

2011

# Frühwarnsystem zur Identifikation kritischer Situationen der Meinungsbildung im Web 2.0

Carolin Kaiser

*Universität Erlangen-Nürnberg*, carolin.kaiser@wiso.uni-erlangen.de

Sabine Schlick

*Universität Erlangen-Nürnberg*, sabine.schlick@wiso.uni-erlangen.de

Follow this and additional works at: <http://aisel.aisnet.org/wi2011>

---

## Recommended Citation

Kaiser, Carolin and Schlick, Sabine, "Frühwarnsystem zur Identifikation kritischer Situationen der Meinungsbildung im Web 2.0" (2011). *Wirtschaftsinformatik Proceedings 2011*. 12.

<http://aisel.aisnet.org/wi2011/12>

This material is brought to you by the Wirtschaftsinformatik at AIS Electronic Library (AISeL). It has been accepted for inclusion in Wirtschaftsinformatik Proceedings 2011 by an authorized administrator of AIS Electronic Library (AISeL). For more information, please contact [elibrary@aisnet.org](mailto:elibrary@aisnet.org).

# Frühwarnsystem zur Identifikation kritischer Situationen der Meinungsbildung im Web 2.0

Carolin Kaiser, Sabine Schlick  
Lehrstuhl Wirtschaftsinformatik II, Universität Erlangen-Nürnberg  
Lange Gasse 20, 90403 Nürnberg  
Deutschland  
{carolin.kaiser, sabine.schlick}@wiso.uni-erlangen.de

## ZUSAMMENFASSUNG

Im Web 2.0 schließen sich immer mehr Menschen zu Communities zusammen, in denen sie sich über die Produkte von Unternehmen austauschen. Dabei beeinflussen sie gegenseitig ihre Meinungen. Durch eine Beobachtung und Analyse der Meinungsbildung können Unternehmen Risiken frühzeitig erkennen.

In dieser Arbeit wird ein Frühwarnsystem zur Identifikation kritischer Situationen der Meinungsbildung im Web 2.0 vorgestellt. Das System ermöglicht es, den Meinungsbildungsprozess in Communities automatisch zu analysieren und zu beurteilen. Bei Eintritt einer kritischen Situation erfolgt eine Warnung an den zuständigen Marketing-Manager. Dieser kann durch rechtzeitiges Eingreifen negative Konsequenzen abwenden.

Das Frühwarnsystem wird als Neuro-Fuzzy-System konzipiert. Es kann anhand der Einschätzung früherer Situationen linguistische Regeln erlernen, welche die Beurteilung zukünftiger Situationen erlauben. Dadurch ermöglicht es eine einfache Wissensakquisition. Außerdem sind die Regeln aufgrund ihrer linguistischen Form gut interpretierbar. Anhand zweier Anwendungsfälle wird gezeigt, wie das konzipierte System zur Identifikation kritischer Situationen im Web 2.0 eingesetzt werden kann.

## Schlüsselwörter

Frühwarnsystem, Neuro-Fuzzy-System, Opinion Mining, Soziale Netzwerkanalyse, Web 2.0

## 1. EINLEITUNG

In den letzten Jahren fand eine Verlagerung der sozialen Aktivitäten von der realen in die virtuelle Welt statt. So schließen sich im Web 2.0 immer mehr Kunden zu Communities zusammen, in denen sie Produkte bewerten und diskutieren. Dabei beeinflussen sie gegenseitig ihre Meinungen und somit ihre späteren Kaufentscheidungen. Laut einer Studie von TNS Infranet spielt für 43 % aller Deutschen, die das Internet zur Recherche vor dem Kauf nutzen, der interaktive Austausch über Produkte mit anderen eine wichtige Rolle, um so unterschiedliche Erfahrungen und Meinun-

gen über Produkte zu erhalten [29]. Die diskutierten Meinungen wirken sich dabei nicht nur auf die Kaufentscheidungen derjenigen aus, die sich aktiv an den Diskussionen beteiligen, sondern auch auf die Kaufentscheidungen der Kunden, die das Internet zur Informationssuche nutzen.

Für die Unternehmen hat dies, je nachdem welche Meinungen vertreten werden, positive oder negative Folgen. Der Vorteil des Internets ist, dass Meinungsäußerungen in Echtzeit und kostenfrei beobachtet werden können. Dadurch besteht die Möglichkeit, Risiken frühzeitig zu erkennen und Gegenmaßnahmen rechtzeitig zu ergreifen. Durch richtiges Handeln können bestehende Gefahren abgewendet werden. Die Unternehmen sind somit in der Lage sich besser an den Kundenwünschen zu orientieren, was sich wieder positiv auf die Kundenzufriedenheit und die Kundenbindung auswirkt [2].

Die Herausforderung bei der Systementwicklung liegt in der Identifikation der kritischen Situationen. Es wäre mit unverhältnismäßig hohem Aufwand und Kosten verbunden auf jede einzelne negative Meinungsäußerung zu reagieren. Vielmehr muss die Situation als Ganzes gesehen werden. Eine besondere Bedeutung haben z.B. sogenannte Meinungsführer, d.h. Personen, die einen hohen Einfluss auf andere Personen haben [20]. Auch der Vergleich des eigenen Unternehmens mit den Konkurrenten spielt eine Rolle bei der Einschätzung einer Situation. Ein System ist erforderlich, mit dem kritische Situationen automatisch identifiziert und dem Unternehmen angezeigt werden können.

Es wird ein Frühwarnsystem zur Identifikation kritischer Situationen der Meinungsbildung im Web 2.0 vorgestellt, das auf einem Neuro-Fuzzy-Ansatz beruht. Das Frühwarnsystem lernt linguistische Regeln auf Basis der Einschätzung früherer Situationen. Diese Regeln ermöglichen es, zukünftige Situationen zu beurteilen. Aufgrund ihrer linguistischen Form sind die Regeln leicht für Marketing-Manager verständlich. Die Einflussfaktoren, die zur Klassifikation der Situationen erforderlich sind, werden automatisch aus Unternehmensdatenbanken und dem Internet mithilfe von Methoden der Informationsextraktion, des Text Mining und der sozialen Netzwerkanalyse gewonnen. Das Frühwarnsystem wurde zur Evaluierung auf zwei Szenarien angewandt: eine Bewertungsplattform, in der Meinungen zu Fußballschuhen ausgetauscht werden, und ein soziales Netzwerk, in dem Meinungen zu Computerspielen diskutiert werden. Die Ergebnisse dieser Anwendungsfälle werden dargestellt.

## 2. VERWANDTE ARBEITEN

Opinion Mining zielt darauf ab, Meinungen in Texten zu erkennen. Es wird zunehmend dazu verwendet, um Konsumentenmei-

nungen im Internet aufzudecken. In zahlreichen Forschungsarbeiten werden Text Mining Ansätze vorgestellt, die die automatische Identifikation von Meinungen zu Produkten und ihren Eigenschaften erlauben ([15], [8], [25], [26], [12], [19]). Diese Ansätze betrachten Meinungen jedoch nur zu einem bestimmten Zeitpunkt.

In anderen Arbeiten liegt der Fokus auf der dynamischen Entwicklung von Inhalten. Beispielweise befassen sich Viermetz et al. [34] mit einer Methode zur Beobachtung der Entwicklung von kurzfristigen und langfristigen Thementrends über die Zeit hinweg. Tong und Yager [30] beschreiben ein System zur automatischen Zusammenfassung der Inhalte von öffentlichen Online-Diskussionen. Dazu werden die Informationen aus diesen Diskussionen in Form von Zeitreihen abgebildet. Das System fasst diese zusammen und generiert daraus eine leicht verständliche linguistische Beschreibung. Huang et al. [14] beobachten die Entwicklung von Online-Communities. Sie untersuchen die Entstehung und Auflösung von Clustern in Folge von veränderten Interessen der Community-Mitglieder. Choudhury et al. [5] analysieren die Entwicklung von Online-Communities mithilfe sogenannter Schlüsselgruppen, deren Diskussionsthemen repräsentativ für die Community sind. Durch Beobachtung der Schlüsselgruppen über verschiedene Zeitpunkte hinweg kann auf die Dynamik in der gesamten Community geschlossen werden. Alle vier Ansätze ermöglichen Aussagen über die dynamischen Veränderungen in der Vergangenheit. Zukünftige Entwicklungen sind jedoch nicht Gegenstand der Untersuchungen.

