

Pöppe, Thomas; Schiereck, Dirk; Zielinski, Frank

## Article

# Das Google-Suchvolumen als Liquiditätsindikator des Aktienhandels: Evidenz aus dem weltweiten Agrarsektor

Credit and Capital Markets – Kredit und Kapital

## Provided in Cooperation with:

Duncker & Humblot, Berlin

*Suggested Citation:* Pöppe, Thomas; Schiereck, Dirk; Zielinski, Frank (2014) : Das Google-Suchvolumen als Liquiditätsindikator des Aktienhandels: Evidenz aus dem weltweiten Agrarsektor, Credit and Capital Markets – Kredit und Kapital, ISSN 2199-1235, Duncker & Humblot, Berlin, Vol. 47, Iss. 4, pp. 611-640,  
<https://doi.org/10.3790/ccm.47.4.611>

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/293744>

## Standard-Nutzungsbedingungen:

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

## Terms of use:

*Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.*

*You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.*

*If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.*



<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

## **Das Google-Suchvolumen als Liquiditätsindikator des Aktienhandels: Evidenz aus dem weltweiten Agrarsektor**

Thomas Pöppe, Dirk Schiereck und Frank Zielinski\*

### **Zusammenfassung**

Investoren nutzen zur Informationsbeschaffung neben traditionellen Nachrichtenkanälen zunehmend das Internet, was dazu geführt hat, dass Internetsuchaktivität als signifikanter Prädiktor für das Handelsvolumen von Aktien börsennotierter Unternehmen vermutet wird. Einige länderspezifische Evidenz unterstützt diese Vermutung. In dieser Studie wird erstmalig global länderübergreifend und industriefokussiert dieser Zusammenhang analysiert. Als Gradmesser für die Aufmerksamkeit, die Investoren einem Unternehmen schenken, sollte sich insbesondere die Internetsuchaktivität solcher Branchen eignen, denen im Allgemeinen ein geringes Interesse zuteil wird, weshalb der Fokus auf die Agrarindustrie gelegt wurde. Entsprechend eindeutig fallen die Ergebnisse aus. Das Google-Suchvolumen ist nicht nur hoch korreliert mit Illiquidität und Handelsaktivität, sondern hat auch die mit Abstand größte erklärende und vorhersagende Kraft.

### **Google Search Volume as Proxy for Liquidity in Equity Trading: Evidence from the Global Agriculture Sector**

#### **Abstract**

Investors rely increasingly on the internet for their information research, in parallel to the use of traditional news channels. Accordingly, country-specific empirical evidence demonstrates that internet search activity has predictive power

---

\* Dipl.-Wirtsch.-Inf. Thomas Pöppe, Technische Universität Darmstadt, Fachgebiet Unternehmensfinanzierung, Hochschulstr. 1, 64289 Darmstadt, poeppe@bwl.tu-darmstadt.de

Prof. Dr. Dirk Schiereck, Technische Universität Darmstadt, Fachgebiet Unternehmensfinanzierung, Hochschulstr. 1, 64289 Darmstadt, schiereck@bwl.tu-darmstadt.de

Frank Zielinski, Technische Universität Darmstadt, Hochschulstr. 1, 64289 Darmstadt, frank.zielinski@stud.tu-darmstadt.de

Wir danken der Wissenschaftsförderung der Sparkassen-Finanzgruppe für die finanzielle Unterstützung dieses Forschungsprojektes. Für wertvolle Kommentare und Hinweise, die zu einer deutlichen Verbesserung des Artikels beigetragen haben, danken wir besonders dem anonymen Gutachter sowie Herausgeber Prof. Hakenes.

over future trading volume of listed stocks. This study analyzes the relationship of search volume and trading activity for the first time on a global scale and focused on one specific industry sector. Search volume should proxy for investors' attention especially in those branches with less than average attention from the public. Hence, we study the global agricultural sector. The results indeed support our hypothesis. Google search volume is not only highly correlated with illiquidity and trading activity but also has the largest predictive power when compared to other liquidity proxies.

*Keywords:* Kapitalmarktliquidität, Investorenverhalten, Internetsuche

*JEL Classification:* G12, G14

## I. Einleitung

*Da/Engelberg/Gao* (2011) zählen zu den Ersten, die einen Zusammenhang von Kursentwicklung und Handelsvolumen mit dem Suchvolumen der Internetsuchmaschine Google für den US-Aktienhandel dokumentieren. Die vorliegende Arbeit greift diesen Ansatz der Aufmerksamkeitsmessung über das Suchvolumen auf Google auf und nutzt ihn erstmals global anhand einer speziellen Branche, die für gewöhnlich nur unterdurchschnittlich viel Aufmerksamkeit, sowohl von der Öffentlichkeit, den Medien als auch Investoren, bekommt: börsennotierte Agrarunternehmen. Entsprechend dieser eher geringeren Aufmerksamkeit, und der im Vergleich zu anderen Branchen etwas geringeren Größe der Unternehmen<sup>1</sup>, sollte die investitions- oder geschäftsgetriebene Suchaktivität einen hohen Anteil an der gesamten Suchaktivität haben und so die von *Da et al.* (2011) präsentierte Evidenz besonders unverzerrt testen.<sup>2</sup>

Investoren nutzen Suchmaschinen für das Internet, um sich über Unternehmen zu informieren. Google hat den absolut größten Marktanteil unter den Internetsuchmaschinen<sup>3</sup> und bietet damit eine repräsentative

---

<sup>1</sup> Die Unternehmen in unserem globalen Datensatz haben eine Marktkapitalisierung von im Durchschnitt 10,6 Mrd. USD, im Median 4,2 Mrd. USD. Die 1609 Unternehmen des MSCI World Index sind im Schnitt doppelt so groß, mit einer Marktkapitalisierung von 20 Mrd. USD (Durchschnitt) bzw. 8,9 Mrd. USD (Median).

<sup>2</sup> Für Datensätze mit Aktien von beispielsweise Fluggesellschaften oder Konsumgüterherstellern ist eine durch produkt- bzw. dienstleistungsbezogene Suchaktivität getriebene Verzerrung nicht auszuschließen, die zu zufälligen Signifikanzen führen mag. Zudem erscheint eine Robustheitsprüfung für einen Datensatz, der nicht durch Ereignisse beeinflusst ist, die landesweit alle Aktien eines Datensatzes in ähnlicher Weise treffen, sinnvoll zu sein.

<sup>3</sup> Vgl. <http://de.statista.com/statistik/daten/studie/222849/umfrage/marktan-teile-der-suchmaschinen-welt-weit/>, <http://lt-com-design.net/suchmaschinen-markt>

Darstellung der internetbasierten Informationsbeschaffung von Investoren mithilfe von Daten aus dem Internet. Im Fokus der weiteren Untersuchung steht die Hypothese, dass die Börsenhandelsaktivität in einer Aktie von Unternehmen aus dem Agrarsektor steigt, wenn das Suchvolumen steigt. Daraus ließe sich schließen, dass das Google-Suchvolumen sich als Kenngröße für die handelsrelevante Aufmerksamkeit, die einem Unternehmen zuteil wird, eignet.

Die nachfolgend präsentierten Ergebnisse unterstützen diese Hypothese und sind konsistent zu den Erkenntnissen von *Bank/Larch/Peter* (2011). Ein Anstieg des Suchvolumens bei Google geht einher mit einer erhöhten Aktienhandelsliquidität der gesuchten Unternehmen; Handelsvolumen und Suchvolumen sind stark korreliert. Umgekehrt zeigt die Beschreibung der Illiquidität mittels ausgewählter Aktiencharakteristika, dass die Suchanfragen bei Google einen signifikanten Einfluss auf die (II-)Liquidität einer Aktie haben. Zudem korrelieren nicht nur die absoluten Niveaus von Suchvolumen und Liquidität parallel und prospektiv, sondern insbesondere die Stärke der Änderung des Suchvolumens mit der Stärke der Änderung des Handelsvolumens.

Die weitere Analyse ist wie folgt strukturiert: Kapitel II gibt einen Überblick über die Agrarindustrie, erläutert den vermuteten Zusammenhang zwischen Suchvolumen und Anlegerinteresse und gibt einen Überblick relevanter Forschungsergebnisse. Kapitel III stellt die Datenbasis und verwendeten Kennzahlen vor. Kapitel IV diskutiert Methodik und Ergebnisse der Korrelationsanalyse. In Kapitel V werden Methodik und Ergebnisse einer Panelregression zur Validierung der vorangegangenen Ergebnisse vorgestellt. Kapitel VI fasst die Ergebnisse zusammen und zieht ein Fazit.

## II. Industriebintergrund und Hypothesenbildung

### 1. Der Agrarsektor

Die Landwirtschaft ist eines der ältesten Gewerbe der Geschichte und hat wegen ihrer Ernährungsfunktion eine fundamentale Bedeutung für die Menschen weltweit. Aus diesem Grund wurde der Agrarsektor in vielen Ländern in der Vergangenheit vom Staat gelenkt, geregelt und auch

---

uberblick-marktanteile/, <http://www.luna-park.de/blog/1175-suchmaschinen-marktanteile/> (Zugriff zuletzt am 1.11.2013).

subventioniert. Diese Sonderbehandlung beruht weniger auf ökonomischen als vielmehr auf politischen Gründen (siehe bspw. *Haas/Eschlbeck*, 2006, S. 313 ff.). Nicht nur wegen der politischen Sonderstellung ist der Agrarsektor vor allem in Krisenzeiten bedeutend. Der DAXglobal Agribusiness<sup>4</sup> erholte sich nach der Finanzkrise 2008/09 deutlich schneller als industrieübergreifende Indizes. Der Kursverfall in den Jahren 2008/09 unterscheidet sich zwar nicht von anderen Indizes, wohl aber die Kurs-erholung (ca. 400 Ende 2007 zu ca. 170 Anfang 2009; im Jahr 2011 bereits wieder bei der alten Höchstmarke). Im Gegensatz zum DAXglobal Agribusiness konnte der MSCI World Index erst zu Beginn des Jahres 2013 wieder das Vorkrisenhoch erreichen.

