

GroupAL: ein Algorithmus zur Formation und Qualitätsbewertung von Lerngruppen in E-Learning-Szenarien mittels n-dimensionaler Gütekriterien

Johannes Konert, Dmitrij Burlak, Stefan Göbel, Ralf Steinmetz

Fachgebiet Multimedia Kommunikation
Technische Universität Darmstadt
Rundeturmstraße 10
64283 Darmstadt

johannes.konert@kom.tu-darmstadt.de
dmitrij.burlak@kom.tu-darmstadt.de
stefan.goebel@kom.tu-darmstadt.de
ralf.steinmetz@kom.tu-darmstadt.de

Abstract: Der Wissensaustausch Lernender untereinander ist für E-Learning-Systeme und computer-gestütztes Lernen generell ein wichtiger Baustein zur Förderung der Motivation, der Lernzielerreichung sowie der Verbesserung der Problemlösekompetenz. Die positiven Effekte dieses Austausches hängen jedoch stark von der Eignung der Lernpartner in einer gebildeten Lerngruppe ab.

In diesem Beitrag werden Kriterienkategorien vorgestellt, die ein Gruppenformationsalgorithmus für Lerngruppen berücksichtigen sollte, sowie die existierenden algorithmischen Lösungen verwandter Arbeiten. Für die gleichzeitige Berücksichtigung aller dieser Kriterien wird der Algorithmus GroupAL vorgestellt. Dieser erlaubt beispielsweise die Verwendung mehrdimensionaler Kriterien, die wahlweise homogen oder heterogen ausgeprägt sein sollen, sowie die Bildung einheitlich guter Gruppen einer gesamten Kohorte von Lernenden. Die GroupAL-Architektur ermöglicht die Verwendung verschiedener Algorithmen zur Gruppenformation und definiert ein normiertes Gütemaß für Lerngruppen, welches den Vergleich verschiedener Gruppenformationen über Kriterienvariationen und Kohortenänderungen hinweg erlaubt. Die abschließend dargestellte Evaluation zeigt, dass GroupAL bessere Ergebnisse liefert als bisherige Ansätze und umfassendere Anwendungsmöglichkeiten zur Lerngruppenbildung bietet.

Stichworte: Lerngruppen, Gruppenformationskriterien, Kollaboratives Lernen, Optimierungsalgorithmen, Peer Education

1 Einleitung und Motivation

Die Zusammenarbeit in Kleingruppen ist ein didaktisches Konzept, welches sich insbesondere bei der Bearbeitung von Aufgaben zur Vermittlung von Problemlösekompetenz eignet [Ba99]. Für den Ausbau dieser immer wichtigeren Kompetenz und die erfolgreiche Bearbeitung offener Aufgabenstellungen (ohne vorgegebenen und einzig möglichen Lösungsweg) tauschen die Lernenden ihre Standpunkte zur Problemstellung und die favorisierten Lösungsansätze aus. Dabei ergänzen sie sich in Lernstilen und Wissensvorsprüngen untereinander und agieren als Gruppe gemeinsam in der Betrachtung und Lösung der Aufgabenstellung [Bo10].

Die gute Zusammenarbeit in der Gruppe hängt neben der Gruppengröße und der Aufgabenstellung auch von vielen weiteren Kriterien zu den Fertigkeiten und Eigenschaften der Lernenden, sowie Kriterien des Lern-Kontextes und der Gruppenformation ab. Ansonsten kommt es zu Alleingängen, Abschweifungen oder fehlender Motivation einzelner Gruppenmitglieder [Mi97].

Die Motivation zur Entwicklung geeigneter computergestützter Verfahren zur Unterstützung von Lehrenden bei der Bildung dieser Gruppen wird weiter verstärkt, wenn die Lernenden an unterschiedlichen Lernorten vernetzt agieren. In E-Learning-Umgebungen, welche selbstreguliertes Lernen fördern und keine Vorgaben zum zeitlichen Umfang sowie den Lernzielen der Nutzer machen, sind die Unterschiede in den Voraussetzungen und Zielen der Lerner im Allgemeinen (noch) größer. Handelt es sich bei diesen Umgebungen sogar um unbetreute Lernumgebungen, ist eine algorithmische Lösung statt der manuellen Gruppenbildung durch Lehrende erforderlich. Generell können diese Lösungen ebenso in den anderen Szenarien den Lehrenden unterstützen.

2 Verwandte Arbeiten

Die Zusammenarbeit in kleinen Gruppe, die Arbeitsphasen und förderlichen Bedingungen, werden in der pädagogischen Psychologie seit den 1960er Jahren untersucht [Tu65]. Nachdem durch zahlreiche Studien die positiven Effekte der Kollaboration, gruppenbasierten Lernens und des Austausches der Lerner untereinander nachgewiesen wurde, kommt *William Damon* für die Didaktik zu dem Schluss, dass sich der Austausch der Lerner untereinander als Ergänzung zu *jeder* Lehrform eignet [Da84].

