

Zeuch, Nina; Geerlings, Hanneke; Holling, Heinz; Linden, Wim J. van der; Bertling, Jonas P.
**Regelgeleitete Konstruktion von statistischen Textaufgaben. Anwendung von
linear logistischen Testmodellen und Aufgabencloning. Projekt Regelgeleitete
Itementwicklung**

*Klieme, Eckhard [Hrsg.]; Leutner, Detlev [Hrsg.]; Kenk, Martina [Hrsg.]: Kompetenzmodellierung.
Zwischenbilanz des DFG-Schwerpunktprogramms und Perspektiven des Forschungsansatzes. Weinheim ;
Basel : Beltz 2010, S. 52-63. - (Zeitschrift für Pädagogik, Beiheft; 56)*

urn:nbn:de:0111-opus-33627

in Kooperation mit:

BELTZ

<http://www.beltz.de>

Nutzungsbedingungen

Gewährt wird ein nicht exklusives, nicht übertragbares, persönliches und beschränktes Recht auf Nutzung dieses Dokuments. Dieses Dokument ist ausschließlich für den persönlichen, nicht-kommerziellen Gebrauch bestimmt. Die Nutzung stellt keine Übertragung des Eigentumsrechts an diesem Dokument dar und gilt vorbehaltlich der folgenden Einschränkungen: Auf sämtlichen Kopien dieses Dokuments müssen alle Urheberrechtshinweise und sonstigen Hinweise auf gesetzlichen Schutz beibehalten werden. Sie dürfen dieses Dokument nicht in irgendeiner Weise abändern, noch dürfen Sie dieses Dokument für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, aufführen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Mit der Verwendung dieses Dokuments erkennen Sie die Nutzungsbedingungen an.

Kontakt:

peDOCS

Deutsches Institut für Internationale Pädagogische Forschung (DIPF)

Mitglied der Leibniz-Gemeinschaft

Informationszentrum (IZ) Bildung

Schloßstr. 29, D-60486 Frankfurt am Main

eMail: pedocs@dipf.de

Internet: www.pedocs.de

Zeitschrift für Pädagogik · 56. Beiheft

Kompetenzmodellierung

Zwischenbilanz des DFG- Schwerpunktprogramms und Perspektiven des Forschungsansatzes

Herausgegeben von

Eckhard Klieme, Detlev Leutner und Martina Kenk

BELTZ

Die in der Zeitschrift veröffentlichten Beiträge sind urheberrechtlich geschützt. Alle Rechte, insbesondere das der Übersetzung in fremde Sprachen, vorbehalten. Kein Teil dieser Zeitschrift darf ohne schriftliche Genehmigung des Verlages in irgendeiner Form – durch Fotokopie, Mikrofilm oder ein anderes Verfahren – reproduziert oder in eine von Maschinen, insbesondere Datenverarbeitungsanlagen, verwendbare Sprache übertragen werden. Auch die Rechte der Wiedergabe durch Vortrag, Funk- und Fernsehsendung, im Magnettonverfahren oder auf ähnlichem Wege bleiben vorbehalten. Fotokopien für den persönlichen oder sonstigen eigenen Gebrauch dürfen nur von einzelnen Beiträgen oder Teilen daraus als Einzelkopie hergestellt werden. Jede im Bereich eines gewerblichen Unternehmens hergestellte oder genutzte Kopie dient gewerblichen Zwecken gem. § 5 4(2) UrhG und verpflichtet zur Gebührenzahlung an die VG Wort, Abteilung Wissenschaft, Goethestr. 49, 80336 München, bei der die einzelnen Zahlungsmodalitäten zu erfragen sind.

© 2010 Beltz Verlag · Weinheim und Basel
Herstellung: Lore Amann
Gesamtherstellung: Druckhaus „Thomas Müntzer“, Bad Langensalza
Printed in Germany
ISSN 0514-2717
Bestell-Nr. 41157

Inhaltsverzeichnis

Eckhard Klieme/Detlev Leutner/Martina Kenk
Kompetenzmodellierung. Eine aktuelle Zwischenbilanz des DFG-Schwerpunkt-
programms. Einleitung zum Beiheft 9

Benő Csapó
Goals of Learning and the Organization of Knowledge 12

Mathematische Kompetenzen

Marianne Bayrhuber/Timo Leuders/Regina Bruder/Markus Wirtz
Projekt HEUREKO
Repräsentationswechsel beim Umgang mit Funktionen – Identifikation von
Kompetenzprofilen auf der Basis eines Kompetenzstrukturmodells 28

Andreas Frey/Nicki-Nils Seitz
Projekt MAT
Multidimensionale adaptive Kompetenzdiagnostik: Ergebnisse zur
Messeffizienz 40

*Nina Zeuch/Hanneke Geerlings/Heinz Holling/Wim J. van der Linden/
Jonas P. Bertling*
Projekt Regelgeleitete Itementwicklung
Regelgeleitete Konstruktion von statistischen Textaufgaben: Anwendung von
linear logistischen Testmodellen und Aufgabencloning 52

*Eckhard Klieme/Anika Bürgermeister/Birgit Harks/Werner Blum/Dominik Leiß/
Katrin Rakoczy*
Projekt Co²CA
Leistungsbeurteilung und Kompetenzmodellierung im Mathematikunterricht 64

Olga Kunina-Habenicht/Oliver Wilhelm/Franziska Matthes/André A. Rupp
Projekt Kognitive Diagnosemodelle
Kognitive Diagnosemodelle: Theoretisches Potential und methodische Probleme ... 75

Aiso Heinze

Review

Mathematische Kompetenz modellieren und diagnostizieren: Eine Diskussion der Forschungsprojekte des DFG-Schwerpunktprogramms „Kompetenzmodelle“ aus mathematikdidaktischer Sicht 86

