

# Ein Polyrepräsentatives Anfrageverfahren für das Multimedia Retrieval

David Zellhöfer und Ingo Schmitt

Brandenburgische Technische Universität Cottbus  
Lehrstuhl für Datenbank- und Informationssysteme  
david.zellhoefer@tu-cottbus.de

## Abstract

Multimediale Dokumente sind durch eine Vielzahl an Aspekten gekennzeichnet, die während einer Suche relevant werden können. Diese Aspekte werden selten ganzheitlich durch Retrieval-Modelle betrachtet, weshalb in dieser Arbeit ein Anfragemodell vorgeschlagen wird, welches das polyrepräsentative Prinzip umsetzt. Konzeptionell gesehen basiert dieses Anfragemodell auf Ergebnissen der Quantenlogik.

Das Modell bietet dabei Werkzeuge an, um die Relevanz eines Dokuments gegenüber einer Cognitive Overlap aller Dokumentenrepräsentation zu berechnen. Durch den Einsatz des vorgestellten Verfahrens wird es erstmals möglich, die Cognitive Overlap auf Grundlage der Gesetze der Booleschen Algebra zu modellieren. Zusätzlich wird ein Relevance-Feedback-Verfahren zur weiteren Personalisierung der Ergebnisdokumente präsentiert. Dieses Verfahren nutzt als Eingabe qualitative Präferenzbewertungen auf den Ergebnisdokumenten, welche den Nutzer davon befreien, sich mit dem zugrundeliegenden Anfragemodell oder der Gewichtung der einzelnen Repräsentationen auseinanderzusetzen.

Abschließend zeigt ein Experiment den Nutzen des vorgestellten Anfragemodells.

## 1 Einleitung

Mit der steigenden Verfügbarkeit multimedialer Inhalte wie Videos, Bildern, Musik oder Rich-Media-Applikationen wird es notwendig, geeignete Suchmechanismen anzubieten. Multimedia-Dokumente sind durch verschiedene Aspekte charakterisiert, die während eines bestimmten Suchbedürfnisses oder -kontexts relevant werden können. Die Suche wird außerdem dadurch erschwert, dass die Vorlieben für einzelne Aspekte seitens der Nutzer je nach Szenario teils stark variieren. Während zu einem Zeitpunkt die Farbstimmung eines Bildes besonders wichtig erscheint, kann dies zum nächsten Zeitpunkt ausschließlich der Hersteller des Dokuments sein. Aus diesem Beispiel wird klar, dass die Relevanzbewertung eines Dokuments selten statisch ist.

Die bereits erwähnte Vielzahl an Aspekten von Multimedia-Dokumenten wird auch in der internen Repräsentation innerhalb des Retrieval-Systems widerspiegelt. Diese werden in der Regel in atomare Medientypen wie Töne oder Bilder aufgespalten. Die dabei entstehenden Fragmente können dann mittels Low-Level-Features (LLF) wie Farbe oder Textur, High-Level-Features (HLF) wie An-

notationen oder aber mittels Metadaten (MD) wie Hersteller oder Produktionsdatum beschrieben werden.

Aktuelle Verfahren des Multimedia Retrievals basieren meist auf Low-Level-Features, da diese im Gegensatz zu den semantisch aussagekräftigeren High-Level-Features maschinell extrahierbar sind. Momentan erreichen diese Ansätze jedoch eine „glass ceiling“, die nicht durch die Hinzunahme weiterer LLF überwunden werden kann [Aucouturier and Pachet, 2004]. Zur Überwindung dieser Barriere werden in der Regel Tags oder Annotationen zusätzlich durch das Retrieval-System ausgewertet. Weitere verfügbare Metadaten wie z.B. Exif<sup>1</sup> werden oft vernachlässigt, da sie sich vor allem gut in relationalen Datenbanken (DB) ablegen lassen und dort strukturiert ausgewertet werden können.

Diese Arbeit widmet sich dem diskutierten Problem vom kognitiven Standpunkt aus. Relevanzbewertungen bezüglich eines Suchbedürfnisses werden nicht durch eine beliebige Kombination aus LLF oder HLF getätigt. Vielmehr wird Relevanz als eine *cognitive overlap* [Larsen *et al.*, 2006] aller vorliegender Repräsentationen eines Dokuments modelliert. Hierbei wird ignoriert, ob diese Repräsentationen einen Ursprung im Information Retrieval (IR) oder im DB-Bereich haben. Um diesen Ansatz zu motivieren, wird das polyrepräsentative Prinzip umrissen. Das darauf folgende Kapitel diskutiert ein polyrepräsentatives Anfragemodell, welches auf Erkenntnissen der Quantenlogik basiert. Dieses Modell wird dazu verwendet, Multimedia-Dokumente und die Suche nach ihnen holistisch abzubilden. Des Weiteren wird ein Verfahren zur Personalisierung der Ergebnisse vorgeschlagen. Das präsentierte Modell kann dabei vor allem als Antwort auf die offene Frage nach einem Mechanismus zur Bildung einer Cognitive Overlap mittels strukturierter Anfragen [Larsen *et al.*, 2006] gesehen werden. Kapitel 4 zeigt erste Experimente auf Grundlage des theoretischen Modells. Den Abschluss der Arbeit bildet eine Zusammenfassung der Ergebnisse und der Ausblick auf offene Forschungsfragen.

## 2 Das Polyrepräsentive Prinzip im Information Retrieval

Das Prinzip der Polyrepräsentation wurde als kognitives Modell im IR vorgeschlagen [Ingwersen and Järvelin, 2005]. Es basiert auf der Annahme, dass verschiedene Repräsentationen eines Dokuments dazu ausgenutzt werden können, eine *cognitive overlap* [Larsen *et al.*, 2006] zu bilden. Diese Überlappung kann durch eine scharfe Schnittmenge zwischen funktional und kognitiv unterschiedlichen Repräsentationen eines Dokuments dargestellt werden, wie

<sup>1</sup>Exchangeable Image File Format; <http://www.exif.org>

Abbildung 1 zeigt. Dabei versteht man unter *funktional* unterschiedlichen Repräsentationen Titel, Abstracts, Volltexte etc., die von einem Akteur erstellt wurden. Dem gegenüber stehen *kognitiv* unterschiedliche Repräsentationen, die sich nach dem aktuellen Suchbedürfnis, persönlichen Vorlieben oder Interpretationen durch Dritte, wie indizierende Bibliothekare richten<sup>2</sup>. Basierend auf dieser Cognitive Overlap kann die *probability of relevance* (POR) eines Dokuments bezüglich einer Anfrage – oder allgemeiner gesprochen: eines Informationsbedürfnisses – berechnet werden.

Aufgrund der Kombination verschiedener funktionaler und kognitiver Repräsentationen wird dabei angenommen, dass die intrinsische Unsicherheit von Relevanzbewertungen im IR verringert werden kann, was letztendlich zu einer Erhöhung der Retrievalqualität führt [Ingwersen and Järvelin, 2005]. Diese Hypothese wird auch durch weitere Arbeiten unterstützt [Skov *et al.*, 2004].