Ist die Aufgabenstellung, der Lernort und die Interaktion gegeben oder gewählt, gilt es entsprechend des Kontextes die Lerngruppen zu bilden. Gibt es ein Wissensgefälle unter den Lernenden, liegt es nahe, Tutoren auszuwählen, die ihren jeweiligen Wissensvorsprung an andere in der Gruppe (oder in Lerntandems) weitergeben [Ke07]. Wenn auch das *Lernen durch Lehren* nachweislich vorteilhaft für den Lernfortschritt des Tutors selbst ist, gibt es auch gegenteilige Positionen hierzu. *Damon* argumentiert in Rückgriff auf Piagets konstruktivistische Didaktik, dass für die soziale Interaktion und den Austausch der Lernenden untereinander gegenseitiger Respekt Grundvoraussetzung ist. Dieser wird jedoch durch ein zu großes Gefälle beim Wissensstand und den Fähigkeiten unter den Lernenden gefährdet (siehe [Da84, Seite 334]). Daraus leitet sich die

Bestrebungen ab, Lernende in Gruppen derart zusammenzubringen, dass sich ihre Kenntnisse für die gemeinsame Lernzielerreichung untereinander ergänzen während der Wissensstand symmetrisch ist (siehe *symmetry of knowledge* in [Di99, Seite 7]). Ein algorithmisch anwendbares Modell für die Zuordnung von (Teil-)Wissensbereichen zu Aufgaben und Lernzielen ist hierfür beispielsweise durch die Skilltree-Struktur der *knowledge spaces* von Albert und Lukas gegeben [AL99]. Ziel ist es, dass nach Abschluss einer Aufgabenbearbeitung alle Lernenden der Gruppe die mit dem Lernziel verknüpften Wissensbereiche abdecken. Neben den wissensbezogenen Kriterien sind auch die Lernstile so zusammenzubringen, dass sich die Gruppenmitglieder ergänzen (heterogene Kriterien). Die dadurch auftretenden kognitiven Dissonanzen führen zu Argumentation und Austausch, wodurch das Problemfeld umfassender bearbeitet wird. Eine grundlegende Theorie mit Modell zur Erfassung und Gruppierung basierend auf Lernstilen existiert unter anderem von Kolb [Ko05]. Weitere personenbezogene Kriterien umfassen Alter, Geschlecht, geografische Lage und Arbeitsintensität, welche in der Regel homogen zusammenzubringen sind (homogene Kriterien).

Neben den personenbezogenen Kriterien spielen gruppenübergreifende Aspekte eine Rolle. Dominantes Kriterium ist hier die Bestimmung der optimalen Gruppengröße, welche je nach Aufgabenstellung und Dauer der Zusammenarbeit bei 3-6 Mitgliedern liegt [SS10]. Förderlich ist darüber hinaus die Beachtung vorhandener Gruppenrollen und Zuständigkeiten für einzelner Aufgabenteile bei der Kollaboration [LE09].

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass das im Folgenden angestrebte Verfahren zur algorithmenbasierten Lerngruppen-Optimierung auf Grundlage der Analyse verwandter Arbeiten folgende *Kriterien* erfüllen sollte:

- Erweiterbare Modellierung und Gewichtung der Kriterien zur Gruppenbildung.
- Unterstützung der Erzeugung homogener, heterogener und gemischter Gruppen.
- Beurteilung und Optimierung der gebildeten Gruppen anhand einer Formationsqualitätsfunktion, welche auch die Konstellation der Gruppenteilnehmer beachtet.
- Minimierung der Qualitätsunterschiede gebildeter Gruppen.

Vergleich verwandter Arbeiten zum algorithmischen Lerngruppenformation

Die verwandten Arbeiten zur *algorithmischen Lerngruppenformation*, welche im Rahmen der Recherche zu diesem Beitrag analysiert wurden, lassen sich zunächst in zwei grundsätzlich unterschiedliche Gruppen von Ansätzen unterteilen: *Semantische Matchmaker* und *Analytische Optimierungsverfahren*.

Semantische Matchmaker setzen zur Berechnung, wie gut zwei (oder mehr) Lernende hinsichtlich der Lernzielerreichung zusammenpassen, Ontologien ein. Diese erlauben die Formulierung umfangreicher Randbedingungen, welche bei der Gruppenbildung berücksichtigt werden sollen [In00]. Existiert jedoch keine für die Kriterien passende Ontologie, wird die Verwendung sehr aufwändig. Leider machen diese Matcher auch keine Aussage über die Güte der gebildeten Lerngruppen und berücksichtigen nicht eine gleichmäßige Verteilung der Gruppenformationsqualität. Die Charakteristika zweier semantischer Matcher sind zum Vergleich im oberen Teil der Tabelle 1 abgebildet.

Analytische Optimierungsverfahren bilden die gewünschten Optimierungskriterien als n -dimensionalen Merkmalsraum zu jedem Lernenden ab und erfassen die gruppenbezogenen Kriterien als Randbedingungen oder berücksichtigen diese in der Berechnung der Güte einer gefundenen Lösung (der sogenannten Fitnessfunktion). Innerhalb der Merkmalsräume lassen sich für homogen zu gruppierende Kriterien mittels Clusteranalyse ähnliche Lernende zusammenfassen (beispielsweise Fuzzy-C-Means in [Pa10]). Dieser Ansatz greift jedoch zu kurz, wenn es sowohl homogene als auch heterogene Kriterien zu berücksichtigen gilt. Dann werden Heuristiken und iterative Optimierungsverfahren eingesetzt [Ca04]. Wenige Systeme haben bisher über die klassischen Optimierungsverfahren hinaus eigene Algorithmen entwickelt um dieser Anforderung zu begegnen. Eine Nutzung von Optimierungs-Zyklen durch Tauschen von Gruppenmitgliedern oder neuen Durchläufen unter anderen Startbedingungen ist für Szenarien mit wenigen hundert bis tausend Lernenden praktikabel [Ca04]. Die Systeme der analytischen Optimierungsverfahren sind ebenfalls in Tabelle 1 aufgelistet.