Naturwissenschaftliche Kompetenzen

Tobias Viering/Hans E. Fischer/Knut Neumann

Projekt Physikalische Kompetenz

Die Entwicklung physikalischer Kompetenz in der Sekundarstufe I 92

Renate Soellner/Stefan Huber/Norbert Lenartz/Georg Rudinger

Projekt Gesundheitskompetenz

Facetten der Gesundheitskompetenz – eine Expertenbefragung 104

Ilonca Hardy/Thilo Kleickmann/Susanne Koerber/Daniela Mayer/

Kornelia Möller/Judith Pollmeier/Knut Schwippert/Beate Sodian

Projekt Science – P

Die Modellierung naturwissenschaftlicher Kompetenz im Grundschulalter 115

Nina Roczen/Florian G. Kaiser/Franz X. Bogner

Projekt Umweltkompetenz

Umweltkompetenz – Modellierung, Entwicklung und Förderung 126

Ilka Parchmann

Review

Kompetenzmodellierung in den Naturwissenschaften – Vielfalt ist wertvoll, aber nicht ohne ein gemeinsames Fundament 135

Sprachliche und Lesekompetenzen

Wolfgang Schnotz/Nele McElvany/Holger Horz/Sascha Schroeder/Mark Ullrich/

Jürgen Baumert/Axinja Hachfeld/Tobias Richter

Projekt BITE

Das BITE-Projekt: Integrative Verarbeitung von Bildern und Texten in der Sekundarstufe I 143

Tobias Dörfler/Stefanie Golke/Cordula Artelt

Projekt Dynamisches Testen

Dynamisches Testen der Lesekompetenz: Theoretische Grundlagen, Konzeption und Testentwicklung 154

<i>Thorsten Roick/Petra Stanat/Oliver Dickhäuser/Volker Frederking/ Christel Meier/Lydia Steinhauer</i>	
Projekt Literarästhetische Urteilskompetenz	
Strukturelle und kriteriale Validität der literarästhetischen Urteilskompetenz	165

<i>Hans Anand Pant/Simon P. Tiffin-Richards/Olaf Köller</i>	
Projekt Standard-Setting	
Standard-Setting für Kompetenztests im Large-Scale-Assessment	175

<i>Johannes Hartig/Jana Höhler</i>	
Projekt MIRT	
Modellierung von Kompetenzen mit mehrdimensionalen IRT-Modellen	189

<i>Albert Bremerich-Vos</i>	
Review	
Modellierung von Aspekten sprachlich-kultureller Kompetenz. Anmerkungen zu den Projektberichten	199

Fächerübergreifende Kompetenzen

<i>Ellen Gausmann/Sabina Eggert/Marcus Hasselhorn/Rainer Watermann/ Susanne Bögeholz</i>	
Projekt Bewertungskompetenz	
Wie verarbeiten Schüler/-innen Sachinformationen in Problem- und Entscheidungssituationen Nachhaltiger Entwicklung – Ein Beitrag zur Bewertungskompetenz	204

<i>Samuel Greiff/Joachim Funke</i>	
Projekt Dynamisches Problemlösen	
Systematische Erforschung komplexer Problemlösefähigkeit anhand minimal komplexer Systeme	216

<i>Klaus Lingel/Nora Neuenhaus/Cordula Artelt/Wolfgang Schneider</i>	
Projekt EWIKO	
Metakognitives Wissen in der Sekundarstufe: Konstruktion und Evaluation domänenspezifischer Messverfahren	228

<i>Jens Fleischer/Joachim Wirth/Stefan Rumann/Detlev Leutner</i>	
Projekt Problemlösen	
Strukturen fächerübergreifender und fachlicher Problemlösekompetenz – Analyse von Aufgabenprofilen	239

Melanie Schütte/Joachim Wirth/Detlev Leutner

Projekt Selbstregulationskompetenz
Selbstregulationskompetenz beim Lernen aus Sachtexten – Entwicklung und
Evaluation eines Kompetenzstrukturmodells 249

Tobias Gschwendtner/Bernd Geißel/Reinhold Nickolaus

Projekt Berufspädagogik
Modellierung beruflicher Fachkompetenz in der gewerblich-technischen
Grundbildung 258

Franziska Perels

Review
Modellierung und Messung fächerübergreifender Kompetenzen und ihre
Bedeutung für die Bildungsforschung. Kritische Reflexion der Projektbeiträge ... 270

Lehrerkompetenzen

Simone Bruder/Julia Klug/Silke Hertel/Bernhard Schmitz

Projekt Beratungskompetenz
Modellierung der Beratungskompetenz von Lehrkräften 274

Cornelia Gräsel/Sabine Krolak-Schwerdt/Ines Nölle/Thomas Hörstermann

Projekt Diagnostische Kompetenz
Diagnostische Kompetenz von Grundschullehrkräften bei der Erstellung der
Übergangsempfehlung: eine Analyse aus der Perspektive der sozialen
Urteilsbildung 286

Tina Seidel/Geraldine Blomberg/Kathleen Stürmer

Projekt OBSERVE
„OBSERVER“ – Validierung eines videobasierten Instruments zur Erfassung
der professionellen Wahrnehmung von Unterricht 296

Mareike Kunter

Review
Modellierung von Lehrerkompetenzen. Kommentierung der
Projektdarstellungen 307

Nina Zeuch/Hanneke Geerlings/Heinz Holling/Wim J. van der Linden/
Jonas P. Bertling

Regelgeleitete Konstruktion von statistischen Textaufgaben

Anwendung von linear logistischen Testmodellen und Aufgabencloning

Projekt Regelgeleitete Itementwicklung¹

1. Einleitung

Neuere Trends in der Bildungsforschung erfordern effektive Kompetenztestung für Diagnose- und Testentwicklungszwecke. Groß angelegte Untersuchungen im Rahmen der Bildungsforschung (wie das Programme for International Student Assessment, PISA oder die Third International Mathematics and Science Study, TIMSS) liefern Ergebnisse und Hinweise für den nationalen und internationalen Vergleich der Lernergebnisse und auch für die Sicherstellung und Verbesserung der Qualität der Lehre. Mit dem steigenden, breit angelegten Gebrauch von bildungsorientierten Tests wächst auch die Notwendigkeit einer effizienteren Testentwicklung und -durchführung. Die Tests sollen möglichst kurz sein und ein Maximum an Informationen über die Kompetenzen der Testperson liefern.

