

Integration of Dialog-based Product Advisors into Filter Systems

Integration dialogbasierter Produktberater in Filtersysteme

Timm Kleemann

Jürgen Ziegler

Universität Duisburg-Essen

Duisburg, Deutschland

{vorname.nachname}@uni-due.de

ZUSAMMENFASSUNG

English – Different techniques such as search functions or recommendation components are used today to support the often complex product search on the Internet. Faceted filter systems that successively limit the result set according to the set filter settings have proven to be quite successful. However, this method requires clear objectives and domain knowledge on the part of the users. As an alternative, conversational product advisors who select suitable products on the basis of a sequence of questions have gained more importance in recent times, whereby the questions are based more on the tasks and application scenarios of the users than on the technical properties of the products. However, there is currently a lack of approaches that integrate filter systems and conversational advisors in a meaningful and closely coupled way. In this paper an integrated approach is presented, where users can switch between filter systems and advisory dialogues, whereby selection actions in one component have a consistent and transparent effect on the other component and can be further adjusted there. The aim is to better support users with different levels of knowledge of the product type concerned. We describe the requirements for such integrated systems resulting from our approach and report on a user study in which the user behavior and the subjective evaluation were examined in a prototypical implementation.

Permission to make digital or hard copies of all or part of this work for personal or classroom use is granted without fee provided that copies are not made or distributed for profit or commercial advantage and that copies bear this notice and the full citation on the first page. Copyrights for components of this work owned by others than the author(s) must be honored. Abstracting with credit is permitted. To copy otherwise, or republish, to post on servers or to redistribute to lists, requires prior specific permission and/or a fee. Request permissions from permissions@acm.org. *MuC '19, September 8–11, 2019, Hamburg, Germany*

© 2019 Copyright held by the owner/author(s). Publication rights licensed to ACM.

ACM ISBN 978-1-4503-7198-8/19/09...\$15.00

<https://doi.org/10.1145/3340764.3340786>

Deutsch – Zur Unterstützung der oft komplexen Produktsuche im Internet werden heute unterschiedliche Techniken wie Suchfunktionen oder Empfehlungskomponenten eingesetzt. Als recht erfolgreich haben sich facetiierte Filtersysteme erwiesen, die die Ergebnismenge sukzessive entsprechend den gesetzten Filtereinstellungen eingrenzen. Diese Methode setzt klare Zielvorstellungen und Domänenkenntnisse seitens der Nutzer voraus. Als Alternative haben zuletzt konversationale Produktberater an Bedeutung gewonnen, die anhand einer Folge von Fragen geeignete Produkte selektieren, wobei die Fragen eher von den Aufgaben und Anwendungsszenarien der Nutzer als von den technischen Eigenschaften der Produkte ausgehen. Gegenwärtig mangelt es noch an Ansätzen, die Filtersysteme und konversationale Berater in sinnvoller und eng gekoppelter Weise integrieren. In dieser Arbeit wird ein integrierter Ansatz vorgestellt, bei dem Nutzer wahlfrei zwischen Filtersystem und Beratungsdialo g wechseln können, wobei sich Auswahlaktionen in einer Komponente in konsistenter und transparenter Weise auf die andere Komponente auswirken und dort weiter angepasst werden können. Hierdurch sollen Nutzer mit unterschiedlichen Kenntnisgraden zum betreffenden Produkttyp besser unterstützt werden. Wir beschreiben die aus unserem Ansatz resultierenden Anforderungen an solche integrierten Systeme und berichten über eine Nutzerstudie, in der das Nutzerverhalten und die subjektive Bewertung an einer prototypischen Umsetzung untersucht wurde.

CCS CONCEPTS

• **Information systems** → **Search interfaces.**

KEYWORDS

dialogbasierte Produktberater, Filtersysteme

ACM Reference Format:

Timm Kleemann and Jürgen Ziegler. 2019. Integration of Dialog-based Product Advisors into Filter Systems: Integration dialogbasierter Produktberater in Filtersysteme. In *Mensch und Computer 2019 (MuC '19), September 8–11, 2019, Hamburg, Germany*. ACM, New York, NY, USA, 11 pages. <https://doi.org/10.1145/3340764.3340786>

1 EINLEITUNG

E-Commerce-Seiten unterschiedlicher Domänen bieten eine schier unübersichtliche Auswahl an Produkten und Informationen, in der es für den Nutzer schwer ist, für ihn passende Inhalte zu finden und zu identifizieren. Ohne passende Hilfsmittel und Strategien erscheint es fast unmöglich, sich in diesem Angebot zurechtzufinden.

Um diesem Informationsüberschuss [12] entgegenzuwirken und dem Nutzer die komplexe Produktsuche in großen Informationsräumen zu erleichtern, werden unterschiedliche Techniken wie Suchfunktionen [5] oder facettierte Filtersysteme [5, 15] eingesetzt. Diese Methoden setzen allerdings klare Zielvorstellungen und Domänenkenntnisse seitens der Nutzer voraus. Facettierte Filter ermöglicht es dem Nutzer zwar, große Produkträume effizient zu durchsuchen [7] und eine hohe Kontrolle über die Ergebnismenge zu haben, gleichzeitig ist der benötigte Aufwand um ans Ziel zu gelangen recht hoch und die Nutzer müssen in der Regel bereits relativ klare Vorstellungen über die Bedeutung der einzelnen Filterattribute haben [13].

Um auch Nutzern mit geringer Domänenkenntnis die Suche in großen Informationsräumen zu erleichtern, müssen Hilfsmittel entwickelt werden, die die Nutzer unterstützen, gezielt relevante Informationen zu finden. Im Idealfall kann der Interaktions- und kognitive Aufwand dadurch reduziert werden [11]. Eine weitere Möglichkeit der Nutzerunterstützung bei der Produktsuche sind Empfehlungssysteme. Diese empfehlen meist automatisiert Produkte, und Nutzer haben nur wenig Einfluss auf diesen Prozess. Häufig mangelt es an Transparenz, was dazu führt, dass Nutzer nicht verstehen, warum ihnen bestimmte Produkte angezeigt werden [14].

Als Alternative zu den komplexen Filter- und automatisierten Empfehlungssystemen haben in der letzten Zeit konversationale Produktberater an Bedeutung gewonnen.¹ Mit diesen können auch Nutzer mit geringer Domänenkenntnis anhand weniger Schritte, beispielsweise mit einer Folge von Fragen und Antworten, geeignete Produkte selektieren. Die Fragen gehen in der Regel eher von den Aufgaben und Anwendungsszenarien der Nutzer als von den Eigenschaften der Produkte aus. Anders als Filtersysteme bieten diese konversationalen Produktberater Nutzern allerdings meist nicht die Möglichkeit, ihre Präferenzen präzise anzugeben, um die Ergebnisse gezielt einzuzugrenzen.