Zwei wesentliche Erkenntnisse der letztgenannten Arbeit betreffen die Strukturiertheit der verwendeten Anfrage und die Menge der verwendeten Repräsentation, welche die Cognitive Overlap bilden. Hierbei kann festgehalten werden, dass eine große Anzahl an kognitiv und funktional unterschiedlichen Repräsentationen die Präzision des IR-Systems erhöht. Allerdings muss angemerkt werden, dass der Grad an Strukturiertheit, welcher in der Anfrage vorliegt, ebenfalls einen wesentlichen Einfluss auf die Präzision des Systems hat, da sie letztendlich den Aufbau der Cognitive Overlap bestimmt. Anfragen können dabei von *hochstrukturiert*, d.h. sie greifen auf Boolesche Junktoren zurück, bis *unstrukturiert*, wie z.B. Bag-of-Word-Anfragen, reichen. Laut [Skov *et al.*, 2004] muss hochstrukturierten Anfragen der Vorzug gegeben werden, da sie niedriger strukturierten Anfragen im Rahmen der Retrievalqualität überlegen sind. Diese Erkenntnis spiegelt sich auch in den Ergebnissen von [Hull, 1997; Turtle and Croft, 1991] wieder. Zusammenfassend kann gesagt werden, dass eine hohe Anzahl an Repräsentationen eines Dokuments in Kombination mit einer hochstrukturierten Anfrage die Retrievalqualität deutlich erhöht.

Obwohl die bisherigen experimentellen Ergebnisse des polyrepräsentativen Prinzips vielversprechende Resultate aufweisen, wurde bis dato kein Framework vorgeschlagen, welches es ermöglicht, Cognitive Overlaps hochstrukturiert zu modellieren. Im nächsten Abschnitt wird deshalb ein solches Framework diskutiert, welches außerdem die Personalisierung der Überlappung ermöglicht.

### 3 Ein Polyrepräsentatives Anfragemodell

Multimedia-Dokumente sind intrinsisch polyrepräsentativ aufgrund der Vielzahl an die Relevanz beeinflussenden Aspekten aus denen sie bestehen und mit denen sie in einem Retrieval-System dargestellt werden; zum einen funktional gesehen (LLF, HLF und MD) als auch im kognitiven Bereich, wie z.B. unter Annahme eines bestimmten Suchbedürfnisses mitsamt der kontextabhängigen Präferenzen zwischen den einzelnen Aspekten. Allerdings bleibt die Frage offen, wie alle existierenden Repräsentationen kombiniert werden müssen um eine Cognitive Overlap zu modellieren, d.h., wie eine Anfrage formuliert werden kann, die das subjektive Verständnis von Ähnlichkeit eines Nutzers bezüglich eines Suchziels wiedergibt.

Vorliegende Arbeit aus dem Bereich IR bestimmen diese Anfragen empirisch für eine gegebene Suchdomäne ohne

<sup>2</sup>Dabei muss angemerkt werden, dass bereits die Kombination aus einem kontrollierten Vokabular, verschiedenen Stemming-Verfahren o.ä. polyrepräsentativ ist.

sich jedoch allgemeinen Suchaufgaben zu widmen. Larsen *et al.* [Larsen *et al.*, 2006] unterstreichen deshalb den Bedarf an weitergehender Forschung zur Bildung von Cognitive Overlaps „depending on domains, media, genre, and presentation styles“. Nichtsdestotrotz gehen sie nicht auf den Einfluss der subjektiven Relevanzwahrnehmung einzelner Nutzer ein. Letztendlich führt diese Subjektivität zu einer unterschiedlichen Ausprägung der Cognitive Overlap obwohl ihre Zusammensetzung ähnlich bleibt. Dies schlägt sich in unterschiedlich starken Einflüssen einzelner Repräsentationen je nach Nutzer oder Anwendungskontext nieder (siehe Abschnitt 3.2).

Ein weiterer Kritikpunkt an [Larsen *et al.*, 2006] ist die Annahme von Booleschen Junktoren zur Verknüpfung der Repräsentationen, was unter Umständen zu einer leeren Ergebnismenge führen kann, wenn kein Dokument die Bedingungen, um in die Cognitive Overlap zu gelangen, erfüllt. Dieses Problem existiert in unserem Ansatz nicht, da eine Ähnlichkeit zur Cognitive Overlap berechnet wird. Das heißt, wenn einzelne Bedingungen nicht durch ein Dokument erfüllt werden, so wird dieses „abgestraft“. Folglich ergibt sich eine weiche Grenzen, weshalb von einem *Penetrable Cognitive Overlap* (PCO) gesprochen werden kann (siehe Abbildung 1).

Frommholz und van Rijsbergen [Frommholz and van Rijsbergen, 2009] erkennen ebenfalls das Problem eines fehlenden Frameworks, welches das polyrepräsentative Prinzip unterstützt. Ihre Arbeit basiert, wie die hier vorgestellte, auf Resultaten der Quantenmechanik und -logik [van Rijsbergen, 2004], diskutiert allerdings nicht die Verwendung von strukturierten Anfragen, um die Cognitive Overlap zu modellieren.

Um strukturierte Cognitive Overlaps zu konstruieren, schlagen wir deshalb das folgende Anfragemodell vor. Das Modell besteht aus einer Anfragesprache, die im kommenden Abschnitt kurz vorgestellt wird, und einem adaptiven Relevance-Feedback-Prozess (RF) [Rocchio, 1971] für die Nutzerinteraktion und Personalisierung (siehe Abschnitt 3.2).

#### 3.1 Verwendung der *Commuting Quantum Query Language* im Modell

Das vorgestellte Verfahren basiert auf der *commuting quantum query language* (CQQL) [Schmitt, 2008], welche sich auf die Quantenlogik [Birkhoff and Neumann, 1936] stützt. CQQL bietet als Anfragesprache die Integration von ähnlichkeitsbasierten IR-Prädikaten und relationalen DB-Prädikaten. Folglich kann sie deshalb sämtliche Zugriffsparadigmen verwenden, die bei der Verarbeitung und Durchsuchung von Multimedia-Dokumenten existieren. Zusätzlich gehorcht CQQL den Gesetzen der Booleschen Algebra und ist deshalb einer hochstrukturierte Anfragesprache, die alle in [Skov *et al.*, 2004; Hull, 1997; Turtle and Croft, 1991] beschriebenen Vorteile in sich vereint. Sie unterstützt damit die Anforderung, dass „structured Boolean-like query configurations will best support polyrepresentation in IR“ [Larsen *et al.*, 2006]. Hierbei muss angemerkt werden, dass die Nutzung einer Booleschen Algebra nicht mit den Nachteilen des Booleschen Retrieval-Modells, wie ungeordneten Ergebnislisten oder dem Verzicht auf Termgewichtung, gleichzusetzen ist. CQQL nutzt Ähnlichkeits- bzw. Wahrscheinlichkeitswerte, um die POR eines Dokuments zu bestimmen. Beispiele für den Einsatz von CQQL zur Konstruktion von Cognitive Overlaps folgen weiter unten.