Wie der Tabelle 1 zu entnehmen ist, wurden die Systeme bewertet anhand der zuvor erörterten Kriterien.

Tabelle 1: Eigenschaften von Gruppenformationsalgorithmen verwandter Arbeiten im Überblick

System Algorithmus	Güterechnung vorhanden	Gleichmäßige Gruppen	Kriterienanzahl unendlich	Kriterien- gewichtung	Mehrere Algorithmen zur Auswahl	Homogene Gruppen	Heterogene Gruppen	gemischten Gruppen
Fits/CL [In00] <i>Opport. Gruppenformation (Lernontologie)</i>	-	+	-	-	-	+	+	+
GroupMe [Ou08] <i>DLVLöser</i>	+*	-	+	+	-	+	+	+
I-minds [SK08] <i>VALCAM/Agentensystem</i>	- [~]	-	-	-	-	+	+	- [~]
GroupFormation [CP07] <i>Fuzzy C Means/ Random Tool</i>	-	-	-	-	-	+	+	-
Together [Pa10] <i>Faraway-So-Close</i>	+**	-	-	-	-	-	+	-
OmadoGenesis [Go07] <i>Genetischer Algorithmus/ Hete-A/ Homo-A</i>	+	-	+	-	+	+	+	+
TeamMaker [CE04] <i>Hill Climbing</i>	+***	-	+	+	-	+	+	+

[~] VALCAMs Agentensystem evaluiert die Eignung der Gruppenzugehörigkeit iterativ zu einer gewählten homogenen oder heterogenen Strategie anhand vorliegender Aufgabenlösungen
Gütemaß: * Aussage über die Verletzung der Einschränkungen, ** definiert über Schwellwert, *** allg. Heuristik

Der Fokus liegt dann im Folgenden auf den *analytischen Optimierungsverfahren*, die die Gruppierung mit heterogenen Kriterien, alleine oder in Kombination mit homogenen,

ermöglichen (*Together*, *GroupFormation*, *OmadoGenesis*, *TeamMaker*), denn die Unterstützung heterogener Kriterien ist für die Lerngruppenformation besonders wertvoll. Die *semantischen Matchmaker* werden im Folgenden nicht weiter betrachtet, da die Güte gebildeter Gruppen hier stark von der zu den gewählten Kategorien passenden Ontologie abhängt.

3 Kriterien für Gruppenformation in E-Learning Szenarien

Es ist das Ziel, den GroupAL Algorithmus so zu gestalten, dass er Anwendern (Fachexperten) erlaubt, Kriterien, sowie deren Ausprägungen, Gewichtung und homogenes sowie heterogenes Gruppieren festzulegen. Daher wird hier ein Überblick zur Ableitung einer geeigneten Darstellung gegeben, um damit ähnliche Kriterien ebenfalls erfassen zu können.

Die einzelnen Fähigkeiten und Fertigkeiten (FuF), die beispielsweise als Skilltree erfasst sind, lassen sich als Dimensionen eines Vektors erfassen und auf Überdeckung (Homogenität) oder Ergänzung des Merkmalsraums (Heterogenität) prüfen. Damit wären alle zu betrachtenden k FuF mittels eines k -dimensionalen Vektors als Kriterium erfassbar und vergleichbar. Bei den Eigenschaften einer Person sollte das *Alter* eher homogen in der Gruppe sein [Da84], während das *Geschlecht* homogen oder heterogen gruppiert werden kann; bei heterogener Verteilung jedoch möglichst gleichmäßig [Ou08]. Komplex und nicht vollständig erforscht sind die optimalen Zusammensetzungen der 5-dimensionalen *Persönlichkeitsmerkmale* von Lernenden in einer Gruppe [RJ05], von denen *Extraversion* und *Gewissenhaftigkeit* als besonders relevant für Gruppenarbeit gelten; ersteres als heterogenes, Gewissenhaftigkeit als homogenes Kriterium [BS97]. Um kognitive Dissonanzen und damit den Austausch zu fördern, ist bei Lernziel-orientierten Aufgaben die Gruppe mittels *Lernstilen* möglichst heterogen zu bilden (siehe Kapitel 2 Verwandte Arbeiten). Die verbreiteten Lernstil-Modelle lassen sich jeweils als 4-dimensionale Vektoren abbilden. Ergänzend bieten *prozessbasierte Kriterien* aus Sicht der Autoren den Vorteil, dass sie leicht zu erfassen sind und eine Optimierung hinsichtlich der Nutzung erlauben, unter anderem mittels durchschnittlicher Session-Dauer (*Verwendungsdauer pro Sitzung*), Zeit pro Aufgabe (*Effizienz*) und System-Kontext (Verortung im System bspw. bei 3D-Simulationen). Alle Kriterien sind als $1..n$ -dimensionaler Vektor erfassbar. Die Autoren empfehlen eine homogene Zuordnung der genannten Prozess-Kriterien.