Einige Wissenschaftler nutzen die Aktivität in Online-Umgebungen zur Prognose von zukünftigen Verkäufen. Gruhl et al. [13] untersuchen den Zusammenhang zwischen der Nennung verschiedener Büchern in Blogs und dem Sales Rank dieser Bücher bei Amazon. Mit ihrem Algorithmus können anhand der Nennung von Büchern in Blogs, Spitzen in den Sales Ranks automatisch vorhergesagt werden. Dhar und Chang [9] kommen zu dem Ergebnis, dass mithilfe von User-generated Content Aussagen über Musikverkäufe gemacht werden können. Eine Rolle spielen dabei die Häufigkeit der Nennungen der jeweiligen CDs in Blogs und die Networking-Intensität des Musikers. Die Networking-Intensität wird durch die Anzahl der Personen, die den jeweiligen Musiker als Freund auf ihrer eigenen MySpace-Seite hinzugefügt haben, gemessen. Ähnliche Untersuchungen finden sich bei Onishi und Manchanda [24] für die Vorhersage der Verkäufe von grünem Tee, Filmen und Mobilfunktelefonen. Sie kommen ebenfalls zu dem Ergebnis, dass Blogs prädiktiv für Verkäufe sind. Diese Ansätze stellen auf die Konsequenzen von Online-Aktivitäten ab, prognostizieren jedoch nicht zukünftiges Online-Verhalten.

Andere Arbeiten beschäftigen sich mit der Vorhersage der Gruppenaktivität, des Kommunikationsflusses oder der Meinungsbildung. Choudhury [4] befasst sich mit Gruppenaktivitäten (z.B. Einstellen neuer Inhalte) in sozialen Medien. Sie zeigt auf, wie Aktivitäten über die Zeit hinweg modelliert und prognostiziert werden können. Choudhury et al. [3] schlagen ein Verfahren zur Vorhersage des Kommunikationsflusses in sozialen Netzwerken vor. Anhand der Umgebung eines Users, d.h. seines sozialen Netzwerks, seines Kommunikationsverhaltens bezüglich des betrachteten Themas in der Vergangenheit und der Identität des Empfängers, wird der zukünftige Kommunikationsfluss vorhergesagt. Kaiser [16] stellt ein System vor, das Meinungen und Kommunikationsbeziehungen mithilfe von Text Mining automatisch extrahiert und mittels der sozialen Netzwerkanalyse Meinungsführer und Meinungstrends identifiziert. Dadurch kann die Mei-

nungsbildung analysiert und prognostiziert werden. Diese Arbeiten betrachten jedoch nur einzelne Faktoren der Meinungsbildung.

Die vorgestellten Ansätze sind zur Frühwarnung nur bedingt geeignet. Bei den Methoden zur statischen und dynamischen Meinungsanalyse erfolgt die Warnung zu spät, da sie dann generiert wird, wenn negative Folgen bereits eingetreten sind. Die prognosebasierten Ansätze ermöglichen ein frühzeitiges Eingreifen, da sie sich mit der zukünftigen Meinungsentwicklung beschäftigen. Allerdings wird hier nicht die Gesamtsituation beurteilt. Das hier dargestellte Frühwarnsystem zielt darauf ab, kritische Situationen frühzeitig zu erkennen. Situationen werden hierbei aufgrund aller wichtigen Einflussfaktoren beurteilt. Die Beobachtung der Faktoren erfolgt über die Zeit hinweg. Bei kritischen Situationen werden Marketing-Manager gewarnt. Dadurch sind sie in der Lage geeignete Marketing Maßnahmen rechtzeitig einzuleiten.

### 3. ANSATZ

Aufgabe des Frühwarnsystems ist es, Marketing-Manager im Fall von kritischen Situationen zu warnen. Dabei werden solche Situationen als kritisch angesehen, in denen die Gefahr besteht, dass sich negative Meinungen verbreiten, die Image und Absatz des Unternehmens gefährden. Das Frühwarnsystem (siehe Abbildung 1) basiert auf einer Wissensbasis. Im Rahmen der Wissensakquisition werden Daten aus internen und externen Quellen extrahiert und in strukturiertes Wissen überführt. Hierbei werden Erfolgsfaktoren, wie zum Beispiel der Absatz des betrachteten Produktes, aus Unternehmensdatenbanken gewonnen. Darüber hinaus werden Konsumentenmeinungen aus dem Internet heruntergeladen und mittels Text Mining als positiv, negativ oder neutral klassifiziert. Desweiteren werden Beziehungen in sozialen Netzwerken des Internets analysiert, um Meinungsführer zu identifizieren und die Netzwerkstruktur zu charakterisieren. Auf Basis der Erfolgsfaktoren, der Meinungen aus dem Web und den Netzwerkcharakteristika beurteilt das Frühwarnsystem die Situationen. Hierzu wird ein Neuro-Fuzzy-System eingesetzt, das Regeln zur Unterscheidung zwischen kritischen und nicht kritischen Situationen erlernt. Die Regeln werden aus vergangenen Situationen abgeleitet und ermöglichen die Bewertung zukünftiger Situationen. Wenn Situationen als kritisch eingeschätzt werden, erfolgt eine Warnung an die Marketing-Manager. Somit sind sie in der Lage, frühzeitig Marketing-Maßnahmen einzuleiten, um die Verbreitung von negativen Meinungen zu verhindern.

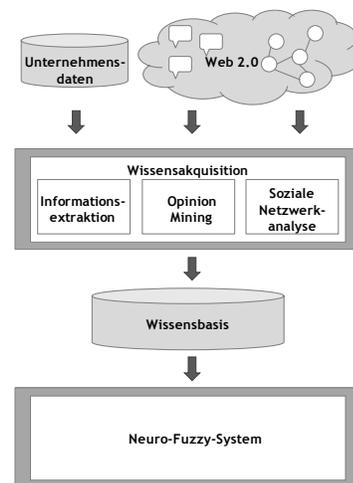


Abbildung 1: Frühwarnsystem

Das Frühwarnsystem wurde auf zwei Szenarien angewandt: die Bewertungsplattform „fussball-forum.de“, auf der Meinungen über Fußballschuhe ausgetauscht werden, und das soziale Netzwerk „gamestar.de“, in dem Erfahrungen zu Computerspielen diskutiert werden.

## 4. WISSENSAKQUISITION

### 4.1 Informationsextraktion

Die Zielsetzung der Informationsextraktion besteht darin, die gewünschten Erfolgsfaktoren für das betrachtete Produkt aus mehreren Quellsystemen zu gewinnen. Diese Aufgabe kann sehr zeitaufwendig und komplex sein, abhängig von den zugrunde liegenden Quellsystemen [7]. Relevante Daten sind in verschiedenen operativen Systemen von verschiedenen Organisationen gespeichert, wie zum Beispiel Online Shops, eigene Läden und unabhängige Kaufhäuser. Die Daten können in unterschiedlichen Formaten vorliegen, sodass eine Transformation erforderlich sein kann. Zum Beispiel kann es notwendig sein, Zeitangaben in ein standardisiertes Format zu überführen oder Absatzangaben in die gleiche Währung zu bringen. Darüber hinaus ist eine Aggregation durchzuführen. So müssen beispielsweise die Absatzzahlen verschiedener Läden zu einem Gesamtabsatz aggregiert werden. Dieser Prozess der Informationsextraktion wird zu Update-Zwecken periodisch durchgeführt.

### 4.2 Opinion Mining

Ziel des Opinion Mining ist es, die Polarität von Konsumentenmeinungen auf Basis ihrer Produktbewertungen in Reviews oder Posts zu erkennen. Hierbei werden drei Polaritätsklassen unterschieden: positiv, negativ und neutral.

Text Mining Methoden ermöglichen die automatische Erkennung von Meinungen. Der Prozess zur Meinungsidentifikation besteht aus zwei aufeinanderfolgenden Schritten [15]. Im ersten Schritt werden Merkmale aus den Bewertungen extrahiert. Im zweiten Schritt wird die Polarität der Bewertungen mithilfe der extrahierten Merkmale bestimmt.

Die Merkmalsextraktion basiert auf der statistischen und linguistischen Analyse der Bewertungen [36]. Der Text aus den Bewertungen wird zunächst in Wörter zerlegt. Nach Entfernung aller Stop-Wörter (z.B. Artikel) wird für alle verbleibenden Worte eine Wortstammreduktion durchgeführt. Anschließend werden diejenigen Wortstämme als Merkmale ausgewählt, die häufig in einer Polaritätsklasse, aber nur selten in den anderen beiden Polaritätsklassen auftreten.

Mithilfe dieser Merkmale werden die Bewertungen in die Klassen positiv, negativ oder neutral eingeteilt. Grundsätzlich können zur Klassifikation verschiedene Lernalgorithmen herangezogen werden, wie z.B. Hidden Markov Models oder Maximum Entropy [36]. In diesem Projekt kommt die Stützvektormethode [6] zum Einsatz, da sie die Verarbeitung vieler Merkmale erlaubt und gute Klassifikationsergebnisse in ähnlichen Projekten geliefert hat [25].