In den Industrieländern hat die Agrarbranche insgesamt eine untergeordnete Bedeutung. Ein erstaunliches Produktivitätswachstum um den Faktor 10–15 innerhalb eines Jahrhunderts ging einher mit einem Absinken des Bruttowertschöpfungsanteils von knapp 30 % auf unter 1 %<sup>5</sup>. Dadurch erklärt sich eine im Allgemeinen deutlich geringere Aufmerksamkeit für Unternehmen aus dem Agrarsektor, sowohl allgemein in der Öffentlichkeit, als auch bei Investoren. Unternehmen der Agrarbranche richten sich kaum direkt an Endverbraucher, deshalb kann angenommen werden, dass der überwiegende Teil der Suchaktivität von Geschäfts- oder Investitionsinteressen getrieben ist. Das steht im Gegensatz zu bspw. Fluggesellschaften oder Konsumgüterherstellern. Wer sucht häufig nach „Maple Leaf Foods“ oder „Nufarm“? Wer sucht im Vergleich dazu nach „Adidas“ (+„Schuhe“), „Deutsche Bank“ (+„Konto“) oder „Luft-hansa“ (+„Flugtickets“)? Die Hypothese der geschäfts- und investorengetriebenen Aufmerksamkeit ist intuitiv verständlich, aber nicht einfach quantitativ zu unterfüttern. Wir haben alle Webseiten der Unternehmen unseres Datensatzes nach Indikatoren untersucht (siehe Tabelle A.1 im Anhang). Kein einziges Unternehmen bietet einen Online-Shop für Endverbraucher an, nur zwei von 40 Unternehmen haben ein Portal für Händler. Bis auf 6 Unternehmen stellen alle Unternehmen detaillierte Produktinformationen online, aber bei nur bei 6 von diesen Unternehmen sind dies auch Produkte für Endverbraucher wie z.B. Fertiggerichte, alles andere betrifft Produkte für Produzenten und Großabnehmer. Alle Unternehmen hingegen stellen Informationen zum Unternehmen bereit,

<sup>4</sup> Der DAXglobal Agribusiness ist der Leitindex für die weltweite Agrarbranche. Er beinhaltet 30 Unternehmen des Sektors aus verschiedenen Ländern.

<sup>5</sup> „Die deutsche Landwirtschaft – Leistungen in Daten und Fakten“, BmELV, [http://www.bmelv.de/cae/servlet/contentblob/430138/publicationFile/26477/Die\\_DeutscheLandwirtschaft.pdf](http://www.bmelv.de/cae/servlet/contentblob/430138/publicationFile/26477/Die_DeutscheLandwirtschaft.pdf)

die explizit an Investoren gerichtet sind, wie z.B. Strategie, Unternehmensleitbild, Historie und Geschäftszahlen. In den allermeisten Fällen ist eine Sektion direkt auf der Startseite hervorgehoben, die sich ausschließlich an Investoren richtet (bspw. „Investor Relations“ oder „Investoren“). Auch wenn diese Recherche nur das Angebot an Informationen abdeckt und nicht direkt die Nachfrage misst, ist dies ein Indiz dafür, dass die Mehrheit der Suchanfragen zu den untersuchten Unternehmen geschäfts- oder investitionsgetrieben ist. Die vergleichsweise geringe Konsumenten-aufmerksamkeit ist das zentrale Selektionskriterium und ist für die Methodik dieser Arbeit von Vorteil, da das Suchvolumen nach Agrarunternehmen wenig rein konsumorientierte Suchen enthalten wird.

## 2. Google und Investoren

Der Suchmaschinenanbieter Google entstand Mitte der 1990er Jahre an der Universität Stanford. Genau wie das Internet selbst wuchs das Unternehmen extrem schnell. Im Jahr 2012 nutzten ca. 2,4 Mrd. Menschen das Internet als Kommunikations- und Informationsmittel<sup>6</sup> – ungefähr ein Drittel der Weltbevölkerung. Suchmaschinen kommt eine immer wichtigere Bedeutung für die Navigation und Erschließung der im Internet verbreiteten Information zu, und Google ist mit weitem Abstand Marktführer. Die Statistiken zu den aktuellen Marktanteilen der Suchmaschinen zeigen zwar Differenzen auf, aber im Mittel erreicht Google global einen unangefochten hohen Marktanteil von 70 % bis 90 %.<sup>7</sup> Damit ist es nicht erforderlich, neben Google weitere Suchmaschinen in die Analyse mit einzubeziehen. Weiterhin unterstützen allgemeine Trends zum Suchverhalten unsere im vorigen Abschnitt erläuterte Annahme, dass ein Großteil der Suchaktivität für die Unternehmen in dem hier verwendeten Datensatz zielgerichtet investitionsgetrieben ist. *Purcell* (2011) zeigte bei einer Nutzerdatenerhebung, dass 92 % aller Internetnutzer der USA täglich eine Suchmaschine für eine Recherche benutzen und diese Ergebnisse mit Haushaltseinkommen und Ausbildung korrelieren. So benutzen vor allem Personen mit einem Universitätsabschluss und hohem Einkommen Suchmaschinen. Ergebnisse von Verhaltensstudi-

<sup>6</sup> <http://www.zdnet.de/41559492/studie-weltweit-nutzen-2-1-milliarden-menschen-das-internet/> (Zugriff zuletzt am 1.11.2013).

<sup>7</sup> <http://de.statista.com/statistik/daten/studie/222849/umfrage/marktanteile-der-suchmaschinen-weltweit/>, [http://www.focus.de/digital/internet/netzoekonomie-blog/suchmaschinen-google-bekommt-neue-konkurrenz\\_aid\\_820575.html](http://www.focus.de/digital/internet/netzoekonomie-blog/suchmaschinen-google-bekommt-neue-konkurrenz_aid_820575.html) (Zugriff zuletzt am 1.11.2013).

en zeigen zudem, dass die Erwartung der Nutzer an sich selbst, eine Suche erfolgreich zu absolvieren, einen positiven Einfluss auf das Sucherverhalten ausübt (siehe z.B. *Hsu/Chiu* (2004)).

### 3. Einordnung in aktuelle Forschung

Während *Da et al.* (2011) und *Bank et al.* (2011) mit länderfokussierten Analysen Suchaktivitäten und Aktienmarktreaktionen untersuchen, denen in ihren Heimatmärkten im Schnitt die höchste Aufmerksamkeit zufällt, soll dieser Fokus nachfolgend erweitert werden, um zu ergründen, ob Aktien mit einer geringeren Grundaufmerksamkeit andere Liquiditätsmuster aufweisen. Diese eingeschränkte Grundaufmerksamkeit sollte zufällige Signifikanzen, die bspw. getrieben sein können durch geschenkorientierte Suchanfragen zur Vorweihnachtszeit oder werbungsinduzierte Anfragen nach Superbowl-Übertragungen, weitgehend ausgeschlossen werden. Durch den globalen Datensatz werden zudem Sucheffekte eingeschränkt, die durch nationale Ereignisse alle Aktien eines Marktindex treffen können.

Wie und in welchem Ausmaß Medien, zu denen das Internet und Suchmaschinen gehören, das Handelsverhalten beeinflussen, zeigen bereits *Barber/Odean* (2008). Sie präsentieren Evidenz, nach der Investoren häufig nur die Aktien kaufen, die in den Medien durch Zeitungsartikel, hohe tägliche Renditen oder ein hohes Handelsvolumen auffallen. Bei dem Verkauf von Aktien ergibt sich das Problem der Bekanntheit nicht, da ausschließlich Aktien verkauft werden können, die der Investor besitzt und die somit bekannt sind. *Barber/Odean* (2008) stellen fest, dass Anleger außerdem oft nach dem Prinzip „first come, first serve“ agieren. Die Aktie, die zuerst die Aufmerksamkeit auf sich zieht, wird in die engere Kaufauswahl aufgenommen. Nach eigenen Präferenzen werden aus dem imaginär gebildeten Portfolio die besonders passend erscheinenden Aktien ausgewählt und gekauft. Diese Präferenzen können jedoch durch die schnelle Aufmerksamkeit auf ein bestimmtes Wertpapier unterdrückt werden. Das geschieht, wenn die Auswahl an Alternativen hoch und die Recherche teuer ist. Die schnellen und vielseitigen Informationsbeschaffungsmöglichkeiten in den Medien können somit auch ein Nachteil bei der Auswahl werden.

Der Zusammenhang zwischen aggregierten Nachrichten- und Informationsströmen und dem Börsenhandel wurde natürlich auch schon vor der weiten Verbreitung des Internets als Informationsmedium untersucht.

Die Menge der täglich verfügbaren Informationen über Unternehmen, approximiert beispielsweise über die Veröffentlichungsrate des Reuters News Feed (*Berry/Howe* (1994)) oder die Anzahl der von der Dow Jones Company veröffentlichten Neuigkeiten (*Mitchell/Mulherin* (1994)) können einen entscheidenden Anteil der Schwankungen der Handelsaktivität erklären. Die Reaktionsgeschwindigkeit des Handels nimmt dabei stetig zu und damit die Zeit der Einflussnahme neuer Meldungen ab. Ein Großteil der Verarbeitung von neuen Informationen geschieht innerhalb weniger Minuten, wie neuere Studien zeigen. Auf der NASDAQ werden beispielsweise 75 % der durch Analystenempfehlungen ausgelösten Preisänderungen innerhalb von 15 Minuten verarbeitet (*Green* (2006)), auf XETRA sind es ebenfalls 15 Minuten für Ad-Hoc Nachrichten (*Muntermann/Guettler* (2007)) und nachrichtenunabhängige Untersuchungen auf Handelsdaten der NYSE zeigen beispielsweise, dass die Korrelationen untertägiger Handelsungleichgewichte innerhalb von 10 bis 15 Minuten komplett verschwunden sind (*Visaltanachoti/Yang* (2010)). Umso bemerkenswerter ist, dass die in dieser Studie festgestellten Zusammenhänge prospektiv auf Wochen- bzw. Monatsbasis signifikant sind. Mangelnde Datenverfügbarkeit verhindert eine Untersuchung auf Tagesbasis, bei der die Ergebnisse noch stärker ausfallen könnten.