4 Architektur

Zunächst folgen benötigte Definitionen, basierend auf [Ou07].

Teilnehmer: Es wird eine endliche Menge aller zu gruppierenden Lernenden als $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ definiert, wobei $M = |T| > 1$ die Anzahl aller Teilnehmer ist. Jeder Teilnehmer t stellt eine Menge an Kriterien $t \subseteq K$ dar. Die Menge an Kriterien und ihre Dimensionen sind bei jedem Teilnehmer gleich.

Gruppe: Es wird eine Gruppe g als eine Menge von Teilnehmern $t \in T$ definiert, die mindestens zwei Elemente beinhaltet ($|g| > 1$ Minimalgruppe), in der jeder Teilnehmer $t_i \in g$ ein Mitglied der Gruppe ist. Weiterhin wird eine Menge aller möglichen Gruppen $G = \{g_1, g_2, \dots, g_o\}$ definiert, so dass $G = \wp(T) - \cup_{i=1}^M \{t_i\}$.

Kohorte: Es wird eine Kohorte K als eine Menge paarweise disjunkter Gruppen g_1, g_2, \dots, g_N definiert, die alle Teilnehmer beinhaltet. Es wird $G_x \subseteq G$ definiert, als die Menge aller Gruppen, die die Größe X haben. Deshalb hat jede Kohorte, deren Gruppen die Größe X haben, die Kardinalität $N = \left\lfloor \frac{M}{X} \right\rfloor$ mit $X > 1$.

Kriterium: Es wird ein Kriterium als ein Parameter oder eine Einschränkung $k \in \mathbb{R}^n$ definiert, die für die Formation einer Gruppe relevant ist. Es wird die Menge an möglichen Kriterien als $K = \left\{ \{k_1, k_2, \dots, k_p\} \mid \forall j = 1, \dots, p, k_j \in \mathbb{R}^n \right\}$ definiert.

Bedingungen an die Kriterien: Für die Gruppierung gibt es zwei disjunkte Kriterien-Mengen. Ein Kriterium ist *homogen*, wenn die Ausprägung dieses Kriteriums in einer Gruppe möglichst gleich ist, um die Lernprozesse in einer Gruppenformation zu fördern ($K_{\{hom\}}$). Für heterogene Kriterien entsprechend umgekehrt ($K_{\{het\}}$). Diese sind disjunkte Teilmengen: $K_{\{hom\}} \cap K_{\{het\}} = \emptyset \wedge K_{\{hom\}} \cup K_{\{het\}} = K$.

Gütemaß zur Bewertung einer Gruppenformation

In diesem Abschnitt wird ein Verfahren basierend auf [Pa10], [Ca04] und [Ou08] für den GroupAL Algorithmus vorgestellt, das die Qualität einer Gruppenformation bezüglich der vorausgesetzten Bedingungen im Intervall $(0,1)$ berechnet. Darüber hinaus strebt das hier vorgestellte Verfahren eine Kriterien übergreifende Vergleichbarkeit der Gruppenformationen an. Dazu bedarf es eines Qualitätsmaßes für die Minimalgruppe von zwei Teilnehmern, hier *PairPerformanceIndex* (PPI) genannt. Das Qualitätsmaß für die gesamte Gruppe wird *GroupPerformanceIndex* (GPI) genannt. Im Weiteren ist ein gruppenübergreifendes Qualitätsmaß notwendig, um Formationsalgorithmen vergleichen zu können.

Der PairPerformanceIndex: Der PPI verwendet als Abstandsfunktion die normierte Manhattan-Metrik, da diese durch das Summieren der absoluten Differenzen, zweier paarweise gleicher Kriterien k_p^1 und k_p^2 mit der Kardinalzahl n , einen Überblick darüber gibt, ob und wie stark der gesamte metrische Raum abgedeckt ist. Es ist zudem möglich, die Kriterien unterschiedlich zu gewichten. Dafür wird eine Konstante c für jedes Kriterium eingeführt: $\{C \in (0,1)^n \mid \sum_{i=1}^n C_i = 1\}$, wobei n die Anzahl der Gewichtungen gleich der Anzahl betrachteter Kriterien ist. Somit entsteht die gewichtete Distanzfunktion

$$gd: (0,1)^n \times (0,1)^n \times (0,1)^n \rightarrow \mathbb{P}, (k_p^1, k_p^2, c) \mapsto y$$

$$\mathbb{P} = [0, c]$$

$$gd(k_p^1, k_p^2, c) = c * d(k_p^1, k_p^2),$$

wobei k_p^1 und k_p^2 die Kriterienausprägungen für das gleiche Kriterium k_p unterschiedlicher Teilnehmer sind und n die Anzahl der Dimensionen von k_p ist.