Da die Stützvektormethode zur Klasse der überwachten Lernalgorithmen zählt, ist ein Trainingsdatensatz bestehend aus den Konsumentenbewertungen mit extrahierten Merkmalen und von Menschen zugeordneten Polaritäten erforderlich. Mithilfe dieses Trainingsdatensatzes können Parameter von binären Klassifikationsfunktionen erlernt werden. Zur Unterscheidung von drei Klassen werden drei Klassifikationsfunktionen erlernt, die positive von nicht positiven Bewertungen, negative von nicht negativen Be-

wertungen und neutrale von nicht neutralen Bewertungen trennen können. Bewertungen werden am Ende der Klasse zugeordnet, die die höchste Wahrscheinlichkeit aufweist. Im vereinfachten zweidimensionalen Fall lässt sich eine binäre Klassifikationsfunktion als Gerade visualisieren, die die Bewertungen in zwei Klassen einteilt (siehe Abbildung 2). Bewertungen, die auf der gleichen Seite der Geraden liegen, gehören zur gleichen Klasse.

Im Anschluss an die Klassifikation werden die Meinungen den Verfassern der Bewertungen zugeordnet. Für jede Person wird die durchschnittliche Meinung pro Zeiteinheit ermittelt. Die durchschnittliche Meinung wird auf einer Skala von -1 bis +1 gemessen. Während ein Wert von -1 angibt, dass eine Person nur negative Meinungen zum Produkt abgegeben hat, zeigt ein Wert von +1 an, dass eine Person sich ausschließlich positiv über ein Produkt geäußert hat.

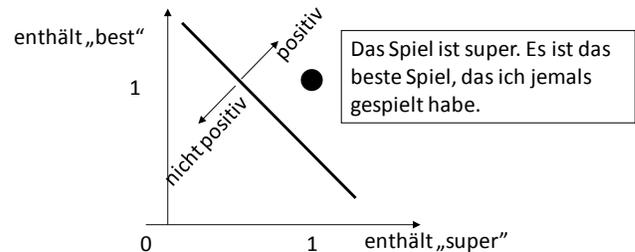


Abbildung 2: Klassifikation von Meinungen

### 4.3 Soziale Netzwerkanalyse

Gemäß der Diffusionstheorie [27] hat das soziale Umfeld von Personen eine große Auswirkung auf ihre Einstellungen. Personen bilden ihre Meinungen nicht unabhängig voneinander, sondern in Interaktion mit anderen Mitgliedern ihres sozialen Netzwerkes. Hierbei spielen zwei Faktoren bei der Meinungsbildung eine wichtige Rolle: die Meinungsführer und die Struktur des Netzwerkes.

Meinungsführer sind zentrale Personen in einem Netzwerk, die großen Einfluss auf die Meinung anderer Mitglieder des Netzwerkes haben ([17], [33]). Bereits eine geringe Anzahl an Meinungsführern ist in der Lage, eine große Anzahl an Personen im Netzwerk zu beeinflussen [18]. Einzelne Meinungsführer können dabei einen unterschiedlichen Grad an Einfluss haben [27].

Zentralitätskennzahlen aus der sozialen Netzwerkanalyse ([35], [28]) ermöglichen die Identifikation von Meinungsführern und die Bestimmung ihres Einflusses. Diese Kennzahlen können Werte auf einer Skala von null bis eins annehmen. Während ein Wert von eins für maximalen Einfluss steht, steht ein Wert von null für minimalen Einfluss.

Die Kennzahl Degree Zentralität zeigt, wie bedeutend eine Person innerhalb ihrer Nachbarschaft ist. Degree Zentralität ist definiert als Anteil der Beziehungen, die eine Person hat, zu den Beziehungen aller Personen im Netzwerk. Personen mit hoher Degree Zentralität haben viele direkte Kontakte zu anderen Netzwerkmitgliedern und sind in der Lage die Meinung von anderen zu beeinflussen. Sie werden als lokale Meinungsführer bezeichnet.

Im Gegensatz zur Degree Zentralität zeigt die Closeness Zentralität, wie bedeutend eine Person innerhalb des gesamten Netzwerkes ist. Closeness Zentralität errechnet sich als die inverse Summe der Distanzen einer Person zu allen anderen Personen. Personen mit hoher Closeness Zentralität haben eine geringe Distanz zu

allen anderen Personen im Netzwerk und verfügen somit über die Möglichkeit, die Meinung von vielen anderen zu beeinflussen. Auf Grund ihrer besonderen Position im Netzwerk gelten sie als globale Meinungsführer.

Betweeness Zentralität beschreibt wie viel Kontrolle eine Person über die Interaktion anderer Netzwerkmitglieder hat. Sie errechnet sich als Quotient aus den kürzesten Pfaden, die über eine Person verlaufen, und allen kürzesten Pfaden im Netzwerk. Personen mit hoher Betweeness Zentralität liegen auf vielen Kommunikationspfaden zwischen Netzwerkmitgliedern und sind in der Lage, deren Informationsaustausch zu beeinflussen. Sie werden Intermediäre genannt.

Nicht nur zentrale Personen, sondern auch die Struktur des sozialen Netzwerkes hat Auswirkung auf die Meinungsbildung. Zentralisierung und Dichte sind wichtige Kennzahlen der sozialen Netzwerkanalyse ([35], [28]), die die Struktur eines Netzwerkes näher charakterisieren.

Die Zentralisierung misst, wie straff ein Netzwerk um seine zentralsten Personen organisiert ist. Die Berechnung basiert auf der Abweichung der Zentralitäten aller Personen von der zentralsten Person. In einem sehr zentralisierten Netzwerk haben Meinungsführer einen hohen Einfluss, da es nur wenige Meinungsführer im Zentrum des Netzwerkes gibt und viele andere Netzwerkmitglieder am Rand des Netzwerkes liegen. Somit können sich die Meinungen der Meinungsführer leicht verbreiten [16].

Die Dichte spezifiziert die Verbundenheit eines Netzwerkes. Sie wird als Quotient aus der tatsächlichen Anzahl an Beziehungen in einem Netzwerk und der maximal möglichen Anzahl an Beziehungen in diesem Netzwerk errechnet. Je dichter ein Netzwerk ist, desto mehr Information kann zwischen den Netzwerkmitgliedern weitergegeben werden und desto schneller können sich Meinungen in einem Netzwerk verbreiten [16].

## 5. FRÜHWARNSYSTEM

### 5.1 Anforderungsanalyse

Vor der Konzipierung des Frühwarnsystems müssen die Anforderungen festgelegt werden, die dieses erfüllen muss. Dabei wird zwischen allgemeinen Anforderungen, die für alle Frühwarnsysteme gelten, und speziellen Anforderungen, die an das hier entwickelte Frühwarnsystem gestellt werden, unterschieden.

#### *Allgemeine Anforderungen an Frühwarnsysteme*

##### *Alarmsensitivität*

Eine Anforderung an das Frühwarnsystem ist die Identifikation kritischer Situationen und die rechtzeitige Warnung. Durch keine oder eine verzögerte Warnung entstehen Kosten [11]. In Bezug auf die vorliegende Problemstellung bedeutet dies, dass sich eine negative Meinung weiter verbreiten kann und zu höheren Umsatz- und Imageverlusten sowie Aufwendungen für die Beseitigung der negativen Konsequenzen führt. Die Warnung sollte daher für alle kritischen Situationen so früh wie möglich erfolgen [11].

##### *Geringe Fehlalarmrate*

Eine Warnung soll nur dann generiert werden, wenn tatsächlich ein Risiko besteht [11]. Auch Fehlalarme verursachen Kosten [10]. Zu den Kosten für einen Fehlalarm zählt z.B. die von einem Marketing-Manager aufgewendete Zeit, die er braucht, um einen Fehlalarm als solchen zu erkennen. Hat er bereits vor dieser Erkenntnis Gegenmaßnahmen ergriffen, zählen auch diese Aufwendungen zu den Kosten für den Fehlalarm. Außerdem führen zu viele Fehlalarme zu einer Desensibilisierung der Adressaten. Die

Marketing-Manager reagieren dann im Zweifelsfall nicht mehr auf eine gegebene Warnung. Eine hohe Fehlalarmrate kann dazu führen, dass vollkommen auf das Frühwarnsystem verzichtet wird [31]. Ein Marketing-Manager wird keinen Sinn in einem Frühwarnsystem sehen, das häufig Fehlalarme generiert und so unnötig von anderen Aufgaben ablenkt. Eine weitere wichtige Anforderung an Frühwarnsysteme ist es daher, die Fehlalarmrate möglichst gering zu halten.