Neuere Entwicklungen im Bereich der Testtechnologie umfassen Versuche der Automatisierung (auf Grundlage theoretischer kognitiver Anforderungen und technischer Formatvorlagen) der Konstruktion von Testaufgaben unter Einbeziehung der Item Response Theorie (IRT) zur Beschreibung der kognitiven Anforderungen der Testaufgaben, der Anwendung computergestützter adaptiver Testung und der Optimierung von Stichproben-Designs. Die Automatisierung der Testaufgabenkonstruktion kann dabei über theoriebasierte Anforderungsprofile und flexible Formatvorlagen erfolgen, die eine Erstellung der Aufgaben durch Computerprogramme ohne Einzelkalibrierung der so konstruierten Aufgaben ermöglichen. Das Grundprinzip des adaptiven Testens ist eine Zuschneidung auf die individuellen Bedürfnisse und Fähigkeiten einer Testperson. Dies erfordert eine fortlaufend aktualisierte Fähigkeitsschätzung während der Testdurchführung sowie große Aufgabenpools oder automatische Aufgabengenerierung (automatic item generation, AIG) und wird im eigentlichen Sinne erst durch computergestütztes Testen ermöglicht (computergestütztes adaptives Testen, CAT, vgl. van der Linden 2003).

Das hier beschriebene Projekt soll diese Entwicklungen aufgreifen, vertiefen und die Ergebnisse integrieren, um ihre Nützlichkeit für die Entwicklung und den Einsatz von

1 Diese Veröffentlichung wurde ermöglicht durch eine Sachbeihilfe der Deutschen Forschungsgemeinschaft (Kennz.: HO 1286/5-1) im Schwerpunktprogramm „Kompetenzmodelle zur Erfassung individueller Lernergebnisse und zur Bilanzierung von Bildungsprozessen“ (SPP 1293).

Statistik-Textaufgaben bei OberstufenschülerInnen und UniversitätsstudentInnen zu demonstrieren. Dabei bieten Textaufgaben hervorragende Eigenschaften durch die Verbindung mathematischer Formalismen mit alltäglichen Erfahrungen und die Bedeutung für nahezu jeden Bereich wissenschaftlicher Arbeit sowie für Eingangstests z.B. an Universitäten.

Das übergeordnete Ziel des Projektes ist die Konstruktion eines Softwaresystems, das automatisch eine einzigartige Menge an Aufgaben für alle Proband/innen produzieren und präsentieren kann. Jede folgende Aufgabe sollte an die momentane Fähigkeitschätzung der Probandin/des Probanden angepasst sein (adaptive Vorgehensweise), weshalb das System in der Lage sein sollte, die Antworten der Probandin/des Probanden zu bewerten und ihre/seine Fähigkeitschätzung in Echtzeit zu berechnen. Um einzigartige Aufgaben für jede Probandin/jeden Probanden zu generieren, wurden Generierungsregeln für verschiedene Arten von Statistik-Textaufgaben (z.B. Aufgaben zur Wahrscheinlichkeitsrechnung oder zu Konfidenzintervallen) definiert.

In diesem Beitrag wird zunächst ein Überblick über die theoretischen Hintergründe des Projektes in Abschnitt 2 gegeben. Anschließend werden verschiedene IRT-Modelle beschrieben, die zur Bestimmung der Effekte der Generierungsregeln auf die Aufgabenschwierigkeiten herangezogen werden können. Eines dieser Modelle, das linear logistische Testmodell (LLTM), wurde in einer Reihe empirischer Studien eingesetzt, von denen jede zu einer Verfeinerung der aufgabengenerierenden Regeln führte. Beispielfhaft werden dazu die Ergebnisse einer Studie zu Konfidenzintervall-Aufgaben in Abschnitt 4.2 beschrieben.

Eine Auswahl der Generierungsregeln für die Wahrscheinlichkeitsaufgaben basiert auf vorherigen Untersuchungen (vgl. Holling/Bertling/Zeuch 2009) und wurde für die Entwicklung eines ersten Prototyps eines automatischen Aufgabengenerators für diesen Aufgabentyp verwendet. Der Artikel schließt mit der Diskussion und einem Ausblick auf künftige Erweiterungen und Anwendungen ab.

2. Theoretischer Hintergrund

Im Folgenden wird die theoretische Grundlage für das vorliegende Projekt dargestellt. Zuerst werden Statistik-Textaufgaben mit wichtigen Merkmalen und Anwendungsbeispielen behandelt. Danach werden automatische Aufgabengenerierung, regelgeleitete Aufgabenkonstruktion und Aufgabencloning erläutert.

2.1 Statistik-Textaufgaben

Statistische Kompetenzen sind ein wichtiger Teil allgemeiner mathematischer Kompetenzen und spielen in nahezu allen wissenschaftlichen Bereichen eine große Rolle. Fundierte Statistikkenntnisse bereiten die Grundlage für wissenschaftliches Arbeiten an der Universität und auch für den Umgang mit Statistik im alltäglichen Leben.

Statistische Kompetenzen können mit diversen Aufgabentypen gemessen werden. Allerdings bieten Textaufgaben mit ihrer Informationsfülle über ein tieferes Verständnis entscheidender statistischer Konzepte über die Beherrschung und den Transfer dieser Kompetenzen über Formeln und Gleichungen hinaus einen idealen Aufgabentyp. Außerdem zeigen Textaufgaben im mathematischen Bereich eine hohe externe Validität, da sie gleichzeitig kreative, logische und mathematische Kompetenzen messen (vgl. z.B. Jonassen 2003). Dies stellt einen wichtigen Anlass dar, sich intensiv wissenschaftlich mit Statistik-Textaufgaben auseinanderzusetzen und damit Statistik einen höheren Stellenwert einzuräumen, ganz im Einklang mit einer der Hauptforderungen der OECD, „Unsicherheit“ (eine der vier Subdimensionen mathematischer Kompetenzen bei PISA; vgl. OECD 2003) eine wichtigere Rolle im Bildungsbereich zu verschaffen.