Um die Vorteile von Filtern und konversationalen Produktberatern zu kombinieren, wird in dieser Arbeit ein integrierter Ansatz vorgestellt. Dieser soll Nutzern ermöglichen, wahlfrei zwischen Filtersystem und Beratungsdialo g wechseln zu können. Dabei können sich Auswahlaktionen in einer Komponente in konsistenter und transparenter Weise auf die

andere Komponente auswirken und dort weiter angepasst werden. Hierdurch sollen Nutzer mit unterschiedlichen Expertisen zum betreffenden Produkttyp besser unterstützt werden.

2 VERWANDTE ARBEITEN

Konversationale Produktberater gewinnen in jüngster Zeit an Bedeutung. Dazu zählen unter anderem Chatbots und GUI-basierte Dialogsysteme. Viele Firmen ermöglichen ihren Kunden mit Hilfe von konversationalen Beratern auf ihre Dienste zuzugreifen und mit ihnen mehr oder weniger komplexe Aufgaben zu lösen. Diese Berater können einfache Abfolgen von Fragen mit vorgegebenen Antwortoptionen oder komplexe natürlichsprachliche Systeme sein, die den Nutzer mit möglichst wenigen Fragen zum Ziel führen [1].

Diese Fragen und Antworten werden basierend auf den gegebenen Produktattributen formuliert und dem Nutzer in einer sinnvolle Reihenfolge präsentiert. Fragen und Antworten werden so formuliert, dass diese die Bedürfnisse der Nutzer erfassen und auf Produktattributsebene abbilden. Fragen und Antworten sind in der Regel für alle Nutzer des Dialogs verständlich und können auch für Nutzer mit geringer Expertise beantwortet werden. Daher gehen die Fragen eher von den Aufgaben und Anwendungsszenarien der Nutzer als von den technischen Eigenschaften der Produkte aus. Beispielsweise kann ein Laptopberater zwar nach einem konkreten *CPU Prozessor* fragen, alternativ wäre es hier jedoch angebracht, den Nutzer nach der geplanten Anwendung des Geräts zu fragen, um abzuschätzen, welchen Prozessor dieser benötigt: *Wofür möchten Sie Ihren neuen Laptop hauptsächlich verwenden? A) Surfen und Filme ansehen, B) Spiele, C) Bild- und Videobearbeitung.*

Auch die Unterscheidbarkeit der Antwortmöglichkeiten ist von Bedeutung, damit eine einfache Beantwortung sichergestellt werden kann. Um das Verständnis von Fragen und Antworten sicherzustellen, werden zusätzlich meist Erklärungen angezeigt, die z.B. Fachwörter erläutern oder informieren, welchen Einfluss Fragen auf die Ergebnisse haben.²

Konventionelle Filtersysteme [5] stellen alle verfügbaren und filterbaren Attribute der Produkte dar und ermöglichen Nutzern so, den Produktraum flexibel und gezielt einzuschränken. Die möglichen Ausprägungen der Attribute können beliebig umfangreich sein. Der Nutzer kann je nach Attribut mehrere Optionen gleichzeitig selektieren, zwischen Gegebenen wählen oder bei intervallskalierten Optionen einen Wert oder eine zu berücksichtigende Spanne definieren.

Wird ein rein logisches Abfragesystem genutzt können Nutzer ihre Suche überbeanspruchen [13], in dem sie Filter setzen, die sich gegenseitig ausschließen. In diesem Fall

¹<https://www.notebooksbilliger.de/produktberater>,
<https://www.quelle.de/themen-aktionen/specials/produktberater/>

²<https://www.notebooksbilliger.de/notebook+berater>

kommt es zu einer leeren Ergebnisliste. Um diesem Konflikt zu begegnen, werden häufig facettierte Filtersysteme implementiert, welche basierend auf den bereits gewählten Filtern nur noch die verfügbaren Filter anzeigen [7]. Auch kommen sogenannte Soft- oder Fuzzy-Filtertechniken [16] zum Einsatz, um dieser Problematik zu begegnen.

Nach unserem Kenntnisstand gibt es keine Systeme die ein Dialog- in ein bestehendes Filtersystem integrieren und eine Kopplung zwischen diesen beiden Systemen herstellen. Dennoch gibt es Bestrebungen, Filtersysteme zu erweitern und Nutzern die Interaktion mit diesen zu erleichtern.

Einige Ansätze kombinieren Filtersysteme mit Empfehlungssystemen. Auf der einen Seite wird so die Interaktion mit Empfehlungssystemen erhöht, auf der anderen Seite wird Nutzern ermöglicht, effektiver an ihr Ziel zu gelangen [4, 9]. Auch haben konversationale Produktberater einen nicht unerheblichen Stellenwert auf vielen Online-Shopping-Seiten. Hier können Nutzer oftmals als Alternative zum Filter- bzw. Suchsystem einen Produktberater nutzen, um passende Ergebnisse zu finden. Diese konversationalen Berater werden in den meisten Systemen allerdings separat zu den üblichen Filter- und Suchsystemen angeboten und haben keinerlei Kopplung zu diesen.³

Auch wird versucht konversationale Dialogsysteme verstärkt in Empfehlungssysteme zu integrieren, um das Nutzererlebnis zu verbessern. Auch soll so das Finden von relevanten Produkten in unüberschaubaren Produkträumen erleichtert werden. Hier stößt man immer wieder auf Herausforderungen, konversationale Dialogsysteme an komplexe Anwendungen und Situationen anzupassen [2, 8].

3 INTEGRIERTES SYSTEM

Die Vorteile von komplexen Filter- und Dialogsystemen sollen in einem integrierten System kombiniert werden und Nutzern mit unterschiedlich guter Domänenkenntnis ermöglichen, mit diesem zu interagieren und zu einem zufriedenstellenden Ergebnis zu gelangen.

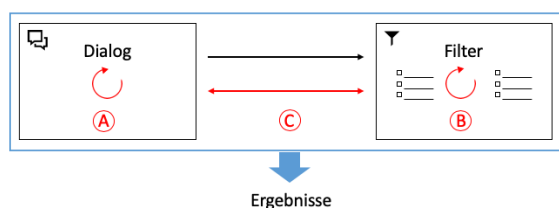


Abbildung 1: Bei der Kombination von Dialog- und Filtersystemen, kann es sowohl innerhalb des Dialogs (A), innerhalb des Filters (B), als auch zwischen den beiden Komponenten (C) zu Konflikten kommen.

³Filtersystem und Berater:

<https://www.kelty.com/tents/>, <https://www.kelty.com/tent-finder>

Das integrierte System setzt sich aus Dialog (A), Filter (B) und einer Ergebnisliste zusammen (vgl. Abbildung 1). Die Dialogkomponente des integrierten Systems besteht, wie bei gängigen Produktberatern, aus verschiedenen Fragen und Antworten, aus denen die Nutzer auswählen können. Mit Hilfe des Dialogs sollten Nutzer in wenigen Schritten ihre Präferenzen angeben können, um eine für sie passende Ergebnisliste zu erhalten.

