



Universität Augsburg
Prof. Dr. Hans Ulrich Buhl
Kernkompetenzzentrum
Finanz- & Informationsmanagement
Lehrstuhl für BWL, Wirtschaftsinformatik,
Informations- & Finanzmanagement

UNIA
Universität
Augsburg
University

Diskussionspapier WI-128

**Systemunterstützt individualisierte
Kundenansprache in der Mehrkanalwelt der
Finanzdienstleistungsbranche -
Repräsentation der Einstellungen von
Kunden in einem Kundenmodell**

von

Hans Ulrich Buhl, Michael Fridgen, Stefan Volkert

März 2003

in: Uhr, W., Esswein, W., Schoop, E., Hrsg., Wirtschaftsinformatik
2003 -Medien - Märkte - Mobilität, Dresden, September 2003, 2. Band, Physica,
Heidelberg, 2003, S.201-229
Ertragsmanagement - Kunden- und Unternehmenswert zwischen Risiko und
Ertrag, Gabler, Wiesbaden, 2005, S.441-464

Systemunterstützt individualisierte Kundenansprache in der Mehrkanalwelt der Finanzdienstleistungsbranche – Repräsentation der Einstellungen von Kunden in einem Kundenmodell

Hans Ulrich Buhl, Michael Fridgen, Stefan Volkert

Universität Augsburg

Zusammenfassung: Die vorliegende Arbeit schlägt ein Konzept zur Abbildung relevanter Aspekte eines Kunden der Finanzdienstleistungsbranche in einem zentralen Repository, bezeichnet als Kundenmodell, vor. Eine zentrale Rolle spielen dabei die Einstellungen von Kunden, deren reale Eigenschaften Widersprüchlichkeit, Unschärfe und Mehrwertigkeit auch in der Abbildung enthalten sein müssen. Aus den Anforderungen an die Wissensrepräsentation und -verarbeitung werden zwei alternative Formalismen, wovon einer auf Evidenzmaßen, der andere auf der Fuzzy-Theorie basiert, abgeleitet und vergleichend bewertet.

Schlüsselworte: Benutzermodellierung, Kundenmodellierung, Individualisierung, Wissensrepräsentation, Finanzdienstleistungen, Evidenzmaße, Fuzzy-Theorie

1 Einleitung

Heute wird dem Internet als Vertriebskanal nurmehr geringe strategische Bedeutung zugewiesen. Das Gesetz der Hype-cycles greift auch hier: wurde das Potenzial zunächst überschätzt, wird es heute vermutlich unterschätzt. Das Wachstum der Reichweite des Internet und die Weiterentwicklung der Nutzungskonzepte sind jedenfalls trotz der gegenwärtigen Investitionszurückhaltung nur unwesentlich gebremst. Deshalb erscheint es nicht unwahrscheinlich, dass die wirkliche Revolution erst noch bevorsteht. Das steht insbesondere hinsichtlich der Integration in den laufenden Geschäftsbetrieb zu erwarten.

In den Jahren des Booms verfolgte die Mehrzahl der Finanzdienstleister im Internet die Zielsetzung, durch aggressive Preisgestaltung auf einem Markt weitgehend homogener Güter einen möglichst hohen Marktanteil zu erlangen und dann – unter anderem über Fixkostendegression – aus Kostenvorteilen Erträge zu machen. Schon vor der Krise wurde zum Beispiel in [Buhl⁺01] argumentiert, dass Kosten-

führerschaftsstrategien in der Finanzdienstleistungsbranche im Internet und zunehmend auch auf den klassischen Kanälen nur schwer zum Erfolg zu bringen sind. Die Autoren legen dar, dass bei geeignetem Einsatz von Informationstechnologie für eine Mehrzahl der Unternehmungen Differenzierungsstrategien im Porter'schen Sinn [Port85] leichter oder zumindest erfolgversprechender umzusetzen sind. Die Autoren entwickeln vor diesem Hintergrund ein Konzept, das sie Sophistication-banking nennen und das darauf abstellt, Produktion und Vertrieb von Finanzdienstleistungen IT-unterstützt kanalübergreifend auf die einzelnen Kunden zuzuschneiden. Die zugrunde liegende Idee ist, Informationen, die über Kunden vorliegen, so in die Vertriebs- und Produktionsprozesse einfließen zu lassen, dass einerseits eine Angebotsqualität entsteht, die Konkurrenten in Ermangelung der Informationen nicht kopieren können. Andererseits soll damit auch sichergestellt werden, dass knappe Ressourcen in Aktivitäten fließen, denen eine entsprechende Zahlungsbereitschaft auf Kundenseite gegenübersteht. Hierzu ist allerdings eine grundlegende Überarbeitung der Geschäftsstrategie und der Informations- und Kommunikationssysteme der Unternehmung erforderlich.

Die erfolgreiche Umsetzung eines Sophistication-banking Konzepts in Mehrkanalumgebungen setzt insbesondere Informationssysteme voraus, die relevante Aspekte von Kunden automatisiert erkennen und ebenfalls automatisiert in Produktionsprozesse einfließen lassen. Aktuelle Ansätze aus Wissenschaft und Praxis, die sich unter dem Schlagwort CRM subsumieren lassen, sind dazu nur mangelhaft in der Lage. Das kundenbezogene Data-Warehousing und damit das analytische CRM, aber auch einige Teile des operativen CRM, stehen orthogonal auf den in der Finanzdienstleistungsbranche üblichen produktorientierten Geschäftsprozessen. Die Integration der CRM-Aktivitäten mit den Produktions- und Bestandsführungssystemen beschränkt sich auf den Umweg des Data-Warehousing. Die Entkopplung vom operativen Betrieb – die Data-Warehouses sind insbesondere bei Finanzdienstleistern in aller Regel als Recherche- und Analysetools ausgeführt – führt fast zwangsläufig zu Aktualitätsproblemen sowie zu einem Mangel an Wissensrückfluss in die operativen Systeme [Frid03]. Den heute üblichen CRM-Konzepten fehlt es insbesondere an Ausdrucksmächtigkeit hinsichtlich relevanter Aspekte von Kunden [Hein02]. Die vorliegende Arbeit schlägt ein Konzept zur Realisierung von Informationssystemen vor, die Sophistication-banking ermöglichen. Nach der Klärung grundlegender Begriffe werden Anforderungen ermittelt und eine geeignete Informationssystemarchitektur entwickelt. Der dann folgende Abschnitt thematisiert detaillierter, welche Aspekte von Kunden relevant sind und wie sich diese repräsentieren lassen. Ausgehend von einer Anforderungsanalyse werden zwei geeignete Repräsentationsformalismen entwickelt und diskutiert. Dabei fließen Ergebnisse aus zwei öffentlich und einem privat finanzierten Drittmittelprojekt ein. Die Grundlagen des Sophistication-banking wurden in der DFG-Forschergruppe Augsburg-Nürnberg erarbeitet. Ein Projekt zur Evaluierung der Konzepte der Kundenmodellierung wurde in Kooperation mit dem Privatkundengeschäft der Deutschen Bank bei der Entwicklung eines innovativen Internetauftritts durchgeführt. Dieser Internetauftritt kann von Kunden ihren individuellen

Anforderungen angepasst werden und nutzt grundlegende Elemente der in dieser Arbeit vorgestellten Ansätze dazu, den Kunden automatisiert Informationen bereitzustellen. Zur Messung des Erfolgs der Individualisierung wurden Web-Log Analysen durchgeführt. Die dort umgesetzten Konzepte sind in [Frid⁺99] dokumentiert. Im vom bayerischen Wissenschaftsministerium geförderten Forschungsverbund FORSIP¹ wird an der Verbesserung des Verständnisses der Bedeutung von Situationen und Rollen für die individuelle Leistungserstellung in der Finanzdienstleistungsbranche gearbeitet. Dabei soll unter anderem prototypisch gezeigt werden, wie automatisiert verwertetes Wissen über Kunden die Qualität einer Beratung im Finanzdienstleistungskontext erheblich verbessern kann. Im Rahmen von FORSIP werden auch die in dieser Arbeit entwickelten Repräsentationsformalismen empirischen Tests unterzogen.

2 Individualisierung und Kundenmodellierung - Begriffe

Individualisierung

Dem im Forschungsverbund FORSIP von den beteiligten Lehrstühlen entwickelten Begriffsverständnis folgend wird die Anpassung von Leistungen an die Eigenschaften, Bedürfnisse und Kenntnisse einzelner Personen als Individualisierung bezeichnet.

Kundenmodell und Kundenmodellinstanzen

Für kanalübergreifende Individualisierung sind Wissensrepositories über Kunden erforderlich, in denen anwendungsbezogen relevante Aspekte der Kunden mit klar definierter Semantik abgelegt werden können. Fridgen, Schackmann und Volkert schlagen in [Frid⁺99] ein derartiges Repository für den Bankensektor vor, das sie als Kundenmodell bezeichnen. Diese Begrifflichkeit wird für die vorliegende Arbeit übernommen. Mit Hilfe eines Kundenmodells kann relevantes Wissen, das zum Beispiel aus den zentralen Datenbeständen der Bank, dem Wissen des Kundenberaters und der Selbstauskunft des Kunden extrahiert wird, abgelegt und im Beratungsfall eingesetzt werden. Dabei liegt eine semantische Modellierung zugrunde. Ein Kundenmodell beschreibt Abbildungsvorschriften und Repräsentationsformalismen und ist für einen Anwendungszusammenhang und die diesbezüglich relevanten Aspekte von Kunden konfigurierbar. Einzelne Kunden werden durch Modellinstanzen beschrieben. Die für die zu modellierenden Aspekte erforderlichen Realweltbegrifflichkeiten werden in einer Ontologie erfasst, um anwendungsübergreifend eine konsistente Begriffsverwendung zu erreichen.

¹ Forschungsverbund Situierung – Individualisierung – Personalisierung

3 Ein Repository mit Wissen über Kunden

3.1 Anforderungen

Neben der Fähigkeit zu semantisch eindeutiger Repräsentation und Bereitstellung anwendungsbezogen relevanter Aspekte des Kunden – dieses ist Gegenstand des vierten Kapitels der vorliegenden Arbeit – stellen sich bei der Gestaltung eines anwendungs- und kanalübergreifenden Repositories mit Wissen über Kunden und der zugehörigen Prozesse die folgenden Anforderungen:

Fähigkeit zur inkrementellen Weiterentwicklung des Wissens über Kunden

Informationen über Kunden werden bei Interaktionsvorgängen (z. B. mit Beratern oder Beratungssystemen) fortwährend erfasst. Diese Informationen können wesentliche Indizien hinsichtlich relevanter Aspekte des Kunden enthalten. Neu gewonnene Indizien müssen geeignet gewichtet und mit dem aktuellen Wissenstand über einen Kunden verknüpft werden.

Erweiterbarkeit hinsichtlich der Anbindung von Anwendungssystemen

Die Zielsetzung, ein anwendungs- und kanalübergreifendes Repository bereitzustellen, setzt in der dynamischen Umwelt der Finanzdienstleistungsbranche Erweiterbarkeit der Abbildungsmächtigkeit ohne Seiteneffekte voraus. Die relevanten Aspekte des Kunden verändern sich insbesondere mit dem abgedeckten Leistungsangebot und mit den Beratungsansätzen des Finanzdienstleisters.