Um die theoretischen Grundzüge zu umreißen, werden nachfolgend die konzeptionellen Bezüge zwischen Quantenlogik und -mechanik sowie dem polyrepräsentativen

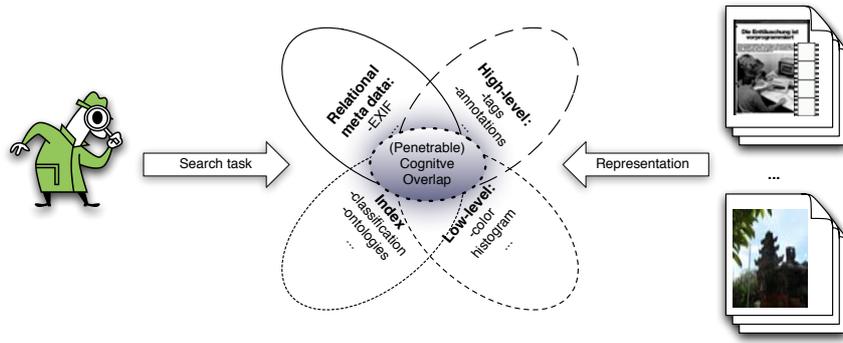


Abbildung 1: Venn-Diagramm verschiedener Dokumentrepräsentationen, die eine Penetrable Cognitive Overlap bilden.

Prinzip skizziert. In der Quantenmechanik kann jeder Zustand eines mikroskopischen Objekts durch einen normalisierten Zustandsvektor  $|\varphi\rangle$ <sup>3</sup> beschrieben werden. Die Zustände werden in einem Hilbertraum  $\mathbf{H}$  beschrieben – vereinfacht gesagt: einem reellwertigen Vektorraum mit einem Skalarprodukt. Im vorgestellten Ansatz interpretieren wir einen Zustandsvektor als eine mögliche Repräsentation eines Dokuments, z.B. ein konkretes LLF.

Um den Zustand eines Systems zu messen, nutzen wir Projektoren. Ein Projektor  $p = \sum_i |i\rangle\langle i|$  ist ein symmetrischer und idempotenter linearer Operator, der über einer Menge von orthonormalen Vektoren  $|i\rangle$  definiert wird. Die Multiplikation eines Projektors mit einem Zustandsvektor entspricht der Projektion des Vektors in den entsprechenden Vektorunterraum. In anderen Worten wird die Wahrscheinlichkeit berechnet mit welcher ein Zustandsvektor für einen Aspekt der Cognitive Overlap relevant ist. Die Ähnlichkeit des Projektors  $p$  und eines Zustandsvektors  $|\varphi\rangle$  ist dabei wie folgt definiert:

$$\langle\varphi|p|\varphi\rangle = \langle\varphi|(\sum_i |i\rangle\langle i|)|\varphi\rangle = \sum_i \langle\varphi|i\rangle\langle i|\varphi\rangle$$

Interpretiert man diese Quantenmessung nun als Wahrscheinlichkeitswert, dann ist dieser Wert gleich der quadrierten Länge des Zustandsvektors nach der Projektion in den Vektorunterraum, welcher durch die Vektoren  $|i\rangle$  aufgespannt wird. Außerdem entspricht der Wert aufgrund der Normalisierung dem quadrierten Kosinus des minimalen Winkels zwischen  $|\varphi\rangle$  und dem durch  $p$  repräsentierten Vektorunterraum. Sollen mehrere Quantensysteme gemessen werden, d.h. mehrere Repräsentation zum Einsatz kommen, wird das Tensorprodukt zu deren Verknüpfung verwendet. Das weitere Vorgehen gleicht dem bereits geschilderten. Für Details, insbesondere zur Verknüpfung einzelner Quantensysteme durch das Tensorprodukt und die daraus folgenden theoretischen Eigenschaften sowie Beweise wird aus Platzgründen auf [Schmitt, 2008] verwiesen. Tabelle 1 fasst die bisherigen Erkenntnisse zusammen.

Aufgrund des Fokus' dieser Arbeit wird für notwendige Normalisierungsschritte und -algorithmen, die vor der Auswertung einer CQQL-Anfrage nötig sind, auf [Schmitt, 2008] verwiesen. Stattdessen wird direkt die resultierende algebraische Auswertung einer CQQL-Anfrage vorgestellt, da sie später für die Messung der POR eines Dokuments notwendig ist.

<sup>3</sup>In Anlehnung an die übliche Schreibweise innerhalb der Quantenmechanik greifen wir hier auf die Dirac-Notation für Vektoren zurück. Bei dieser wird ein Spaltenvektor als  $|x\rangle$  angegeben während  $\langle y|$  einen Zeilenvektor bezeichnet.  $\langle x|y\rangle$  drückt folglich das Skalarprodukt beider Vektoren aus.

Tabelle 1: Gegenüberstellung der Konzepte zwischen CQQL und dem Polyrepräsentativen Prinzip

CQQL	Polyrepräsentation
Zustandsvektor	Repräsentation
Projektor	Cognitive Overlap
Quantenmessung	Probability of Relevance bzgl. d. Cognitive Overlap

Es sei  $f_\varphi(d)$  die Evaluierung eines Dokuments  $d$  bezüglich eines PCO  $\varphi$  und  $\varphi_1 \wedge \varphi_2, \varphi_1 \vee \varphi_2$  sowie  $\neg\varphi$  mittels logischen Junktoren verbundene Repräsentation (Prädikate), welche die PCO modellieren. Ist  $\varphi$  ein atomares Prädikat, so kann  $f_\varphi(d)$  direkt in einen numerischen Wert im Intervall  $[0; 1]$  ausgewertet werden, welcher die POR von  $d$  bezüglich der PCO darstellt. Ansonsten werden die CQQL-Prädikaten rekursiv entsprechend der folgenden Formeln ausgewertet:

$$\begin{aligned} f_{\varphi_1 \wedge \varphi_2}(d) &= f_{\varphi_1}(d) * f_{\varphi_2}(d) \\ f_{\varphi_1 \vee \varphi_2}(d) &= f_{\varphi_1}(d) + f_{\varphi_2}(d) - f_{\varphi_1}(d) * f_{\varphi_2}(d) \\ &\text{wenn } \varphi_1 \text{ und } \varphi_2 \text{ nicht exklusiv sind} \\ f_{\neg\varphi}(d) &= 1 - f_\varphi(d). \end{aligned}$$

Hierbei heißt eine Disjunktion *exklusiv*, wenn sie folgende Form hat:  $(\varphi_i \wedge \dots) \vee (\neg\varphi_i \wedge \dots)$  für ein  $\varphi_i$ . Hier wird deutlich, dass jede Evaluierung mittels einfacher arithmetischer Operationen durchgeführt wird, welche den Gesetzen der Booleschen Algebra gehorchen. Aufgrund der disjunktiven Normalform, die vor der Auswertung erreicht wird [Schmitt, 2008], kann jede Evaluierung durch eine Summe von Produkten atomarer Prädikate auf einzelnen Repräsentationen ausgedrückt werden. Folglich wird die PCO beliebiger Repräsentationen in einer hochstrukturierten Art modelliert und anschließend mittels einfacher arithmetischer Ausdrücke ausgewertet. Das Ergebnis dieser Auswertung ist die POR eines Dokuments im Intervall  $[0; 1]$ .