Um zum PPI zu gelangen werden die summierten Distanzen für homogene Kriterien (*homSum*) von den summierten Distanzen der heterogenen (*hetSum*) abgezogen, da erstere Distanzen in der Optimierung zu minimieren sind; letztere zu maximieren.

$$\begin{aligned} \text{homSum}: K \times K \times \{0,1\}^n &\rightarrow \mathbb{P}, (K^1, K^2, C) \mapsto y \\ \mathbb{P} &= [0, |K_{\text{hom}}| \sum_{i=1}^{|K_{\text{hom}}|} C_i] \\ \text{homSum}(K_{\text{hom}}^1, K_{\text{hom}}^2, C) &= \sum_{i=1}^{|K_{\text{hom}}|} gd(k_i^1, k_i^2, C_i), \end{aligned}$$

wobei $|K_{\text{hom}}|$ die Anzahl der homogenen Kriterien ist. *hetSum* wird entsprechend analog definiert für heterogene Kriterien. Damit wird der PPI wie folgt definiert:

$$\begin{aligned} \text{PPI}: K \times K \times (0,1)^n &\rightarrow \mathbb{P}, (K^1, K^2, C) \mapsto y \\ \mathbb{P} &= \left[-|K_{\text{hom}}| \sum_{i=1}^{|K_{\text{hom}}|} C_i, |K_{\text{het}}| \sum_{i=1}^{|K_{\text{het}}|} C_i \right] \\ \text{PPI}(K^1, K^2, C) &= \text{hetSum}(K_{\text{het}}^1, K_{\text{het}}^2, C) - \text{homSum}(K_{\text{hom}}^1, K_{\text{hom}}^2, C), \end{aligned}$$

wobei K^1 und K^2 die Mengen der Kriterien zweier unterschiedlicher Teilnehmer sind.

Normalisierung des PairPerformanceIndex: Die normalisierte Form des PPI (NPPI) ergibt sich durch Linearverschiebung des zu skalierenden Wertes um $|K_{\text{hom}}| \sum_{i=1}^{|K_{\text{hom}}|} C_i$ (siehe Wertebereich des PPI) und anschließender Division durch den höchstmöglichen Wert $|K_{\text{hom}}| \sum_{i=1}^{|K_{\text{hom}}|} C_i + |K_{\text{het}}| \sum_{i=1}^{|K_{\text{het}}|} C_i$ was identisch ist mit $|K| \sum_{i=0}^{|K|} C_i = |K|$.

$$\begin{aligned} \text{NPPI}: K \times K \times \{0,1\}^n &\rightarrow [0,1], (K^1, K^2, C) \mapsto y \\ \text{NPPI}(K^1, K^2, C) &= \frac{\text{PPI}(K^1, K^2, C) + |K_{\text{hom}}| \sum_{i=1}^{|K_{\text{hom}}|} C_i}{|K|} \end{aligned}$$

GroupPerformanceIndex (GPI): Um nun eine Aussage über die Qualität einer Gruppenformation mit X Teilnehmern treffen zu können, wird der Mittelwert aller $\binom{X}{2}$ NPPIs einer Gruppenformation berechnet ($\overline{\text{NPPI}}$). Dieser Wert gibt an, wie gut die einzelnen Teilnehmer einer Gruppenformation, hinsichtlich der Heterogenitäts- und Homogenitätsbedingungen, im Durchschnitt jeweils paarweise zueinanderpassen. Der Mittelwert alleine ist als *GroupPerformanceIndex* nicht ausreichend, da er nicht die Konstellation einer Gruppe betrachtet, wie z.B. Ausreißer. Die Berechnung nutzt daher die Standardabweichung aller PPIs und normalisiert diese ($\text{NSNPPI} = \frac{1}{1 + \sigma_{\text{NPPI}}}$). Sie wird anschließend mit dem Mittelwert ($\overline{\text{NPPI}}$) multipliziert und ergibt den *GroupPerformanceIndex* (GPI).

$$\begin{aligned} \text{GPI}: G &\rightarrow (0,1), g \mapsto y \\ \text{GPI}(g) &= \overline{\text{NPPI}} * \text{NSNPPI} \end{aligned}$$

Gütemaß zur Bewertung einer Kohorte

Eine quantitative Aussage über die gruppenübergreifende Formationsqualität einer Kohorte, im folgenden *KohortenPerformanceIndex* (KPI), erleichtert die Vergleichbarkeit verschiedener Kohorten. Die Berechnung ähnelt derjenigen des GPI. Über alle errechneten GroupPerformanceindices (GPIs) wird ein Mittelwert errechnet (\overline{GPI}). Dieser wird anschließend mit der normalisierten Standardabweichung aller GPIs ($NSGPI = \frac{1}{1+\sigma_{GPI}}$) multipliziert. Damit berechnet sich der KPI.

$$\begin{aligned} KPI: K &\rightarrow (0,1), K \mapsto y \\ KPI(K) &= \overline{GPI} * NSGPI \end{aligned}$$

Mit dem KPI wird nicht nur die durchschnittliche Formationsqualität der Gruppen einer Kohorte beurteilt, sondern auch die *Einheitlichkeit der Gruppeformationsqualität*. Dies ist vor allem dann entscheidend, wenn ein starkes Gefälle in der Formationsqualität der Gruppen einer Kohorte vorliegt. In diesen Fällen sinkt der KPI entsprechend.

GroupAL Matcher

Der "Matcher" ordnet einen Teilnehmer nach dem Anderen einer Gruppe zu, bis alle Teilnehmer auf Gruppen verteilt sind. Für die Initialisierung jedes Matchers werden n leere Gruppen erzeugt. Alle für das Matching verfügbaren Teilnehmer der Menge T werden der Menge noch nicht gematchter Teilnehmer (NGT , $NGT \subseteq T$) zugewiesen. Sobald ein Teilnehmer zu einer Gruppe hinzugefügt wurde, wird er aus der Menge NGT entfernt. Das Vorgehen wird wiederholt, bis die Menge leer ist ($NGT = \emptyset$).