##### *Richtiges Maß zwischen Alarmsensitivität und Fehlalarmrate*

Zwischen Alarmsensitivität und Fehlalarmrate besteht ein Zielkonflikt [37]. Ist die Alarmsensitivität besonders hoch, wird eine Situation schnell als kritisch eingestuft. Dies kann allerdings dazu führen, dass viele Fehlalarme entstehen. Ist die Alarmsensitivität niedrig, sinkt zwar die Fehlalarmrate, aber die Warnung erfolgt später oder bleibt aus. Für den vorliegenden Fall bedeutet dies, dass das richtige Maß zwischen den Kosten für eine zu späte Warnung (z.B. höhere Kosten für notwendige Gegenmaßnahmen) und den Kosten für Fehlalarme (z.B. Kosten für irrtümlich eingeleitete Gegenmaßnahmen) gefunden werden muss. Daher ist die dritte Anforderung an Frühwarnsysteme, das richtige Maß zwischen Alarmsensitivität und Fehlalarmrate zu finden.

##### *Angemessene Kosten*

Eine Investition ist grundsätzlich nur dann sinnvoll, wenn die Kosten den Nutzen nicht übersteigen. Daher gilt auch für Frühwarnsysteme, dass die entstehenden Kosten (Anschaffung, Personalkosten, Instandhaltung, usw.) die durch das Frühwarnsystem vermiedenen Kosten (Umsatzeinbußen, usw.) nicht übersteigen dürfen. Die letzte allgemeine Anforderung ist daher die der angemessenen Kosten.

#### *Spezielle Anforderungen an das entwickelte Frühwarnsystem*

##### *Lernfähigkeit*

Es gibt eine Reihe von Einflussgrößen (durchschnittliche Gesamtmeinung, Meinung von Meinungsführern, usw.), die bei der Identifikation kritischer Situationen der Meinungsbildung berücksichtigt werden müssen. Diese Einflussgrößen weichen in den verschiedenen Branchen voneinander ab und es sind nicht immer alle Zusammenhänge zwischen den einzelnen Einflussgrößen von vorneherein bekannt. Daher soll das hier entwickelte System selbst dazu in der Lage sein, diese aus vorliegenden Beispieldaten zu erlernen.

##### *Nutzung von a-priori Expertenwissen*

Im Marketing gibt es Experten, die sich in ihrer langjährigen Berufserfahrung Wissen angeeignet haben. Marketing-Manager können sagen, wann sie in der Vergangenheit gerne gewarnt worden wären. Sie besitzen bereits Regelwissen über bestimmte Zusammenhänge, wie zum Beispiel „Wenn der Meinungsführer eine negative Meinung hat und sein Einfluss hoch ist, dann Warnung“. Daher ist eine weitere Anforderung an das Frühwarnsystem, die Nutzung dieses a-priori Expertenwissens. Es soll zum einen die Möglichkeit bestehen, das Wissen von vorneherein mit einzubringen und zum anderen spätere Anpassungen des Systems mithilfe dieses Wissens durchzuführen.

##### *Interpretierbarkeit*

Eine wichtige Anforderung ist auch die Interpretierbarkeit. Die Marketing-Manager sollen die Möglichkeit haben, die Methode zu verstehen, mit der das Frühwarnsystem arbeitet. Demzufolge darf das Frühwarnsystem keine Black-Box darstellen, die keine Einblicke über die Funktionsweise zulässt und nur das Ergebnis „War-

nung“ oder „keine Warnung“ ausgibt. Es muss nachvollziehbar sein, unter welchen Umständen eine Warnung zustande kommt.

## 5.2 Methode

Die Wahl der Methode für das Frühwarnsystem erfolgt unter Beachtung der speziellen Anforderungen. Das bedeutet, die Methode muss gewährleisten, dass das Frühwarnsystem *lernfähig* ist, *a-priori Expertenwissen nutzen* kann und *interpretierbar* ist. Ausgehend von diesen Anforderungen kommen grundsätzlich zwei Methoden aus dem Bereich des Soft Computing in Betracht: Künstliche Neuronale Netze und Fuzzy-Systeme. Künstliche Neuronale Netze erfüllen zwar die Anforderung der Lernfähigkeit, verhalten sich aber wie eine Black-Box, d.h. sie sind nicht interpretierbar. Fuzzy-Systeme hingegen ermöglichen die Nutzung von a-priori Expertenwissen und sind interpretierbar, aber nicht lernfähig. Neuro-Fuzzy-Systeme vereinen die Vorteile und minimieren die Nachteile von Künstlichen Neuronalen Netzen und Fuzzy-Systemen [1]. Das Frühwarnsystem wird daher als Neuro-Fuzzy-System konzipiert. So können die Marketing-Manager sowohl ihr a-priori Wissen in Form einer linguistischen Regelbasis einbringen, als auch dem System das Auffinden von Zusammenhängen überlassen und die Ergebnisse leicht interpretieren. Es gibt eine Reihe von Neuro-Fuzzy-Ansätzen. Hier wurde das NEFCLASS Modell (NEuro Fuzzy CLASSification) [1] gewählt, da es sowohl Fuzzy-Mengen und Regeln lernen, als auch manuell definierte linguistische Regeln verarbeiten und optimieren kann<sup>1</sup>.

Das NEFCLASS Modell ist ein drei-schichtiges Perzeptron ([22], [23]). Die erste Schicht repräsentiert die Eingangsvariablen (Gesamtmeinung, Meinung des Meinungsführers, usw.), die Zwischenschicht die Fuzzy-Regeln und die dritte Schicht die Ausgangsvariablen. In der Ausgangsschicht gibt es für jede Klasse (*Warnung* und *keine Warnung*) jeweils ein Neuron. Die Fuzzy-Mengen (linguistische Terme) werden durch die Gewichte der Verbindungen zwischen den Eingabe- und Zwischenneuronen kodiert. Die Anzahl der Fuzzy-Mengen kann je nach Anwendung variieren. Es ist Aufgabe der Marketing Manager eine für den Anwendungsfall geeignete Anzahl zu bestimmen. Jede Regel ist genau einer Ausgabeinheit (*Warnung* oder *keine Warnung*) zugeordnet [23].

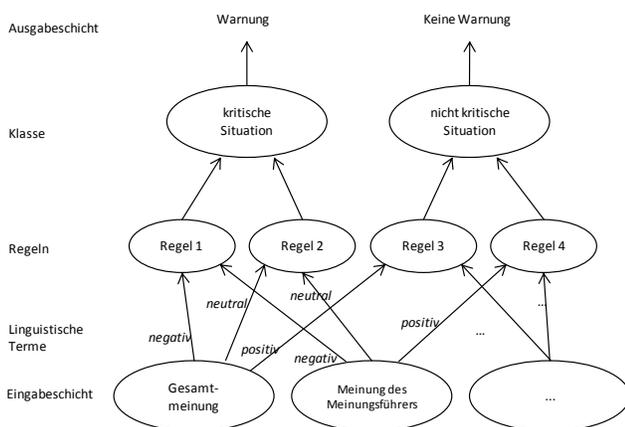


Abbildung 3: Aufbau des Fuzzy-Perzeptrons

<sup>1</sup> Bei der Anwendung des Neuro-Fuzzy-Systems wird die javabasierte NEFCLASS-Implementierung NEFCLASS-J verwendet. Diese kann auf der Webseite <http://fuzzy.cs.uni-magdeburg.de/nefclass/nefclass-j/> heruntergeladen werden.

Das in Abbildung 3 dargestellte Perzeptron besteht aus vier Fuzzy-Regeln. Die erste Regel klassifiziert beispielsweise Situationen, in denen die Gesamtmeinung und die Meinung des Meinungsführers negativ sind, als kritisch und generiert eine Warnung (siehe Abbildung 4).

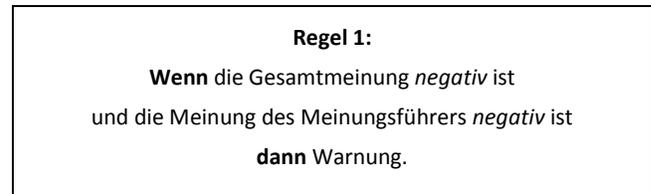


Abbildung 4: Regel 1 des Fuzzy-Perzeptrons

Im Gegensatz zur klassischen Logik, in der ein Objekt entweder einer Menge angehört oder nicht, kann in der Fuzzy-Logik [38] ein Objekt mehreren Mengen mit verschiedenen Zugehörigkeitsgraden angehören. Fuzzy-Mengen spezifizieren mit welchen Zugehörigkeitsgraden Werte der Eingabevariablen zu linguistischen Termen gehören (siehe Abbildung 5). Dadurch werden auch unscharfe Aussagen möglich, wie z.B. „Meinung ist mit einem Zugehörigkeitsgrad von 0,8 negativ“. Auf Basis dieser Aussagen und den linguistischen Wenn-dann-Regeln können Fuzzy-Systeme die Klassenzugehörigkeiten von Objekten (*Warnung* oder *keine Warnung*) bestimmen.