Aus der Gegenüberstellung der Evaluierungsregeln von CQQL mit Kolmogorovs Axiomen wird die Beziehung zwischen Quantenmessungen und der Wahrscheinlichkeitstheorie deutlich:

$$\begin{aligned} P(X \cap Y) &= P(X) * P(Y), \\ P(X \cup Y) &= P(X) + P(Y) \\ &\text{(für sich gegenseitig ausschließende Ereignisse), und} \\ P(X \cup Y) &= P(X) + P(Y) - P(X \cap Y) \end{aligned}$$

Hierbei ist  $P$  die Wahrscheinlichkeit eines Ereignisses  $X$

oder  $Y$ . Die Negation ist analog definiert.

Eine weitere wesentliche Charakteristik von CQQL ist die Einbettung von Gewichten in die Sprache, was die Personalisierung der PCO erleichtert (siehe Abschnitt 3.2). Die Gewichte  $\theta_i$  dienen in CQQL dazu, unterschiedliche Wichtigkeiten einzelner Prädikate zu bestimmen. Besonders dabei ist, dass diese Gewichte nicht die Gesetze der Booleschen Algebra verletzen, wie das z.B. bei [Fagin and Wimmers, 2000] der Fall ist, die Gewichtungen außerhalb ihrer Anfragesprache ermöglichen.

Gewichte in einer gewichteten CQQL-Anfrage  $q_\theta$  sind direkt mit Junktoren verknüpft, wie das folgende Beispiel zeigt:  $q_\theta = (\varphi_1 \wedge_{\theta_1, \theta_2} \varphi_2) \wedge_{\theta_3, \theta_4} \varphi_3$ . Zur Auswertung werden die Gewichte durch Konstanten wie folgt ersetzt:

$$\begin{aligned} \varphi_1 \wedge_{\theta_1, \theta_2} \varphi_2 &\rightsquigarrow (\varphi_1 \vee \neg \theta_1) \wedge (\varphi_2 \vee \neg \theta_2) \\ \varphi_1 \vee_{\theta_1, \theta_2} \varphi_2 &\rightsquigarrow (\varphi_1 \wedge \theta_1) \vee (\varphi_2 \wedge \theta_2) \end{aligned}$$

Ungewichtete Anfragen werden durch das Setzen aller Gewichte auf 1 ermöglicht. Folgende Beispielanfrage soll den Nutzen von Gewichten verdeutlichen.

$q_\theta$ : Finde alle Dokumente, die einem gegebenen Bild  $Img$  ähneln und im Jahr 2009 erstellt wurden.

$$\begin{aligned} q_\theta &:= (year = 2009) \wedge_{\theta_1, \theta_2} (edges \approx \\ &Img.edges \wedge_{\theta_2, \theta_3} colorLayout \approx \\ &Img.colorLayout \wedge_{\theta_4, \theta_5} (blue \approx \\ &Img.blue \vee_{\theta_6, \theta_7} orange \approx Img.orange)) \end{aligned}$$

In diesem Beispiel wird das Jahr als Boolesches Prädikat, z.B. aus relationalen Metadaten ausgelesen, angenommen, während die anderen Bedingungen Ähnlichkeitsmaße auf Grundlage von LLF darstellen. Die Gewichte  $\theta_i$  dienen dabei zur Steuerung des Einflusses der einzelnen Bedingungen auf die Evaluierung von  $q_\theta$ .

### 3.2 Nutzerinteraktion zur Personalisierung der Penetrable Cognitive Overlap

Ein Problem, welches häufig bei der Modellierung von Cognitive Overlaps vernachlässigt wird, ist die Subjektivität von Nutzerpräferenzen zwischen den verschiedenen Repräsentationen. Während ein Nutzer sehr empfindlich auf Texturen, die in einem Bild existieren, reagiert, ist es denkbar, dass ein anderer besonderen Wert auf eine bestimmte Farbtönung und vorhandene Annotationen legt. Obwohl durchaus für beide Suchbedürfnisse die PCO durch die gleiche strukturierte Anfrage modelliert werden kann, ist es offensichtlich, dass die Nutzer nicht über die Wichtigkeit der einzelnen Repräsentationen, welche die PCO ausmachen, übereinstimmen werden. Betrachten wir deshalb ein Beispiel:

Eine multimediale Dokumentensammlung eines Museums soll nach Dokumenten der Renaissance durchsucht werden. Die Sammlung besteht aus digitalisierten Gemälden, Skulpturen, Photographien und Büchern. Der jeweiligen Medientyp eines Dokuments ist neben Attributen wie Hersteller, Herstellungsjahr, historischer Ort etc. in einer relationalen DB abgelegt. Desweiteren stehen LLF und HLF in einem Retrieval-System zur Verfügung.

In diesem Szenario wird der PCO durch verschiedene funktional und kognitiv unterschiedliche Repräsentationen eines Dokuments, beispielsweise das Jahrhundert der Herstellung, den Medientyp oder vom Medientyp abhängige LLF sowie Annotationen, strukturiert formuliert. Eine entsprechende CQQL-Anfrage kann wie folgt aussehen:

$$q := \neg(mediaType = "photography") \wedge (century \approx 15) \wedge ((mediaType = "painting" \rightarrow$$

$$dominantColor \approx RGB(...) \wedge ...) \vee (mediaType = "sculpture" \rightarrow ...) \vee (mediaType = "book" \rightarrow ...) \wedge (subject \approx "madonna" \vee subject \approx "pope" \vee ...) \wedge \dots^4$$

Aufgrund der Strukturiertheit von CQQL wird es möglich Implikationen ( $\rightarrow$ ) anzugeben, um beispielsweise spezielle Mengen von Prädikaten anzugeben, die im Falle eines bestimmten Medientyps ausgewertet werden. Diese Möglichkeit widmet sich direkt dem „multi-domain problem“ [Larsen *et al.*, 2006] und ermöglicht es, verschiedene Medientypen innerhalb einer logischen Anfrage zu integrieren. Im gegebenen Beispiel dient beispielsweise das LLF „Dominant Color“ als funktionale Repräsentationen eines Bildes, während unterschiedliche Repräsentationen für andere Medientypen Einsatz finden. Photographien werden von vornherein ausgeschlossen, da sie zur Renaissance nicht existierten.

Obwohl die allgemeine Konstruktion einer Cognitive Overlap für das Renaissance-Suchszenario leicht verständlich ist, kann davon ausgegangen werden, dass Nutzer unterschiedliche, subjektive Präferenzen zwischen den funktionalen und kognitiven Repräsentationen haben. So wird ein Nutzer den Schwerpunkt auf das Jahrhundert legen, während ein anderer besonderes Augenmerk auf bestimmte Farbtöne<sup>5</sup> oder dargestellte Themen legt. Um die PCO entsprechend zu personalisieren bietet sich die Gewichtung der einzelnen Repräsentationen an.