Performanz

Einige der anzubindenden Anwendungssysteme sind auf Antworten nahe Echtzeit angewiesen. Deshalb muss performante Umsetzbarkeit des Kundenmodells und der zugehörigen Prozesse gewährleistet sein. Dabei sind insbesondere die Anforderungen von kanalübergreifenden und an Transaktionssysteme angebotenen Repositories zu berücksichtigen.

3.2 Architektur und Prozesse

Die im vorangehenden Abschnitt entwickelten Anforderungen erzwingen die Modularisierung des Wissens, der Architektur und der Prozesse. Aus der Notwendigkeit, das Wissen über Kunden persistent halten und inkrementell weiterentwickeln zu müssen, entsteht der Bedarf nach einer zentralen Komponente, die neu hinzukommende Informationen entgegennehmen und den aktuellen Wissensstand distribuieren kann. Diese Komponente soll als **Kundenengine** bezeichnet werden. Die Speicherung aller anfallenden Informationen kommt aufgrund der genannten

Performanzanforderungen nicht in Frage. Deshalb ist Vorverarbeitung erforderlich. Hierfür kommen so genannte **I₁-Module** (Inferenz 1-Module) zum Einsatz. Im Sinne der geforderten anwendungsunabhängigen, seiteneffektfreien und erweiterbaren Abbildungsmächtigkeit muss Wissen modular, das heißt in voneinander unabhängigen semantischen Einheiten erfasst und gespeichert werden. Das wird vor allem über die Konzepte ‚**Einstellung**‘, ‚**Einschätzung**‘ und ‚**Indiz**‘ angestrebt. Die Entwicklung von Repräsentationsformalismen für Einstellungen, Einschätzungen und Indizien ist Gegenstand des vierten Kapitels. Das auf diese Weise formalisierte Wissen wird in so genannten **I₂-Modulen** anwendungsbezogen aufbereitet und genutzt. Neben diesen Konzepten sind in der Prozessvisualisierung von Abbildung 1 und der Architekturdarstellung von Abbildung 2 auch Situationen und Rollen verzeichnet, deren Einfluss auf Einstellungen und Einschätzungen gegenwärtig evaluiert wird.

3.2.1 Die Gewinnung und Speicherung von Wissen über Kunden durch I₁-Module

Die Inferenz I₁ extrahiert Wissen aus erhobenen Informationen und selektiert Informationen für die persistente Speicherung. I₁ wird in entsprechenden Modulen realisiert, die sich auf der Grundlage unterschiedlicher Schlussmechanismen darstellen lassen. Ergebnisse des Extraktionsprozesses sind Wissensindizien, das heißt Hinweise auf entsprechende Aspekte des Kunden. Die Kundenengine nimmt Indizien und zur persistenten Speicherung vorgesehene Informationen entgegen und verrechnet erstere geeignet mit dem in der Modellinstanz vorliegenden Wissen. Die auf I₁ folgende Verrechnung der Indizien mit dem vorliegenden Wissen ist Gegenstand der folgenden Kapitel dieser Arbeit.

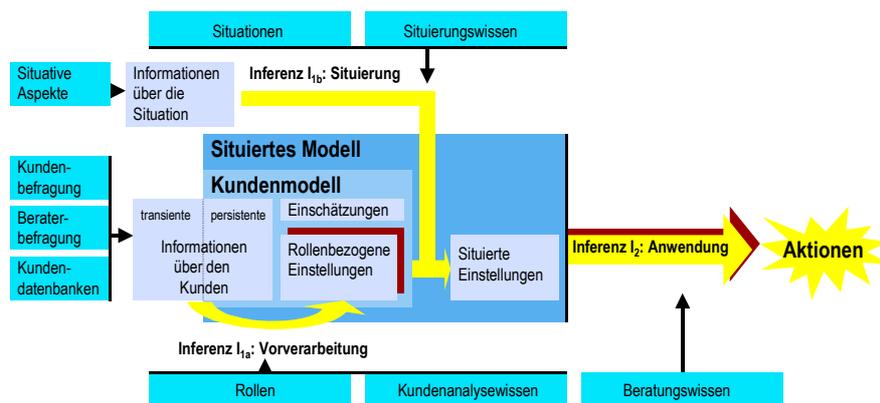


Abbildung 1: Die Prozesse der Kundenmodellierung

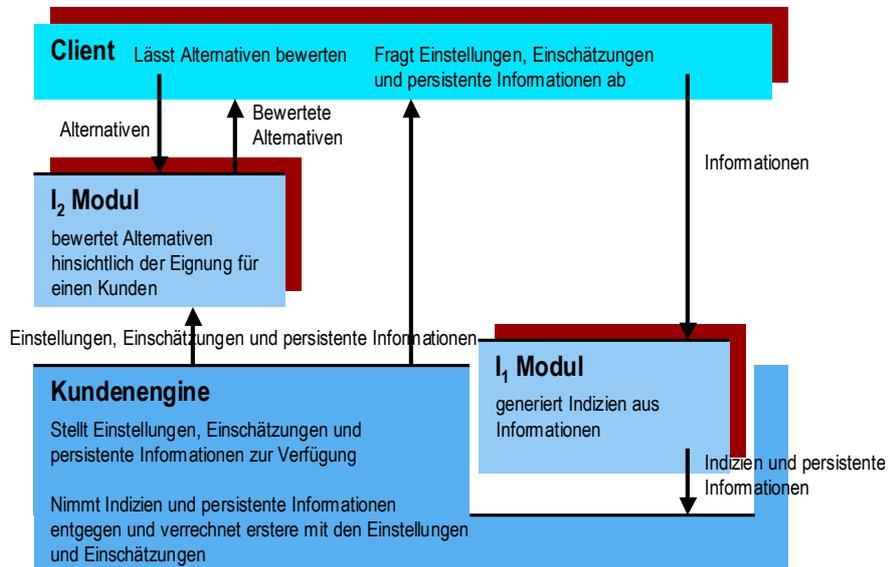


Abbildung 2: Architektur einer kundenmodellbasierten Beratungsapplikation

3.2.2 Die Zuordnung von Aktionen zu Kunden mit Hilfe von I₂-Modulen

Zielsetzung der Inferenz I₂ ist, einem Kunden in einem Beratungszusammenhang hinsichtlich seiner Bedürfnisse angemessene Aktionen zuzuordnen. Hierzu muss in der Inferenz I₂ ein Matching zwischen einer Kundenmodellinstanz und einer Menge von Aktionsoptionen vorgenommen werden. Abzubildende Aktionsoptionen können vom zielgruppengerechten Massenmailing bis zur individualisierten Finanzplanung reichen. Das Matching soll voll- oder teilautomatisiert stattfinden. Eine Kundenmodellinstanz soll darüber hinaus einem menschlichen Berater als Rechercheinstrument dienen können. Die Inferenz I₂ soll auf sehr unterschiedlichen Schlussmechanismen aufbauen können. Im Bereich vollautomatisierter Beratungssysteme kommen dabei insbesondere Collaborative Filtering und regelbasierte Ansätze in Frage [Scha02]. Die Schlussmechanismen, die in I₂ eingesetzt werden, werden voneinander unabhängig in funktionale Module umgesetzt. Die unterschiedlichen Beratungs- und Beratungsunterstützungssysteme nutzen die Schnittstelle der Kundenengine und der I₂-Module und sind ansonsten frei von Interdependenzen.

4 Die Repräsentation der relevanten Aspekte von Kunden

4.1 Anforderungen

Wie beschrieben ist die Fähigkeit zu semantisch eindeutiger Repräsentation anwendungsbezogen relevanter Aspekte des Kunden die zentrale Anforderung an ein anwendungs- und kanalübergreifendes Repository mit Wissen über Kunden und die zugehörigen Prozesse.

Aspekte des Kunden

Der hier in Erweiterung von [Frid⁺99] entwickelte Ansatz steht in der Tradition der Benutzermodellierung. Da er darauf angewiesen ist, dass Wissen mit definierter Semantik gespeichert wird, folgt er insbesondere den in der Literatur dokumentierten inhaltsgetriebenen Ansätzen, die sich zum Beispiel an [Kobs85] orientieren.² Dabei sollen Eigenschaften, Einstellungen und Kenntnisse der Kunden sowie die kundenbezogenen Einschätzungen des Finanzdienstleisters abgebildet werden. Diese Komponenten werden in den nächsten Abschnitten erläutert.

Eigenschaften von Kunden umfassen die demographischen und andere exakt messbare Aspekte (z. B. Familienstand, Vermögen, Einkommen). Der oben eingeführte Individualisierungsbegriff sieht aber die Berücksichtigung von Bedürfnissen vor. Hier werden Bedürfnisse als Anforderungen verstanden, die ein Kunde sich selbst oder Anderen gegenüber formuliert. Sie sind Ergebnis eines Beratungs- oder Selbstberatungsprozesses, der den Kunden mit seiner Umwelt in Beziehung setzt, das heißt Handlungsoptionen entwickelt und bewertet. Da das Kundenmodell Beratungsprozesse erst ermöglichen soll, kommt eine Modellierung von Bedürfnissen nicht in Frage. Vielmehr sind Ausgangspunkte für Bedürfnisse zu modellieren. Hierfür sind neben den Eigenschaften auch **Einstellungen** relevant. Der Einstellungsbegriff geht auf grundlegende Arbeiten der Sozialpsychologie zurück. Einstellungen werden dort als wesentlicher Einflussfaktor auf individuelles Handeln betrachtet. Insbesondere wichtig ist Thurstone [Thur31] "Attitude is the affect for or against a psychological object". Thurstone [Thur59] außerdem: "A psychological object is any symbol, person, phrase, slogan, or idea toward which people can differ as regards positive or negative effect." Einstellungen lassen sich auch gegenüber von Aussagen erfassen. Eine derartige Aussage kann beispielsweise lauten: "Ich interessiere mich für Unternehmen mit mehr als 100.000 Beschäftigten". Aufgrund der in 3.1 entwickelten Anforderungen müssen Einstellungen voneinander unabhängig abgebildet werden. Einstellungen werden mit Bezug auf Realweltelemente formuliert. Insbesondere für die geeignete Gestaltung von Bera-

² Ein Überblick zur Benutzermodellierung findet sich in [MeHö99].

tungsprozessen ist es zusätzlich unabdingbar, den **Kenntnisstand** des Kunden bezüglich dieser Realweltelemente zu kennen und zu berücksichtigen.

Die exakt messbaren Eigenschaften und die Einstellungen ermöglichen zwar bereits eine qualifizierte Beratung im Finanzdienstleistungskontext, können aber durch den Kunden betreffende **Einschätzungen** des Anbieters sehr sinnvoll komplementiert werden. Darunter werden nicht exakt messbare, aber die Geschäftsbeziehung beeinflussende, Urteile über den Kunden verstanden. In der Finanzdienstleistungsbranche sind insbesondere solche Einschätzungen über den Kunden relevant, die die Beraterhaftung, das Ausfallrisiko und Interaktionscharakteristika des Kunden betreffen. Beispielsweise können dadurch auch übervorsichtige und draufgängerische Kunden adäquat berücksichtigt werden.