Die Wahl des Matchingverfahrens kann maßgeblich die Formationsqualität der Gruppen beeinflussen und stellt einen Schwerpunkt dieses Beitrags neben der Definition eines GPI und KPI dar. Der im GroupAL Algorithmus verwendete *Matcher* weist zunächst jeder Gruppe ein zufälliges Pivotelement zu. Anschließend wird für eine beliebige Gruppe der Teilnehmer hinzugefügt, mit dem der GPI den höchsten Zuwachs aufweist. Dies wird solange wiederholt, bis diese Gruppe alle Teilnehmer hat, dann wird mit der nächsten Gruppe fortgefahren. Die Definition dieser Zuordnung lautet:

$$\{g_{fix} \cup t \mid \forall t \in NGT, g_{fix} \in G_x: |g_{fix}| < X \wedge \max_t \left(\frac{GPI(g_{fix} \cup t)}{GPI(g_{fix})} \right)\}$$

5 Evaluation

Für den Vergleich der Leistungsfähigkeit bei der Gruppenformation wird der GroupAL Matcher mit den Matchingalgorithmen von *GroupFormation* aus [CP07], *Together* [Pa10], *OmodoGenesis* [Go07] und *TeamMaker* [CE04] verglichen.

Versuchsaufbau und Ablauf

Folgende Bedingungen und Szenarien wurden für den Vergleich gewählt:

- Alle Matcher starteten mit den gleichen zufallsgenerierten Sets à 500 Teilnehmern.
- Es wurden durch die Matcher Gruppen á drei Teilnehmer gebildet.
- Alle gebildeten Kohorten wurden mittels des zuvor vorgestellten KPI bewertet.
- Alle Kriterien wurden gleich gewichtet, da einige der verwandten Arbeiten keine Gewichtung für die Berechnung zulassen (siehe Kapitel 2 Verwandte Arbeiten).
- Es wurden maximal 4 Kriterien à 4 Dimensionen betrachtet, da einige der verwandten Arbeiten nur maximal 2 oder 3 Kriterien gleichzeitig berücksichtigen.
- Die Generierung der Zufallsdaten und die Durchläufe der Matchingalgorithmen wurde jeweils 100-mal wiederholt.

Szenario A: Die 500 Teilnehmer besaßen jeweils die Ausprägung eines heterogenen Kriteriums mit 4 Dimensionen. In diesem Szenario wurde GroupAL mit dem zufallsbasierten Matcher von *GroupFormation* und dem Matcher von *Together* verglichen, welche nur *ein* heterogenes Kriterium mit mehreren Dimensionen unterstützen. Da *OmadoGenesis* ausschließlich heterogene Kriterien für das analytische Matching unterstützt und bei der gleichzeitigen Verwendung homogener und heterogener Kriterien stattdessen einen genetischen Algorithmus verwendet, wird *OmadoGenesis* ebenfalls ausschließlich für dieses heterogene Kriterium mit GroupAL verglichen.

Szenario B: Die 500 Teilnehmer besaßen jeweils Ausprägungen für zwei homogene und zwei heterogene Kriterien mit jeweils vier Dimensionen. In diesem Szenario wird GroupAL mit *TeamMaker* verglichen, da dieser ebenfalls mehrere Kriterien und gleichzeitig homogene wie heterogene Kriterien unterstützt. Das Szenario wurde damit realistischer (umfangreicher), als es für die Algorithmen von Szenario A möglich war.

Die zu vergleichenden Algorithmen wurden entsprechend der Beschreibungen in den Publikationen nachimplementiert. Bei Uneindeutigkeiten wurde der jeweilige Algorithmus so implementiert, dass der in der Evaluation berechnete KPI verbessert wurde.

Ergebnisse

In Abbildung 1 sind die Ergebnisse für die jeweils 100 Durchläufe zur Kohortenbildung für die Matcher von *GroupFormation*, *OmadoGenesis*, *Together* und den *GroupAL Matcher* links zu sehen; rechts der Vergleich mit *TeamMaker*. Die jeweiligen KohortenPerformanceIndices (KPI) auf der x-Achse sind im Bezug gesetzt zum durchschnittlichen GroupPerformanceIndex der Kohorte (GPI) auf der y-Achse.

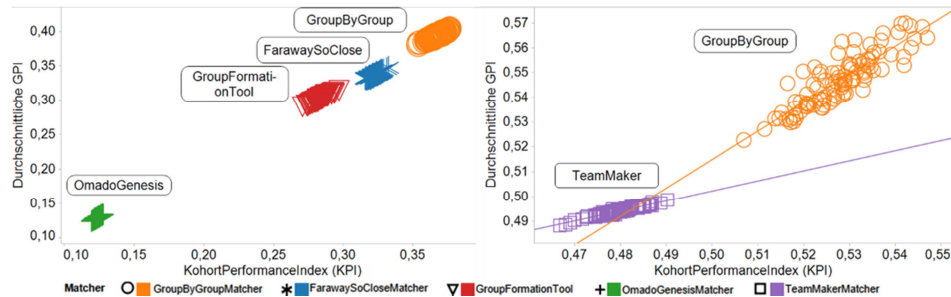


Abbildung 1: Ergebnisse der Evaluation; (links) Szenario A, (rechts) Szenario B

Interpretation

Es ist das Ziel dieser Arbeit einen GroupPerformanceIndex (GPI) und KohortenPerformanceIndex (KPI) zu definieren, welcher für den Vergleich unterschiedlicher Gruppenformationsalgorithmen verwendet werden kann. In der Abbildung ist ersichtlich, dass die berechneten KPIs einen guten Vergleich zwischen den verschiedenen Matchern erlauben. Der KPI ermöglicht es somit, Gruppenformationsalgorithmen übergreifend zu vergleichen.