Gewichtungen haben seit den frühen Extended-Boolean-Retrieval-Modellen eine Tradition im IR. Ihr positiver Effekt auf die Nutzerzufriedenheit und die Personalisierung gilt dabei als gesichert [Hull, 1997; Salton *et al.*, 1983; Lee *et al.*, 1993]. Nichtsdestotrotz müssen diese Gewichte auf einer empirischen Basis bestimmt oder explizit durch den Nutzer gesetzt werden. Insbesondere das Letztgenannte stellt eine komplizierte Aufgabe dar, die auch Kenntnisse des zugrundeliegenden Retrieval-Modells voraussetzt.

Als Beispiel für die Integration von gewichteten Repräsentationen in die Cognitive Overlap können [Skov *et al.*, 2004] genannt werden. In ihrem Ansatz werden Gewichte während der Aggregation der verschiedenen Ähnlichkeitswerte verwendet. Konzeptionell ähnelt dieser Ansatz Fagin und Wimmers Vorgehen [Fagin and Wimmers, 2000], die ebenfalls Anfragesprache und Gewichtung trennen. Im Gegensatz dazu integriert CQQL die Gewichtung in die Logik, was die Kompatibilität mit der Booleschen Algebra garantiert und verhindert, dass sich die Semantik der Anfrage durch die Gewichtung verändert. Übertragen auf das letzte Beispiel führt das zu folgender Modifikation der Anfrage:

$$q_\theta := \neg(mediaType = "photography") \wedge_{\theta_1, \theta_2} (century \approx 15) \wedge_{\theta_3, \theta_4} ((mediaType = "painting" \rightarrow dominantColor \approx RGB(...) \dots)$$

Im vorgestellten Verfahren werden die Gewichte nach einem logischen Transformationsschritt (siehe Abschnitt 3.1) während der arithmetischen Evaluierung ausgewertet [Zellhöfer and Schmitt, 2009]. Diese Integration ermöglicht die flexible Adaption der Gewichtung an die subjektive Wahrnehmung des Nutzers ohne die Semantik

<sup>4</sup>Sonderfall Evaluierung: Wenn eine Anfrage wie  $q := x \approx A \vee x \approx B$  gegeben ist, dann gilt  $q \equiv \exists t : (t = A \vee t = B) \wedge x \approx t$ , d.h., erst die Anwendung von Transformationsregeln der Logik 1. Ordnung ermöglicht die Übersetzung der Anfrage in eine Form, die direkt von CQQL ausgewertet werden kann.

<sup>5</sup>Hier muss angemerkt werden, dass die Ölfarben der Renaissance charakteristisch altern, so dass Fachleute den kulturellen Ursprung eines Gemäldes schätzen können.

der Anfrage zu verletzen. Dieses flexible Vorgehen ist bei zuvor festgelegten Gewichten, wie z.B. während der oben genannten Aggregation verschiedener Repräsentationen, nicht ohne weiteres möglich.

Wie bereits erwähnt, stellt das Setzen der Gewichte eine komplexe Aufgabe für den Nutzer dar. Für eine Eingabe benötigt der Nutzer dabei Wissen um die Anfragesprache und Klarheit über seine subjektiven Präferenzen zwischen allen Repräsentationen, was die kognitive Belastung erhöht. Um eine einfache Bedienung zu gewährleisten, wird der Nutzer im vorgestellten Anfragemodell von einem RF-Prozess unterstützt, der auf maschinelles Lernen zurückgreift.

### Nutzerinteraktion

Die Kernidee der Nutzerinteraktion basiert auf der Verwendung qualitativer Präferenzurteile als Eingabeverfahren für den Nutzer. Nach einer initialen Anfrage der Dokumentensammlung werden potentiell relevante Dokumente dargestellt. Ist der Nutzer mit dieser Ergebnismenge unzufrieden, so kann die Anfrage und somit die Ausprägung der PCO iterativ angepasst werden. Dabei wird auf *induktive Präferenzen* [Zellhöfer, 2010b] auf den Ergebnisdokumenten zurückgegriffen. Induktive Präferenzen ermöglichen es dem Nutzer eine Präferenz zwischen zwei oder mehr Dokumenten wie Dokument  $d_1$  ist relevanter als Dokument  $d_2$  anzugeben. Abbildung 2 illustriert dies am Beispiel von Dokument #4 ist besser als #3. Das besondere an diesem Vorgehen ist, dass diese Beurteilung ohne Kenntnis der zugrundeliegenden Repräsentationen oder der Anfragesprache erfolgen kann. Vergleichbare Urteile sind aus dem Alltag bekannt, in dem häufig zwischen zwei Objekten gewählt wird, ohne dass alle ihre Eigenschaften detailliert bekannt sind. Folglich erhöht das vorgestellte Verfahren nicht die kognitive Last des Nutzers, was nicht bei allen RF-Verfahren der Fall ist [White, 2006].

Nach jeder Nutzerinteraktion müssen die Präferenzen einen gerichteten, azyklischen Graphen (ein Hasse-Diagramm) bilden, welcher als Eingabe für den maschinellen Lernalgorithmus dient, der die Gewichte der zugrundeliegenden CQQL-Anfrage entsprechend der Anforderungen des Nutzers anpasst. Es handelt sich dabei um einen angepassten Downhill-Simplex-Algorithmus [Nelder and Mead, 1965], der zur Lösung nichtlinearer Optimierungsprobleme geeignet ist. Aufgrund der arithmetischen Auswertung von CQQL (siehe Abschnitt 3.1) fällt das Lernverfahren in diese Klasse. Die angegebenen Präferenzen dienen dabei als Constraint. Eine detaillierte Beschreibung der zugrundeliegenden Algorithmen findet sich in [Zellhöfer and Schmitt, 2009; Schmitt and Zellhöfer, 2009] und wird hier aufgrund des anderen thematischen Fokus' ausgespart. Das Verfahren sammelt folglich im Laufe des Verfahrens eine Menge an Präferenzen an, die das Suchbedürfnis des Nutzers charakterisieren. In diesem Punkt ähnelt es dem *ostensive model* [Campbell, 2000], wobei jedoch mit der Zeit Präferenzen nicht durch einen Einflussfaktor „altern“, sondern durch weitere ergänzt oder ersetzt werden.

Im Falle von unerfüllbaren Präferenzen werden diese durch den Algorithmus kommuniziert. Ein Beispiel für eine unerfüllbare Präferenz ist ein Zyklus wie: Dokument  $A > B > C$  aber  $C > A$ . Solche Konflikte können einfach durch ein topologisches Sortieren bei jeder Modifikation des Präferenzgraphen erkannt werden. Je nach Art des Konflikts kann eine automatische Auflösung durch Priorisierung oder eine Pareto-Komposition angewendet werden [Zellhöfer, 2010a]. Durch die iterative Überprüfung des Graphen ist ebenfalls eine manuelle Korrektur durch den Nutzer möglich. Hierbei wird der Nutzer vom Sys-

tem dadurch unterstützt, dass es betroffene Präferenzen präsentiert und so eine klare Fallentscheidung ermöglicht. Letztendlich führen die geschilderten Lernschritte zu einer Adaption der PCO an die individuellen Vorstellungen des Nutzers. Dabei basiert die PCO nach wie vor auf einer hochstrukturierten Anfrage. Um die Retrievalqualität zu steigern ist es denkbar, dass Anfragen durch Domänenexperten vorformuliert oder empirisch bestimmt werden. Die Gewichte innerhalb der Anfragen steuern dann sozusagen den „Trend“ innerhalb der Anfrageergebnisse, um diese weiter zu personalisieren.