Gegenwärtig wird der Einfluss von Situationen und Rollen auf Einstellungen und Einschätzungen evaluiert. Die zugrundeliegende These ist, dass Situationen und Rollen Einstellungen und Einschätzungen zumindest vorübergehend verändern können. Eine **Situation** stellt dabei die Gesamtheit der äußeren Bedingungen des Handelns und Erlebens dar. Individuelle Situationen könnten beispielsweise eine Erbschaft oder der Verlust des Arbeitsplatzes sein. Die Anpassung einer Leistung an eine Situation bezeichnen wir als **Situierung**. Situationen modifizieren Einstellungen temporär. **Rollen** sind Bündel von Verhaltensweisen, denen ein Rollenträger aufgrund seiner sozialen Position entspricht. Rollen sind z. B. ‚Familienvater‘ oder ‚Geschäftsführer‘. Für die Dauer des Handelns in der Rolle werden die Einstellungen dem Rollenverhalten entsprechend angepasst.

Mehrwertigkeit, Unschärfe und Widersprüchlichkeiten

Beratung in der Finanzdienstleistungsbranche baut auf Tatbeständen auf, deren Zutreffen oder Nichtzutreffen nicht eindeutig feststellbar ist. Kauft ein Kunde beispielsweise einen hochvolatilen Aktientitel, ließe das auf Risikofreude schließen. Wenn der gleiche Kunde Bundesobligationen erwürbe, müsste man auf Risikoaversion schließen, also Risikofreude verneinen. Weder Risikoaversion noch Risikofreude beschreiben diesen Kunden korrekt, ein Zwischenwert der Art ‚eingeschränkt risikobereit‘, ist erforderlich, der sich in diesem Fall bei genauerer Kenntnis seines Gesamtdepots sogar noch weiter verfeinern ließe, z. B. im Sinne eines Risikoaversionsparameters. Eine Repräsentationsanforderung dieser Art wird in der Literatur als **Mehrwertigkeit** bezeichnet. Die möglichen Werte bilden ein zumindest ordinales Intervall. Einstellungen, Einschätzungen und der Kenntnisstand sind in diesem Sinn mehrwertig.

Eine andere Art der Unklarheit zwischen Zutreffen und Nichtzutreffen ist die **Unschärfe**. Richter unterscheidet in [Rich92] subjektive und objektive Unschärfe. Die **subjektive Unschärfe** (Vagheit) liegt in der modellierten Person – im vorliegenden Fall dem Kunden – begründet. Sie geht auf sensorische Unschärfe (die Sinnesorgane des Menschen sind nicht überindividuell normiert), auf begriffliche und linguistische Unschärfe (die Sprachverwendung ist personen- und kontextge-

bunden) sowie auf subjektive Wahrscheinlichkeitsannahmen zurück. Die objektive Unschärfe (Unsicherheit) betrifft Aspekte, die exakt formulierbar wären, aber nicht fehlerfrei feststellbar sind. Die mangelnde Feststellbarkeit geht auf Messfehler, statistische Aussagen und die Unkenntnis von Parametern und Zusammenhängen zurück. Insbesondere die objektive Unschärfe ist in den Beratungszusammenhängen der Finanzdienstleistungsbranche – gerade hinsichtlich der Feststellung der Einstellung von Kunden – gegeben und bedarf geeigneter Handhabung.

Scheinbare und tatsächliche **Widersprüchlichkeiten** müssen nicht notwendig auf Fehler bei der Datenerhebung bzw. unvollständige Beobachtungen zurückgehen, sie können auch im menschlichen Verhalten selbst begründet liegen. Handlungen ein- und desselben Kunden können hinsichtlich einer Einstellung sehr unterschiedlich, teilweise sogar widersprüchlich interpretierbar sein. So könnte zum Beispiel ein Kunde sich in seinem Anlageverhalten bei jeder Transaktion sehr unterschiedlich verhalten, weil er sich stark von verschiedenen Empfehlungen leiten lässt: Eine Reihe von Wertpapiertransaktionen könnte, motiviert durch ein Anlegermagazin, aus dem Kauf risikoarmer Papiere bestehen. Kurze Zeit später erfährt der Kunde von den außergewöhnlichen Gewinnen, die ein Kollege in riskanten Optionsscheingeschäften realisiert, daraufhin imitiert er dieses Verhalten und schichtet sein Portfolio entsprechend um. Schwankungen im Verhalten oder seiner Interpretation geben wichtige Anhaltspunkte für die Interaktion mit dem Kunden. Im obigen Beispiel wäre möglicherweise eine Beratung hinsichtlich geeigneter Portfoliozusammensetzung zu empfehlen. Ein **Streuungsmaß** soll festhalten, wie kohärent ein Kunde sich verhält bzw. wie kohärent sein Verhalten interpretiert wird.

Indizien und ihre Verrechnung

Indizien sind Hinweise auf Einstellungen, Einschätzungen und den Kenntnisstand, die von I_1 -Modulen aus der Kundeninteraktion gewonnen werden und im Wertebereich mit ihren Bezugsgrößen übereinstimmen. Beispielsweise würde ein Wertpapierkauf eines Kunden zu einem Indiz führen, das mit den gegenwärtig in der Modellinstanz vorliegenden Einstellungen abzugleichen wäre. Analog zum Vorgehen eines menschlichen Beraters sollte der neu ermittelte Einstellungswert bei der Einbeziehung eines neuen Indizes in eine bestehende Einstellung zwischen Indiz und altem Einstellungswert liegen (*Mittelwerteigenschaft*). Gleiches gilt für Einschätzungswerte und den Kenntnisstand. Der Informationsgrad soll sich monoton in dem Sinne verhalten, dass jedes weitere in einer Einstellung berücksichtigte Indiz den Informationsgrad erhöht bzw. nicht vermindert (*Monotonieeigenschaft*). Dabei ist es bei der Verrechnung von Indizien erforderlich, die Verrechnungsvorschriften reihenfolgeunabhängig zu gestalten, d. h. bei einer Menge zu berücksichtigender Indizien soll es für das Ergebnis keine Rolle spielen, in welcher Reihenfolge die Indizien mit der Einstellung aggregiert werden (*Reihenfolgeinvarianz*). Die Erfüllung dieser Anforderung erlaubt es, mehrere gleichzeitig, d. h. während einer Beobachtung, generierte Indizien auf die gleiche Einstellung nacheinander zu berücksichtigen. Reihenfolgeinvarianz heißt jedoch nicht, dass die Berücksich-

tigung von zeitlichen Abfolgen bei der Indizengenerierung grundsätzlich außer Acht gelassen werden soll. Wenn ein Indiz auf der Grundlage neuer Information auf einen durch eine Vielzahl von Indizien entstandenen und mit entsprechendem Informationsgrad versehenen, aber potenziell veralteten Einstellungswert trifft, sollte eine zeitabhängige Anpassung im Sinne der Erhöhung der objektiven Unschärfe der alten Einstellung vorgenommen werden.

4.2 Die Eignung gängiger Methoden zur Wissensrepräsentation für die Domäne

Mayer et al. [Maye⁺94] entwickeln in Anlehnung an Rödder und Zimmermann [RöZi77] Kriterien für Entscheidungsprobleme, in denen unscharfes Wissen benötigt wird. Unscharfe Entscheidungsprobleme sind dabei insbesondere solche, die Situationen und Systeme betreffen, die zum Teil unscharf zu beschreibende Phänomene umfassen, in denen die Unschärfe menschlicher Empfindungen eine wesentliche Rolle spielt oder in denen die Interdependenzen zwischen den einzelnen Komponenten nicht scharf zu formulieren sind. Diese Kriterien treffen – das wurde im vorangehenden Abschnitt gezeigt – für die Beratungszusammenhänge der Finanzdienstleistungsbranche zu. Für die Speicherung der Kundenmodellinstanzen in der Kundenengine und die Verrechnung von Indizien mit Einstellungen und Einschätzungen kommen deshalb nur Wissensrepräsentationsformen in Frage, die unscharfes Wissen darstellen können. In der einschlägigen Literatur wird diesbezüglich vor allem die Eignung von graphischen Modellen, insbesondere von Bayes-Netzen, Logiken mit Wahrscheinlichkeitsintervallen, Regelsysteme mit Evidenzmaßen und von Fuzzy-Ansätzen diskutiert [BeKe00], [Somb92], [Rich92], [Borg⁺00].

Die Grundidee graphischer Modelle ist, auf Basis der Wahrscheinlichkeitstheorie in einem Graphen (bedingte) Abhängigkeiten und Unabhängigkeiten darzustellen und entlang der Pfade durch Beobachtung gewonnene Informationen zu übertragen und auf Werte unbeobachteter Variablen zu schließen. Das Verfahren arbeitet dann gut, wenn die Zerlegung hochdimensionaler Verteilungen in niedrigdimensionale Unterräume gelingt. Dies ist allerdings in der Beratungsdomäne deshalb kaum möglich, da die Menge bedingter Abhängigkeiten in diesem Anwendungsgebiet selbst für einfache Probleme nicht handhabbar ist – zumal sie sich für einzelne Kunden unterscheiden können. Weniger strenge Anforderungen ergeben sich bei Intervallverfahren. Diese arbeiten nicht mit Punktwahrscheinlichkeiten, sondern mit Wahrscheinlichkeitsintervallen und ordnen diese dann logischen Aussagen zu. Problematisch ist jedoch aus fachlicher Sicht die Bestimmung der Intervallgrenzen. Für eine differenzierte, also individuelle Behandlung des Kunden müssen Entscheidungsverfahren auf einer Vielzahl von möglichen logischen Ausdrücken arbeiten. Hierfür sind kleine Wahrscheinlichkeitsintervalle notwendig, die sich aber wegen der dann zwischen den Intervallen entstehenden und zu berücksichtigenden Abhängigkeiten nicht bilden lassen [BoKr01].

Regelsysteme mit Evidenzmaßen nach MYCIN sind zwar neben Fuzzy-Ansätzen die einzigen Verfahren zur Verarbeitung unscharfen Wissens, welche in der Praxis in den letzten 15 Jahren eine nennenswerte Verbreitung gefunden haben, stehen aber dennoch von theoretischer Seite unter teilweise heftiger Kritik. Insbesondere die Bestimmung und Verrechnung von Evidenzwerten ist nicht wahr-scheinlichkeitstheoretisch fundiert und semantisch nicht streng definiert. Außerdem werden die impliziten Unabhängigkeitsannahmen kritisiert [Buhl⁺91], [Buhl⁺92], [Bu-We92], [BoKr01]. Wie erfolgreiche Projekte insbesondere im Bereich der Diag-nosesysteme gezeigt haben, lassen sich die Evidenzwerte bei pragmatischem He-rangehen allerdings so kalibrieren, dass geeignete Repräsentation und Verarbei-tung von unscharfem Wissen möglich wird [Jack94], [Wins87], [BeKe00]. Eben-falls geeignet ist ein Fuzzy-Ansatz. Hier stellt sich die Herausforderung, adäquate Funktionen zu definieren – Fuzzy-Funktionen sind wie die Regelsysteme mit Evi-denzmaßen nicht wahr-scheinlichkeitstheoretisch fundiert. Der Vorteil der Fuzzy-Ansätze ist, dass sie bei der Formulierung von Unschärfe über intuitiv nachvoll-ziehbarere Konzepte verfügen. Dem steht erhöhte Komplexität gegenüber. Ob sich Evidenzmaße oder Fuzzy-Funktionen für die Problemdomäne besser eignen, wird gegenwärtig evaluiert. In den folgenden Abschnitten werden beide Optionen an-hand eines einfachen Beratungsbeispiels illustriert.