*Fang/Peress* (2009) untersuchen nicht das Handelsvolumen der Aktien, sondern deren Renditeentwicklung und korrelieren diese mit der Medienpräsenz der Unternehmen. Sie zeigen, dass Aktien, die seltener in Medien erwähnt werden, eine höhere Rendite erzielen als Aktien, die eine hohe Medienpräsenz haben. Dieser Zusammenhang war vor allem bei kleineren Unternehmen und bei solchen mit hoher Blockanteilseignerquote signifikant. Eine hohe Medienpräsenz liefert zwar schnell Informationen, bringt aber nicht die Meinungen der Unternehmensanalysten in Konsens. Entsprechend zeigt sich bei *Fang/Peress* (2009), dass hohe Differenzen der Prognosen einhergehen mit einer hohen Volatilität der Aktie. Diese Ergebnisse erscheinen konsistent zu denen von *Berry/Howe* (1994). Viele Anleger investieren in dieselbe Aktie, weil diese durch Medien bekannt ist, und nicht, weil diese ihren Präferenzen entspricht.

Neuere Studien untersuchen auf verschiedene Weise den Einfluss der Informationsgenerierung und -verbreitung über das Internet auf Handelsgeschehen und Kursverläufe. *Rubin/Rubin* (2010) dokumentieren einen Zusammenhang zwischen der Frequenz der Editierung von Wikipedia-Artikeln über Unternehmen mit dem Informationsstand von Analysten. Je höher die Editierungsrate auf Wikipedia, desto geringer sind die



Abweichungen der Analysten von dem tatsächlichen Marktgeschehnis und desto größer ist die Anpassung der Geld-Brief-Spanne. Daraus schließen sie, dass die Anpassung von Informationen im Internet im direkten Zusammenhang mit dem Informationsstand der Händler steht. Noch konkreteren Bezug zum Handelsgeschehen haben Internetforen, in denen Aktien und Handelsstrategien diskutiert werden. Die automatisierte Analyse der Diskussionsbeiträge zur Messung positiver oder negativer Stimmung kann ebenfalls in kleinem Maßstab Kursbewegungen und Handelsaktivität vorhersagen (*Antweiler/Frank* (2004), *Gottschlich/Hinz* (2013)). Die nächste Evolutionsstufe des Nutzer-generierten Inhalts sind neue soziale Netzwerke wie Twitter und Facebook. Hier sind sinnvolle Aggregierungsmechanismen, meist auf Wörterbüchern basierende Textanalysemethoden, umso entscheidender, da die Masse an zu verarbeitenden Informationen die der Diskussionsforen nochmals weit übersteigt. Zu den ersten und wichtigsten Arbeiten gehört die Analyse von knapp 10 Millionen Tweets von *Bollen/Mao/Zeng* (2011). Die aus den Tweets extrahierten Stimmungslevel haben statistisch signifikante Vorhersagekraft für den Verlauf des Dow Jones Industrial Average. Andere Studien konzentrieren sich rein auf Tweets, die mit dem Kürzel einer Aktie „getagged“, d.h. markiert, sind und dadurch eindeutiger auf eine Empfehlung oder relevante Information hinweisen als die Suche in allen Tweets nach allgemeinen Stimmungen (*Rao/Srivastava* (2012), *Sprenger/Tumasjan/Sandner/Welpe* (2013)). Auch hier zeigt sich eine statistisch signifikante Vorhersagekraft für zukünftige Kursverläufe.

Die bisher evaluierte Literatur betrachtet entweder das passive Konsumieren oder das aktive Erstellen von Informationen im Internet. Im Gegensatz dazu gehört diese empirische Auswertung zur Gruppe von Studien, die Daten der aktiven Informationsbeschaffung, mithilfe von Suchmaschinen, als Grundlage haben (*Bank et al.* (2011), *Da et al.* (2011), *Drake/Roulstone/Thornock* (2012), *Mondria/Wu/Zhang* (2010)). *Mondria et al.* (2010) zeigen, dass AOL-Suchverläufe stark mit dem Handelsgeschehen korrelieren. Dieses Modell wurde auch auf andere Länder und andere Themen angewandt. *Da et al.* (2011) zeigen, dass die Suchanfragen bei Google mit der Aufmerksamkeit von Investoren korrelieren und dass ein erhöhtes Suchvolumen bei Google mit einem Preisanstieg von Aktien innerhalb der nächsten zwei Wochen einhergeht. Ein anderes untersuchtes Portfolio zeigt am ersten Tag nach einem Suchanstieg einen hohen Kursgewinn, gefolgt von einer längeren Phase der Unterbewertung. *Bank et al.* (2011) bestätigen diese Beobachtung für den deutschen Aktienmarkt und vermuten als Kausalzusammenhang eine durch Google

verkleinerte Informationsasymmetrie, die Investoren zu einem vermehrten Handel ermutigt. *Drake et al.* (2012) wiederum betrachten nicht den allgemeinen Zusammenhang zwischen Such- und Handelsaktivität, sondern analysieren diesen während Gewinnankündigungen. Das Suchvolumen steigt bereits vor dem Veröffentlichungstermin deutlich an und bleibt anschließend mehrere Tage auf hohem Niveau. Je stärker der Suchanstieg vor dem Veröffentlichungstermin war, desto schwächer fällt der eigentliche Ankündigungseffekt bzgl. Preis und Handelsvolumen aus. In Summe zeigt die genannte Evidenz, dass die aktive Internetsuche insbesondere mit Google ein entscheidendes Werkzeug von Investoren zur Informationsbeschaffung ist.

Unsere Auswertungen erweitern die bisherige Forschung auf diesem Gebiet in drei wesentlichen Dimensionen. Zum einen ist unser Datensatz global zusammengesetzt, nicht regional begrenzt wie bei *Mondria et al.* (2010), *Da et al.* (2011), *Bank et al.* (2011) und *Drake et al.* (2012). Zweitens erfolgt die Selektion des Datensatzes spezifisch für eine Industrie, für die der Zusammenhang zwischen Handelsverhalten und Suchvolumen besonders ausgeprägt sein sollte. Und schließlich erstreckt sich der Betrachtungszeitraum hier über fast 9 Jahre von Januar 2004 bis November 2012 und ist damit deutlich länger als die Beobachtungsdauer der genannten Studien (3 Monate, 6 Jahre, 4 Jahre und 4 Jahre). Der umfangreichere Datensatz ermöglicht unter anderem eine feinere Unterteilung in Subgruppen und zusätzliche Robustheitstests.

### III. Datenbasis und Methodik

#### 1. Auswahl der Agrarunternehmen

Die Abgrenzung von Unternehmen, die zur Agrarwirtschaft gerechnet werden, ist nicht eindeutig. Die Zusammenstellung des Datensatzes für diese Arbeit erfolgt aus zwei Quellen:

- den Mitgliedern des DAXglobal Agribusiness Index mit Unternehmen, die mehr als 50 % ihrer Einnahmen mit Nutztierhaltung und -verarbeitung, der agrarwirtschaftlichen Chemie, der Lebensmittelproduktion oder der Vermarktung von Ethanol und Biodiesel generieren;
- Agrarunternehmen gemäß Bloomberg.com<sup>8</sup>.

<sup>8</sup> <http://www.faz.net/aktuell/finanzen/aktien/strategie-agrarboom-laesst-die-aktienkurse-der-agrarunternehmen-spiessen-1120252.html> (Zugriff zuletzt am 1.11.2013).

Gefiltert wird nach Datenverfügbarkeit. Existieren keine Daten zu Beginn des Untersuchungszeitraums, so werden die Unternehmen ab dem Tag des Börsengangs betrachtet. Wenn mehrere Wochen oder Monate keine Kursdaten vorhanden sind, wird die Zeitreihe von diesen Unternehmen erst ab dem Zeitpunkt einbezogen, ab dem mindestens acht zusammenhängende Werte vorliegen. Um die Daten nicht durch starke Schwankungen zu verfälschen, sind alle Penny-Stocks von der Auswertung ausgeschlossen. Nach der Filterung sind 41 Unternehmen im finalen Datensatz (siehe Tabelle 1 im Anhang).

## 2. Ermittlung des Internetsuchvolumens

Neben der Marktführerschaft in der Internetsuche hat Google einen weiteren für die Auswertungen wichtigen Vorteil gegenüber anderen Suchmaschinen. Seit Anfang 2004 stellt Google mit „Trends“ ([www.google.com/trends](http://www.google.com/trends)) ein Tool bereit, mit dem sich die Suchhäufigkeit über die Zeit zu jedem beliebigen Begriff auf einer Skala von 0 bis 100 anzeigen lässt. Die Suchvolumen sind in Abhängigkeit von der Popularität des Suchbegriffs in wöchentlicher oder monatlicher Granularität verfügbar. Sofern verfügbar, werden die wöchentlichen Daten genutzt. Das Suchvolumen je Unternehmen wird über den Unternehmensnamen abgefragt, ohne Zusätze wie die Unternehmensform. Nur bei Unternehmensnamen mit mehrfacher Bedeutung wird die Rechtsform mit eingegeben, um falschpositive Treffer zu vermeiden (bspw. ist „Lindsay“ auch ein Frauenname, „Elders“ ein Computerspiel). Es wird der komplette verfügbare Zeitraum ab Januar 2004 bis November 2012 genutzt.

Analog zur Aufbereitung der Aktienkennzahlen werden die Zahlenreihen erst berücksichtigt, wenn zum ersten Mal in mindestens acht aufeinanderfolgenden Wochen (Monaten) mindestens eine Suchanfrage vorhanden ist. Bei Unternehmen mit sehr geringem Suchvolumen kann es vorkommen, dass anschließend auch wieder mehrere zusammenhängende Monate kein Suchvolumen aufweisen. Diese Zeiträume bleiben in der Untersuchung, solange die Aktienkennzahlen verfügbar sind.

## 3. Kennzahlen zur Messung der Aufmerksamkeit und Liquidität

In Anlehnung an *Bank et al. (2011)* werden verschiedene Kennzahlen zur Repräsentation von Handelsvolumen, Liquidität und Rendite untersucht, bei denen ein Zusammenhang zum Suchvolumen vermutet wird.