## 4 Experimente und Nutzungsszenarien

Trotz des theoretischen Schwerpunkts der Arbeit wurde ein erstes Experiment durchgeführt, um den Nutzen des polyrepräsentativen Anfragemodells zu bewerten. Zusätzlich wurde das Verfahren in einer Real-Welt-Anwendung eingesetzt.

Das Experiment basiert auf einem Image-Retrieval-Szenario, welches auf 575 Urlaubsfotos aus Indonesien zurückgreift. Die PCO, d.h. die CQQL-Anfrage, wurde als gewichtete Konjunktion einiger LLF, die durch die LIRE-Bibliothek [Lux and Chatzichristofis, 2008] extrahiert wurden, modelliert. Um eine große Anzahl von Repräsentationen eines Dokuments bereitzustellen wurden die folgenden LLF ausgewählt: *SCALABLECOLOR*, *COLORLAYOUT*, *EDGEHISTOGRAM*, *AUTOCOLORCORRELOGRAM*, *COLORHISTOGRAM*, *GABOR*, *TAMURA*, *CEDD* und *FCTH*. Die ersten Features entstammen dabei dem MPEG-7-Descriptor-Set. Die letzten beiden sind aggregierte Features und werden in [Lux and Chatzichristofis, 2008] referenziert. Im aktuellen Experiment wurden noch keine auf HLF oder MD basierenden Repräsentation verwendet, da vor allem die Wirksamkeit der induktiven Präferenzen und des folgenden Lernalgorithmus' untersucht werden sollen.

Abbildung 5 (A) zeigt die gerankte Ergebnisliste basierend auf dem genannten PCO und einer initialen, neutralen Gewichtung<sup>6</sup>. Die erste Iteration nutzt eine explizit angegebene Präferenz als Eingabe für den Lernalgorithmus: das Dokument #5 („Tempel“) wird gegenüber dem Dokument #4 („Hund“) bevorzugt. Abbildung 5 (B) zeigt die darauf folgenden gerankten Ergebnisdokumente. Hier wird deutlich, dass bereits mehr Tempel in den oberen Resultaten erscheinen. Dies wird auch durch den Rankfehler deutlich. Der *Rankfehler* (Tabelle 2 [Verfahren 2]) zählt Veränderungen an den Rangpositionen der Dokumente zwischen zwei Rankings, womit sich der Einfluss der Präferenzen darstellen lässt. Abbildung 4 (unten) zeigt den Rankfehler zwischen dem initialen Rank und dem der ersten Iteration. Die schwarze Diagonale zeigt die Rankposition eines Dokuments nach der ersten Iteration während die roten Kreuze die ursprüngliche Position dieses Dokuments wiedergeben. D.h., dass das Dokument, welches nach der Präferenzmodifikation auf Position #3 gerankt ist (3 auf der x-Achse), davor auf Rank #8 war (y-Achse). Abbildung 5 (C) zeigt den neuen Rank nach der Hinzunahme zweier weiterer Präferenzen.

Alternativ kann ein anderes Verfahren der Präferenzenerhebung Verwendung finden (Tabelle 2 [Verfahren 1]). In diesem Verfahren werden nicht nur explizit angegebene Präferenzen, wie eingangs geschildert, verwendet, sondern das Ranking der Ergebnisdokumente

<sup>6</sup>Es ist nicht notwendig mit einer neutralen Gewichtung zu beginnen. Beispiele für andere initiale Gewichtungen, wie die Verwendung von Nutzerprofilen, finden sich in [Zellhöfer and Schmitt, 2008].



Abbildung 2: Erhebung einer Präferenz zwischen Dokument 3 und 4. Dokument 4 wird bevorzugt.

Tabelle 2: Kennzahlen der beiden Verfahren zur Präferenzableitung

	Verfahren 1	Verfahren 2
Rankfehler (top-30)	26	23
Rankdistanz	0,08888889	0,11555555
Gewichtsdistanz	5,1999	6.639
Spearman's $\rho$	0,909	0,843

ausgenutzt. Bei diesem Verfahren werden Präferenzen aus dem Ranking solange abgeleitet bis vom Nutzer eine Modifikation vorgenommen wird, d.h. für das konkrete Beispiel, dass neben #5 > #6 auch noch die Präferenzen #1 > #2 und #2 > #3 hinzugenommen werden. Dieses Verfahren wirkt sich auch auf den neu generierten Rank aus, wie der unterschiedliche Rankfehler in Tabelle 2 [Verfahren 1] zeigt. Da das reine Abzählen von Positionsveränderungen noch nicht sehr aussagekräftig ist, stellt Tabelle 2 weitere Kennzahlen dar.

Die *Rankdistanz*  $\delta_{rank}(r_x, r_y)$  (Gleichung 1; vgl. [Zellhöfer and Schmitt, 2009]) drückt die durchschnittliche Positionsdifferenz der Dokumente in zwei Ranks aus und kann damit aussagekräftiger als der Rankfehler ausdrücken, um wieviel Positionen Dokumente im Rank verschoben worden.

$$\delta_{rank}(r_x, r_y) = \frac{\sum_{i=1}^n |pos_{r_x}(d_i) - pos_{r_y}(d_i)|}{n^2} \quad (1)$$

Wobei  $r_x$  und  $r_y$  zwei unterschiedliche Ranks sind,  $pos_{r_x}(d_i)$  die Position von Dokument  $d_i$  in  $r_x$  und  $pos_{r_y}(d_i)$  die Position in  $r_y$  ist. Beide Ranks bestehen dabei aus jeweils  $n$  Positionen.

Die *Euklidische Gewichtsdistanz* misst vor allem die Auswirkung angegebener Präferenzen auf die gelernten Gewichtswerte:

$$\delta_{weights}(w_1, w_2) = \sqrt{\sum_i |w_2(i) - w_1(i)|^2} \quad (2)$$

Hierbei sind  $w_1$  und  $w_2$  die gelernten Gewichtsschemata auf Grundlage verschiedener Präferenzen.

Außerdem wurde der Rangkorrelationskoeffizient *Spearman's  $\rho$*  berechnet, der in einem Intervall von  $[-1; 1]$  liegt. Der Wert 1 steht dabei für identische Ranks und  $-1$  für maximal unterschiedliche, d.h. umgedrehte Ranks. Im vorgestellten Experiment misst Spearman's  $\rho$  vor allem die Stärke der Veränderung der Ranks nach einer Iteration.