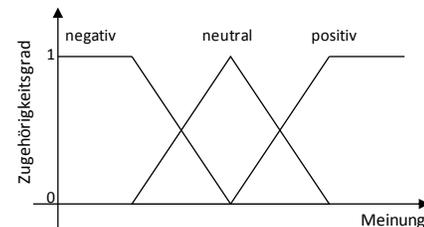


Abbildung 5: Fuzzy-Mengen

Vor ihrer Anwendung müssen die Regeln erstellt werden. Die Regeln können entweder von Experten formuliert oder von einem Lernalgorithmus auf Basis eines Trainingsdatensatzes, der Einschätzungen früherer Situationen enthält, automatisch generiert werden. Zur Erzeugung der Regeln durchläuft der Lernalgorithmus des Neuro-Fuzzy-Systems die Trainingsdatenmenge zwei Mal [1]. Beim ersten Durchlauf wird für jeden Datensatz der Trainingsmenge ein Regelantecedens („Wenn-Teil“) gebildet. Im Regelantecedens wird jeder Eingabevariablen der linguistische Term zugeordnet, dessen Fuzzy-Menge den höchsten Zugehörigkeitsgrad liefert. Während des zweiten Durchlaufs ermittelt der Lernalgorithmus für jedes Regelantecedens das beste Regelkonsequenz („Dann-Teil“). Durch Zusammensetzen der Regelantecedenzen und -konsequenzen entsteht eine Menge von Regelkandidaten. Aus dieser werden die besten Regeln selektiert und zu einer Regelbasis zusammengestellt. Anschließend modifiziert der Lernalgorithmus die Lage und Form der Fuzzy-Mengen, um die Klassifikationsgenauigkeit der Regeln zu erhöhen. Abschließend werden die Regeln gestutzt, um die Interpretierbarkeit und die Generalisierungsfähigkeit der Regelbasis zu optimieren.

## 6. ANWENDUNG

### 6.1 Bewertungsplattform

#### 6.1.1 Trainingsdaten

Für den Zeitraum von Januar 2007 bis einschließlich Juni 2008, wurden 407 Posts zu den Schuhen „Mercurial“ und „Predator“ mit insgesamt 2095 Sätzen aus der Fussball-Bewertungsplattform „fussball-forum.de“ extrahiert. Auf Basis dieser Sätze wurden die Meinungen der User zu den Schuhen „Mercurial“ von Nike und „Predator“ von adidas mittels Text Mining identifiziert (Genauigkeit 73%) und zu einer Gesamtmeinung pro Monat aggregiert. Dadurch entsteht für beide Schuhe jeweils ein Datensatz mit 18 Monaten. Daneben wurden die Absatzzahlen für die beiden Schuhe aus den Unternehmensdatenbanken extrahiert.

Das Frühwarnsystem basiert auf insgesamt sechs Eingangsvariablen. Für jeden Monat wird die Gesamtmeinung zu den Fußballschuhen „Mercurial“ und „Predator“ sowie deren Absatzzahlen verwendet. Außerdem wird jeweils die Differenz der Gesamtmeinung zum Vormonat gebildet, um Aussagen darüber machen zu können, inwieweit sie im Vergleich zum Vormonat gefallen oder gestiegen sind. Jeder Variablen werden fünf linguistische Werte (siehe Abbildung 6) zugeordnet. Ausgabeparameter sind die zwei Klassen *Warnung* und *keine Warnung*.

Meinung zu Predator	Meinung zu Predator im Vergleich zum Vormonat	Absatz von Predator	Meinung zu Mercurial	Meinung zu Mercurial im Vergleich zum Vormonat	Absatz von Mercurial
negativ	gefallen	sehr gering	negativ	gefallen	sehr gering
eher negativ	etwas gefallen	gering	eher negative	etwas gefallen	gering
neutral	unverändert	mittel	neutral	unverändert	mittel
eher positiv	etwas gestiegen	hoch	eher positiv	etwas gestiegen	hoch
positiv	gestiegen	sehr hoch	positiv	gestiegen	sehr hoch

Abbildung 6: Input-Variablen für Review-Plattformen

Da das NEFCLASS-Modell überwacht lernt, sind Trainingsdaten erforderlich, die vergangene Situationen mit den zugehörigen Klassen (*Warnung* oder *keine Warnung*) enthalten. Es ist die Aufgabe der Marketing-Manager diese Klassen vor dem Training festzusetzen. Für den Ausschnitt an vergangenen Situationen im Trainingsdatensatz müssen sie entscheiden, ob sie gerne gewarnt worden wären oder nicht.

Zur Einteilung der Trainingsdaten in die Klassen *Warnung* und *keine Warnung* können sie beispielsweise die grafische Abbildung der Gesamtmeinungs- und Absatzzurven heranziehen. Anhand der Meinungskurven lässt sich neben der Meinung im jeweiligen Monat auch die Meinungsentwicklung im Vergleich zum Vormonat erkennen. Für jeden Monat werden alle vier Kurven gleichzeitig in die Überlegung mit einbezogen. Abbildung 7 zeigt die vier Kurven. Die Situation im Monat Juni 2007 wird beispielsweise als kritisch für adidas eingeschätzt, da hier die Meinung zum Eigen-

produkt („Predator“) im Vergleich zum Vormonat gefallen ist, während die Meinung zum Konkurrenzprodukt eher unverändert ist und im nächsten Monat sogar ansteigt. Hinzu kommt, dass der Absatz des Eigenproduktes („Predator“) sehr gering ist. Für den Monat März 2008 ist keine Warnung für adidas erwünscht, obwohl das Konkurrenzprodukt („Mercurial“) hier sein Absatzhoch hat. Der Grund ist, dass auch das Eigenprodukt („Predator“) sein Absatzhoch hat und die Meinung des Eigenproduktes im Vergleich zum Vormonat gestiegen, während die Meinung zum Konkurrenzprodukt gefallen ist. Aus der Einteilung der Trainingsdaten lassen sich bereits Wenn-dann-Regeln ableiten, die später als a-priori Wissen in die Regelbasis eingebracht werden können.

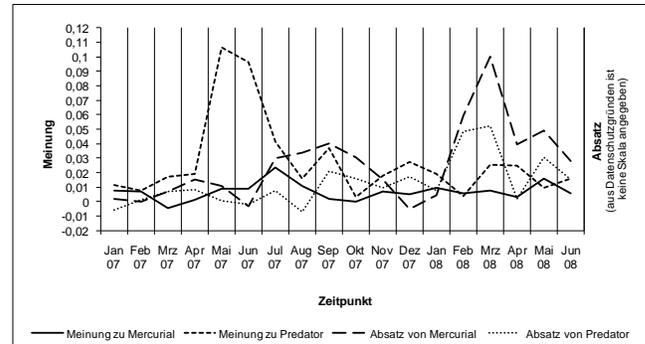


Abbildung 7: Entwicklung der Input-Variablen

#### 6.1.2 Regeln

Die klassifizierten Trainingsdaten werden zum Regellernen herangezogen. Im vorliegenden Fall ergibt sich für beide Schuhe eine Regelbasis mit jeweils fünf Regeln. Jede der Regelbasen ist übersichtlich und leicht interpretierbar. Abbildung 8 stellt einen Auszug der Regelbasis für den Schuh „Predator“ dar. Regel 1 klassifiziert Situationen, die kritisch sind, d.h. in denen die Marketing-Manager von adidas gewarnt werden müssen. Diese Situationen stellen für das Unternehmen ein Risiko dar, da die Meinung zum Eigenprodukt („Predator“) im Vergleich zum Vormonat etwas gefallen ist und der Absatz des Schuhs „Predator“ bereits sehr gering ist. Der Absatz des Konkurrenzproduktes ist außerdem nur gering und nicht sehr gering. Es besteht die Gefahr, dass die gefallene Meinung zu weiteren Image- und Absatzeinbußen führt und sich die ohnehin schon ungünstige Lage weiter verschlechtert. In Situationen, die durch Regel 2 identifiziert werden, muss hingegen nicht gewarnt werden, obwohl in diesen Situationen der Absatz des Konkurrenzproduktes („Mercurial“) mittel und der Absatz des Eigenproduktes („Predator“) sehr gering ist. Der Grund dafür ist, dass hier die Meinung zu dem Schuh „Predator“ eher positiv und im Vergleich zum Vormonat sogar leicht gestiegen ist. Es kann davon ausgegangen werden, dass sich die Situation von adidas in Zukunft weiter verbessern wird. Ein Eingreifen seitens der Marketing-Manager ist nicht notwendig.