Das Handelsvolumen  $TV_{iyd}$  (Traded Volume) der Aktie  $i$  im Jahr  $y$  am Tag  $d$  ist definiert als der natürliche Logarithmus der Anzahl der gehandelten Aktien  $VO_{iyd}$  multipliziert mit deren Tagesschlusskurs  $P_{iyd}$ :

$$TV_{iyd} = \ln(VO_{iyd} P_{iyd})$$

Als zweite Kennzahl für die Handelsaktivität dient die Umschlagsrate  $TO_{iyd}$  (Turnover Rate), definiert als Quotient der gehandelten Aktien pro Tag  $VO_{iyd}$ , und dem gesamten handelbaren Volumen  $NOSH_{iyd}$  (Number of Outstanding Shares) der Aktie  $i$  im Jahr  $y$  am Tag  $d$ . Je höher die Umschlagsrate, desto kürzer die Halteperiode der jeweiligen Aktie und desto höher die Handelsaktivität:

$$TO_{iyd} = \frac{VO_{iyd}}{NOSH_{iyd}}$$

Die Liquidität einer Aktien soll angeben, wie schnell und in welcher Menge eine Aktie am Markt veräußert (und gekauft) werden kann. In einer viel beachteten Studie hat *Amihud* (2002) eine Kennzahl vorgeschlagen, die das semantische Gegenteil, Illiquidität, misst. Diese wird berechnet als das Verhältnis der Rendite der Aktie zum im gleichen Zeitraum umgesetzten Handelsvolumen. Intuitiv wird damit wiedergegeben, welche Preisänderung ein bestimmtes Handelsvolumen hervorruft. Führt ein hohes Handelsvolumen nicht zu einer Preisänderung, ist der Markt folglich liquide genug um das hohe Handelsvolumen aufzunehmen und die Illiquidität ist gering. Die Amihud-Kennzahl wird deswegen auch als ein grobes Maß für den „price impact“, d.h. Preiseinfluss (des Handelsvolumens), bezeichnet. Der Betrag der Rendite  $R_{iyd}$  geteilt durch das Handelsvolumen  $TV_{iyd}$  ergibt die Illiquidität  $ILLIQ_{iyd}$  der Aktie  $i$  im Jahr  $y$  am Tag  $d$ :

$$ILLIQ_{iyd} = \frac{|R_{iyd}|}{TV_{iyd}}$$

Wir berechnen die Renditen der Aktien als Quotient der Differenz der Preise der Aktie  $i$  von Tag  $d$  und  $d - 1$  und dem Preis der Aktie  $i$  zum Tag  $d - 1$ :

$$R_{iyd} = \frac{P_{iyd} - P_{iy(d-1)}}{P_{iy(d-1)}} \cdot 100$$

Da bei den Daten von Google entweder die wöchentlichen oder monatlichen Werte gegeben sind, müssen die Aktien- und Handelskennzahlen entsprechend auf Wochen- oder Monatsbasis aggregiert werden. Für eine Woche  $w$  ergibt sich:

$$TV_{iyw} = \sum_{d=1}^{D_{iyw}} TV_{iywd}$$

$$TO_{iyw} = \sum_{d=1}^{D_{iyw}} TO_{iywd}$$

Analog je Monat  $m$ :

$$TV_{iym} = \sum_{d=1}^{D_{iym}} TV_{iymd}$$

$$TO_{iym} = \sum_{d=1}^{D_{iym}} TO_{iymd}$$

Die Kennzahl zur Illiquidität lässt sich nicht aufsummieren. Stattdessen wird zur Umrechnung auf wöchentliche (monatliche) Daten der Durchschnitt der täglichen Werte verwendet, wie von *Amihud* (2002) vorgeschlagen:

$$ILLIQ_{iyw} = \frac{1}{D_{iyw}} \sum_{d=1}^{D_{iyw}} ILLIQ_{iywd}$$

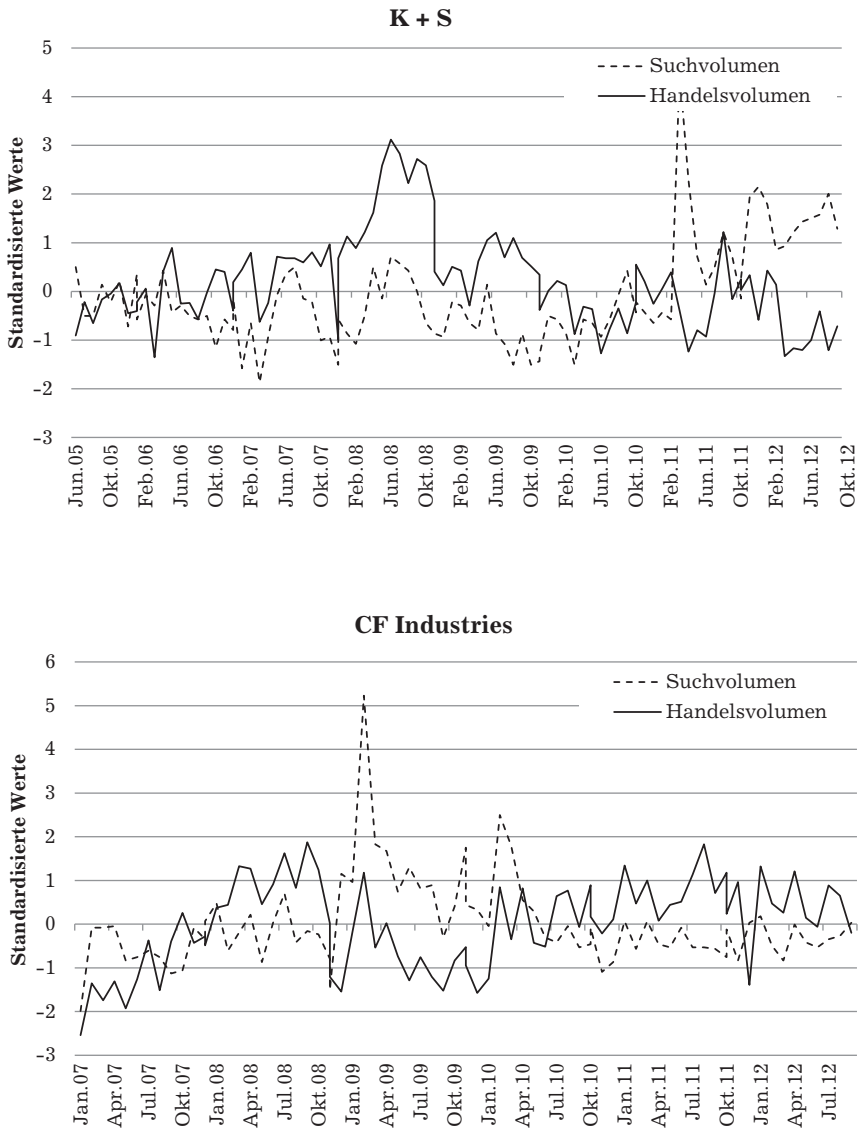
$$ILLIQ_{iym} = \frac{1}{D_{iym}} \sum_{d=1}^{D_{iym}} ILLIQ_{iymd}$$

Das Google-Suchvolumen des Unternehmens  $i$  zum Zeitpunkt  $t$  wird mit  $GT_{i,t}$  bezeichnet.

#### IV. Korrelation von Suchaktivität und Liquidität

##### 1. Korrelationsanalysen für den kompletten Datensatz

Der Zusammenhang zwischen Handelsaktivität, Illiquidität und dem Google-Suchvolumen wird auf Basis der absoluten Werte und der wöchentlichen bzw. monatlichen Differenzwerte untersucht. Bei den Differenzen wird zusätzlich die Rendite über den jeweils gewählten Zeitraum



Diese Abbildung veranschaulicht für zwei beispielhaft ausgewählte Unternehmen den Verlauf des Handels- und des Suchvolumens über einen Zeitraum von mehreren Jahren. Im ersten Graphen sind die Daten des Unternehmens K+S, im zweiten Graphen des Unternehmens CF Industries abgebildet. Die Werte von Such- und Handelsvolumen wurden zur Darstellung standardisiert auf Mittelwert 0 und Standardabweichung 1.

*Abbildung 1: Verlauf standardisiertes Such- und Handelsvolumen*

Tabelle 1  
Korrelationsmatrix absolute Kennzahlen

Variablen	GT	ILLIQ	TV	TO
GT	1	-0,199***	0,192***	0,054***
ILLIQ		1	-0,392***	-0,057***
TV			1	0,496***
TO				1

Diese Tabelle zeigt die Pearson-Korrelationskoeffizienten der Aktienkennzahlen. Hierbei ist *GT* das Suchvolumen, *ILLIQ* die Amihud-Illiquidität und *TV* und *TO* die Handelsaktivitäten (Traded Volume und Turn-over Rate). Außer den Renditen werden alle Variablen standardisiert, so dass sie einen Mittelwert von null und eine Standardabweichung von eins haben. Die Signifikanzniveaus zu 10 %, 5 % und 1 % zeigen \*, \*\* und \*\*\* entsprechend an.

betrachtet. Für einen einfacheren Vergleich der Zusammenhänge werden die Kennzahlen standardisiert auf einen Mittelwert von null und eine Standardabweichung von eins. In Abbildung 1 wird die Korrelation zwischen Such- und Handelsvolumen am Beispiel zweier Unternehmen, K+S und CF Industries, veranschaulicht. Es lässt sich an den Graphen leicht erkennen, dass die beiden Zeitreihen alles andere als unabhängig sind. Die Pearson-Korrelationskoeffizienten der Kennzahlen in Tabelle 1 bestätigen diese Beobachtung analytisch für den gesamten Datensatz. Das Google-Suchvolumen weist eine hochsignifikante, negative Korrelation zur Illiquidität auf und konsistent dazu die Handelsaktivität eine signifikant positive Korrelation. Diese Ergebnisse unterstützen für den kompletten Datensatz die Hypothese, dass bei hohem Suchvolumen auch eine hohe Handelsaktivität herrscht, die gleichbedeutend mit niedriger Illiquidität ist. Passend dazu nimmt die Illiquidität mit hohem Such- und Handelsvolumen ab.