Statistik-Textaufgaben sind eine Unterklasse von mathematischen Textaufgaben. Viele Erkenntnisse über mathematische und vor allem Algebra-Textaufgaben lassen sich auf Statistik-Textaufgaben übertragen, aber letztere sollten als eigenständiger Aufgabentyp betrachtet werden, da verschiedene Unterklassen von mathematischen Textaufgaben qualitativ unterschiedlich sein und deshalb nicht auf einer gemeinsamen konzeptuellen Dimension beschrieben werden können (Arendasy u.a. 2006).

Die Rückführung der Aufgabenschwierigkeit auf bestimmte Konstruktionsregeln und weitere Aufgaben- und Testcharakteristika (Schwierigkeitsmodellierung) für mathematische Textaufgaben wird zunehmend aufwändiger und ambitionierter und umfasst auch Konstruktvalidierung, Aufgabengenerierung und -klassifikation (vgl. Enright/Sheehan 2002). Arendasy u.a. (2006) betrachteten verschiedene Typen von Textaufgaben und entwickelten den Aufgabengenerator Agen, der Vorlagen für die Generierung von Isomorphen (Aufgabenvariationen mit gleicher grundlegender Struktur) nutzt. Dieses Vorgehen ist angelehnt an die Aufgabenproduktion auf der generelleren Basis von Radicals (systematischer Einfluss auf die Aufgabenschwierigkeit) und Incidentals (Oberflächenmerkmale ohne Einfluss auf Aufgabenschwierigkeit). So ist bei einer mathematischen Textaufgabe die zur Aufgabenlösung erforderliche Formel und deren Berechnung als Radical zu betrachten, da sie die Schwierigkeit der Aufgabe beeinflusst; die Rahmengeschichte, in die die Aufgabe eingebettet ist, ist jedoch als Incidental anzusehen, da die Aufgabenschwierigkeit hiervon nicht abhängen dürfte.

Nur sehr wenige Forschungsgruppen beschäftigen sich mit Statistik-Textaufgaben (vgl. z.B. Arendasy u.a. 2006). Regelgeleitete Konstruktion von Statistik-Textaufgaben kann ihren Einsatz in Lehre und Kompetenzmessung unter anderem durch die Möglichkeit von AIG und CAT erleichtern und flexibler gestalten. Hierfür sind vor allem IRT-Modelle wie das LLTM relevant. Derzeit sind uns allerdings keine Ansätze von regelgeleiteter Aufgabenkonstruktion oder Aufgabencloning im Bereich von Statistik-Textaufgaben bekannt.

2.2 Automatische Aufgabengenerierung, regelgeleitete Aufgabenkonstruktion und Aufgabencloning

AIG auf der Basis von theoretisch und empirisch validierten Qualitätskontrollmechanismen dient der Qualitätsverbesserung von Testungen und ermöglicht Aufgabenproduktion unter Minimierung von Fehlerquellen (z.B. uneinheitliche Gestaltung, Tippfehler) und Maximierung der Effizienz, da theoretisch unendliche Aufgabenmengen generiert werden können, sobald das System fertiggestellt ist. Auch wird die Interpretation von Testergebnissen vereinfacht (vgl. Arendasy u.a. 2006). Wenn die bestimmenden Merkmale und Konstruktionsregeln bekannt sind, kann AIG für die Produktion einer großen Anzahl qualitativ hochwertiger Aufgaben genutzt werden. Derzeitige Bemühungen zur AIG lassen sich in die beiden Ansätze der regelgeleiteten Aufgabenkonstruktion und des Aufgabencloning einteilen.

Bei der regelgeleiteten Aufgabenkonstruktion werden die Aufgaben eines Inhaltsbereiches hinsichtlich ihrer kognitiven Anforderungen und schwierigkeitsbestimmenden Merkmale untersucht. Daraus werden Regeln abgeleitet, die diese Strukturen bestimmen (Radicals). Diese Regeln werden in Computeralgorithmen implementiert, welche große Mengen an neuen Aufgaben auf dieser Basis generieren können.

Beim Aufgabencloning wird eine Menge von typischen Aufgaben des Inhaltsbereiches betrachtet, die dann die „Elternaufgaben“ darstellen, aus denen große Familien von „Geschwisteraufgaben“ geklont werden. Normalerweise besteht das Klonen aus der Anwendung von Computeralgorithmen, die unwesentliche Merkmale der Aufgaben (Incidentals) verändern. Die beiden Ansätze sind im Überblick bei Bejar (1993), sowie Irvine und Kyllonen (2002) dargestellt.

3. Statistische Modellierung

Für die Analyse von Daten, die regelgeleitet konstruiert oder durch Aufgabencloning erstellt wurden, wurden verschiedene Modelle entwickelt. In Abschnitt 3.1 werden Modelle beschrieben, die die Generierungsregeln als erklärende Faktoren für die Aufgabenschwierigkeit einbeziehen; in Abschnitt 3.2 wird dargestellt, wie die hierarchische Struktur von Aufgabenpools aus Aufgabencloning in einem Modell berücksichtigt werden kann.