Soll ein Dialogsystem mit einem Filtersystem kombiniert werden (vgl. Abbildung 1 (C)), ergeben sich daraus spezifische Anforderungen, die beachtet werden müssen. Ziel ist, dass Nutzer dieses System effektiv nutzen können und sich ein Mehrwert gegenüber herkömmlichen Lösungen bietet.

Anforderungen

Im integrierten System kann es sowohl im Filter als auch im Dialog zu Konflikten kommen. Den Konflikten im Filtersystem lässt sich wie in Abschnitt 2 beschrieben zuvorkommen. Auch im Dialog kann es zu Konflikten bei der Beantwortung von Fragen kommen, wenn gewählte Antworten dazu führen, dass sich die zugrundeliegenden Attributsausprägungen gegenseitig ausschließen und eine leere Ergebnisliste angezeigt wird. Das kann durch geschickte Dialoggestaltung verhindert werden, indem die Frage- und Antwortstruktur von vornherein keine solchen Kombinationen zulässt. Da dies nicht immer möglich ist, ist es außerdem denkbar Antworten, welche zu einem Konflikt führen, zu deaktivieren.

Kombiniert man die beiden oben beschriebenen Komponenten miteinander, kann der Berater durch die vom Nutzer ausgewählten Antworten die Filter modifizieren. Hier muss berücksichtigt werden, dass der Nutzer zwischen selbst gesetzten Filtern und vom Dialog gesetzten Filtern unterscheiden können muss.

Soll der Nutzer Filter bzw. Dialog in beliebiger Reihenfolge verwenden können, müssen zusätzlich Konflikte zwischen Filter und Dialog (vgl. Abbildung 1 (C)) behandelt werden.

Zu einem Konflikt zwischen Filter und Dialog kommt es:

- Bei nominalskalierten Daten (z.B. *CPU Prozessoren*):
 - Der Nutzer hat bereits selbstständig Filter gesetzt. Mit einer im Dialog ausgewählten Antwort würden alle oder Teile der gesetzten Filter abgewählt und neue ausgewählt.
 - Der Nutzer möchte einen Filter, der bereits durch eine gewählte Antwort im Dialog gesetzt wurde, ändern.
- Bei ordinal- und intervallskalierten Daten (z.B. *Preis*):
 - Der Nutzer hat Werte oder eine Spanne festgelegt, die durch eine im Dialog ausgewählte Antwort verändert würde.
 - Der Dialog hat Werte oder eine Spanne festgelegt, die der Nutzer nachträglich verändern möchte.

Im Falle eines solchen Konfliktes, kann das System

- (1) die letzte vom Nutzer gegebene Antwort priorisieren, und die vorherigen gesetzten Filter überschreiben;
- (2) die vorherig gesetzten Filter behalten oder ergänzen.

Variante (1) ist nicht optimal, da hier für den Nutzer potentiell wichtige Filteroptionen, die dieser bereits vor der Nutzung des Dialogs gesetzt hat, überschrieben werden. Außerdem ist es für den Nutzer möglicherweise schwer nachvollziehbar, warum diese Optionen plötzlich nicht mehr berücksichtigt werden.

Variante (2) ist daher zu bevorzugen, kann aber ebenfalls zu ungewollten Ergebnissen führen, beispielsweise, wenn der Nutzer erwartet, dass seine Filterangaben durch die gegebenen Antworten im Dialog korrigiert werden.

Eine Lösungsmöglichkeit wäre, den Nutzer bei einem auftretenden Konflikt selbst entscheiden zu lassen, wie mit diesem umgegangen werden soll. Der Nutzer kann vorher gewählte Filter zurücksetzen oder angeben, dass sowohl seine vorher gewählten Filter, als auch die im Dialog gewählte Antwort berücksichtigt werden sollen.

Werden durch im Dialog gewählte Antworten Filter gesetzt, müssen diese auch für den Nutzer nachvollziehbar sein. Das kann zum einen durch Erklärungen im Dialog („Mit dieser Antwort werden Filter in der Kategorie CPU gesetzt.“) als auch im Filter („Dieser Filter wurde durch deine gewählte Antwort im Berater ausgewählt.“) erreicht werden. Auch muss der Einfluss der Antwort auf die Ergebnismenge für den Nutzer transparent dargestellt werden. Diese kann auf der einen Seite bereits durch die Erklärungen erfolgen, aber zusätzlich kann dargestellt werden, wie stark die Ergebnismenge durch eine ausgewählte Antwort eingeschränkt wird.

Prototyp

Basierend auf den im vorherigen Abschnitt beschriebenen Anforderungen wurde ein erster Prototyp für ein integriertes Berater-Filter-System zum Kauf eines Laptops entwickelt (vgl. Abbildung 2). Neben einem Bereich zum Filtern der Ergebnisse (1) haben die Nutzer die Möglichkeit, mit Hilfe eines einfachen Dialogsystems (2) eine ihren Bedürfnissen angepasste Ergebnisliste zu erhalten. Im Prototypen wird das Dialogsystem als *Berater* gekennzeichnet, daher wird im Folgenden *Berater* als Synonym für Dialogsystem genutzt.

Im Berater wird initial die erste Frage angezeigt. Im unteren Bereich befindet sich die Produktliste (4), in der die ersten 24 Ergebnisse angezeigt werden. Der Nutzer kann die Liste der angezeigten Produkte erweitern. Wie in den meisten Online-Shops wird die Liste aufsteigend nach Preis sortiert. Außerdem können Nutzer diese Liste sortieren (3). Die Ergebnisliste aktualisiert sich, sobald der Nutzer einen Filter verändert oder eine Frage im Berater beantwortet. Außerdem ist ein Warenkorb integriert, in den ausgewählte Laptops hinzugefügt werden können.

Dialog- und Filterkomponente sind wie in Abschnitt 3 beschrieben miteinander kombiniert und behandeln mögliche auftretende Konflikte innerhalb des Dialogs und zwischen Filter- und Dialogkomponente.

Der Berater des Prototypen besteht aus selbst erstellten Fragen⁴ zur angestrebten Nutzung, Mobilität, Speicherbedarf und Grafikanforderungen des Nutzers. Die Fragen und Antworten basieren auf gängigen Laptop-Dialogsystemen. Außerdem kann der Nutzer im Berater mehrere Extras (z.B. *Touchscreen*) auswählen. Bis auf die Fragen zu den gewünschten Extras kann jeweils nur eine Antwort gewählt werden. Außerdem wird überprüft, ob für die jeweilige Antwortmöglichkeit in Kombination mit den bisher gewählten Filtern und Antworten noch Ergebnisse verfügbar sind. Liefert eine potentielle Antwort eine leere Ergebnisliste, ist diese nicht mehr auswählbar. Der Nutzer hat zudem die Möglichkeit, gewählte Antworten abzuwählen oder zu ändern. Auch das Überspringen von Fragen ist möglich. Zudem kann der Berater neu gestartet werden. Dann werden alle Antworten und die vom Berater gesetzten Filter zurückgesetzt.