<p><b>Regel 1:</b></p> <p><b>Wenn</b> die Meinung Predator im Vergleich zum Vormonat <i>etwas gefallen</i> ist  und der Absatz Predator <i>sehr gering</i> ist  und der Absatz Mercurial <i>gering</i> ist  <b>dann</b> Warnung.</p>
<p><b>Regel 2:</b></p> <p><b>Wenn</b> die Meinung Predator <i>eher positiv</i> ist  und die Meinung Predator im Vergleich zum Vormonat <i>etwas gestiegen</i> ist  und der Absatz Predator <i>sehr gering</i> ist  und der Absatz Mercurial <i>mittel</i> ist  <b>dann</b> keine Warnung.</p>

**Abbildung 8: Regeln für adidas**

### 6.1.3 Klassifikationsergebnis

Für beide Klassifikatoren können gute Ergebnisse erzielt werden (siehe Tabelle 1). Der Klassifikator für den Schuh „Predator“ klassifiziert 80% und der Klassifikator für den Schuh „Mercurial“ 70% aller Situationen korrekt (10-fache Kreuzvalidierung). Der Klassifikator für den Schuh „Predator“ erzielt eine Alarmsensitivität von 77,8% bei einer Falschalarmrate von 0%. Das heißt, es gibt keine Falschalarme. Für den Schuh „Mercurial“ können alle kritischen Situationen identifiziert werden, allerdings sind 40% aller Alarme Fehlarmlarmer. Es gilt abzuwägen, ob auf die Identifikation aller kritischen Situationen zu Gunsten einer geringeren Fehlarmlarmer verzichtet werden soll. Dies hängt in erster Linie davon ab, ob die Kosten für die Fehlarmlarmer oder für die Nichterkennung kritischer Situationen höher sind, und muss von den zuständigen Marketing-Managern individuell entschieden werden.

**Tabelle 1: Klassifikationsergebnisse für adidas und Nike**

Schuh	Anzahl an Trainingsdaten	Richtig klassifiziert	Alarmsensitivität	Fehlarmlarmer
Predator	18	80,0%	77,8%	0,0%
Mercurial	18	70,0%	100,0%	40,0%

## 6.2 Soziales Netzwerk

### 6.2.1 Trainingsdaten

Die Daten für den zweiten Anwendungsfall stammen aus dem sozialen Netzwerk „gamestar.de“, in dem Mitglieder Meinungen zu Computerspielen diskutieren. Aus dem Zeitraum vom 5. Oktober bis zum 28. November 2008 wurden 3776 Posts für das Spiel „Fallout 3“, 1350 Posts für das Spiel „Dead Space“ und 1470 für das Spiel „Far Cry 2“ extrahiert. Für jedes Spiel wurde eine Folge von tagesbasierten Netzwerken generiert, in denen die Mitglieder miteinander verlinkt wurden, die am gleichen Tag direkt vor oder nach einem anderem Mitglied Posts eingestellt haben. Dadurch entstehen für die Spiele „Dead Space“, „Fallout 3“ und „Far Cry 2“ Trainingsdatensätzen, die 56, 45 bzw. 33 Diskussionsnetzwerke enthalten. Die Meinungen der Mitglieder wurden mittels Text Mining als positiv, negativ oder neutral klassifiziert

(Genauigkeit 77%). Zusätzlich erfolgte eine Soziale Netzwerkanalyse, um Meinungsführer zu identifizieren und die Netzwerkstruktur zu charakterisieren.

Die Frühwarnung für alle drei Spiele basiert auf neun Eingangsvariablen. Sechs der Variablen beziehen sich auf die Meinungsführer. Es wird jeweils die Meinung und der Einfluss des lokalen Meinungsführers (Degree Zentralität), des globalen Meinungsführers (Closeness Zentralität) und des Intermediären (Betweenness Zentralität) herangezogen. Zwei weitere Variablen stehen für die Wahrscheinlichkeit, dass sich die Meinung eines Meinungsführers durchsetzt (Zentralisierung), und die Geschwindigkeit, mit der sich die Meinung eines Meinungsführers verbreitet (Dichte). Darüber hinaus wird die Gesamtmeinung im sozialen Netzwerk betrachtet. Jeder Variablen werden drei linguistische Ausprägungen zugewiesen (siehe Abbildung 9). Ausgabeparameter sind die zwei Klassen *Warnung* und *keine Warnung*.

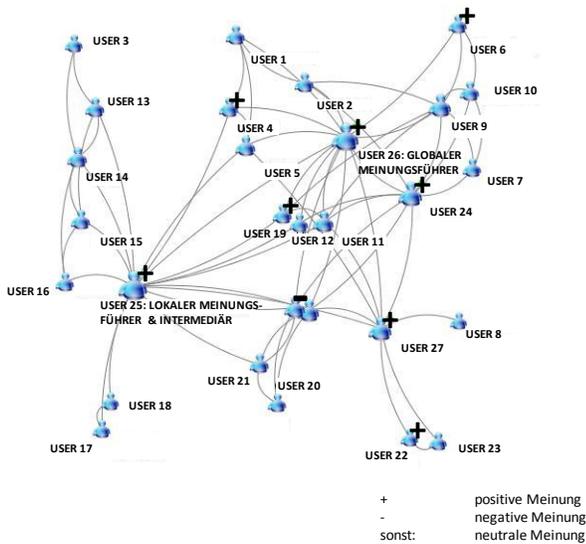
Einfluss des lokalen Meinungsführers	Meinung des lokalen Meinungsführers	Einfluss des globalen Meinungsführers	Meinung des globalen Meinungsführers	Einfluss des Intermediären	Meinung des Intermediären
gering	negativ	gering	negativ	gering	negativ
mittel	neutral	mittel	neutral	mittel	neutral
hoch	positiv	hoch	positiv	hoch	positiv

Geschwindigkeit, mit der sich die Meinung verbreitet	Wahrscheinlichkeit, dass sich die Meinung des Meinungsführers durchsetzt	Gesamtmeinung
gering	gering	negativ
mittel	mittel	neutral
hoch	hoch	positiv

**Abbildung 9: Input-Variablen für soziale Netzwerke**

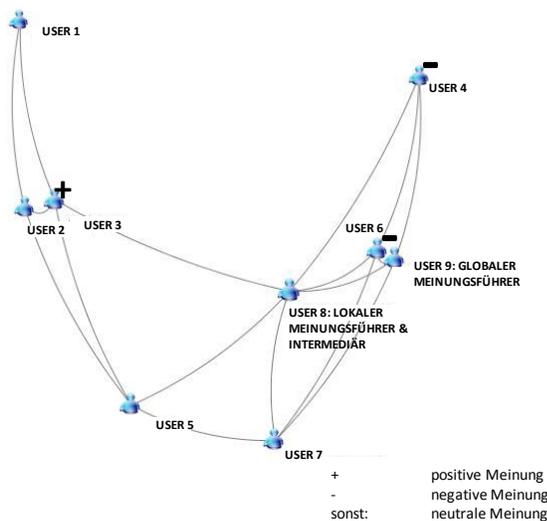
Für das automatische Lernen der Regeln ist ein Trainingsdatensatz bereitzustellen, der zu Situationen aus der Vergangenheit die richtigen Einschätzungen (*Warnung* oder *keine Warnung*) erhält.

Abbildung 10 zeigt das Diskussionsnetzwerk zu einem Zeitpunkt, der nicht kritisch für die Marketing-Manager von „Dead Space“ ist. Der lokale Meinungsführer und Intermediär ist USER 25. Er hat eine positive Meinung und einen mittleren Einfluss (Degree Zentralität 0,57, Betweenness Zentralität 0,48). Auch die Meinung des globalen Meinungsführers (USER 26) ist positiv und sein Einfluss ist hoch (Closeness Zentralität 0,65). Die Wahrscheinlichkeit, dass sich die Meinung der Meinungsführer durchsetzt, ist mittel (Zentralisierung 0,42). Die Geschwindigkeit, mit der sich die Meinung verbreitet ist eher gering (Dichte 0,18). Die Gesamtmeinung zu diesem Zeitpunkt ist mit 0,24 eher positiv bis neutral. Wie zu erkennen ist, haben auch andere zentrale Personen, wie z.B. USER 27 eine positive Meinung. Die Situation zu diesem Zeitpunkt ist daher nicht kritisch.