4.3 Ein Repräsentationsformalismus auf der Grundlage von Evidenzmaßen

Natürlichsprachliche, unscharfe Formulierungen werden bei Repräsentations-formalismen auf der Grundlage von Evidenzmaßen als numerische Werte inner-halb von Intervallgrenzen abgebildet. Am einfachsten lässt sich die Verwendung bei der Repräsentation von unsicherem Wissen erläutern: Fakten werden Evi-denzwerte (certainty factors) beigelegt, die die Sicherheit des Faktums numerisch ausdrücken (z. B. könnte der Wert 0.9 innerhalb eines Intervalls von 0 bis 1 um-gangssprachlich als „ziemlich sicher“ ausgedrückt werden). Die Evidenzwerte pflanzen sich innerhalb der Verarbeitung in I_1 und bei der Verrechnung der Indi-zien fort [Somb92, S. 11].

Zur Erläuterung wird ein einfaches Beispiel eingeführt, das gleichzeitig auch die Grundlage für die Erläuterungen im Folgekapitel bildet. Zunächst wird die Wis-sensrepräsentation der Einstellungen ausführlich erläutert, im Fortgang werden darauf aufbauende Funktionen für die Verrechnung von Indizien mit Einstellun-gen entwickelt.

Beispiel (Ausgangssituation):

Es soll ein Kunde betrachtet werden, der bereits eine Geschäftsbeziehung mit dem Finanzdienstleistungsunternehmen unterhält. Über diesen Kunden sind z. B. durch Auslesen von Unternehmensdatenbanken und persönlichem Kontakt mit dem Kundenberater folgende Informationen bekannt: das Haushaltseinkommen beträgt ca. EUR 40.000, der Kunde ist verheiratet, hat ein zwölfmonatiges Kind und sein Vermögen besteht aus EUR 20.000, angelegt in Aktienfonds. Aus der Geschäftsbeziehung heraus ist es bereits gelungen, sich über den Kunden ein Bild zu machen: Nach Einschätzung des Finanzdienstleisters ist der Kunde kaum in der Lage, Risiko im finanzwirtschaftlichen Sinne zu übernehmen. Die Kreditwürdigkeit ist durchschnittlich ausgeprägt, es liegen darüber aber nur mäßig viele Informationen vor, da der Kunde bis jetzt noch nicht als Kreditnehmer aufgetreten ist. An Einstellungen des Kunden konnte vom Finanzdienstleister beobachtet werden, dass der Kunde sich zwar einigermaßen risikoavers gibt, sein Interesse gegenüber risikoreichen Anlagen aber dennoch stärker ausgeprägt ist, als dies der Risikotragfähigkeit gemäß der Einschätzung des Finanzdienstleisters entspricht. Darüber hinaus wurde in einem Beratungsgespräch der Kunde über Ausbildungsversicherungen informiert, der Kunde hält diese jedoch zum jetzigen Zeitpunkt nur für begrenzt interessant.

4.3.1 Repräsentationsformat

Im Folgenden wird ein geeignetes Repräsentationsformat für Einstellungen³ mit den einzelnen numerischen Parametern und deren Beitrag zu den in Abschnitt 4.1 abgeleiteten Anforderungen unter Rückgriff auf das obige Beispiel erläutert.

```
Einstellung(Name, Einstellungswert,
             Informationsgrad des Einstellungswertes,
             Streuung des Einstellungswertes,
             Kenntnisstand,
             Informationsgrad d. Kenntnisstands,
             Summe der Informationsgrade des
             Einstellungswertes,
             Summe der Informationsgrade des
             Kenntnisstands)
```

Name ∈ Namensraum

Der Name bezeichnet das Einstellungsobjekt eindeutig. Der verfügbare Namensraum und die Semantik der Bezeichner werden durch die verwendete Ontologie domänenabhängig beschrieben.

³ Die formale Repräsentation von Einschätzungen ist identisch mit der von Einstellungen. Im weiteren Verlauf des Kapitels werden deshalb außerhalb des Beispiels Einschätzungen nicht eigenständig behandelt.

Wert der Einstellung $\in [-1,1]$

Das Intervall ermöglicht, Einstellungen gegenüber Aussagen mehrwertig abzubilden. Dabei ist die Ausprägung -1 als Grenzfall der vollkommenen Ablehnung der mit der Einstellung verbundenen Aussage anzusehen. Einstellungswerte um 0 signalisieren Neutralität, wohingegen der andere Grenzfall, $+1$, als vollkommene Zustimmung interpretiert wird. Im Beispiel könnte das zwar grundsätzlich vorhandene, aber nur schwach ausgeprägte Interesse an Ausbildungsabsicherungen durch den numerischen Wert 0.3 abgebildet werden. Der festgestellte Unterschied in der Beurteilung des Umgangs mit Risiko zwischen der Einschätzung des Finanzdienstleisters und der Beobachtung von Handlungen des Kunden muss sich numerisch ebenfalls niederschlagen: Während der Wert in der Risikoeinschätzung mit -0.6 angenommen wird („Fähigkeit Risiko zu übernehmen liegt ziemlich deutlich nicht vor“), kann aus den Beobachtungen durch den Finanzdienstleister hinsichtlich der Risikoeinstellung der verglichen mit der Einschätzung höhere Wert von -0.2 festgestellt werden (dies entspricht einer „leichten Risikoaversion“).

Streuung $\in R^+$

Die Streuung drückt aus, wie kohärent ein Kunde sich bei verschiedenen Beobachtungen verhalten hat. Als Maße kommen hierfür verschiedene statistischen Dispersionsparameter auf Basis kardinaler Merkmale in Betracht. Im vorne angeführten Beispiel könnte die Streuung der Risikoeinstellung basierend auf verschiedenen, teilweise widersprüchlichen Beobachtungen den Wert 0.6 angenommen haben, wohingegen die Streuung bei der Einstellung gegenüber Ausbildungsabsicherungen, aufgrund der Annahme von bisher nur einer Beobachtung, den Wert 0 hat.

Informationsgrad des Einstellungswertes $\in [0,1]$

Die beiden Ränder des Intervalls werden wie folgt interpretiert: Ein Informationsgrad von 1 repräsentiert vollständige Gewissheit des Finanzdienstleisters über die Ausprägung des Einstellungswertes, ein Informationsgrad von 0 steht für völlige Ungewissheit. Je größer der Informationsgrad, desto größer ist die Sicherheit, dass der zugehörige Einstellungswert zutrifft. Im Beispiel könnte der Informationsgrad des Einschätzungswertes bei der Kreditwürdigkeit aufgrund der mittelmäßigen Informationslage mit 0.5 bewertet werden, wohingegen das festgestellte Interesse an einer Ausbildungsabsicherung aufgrund eines Gesprächs mit dem Berater mit einem Informationsgrad von 0.7 als relativ gut gesichert gilt.

Kenntnisstand $\in [0,1]$

Der Extremwert 0 des Intervalls drückt die Annahme des Finanzdienstleisters aus, dass der Kunde über dieses Objekt keine Kenntnisse besitzt, das andere Extrem (Kenntnisstand = 1) zeigt angenommene „perfekte“ Kenntnis an. Im Beispiel der Einstellung gegenüber Ausbildungsabsicherungen wird aufgrund des erfolgten Beratungsgesprächs von einer relativ guten Kenntnis (0.8) ausgegangen.

Informationsgrad des Kenntnisstands $\in [0,1]$

Der Informationsgrad des Kenntnisstands ist ein Maß für die Vollständigkeit der dem Finanzdienstleister vorliegenden Information über den Kenntnisstand. Analog zum Informationsgrad des Einstellungswertes sind die Extremwerte codiert: Ein Informationsgrad von 1 repräsentiert vollständige Gewissheit des Finanzdienstleisters über die Ausprägung des Kenntnisstands, ein Informationsgrad von 0 steht für völlige Ungewissheit.

Summe der Informationsgrade des Einstellungswertes und des Kenntnisstands $\in \mathbb{R}_+$

Zur adäquaten Gewichtung neu eingehender Informationen gegenüber alten Werten muss die Summe aller in die Einstellung eingeflossenen Informationsgrade festgehalten werden. Hier handelt es sich um zwei „technische“ Parameter ohne eigene Semantik. Die Verwendung wird in Abschnitt 4.3.3 beschrieben.

Im Beispiel können die Einschätzungen und Einstellungen der Ausgangssituation, mit den bei der Quantifizierung natürlichsprachlicher Unschärfe entstehenden Abstrichen, wie unten dargestellt werden.

Beispiel (Fortsetzung - Einstellungen und Einschätzungen im oben eingeführten Repräsentationsformat):

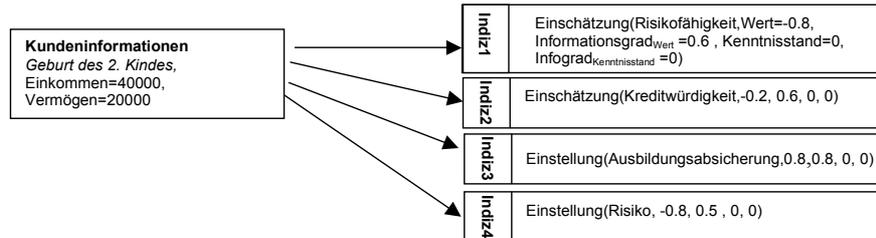
Einschätzung(Risikofähigkeit, E-Wert = -0.6, Infograd_{E-Wert} = 0.5, Streuung_{E-Wert} = 0.2, Kenntnisstand = 0, Infograd_{Kenntnisstand} = 0, Σ Infograde_{E-Wert} = 2.1, Σ Infograde_{Kenntnisstand} = 0)
 Einschätzung(Kreditwürdigkeit, 0, 0.5, 0.9, 0, 0, 1.2, 0)
 Einstellung(Risiko, -0.2, 0.4, 0.6, 0, 0.7, 1.8, 0.9)
 Einstellung(Ausbildungsabsicherung, 0.3, 0.7, 0, 0.8, 0.7, 0.7, 0.7)

4.3.2 Indizien als Input für neu angepasste Einstellungen

Auf der Grundlage der vorgestellten Wissensrepräsentation soll ein darauf aufbauender Wissensverarbeitungsprozess vorgestellt werden. Zur Erläuterung wird das Beispiel fortgeführt.

Beispiel (Fortsetzung - neue Kundeninformationen kommen hinzu):

Der Berater hat erfahren, dass der Kunde zum zweiten mal Vater geworden ist und überträgt diese Information in die Kundenengine.