Diese Datenkonstellation findet sich ähnlich auch für die Korrelation zwischen Änderungen der Handelsaktivität und Änderungen des Suchvolumens, die aus der Differenz von Monat/Woche *t* und vorhergehendem Monat/Woche *t* – 1 gebildet werden. Die Variablen der Differenzen sind mit  $\Delta$  gekennzeichnet. Für die Handelskennzahlen werden die Tagesdaten auf wöchentliche bzw. monatliche Differenzen summiert, bei den Renditen wird die Kursänderung entsprechend auf wöchentliche und monatliche Basis berechnet.

Die Ergebnisse in Tabelle 2 bestätigen insgesamt den oben gefundenen Zusammenhang zwischen Suchvolumen und den Kennzahlen *ILLIQ* und

Tabelle 2  
Korrelationsmatrix Differenzen

Variablen	$\Delta GT$	$\Delta ILLIQ$	$\Delta TV$	$\Delta TO$	R
$\Delta GT$	1	-0,019	0,148***	0,168***	0,001
$\Delta ILLIQ$		1	0,056***	0,023	0,682***
$\Delta TV$			1	0,520***	0,083***
$\Delta TO$				1	-0,015
R					1

Diese Tabelle zeigt die Pearson-Korrelationskoeffizienten der Differenzen der Aktienkennzahlen. GT ist das Google-Suchvolumen, *ILLIQ* die Amihud-Illiquidität, *TV* und *TO* Kennzahlen für die Handelsaktivität und R die Renditen. Außer den Renditen werden alle Variablen standardisiert, so dass sie einen Mittelwert von null und eine Standardabweichung von eins haben. Die Signifikanzniveaus zu 10 %, 5 % und 1 % zeigen \*, \*\* und \*\*\* entsprechend an.

*TV*. Ein ansteigendes Suchvolumen geht einher mit steigender Handelsaktivität *TV* und *TO*, der Zusammenhang ist signifikant auf dem 1 % Niveau. Der Korrelationskoeffizient von Illiquidität und Suchvolumen ist zwar negativ, aber nicht signifikant, d.h. steigendes Suchvolumen geht nicht unbedingt einher mit sinkender Illiquidität. Eine Änderung der Renditen ist nicht signifikant mit dem Suchvolumen korreliert, allerdings ist eine ansteigende Illiquidität positiv korreliert mit steigenden Renditen. Dieser Zusammenhang ist bekannt aus der Literatur, nach der Investoren einen Renditeaufschlag für mangelnde Liquidität fordern.

Weniger unmittelbar intuitiv ist die im Wert kleine, aber positive und hoch signifikante Korrelation zwischen Illiquidität und Handelsvolumen. Gemäß der Definition der Illiquidität über den Quotienten aus Rendite und Handelsvolumen sollte steigendes Handelsvolumen einhergehen mit fallender Illiquidität. Die Ursache scheint in der ebenfalls positiv signifikanten und im Wert höheren Korrelation zwischen Handelsvolumen und Rendite zu liegen. Der im Verhältnis zur Änderung des Handelsvolumens stärkere Anstieg der Renditen sorgt für einen steigenden Wert der Kennzahl für die Illiquidität.

2. Korrelationsanalysen mit Partitionierung des Datensatzes

Um die Ergebnisse der Korrelationsanalyse auf ihre Robustheit zu prüfen, wird der Datensatz auf Monatsbasis in Gruppen nach der Höhe der absoluten Werte und der Höhe und Richtung der Änderung des Suchvo-



lumen über Zeit unterteilt.<sup>9</sup> Die zu testenden Hypothesen sind identisch zum vorigen Abschnitt, nur dass hier auf Unterschiede in Höhe und Richtung des Suchvolumens getestet wird.

Insgesamt werden fünf Unterteilungen des Datensatzes vorgenommen, um den Einfluss willkürlicher Schnitte auszuschließen. In der ersten und zweiten Partitionierung wird in drei Gruppen nur nach der absoluten Höhe des Suchvolumens und den absoluten Werten der Aktienkennzahlen unterschieden. Die beiden Partitionen unterscheiden sich in der Wahl der Grenzwerte für die Gruppeneinteilung. In der dritten und vierten Gruppe werden dann positive und negative Änderungen des Suchvolumens getrennt betrachtet, d.h. der Datensatz wird in Partition 3a und 3b unterteilt, und innerhalb dieser wieder in kleine, große und neutrale Änderungen aufgeteilt. Partition 3a betrachtet nur negative Änderungen in drei Gruppen nach Höhe der Änderung. Partition 3b betrachtet nur positive Änderungen, aufgeteilt in Gruppen nach Höhe der Änderung. Partition vier unterscheidet rein nach Richtung der Änderung des Suchvolumens in positive Änderung, keine Änderung und negative Änderung des Suchvolumens. Nach der Partitionierung werden die Aktienkennzahlen je Gruppe gemittelt. Jedes Unternehmen ist in der Auswertung gleichgewichtet. Die Differenz der Mittelwerte wird mit einem zweiseitigen t-Test auf statistische Signifikanz geprüft.

Tabelle 3 fasst die Ergebnisse sortiert nach den fünf Partitionen zusammen. In Partition 1 und Partition 2 zeigen sich übergreifend, und damit unabhängig von der Wahl der exakten Grenzen zur Einteilung der Beobachtungspunkte in die drei Gruppen, bei den Variablen für die Handelsaktivität und der Illiquidität hoch signifikante Unterschiede zwischen den Gruppen mit absolut hohem und absolut niedrigem Suchvolumen. In Partition 2 liegen die Einteilungsgrenzen des Suchvolumens weiter auseinander, entsprechend deutlicher auseinander liegen auch Illiquidität und Handelsaktivität – ein weiteres Indiz für die Relevanz der Höhe des Suchvolumens. In jedem Fall werden die Ergebnisse der vorigen Korrelationsanalyse bestätigt. Die Renditeentwicklung ist, wie in den vorigen Analysen, nicht beeinflusst vom Suchvolumen.

Partition 3a und 3b basieren auf der Höhe der Änderung des Suchvolumens. Sowohl auf einen starken Anstieg als auch einen starken Abfall des Suchvolumens reagieren die beiden Kennzahlen für die Handelsakti-

---

<sup>9</sup> Die Beobachtungspunkte eines Unternehmens können somit je Monat in einer anderen Gruppe sein.

Tabelle 3  
Partitionsanalyse

	Google Trends (absolut)			Differenz niedriges GT – hohes GT
Variablen	Niedriges GT	Mittleres GT	Hohes GT	
<b>Partition 1:</b> Nach Höhe des Suchvolumens, Grenzen bei 120 und 200				
TV	−0.078	−0.179	0.241	0,319***
TO	0.014	−0.184	0.14	0,126*
ILLIQ	0.237	−0.041	−0.228	−0,465***
R	1.363	1.484	1.233	0.13
<b>Partition 2:</b> Nach Höhe der Suchvolumens, Grenzen bei 80 und 240				
TV	−0.301	−0.054	0.395	0,694***
TO	−0.036	−0.074	0.222	0,258***
ILLIQ	0.374	−0.043	−0.24	−0,614***
R	1.03	1.654	0.764	−0.266
<b>ΔGoogle Trends (Änderung)</b>				Differenz
	Kleines Δ	Mittleres Δ	Großes Δ	großes Δ – kleines Δ
<b>Partition 3a:</b> Nur negative Suchvolumenänderung				
Δ TV	−0.048	−0.074	−0.297	−0,249***
Δ TO	−0.014	−0.105	−0.23	−0,216***
Δ ILLIQ	0.062	0	−0.011	−0.073
R	1.174	0.909	1.279	0.105
<b>Partition 3b:</b> Nur positive Suchvolumenänderung				
Δ TV	0.048	0.208	0.236	0,188***
Δ TO	0.013	0.146	0.233	0,220***
Δ ILLIQ	−0.04	−0.032	−0.023	0.017
R	0.908	0.932	1.178	0.27
<b>ΔGoogle Trends (Änderung, Richtung)</b>				Differenz
	Negatives Δ	Δ = 0	Positives Δ	Positives Δ – Negatives Δ
<b>Partition 4:</b> Richtung der Suchvolumenänderung				
Δ TV	−0.135	−0.192	0.157	0,309***
Δ TO	−0.112	−0.049	0.125	0,237***
Δ ILLIQ	0.02	0.304	−0.036	−0.056
R	1.339	3.99	1.251	−0.088

Diese Tabelle zeigt die Ergebnisse der Partitionierung nach Höhe und Richtung der Änderung des Google-Suchvolumens. Die Variablen *TV*, *TO* und *ILLIQ* sind standardisiert auf Erwartungswert null und Varianz eins. Δ*TV* ist die Änderung des Handelsvolumens, Δ*TO* die Änderung der Umschlagsrate, Δ*ILLIQ* die Änderung der Illiquidität und *R* die Rendite der Aktien in Prozent. Das Signifikanzniveau zu 10 %, 5 % und 1 % wird mit \*, \*\* und \*\*\* dargestellt.

(Fortsetzung nächste Seite)

(Fortsetzung Tabelle 3)

**Partition der Suchvolumina für Tabelle 3**

Alle Suchvolumen wurden zu monatlichen Daten anhand folgender Kriterien zusammengefasst:

Partition 1:

- Kleine Werte zwischen 0 und 120
- Mittlere Werte zwischen 120 und 200
- Große Werte über 200

Partition 2:

- Kleine Werte zwischen 0 und 80
- Mittlere Werte zwischen 80 und 240
- Große Werte über 240

Partition 3a und 3b:

- Kleine Änderungen zwischen 0 und -8 beziehungsweise 0 und 8
- Mittlere Änderungen zwischen -8 und -20 beziehungsweise 8 und 20
- Große Änderungen unter -20 beziehungsweise über 20

Partition 4:

- Negative Änderungen kleiner 0
- Positive Änderungen größer 0
- Neutrale Änderungen gleich 0

vität in die erwartete, d.h. gleiche, Richtung, und sie reagieren signifikant stärker als bei kleinen Änderungen des Suchvolumens. Das entspricht dem hypothetisierten Zusammenhang. Das gleiche Bild ergibt sich auch in Partition 4. Die Beobachtungspunkte mit negativer Änderung des Suchvolumens unterscheiden sich in der Änderung der Handelsaktivitäten hoch signifikant von den Beobachtungspunkten mit positiver Änderung des Suchvolumens.