**Abbildung 10: Nicht kritische Situation im sozialen Netzwerk**

Abbildung 11 zeigt das Diskussionsnetzwerk in einer Situation, in der die Marketing-Manager des Spiels „Dead Space“ gewarnt werden müssen. Alle drei Meinungsführer haben hier eine neutrale Meinung. Der lokale Meinungsführer und Intermediär, USER 8, hat einen hohen (Degree Zentralität 0,75) bzw. mittleren (Betweenness Zentralität 0,41) Einfluss. Der Einfluss des globalen Meinungsführers, USER 9, ist auch eher hoch (Closeness Zentralität 0,57). Wie zu erkennen ist, haben die meisten anderen Personen zu diesem Zeitpunkt eine neutrale Meinung. Nur ein User hat eine positive und zwei User haben eine negative Meinung. Die Gesamtmeinung ist mit -0,11 als neutral bis leicht negativ einzu-stufen. Die Wahrscheinlichkeit, dass sich die Meinung eines Meinungsführers durchsetzt, ist hoch (Zentralisierung 0,47) und die Geschwindigkeit, mit der sich die Meinung verbreitet, ist mittel (Dichte= 0,36). Die Situation ist kritisch, da eine neutrale Meinung schwer einer negativen Meinung entgegenwirken kann. Sie wird weniger beachtet und nicht als Gegenmeinung wahrgenommen.



**Abbildung 11: Kritische Situation im sozialen Netzwerk**

## 6.2.2 Regeln

Die anhand der Trainingsdaten gelernten Regelbasen für die Spiele „Dead Space“, „Fallout 3“ und „Far Cry 2“ sind mit acht, neun und drei Regeln übersichtlich und einfach interpretierbar. Abbildung 12 und Abbildung 13 zeigen einen Auszug aus der Regelbasis für das Spiel „Fallout 3“.

Regel 3 stuft Situationen als kritisch ein und führt somit zu einer Warnung. In diesen Situationen ist die Meinung des globalen und des lokalen Meinungsführers negativ und der Einfluss des lokalen Meinungsführers hoch. Außerdem ist die Wahrscheinlichkeit hoch, dass sich die Meinung des Meinungsführers verbreitet, und es besteht die Gefahr, dass die ohnehin schon negative Gesamtmeinung noch weiter sinkt. In diesen Situationen ist ein Eingreifen der Marketing-Manager unbedingt notwendig, um eine Verbreitung der negativen Meinung und der damit verbundenen Image- und Umsatzeinbußen zu vermeiden.

**Regel 3**

**Wenn** die Meinung des globalen Meinungsführers *negativ* ist  
 und die Meinung des lokalen Meinungsführers *negativ* ist  
 und der Einfluss des lokalen Meinungsführers *hoch* ist  
 und die Wahrscheinlichkeit, dass sich die Meinung des Meinungsführers verbreitet, *hoch* ist  
 und die Gesamtmeinung *negativ* ist  
**dann** Warnung

**Abbildung 12: Regel für Warnung**

In Situationen, die durch Regel 4 abgedeckt sind, besteht hingegen kein Handlungsbedarf. Sie beschreibt Situationen, in denen der globale Meinungsführer eine positive Meinung hat. Die Wahrscheinlichkeit, dass sich die Meinung des Meinungsführers durchsetzt, ist zwar gering, allerdings ist die Gesamtmeinung bereits positiv. Es besteht keine Gefahr für das Unternehmen.

**Regel 4**

**Wenn** die Meinung des globalen Meinungsführers *positiv* ist  
 und die Wahrscheinlichkeit, dass sich die Meinung des Meinungsführers durchsetzt, *gering* ist  
 und die Gesamtmeinung *positiv* ist  
**dann** keine Warnung

**Abbildung 13: Regel für keine Warnung**

## 6.2.3 Klassifikationsergebnis

Für die Spiele „Dead Space“ und „Fallout 3“ lassen sich sehr gute Klassifikationsergebnisse erzielen (10-fache Kreuzvalidierung) (siehe Tabelle 2). Der Klassifikator für das Spiel „Dead Space“ identifiziert 90,3% aller Situationen richtig und 100% der kritischen Situationen. Die Falschalarmrate liegt bei 11,8% und ist somit gering. Für das Spiel „Fallout 3“ können 93,5% aller Situationen richtig erkannt werden. Dabei werden 88,8% der kritischen Situationen richtig klassifiziert und es gibt mit 5,9% nur sehr wenige Fehlalarme. Für das Spiel „Far Cry 2“ können mit einer Klassifikationsgenauigkeit von 70,6% vergleichsweise weniger Situationen richtig zugeordnet werden. Der Grund dafür liegt hier in der relativ hohen Fehlalarmrate von 25%. Von den kritischen

Situationen werden dennoch 88,2% richtig erkannt. Insgesamt handelt es sich um sehr gute Klassifikationsgenauigkeiten.

**Tabelle 2: Klassifikationsergebnisse für die Spiele**

Spiel	Anzahl der Trainingsdaten	Richtig klassifiziert	Alarm-sensitivität	Fehlalarmrate
Dead Space	56	90,3 %	100,0%	11,8%
Fallout 3	45	93,5 %	88,8%	5,9%
Far Cry 2	33	70,6 %	88,2%	25,0 %

## 7. IMPLIKATIONEN FÜR DAS MARKETING

Durch die frühzeitige Warnung sind Marketing-Manager in der Lage, rechtzeitig Gegenmaßnahmen einzuleiten und die Meinungsbildung positiv zu beeinflussen. Eine negative Meinungsentwicklung und die damit verbundenen Image- und Umsatzeinbußen für das Unternehmen können somit minimiert oder vermieden werden.

Eine Möglichkeit Einfluss auf den Meinungsbildungsprozess zu nehmen ist beispielsweise, dass sich die Marketing-Manager selbst als Kunden ihres Unternehmens ausgeben und sich an den Diskussionen beteiligen. So können sie eine positive Meinung vertreten und einem negativen Meinungstrend entgegenwirken. Allerdings bekämpfen sie damit lediglich die Ausbreitung einer negativen Meinung, nicht aber deren Ursache. Darüber hinaus besteht die Gefahr, dass die Marketing-Manager als solche erkannt werden und der negative Meinungstrend weiter verstärkt wird.

Eine andere Möglichkeit ist die direkte und offene Ansprache der unzufriedenen Konsumenten [32]. Das heißt, der Marketing-Manager tritt offiziell als Vertreter seines Unternehmens auf und beteiligt sich an der laufenden Konversation. Dabei kann er auf die negativen Äußerungen eingehen und die Kunden auf ihre Wünsche ansprechen. Damit wird nicht nur die Verbreitung der anfänglichen negativen Meinung vermieden, sondern gleichzeitig die Verbreitung einer positiven Meinung gefördert, da den Konsumenten das Gefühl vermittelt wird, dass ihre Meinung ernst genommen wird [21].

Durch das Eingreifen in den Meinungsbildungsprozess hat der Marketing-Manager die Möglichkeit, diesen positiv zu beeinflussen. Für ein Unternehmen ist es allerdings von Interesse die Gründe für das Zustandekommen der negativen Meinungen zu kennen. So kann bei einer weiteren Betrachtung der einzelnen Diskussionsbeiträge herausgefunden werden, warum die Meinung zu einem Produkt schlecht ist. Das heißt, das Unternehmen hat die Chance die Kundenwünsche zu erkennen und die Produkte langfristig anzupassen [32]. Dadurch können der Umsatz erhöht und das Image des Unternehmens verbessert werden.

## 8. ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK

In dieser Arbeit wird ein Frühwarnsystem zur Identifikation kritischer Situationen der Meinungsbildung im Internet vorgestellt. Mithilfe des Frühwarnsystems können Marketing-Manager gewarnt werden, sobald sich abzeichnet, dass es in Zukunft zu einer negativen Meinungsentwicklung kommt und Umsatz- und Imageeinbußen drohen.

Das System wurde als Neuro-Fuzzy-System umgesetzt, wodurch es sowohl anhand von Beispieldaten Klassenzugehörigkeiten

lernen und a-priori Expertenwissen nutzen kann als auch für die Marketing-Manager einfach interpretierbar ist.

Um die Einsatzfähigkeit des Systems zu validieren, wurde das Frühwarnsystem beispielhaft für Bewertungsplattformen und soziale Netzwerke angewendet. Für alle Beispiele konnten gute bis sehr gute Ergebnisse hinsichtlich der Anforderung der richtigen Klassifikation, der Alarmsensitivität und der Fehlalarmrate erzielt werden.

Die Einzigartigkeit des konzipierten Frühwarnsystems liegt zum einen in der automatischen Analyse der Meinungsbildung und Beurteilung, ob die Gesamtsituation für ein Unternehmen kritisch ist oder nicht. Dabei spielen für jedes Unternehmen und für jedes Produkt andere Faktoren bei der Identifikation der kritischen Situationen eine Rolle, die durch das hier entwickelte Frühwarnsystem individuell berücksichtigt werden können. Zum anderen ermöglicht das Frühwarnsystem eine einfache Wissensakquisition und Nutzung für die zuständigen Marketing-Manager.

In zukünftigen Arbeiten wird das Frühwarnsystem unter Verwendung größerer Datenbestände weiter validiert. Darüber hinaus soll es dahingehend ausgebaut werden, dass es neben der Identifikation kritischer Situationen auch noch geeignete Handlungsempfehlungen für die Marketing-Manager erstellt.