Die neu hinzugekommene Information wird mit den bestehenden persistenten Kundeninformationen verknüpft. Die isolierte Betrachtung dieser Kombination von Informationen lässt auf eine sehr geringe Fähigkeit Risiko übernehmen zu können, schließen (vgl. Wert=-0.8 bei Indiz1). Der in dem Sachverhalt betrachtete Ursache-Wirkungs-Zusammenhang wird als nicht sonderlich stark ausgeprägt angesehen (vgl. Informationsgrad=0.6 bei Indiz1). Aus der gleichen Kombination lässt sich zusätzlich auf ein besonderes Interesse für Produkte, die die Ausbildung der Kinder absichern, schließen. Hier wird ein starker Ursache-Wirkungs-Zusammenhang unterstellt (vgl. Indiz3). Ebenso wird vom Finanzdienstleister eine gegenüber der Ausgangssituation verminderte Risikofreude und Kreditwürdigkeit des Kunden vermutet (vgl. Indiz2 und Indiz4).

In Abschnitt 4.1 wurden Anforderungen an Repräsentationsformalismen begründet, diese werden im Folgenden mathematisch formuliert auf die Verwendung von Evidenzmaßen angepasst.

(1) Monotonie der Informationsgrade:

Der Informationsgrad darf bei Einbeziehung weiterer Indizien nicht geringer werden (abgeschwächte Form der Monotonie). Seien u und x die Informationsgrade der Werte von Einstellungen, v und y die Informationsgrade der Werte von Indizien und $f: [0,1]^2 \rightarrow [0,1]$ die Verrechnungsfunktion für Informationsgrade, dann muss gelten:

$$f(u,v) \leq f(x,y) \quad \forall u \leq x \text{ und } v \leq y. \quad (1)$$

Analog dazu gelten die Anforderungen an die Monotonie bei der Verrechnung der Informationsgrade des Kenntnisstandes.

(2) Reihenfolgeinvarianz:

Sei x der Wert aus der Einstellung, y der Wert aus Indiz1, z der Wert aus Indiz2 und $g: [-1,1]^2 \rightarrow [-1,1]$ die Verrechnungsfunktion für Einstellungswerte, dann muss gelten:

$$g(g(x,y),z) = g(g(x,z),y). \quad (2)$$

Für den Fall, dass eine Funktion sowohl assoziativ ($g(g(x,y)z)=g(x,g(y,z))$) als auch kommutativ ($g(x,y)=g(y,x)$) ist, lässt sich leicht zeigen, dass die geforderte Reihenfolgeunabhängigkeit erfüllt ist.

(3) Mittelwerteigenschaft:

Sei x der Wert aus der Einstellung, y der Wert aus dem Indiz und $g: [-1,1]^2 \rightarrow [-1,1]$ die Verrechnungsfunktion für Einstellungswerte, dann muss gelten:

$$|x \leq g(x,y) \leq y| \forall x,y. \quad (3)$$

(4) Einhaltung der vorgegebenen Wertebereiche:

Sei f die Verrechnungsfunktion für Informationsgrade, g die Verrechnungsfunktion für Einstellungswerte bzw. Kenntnisstände, dann muss gelten:

$$f : [0,1]^2 \rightarrow [0,1] \text{ und } g : [-1,1]^2 \rightarrow [-1,1] . \quad (4)$$

(5) Verhalten an den Intervallgrenzen:

Sei x der Informationsgrad des Wertes einer Einstellung und y der Informationsgrad eines Wertes für ein Indiz und $f : [0,1]^2 \rightarrow [0,1]$ die Verrechnungsfunktion für Informationsgrade, dann muss gelten:

$$f(1,y) = 1 \forall y, f(x,1) = 1 \forall x, f(x,0) = x \forall x \text{ und } f(0,y) = y \forall y. \quad (5)$$

Analog dazu gelten diese Anforderungen auch an das Verhalten an den Intervallgrenzen beim Informationsgrad des Kenntnisstandes.

4.3.3 Funktionen zur Verrechnung von Indizien mit Einstellungen

Obige Anforderungen schränken die Menge der in Frage kommenden Funktionen stark ein. Ziel war, möglichst einfache Funktionen zu entwickeln, die alle Anforderungen erfüllen. Die Leistungsfähigkeit dieser Funktionen dient als Referenz sowohl für weitere Verfeinerungen als auch im Vergleich mit anderen Verfahren.

Als Ausgangspunkt dienten die Funktionsvorschriften für die Verrechnung von Sicherheitsfaktoren des MYCIN-Expertensystems [BuSh84]. In den Fällen, wo die Rechenregeln aus MYCIN nicht hinreichend waren, wurden sie um Funktionen, die den Anforderungen entsprechen ergänzt ([Acze61], [Eich78]). Diese werden im Folgenden zusammen mit dem Beispiel diskutiert.

Informationsgrad des Einstellungswertes:

Die Berechnung des aggregierten Informationsgrades folgt dem relevanten Teil der MYCIN-Funktion ([BuSh84] und [BeKe01]) für die Berechnung der Sicherheitsfaktoren. Die Funktion ist monoton steigend innerhalb des zulässigen Intervalls von $[0,1]$. Sie ist assoziativ und kommutativ, dies ist hinreichend für die geforderte Reihenfolgeinvarianz bei der Verrechnung der Informationsgrade.

$$\text{Infograd}_{\text{neu}} := \text{Infograd}_{\text{Ein}} + \text{Infograd}_{\text{Ind}} - \text{Infograd}_{\text{Ein}} \cdot \text{Infograd}_{\text{Ind}} \quad (6)$$

Im Beispiel erhöht sich durch die Verrechnung von Indiz3 mit der Einstellung *Ausbildungsabsicherung* der Informationsgrad des Einstellungswertes von 0.7 auf 0.94.

Wert der Einstellung:

Der Einstellungswert errechnet sich als arithmetisches Mittel aus dem bisherigem Einstellungswert und dem korrespondierenden Wert im Indiz, gewichtet mit den Informationsgraden. Die Funktion erfüllt die Kriterien der Reihenfolgeinvarianz und der Mittelwerteigenschaft.

$$\text{Wert}_{\text{Ein,neu}} := \begin{cases} \frac{\text{Wert}_{\text{Ein,alt}} \cdot \text{Infograd} + \text{Wert}_{\text{Ind}} \cdot \text{Infograd}_{\text{Ind}}}{\text{Infograd} + \text{Infograd}_{\text{Ind}}} & , \text{für } \text{Infograd} \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases} \quad \text{für } \text{Infograd} + \text{Infograd}_{\text{Ind}} > 0 \quad (7)$$

Mit $\text{Infograd} = \sum_{i=1}^k \text{Infograd}_{\text{Ind},i}$, $k \in \mathbb{N}$: Anzahl der bisher eingegangenen Indizen.

Im Beispiel hat sich das unterstellte Interesse an riskanten Anlagen nach Berücksichtigung des Indiz4 von -0.2 auf -0.33 noch weiter vermindert.

Streuung:

Das verwendete Streuungsmaß ist die mittlere quadratische Abweichung. Als Gewichtung dienen die Informationsgrade der Einstellungswerte. Die Funktion erfüllt das Kriterium der Reihenfolgeinvarianz.

$$\text{Streuung}_{\text{neu}} := \begin{cases} \frac{\text{Infograd}(\text{Streuung}_{\text{alt}} + \text{Wert}_{\text{Ein,alt}}^2) + \text{Infograd}_{\text{Ind}} \cdot \text{Wert}_{\text{Ind}}^2}{\text{Infograd} + \text{Infograd}_{\text{Ind}}} & \\ -\text{Wert}_{\text{Ein,neu}}^2, & \text{für } \text{Infograd} + \text{Infograd}_{\text{Ind}} > 0 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} \quad (8)$$

Mit $Infograd = \sum_{i=1}^k Infograd_{Ind,i}$, $k \in N$: Anzahl der bisher eingegangenen Indizien.

Im Beispiel hat sich die Streuung bei der Einstellung *Ausbildungsabsicherung* durch die im Indiz3 verarbeitete neue Kundeninformation aufgrund des Unterschiedes zwischen dem Wert der Einstellung (0.7) und dem Wert beim Indiz (0.8) leicht von 0.0 auf 0.06 erhöht.

Informationsgrad über den Kenntnisstand (KS):

Die Berechnung erfolgt analog zur Berechnung des Informationsgrades für den Einstellungswert. Die Funktion ist durch die gleichen Eigenschaften gekennzeichnet.

$$Infograd_{KS,neu} := Infograd_{KS,neu} + Infograd_{KS,Ind} - Infograd_{KS,Ein} Infograd_{KS,Ind} \quad (9)$$

Kenntnisstand (KS):

Der Kenntnisstand errechnet sich analog zum Einstellungswert als arithmetisches Mittel aus dem bisherigem Kenntnisstand und Kenntnisstand im Indiz, gewichtet mit den Informationsgraden über den Kenntnisstand. Es gelten die gleichen Eigenschaften wie bei der Berechnung des Einstellungswertes.

$$KS_{Ein,neu} := \frac{KS_{Ein,alt} Infograd_{KS} + KS_{Ind} Infograd_{KS,Ind}}{Infograd_{KS} + Infograd_{KS,Ind}} \quad (10)$$

Mit $Infograd_{KS} = \sum_{i=1}^k Infograd_{KS,Ind,i}$, $k \in N$: Anzahl der bisher eingegangenen Indizien.

Zusammenfassend ergibt sich nach Verrechnung aller Indizien nachstehende aktualisierte Kundenmodellinstanz.

Beispiel: Repräsentation der aktualisierten Einstellungen und Einschätzungen

Einschätzung(Risikofähigkeit, E-Wert = -0.64, $Infograd_{E-Wert} = 0.8$, $Streuung_{E-Wert} = 0.16$,
 Kenntnisstand = 0, $Infograd_{Kenntnisstand}=0$, $\Sigma Infograd_{E-Wert} = 2.7$, $\Sigma Infograd_{Kenntnisstand}=0$)
 Einschätzung(Kreditwürdigkeit, -0.07, 0.8, 0.61, 0, 0, 1.8, 0)
 Einstellung(Risiko, -0.33, 0.7, 0.53, 0, 0.23, 0.9)
 Einstellung(Ausbildungsabsicherung, 0.57, 0.94, 0.06, 0, 0.8, 1.5, 0.7).