3.1 IRT-Modellierung und das LLTM

Das LLTM gehört zu den IRT-Testmodellen und basiert auf dem Rasch-Modell (RM; vgl. Rasch 1960). Die Grundstruktur dieser Modelle besteht aus einer parametrischen bi- oder multinomialen Verteilung von Antworten von Testpersonen mit Parametern für die Effekte der Testpersonen und der Aufgaben auf die Antwortwahrscheinlichkeiten. Unter anderem können IRT-Modelle auch zur Testung von Hypothesen über mögliche

Problemstrukturen in den Aufgaben und zur Analyse von Antwortdaten von komplexeren Testformen wie adaptive Tests herangezogen werden. Für eine Testperson j mit der Fähigkeit θ_j und eine Aufgabe i mit der Schwierigkeit σ_j definiert das RM die Wahrscheinlichkeit einer korrekten Antwort ($X_{ij} = 1$) durch:

$$P(X_{ij} = 1 | \theta_j, \sigma_i) = \frac{\exp(\theta_j - \sigma_i)}{1 + \exp(\theta_j - \sigma_i)} \quad (1)$$

Das LLTM zerlegt die Aufgabenschwierigkeit σ_i in $k = 1, \dots, K$ Basisparameter η_k mit den Gewichten q_{ik} (vgl. Fischer/Molenaar 1995):

$$P(X_{ij} = 1 | \theta_j, q_i, \eta) = \frac{\exp(\theta_j - \sum_{k=1}^K q_{ik} \eta_k)}{1 + \exp(\theta_j - \sum_{k=1}^K q_{ik} \eta_k)} \quad (2)$$

Die Basisparameter (also die Effekte der Radicals auf die Aufgabenschwierigkeit) werden meistens aufgrund von theoretischen Vorüberlegungen spezifiziert und in einer sogenannten Q -Matrix festgehalten, in deren Zeilen die einzelnen Aufgaben und in deren Spalten die Basisparameter stehen. Jeder Aufgabe wird so eine entsprechende Anzahl und Kombination an Basisparametern zugewiesen. Eine Eins in einer Zelle zeigt an, dass in der entsprechenden Aufgabe ein Basisparameter enthalten ist, eine Null, dass der entsprechende Basisparameter nicht enthalten ist. Entweder können vorhandene Aufgaben auf diese Weise klassifiziert werden oder die Aufgaben können nach einer a priori definierten Q -Matrix konstruiert werden. Dieses Vorgehen ist auch für die regelgeleitete Aufgabenkonstruktion unerlässlich, bei der Aufgaben entsprechend vorbestimmter kognitiver Strukturen erstellt werden.

Da das LLTM die sehr strikte und oft in der Realität nicht zutreffende Annahme beinhaltet, dass die Q -Matrix eine erschöpfende Erklärung für die Aufgabenschwierigkeiten liefert, kann ein zufälliger Fehlerterm in das LLTM einbezogen werden, mit dem Varianzanteile modelliert werden, die nicht durch die spezifizierten Basisparameter erklärt werden (vgl. Janssen/Schepers/Peres 2004). Dieses Modell wird auch Random-Effects LLTM (RE-LLTM) genannt:

$$P(X_{ij} = 1 | \theta_j, q_i, \eta) = \frac{\exp(\theta_j - \sum_{k=1}^K q_{ik} \eta_k + \varepsilon_i)}{1 + \exp(\theta_j - \sum_{k=1}^K q_{ik} \eta_k + \varepsilon_i)} \quad (3)$$

LLTMs liefern Schätzungen für die vordefinierten Basisparameter, die anzeigen, ob und wenn ja, welche Parameter in welchem Ausmaß einen signifikanten Einfluss auf die Aufgabenschwierigkeiten haben.

Aufgrund der dargestellten Modelleigenschaften eignen sich die LLTMs hervorragend zur Analyse regelgeleitet konstruierter Aufgaben sowie zur Hypothesentestung bezüglich der vermuteten und durch die Q -Matrix definierten kognitiven Basisparameter.

3.2 Aufgabencloning-Modelle

Beim herkömmlichen Vorgehen werden die Aufgabenparameter, basierend auf einer Kalibrierung anhand einer Stichprobe von ausreichender Größe, damit der Schätzfehler ignoriert werden kann, auf ihre geschätzten Werte fixiert. Da beim Aufgabencloning die Aufgaben normalerweise in Familien gruppiert sind, die aus der gleichen zugrundeliegenden Struktur abgeleitet sind, scheint ein zufälligkeitsbasierter Ansatz für die Aufgabenparameter eher angemessen. Glas und van der Linden (2003) schlagen ein hierarchisches IRT-Modell für dichotome Aufgaben vor, das diese Gruppierung berücksichtigt. Das Modell behandelt alle Aufgabenparameter im 3-Parameter-Logistischen (3PL)-Modell als zufällig unter Voraussetzung ihrer Familienstruktur. Seien $j = 1, \dots, J$ die Personen, $f = 1, \dots, F$ die Aufgabenfamilien, und $i_f = 1, \dots, I_f$ die Aufgaben der Familie f , so kann das Modell der ersten Ebene als

$$p(X_{i_f j} = 1 | \theta_j, a_{i_f}, \sigma_{i_f}, c_{i_f}) = c_{i_f} + (1 - c_{i_f}) \frac{\exp[a_{i_f} (\theta_j - \sigma_{i_f})]}{1 + \exp[a_{i_f} (\theta_j - \sigma_{i_f})]} \quad (4)$$

definiert werden, wobei $\theta_j, a_{i_f}, \sigma_{i_f}, c_{i_f}$ die Fähigkeits-, Diskriminations-, Schwierigkeits-, und Rateparameter sind. Die Aufgabenparameter einer Familie f , als Einheit mit ξ_{i_f} bezeichnet, werden transformiert, sodass ihre Verteilung ausreichend nah an der multivariaten Normalverteilung liegt:

$$\xi_{i_f} \sim MVN(\mu_f, \Sigma_f), \quad (5)$$

mit μ_f und Σ_f als Familienparameter (zweite Ebene).

Als Teil dieses Projektes wurde das Modell erweitert, um eine Erklärung der Aufgabenschwierigkeiten durch die Effekte der angewandten Generierungsregeln zu ermöglichen. Das neue Modell kann somit als Kombination des LLTM mit dem Modell von Glas und van der Linden (2003) angesehen werden. Als Modell der ersten Ebene wurde ein 3-Parameter-Normal-Ogiven (3PNO)-Modell (das bis auf eine Skalierungskonstante annähernd gleich dem 3PL-Modell bei Glas und van der Linden (ebd.) ist) verwendet.