Stellt man beide Verfahren gegenüber, so wird deutlich, dass die alleinige Verwendung explizit angegebener Präferenzen (Verfahren 2) zu einer deutlicheren Veränderung eines Ranks nach einem Lernschritt führt. Ob sich dieser Unterschied auf die Erwartungskonformität des Systems auswirkt muss in Nutzerstudien untersucht

werden. Zusammenfassend kann gesagt werden, dass das durchgeführte Experiment eine Wirksamkeit des vorgeschlagenen, polyrepräsentativen Anfragemodells aufzeigt und weitere, tiefergehende Studien motiviert.

In Ergänzung des durchgeführten Experiments wurde das vorgestellte Verfahren im Music-Retrieval-Projekt „GlobalMusic2one“<sup>7</sup> eingesetzt. Ziel dieses Projekts ist die Entwicklung eines Retrieval-Systems für Weltmusik, welches LLF, Tags, Folksonomien und regelbasierte Klassifikationen von Musik-Genres vereint. Die Klassifikationsregeln wurden dabei von Musikwissenschaftlern der HU Berlin bereit gestellt. Abbildung 3 zeigt eine solche Klassifikationsregel.

Im Rahmen eines Tests wurde eine PCO auf Grundlage dieser Regeln, die zum Teil auf LLF und relationalen Metadaten (Songlänge, Interpret o.ä.) basieren, modelliert, um die Ähnlichkeitssuche von Songs bzw. die Klassifikation dieser zu unterstützen. Subjektive Einschätzungen von Domänenexperten zeigen dabei, dass die Verwendung des vorgeschlagenen Anfragemodells der alleinigen Verwendung von LLF überlegen ist. Es wird vermutet, dass dies an der strukturellen Mächtigkeit von CQQL liegt, welche es ermöglicht, polyrepräsentative Konzepte, die der Musik inhärent sind, korrekt widerzuspiegeln.

Obwohl die ersten Untersuchungen bereits motivierende Ergebnisse liefern, sind weitere Experimente notwendig, um belastbare Erkenntnisse zu gewinnen. Offenbar ist die strukturierte Kombination von Repräsentation aus verschiedenen Retrieval-Domänen möglich. Wobei die Einbeziehung von Gewichten vor allem der Personalisierung der Ergebnismenge dient, welche letztendlich die Nutzerzufriedenheit erhöht.

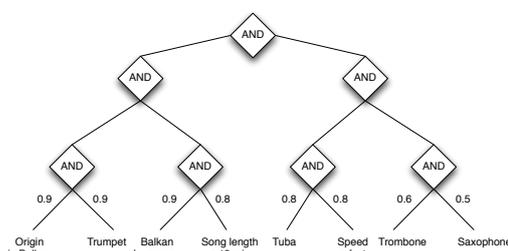


Abbildung 3: Auszug aus dem CQQL-Bedingungsbaum für das Genre „gypsy brass music“. (Die Gewichte für die Konjunktionen sind an den Kanten angegeben.)

## 5 Fazit und Ausblick

Das vorliegende Paper stellt ein kognitiv motiviertes Anfragemodell für das Multimedia Retrieval vor. Das vorge-

<sup>7</sup><http://www.globalmusic2one.net/>

schlagene Modell nutzt CQQL, um das polyrepräsentative Prinzip [Ingwersen and Järvelin, 2005] mittels einer hochstrukturierten Anfragesprache umzusetzen. Zeitgleich wird der Nutzer durch ein RF-Verfahren, welches Methoden des maschinellen Lernens verwendet, bei der Personalisierung der entstandenen Cognitive Overlap aller zur Verfügung stehenden Repräsentationen eines Dokuments unterstützt. Das gesamte Verfahren stellt dabei ein theoretisch begründetes Framework für Polyrepräsentation dar, welches leicht auf andere Retrieval-Bereiche ausgedehnt werden kann.

Das angesprochene maschinelle Lernverfahren wird zur Personalisierung der Cognitive Overlap eingesetzt, um die Nutzerzufriedenheit zu erhöhen. Zur Gewährleistung einer niedrigen Belastung für den Nutzer greift das RF auf induktive Präferenzen zurück, mit denen es möglich ist, „besser-als“-Beziehungen auf den Ergebnisdokumenten anzugeben. Hierbei bleibt das zugrundeliegende Anfragemodell für den Nutzer verborgen. So kann eine intuitive Bedienung sichergestellt werden.

Im folgenden sollen einige offene theoretische und praktische Fragen vorgestellt werden. Durch die Umsetzung des polyrepräsentativen Prinzips erscheint es sinnvoll das diskutierte Framework in das „polyrepresentation continuum“ [Larsen *et al.*, 2006] einzuordnen. Neben dieser theoretischen Klassifizierung steht die Entwicklung einer graphischen Oberfläche für das Anfragemodell zur Durchführung von Nutzerstudien im Mittelpunkt. Dabei ist geplant das polyrepräsentative Prinzip auch in der GUI widerzuspiegeln. Diese Idee wird durch [White, 2006] unterstützt, welcher das Prinzip erfolgreich zur Dokumentenvisualisierung und Navigation einsetzt. Die Visualisierung betrachten wir dabei als besondere Herausforderung, da sie die polyrepräsentativen Charakteristika eines Dokuments wiedergeben muss. Hierfür reicht die simple Darstellung von Thumbnails oder Video-Zusammenfassungen nicht mehr aus.

Auf der anderen Seite sind weitere Experimente nötig, um die Retrieval-Qualität des diskutierten Ansatzes zu bewerten. Aufgrund des starken Einflusses an Subjektivität durch die Verwendung von induktiven Präferenzen bieten sich hier die traditionellen Maße wie Precision und Recall nur beschränkt an. Vielmehr ist der Einsatz des *Normalized Discounted Cumulative Gains* (NDCG) [Järvelin and Kekäläinen, 2002] sinnvoll, da es gestufte Relevanzbeurteilungen zulässt, mit denen bei dem vorliegen Anfragemodell zu rechnen ist. Als Ausgangsbasis dient die bereits erwähnte Photosammlung mit 575 Dokumenten, die bereits mittels abgestufter Relevanzurteile durch verschiedene Nutzer bewertet wird. Im Anschluss an diese Untersuchungen sind erste Usability-Tests der GUI denkbar.

Mittelfristig muss die Modifikation der PCO untersucht werden. Dies wird notwendig, da damit zu rechnen ist, dass sich das Suchbedürfnis der Nutzer verschieben kann und so nicht mehr durch die initiale PCO abgedeckt wird. Hierbei kann das diskutierte Lernverfahren modifiziert werden, so dass konkrete CQQL-Anfragen gelernt werden können, die aus angegebenen Präferenzen abgeleitet werden.