Allerdings lässt sich kein signifikanter Unterschied in der Änderung der Illiquidität in der Folge einer unterschiedlich hohen Änderung des Suchvolumens feststellen. Die Illiquidität korreliert zwar in allen 5 Partitionen entsprechend in der erwarteten Richtung, allerdings sind die Unterschiede nur in Partition 1 und 2 bei den absoluten, zeitgleichen Werten signifikant. Zusammen mit den vorigen Ergebnissen lässt sich folgern, dass ein höheres Suchvolumen einhergeht mit geringerer Illiquidität, aber es ist nicht abschließend gesichert, dass eine Änderung des Suchvolumens unmittelbar eine Änderung der Illiquidität bewirkt.

Die Renditen steigen oder fallen in keiner Partition zusammen mit der Suchaktivität. Diese Beobachtung steht im Gegensatz zu den Ergebnissen von *Da et al.* (2011), die aber einen kürzeren Zeitraum mit täglichen

Informationen auswerten. *Da et al.* (2011) finden am ersten Tag eines Suchanstiegs hohe Renditen, auf die allerdings eine Korrektur folgt. Durch die wöchentliche und monatliche Betrachtung der Kennzahlen für die Agrarunternehmen in unserem globalen Datensatz werden die sehr kurzfristigen gegenläufigen Effekte wohl aggregiert und enden entsprechend in einem nicht signifikanten Ergebnis.

Die anderen erwarteten Effekte finden unterstützende Evidenz. Die hohe Übereinstimmung der Suchanstiege/-abfälle mit den Handelsaktivitäten ist ein Indiz für ein erhöhtes Interesse der Investoren an den Unternehmen. Es lässt sich ein direkter Zusammenhang zwischen dem Informationsverhalten und den daraus resultierenden Handelsaktivitäten ausmachen. Offensichtlich kann man das Informationsverhalten von Anlegern durch deren Aktivität auf Google verfolgen.

## V. Regressionsanalyse

Nachfolgend wird anhand von Panel-Regressionen untersucht, zu welchem Grad das Suchvolumen einer Aktie die Illiquidität dieser Aktien im Folgemonat erklären und damit auch vorhersagen kann. Im Unterschied zu den vorherigen Analysen werden nun gleichzeitig die Heterogenität der Untersuchungsobjekte und die dynamischen Aspekte in einer einzelnen Analyse berücksichtigt. Durch diese zweidimensionale Struktur können nicht beobachtete, zeitkonstante Unterschiede separat kontrolliert werden. Das Modell orientiert sich an der Vorgehensweise von *Bank et al.* (2011). Neben dem bereits verwendeten Illiquiditätsmaß von *Amihud* (2002) dienen zum Vergleich und als Robustheitstest der Turnover Price Impact (*TPI*) und das Handelsvolumen (*TV*) als alternative Kennzahlen für die Illiquidität.

### 1. Multivariate Regressionsmodell

Damit für jedes Unternehmen gleich viele Werte zur Verfügung stehen und die maximal mögliche Anzahl an Unternehmen gleichzeitig betrachtet werden kann, werden alle Variablen auf monatlicher Basis aggregiert. Dadurch können auch kurzfristige, stark kursbeeinflussende Ereignisse als Einflussfaktoren ausgeschlossen werden, und die Ergebnisse bilden den mittelfristigen Zusammenhang ab, der hier von Interesse ist. Die Aktienkennzahlen werden erneut standardisiert, damit der Einfluss der abhängigen Variablen in den Ergebnissen ohne weitere Anpassungen direkt

vergleichbar ist. In Anlehnung an *Bank et al. (2011)* wird folgendes Regressionsmodell mit der Illiquidität  $ILLIQ_{i,t}$  als abhängige Variable aufgestellt:

$$ILLIQ_{i,t} = c + b_1 ILLIQ_{i,t-1} + b_2 GT_{i,t-1} + b_3 \ln MV_{i,t-1} + b_4 R_{i,t-1} \\ + b_5 \text{Handelsaktivität}_{i,t-1} + b_6 (GT_{i,t-1} \cdot \ln MV_{i,t-1}) + c_i + \mu_t$$

Alle erklärenden Variablen basieren auf den Werten des Vormonats. Die Illiquidität  $ILLIQ_{i,t-1}$  des Vormonats bildet die Autokorrelation der Illiquidität ab. Der neue Term  $GT_{i,t-1} \cdot \ln MV_{i,t-1}$  ist ergänzt im Hinblick auf die Ergebnisse von *Bank et al. (2011)*. Dort ist der Zusammenhang zwischen Suchvolumen und Illiquidität bei Unternehmen mit großer Marktkapitalisierung deutlich geringer als bei kleinen Unternehmen. Entsprechend ist für die Koeffizienten  $b_2$  der Variable  $GT_{i,t-1}$  und  $b_6$  des Terms  $GT_{i,t-1} \cdot \ln MV_{i,t-1}$  ein unterschiedliches Vorzeichen zu erwarten. Weitere erklärende Variablen sind der logarithmierte Marktwert zum Ende des Vormonats  $\ln MV_{i,t-1}$ , die vormonatlichen Renditen  $R_{i,t-1}$  und die Platzhalter-Variable Handelsaktivität. Letztere steht für die beiden Kennzahlen *TV* und *TO*, d.h. das monetäre Handelsvolumen und die Umschlagsrate, deren Einflüsse getrennt betrachtet werden. Die Variable  $c_i$  ist der zeitunabhängige Fehlerterm, der die im Modell nicht abgebildete firmenspezifische Varianz erfasst (fixed effect). Die Variable  $\mu_t$  ist der unternehmensunabhängige Fehlerterm für die im Modell nicht abgebildete zeitabhängige Varianz.

Neben *ILLIQ* wird das vorgestellte Regressionsmodell mit zwei alternativen Kennzahlen für die Illiquidität bzw. Liquidität als abhängige Variable getestet (vgl. *Bank et al. (2011)*). Der Turnover Price Impact (*TPI*), Preiseinfluss der Umschlagsrate, ist eine Variante der nach *Amihud (2002)* definierten Illiquidität und ist definiert als Quotient aus dem Betrag der Rendite  $R$  des Unternehmens  $i$  am Tag  $d$  im Jahr  $y$  und der Umschlagsrate  $TO$  am selben Tag:

$$TPI_{idy} = \frac{|R_{idy}|}{TO_{idy}}$$

Im Unterschied zur Kennzahl *ILLIQ* wird bei *TPI* das relative Maß Umschlagsrate als Teiler verwendet, anstatt des absoluten Handelsvolumens. Dadurch ist *TPI* weniger von der Marktkapitalisierung beeinflusst, was im Hinblick auf den langen Beobachtungszeitraum dieser Studie von über acht Jahren sinnvoll erscheint. In einer dritten Variante des Re-

gressionsmodells ist das Handelsvolumen  $TV$  die abhängige Variable. Somit ergibt sich das Modell mit  $TPI$  als abhängige Variable:

$$TPI_{i,t} = c + b_1 TPI_{i,t-1} + b_2 GT_{i,t-1} + b_3 \ln MV_{i,t-1} + b_4 R_{i,t-1} \\ + b_5 Handelsaktivität_{i,t-1} + b_6 (GT_{i,t-1} \times \ln MV_{i,t-1}) + c_i + \mu_t$$

Und analog das Modell mit  $TV$  als abhängige Variable:

$$TV_{i,t} = c + b_1 TV_{i,t-1} + b_2 GT_{i,t-1} + b_3 \ln MV_{i,t-1} + b_4 R_{i,t-1} \\ + b_5 ILLIQ_{i,t-1} + b_6 TPI_{i,t-1} + c_i + \mu_t$$

## 2. Ergebnisse

In Tabelle 4 sind die Ergebnisse für sieben Varianten des ersten Regressionsmodells mit  $ILLIQ$  als abhängige Variable zusammengefasst. Die Autokorrelation der Illiquidität ist in jeder Modellspezifikation signifikant positiv und hat mit Koeffizienten im Bereich von 0,298 bis 0,342 auch den mit Abstand größten Einfluss im Vergleich zu den anderen Kontrollvariablen. Ebenso ist der Koeffizient des zeitversetzten Volumens der Google-Suchanfragen durchgängig negativ und signifikant in allen sieben Regressionsmodellen. Somit kann die Kernthese erneut bestätigt werden, dass ein Anstieg des Suchvolumens eine erhöhte Handelbarkeit der Aktie im nächsten Monat nach sich zieht, auch unter Einbezug aller Kontrollvariablen. Der Interaktionsterm aus Suchvolumen und Marktkapitalisierung ist in den Modellen (5) und (7) signifikant positiv, aber in der Höhe des Einflusses geringer als der Koeffizient von  $GT_{t-1}$ . Also ist der Einfluss der Suchaktivität bei Unternehmen mit größerer Marktkapitalisierung geringer. Das Marktvolumen  $\ln MV_{t-1}$  in Zeile drei von Tabelle 4 hat einen durchweg signifikant negativen Einfluss auf die Illiquidität einer Aktie, was den Ergebnissen von *Bank et al.* (2011) entspricht. Ebenso werden in Zeile vier von Tabelle 4 Ergebnisse aus verwandter Literatur bestätigt, die einen signifikanten Einfluss von Rendite auf Liquidität feststellen (vgl. *Hameed/Kang/Viswanathan* (2010)).