Alle im Datensatz⁵ verwendeten Produktattribute sind als Filteroptionen verfügbar. Wir verwenden aktuell einen Booleschen-Filter. Innerhalb der Filter werden im aktuellen Prototypen noch keine Konflikte verhindert. So ist es theoretisch möglich, dass der Nutzer durch die gewählten Filter eine leere Ergebnisliste erhält. Es wird lediglich angezeigt, wie viele Produkte mit der aktuellen Filtereinstellung noch in der Ergebnisliste verbleiben. Der Nutzer hat die Möglichkeit, sowohl jeden Filter einzeln als auch alle Filter gesammelt zurückzusetzen. Setzt der Nutzer die Filter zurück, werden nur die von ihm gesetzten Filter auf ihren ursprünglichen Zustand gesetzt. Die durch den Berater gewählten Filter bleiben davon unberücksichtigt.

Zur Verdeutlichung der Integration dieser beiden Komponenten haben Berater bzw. Filter jeweils andere Farben. Gewählte Filter bzw. Antworten im Berater werden in der entsprechenden Farbe hervorgehoben. So soll ermöglicht werden, dass die Nutzer nachvollziehen können, welche Filter durch den Berater (Orange, Abbildung 2 (6)) gesetzt wurden, bzw. welche Filter sie selbst ausgewählt haben (Grün, Abbildung 2 (5)). Ursprünglich mittels Berater gesetzte Filter, die der Nutzer wieder abwählen möchte, sind ausgegraut und durchgestrichen (Abbildung 2 (7)). Verändert der Nutzer einen durch den Berater gesetzten Slider (z.B. Preis, Gewicht etc.) wird dieser rot eingefärbt (Abbildung 2 (8)).

Außerdem werden die Überschriften der Filter entsprechend eingefärbt, sodass der Nutzer leicht erkennen kann, welche Filter durch den Berater beeinflusst wurden. Klickt

⁴Alle Fragen und Antworten des Beraters: <https://interactivesystems.info/df-berater>

⁵Datensatz von <https://www.kaggle.com/ionaskel/laptop-prices>

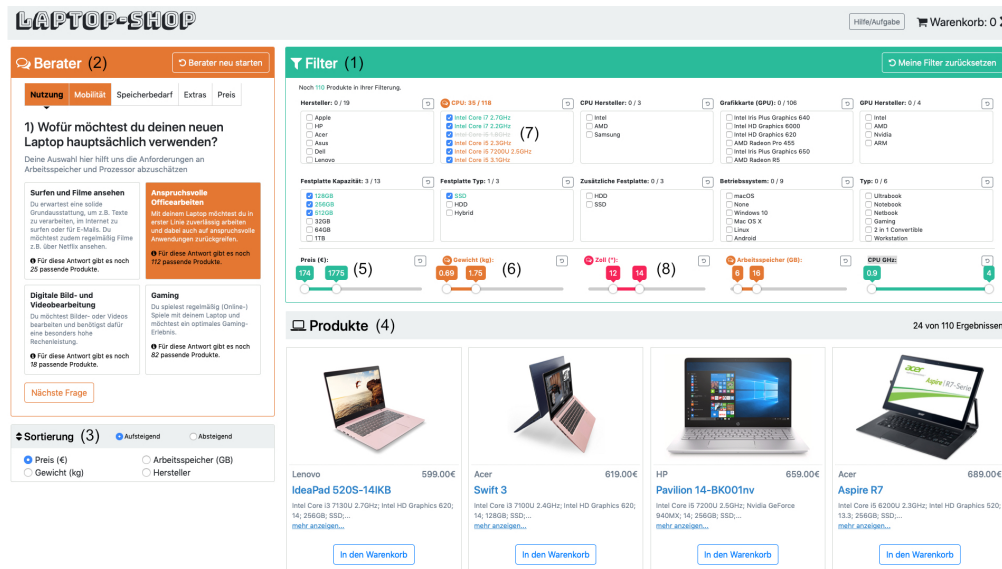


Abbildung 2: Prototyp des Systems. Nutzer haben die Möglichkeit, sowohl Filter (1) als auch den Berater (2) zu verwenden. Zusätzlich kann die Ergebnisliste sortiert werden (3). Im unteren Bereich ist die Ergebnisliste zu sehen (4). Vom Nutzer gesetzte Filter werden *grün* (5), die im Berater durch beantwortete Fragen gesetzten Filter werden *orange* (6) dargestellt. Durch den Berater gesetzte Filter, die der Nutzer ausschließen möchte, sind *ausgegraut und durchgestrichen* (7). Durch den Berater gesetzte Slider-Werte, welche der Nutzer nachträglich verändert hat, werden *rot* gekennzeichnet (8).

der Nutzer auf diesen hervorgehobenen Namen erhält er eine Erklärung, warum der Berater diesen Filter gesetzt hat. In der Erklärung werden die korrespondierende Frage, die vom Nutzer gewählte Antwort gezeigt und zusätzlich die Auswirkungen erklärt:

„Der Berater hat Filter für *CPU* gesetzt, weil du die Frage *Wofür möchtest du deinen neuen Laptop hauptsächlich verwenden?* mit *Digitale Bild- und Videobearbeitung* beantwortet hast. Wir empfehlen dir daher einen *Prozessor mit guter Leistung* und haben für dich passende Filter ausgewählt.“

Zudem hat der Nutzer die Möglichkeit auf einer Produktdetailseite eine Übersicht aller technischen Aspekte des jeweiligen Produktes zu betrachten.

4 EVALUATION

Das entwickelte integrierte System wurde in einer Nutzerstudie evaluiert. Ziel war es, mithilfe einer qualitativen Analyse herauszufinden, ob ein solches System von Nutzern angenommen wird und wie häufig Filter oder Berater verwendet werden. Es sollte untersucht werden, wie sich das Verhältnis zwischen Berater- und Filtersystem ausprägt, wenn beide Komponenten gleichzeitig verfügbar sind.

Wir vermuten, dass sich die Anwesenheit von Berater- und Filtersystem nicht nur auf die Häufigkeit und das Ausmaß, mit der beide Komponenten angesteuert werden, auswirkt.

Hinzu kommen nämlich auch völlig neue Zusammenhänge, wie zum Beispiel die Übergänge zwischen Berater und Filter.