Motivation und Antrieb für die Entwicklung des GPI und KPI war es auch zu zeigen, dass ein Matcher entwickelt werden kann, der die gleichzeitige Verwendung von homogenen und heterogenen Kriterien zu einer besseren und ausgeglicheneren Gruppenformation über die gesamte Kohorte hinweg ermöglicht.

Szenario A: Alle vier Matcher liefern bei den mehrfachen Durchläufen ein durchweg homogenes Bild der gebildeten Kohorten. Auffällig niedrig sind die Werte des *OmodoGenesis* Matchers, dessen Matching-Algorithmus bei 4 Dimensionen schlechtere KPIs und GPIs erzeugt, als der *zufallsbasierte GroupFormation* Matcher. Die KPIs sind generell niedriger als in Szenario B, da bei nur einem Kriterium mit wenigen Dimensionen (4) die Bildung durchweg sehr guter Gruppen und sich nahezu perfekt ergänzender Gruppierungen unwahrscheinlicher ist.

Szenario B: Die erreichten KPIs des *TeamMaker* Matchers reichen nicht ganz an die des *GroupAL* Matchers heran, sind aber deutlich homogener (und kompakter) verteilt. Der *GroupAL* Matcher erreicht hingegen mit den höheren KPIs auch insgesamt bessere durchschnittliche GPIs für die einzelnen Gruppen einer Kohorte. Der *GroupAL* Matcher erreicht hingegen mit den höheren KPIs auch insgesamt bessere durchschnittliche GPIs für die einzelnen Gruppen einer Kohorte (was aus der höheren Steigung der abgebildeten Regressionsgeraden über alle Werte der Kohorten geschlossen werden kann).

In beiden Szenarien liegen alle KPIs der gebildeten Kohorten in den 100 Durchläufen für den *GroupAL* über den Werten der anderen Matcher. Es unterscheiden sich die gebildeten Gruppen einer Kohorte hier im Vergleich zu den anderen Matchern weniger stark und stellen damit ausgeglichener Kohorten dar. Da zudem die Werte des durchschnittlichen GPI (y-Achse) des *GroupAL* ebenfalls höher liegen, sind auch die

Gruppenformationen an sich jeweils besser hinsichtlich der Kriterien. Es kann damit gefolgert werden, dass der *GroupAL* Matcher bessere Kohorten formiert, als die verwandten Arbeiten unter den beschriebenen Bedingungen. Dies kann unter anderem daran liegen, dass *GroupAL* beim Matching auch das Kriterium der möglichst ausgeglichenen Gruppenbildung berücksichtigt und die Eingliederung von „Außenseitern“ (im Sinne des GPI/KPI) in die Gruppen vermeidet.

Zusammenfassung und Ausblick

In diesem Beitrag wurde dargelegt, dass die algorithmengestützte Formation von Lerngruppen in E-Learning-Szenarien eine wertvolle Unterstützung für Lehrende sein kann oder vollkommen transparent in Web-basierten Systemen eingesetzt werden kann. Die verwandten Arbeiten zu den Bedingungen und Kriterien, welche es für die Gruppenformation zu berücksichtigen gilt, zeigen, dass herkömmliche Cluster-Verfahren und Ähnlichkeitssuchen nicht ausreichend sind. Homogen zu gruppierende Kriterien sind parallel zu heterogenen Kriterien zu berücksichtigen. Randbedingungen zur optimalen Gruppengröße, Anzahl und Verteilung der Geschlechter, sowie die möglichst gleichmäßige Bildung guter Gruppen gilt es zu beachten. Der Vergleich mit existierenden Algorithmen zur Lösung des Gruppenformationsproblems zeigt, dass auf semantischen Technologien basierende Ansätze sehr mächtig, aber aufwändig im Einsatz sind. Die näher betrachteten, analytischen Verfahren sind in den meisten Fällen auf die Verwendung ausschließlich homogener oder heterogener Kriterien beschränkt, wobei auch eine beliebige Anzahl möglicher Kriterien oder deren freie Gewichtung nicht bei allen möglich ist.

Für die Bewertung der Güte einer gebildeten Lerngruppe unter Berücksichtigung aller erörterten Kriterienarten wurde der *GroupPerformanceIndex* (GPI) formal hergeleitet und darauf basierende der *GroupAL* Matcher vorgestellt. Zur Bewertung der gebildeten Kohorten an (Lern)-Gruppen aus einer gegebenen Teilnehmerzahl wurde der *KohortenPerformanceIndex* (KPI) vorgestellt.