## Literatur

- [Aucouturier and Pachet, 2004] J.J. Aucouturier and F. Pachet. Improving Timbre Similarity: How high is the sky? In *Journal of Negative Results in Speech and Audio Sciences*, volume 1 of 1. 2004.
- [Birkhoff and Neumann, 1936] G. Birkhoff and J. Neumann. The Logic of Quantum Mechanics. *Annals of Mathematics*, 37:823–843, 1936.
- [Campbell, 2000] Iain Campbell. Interactive Evaluation of the Ostensive Model: Using a New Test Collection of Images with Multiple Relevance Assessments. *Inf. Retr.*, 2(1):89–114, 2000.
- [Fagin and Wimmers, 2000] R. Fagin and L. E. Wimmers. A Formula for Incorporating Weights into Scoring Rules. *Special Issue of Theoretical Computer Science*, (239):309–338, 2000.
- [Frommholz and van Rijsbergen, 2009] I. Frommholz and C.J. van Rijsbergen. Towards a Geometrical Model for Polyrepresentation of Information Objects. In *Proc. of the "Information Retrieval 2009" Workshop at LWA 2009*, 2009.
- [Hull, 1997] A. David Hull. Using Structured Queries for Disambiguation in Cross-Language Information Retrieval. In *AAAI Spring Symposium on Cross-Language Text and Speech Retrieval Electronic Working Notes*, pages 24–26, 1997.
- [Ingwersen and Järvelin, 2005] Peter Ingwersen and Kalervo Järvelin. *The Turn: Integration of Information Seeking and Retrieval in Context*. Springer-11645 [Dig. Serial]. Springer, Dordrecht, 2005.
- [Järvelin and Kekäläinen, 2002] Kalervo Järvelin and Jaana Kekäläinen. Cumulated gain-based evaluation of IR techniques. *ACM Trans. Inf. Syst.*, 20(4):422–446, 2002.
- [Larsen *et al.*, 2006] Birger Larsen, Peter Ingwersen, and Jaana Kekäläinen. The polyrepresentation continuum in IR. In *IiX: Proceedings of the 1st international conference on Information interaction in context*, pages 88–96. ACM, 2006.
- [Lee *et al.*, 1993] H. J. Lee, Y. W. Kim, H. M. Kim, and J. Y. Lee. On the Evaluation of Boolean Operators in the Extended Boolean Retrieval Framework. In Robert Korfhage, Edie M. Rasmussen, and Peter Willett, editors, *ACM/SIGIR 1993, Proceedings of 16th Annual International Conference on Research and Development in Information Retrieval, Pittsburgh, USA*, pages 291–297, 1993.
- [Lux and Chatzichristofis, 2008] Mathias Lux and A. Savvas Chatzichristofis. Lire: Lucene Image Retrieval: An Extensible Java CBIR Library. In *MM '08: Proceeding of the 16th ACM International Conference on Multimedia*, pages 1085–1088. ACM, 2008.
- [Nelder and Mead, 1965] A. J. Nelder and R. Mead. A Simplex Method for Function Minimization. *Computer Journal*, 7:308–313, 1965.
- [Rocchio, 1971] J. Rocchio. Relevance Feedback in Information Retrieval. In *The SMART Retrieval System*, pages 313–323. 1971.
- [Salton *et al.*, 1983] Gerard Salton, A. Edward Fox, and Harry Wu. Extended Boolean Information Retrieval. *Commun. ACM*, 26(11):1022–1036, 1983.
- [Schmitt and Zellhöfer, 2009] Ingo Schmitt and David Zellhöfer. Lernen nutzerspezifischer Gewichte innerhalb einer logikbasierten Anfragesprache. In Christoph Johann Freytag, Thomas Ruf, Wolfgang Lehner, and Gottfried Vossen, editors, *Datenbanksysteme in Business, Technologie und Web (BTW 2009)*, 13. Fachtagung des GI-Fachbereichs "Datenbanken und Informationssysteme (DBIS), Proceedings, 2.-6. März 2009, Münster, Germany, volume 144 of *lni*, pages 137–156. GI, 2009.
- [Schmitt, 2008] Ingo Schmitt. QQL: A DB&IR Query Language. *The VLDB Journal*, 17(1):39–56, 2008.

- [Skov *et al.*, 2004] Metter Skov, Henriette Pedersen, Birger Larsen, and Peter Ingwersen. Testing the Principle of Polyrepresentation. In Peter Ingwersen, C.J. van Rijsbergen, and Nick Belkin, editors, *Proceedings of ACM SIGIR 2004 Workshop on "Information Retrieval in Context"*, pages 47–49, 2004.
- [Turtle and Croft, 1991] Howard Turtle and Bruce W. Croft. Evaluation of an inference network-based retrieval model. *ACM Trans. Inf. Syst.*, 9(3):187–222, 1991.
- [van Rijsbergen, 2004] C.J. van Rijsbergen. *The Geometry of Information Retrieval*. Cambridge University Press, Cambridge, England, 2004.
- [White, 2006] W. Ryen White. Using searcher simulations to redesign a polyrepresentative implicit feedback interface. *Inf. Process. Manage.*, 42(5):1185–1202, 2006.
- [Zellhöfer and Schmitt, 2008] David Zellhöfer and Ingo Schmitt. A Poset Based Approach for Condition Weighting. In *6th International Workshop on Adaptive Multimedia Retrieval*. 2008.
- [Zellhöfer and Schmitt, 2009] David Zellhöfer and Ingo Schmitt. A Preference-based Approach for Interactive Weight Learning: Learning Weights within a Logic-Based Query Language. *Distributed and Parallel Databases*, 2009.
- [Zellhöfer, 2010a] David Zellhöfer. Eliciting Inductive User Preferences for Multimedia Information Retrieval. In Wolf-Tilo Balke and Christoph Lofi, editors, *Proceedings of the 22nd Workshop "Grundlagen von Datenbanken 2010"*, volume 581, 2010.
- [Zellhöfer, 2010b] David Zellhöfer. Inductive User Preference Manipulation for Multimedia Retrieval. In Laszlo Böszörményi, Dumitru Burdescu, Philip Davies, and David Newell, editors, *Proc. of the Second International Conference on Advances in Multimedia*, 2010.

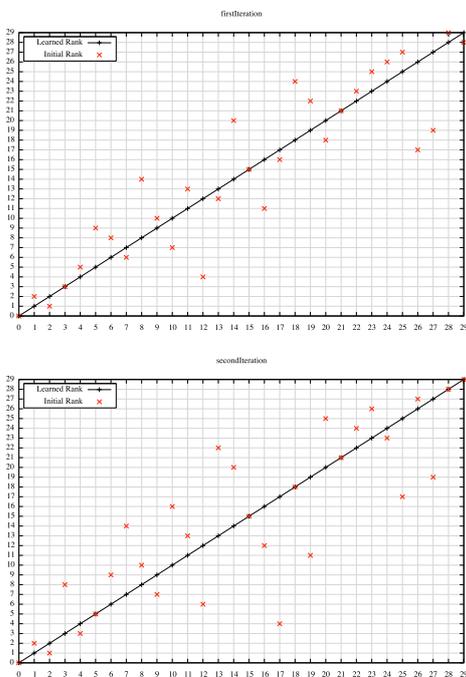


Abbildung 4: Rankfehler für Verfahren 1 (oben) und Verfahren 2 (unten) basierend auf der Präferenz aus der ersten Iteration aus Abbildung 5.



Abbildung 5: Ausschnitt aus der Ergebnisliste nach zwei Iterationen. (Die Pfeile geben umgedrehte Präferenzen zwischen zwei Dokumenten an.)