Im neuen Modell wird der Familienschwierigkeitsparameter als eine Kombination aus den Effekten der Radicals η_k angenommen:

$$\mu_{b_f} = \sum_{k=1}^K q_{fk} \eta_k \quad (6)$$

Die Variable q_{fk} gibt an, ob Radical k für Familie f benötigt wird. Die Parameter des Modells können in einem Bayesischen Rahmen durch einen Gibbs Sampler geschätzt werden (vgl. Geerlings/van der Linden/Glas eingereicht).

Wenn die Familienparameter mit einem der Aufgabencloning-Modelle geschätzt worden sind, muss prinzipiell eine neu generierte Aufgabe mit bekannter Familienzugehörigkeit nicht mehr kalibriert werden, sondern die bekannten Familienparameter können für die Berechnung der Probandenfähigkeit verwendet werden. Die Genauigkeit der resultierenden Fähigkeitsschätzungen hängt von der Varianz der Aufgabenparameter innerhalb der Familien (Σ_f) ab. Eine erfolgreiche Anwendung des Modells sollte idealerweise in einer großen Varianz der Aufgabenparameter zwischen den und einer geringen Varianz innerhalb der Familien resultieren. Für jeden Probanden/jede Probandin kann dann eine zufällige Aufgabe aus einer Familie (also einer Kombination von Radicals) generiert werden, die optimal bezüglich der aktuellen Fähigkeitsschätzung ist. Gleichzeitig wird der so konstruierte Test durch die Variation der Incidentals aber jedes Mal anders aussehen, was Wiedererkennungseffekte verhindert.

4. Erste Ergebnisse

Zunächst wird die Konstruktion der statistischen Textaufgaben im Rahmen des Projektes dargestellt und es werden erste empirische Ergebnisse beispielhaft aufgezeigt. Daran schließt sich die Darstellung eines Prototyps für einen automatischen Aufgabengenerator an.

4.1 Aufgabentypen und Designprinzipien

Anhand der Lehrpläne für Statistikinhalte im Unterricht der gymnasialen Oberstufe sowie in den Lehrveranstaltungen an Universitäten wurden wichtige basale Operationen der Statistik, die typischerweise Einfluss auf die Lösungswahrscheinlichkeit von Statistik-Textaufgaben haben sollten, identifiziert und als Basisparameter in mehreren Q-Matrizen zur Konstruktion mehrerer Itemmengen definiert. Die Aufgaben wurden halbautomatisch mit Hilfe von LaTeX2e-Vorlagen generiert, die durch eine weitestgehend identische Wortwahl und Satzstruktur Missinterpretationen und zusätzliche Fehlervarianz durch unterschiedliches Textverständnis und Satzbaueffekte vermeiden.

4.2 Empirische Studien

Teilmengen der wie oben beschrieben konstruierten Aufgaben wurden in mehreren empirischen Studien mit insgesamt 1274 deutschen OberstufenschülerInnen und PsychologiestudentInnen getestet. Die ersten eingesetzten Aufgaben berücksichtigten vor allem Operationen der grundlegenden Wahrscheinlichkeitstheorie, z.B. den Umgang mit ab-

hängigen oder unabhängigen Wahrscheinlichkeiten. Diese Ergebnisse wurden bereits teilweise veröffentlicht und können im Detail z.B. bei Holling, Bertling und Zeuch (2009) eingesehen werden. Die daraufhin entwickelten Aufgaben widmen sich einem etwas breiteren Inhaltsspektrum (u.a. Varianzanalyse und Konfidenzintervalle). Dabei wurden auch mehrere Testaufgaben zur grundlegenden Wahrscheinlichkeitstheorie nach einem Aufgabencloning-Modell erstellt, diese befinden sich allerdings noch in der Kalibrierungsphase. Beispielhaft soll hier ein Subset von regelgeleitet konstruierten Aufgaben zu Konfidenzintervallen (KI) dargestellt werden, die sich gerade in der Pilotierung befinden. Die einzelnen Aufgaben bestehen aus einer kurzen Rahmengeschichte mit einer daran anschließenden Aufforderung, ein KI oder einen für ein KI benötigten Wert aus einem gegebenen KI zu berechnen.

Der Test besteht aus acht Aufgaben, die unterschiedliche Kombinationen der berücksichtigten Basisparameter VAR (KI für eine Varianz), ANT (KI für einen Anteil), EIN/ZWEI (einseitiges oder zweiseitiges KI), und INV (Inversion der Formel) beinhalten. Wenn die Q-Matrix-Einträge für VAR und ANT Null sind, handelt es sich um ein KI für einen Mittelwert. Abbildung 1 zeigt eine Beispielaufgabe, die die Berechnung eines KIs für einen Anteilswert beinhaltet.

In einer Therapiestudie wird der Frage nachgegangen, ob ein neuartiges Therapieprogramm effektiv im Sinne der Befindlichkeitsverbesserung der Patienten ist. 72 der insgesamt 120 Teilnehmer berichten eine deutliche Besserung. Die Klinik verspricht aber, dass mit diesem Programm mindestens 50 Prozent der Patienten eine Verbesserung der Befindlichkeit erfahren. Berechnen Sie ein Konfidenzintervall für die Ergebnisse der Studie, das die Klinikleitung zur Überprüfung ihres Versprechens heranziehen könnte, wenn eine Sicherheit von 90 Prozent berücksichtigt werden soll.

Abb. 1: Beispielaufgabe Konfidenzintervall-Test

Aufgabe	VAR	ANT	EIN/ZWEI	INV
1	0	0	0	1
2	0	1	0	0
3	1	0	0	1
4	0	0	1	0
5	0	1	1	0
6	1	0	1	0
7	0	0	1	1
8	0	1	1	1

Anmerkungen: VAR = „Varianz“, ANT = „Anteilswert“, EIN/ZWEI = „ein- oder zweiseitig“, INV = „Inversion“.