Im Gegensatz zum positiven Zusammenhang zwischen Illiquidität und Rendite, der bei der zeitlich parallelen Betrachtung zu beobachten war, verhält es sich bei der zeitlich verzögerten Betrachtung umgekehrt. Die vorangegangene hohe Rendite scheint sich negativ auf die nachfolgende Illiquidität auszuwirken, wahrscheinlich weil Investoren durch die außergewöhnlichen Renditen auf die Aktie aufmerksam werden. Die Variablen für die Handelsaktivitäten, Traded Volume  $TV$  und Turnover Rate

Tabelle 4  
Regression ILLIQ

Variablen	Spezifikationen						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
$ILLIQ_{t-1}$	0,342*** (0,000)	0,298*** (0,000)	0,307*** (0,000)	0,309*** (0,000)	0,308*** (0,000)	0,312*** (0,000)	0,310*** (0,000)
$GT_{t-1}$	-0,044*** (0,000)	-0,034*** (0,002)	-0,035*** (0,001)	-0,030** (0,007)	-0,167** (0,006)	-0,031** (0,005)	-0,145** (0,017)
$\ln MV_{t-1}$		-0,136*** (0,000)	-0,140*** (0,000)	-0,106*** (0,000)	-0,312*** (0,000)	-0,141*** (0,000)	-0,164*** (0,000)
$R_{t-1}$			-0,107*** (0,000)	-0,104*** (0,001)	-0,104*** (0,000)	-0,106*** (0,000)	-0,107*** (0,000)
$TV_{t-1}$				-0,061*** (0,000)	-0,063*** (0,000)		
$TO_{t-1}$						-0,027** (0,016)	-0,026** (0,020)
$GT_{t-1} \cdot \ln MV_{t-1}$					0,140** (0,022)		0,116* (0,058)
$N$	3.354	3.353	3.352	3.351	3.349	3.350	3.349
$R^2$	0,641	0,651	0,658	0,660	0,660	0,659	0,659

Diese Tabelle zeigt die Ergebnisse der Panelregressionsanalyse mit Illiquidität *ILLIQ* als abhängige Variable. Alle Variablen sind standardisiert auf einen Mittelwert von null und eine Standardabweichung von eins. *GT* ist das Suchvolumen, *lnMV* der logarithmierte Marktwert des Unternehmens, *R* die monatliche Rendite, *TV* und *TO* die Kennzahlen für die Handelsaktivität, d.h. gehandeltes Geldvolumen und Umschlagrate der Aktie, *GT · lnMV* ist ein Interaktionsterm von Marktkapitalisierung und Suchvolumen, *N* der gesamte Stichprobenumfang und *R<sup>2</sup>* das korrigierte Bestimmtheitsmaß. Die *p*-Werte der jeweiligen Variablen sind in den Klammern unter den Ergebnissen dargestellt. Das Signifikanzniveau zu 1 %, 5 % und 10 % wird durch \*\*\*, \*\* und \* dargestellt.

*TO* zeigen den erwarteten Zusammenhang mit der Illiquidität. Höhere Handelsaktivität vermindert die Illiquidität in allen Spezifikationen des Modells.

Mit *ILLIQ* als abhängige Variable finden demnach alle zuvor aufgestellten Hypothesen eine Unterstützung durch empirische Evidenz. Ähnliches lässt sich auch für die alternativen Kennzahlen für Liquidität feststellen. Der Korrelationskoeffizient der Variablen *ILLIQ* und *TPI* ist 0,474 und hoch signifikant, entsprechend lassen sich Ergebnisse in ähnlicher Richtung, aber nicht unbedingt in gleicher Stärke erwarten. Genau das zeigen die Ergebnisse in Tabelle 5 und auch in Tabelle 6, in der *TV* die abhängige Variable ist.

Die Autokorrelation von *TPI* bzw. *TV* ist weiterhin stärkster erklärender Faktor und sogar größer als bei *ILLIQ*, was zunächst nicht überraschend ist. Entscheidend ist, dass die Variable *GT* ein zusätzlicher erklärender Faktor ist, wenn sie nicht nur alleine, sondern auch parallel zum hoch signifikanten *TV* bzw. *TPI* auch signifikant ist und den erklärten Anteil der Varianz damit erhöht. Der Koeffizient des Google-Suchvolumens *GT* hat nicht in allen aber in den meisten Modellvarianten einen signifikanten Einfluss auf *TPI*. In dem Regressionsmodell mit *TV* als abhängiger Variable ist der Zusammenhang durchgehend hoch signifikant, wie zuvor beim ursprünglichen Modell mit *ILLIQ*. Aus ökonomischer Sicht können wenige Prozentpunkte höhere Präzision, die durch Hinzunahme von *GT* erreicht werden können, bspw. für einen Algorithmus zum automatischen Hochfrequenzhandel, sehr entscheidend sein. Unabhängig von der Signifikanz stimmt die Richtung des Einflusses von *GT* in allen drei Modellen überein. Der Zusammenhang von Marktkapitalisierung und Liquidität bzw. Illiquidität bestätigt sich ebenfalls, wenn auch wieder weniger stark bei *TPI* und sehr deutlich bei *TV*. Gleiches gilt für die Renditen des Vormonats. Der Interaktionsterm *GTxlnMV* weist in Tabelle 5 ebenfalls die erwarteten Werte aus, er hat das entgegengesetzte Vorzeichen zum Suchvolumen *GT* und bildet den geringeren Einfluss des Suchvolumens bei Unternehmen mit höherer Marktkapitalisierung ab.

Trotz der hohen Signifikanz der Kontrollvariablen neben dem Autokorrelationsfaktor und dem Suchvolumen selbst steigt  $R^2$  in allen Modellen der Tabellen 5 bis 7 nur sehr gering an. Das Suchvolumen zusammen mit der Autokorrelation erklärt den wesentlichen Teil der folgenden Liquiditätsentwicklung. Das ist ein weiterer Hinweis auf den starken Zusammenhang zwischen ansteigendem Suchvolumen und Liquidität.



Tabelle 5  
Regression TPI

Variablen	Spezifikationen					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
$TPI_{t-1}$	0,569*** (0,000)	0,566*** (0,000)	0,566*** (0,000)	0,529*** (0,000)	0,525*** (0,000)	0,475*** (0,000)
$GT_{t-1}$	-0,030*** (0,033)	-0,027* (0,059)	-0,027* (0,054)	-0,019 (0,173)	-0,226*** (0,004)	-0,008 (0,580)
$\ln MV_{t-1}$		-0,043*** (0,015)	-0,046** (0,011)	0,014 (0,487)	-0,023 (0,350)	-0,073*** (0,000)
$R_{t-1}$			-0,040** (0,015)	-0,033** (0,039)	-0,033** (0,039)	-0,031** (0,044)
$TV_{t-1}$				-0,118*** (0,000)	-0,123*** (0,000)	
$TO_{t-1}$						-0,183*** (0,000)
$GT_{t-1} \cdot \ln MV_{t-1}$					0,211*** (0,007)	0,151** (0,048)
$N$	3.354	3.353	3.352	3.351	3.350	3.350
$R^2$	0,421	0,422	0,423	0,429	0,430	0,445

Diese Tabelle zeigt die Ergebnisse der Panelregressionsanalyse mit  $TPI$  als abhängige Variable. Alle Variablen sind standardisiert auf einen Mittelwert von null und eine Standardabweichung von eins.  $GT$  ist das Suchvolumen,  $\ln MV$  der logarithmierte Marktwert des Unternehmens,  $R$  die monatliche Rendite,  $TV$  und  $TO$  die Kennzahlen für die Handelsaktivität, d.h. gehandeltes Geldvolumen und Umschlagrate der Aktie,  $GT \cdot \ln MV$  ist ein Interaktionsterm von Marktkapitalisierung und Suchvolumen,  $N$  der gesamte Stichprobenumfang und  $R^2$  das korrigierte Bestimmtheitsmaß. Die  $p$ -Werte der jeweiligen Variablen sind in den Klammern unter den Ergebnissen dargestellt. Das Signifikanzniveau zu 1 %, 5 % und 10 % wird durch \*\*\*, \*\*, \* dargestellt.

Tabelle 6  
Regression TV

Variablen	Spezifikation				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
$TV_{t-1}$	0,574*** (0,000)	0,440*** (0,000)	0,438*** (0,000)	0,438*** (0,000)	0,383*** (0,000)
$GT_{t-1}$	0,035*** (0,005)	0,029** (0,017)	0,029** (0,016)	0,029** (0,016)	0,026** (0,027)
$\ln MV_{t-1}$		0,291*** (0,000)	0,294*** (0,000)	0,292*** (0,000)	0,310*** (0,000)
$R_{t-1}$			0,024* (0,079)	0,025* (0,075)	0,028** (0,044)
$ILLIQ_{t-1}$				-0,007 (0,691)	
$TPI_{t-1}$					-0,103*** (0,000)
$N$	3.281	3.280	3.279	3.278	3.278
$R^2$	0,551	0,586	0,587	0,587	0,594

Diese Tabelle zeigt die Ergebnisse der Panelregressionsanalyse mit TV, Traded Volume, als abhängige Variable. Alle Variablen sind standardisiert auf einen Mittelwert von null und eine Standardabweichung von eins.  $GT$  ist das Suchvolumen,  $\ln MV$  der logarithmierte Marktwert des Unternehmens,  $R$  die monatliche Rendite,  $GT \cdot \ln MV$  ist ein Interaktionsterm von Marktkapitalisierung und Suchvolumen,  $N$  der gesamte Stichprobenumfang und  $R^2$  das korrigierte Bestimmtheitsmaß. Die  $p$ -Werte der jeweiligen Variablen sind in den Klammern unter den Ergebnissen dargestellt. Das Signifikanzniveau zu 1%, 5% und 10% wird durch \*\*\*, \*\* und \* dargestellt.

VI. Fazit

Diese Untersuchung analysiert den Zusammenhang zwischen Suchanfragen über die Internetsuchmaschine Google und dem Aktienhandel börsennotierter Unternehmen aus dem globalen Agrarsektor. Es finden sich sehr robuste Korrelationen auf statistisch signifikantem Niveau, sowohl zeitlich als auch prospektiv, zwischen Suchvolumen und Kennzahlen für die Handelsaktivität. Das Google-Suchvolumen ist statistisch hoch signifikant und positiv mit Handelsvolumen und Umschlagsrate korreliert. Ebenso signifikant aber negativ korreliert ist das Suchvolumen mit der von Amihud (2002) entwickelten Kennzahl für Illiquidität. Partitionierungen des Datensatzes nach Höhe, Änderung und Richtung der Änderung des Suchvolumens zeigen durch signifikante Differenzen der Untergruppen die gleichen, eindeutigen Ergebnisse. Multivariate Re-

gressionsanalysen bestätigen, dass dieser Effekt nicht nur in der Einzelbetrachtung vorhanden ist, sondern auch in der gleichzeitigen Betrachtung mit Kontrollvariablen. Die Prädiktionskraft des Suchvolumens für die Liquidität des Handels auf eine Woche oder einen Monat im Voraus ist hoch signifikant und im Vergleich zu relevanten Kontrollvariablen mit Abstand am größten nach der Autokorrelation des Handelsvolumens.