4.3.4 Bewertung

Der Repräsentationsformalismus orientiert sich an der Wissensrepräsentation und -verarbeitung, wie sie häufig bei Expertensystemen zur Anwendung kam. Entgegen den bei Expertensystemen oftmals verwendeten intuitiven Formeln entsprechen die hier ausgewählten Funktionen den in Abschnitt 4.1 fachlich begründeten und in Abschnitt 4.3.3 formulierten (Minimal-) Anforderungen. Dennoch lässt sich ein Teil der Kritik an die Wissensrepräsentation und -verarbeitung solcher Systemen auch auf den hier vorgestellten Repräsentationsformalismus übertragen. Die Quantifizierung, das heißt die Abbildung der Beobachtungen in Zahlenwerte ist äußerst schwierig und lässt sich oftmals nicht exakt vornehmen. Die Zahlenwerte täuschen also Genauigkeit vor, die aufgrund vielfältiger Unschärfen in der Realwelt nicht erreicht werden kann. Die Evidenzwerte folgen, trotz ihrer augenscheinlichen Ähnlichkeit mit Wahrscheinlichkeiten, nicht der probabilistischen Theorie. Bei der Verrechnung der Indizien mit vorhandenen Einstellungen übernehmen Evidenzwerte teilweise die Aufgabe von Gewichtungsfaktoren, ohne dass dies semantisch eindeutig begründet ist. Bei den genannten Nachteilen darf jedoch nicht vergessen werden, dass auf Evidenzwerten basierende Expertensysteme bei vielfältigen Anwendungsbereichen durchaus, wenn auch pragmatisch orientiert, ihren Zweck erfüllen. Gegenwärtig evaluieren wir die vorgestellten Funktionen im Rahmen des oben genannten FORSIP-Projekts in einem prototypisch realisierten Beratungssystem.

4.4 Ein Repräsentationsformalismus auf der Grundlage von Fuzzy-Mengen

Während die objektive Unschärfe im evidenzmaßbasierenden Ansatz durch den Informationsgrad erfassbar ist, ist die unzureichende Behandlung von subjektiver Unschärfe bei der Bestimmung der Einstellungsausprägungen, Einschätzungsausprägungen und Kenntnisständen – wie dargestellt – eine wesentliche Limitierung.⁴

In der Folge soll ein Ansatz auf Grundlage der Theorie der unscharfen Mengen entwickelt werden, der subjektiv unscharfe Mehrwertigkeit handhabbar macht. Dafür soll zunächst eine alternative formale Notation für scharfe Mehrwertigkeit eingeführt werden, um deren Limitierung zu verdeutlichen und um unscharfe Mengen später als Erweiterung dieser Formalisierung einführen zu können. Dazu sei A eine Teilmenge der Definitionsmenge U ($A \subseteq U$), welche zutreffende Elemente enthält. Einstellungsausprägungen sind dann ein Resultat von Abbildungen, die jedem Element der Menge $U=[-1,1]$ abhängig von der Zugehörigkeit zu A ei-

⁴ Einschätzungsausprägungen und Kenntnisstände sind analog zu Einstellungsausprägungen zu sehen und werden deshalb in der Folge nur bei Bedarf eigens erwähnt.

nen Wert aus $\{0,1\}$ zuweisen. 1 steht dabei für Zugehörigkeit, 0 für Nichtzugehörigkeit. Eine derartige Abbildung f_A heißt *charakteristische Funktion*:

$$f_A : U \rightarrow \{0,1\}, f_A(u) = \begin{cases} 1, & \text{falls } u \in A \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases} \quad (11)$$

Die Einstellungsausprägung ist im evidenzmaßbasierenden Ansatz immer eindeutig, A hat deshalb im evidenzmaßbasierenden Ansatz immer genau ein Element. Im Beispiel des Abschnitts 4.2 wird die Einstellungsausprägung für die Ausbildungsabsicherung mit 0,3 quantifiziert (das heißt $f_A(0,3)=1$). Seine unter dem Begriff der subjektiven Unschärfe eingeführten kognitiven Charakteristika behindern allerdings den Menschen dabei, einen Wert von $u=0,3$ für die Aussage ‚Ich interessiere mich für die Absicherung der Ausbildung meiner Kinder‘ zuverlässig zu benennen oder zu interpretieren. Beispielsweise wird ein Mensch kaum ein Zutreffen mit 0,29 von einem Zutreffen mit 0,3 unterscheiden können.

Mit Hilfe der Theorie der unscharfen Mengen nach Zadeh [Zade65] lassen sich unscharfe Zugehörigkeiten formulieren. Eine unscharfe Menge \hat{A} über U wird dabei durch eine Zugehörigkeitsfunktion $\mu_{\hat{A}}(u)$ beschrieben. Jedem Element einer Menge U wird ein Zugehörigkeitswert zu \hat{A} aus einem Zugehörigkeitsintervall zugewiesen. Der Wert von $\mu_{\hat{A}}(u)$ wird als *Zugehörigkeitsgrad* von u zu \hat{A} bezeichnet. Derartige Zugehörigkeitsfunktionen können als Verallgemeinerung der oben dargestellten charakteristischen Funktion gelten.

In der Folge soll ein Repräsentationsformat auf Grundlage der Theorie der unscharfen Mengen nach Zadeh ([Zade65], [Zade75a] und [Zade75b]) entwickelt werden, der zum einen bei der Repräsentation von Einstellungsausprägungen subjektive Unschärfe durch unscharfe Zugehörigkeit zu der Menge der zutreffenden Aussagen berücksichtigt und der zum anderen derartige Einstellungsausprägungen linguistisch interpretierbar und damit dem Menschen zugänglich macht.

4.4.1 Repräsentationsformat

Entsprechend der Anforderungsanalyse in Abschnitt 4.1 muss das Repräsentationsformat in der Lage sein, Einstellungen in ihrer Mehrwertigkeit, Unschärfe und Widersprüchlichkeit abzubilden. Darüber hinaus ist der Kenntnisstand des Kunden abzubilden. In einem ersten Schritt soll gezeigt werden, dass unscharfe Mengen geeignet sind, um Einstellungsausprägungen in ihrer Mehrwertigkeit und ihrer subjektiven Unschärfe zu repräsentieren. Die folgenden Abschnitte zeigen, wie mit derselben unscharfen Menge auch objektive Unschärfe und Widersprüchlichkeit abgebildet werden können.

Die Einstellungsausprägung als unscharfe Menge über $U=[-1,1]$

Die Mehrwertigkeit der Einstellungsausprägung wird bei der Repräsentation mit unscharfen Mengen analog zum evidenzmaßbasierenden Ansatz über der Menge

$U=[-1,1]$ definiert. Die semantische Interpretation dieses Intervalls bleibt ebenfalls erhalten. -1 ist weiterhin als Grenzfall der vollkommenen Ablehnung der mit der Einstellung verbundenen Aussage anzusehen. Einstellungsausprägungen um 0 signalisieren Neutralität, wohingegen der andere Grenzfall, $+1$, als vollkommene Zustimmung interpretiert wird. Im Zuge der Berücksichtigung der subjektiven Unschärfe, die aus der Unmöglichkeit einer scharfen Unterscheidung benachbarter Werte $u \in U$ resultiert, soll die Einstellungsausprägung allerdings nicht länger durch einen einzelnen Wert u repräsentiert werden. Die Einstellungsausprägung wird vielmehr als unscharfe Menge \hat{A} über U abgebildet. $\mu_{\hat{A}}(u)$, der Zugehörigkeitsgrad von u zu \hat{A} , bringt den Grad zum Ausdruck, mit dem ein Wert u als zutreffende Beschreibung der Einstellung eines Kunden zu einer zugrunde liegenden Aussage verstanden werden soll. Um \hat{A} zu erfassen und die Zugehörigkeitsgrade für alle $u \in U$ bezüglich einer Einstellung ermitteln zu können, ist die Identifikation und Speicherung einer Zugehörigkeitsfunktion $\mu_{\hat{A}} : U \rightarrow [0,1]$ erforderlich.⁵

Bis heute ist es nicht gelungen, die Wahl einer Zugehörigkeitsfunktion für ein Einsatzgebiet der Theorie der unscharfen Mengen axiomatisch herzuleiten. Diese Problematik ist auch im vorliegenden Fall gegeben. Die Zugehörigkeitsfunktionen für die Werte von Einstellungen ergeben sich durch die Verrechnung entsprechender Funktionen bei Indizien. Die Definition der Zugehörigkeitsfunktionen für die Einstellungsausprägungen bei Indizien in I_1 ist allerdings nicht axiomatisch begründbar. Die Literatur schlägt für vergleichbare Problemstellungen ein statistisch/empirisches Vorgehen vor, indem die Antworten von Experten auf die Frage ‚gehört u zu \hat{A} ?‘ erfasst und ausgewertet werden [DuPr80, S. 32]. Im untenstehenden Beispiel wird eine dreiecksförmige Funktion angenommen. Jedenfalls ist die Berücksichtigung vermuteter subjektiver Unschärfe der Realität eher angemessen als es die Annahme der Nichtexistenz von subjektiver Unschärfe ist. Eine Festlegung lässt sich allerdings doch treffen: $\mu_{\hat{A}} : U \rightarrow [0,1]$ wird im vorliegenden Fall immer stetig sein, da die mangelhafte Unterscheidbarkeit benachbarter Werte für die subjektive Unschärfe im vorliegenden Fall konstituierend ist. Da über den Verlauf von $\mu_{\hat{A}} : U \rightarrow [0,1]$ demzufolge einzig die Stetigkeit bekannt ist, muss ein Repräsentationsformat entwickelt werden, das Zugehörigkeitsfunktionen abbilden kann, die stetig sind und ansonsten in ihrem Verlauf beliebig sein können.⁶

Auch aufgrund der einfachen Automatisierbarkeit ihrer Verarbeitung bieten sich für den Zweck der Beschreibung von \hat{A} sogenannte *generelle* unscharfe Mengen an [Maye⁺94]. Derartige Mengen werden durch Mengen von Wertepaaren repräsentiert, die Punkte im Koordinatensystem markieren. Der Verlauf von $\mu_{\hat{A}}(u)$ zwischen diesen Punkten wird linear approximiert. \hat{A} würde dann folgendermaßen notiert:

⁵ Die Wahl des Intervalls ist willkürlich. Beliebige Intervalle lassen sich durch mathematische Transformation ineinander überführen.

⁶ Wie der Verlauf von derartigen Zugehörigkeitsfunktionen interpretiert werden kann, wird später erläutert werden.

$$\hat{A} = \{(u_1, \mu_{\hat{A}}(u_1)), \dots, (u_n, \mu_{\hat{A}}(u_n))\} \text{ mit } u_i < u_j \forall i < j, i, j \in \{1, \dots, n\} \quad (12)$$

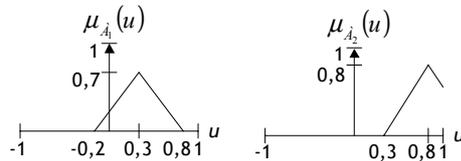
Prinzipiell lassen sich auf diese Weise beliebige stetige Zugehörigkeitsfunktionen approximieren, der Genauigkeit der Repräsentation nichtlinearer Funktionen sind allerdings durch Speicherplatz und Verarbeitungsgeschwindigkeit Grenzen auferlegt.

Objektive Unschärfe

Die objektive Unschärfe, die im evidenzmaßbasierenden Ansatz als Informationsgrad über dem Intervall $[0,1]$ repräsentiert wird, bedarf bei der Repräsentation mit Hilfe unscharfer Mengen keiner separaten Maßgröße. Der Zugehörigkeitsgrad $\mu_{\hat{A}}(u)$ ist für einen einzelnen Wert $u \in U$ als Grad der objektiven Unschärfe zu verstehen. Während die subjektive Unschärfe von \hat{A} dadurch zum Ausdruck kommt, dass $\mu_{\hat{A}}(u)$ für mehr als ein $u \in U$ größer als Null ist, wird die objektive Unschärfe der Menge \hat{A} durch die Höhe $hgt(\hat{A})$ abgebildet. Die Höhe bringt den maximalen Akzeptanzgrad eines Wertes $u \in U$ zum Ausdruck. $hgt(\hat{A})$ ist für generelle unscharfe Mengen mit $hgt(\hat{A}) = \max_{u \in U} \mu_{\hat{A}}(u)$ definiert.