Tab. 1: Q-Matrix für den Konfidenzintervall-Test

Tabelle 1 zeigt die Q -Matrix für die acht Aufgaben (die Beispielaufgabe aus Abbildung 1 entspricht Aufgabe 2 in der Designmatrix).

Die Aufgaben wurden 86 PsychologiestudentInnen der ersten beiden Fachsemester an der Westfälischen Wilhelms-Universität Münster vorgelegt. Durchschnittlich wurden 3,59 (45 Prozent) der acht Aufgaben korrekt beantwortet. Die Aufgabenschwierigkeiten bewegen sich zwischen 0,28 für Aufgabe 8 und 0,69 für Aufgabe 4. Die interne Konsistenz ist mit einem Cronbachs Alpha von 0,48 sehr gering. Der Q -Index weist mit Werten zwischen 0,14 für Aufgabe 7 und 0,21 für Aufgabe 5 einen guten Rasch-Modellfit für alle Aufgaben auf (vgl. Rost/von Davier 1994). Tabelle 2 zeigt die sehr ähnlich ausfallenden LLTM- und RE-LLTM-Schätzungen.

Parameter		LLTM		RE-LLTM	
		Schätzung	SE	Schätzung	SE
Konstante		0.36	0.25	0.37	0.35
Feste Effekte	VAR	-0.20	0.22	-0.20	0.31
	ANT	-0.63**	0.20	-0.64*	0.29
	EIN/ZWEI	0.11	0.18	0.11	0.26
	INV	-0.76**	0.18	-0.77**	0.26
Zufällige Effekte	θ_j	0.51	0.19	0.49	0.19
	ε_i	–	–	0.06	0.06

Anmerkungen: * $p < .05$. ** $p < .01$. SE = Standardfehler. VAR = „Varianz“, ANT = „Anteilswert“, EIN/ZWEI = „ein- oder zweiseitig“, INV = „Inversion“.

Tab. 2: Parameterschätzungen für LLTM und RE-LLTM im Konfidenzintervall-Test

Zwei der vier Basisparameter (ANT und INV) sind sowohl im LLTM als auch im RE-LLTM statistisch signifikant und haben somit einen inkrementellen Einfluss auf die globale Aufgabenschwierigkeit. Ein Likelihood-Ratio-Test konnte keinen Vorteil des RE-LLTM gegenüber dem LLTM nachweisen.

Die Korrelation zwischen LLTM- und Rasch-Aufgabenparametern beträgt 0,79. Daraus ergibt sich eine gute Varianzaufklärung von $R^2 = 0,63$.

Diese Resultate des KI-Tests sind, wahrscheinlich aufgrund der geringen Testlänge und Stichprobengröße, nicht einwandfrei. Die Tendenz ist dennoch vielversprechend, konnten doch zwei statistisch signifikante Basisparameter identifiziert werden. Diese Aufgabenform soll weiterentwickelt und an größeren Stichproben getestet werden.

4.3 Automatischer Aufgabengenerator

Ein automatischer Aufgabengenerator wird für Statistik-Textaufgaben entwickelt, in dem Operationen der grundlegenden Wahrscheinlichkeitstheorie geprüft werden. Die Aufgaben ähneln denen, die in Holling, Bertling und Zeuch (2009) dargestellt werden.

Jede Statistik-Textaufgabe besteht aus einer Rahmengeschichte, die die relevanten numerischen Informationen für die Antwortberechnung enthält und einer Frage, die die Berechnung einer bedingten Wahrscheinlichkeit („ua“), eines Komplementärereignisses („nicht“), einer Wahrscheinlichkeit für eine Schnittmenge („uu“) oder einer Wahrscheinlichkeit für eine Verbundmenge („oder“) erfordert. Die Struktur der Kontextgeschichten ist für jede Frage gleich. Die einzige Kontextvariation wird durch die Incidental verursacht, die Informationen über Subjekt und Objekt der Geschichte und die Interpretation der verwendeten Variablen liefern. Eine Frage, die beispielsweise die Berechnung einer Gegen-, bedingten und Verbundmengen-Wahrscheinlichkeit erfordert, kann durch die Anwendung einiger weniger Aussagen (siehe Abbildung 2) generiert werden. Eine Sammlung von Subjekten, Objekten und Variablen wird zur Erzeugung der Oberflächenunterschiede zwischen den Aufgaben verwendet.

<pre> "Wie groß ist die Wahrscheinlichkeit, dass" <Subjekt-Artikel> <Subjekt> „ein/eine/einen“ <Objekt Singular> „hat“, <Relativpronomen> if(not=1) „nicht“ if(uu=1 & oder!=1) „sowohl“ if(oder=1) „entweder“ „ein/eine/ein“ <Merkmalsausprägung 1> <Variable 1> <Verb 1> if(oder=1) „oder“ if(oder=1 & uu=1) „sowohl“ „ein/eine/ein“ <Merkmalsausprägung 1> <Variable 1> <Verb 1> if(ua=1) „ , vorausgesetzt, “ <Artikel> <Objekt Singular> <Verb 3> „ein/eine“einen“ <Merkmalsausprägung 3> <Variable 3> if(uu=1) „als auch ein/eine/ein“ <Merkmalsausprägung 2> <Variable 2> <Verb 2> </pre>	<pre> Wie groß ist die Wahrscheinlichkeit, dass der Buchhändler ein Buch hat, das nicht entweder einen gelben Umschlag hat oder einen grünen Umschlag hat, vorausgesetzt, das Buch hat eine männliche Hauptperson </pre>
---	--

Abb. 2: Vereinfachte Struktur der Fragen und eine Beispielfrage

5. Diskussion und Ausblick

Im vorliegenden Projekt werden Inhalte der kognitiven Psychologie, Psychometrie und Computerwissenschaften kombiniert, um ein Testsystem für Statistik-Textaufgaben zu entwickeln, das einen adaptiven, einzigartigen Test für jeden Probanden/jede Probandin erschaffen kann.