Die Ergebnisse stützen zwei wesentliche Thesen und geben Fragen für weitere Forschung. Erstens informieren sich Investoren tatsächlich mithilfe des Internets über (Agrar-)Aktien, sowohl vor als auch während des Handels. Folglich sollten Unternehmen sowohl ihrer eigenen Internetpräsenz als auch der in anderen Quellen über sie verbreiteten Information Beachtung schenken und versuchen, soweit möglich, diese zu steuern. Denn der Einfluss dieser Information auf das Handelsverhalten und den Entscheidungsprozess von Investoren ist relevant. Allerdings ist die Verallgemeinerbarkeit der Ergebnisse für andere Industrien noch nicht sicher gegeben. Diese Arbeit zeigt zunächst, dass eine branchenspezifische Betrachtung sinnvoll ist. Es ist folglich zu klären, ob bei Branchen, deren Kunden Endverbraucher sind, wie beispielsweise bekannte Modehersteller, der gleiche Zusammenhang besteht oder dieser durch investitionsirrelevante Suchen komplett überlagert wird.

Zweitens dient das Google-Suchvolumen als guter Indikator für die kurzfristig zu erwartende Handelsaktivität. Aufgrund der prädiktiven Kraft des Suchvolumens auf Wochen- und sogar Monatsbasis kann es beispielsweise als Frühindikator für die Investor Relations-Abteilungen geeignet sein. Eine direkte Handelsstrategie lässt sich aufgrund des fehlenden eindeutigen Einflusses auf die Rendite zwar nicht ableiten. Aber ähnlich wie für Unternehmen können auch Händler das Suchvolumen als Informationssignal nutzen: Einerseits als Warnsignal, das auf erhöhten Informationsbedarf und erforderliche Handlungsbereitschaft hinweist. Andererseits aber auch als Chance, um die aufkommende Liquidität zur weniger preisbeeinflussenden Anpassung der Position in dem entsprechenden Wertpapier zu nutzen. In der Verallgemeinerung dieses Prinzips kann erforscht werden, ob längerfristig branchenweit gesteigertes Suchvolumen auch zur Bubble-Prognose genutzt werden kann. Darüber hinaus ermöglicht der Anstieg des Suchvolumens auch einen schönen Ansatzpunkt, um nach Ereignissen zu suchen, die diesen Anstieg ausgelöst haben, noch bevor sich diese in Kapitalmarktdaten niederschlagen. Dadurch sollte das Anlegerverhalten und die Informationsverarbeitung am Kapitalmarkt noch besser verstanden werden. Zusätzlich bietet das

Suchvolumen einen Ansatz, im heutigen Nebeneinander von traditionellen und neuen Informationskanälen deren relativen Einfluss, Geschwindigkeit und Informationsgehalt zu messen.

## Literatur

- Amihud, Y.* (2002): Illiquidity and stock returns: cross-section and time-series effects. *Journal of Financial Markets*, Vol. 5(1), S. 31–56.
- Antweiler, W./Frank, M.* (2004): Is all that talk just noise? The information content of internet stock message boards. *The Journal of Finance*, Vol. 59(3), S. 1259–1294.
- Bank, M./Larch, M./Peter, G.* (2011): Google search volume and its influence on liquidity and returns of German stocks. *Financial Markets and Portfolio Management*, Vol. 25(3), S. 239–264.
- Barber, B. M./Odean, T.* (2008): All that glitters: The effect of attention and news on the buying behavior of individual and institutional investors. *Review of Financial Studies*, Vol. 21(2), S. 785–818.
- Berry, T. D./Howe, K. M.* (1994): Public Information Arrival. *The Journal of Finance*, Vol. 49(4), S. 1331–1346.
- Bollen, J./Mao, H./Zeng, X.* (2011): Twitter mood predicts the stock market. *Journal of Computational Science*, Vol. 2(1), S. 1–8.
- Da, Z./Engelberg, J./Gao, P. J.* (2011): In Search of Attention. *The Journal of Finance*, Vol. 66(5), S. 1461–1499.
- Drake, M. S./Roulstone, D. T./Thornock, J. R.* (2012): Investor Information Demand: Evidence from Google Searches Around Earnings Announcements. *Journal of Accounting Research*, Vol. 50(4), S. 1001–1040.
- Fang, L./Peress, J.* (2009): Media Coverage and the Cross-section of Stock Returns. *The Journal of Finance*, Vol. 64(5), S. 2023–2052.
- Gottschlich, J./Hinz, O.* (2013): A decision support system for stock investment recommendations using collective wisdom. *Decision Support Systems*, Vol. 59, S. 52–62.
- Green, T. C.* (2006): The value of client access to analyst recommendations. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 41(1), S. 1–24.
- Haas, H.-D./Eschlbeck, D.* (2006): Internationale Wirtschaft: Rahmenbedingungen, Akteure, räumliche Prozesse: Oldenbourg Verlag.
- Hameed, A./Kang, W./Viswanathan, S.* (2010): Stock Market Declines and Liquidity. *The Journal of Finance*, Vol. 65(1), S. 257–293.
- Hsu, M.-H./Chiu, C.-M.* (2004): Internet self-efficacy and electronic service acceptance. *Decision Support Systems*, Vol. 38(3), S. 369–381.
- Mitchell, M. L./Mulherin, J. H.* (1994): The impact of public information on the stock market. *The Journal of Finance*, Vol. 49(3), S. 923–950.

- Mondria, J./Wu, T./Zhang, Y.* (2010): The determinants of international investment and attention allocation: Using internet search query data. *Journal of International Economics*, Vol. 82(1), S. 85–95.
- Muntermann, J./Guettler, A.* (2007): Intraday stock price effects of ad hoc disclosures: the German case. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, Vol. 17, S. 1–24.
- Purcell, K.* (2011): Search and email still top the list of most popular online activities. *Pew Internet & American Life Project*, Vol. 9.
- Rao, T./Srivastava, S.* (2012): Twitter Sentiment Analysis: How To Hedge Your Bets In The Stock Markets. *arXiv preprint arXiv:1212.1107*.
- Rubin, A./Rubin, E.* (2010): Informed investors and the Internet. *Journal of Business Finance & Accounting*, Vol. 37(7–8), S. 841–865.
- Sprenger, T. O./Tumasjan, A./Sandner, P. G./Welp, I. M.* (2013): Tweets and trades: The information content of stock microblogs. *European Financial Management* (Advance online publication).
- Visaltanachoti, N./Yang, T.* (2010): Speed of convergence to market efficiency for NYSE-listed foreign stocks. *Journal of Banking & Finance*, Vol. 34, S. 594–605.

**Anhang***Tabelle A.1***Liste der untersuchten Unternehmen mit verwendeten Suchbegriffen und Eigenschaften der Unternehmenswebseiten**

Unternehmen	Suchbegriff	Online Einkauf möglich auf Unternehmens- webseite?	Detaillierte Produkt- information online?	Produkt- information für End- verbraucher?
Agrana	agrana	Nein	Ja	Nein
Agrium	agrium	Nein	Ja	Nein
Anicom AG	anicom	Nein	Ja	Nein
Archer Daniels Midland Company	archer daniels midland	Nein	Ja	Nein
Asian Bamboo	asian bamboo	Nein	Ja	Nein
BASF – The Chemi- cal Company	Basf	Nein	Ja	Nein
Brasil Foods	brasil foods	Nein	Ja	Ja
Bunge LTD	bunge	Nein	Nein	Nein
CF Industries	cf industries	Nein	Ja	Nein
Chemiewerke Police AG	zaklady chemi- czne police	Nein	Ja	Nein
Chiquita Brands International Inc.	chiquita brands	Nein	Ja	Ja
CNH Global N.V.	cnh global	Nein	Nein	Nein
Cosan	cosan	Nein	Nein	Nein
CropEnergies AG	cropenergies	Nein	Ja	Nein
Darling International	darling interna- tional	Nein	Ja	Nein
DuPont	dupont	Nein	Ja	Nein
Elders LTD	elders ltd	Nein	Ja	Nein
Genus PLC	genus plc	Nein	Nein	Nein
Glanbia PLC	glanbia	Nein	Ja	Nein
Golden Agri- Resources LTD	golden agri resources	Nein	Nein	Nein

*(Fortsetzung nächste Seite)*

*(Fortsetzung Tabelle A.1)*

Unternehmen	Suchbegriff	Online Einkauf möglich auf Unternehmens- webseite?	Detaillierte Produkt- information online?	Produkt- information für End- verbraucher?
Incitec Pivot	incitec pivot	Nur Händler	Ja	Nein
Ingredion Inc. (erst seit 2012)	corn products international	Nein	Ja	Nein
K + S AG	k + s	Nein	Ja	Nein
KTG Agrar	ktg agrar	Nein	Nein	Nein
KWS SAAT AG	kws saat	Nur Händler	Ja	Nein
Lindsay Corporation	lindsay corp	Nein	Ja	Nein
Maple Leaf Foods	maple leaf foods	Nein	Ja	Ja
Monsanto	monsanto	Nein	Ja	Nein
Nufarm	nufarm	Nein	Ja	Nein
Nutreco Holding N.V.	Nutreco	Nein	Ja	Nein
Olam International LTD	olam international	Nein	Ja	Nein
PotashCorp	potash corp	Nein	Ja	Nein
Sime Darby	sime darby	Nein	Ja	Nein
Smithfield Foods Inc.	smithfield	Nein	Ja	Ja
Sociedad Quimica y Minera de Chile	quimica y minera	Nein	Ja	Nein
Syngenta	syngenta	Nein	Ja	Nein
Tate & Lyle PLC	tate & lyle	Nein	Ja	Ja
The Andersons Inc.	andersons inc	Nein	Ja	Nein
Tyson Foods Inc.	tyson foods	Nein, aber Erstellung von Einkaufslisten möglich	Ja	Ja
Uralkali	uralkali	Nein	Ja	Nein
Vilmorin Clause & Cie	vilmorin	Nein	Ja	Nein
Yara International ASA	yara interna- tional	Nein	Ja	Nein