Beispiel: Die Repräsentation einer Einstellungsausprägung mit Hilfe einer unscharfen Menge

Der Kunde steht der Aussage ‚Ich interessiere mich für die Absicherung der Ausbildung meiner Kinder‘ mit \hat{A}_1 beziehungsweise \hat{A}_2 gegenüber.



\hat{A}_1 und \hat{A}_2 als generelle unscharfe Mengen:

$$\hat{A}_1 = \{(-0,2; 0), (0,3; 0,7), (0,8; 0)\}$$

$$\hat{A}_2 = \{(0,3; 0), (0,8; 0,8), (1; 0,6)\}$$

Die Einstellungsausprägung, die \hat{A}_1 repräsentiert, weist größere objektive Unschärfe auf als die von \hat{A}_2 repräsentierte: $hgt(\hat{A}_1) < hgt(\hat{A}_2)$.

4.4.2 Indizien und ihre Verrechnung mit bestehenden Einstellungen

Da Ausprägungen von Einstellungen und Indizien als unscharfe Mengen abgebildet werden, ist ihre Verrechnung als Verknüpfung von unscharfen Mengen darzustellen. Die Literatur stellt Operatoren für die logische Verknüpfung unscharfer Mengen durch Konjunktion, Disjunktion und Negation sowie Durchschnittsopera-

toren zur Verfügung [Maye⁺94]. Da davon auszugehen ist, dass sowohl die Ausprägung der Einstellung als auch die des Indizes zutreffen und dass sich durch das Miteinbeziehen eines zusätzlichen Indizes der Wissensstand über einen Kunden verbessert, ist hier eine Disjunktion, das heißt eine Verknüpfung erforderlich, die dem logischen *oder* entspricht. Die unscharfe Menge, welche die Einstellungsausprägung repräsentiert, sei \dot{A}_1 . \dot{A}_2 sei die unscharfe Menge der Ausprägung des Indizes. Die resultierende Einstellungsausprägung wird durch die unscharfe Menge \dot{A}_3 dargestellt. Die Verrechnung unscharfer Mengen wird durch eine Funktion $v: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ mit $\mu_{\dot{A}_3}(u) = v(\mu_{\dot{A}_1}(u), \mu_{\dot{A}_2}(u))$ realisiert. Aus Abschnitt 4.1 ergeben sich des weiteren die folgenden Anforderungen an die Verrechnung. Anhand dieser Anforderungen soll eine geeignete Funktion $v: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ ermittelt werden.

Monotonie der objektiven Unschärfe

Sowohl im evidenzmaßbasierenden Ansatz wie auch bei der Repräsentation mit unscharfen Mengen wird objektive Unschärfe so verstanden, dass sie sich bei Hinzukommen neuer Informationen entweder reduziert oder erhalten bleibt. Eine zusätzliche Information soll die objektive Unschärfe nicht vergrößern können. Im Ansatz auf Grundlage unscharfer Mengen ist die objektive Unschärfe für jedes $u \in U$ als $\mu_{\dot{A}}(u)$ definiert. Dementsprechend muss $v: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ eine monoton steigende Funktion sein und gelten

$$v(a,b) \leq v(c,d), \text{ falls } a \leq c \text{ und } b \leq d \text{ und } a, b, c, d \in [0,1].$$

Reihenfolgeinvarianz

Assoziativität und Kommutativität sind hinreichend für die Reihenfolgeinvarianz der Verknüpfung unscharfer Mengen. Dementsprechend ist Reihenfolgeinvarianz gegeben, wenn gelten

$$\text{Kommutativität: } v(a,b) = v(b,a) \text{ mit } a, b, c, d \in [0,1] \text{ und}$$

$$\text{Assoziativität: } v(a, v(b,c)) = v(v(a,b), c) \text{ mit } a, b, c, d \in [0,1].$$

Mittelwertigkeit der Einstellung

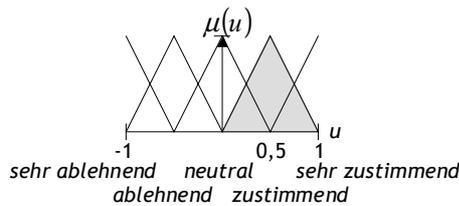
Die Mittelwertigkeit kann bei der Verwendung unscharfer Mengen nicht anhand einer Verrechnungsvorschrift für einzelne Zugehörigkeitsgrade diskutiert werden. Vielmehr ist eine Betrachtung des Aussagegehalts der ursprünglichen und der resultierenden unscharfen Mengen erforderlich. Die Aussage der resultierenden Menge muss wertmäßig zwischen den Aussagen der ursprünglichen Mengen liegen. Der Aussagegehalt einer unscharfen Menge muss vor allem auch dann ermittelt werden, wenn die Einstellungsausprägung einem menschlichen Benutzer zur Verfügung gestellt werden soll. Für diesen Zweck wird in der Literatur insbesondere die *linguistische Approximation* anhand *linguistischer Variablen* und des sogenannten *Best-Fit* Ansatzes vorgeschlagen [Maye⁺94].

Das Konzept der linguistischen Variablen geht auf die These zurück, dass menschliche Benutzer Mehrwertigkeit in fünf bis zehn unscharfen Stufen interpretieren können. Vereinfacht nach Zadeh ([Zade75a] und [Zade75b]) wird eine linguistische Variable durch ein Tupel $(x, T(x), U, \hat{E})$ charakterisiert. Dabei ist x der Name der linguistischen Variablen. $T(x)$ bezeichnet den Term-Set von x , das heißt die Menge der Namen der linguistischen Werte von x . Dabei wird jedem linguistischen Wert (hier als X bezeichnet) eine unscharfe Menge $\hat{E}(X)$ über dem Definitionsbereich U mit der entsprechenden Basisvariablen u zugewiesen. \hat{E} ist die semantische Regel, welche die Zuweisung übernimmt.

Für die Interpretation von Einstellungsausprägungen sollen die linguistischen Variablen folgendermaßen definiert sein:

x =Einstellung; $T(\text{Einstellung})$ =(sehr ablehnend, ablehnend, neutral, zustimmend, sehr zustimmend); U =[-1,1]; $\hat{E}(\text{zustimmend})$ ={(0; 0), (0,5; 1), (1; 0)}

Die restlichen Zugehörigkeitsfunktionen werden zu $\hat{E}(\text{zustimmend})$ entsprechend formuliert und sind in der folgenden Abbildung veranschaulicht.



Die linguistische Approximation mit einem Best-Fit Ansatz basiert auf der Idee, die Euklidische Distanz (ED) als Distanzmaß einzuführen und die linguistische Variable zu identifizieren, welche hinsichtlich dieses Distanzmaßes die beste Approximation der Einstellungsausprägung darstellt. Die Euklidische Distanz ist für eine unscharfe Einstellungsausprägung \hat{A} und die linguistische Variable $\hat{E}(\text{zustimmend})=\hat{E}_{Zu}$ folgendermaßen zu formulieren:

$$ED(\hat{A}, \hat{E}_{Zu}) = \sqrt{\int_{-1}^{+1} (\mu_{\hat{A}}(u) - \mu_{\hat{E}_{Zu}}(u))^2 du} \quad \text{mit } U = [-1,1], u \in U \quad (13)$$

Die Algebraic-Sum als Funktion zur Verrechnung von Ausprägungen von Einstellungen und Indizien

Die Theorie der unscharfen Mengen stellt mit den sogenannten t-Conormen eine Reihe von Operatoren für die Disjunktion unscharfer Mengen bereit, welche die in 4.1 entwickelten und im vorhergehenden Abschnitt konkretisierten Anforderungen erfüllen [Maye⁺94]. Diese Operatoren unterscheiden sich insbesondere hinsichtlich ihres Funktionswerts. Beispielhaft seien jeweils für $a, b \in [0,1]$ der

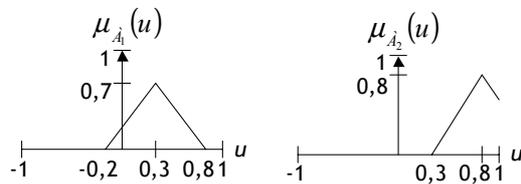
- Maximum-Operator, $v_{\max}(a,b)=\max(a,b)$, die

- Algebraic-Sum, $v_{as}(a,b)=a+b-ab$ und die
- Drastic-Sum $v_{ds}(a,b) = \begin{cases} a, & \text{falls } y = 1 \\ b, & \text{falls } x = 1 \\ 1, & \text{falls } x, y > 0. \end{cases}$ genannt.

Dabei gilt $v_{\max}(a,b) \leq v_{as}(a,b) \leq v_{ds}(a,b)$. Der Maximum-Operator ist in diesem Sinn die kleinste, die Drastic-Sum die größte und die Algebraic-Sum eine mittlere t-Conorm. Außerdem entspricht die Algebraic-Sum der Verrechnungsvorschrift, die für den Informationsgrad im evidenzmaßbasierenden Ansatz entwickelt wurde. Da der Ansatz auf Grundlage unscharfer Mengen als Erweiterung des evidenzmaßbasierenden Ansatzes verstanden werden soll, bietet sich die Verwendung der Algebraic-Sum als Operator für die Verrechnung der Ausprägungen von Einstellungen und Indizien an.

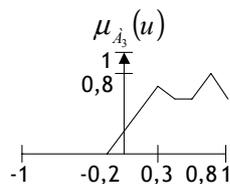
Beispiel: Die Verrechnung der Ausprägung \hat{A}_1 einer Einstellung mit der Ausprägung \hat{A}_2 eines Indizes zur resultierenden Einstellungsausprägung unter Verwendung des Algebraic-Sum Operators.

Gemäß der vorliegenden Einstellung steht der Kunde der Aussage ‚Ich interessiere mich für die Absicherung der Ausbildung meiner Kinder‘ mit \hat{A}_1 gegenüber. \hat{A}_2 repräsentiert die Ausprägung eines Indizes zu derselben Aussage.



$$\hat{A}_1 = \{(-0,2; 0), (0,3; 0,7), (0,8; 0)\}$$

$$\hat{A}_2 = \{(0,3; 0), (0,8; 0,8), (1; 0,6)\}$$



$$\hat{A}_3 = \{(-0,2; 0), (0,3; 0,7), (0,4; 0,63), (0,6; 0,63), (0,8; 0,8), (1; 0,6)\}$$

Die resultierende unscharfe Menge \hat{A}_3 ist linear approximiert als generelle unscharfe Menge dargestellt. Die linguistische Approximation der Menge \hat{A}_3 ergibt den linguistischen Wert ‚zustimmend‘.