Die ersten Projektergebnisse sind durchweg vielversprechend. So konnten verschiedenste kognitive Komponenten identifiziert und in halbautomatischer Aufgabenkonstruktion als Vorstufe zur vollautomatischen Generierung mit Hilfe von Textbausteinen umgesetzt werden. Beispielhaft wurde ein Test zu Konfidenzintervallen dargestellt. Diese Ergebnisse und die aller weiteren empirischen Untersuchungen zeigen die Anwendbarkeit von regelgeleiteter und automatischer Aufgabengenerierung auf Textaufgaben mit Statistikinhalten. Die regelgeleitete Konstruktion wurde in mehreren Aufgabenmengen umgesetzt und empirisch überprüft. Die Ergebnisse dienen nun zur Verfeinerung des automatischen Aufgabengenerators. Es konnten in LLTM-Analysen verschiedene signifikante schwierigkeitsgenerierende Merkmale identifiziert werden. Außerdem zeigen die konstruierten Aufgaben einen guten RM-Fit und stellen den Ausgangspunkt für verfeinerte inhaltliche und konstruktionstechnische Weiterentwicklungen und adaptive Implementierungen dar. Verschiedene mögliche Modelle für die Kalibrierung der automatisch generierten Aufgaben wurden aufgezeigt. Eine wichtige Frage ist, ob bessere Modellpassung die höhere Parameteranzahl im komplexeren hierarchischen IRT-Modell rechtfertigt. Es ist eine Studie geplant, in der die Passung aller hier erwähnten Modelle verglichen wird: Das LLTM, das Aufgabencloning-Modell von Glas und van der Linden (2003) sowie die erweiterte Version dieses Modells (beschrieben in Abschnitt 3.2). Die Modelle sollen mit Hilfe der gewonnenen Daten aus den empirischen Erhebungen zu Statistik-Textaufgaben aus 4.3 verglichen werden.

Literatur

- Arendasy, M./Sommer, M./Gittler, G./Hergovich, A. (2006): Automatic generation of quantitative reasoning items: A pilot study. In: *Journal of Individual Differences* 27, S. 2–14.
- Bejar, I. (1993): A generative approach to psychological and educational measurement. In: Frederiksen, N./Mislevy, R.J./Bejar, I.I. (Hrsg.): *Testtheory for a new generation of tests*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, S. 323–357.
- Enright, M.K./Sheehan, K.M. (2002): Modeling the difficulty of quantitative reasoning items: Implications for item generation. In: Irvine, S.H./Kyllonen, P.C. (Hrsg.): *Item generation for test development*. Mahwah, NJ: Erlbaum, S. 129–157.
- Fischer, G.H./Molenaar, I.W. (Hrsg.) (1995): *Rasch Models. Foundations, Recent Developments, and Applications*. New York: Springer.
- Geerlings, H./van der Linden, W.J./Glas, C.A.W. (eingereicht): Modeling rule-based item generation.
- Glas, C.A.W./van der Linden, W.J. (2003): Computerized adaptive testing with item cloning. In: *Applied Psychological Measurement* 27, S. 247–261.
- Holling, H./Bertling, J.P./Zeuch, N. (2009): Probability word problems: Automatic item generation and LLTM modelling. In: *Studies in Educational Evaluation* 35, S. 71–76.
- Irvine, S.H./Kyllonen, P.C. (2002): *Item generation for test development*. Mahwah, NJ: Erlbaum.
- Janssen, R./Scheepers, J./Peres, D. (2004): Models with item and item group predictors. In: De Boeck, P./Wilson, M. (Hrsg.): *Explanatory Item Response Models: A Generalized Linear and Nonlinear Approach*. New York: Springer, S. 189–210.
- Jonassen, D.H. (2003): Designing research-based instruction for story problems. In: *Educational Psychology Review* 15, S. 267–296.

- OECD (Hrsg.) (2003): The PISA 2003 Assessment Framework: Mathematics, Reading, Science and Problem Solving Knowledge and Skills. Paris: OECD.
- Rasch, G. (1960): Probabilistic Models for some Intelligence and Attainment tests. Copenhagen: Pædagogiske Institut.
- Rost, J./von Davier, M. (1994): A conditional item fit index for Rasch models. In: Applied Psychological Measurement 18, S. 171–182.
- Van der Linden, W. (2003): Some new developments in adaptive testing technology. In: Journal of Psychology 216, S. 3–11.

Anschrift der Autor/innen

Dipl.-Psych. Nina Zeuch, Westfälische Wilhelms-Universität Münster,
Lehrstuhl für Statistik und Methoden, Fliegerstraße 21, D-48149 Münster
E-Mail: n_hoff01@uni-muenster.de

Prof. Dr. Heinz Holling, Westfälische Wilhelms-Universität Münster,
Lehrstuhl für Statistik und Methoden, Fliegerstraße 21, D-48149 Münster
E-Mail: holling@uni-muenster.de

Dipl.-Psych. Jonas P. Bertling, Westfälische Wilhelms-Universität Münster,
Lehrstuhl für Statistik und Methoden, Fliegerstraße 21, D-48149 Münster
E-Mail: jonas.bertling@uni-muenster.de

MSSc. Hanneke Geerlings, University of Twente, Department of Research Methodology,
Measurement and Data Analysis, Faculty of Behavioral Sciences, P.O. Box 217,
7500 AE Enschede, The Netherlands
E-Mail: h.geerlings@gw.utwente.nl

Prof. Dr. Wim J. van der Linden, University of Twente, Department of Research Methodology,
Measurement and Data Analysis, Faculty of Behavioral Sciences, P.O. Box 217,
7500 AE Enschede, The Netherlands
E-Mail: w.j.vanderlinden@utwente.nl