## 9. LITERATURVERZEICHNIS

- [1] Borgelt, C., Klawonn, F., Kruse R., Kruse; Nauck, D. 2003. *Neuro-Fuzzy-Systeme: Von den Grundlagen künstlicher Neuronaler Netze zur Kopplung mit Fuzzy-Systemen*. 3. Aufl. Vieweg Verlag, Wiesbaden.
- [2] Bruhn, M. 2006. Das Konzept der Kundenorientierten Unternehmensführung. In: *Kundenorientierte Unternehmensführung: Kundenorientierung – Kundenzufriedenheit - Kundenbindung*. Hinterhuber, H. H., Matzler, K., Hrsg., Aufl. 5, Gabler, Wiesbaden, S. 35-65.
- [3] Choudhury, M. D., Sundaram, H. John, A., Seligmann, D. D. 2007. Contextual Prediction of Communication Flow in Social Networks. In: *Proceedings of the IEEE/WIC/ACM international Conference on Web*. IEEE Computer Society, Washington, S. 57-65.
- [4] Choudhury, M. D. 2009. Modelling and Predicting Group Activity over Time in Online Social Media. In: *Proceedings of the Twentieth ACM Conference on Hypertext and Hypermedia*. Torino.
- [5] Choudhury, M. D., Sundaram, H., John, A., Seligmann, D. D. 2009. Which are the Representative Groups in a Community? Extracting and Characterizing Key Groups in Blogs. In *Proceedings of the Twentieth ACM Conference on Hypertext and Hypermedia*, Torino.
- [6] Cortes C., Vapnik V. N., 1995. Support Vector Networks. *Machine Learning* 20, pp. 273-297.
- [7] Dasu T., Johnson T., 2003. *Exploratory data mining and data cleaning*, John Wiley & Sons, Hoboken.
- [8] Dave, K., Lawrence, S., Pennock, D. M. 2003. Mining the peanut gallery: Opinion extraction and semantic classification of product reviews. In *Proceedings of the 12th international conference on World Wide Web*, Budapest.
- [9] Dhar, V., Chang, E. 2007. Does Chatter Matter? *The Impact of User-Generated Content on Music Sales*. Arbeitspapier, Leonard N. Stern School of Business, New York University.

- [10] Fawcett, T., Provost, F. 1997. Adaptive fraud detection. In *Data Mining and Knowledge Discovery* 1, S. 291-316.
- [11] Fawcett, T., Provost, F. 1999. Activity Monitoring: Noticing interesting changes in behavior. In *Proceedings of the fifth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*. San Diego, S. 53-62.
- [12] Glance, N., Hurst, M., Nigam, K., Siegler, M., Stockton, R. Tomokiyo, T. 2005. Deriving Marketing Intelligence from Online Discussion. In *Proceedings of the eleventh ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery in data mining*. Chicago, S. 419 – 428.
- [13] Gruhl, D., Guha, R., Kumar, R., Novak, J., Tomkins, A. 2005. The Predictive Power of Online Chatter. In *Proceedings of the eleventh ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery in data mining*. Chicago, S. 78 - 87.
- [14] Huang, Y., Liu, S., Wang, Y. 2007. Online Detecting and Tracking of the Evolution of User Communities. In *Proceedings of the Third International Conference on Natural Computation*. S. 681-685.
- [15] Kaiser, C. 2008. Produkt-Mining im Web 2.0. In: Bichler, M.; Hess, T.; Krcmar, H., Lechner, W.; Matthes, F.; Picot, A.; Speitkamp, B.; Petra W. (Hrsg.): *Tagungsband der Multikonferenz Wirtschaftsinformatik 2008*. GITO-Verlag, Berlin 2008, S. 229-240.
- [16] Kaiser, C. 2009. Analyse von Meinungen in sozialen Netzwerken des Web 2.0. In: Hansen, H. R., Karagiannis, D., Fill, H.-G. (Hrsg.) 2009: *Business Services: Konzepte, Technologien, Anwendungen*. 9. Internationale Tagung Wirtschaftsinformatik. Österreichische Computer Gesellschaft, Wien.
- [17] Katz E., Lazarsfeld P. F., 1955. *Personal influence, the part played by people in the flow of mass communication*, Glencoe, Free Press.
- [18] Keller E. B., Berry J., 2003, *The influentials*, New York, Free Press.
- [19] Kim, S.-M., Hovy, E. 2007. Crystal: Analysing Predictive Opinions on the Web. In *Proceedings of the 2007 Joint Conference on the Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning*, Prague, S. 1056-1064.
- [20] Kroeber-Riel, W., Weinberg, P. 2009. *Konsumentenverhalten*, 9. Aufl., Verlag Vahlen, München.
- [21] Matzler, K., Stahl, H., Hinterhuber, H. H. 2006. Die Customer-based View der Unternehmung. In Hinterhuber, H. H., Matzler, K. (Hrsg.) 2006, *Kundenorientierte Unternehmensführung: Kundenorientierung – Kundenzufriedenheit - Kundenbindung*. Aufl. 5, Gabler, Wiesbaden, S. 35-65.
- [22] Nauck, D., Kruse, R. 1994. A Fuzzy Perceptron as a Generic Model for Neuro-Fuzzy Approaches. In *Fuzzy-Systeme '94. Wissenschaftliche Veröffentlichung des zweiten Deutschen GI-Workshops*, München.
- [23] Nauck, D., Kruse, R. 1995. NEFCLASS - A Neuro-Fuzzy Approach for the Classification of Data. In: George, K.M.; Carrol, Janice, H.; Deaton, Ed; Oppenheim, Dave; Hightower, Jim (Hrsg.): *Applied Computing 1995 - Proceedings of the 1995 ACM Symposium on Applied Computing*, Nashville, ACM Press.
- [24] Onishi, H., Manchanda, P. 2009. *Marketing Activity, Blogging and Sales*. Arbeitspapier, Ross School of Business, University of Michigan.
- [25] Pang, B., Lee, L. 2002. Thumbs up? Sentiment Classification using Machine Learning Techniques. In: *Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, Philadelphia.
- [26] Popescu, A.-M., Etzioni, O. 2005. Extracting Product Features and Opinions from Reviews. In *Proceedings of Human Language Technology Conference and Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, Vancouver, S. 339-346.
- [27] Rogers E., 2003. *Diffusion of innovations*, 5th ed., New York, Free Press.
- [28] Scott J., 2000. *Social Network Analysis – A Handbook*, London, SAGE.
- [29] TNS Infratest 2010. *Kaufentscheidung fällt immer häufiger im Netz*. URL: [www.tns-infratest.com/presse/pdf/Presse/2010\\_01\\_12\\_TNS\\_Infratest\\_Kaufentscheidung\\_Internet.pdf](http://www.tns-infratest.com/presse/pdf/Presse/2010_01_12_TNS_Infratest_Kaufentscheidung_Internet.pdf), Abruf am 2010-01-15
- [30] Tong, R. M.; Yager, R. R. 2004. Characterizing Attitudinal Behaviors in On-Line Open-Source. In *Proceedings of the Association for the Advancement of Artificial Intelligence Spring Symposium 2004*, Atlanta.
- [31] Tränkler, H.-R., Derbel, F., Hensel, A., Horn, M., Oppelt, U. 2000. Smart Sensor Systems für die Branderkennung. In *Tagungsband der VdS-Fachtagung Gas Sensors for Fire Detection*, Köln, S. 15-16.
- [32] Trommsdorff, V. 2009. *Konsumentenverhalten*. 7. Aufl., Verlag W. Kohlhammer, Stuttgart.
- [33] Valente T. W., 1999. *Network Models of the Diffusion of Innovations*, Cresskill, Hampton Press.
- [34] Viermetz, M., Skubacz, M., Ziegler, C.-N.; Seipel, D. 2008. Tracking Topic Evolution in News Environments. In *Proceedings of the 10<sup>th</sup> IEEE Conference on E-commerce Technology and the Fifth IEEE Conference on Enterprise Computing, E-Commerce and E-Services*, Washington, S. 215-220.
- [35] Wassermann, S., Faust, K., 1999. *Social Network Analysis – Methods and Applications*, Cambridge, Cambridge University Press.
- [36] Weiss S., Indurkha N., Zhang T., Damerau F., 2005. *Text Mining – Predictive Methods for Analyzing unstructured Information*, New York, Springer.
- [37] Xu, L., He, W. 2005. Application of Fuzzy Neural Network to Fire Alarm System of High-rise Building. In: *Journal of Communication and Computer* 2 (9), 200, S. 18-21.
- [38] Zadeh, Lotfi (1965): Fuzzy Sets. In: *Information and Control* 8 (3), 1965, Academic Press, San Diego, S. 338-353.