Außerdem soll untersucht werden, ob und wie häufig Nutzer zwischen den Komponenten wechseln. Auch soll die Expertise der Nutzer und die daraus resultierende Verwendung des Systems betrachtet werden: Kann das integrierte System auch Nutzern mit geringer Domänenkenntnis dabei helfen ein geeignetes Produkt zu finden. Zudem sollen mögliche Probleme und weiteren Anforderungen an ein integriertes System identifiziert werden.

Methode

Die Studie wurde in einem Zeitraum von vier Tagen in einer geschlossenen Online-Studie durchgeführt und die Probanden aus Teilnehmern vorangegangener Studien rekrutiert. Der Fokus lag auf einer qualitativen Untersuchung, in der mit einer geringen Anzahl von Probanden positive Aspekte und Schwachstellen des Systems aufgedeckt werden sollten. Die Probanden verwendeten dafür einen Laptop oder PC. Die Bearbeitung erfolgte ohne Versuchsleiter, dauerte durchschnittlich 25 Minuten und war an keinen Ort gebunden.

Während der Studie sollten die Probanden mit dem in Abschnitt 3 beschriebenen Prototypen interagieren. Aufgrund der Platzverhältnisse konnten Filter und Berater nicht gleich groß nebeneinander dargestellt werden, da die Ergebnisliste sonst nicht initial zu sehen gewesen wäre. Daher wurde die Positionierung der Berater- bzw. der Filterkomponente gleich

verteilt randomisiert, sodass sich ein *between-subject-design* mit der Variable *Layout* mit den Werten ergab:

- (1) Der Berater wurde in der linken Spalte des Prototypen angezeigt; die Filter über der Ergebnisliste (BL).
- (2) Der Berater wurde über der Ergebnisliste angezeigt; die Filter in der linken Spalte (BR).

Interaktion. Für die Interaktion wurde den Probanden eine Aufgabe gestellt, die sie mit Hilfe des Prototypen lösen mussten.

Stellen Sie sich vor, Sie möchten sich einen neuen Laptop kaufen. *Dieser Laptop sollte zu Ihren aktuellen, persönlichen Präferenzen passen.*

Suchen Sie sich basierend auf Ihren Vorstellungen einen geeigneten Laptop heraus, mit dem Sie zufrieden sind. Sie können alle auf der Seite zur Verfügung stehenden Mittel benutzen, um einen für Sie passenden Laptop zu finden. Wenn Sie einen passenden Laptop gefunden haben, legen Sie diesen in den Warenkorb und klicken Sie anschließend auf „Zur Kasse gehen“.

Für die Interaktion bestand kein Zeitlimit. Die Probanden hatten die Wahl aus 1303 zur Verfügung stehenden Laptops. Es standen für 15 Produktattribute Filter zur Verfügung. Alle Interaktionen mit dem Prototypen wurden mitgeloggt.

Fragebögen. Die Studie setzt sich sowohl aus verschiedenen Instrumenten als auch der Interaktion mit dem System zusammen. Bereits etablierte Fragebögen zu Technikaffinität (TA-EG) [6], *Usability* (User-Centric-Evaluation Framework [10] und SUS [3]) als auch speziell auf die Themenstellung und den zu untersuchenden Prototypen zugeschnittene Fragen bildeten die Bestandteile der Studie. Außerdem wurden Fragen zur Domänenkenntnis im Bereich Laptops und Computer formuliert. Diese Fragen sind online verfügbar.⁶

Mit den Instrumenten des User-Centric-Evaluation (UCE) Frameworks sollen die folgenden Aspekte gemessen werden:

- *Rec. Accuracy:* Passgenauigkeit der Ergebnisse
- *Interface Adequacy:* Angemessenheit des UI
- *Interaction Adequacy:* Angemessenheit der Interaktion
- *Explanation:* Erklärung
- *Information Sufficiency:* Hinlänglichkeit der Informationen
- *Control:* Kontrolle
- *Transparency:* Transparenz
- *Confidence & Trust:* Sicherheit & Vertrauen
- *Overall Satisfaction:* Allgemeine Zufriedenheit

Die Fragen des UCE-Frameworks wurden ins Deutsche übersetzt.

Selbst entwickelte Fragen deckten die konkreten Aspekte zur Verwendung des Beraters bzw. Filtersystems und Domänenkenntnis ab. Vor der Interaktion wurden demografische

Daten, Technikaffinität und Domänenkenntnis abgefragt, sowie die Aufgabenstellung für die Interaktion erläutert.

Nach einer Interaktion mit dem Prototypen sollten die Probanden abschätzen, wie häufig sie Berater- bzw. Filtersystem genutzt haben. Dazu wurde ein positiver Schieberegler genutzt (Filter = 1, Berater = 101). Außerdem wurden die Probanden dazu aufgefordert, positive und negative Aspekte sowie Verbesserungsvorschläge aufzuschreiben. Zudem wurden noch Fragen zum Verständnis der Farbkodierung (vgl. Abschnitt 3) gestellt. Hier mussten die Probanden beispielhafte Screenshots den richtigen Antworten zuordnen.

Alle weiteren Fragen mussten auf einer positiven 5-stufigen Likert-Skala (Stimme überhaupt nicht zu (1); Stimme voll und ganz zu (5)) beantwortet werden.

Stichprobe: Insgesamt wurden 20 Probanden (9 weiblich) akquiriert. Durch die Zuordnung der Probanden auf die beiden Bedingungen interagierten sie jeweils zur Hälfte (10) mit den unterschiedlich angeordneten Prototypen. Das Alter lag zwischen 21 und 58 Jahren ($M = 33.7$, $SD = 11.92$). Zum Zeitpunkt der Erhebung hatten 65.0 % der Probanden einen Hochschul-/Fachhochschulabschluss, 80.0 % waren angestellt und 15.0 % studierten noch.

Die Probanden gaben an, regelmäßig E-Commerce-Seiten zu nutzen ($M = 4.05$, $SD = 0.945$), wobei durchschnittlich weniger Probanden auch Technik online kaufen ($M = 3.10$, $SD = 1.25$). 25.0 % kauften ihren Laptop im letzten Jahr und 70.0 % vor mehr als einem Jahr. Davon wurde etwas mehr als die Hälfte online erworben (52.6 %). Nur ein Proband gab an, noch nie einen Laptop gekauft zu haben (5.0 %). Die durchschnittliche Domänenkenntnis im Bereich Laptops und Computer lag im mittleren Bereich ($M = 2.95$, $SD = 0.70$). Die zu Beginn der Studie erfasste Technikaffinität der Probanden lag bei einem Mittelwert von 3.62 ($SD = 0.63$).

Fragebogen Ergebnisse

Für die im Folgenden berichteten Ergebnisse, mit Ausnahme der Fragen zum Systemverständnis, wurden Mittelwertvergleiche für unabhängige Stichproben mittels *t-Test* durchgeführt. Zwischen den erhobenen Fragebögen und Technikaffinität bzw. Domänenkenntnis zeigten sich keine signifikanten Korrelationen.