In der abschließenden Evaluation konnte gezeigt werden, dass der *GroupAL* Matcher im Vergleich zu den Algorithmen verwandter Arbeiten bessere Werte für KPI und GPI liefert. Zudem ist er flexibel einsetzbar für beliebig gewichtete Kombinationen unterschiedlich dimensionaler homogener sowie heterogener Kriterien.

Aufbauend auf den Ergebnissen der Untersuchung gilt es daran anschließend zu untersuchen, inwieweit auch die Lernzielerreichung und damit die tatsächliche Gruppenperformanz mit der berechneten Gütezahl (GPI/KPI) korreliert. Es ist daher das Ziel, den *GroupAL* Matcher in realen E-Learning-Szenarien zur Lerngruppenbildung einzusetzen (bspw. bei Moodle-Kursen).

Literaturverzeichnis

[AL99] Albert, D.; Lukas, J. (ed.): Knowledge Spaces: Theories, Empirical Research, and Applications : Routledge, 1999 — ISBN 0805827994

- [BS97] Barry, B.; Stewart, G. L.: Composition, Process, and Performance in Self-Managed Groups: the Role of Personality. In: *The Journal of Applied Psychology* 82 (1997), Nr. 1, S. 62–78
- [Ba99] Baumert, J. et al.: Erfassung fächerübergreifender Problemlösekompetenzen in PISA. Berlin, 1999
- [Bo10] Borsch, Frank: Kooperatives Lehren und Lernen im schulischen Unterricht. 1. Ed. Stuttgart : Kohlhammer, 2010 — ISBN 978-3-17-020411-9
- [CE04] Cavanaugh, R.; Ellis, M.: Automating the Process of Assigning Students to Cooperative-Learning Teams. In: *Proceedings of the 2004 American Society for Engineering Education Annual Conference & Exposition* (2004)
- [CP07] Christodouloupoulos, C. E.; Papanikolaou, K.: A Group Formation Tool in an E-Learning Context. In: *19th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI 2007)*, IEEE (2007), S. 117–123 — ISBN 0-7695-3015-X
- [Da84] Damon, W.: Peer Education: The Untapped Potential. In: *Journal of Applied Developmental Psychology* 5 (1984), Nr. 4, S. 331–343
- [Di99] Dillenbourg, P.: What do you mean by Collaborative Learning? In: Dillenbourg, P. (Ed.): *Collaborative-learning: Cognitive and Computational Approaches*. Oxford : Elsevier, 1999, S. 1–19
- [Go07] Gogoulou, A. et al.: Forming Homogeneous , Heterogeneous and Mixed Groups of Learners. In: *Proceedings of Workshop on Personalisation in E-Learning Environments at Individual and Group Level, 11th Intern'l Conference on User Modeling* (2007), S. 33–40
- [In00] Inaba, A. et al.: How Can We Form Effective Collaborative Learning Groups? In: *5th International Conference on IST*, Springer (2000). Montreal, Canada, S. 282-291
- [Ko05] Kolb, A. Y.: The Kolb Learning Style Inventory–Version 3.1 2005 Technical Specifications. In: Boston, MA: Hay Resource Direct (2005), S. 1–72
- [Ke07] Kester, L. et al.: Matchmaking in Learning Networks: Bringing Learners Together for Knowledge Sharing. In: *Interactive Learning Environments* 15, Taylor & Francis (2007), Nr. 2, S. 117–126
- [LE09] Lisak, A.; Erez, M.: Leaders and Followers in Multi-Cultural Teams. In: *Proceeding of the 2009 International Workshop on Intercultural Collaboration - IWIC '09*. New York, USA : ACM Press, 2009 — ISBN 9781605585024, S. 81
- [Mi97] Michaelsen, L. K. et al.: Designing Effective Group Activities : Lessons for Classroom Teaching and Faculty Development. In: DeZure, D. (Ed.): *To Improve the Academy: Resources for Faculty, Instructional and Organizational Development*. Stollwater, OK : New Forums, 1997
- [Ou07] Ounnas, A. et al.: A Metrics Framework for Evaluating Group Formation. In: *Proceedings of the International Conference on Supporting Group Work*, ACM (2007), S. 221-224
- [Ou08] Ounnas, A. et al.: A Framework for Semantic Group Formation. In: *Eighth IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies*, IEEE (2008), S. 34–38
- [Pa10] Paredes, P. et al.: A Method for Supporting Heterogeneous-Group Formation through Heuristics and Visualization. In: *Journal of Universal Computer Science* 16 (2010), Nr. 19, S. 2882–2901
- [RJ05] Rammstedt, Beatrice; John, Oliver P.: Kurzversion des Big Five Inventory (BFI-K): In: *Diagnostica* 51 (2005), Nr. 4, S. 195–206
- [SS10] Shim, K. J.; Srivastava, J.: Team Performance Prediction in Massively Multiplayer Online Role-Playing Games (MMORPGs). In: *2010 IEEE Second International Conference on Social Computing*, IEEE (2010), S. 128–136
- [SK08] Soh H. J., Khandaker N.. I-minds: A multiagent system for intelligent computer-supported collaborative learning and classroom management. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 2008.
- [Tu65] Tuckman, B. W.: Developmental sequence in small groups. In: *Psychological Bulletin* 63 (1965), Nr. 6, S. 384–399