Widersprüchlichkeiten zwischen Indizien

Der evidenzmaßbasierende Ansatz bildet die Widersprüchlichkeit in der Einstellungsausprägung für einen Kunden, die durch voneinander abweichende Einstellungsausprägungen bei Indizien entstehen kann durch einen statistischen Dispersionsparameter über die Einstellungsausprägungen der verrechneten Indizien ab. Auf vergleichbare Art lässt sich bei der Repräsentation mit unscharfen Mengen die Varianz des Zugehörigkeitsgrads $\mu_{\tilde{A}}$ als Maß für die Widersprüchlichkeit einer Einstellungsausprägung interpretieren, in den mehrere Indizien eingeflossen sind. Je größer die Varianz, desto größer ist die Widersprüchlichkeit der verrechneten Indizien. $\mu_{\tilde{A}}(u)$ ist eine stetige Funktion, $\mu_{\tilde{A}}$ ist aber keine Zufallsvariable, da $\mu_{\tilde{A}}(u)$ Zugehörigkeiten und keine Wahrscheinlichkeiten abbildet. Deshalb ist $\mu_{\tilde{A}}(u)$

auch keine Dichtefunktion und somit gilt nicht notwendig $\int_{-1}^1 \mu_{\tilde{A}}(u) du = 1$. Die

Formel zur Berechnung der Varianz einer stetigen Zufallsvariablen ist deshalb im vorliegenden Fall folgendermaßen anzupassen:

$$Var(\mu_{\tilde{A}}) = \frac{\int_{-1}^1 [u - D(\mu_{\tilde{A}})]^2 \mu_{\tilde{A}}(u) du}{\int_{-1}^1 \mu_{\tilde{A}}(u) du} \quad \text{mit} \quad D(\mu_{\tilde{A}}) = \frac{\int_{-1}^1 u \mu_{\tilde{A}}(u) du}{\int_{-1}^1 \mu_{\tilde{A}}(u) du} \quad (14)$$

4.4.3 Bewertung

Die in Abschnitt 4.1 entwickelten Anforderungen sind auch auf Grundlage der Theorie der unscharfen Mengen erfüllbar. Die Theorie der unscharfen Mengen berücksichtigt bei Input und Output über die formulierten Mindestanforderungen hinaus die subjektive Unschärfe, die aus den kognitiven Charakteristika des Menschen resultiert und macht das System dadurch für Menschen zugänglicher. Diese Erweiterung der Abbildungsmächtigkeit wird durch erhöhten konzeptionellen Aufwand und durch rechenintensivere Auswertungsvorgänge erkauft.

5 Schluss und Ausblick

Die Autoren haben Grundlagen eines Konzepts für die integrierte Speicherung relevanter Aspekte über Kunden in einem zentralen Repository vorgestellt. Darauf basierende Informationssysteme können für individualisierte, das heißt auf die Bedürfnisse und Eigenschaften von Kunden abgestimmte, finanzdienstleistungsbezogene Beratung eingesetzt werden. Für die Umsetzung derartiger Wissensspeicher wurden zwei alternative Verfahren für Wissensrepräsentation und Wissens-

verarbeitung aus einem Anforderungskatalog abgeleitet und gegenübergestellt. Beide Verfahren sind evolutorische Weiterentwicklungen des – wie eingangs erwähnt – bei der Deutschen Bank umgesetzten Konzepts. Der evidenzmaßbasierte Ansatz greift Schwächen hinsichtlich der Abbildung von widersprüchlichem Verhalten auf, führt die im Beratungskontext wesentlichen Einschätzungen und Kenntnisstände ein und gewährleistet Reihenfolgeinvarianz. Für dieses Verfahren spricht die verhältnismäßig einfache Handhabung, wohingegen der Fuzzy-basierte Ansatz subjektive Unschärfe integriert und somit Probleme bei der Interpretation vermeintlich exakter Zahlenwerte vermeidet. Beide erweiterte Ansätze befinden sich momentan in einem Forschungsprototyp in der wissenschaftlichen Evaluation in der Finanzdienstleistungsdomäne. Das gegenwärtige Konzept beinhaltet noch keine Berücksichtigung zeitlicher Aspekte bei der Verrechnung „neuer“ Indizien mit älteren, bereits vorliegenden Einstellungen. Durch eine Erweiterung um zeitabhängige Anpassung der objektiven Unschärfe kann angenommene höhere Relevanz aktueller Indizien berücksichtigt werden. Die Einstellungen eines Kunden sind üblicherweise grundsätzlich langfristig, werden aber von momentanen Situationen, in denen eine Beratung gewünscht ist, beeinflusst. Im gegenwärtigen Konzept werden Situationen ebenso wie Rollenverhalten und der Lebenszyklus von Kunden nicht explizit erfasst. Die bereits vorgesehene Erweiterung des Kundenmodells um Situationsmodelle, Rollenmodelle und Lebenszyklusmodelle ermöglicht die Einbeziehung dieser Faktoren und damit eine weiter verbesserte Anpassung der Beratungsleistung an kundenindividuelle Eigenschaften.

Literatur

- [Acze61] Aczél, J.: Vorlesungen über Funktionalgleichungen und ihre Anwendungen. Birkhäuser: Basel, 1961.
- [BeKe00] Beierle, C.; Kern-Isberner, G.: Methoden wissensbasierter Systeme. Vieweg: Braunschweig/Wiesbaden, 2000.
- [BoKr01] Borgelt, Ch.; Kruse, R.: Unsicherheit und Vagheit: Begriffe, Methoden, Forschungsthemen. *Künstliche Intelligenz* 15(3), 2001: S. 5-8.
- [Borg⁺00] Borgelt, Ch.; Timm, H.; Kruse, R.: Unsicheres und vages Wissen. In: Görz, G.; Rollinger, C.-R.; Schneeberger, J. (Hrsg). *Handbuch der Künstlichen Intelligenz*. Oldenbourg: München/Wien, 2000.
- [Buhl⁺01] Buhl, H. U.; Kundisch, D.; Steck, W.: Sophistication Banking als erfolgreiche Strategie im Informationszeitalter. *Zeitschrift für Betriebswirtschaft* 72, Ergänzungsheft 2, 2002: S. 1 - 12.
- [Buhl⁺92] Buhl, H. U.; Massler, T.; Rittirsch, T.: Eine WARUM-NICHT-Komponente zur Erweiterung der Erklärungsfähigkeit wissensbasierter Systeme, *Wirtschaftsinformatik* 34 (1), 1992: S. 84-93.

- [Buhl⁺91] Buhl, H. U.; Massler, T.; Weinhardt, C.: Ein Erweiterungs-Ansatz zur Darstellung und Verarbeitung unsicheren Wissens in wissensbasierten Systemen, *Wirtschaftsinformatik* 33 (3), 1991: S. 213 - 218.
- [BuWe92] Buhl, H. U.; Weinhardt, C.; EAG: Ein Verfahren zur Gewißheitsverarbeitung in Wissensbasierten Systemen, *Informationstechnik* 5, 1992, S. 296-306.
- [BuSh84] Buchanan, B. G.; Shortliffe, E. H.: *Rule-based expert systems: the MYCIN experiments of the Stanford Heuristic Programming Project*. Addison-Wesley: Reading, 1984.
- [DuPr80] Dubios, D.; Prade, H.: *Fuzzy Sets and Systems – Theory and Applications*. Academic Press: New York, London, Toronto, 1980.
- [Eich78] Eichhorn, W.: *Functional Equations in Economics*. Addison-Wesley: Reading, 1978.
- [Frid⁺99] Fridgen, M.; Schackmann, J.; Volkert, S.: Preference Based Customer Models for Electronic Banking. In: Bichler, M., Hansen, H.-R., Mahrer, H. (Hrsg.): *Proceedings of the 8th European Conference on Information Systems (ECIS) 2000*, Wien, (Österreich), Juli 2000, 2. Band, Gabler: Wiesbaden, 2000, S. 819 - 825.
- [Frid03] Fridgen, M.: Sowohl CRM-Speziallösungen als auch die CRM-Module der ERP-Anbieter sind nur ein erster Schritt zur Lösung der kundenbezogenen Probleme heutiger IT-Architekturen. Diskussionsbeitrag in der Rubrik Meinung/Dialog zum Thema: CRM-Anwendungssysteme von spezialisierten Lösungsanbietern versus CRM-Anwendungen von ERP-Herstellern – Wie sieht die geeignete IT-Unterstützung der CRM-Prozesse aus?, erscheint in: *Wirtschaftsinformatik* 45, 2003.
- [Hein02] Heinrich, B.: *Methode zur wertorientierten Analyse und Gestaltung der Kundenbeziehung - Zur Rolle des Service Integrators im Privatkundengeschäft von Kreditinstituten*, Dissertation der Universität St. Gallen, 2002.
- [Jack94] Jackson, P.: *Introduction to Expert Systems*. Addison Wesley: Reading, 1994.
- [Kobs85] Kobsa, A.: *Benutzermodellierung in Dialogsystemen*. Springer: Berlin, 1985.
- [Maye⁺94] Mayer, A.; Mechler, B.; Schlindwein, A.; Wolke, R.: *Fuzzy Logic, Einführung und Leitfaden zur praktischen Anwendung*. Addison Wesley: Bonn, 1994.
- [MeHö99] Mertens, P., Höhl, M.: Wie lernt der Computer den Menschen kennen? Bestandsaufnahme und Experimente zur Benutzermodellierung in der Wirtschaftsinformatik. In: Scheer, A.-W.; Nüttgens, M. (Hrsg.): *Electronic Business Engineering*, Heidelberg 1999.
- [Port85] Porter, M. E.: *Competitive Advantage: Creating and sustaining superior performance*. Free Press: New York, 1985.
- [Rich92] Richter, M. M.: *Prinzipien der Künstlichen Intelligenz. Wissensrepräsentation, Inferenz und Expertensysteme*. Teubner: Stuttgart, 1992.
- [RöZi77] Rödder, W., Zimmermann, H.-J.: Analyse, Beschreibung und Optimierung von unscharf formulierten Problemen. *Zeitschrift für Operations Research*, 21, 1977: S. 1 - 18.

- [Scha02] Schackmann, J.: Individualisierung und Personalisierung: Eine ökonomische Analyse unter besonderer Berücksichtigung der Informationstechnologie und des Electronic Commerce. Dissertation der Universität Augsburg, 2002.
- [Somb92] Sombé, L.: Schließen bei unsicherem Wissen in der Künstlichen Intelligenz: Vergleich von Formalismen anhand eines Beispiels. Vieweg: Wiesbaden 1992.
- [Thur31] Thurstone, L. L.: The measurement of social attitudes. *Journal of Abnormal and Social Psychology* 26, 1931: S. 249-269.
- [Thur59] Thurstone, L. L.: The measurement of social attitudes. *Journal of Abnormal and Social Psychology* 26, 1931: S. 249-269.
- [Zade65] Zadeh, L. A.: Fuzzy Sets. *Information and Control* 8, 1965: S. 338-353.
- [Zade75a] Zadeh, L. A.: The Concept of a Linguistic Variable and Its Application to Approximate Reasoning – I. *Information Sciences* 8, 1975: S. 199-249.
- [Zade75b] Zadeh, L. A.: The Concept of a Linguistic Variable and Its Application to Approximate Reasoning – II. *Information Sciences* 8 1975: S. 301-357.