Usability. Insgesamt waren die Probanden mit dem gezeigten System zufrieden. Mit einem SUS-Score von 86 in der Kondition BL, bzw. einem SUS-Score von 76 in der Kondition BR, wurde die *Usability* des Systems als *gut* bewertet.

Fragen zum System. Die Probanden gaben an, den Berater etwas lieber genutzt zu haben (BL: $M = 3.50$, $SD = 1.08$; BR: $M = 3.50$, $SD = 1.27$) als die Filter. Zwischen den Bedingungen gab es keine signifikanten Unterschiede ($t(18) = 0.000$,

⁶<https://interactivesystems.info/df-fragebogen>

$p = .999$). Die Ergebnisse zeigen, dass die Probanden zufrieden mit den verfügbaren Funktionen und Fähigkeiten des Systems waren. Zwar nicht signifikant ($t(18) = 0.802$, $p = .433$), jedoch waren die Probanden der Bedingung *BL* etwas zufriedener ($M = 4.0$, $SD = 1.05$) als Probanden der Bedingung *BR* ($M = 3.60$, $SD = 1.17$).

Tabelle 1: Ergebnisse des t-Tests ($df = 18$) des UCE-Frameworks [10] zwischen den beiden Bedingungen. Höhere Werte bedeuten besser Ergebnisse. Mit * gekennzeichnete Werte sind auf einem Niveau von $p < .05$ signifikant.

	BL		BR		T	p
	M	SD	M	SD		
Rec. Accuracy	4.25	0.72	3.35	1.08	2.194	.042*
Interface Adequacy	4.33	0.78	3.90	0.73	1.275	.225
Interaction Adequacy	4.23	0.72	3.20	1.31	2.189	.042*
Explanation	3.40	1.51	3.00	1.33	0.629	.573
Information Sufficiency	3.90	1.20	3.50	1.27	0.725	.478
Control	4.83	0.24	4.17	0.63	3.119	.006*
Transparency	4.40	0.52	4.30	0.95	0.293	.773
Confidence & Trust	4.28	0.46	3.65	1.17	1.566	.135
Overall Satisfaction	4.80	0.42	3.80	1.32	2.287	.034*

Die Probanden konnten den Umgang mit dem System leicht erlernen (BL: $M = 4.70$, $SD = 0.48$; BR: $M = 4.10$, $SD = 1.10$), auch wenn die der Bedingung *BL* zugeordneten Probanden subjektiv schneller einen geeigneten Laptop finden konnten ($M = 4.60$, $SD = 0.52$) als Probanden der Bedingung *BR* ($M = 4.00$, $SD = 0.67$). Hier zeigten sich signifikante Unterschiede zwischen den beiden Bedingungen ($t(18) = 2.250$, $p = .037$).

Auch war den Probanden klar, wie die Filter automatisch durch den Berater gesetzt wurden (BL: $M = 4.30$, $SD = 1.25$; BR: $M = 3.20$, $SD = 1.32$). Die zusätzlichen Fragen zur Bedeutung der Farbkodierung zeigen, dass diese durch die Probanden verstanden wurde. Zur Überprüfung wurde jeweils der Modus berechnet. Hier zeigte sich, dass alle abgefragten Farbkodierungen (vgl. Abschnitt 3) in den Filtern richtig zugeordnet wurden.

Es wurde überprüft, ob zwischen den Bedingungen signifikante Unterschiede hinsichtlich der getesteten Aspekte des UCE-Frameworks [10] zu beobachten sind. Die Ergebnisse (vgl. Tabelle 1) zeigen, dass die Werte in allen erhobenen Subskalen des UCE-Frameworks in der Bedingung *BL* besser waren. Zwischen den Bedingungen können signifikante Unterschiede hinsichtlich der wahrgenommenen Passgenauigkeit der Ergebnisse, Angemessenheit der Interaktion, Kontrolle und der allgemeinen Zufriedenheit mit dem System beobachtet werden.

Probanden beider Bedingungen können sich zudem vorstellen, das System in Zukunft wieder zu nutzen. Auch hier weist die Bedingung *BL* etwas höhere Werte ($M = 4.35$, $SD = 0.47$) auf als die Bedingung *BR* ($M = 3.70$, $SD = 1.30$),

in der der Berater zentral über der Ergebnisliste positioniert war. Allerdings können keine signifikanten Unterschiede beobachtet werden ($t(18) = 1.49$, $p = .154$).

Es können keine signifikanten Zusammenhänge zwischen der Domänenkenntnis bzw. Technikaffinität und den oben beschriebenen Aspekten beobachtet werden.

Tabelle 2: Ergebnisse des t-Tests ($df = 18$) aus den Fragebögen zur Nutzung der Filter und des Beraters zwischen den beiden Bedingungen. Höhere Werte bedeuten besser Ergebnisse. Mit * gekennzeichnete Werte sind auf einem Niveau von $p < .05$ signifikant.

	BL		BR		T	p
	M	SD	M	SD		
Filter:						
Kontr. über Ergebnisse	4.90	0.32	4.60	0.70	1.236	.232
Anzahl der mögl. Optionen pro Filter	2.89	1.05	2.70	0.82	0.438	.667
Berater:						
Die Fragen waren...						
...hilfreich	4.60	0.52	4.00	1.25	1.406	.177
...verständlich	4.80	0.42	4.30	0.82	1.709	.105
Die Erklärungen der Fragen waren...						
...hilfreich	4.10	0.88	4.50	0.97	-0.967	.346
...sinnvoll	4.40	0.52	3.90	1.10	1.301	.210
Die Antworten waren...						
...hilfreich	4.50	0.53	3.70	1.25	1.863	.079
...verständlich	4.70	0.68	4.20	1.03	1.282	.216
...gut erklärt	4.10	0.74	4.20	0.79	-0.293	.773
Die Anzahl der Antwortmögl. war gut	4.40	0.70	4.10	0.99	0.780	.445

Fragen zu Berater & Filter. Nach der Interaktion gaben die Probanden an, dass sie subjektiv etwas häufiger den *Berater* als die *Filter* genutzt hätten ($M = 68.90$, $SD = 19.30$). Probanden in der Bedingung *BL* nutzten den Berater jedoch häufiger ($M = 74.70$, $SD = 16.79$) als die Probanden in der Bedingung *BR* ($M = 63.10$, $SD = 20.73$). Diese subjektiven Einschätzungen können durch die Logdaten bestätigt werden.

Speziell zum Berater gestellte Fragen zeigten, dass sowohl die Anzahl der gegebenen Fragen und Antworten als auch die Fragen und Antworten selbst im Wesentlichen positiv bewertet wurden (vgl. Tabelle 2). So gaben die Probanden an, dass die gezeigten Erklärungen hilfreich waren, um die Fragen zu beantworten. Auch die Verständlichkeit der Fragen und Antworten wurde positiv bewertet.

Die Bewertung der Filter fiel etwas verhaltener aus (vgl. Tabelle 2). So bewerteten die Probanden beider Gruppen die Möglichkeit, die Ergebnisliste durch die Filter zu beeinflussen zwar positiv, aber die Bewertung der Anzahl der dargestellten Optionen pro Filter war im mittleren Bereich.

Analyse der Logdaten

Die während der Interaktion aufgezeichneten Logdaten bestätigen die im vorherigen Abschnitt beschriebenen Ergebnisse. Alle Probanden nutzten sowohl *Berater* als auch *Filter*.

Es zeigt sich, dass überwiegend der Berater zuerst angeklickt wird (65.0%). Der letzte Klick vor dem Abschluss der Interaktion (fiktiver Kauf des im Warenkorb liegenden Laptops) kam überwiegend aus der Filterkomponente (70.0%).

Durchschnittlich wurden in der Beraterkomponente 16.35 Klicks ($SD=8.81$) registriert. Darin sind sowohl die Auswahl der Antworten als auch das Navigieren zwischen den Fragen enthalten. In der Filterkomponente konnten mehr Änderungen der Filter/Slider erfasst werden ($M=12.45, SD=8.35$).

Zum Ende der Interaktion blieben durchschnittlich noch 19 von 1303 Produkten in der Ergebnisliste übrig ($SD=22.24$).

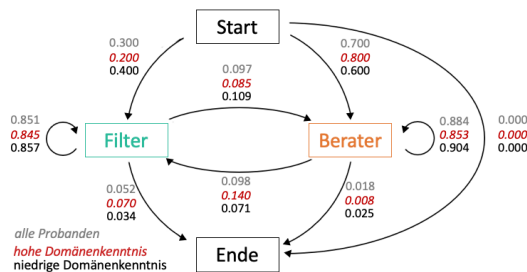


Abbildung 3: Modell zu Übergangswahrscheinlichkeiten für alle Probanden und für Probanden mit hoher bzw. niedriger Domänenkenntnis.

Übergänge zwischen Berater und Filter. Während der Interaktion wechselten die Probanden durchschnittlich 1.60 mal vom Berater zum Filter ($SD=1.23$). Umkehrt erfolgte der Wechsel etwas seltener ($M=1.20, SD=1.36$).

Basierend auf den aufgezeichneten Logdaten wurde zur Veranschaulichung ein Modell für Übergangswahrscheinlichkeiten aufgestellt. Diese sollen dabei helfen zu interpretieren, mit welchen Komponenten die Probanden wahrscheinlich starten, ob sie die Interaktion mit Filtern oder dem Berater beenden. Außerdem können so die Wechselwahrscheinlichkeiten zwischen den Komponenten dargestellt werden. Hier kann unterschiedliches Verhalten von Personen mit niedriger bzw. hoher Domänenkenntnis beobachtet werden (Abbildung 3). Zur Auswahl der Probanden mit niedriger bzw. hoher Domänenkenntnis wurde der Median bestimmt ($MD=2.92$). Probanden mit Werten unterhalb des Medians, wurden der Gruppe mit niedriger Domänenkenntnis zugewiesen.

Die Grafik zeigt, dass sowohl Probanden mit hoher wie niedriger Domänenkenntnis mit höherer Wahrscheinlichkeit zunächst den *Berater* nutzten. Die Wahrscheinlichkeit, dass Nutzer mit hoher Domänenkenntnis zur Filterkomponente wechseln, ist doppelt so hoch wie in der Vergleichsgruppe.

Probanden mit niedriger Domänenkenntnis wechselten zudem wahrscheinlicher von der Filter- zur Beraterkomponente. Interagieren die Probanden einmal mit einer Komponente, bleiben Sie mit hoher Wahrscheinlichkeit dort. Die Übergangswahrscheinlichkeit zwischen Filter und dem Ende der Interaktion ist zudem bei Probanden mit hoher wie niedriger Domänenkenntnis höher als die vom Berater zum Ende der Interaktion.

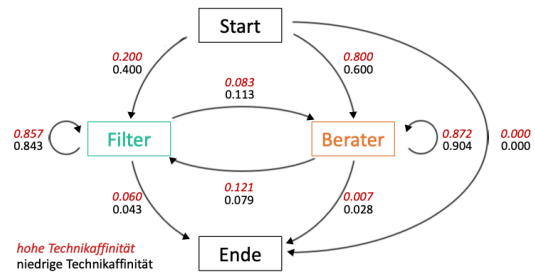


Abbildung 4: Modell zu Übergangswahrscheinlichkeiten bei Probanden mit hoher bzw. niedriger Technikaffinität.

Auch wenn sich in der vorliegenden Untersuchung Domänenkenntnis und Technikaffinität möglicherweise überschneiden können, so muss eine hohe Technikaffinität nicht zwangsläufig in einer Domänenkenntnis resultieren. Daher wurde das gleiche Verfahren für die Technikaffinität angewandt. Probanden, die unterhalb des Medians ($MD=3.59$) lagen, wurden der Gruppe mit geringer Technikaffinität zugewiesen. Bei den berechneten Übergangswahrscheinlichkeiten (vgl. Abbildung 4) zeigt sich auch hier, dass sowohl Probanden mit hoher als auch Probanden mit niedriger Technikaffinität häufig zuerst den Berater nutzen. Diese wechseln auch mit einer deutlich höheren Wahrscheinlichkeit als Probanden mit geringer Technikaffinität von der Berater- zur Filterkomponente. Außerdem zeigt sich auch hier, dass beide Gruppen in der Interaktion zuletzt die Filterkomponente verwendeten.

Kommentare zur Interaktion

Nach der Interaktion mit dem System konnten die Probanden Feedback zu dieser geben. Dazu wurden Sie zur Interaktion mit dem Berater und den Filtern befragt. Die erhobenen Logdaten und die in den vorherigen Abschnitten berichteten Ergebnisse spiegeln sich im Wesentlichen in den abgegebenen Kommentaren wieder.

Interaktion mit dem Berater. Generell beurteilten die Probanden das System recht positiv und fanden den Berater hilfreich, um die verfügbaren Laptops auf eine für das jeweilige Ziel angepasste Auswahl einzuschränken und „[...] um eine Vorauswahl der Laptops zu treffen.“

Auch Probanden mit hoher Domänenkenntnis nutzten diese Option, da es „leichter war, die Fragen des Beraters zu

beantworten, als die Filter zu setzen“. Ein Proband schrieb, dass er basierend auf den durch den Berater gesetzten Filtern *„[...] das Suchergebnis schnell verfeinern konnte, um zügig einen passenden Laptop auszuwählen*.“

Auch Probanden, welche zunächst die Filterkomponente nutzten, sahen einen Vorteil in der Nutzung des Beraters. Auf der einen Seite, um sich das mühsame Auswählen vieler Filteroptionen zu ersparen, auf der anderen Seite aber auch *„[...] um meine bisherige Auswahl, die ich durch Filter getroffen habe, zu unterstützen. Dies hat mich in meiner Vorauswahl bestätigt*.“ Ein Proband konnte so seine Filterwahl korrigieren und hat anschließend besser passende Laptops erhalten.

„Es war hilfreich, dass der Berater andere Filter gesetzt hat. Ich habe wohl für meinen Wunschlaptop die falschen CPUs ausgewählt, der Berater hat diese dann zu den besser passenden i7 Prozessoren korrigiert.“

Manche Probanden waren mit den vorgegebenen Antwortmöglichkeiten nicht zufrieden. Auf der einen Seite wünschten sich die Probanden bei der Frage nach der Nutzung die Möglichkeit, mehr als eine Antwort auswählen zu können, da sie beispielsweise sowohl *surfen und Filme anschauen* als auch *anspruchsvolle Office-Arbeiten* an ihrem Laptop erledigen wollen. Zudem kam es bei manchen Antwortmöglichkeiten zu Unterscheidungsproblemen, da die Antworten nicht genügend trennscharf formuliert waren. Hinzu kommt, dass die Probanden sich teilweise ausführlichere Erklärungen zu den Fragen bzw. Antwortmöglichkeiten wünschten. Dazu passt auch der Wunsch eines Probanden, den Berater an die Domänenkenntnis der Nutzer anzupassen.

„Der Berater könnte auch an die Expertise der Nutzer angepasst werden und spezifischere Anforderungen abfragen.“

Ein anderer Proband schlug einen ähnlichen Ansatz vor.

„Der Berater könnte zuerst fragen, was der status quo ist. Ob man einen vorhandenen Computer ergänzen, durch einen Laptop ersetzen oder ein erstes Gerät kaufen möchte.“

Zudem äußerten andere Probanden den Wunsch, bereits vorher zu sehen, welche Auswirkungen eine Antwort auf die Filter bzw. die Ergebnisse hat. Die angezeigten Auswirkungen hinsichtlich der Länge der Ergebnisliste führten zu unterschiedlichen Reaktionen. Einige Probanden äußerten sich positiv gegenüber dieser Erklärung, andere verunsicherten diese Information.

„Mich hat manchmal die Anzahl der noch passenden Produkte abgelenkt. Insbesondere, wenn nur noch eine sehr geringe Anzahl an verbliebenen Produkten vorhanden war. Diese könnte dazu führen, dass man lieber eine Antwort auswählt, die mehr verbliebene Produkte anzeigt.“

Interaktion mit den Filtern. Hinsichtlich der Nutzung der Filterkomponente merkte eine Vielzahl der Probanden an, diese nach der Nutzung des Beraters verwendet zu haben,

„[...] um die Empfehlungen weiter einzugrenzen“ und die Ergebnisliste weiter zu verfeinern.

Auch waren die Filter für die Probanden nützlich, um zusätzlich genauere Filter zu setzen, die im Beratungsprozess nicht berücksichtigt wurden, aber dennoch für die Probanden relevant waren. So haben die Probanden nachträglich beispielsweise eine spezifische Marke gewählt oder ein bestimmtes Betriebssystem ausgeschlossen.

„Manche Sachen hat der Berater nicht gefragt, sind aber dennoch für mich relevant. Auch konnte ich so nochmal ein paar Sachen anpassen, die der Berater gewählt hat.“

Des Weiteren gaben die Probanden an, dass sie oft nur die Filter modifiziert haben, mit denen sie sich auskannten. So ließen die meisten Probanden die durch den Berater gesetzten Filter, wie *CPU* oder *GPU*, unangetastet. Dieses Verhalten findet sich auch in den Logdaten der Interaktion wieder.

„Die Filter für CPU und Grafikkarte habe ich so gelassen, weil mir die Bezeichnungen eh nichts sagen.“

Einige Probanden fanden die Anzahl der Filter zu hoch und wünschten sich zum einen, diese ein- bzw. ausklappen zu können und zum anderen eine bessere Selektierbarkeit der Filteroptionen. Bei Filtern, die sehr vielen Optionen hatten, empfanden die Probanden die Selektion *„etwas mühsam*“. Als Verbesserungsvorschlag wurde hier mehrfach genannt, zusammenhängende Optionen zu gruppieren oder diese beispielsweise nach *Performance* auszuwählen (*„Nur Grafikkarten/CPU mit hoher Performance“*). Auch fehlten manchen Probanden weitere Erklärungen für die verfügbaren Filter, um diese auch ohne Fachwissen leichter zu verwenden, da sich *„[...] unerfahrene Nutzer durch die große Anzahl an Filtern verunsichert fühlen könnten*.“

Die Position der Filter in der Bedingung *BL* war sehr präsent, sodass diese vom Berater ablenkten. So nutzten Probanden zunächst die Filter, obwohl *„[...] obwohl der Berater mich erheblich schneller zu dem Produkt führen konnte*.“

Ein Proband äußerte zudem Schwierigkeiten mit den vielen verschiedenen Farben und wünschte sich eine Legende, die die Filter und die genutzte Farbkodierung der gewählten Filter erklärt.

„Ich habe zunächst den Berater benutzt, dann die Filter, aber ich fand die verschiedenen Farben bzw. das Durchgestrichene etwas verwirrend.“

Kommentare zur Kombination von Berater und Filter. Bezüglich der Integration eines Beraters in ein Filtersystem äußerten sich die Probanden ebenfalls positiv, wünschten sich aber eine tiefgreifendere Kopplung dieser beiden Komponenten. Beispielsweise äußerte ein Proband den Wunsch, genauere Erklärungen bezüglich der durch den Berater gesetzten Filter zu erhalten, um besser zu verstehen, wieso gerade diese Filteroptionen gewählt wurden.

„Schließlich bieten die Erläuterungen zu den Filtern zwar Erklärungen, dass diese vom Berater gewählt wurden – es bleibt aber unklar, warum ausgerechnet jene Werte zu der jeweiligen Antwort passen.“

Zur besseren Verdeutlichung der genutzten Filter schlugen Probanden vor, die Filter sukzessiv einzublenden, um so die Nutzerfreundlichkeit und das Verständnis für die durch den Berater gewählten Filter zu fördern.

„Vielleicht sollten die Filter am Anfang etwas reduzierter bzw. versteckt sein. Bei der Interaktion mit dem Berater könnten die Filter eingeblendet werden. Dann erkennt man noch besser, welche Filter der Berater vorauswählt und hat die Möglichkeit diese noch weiter zu verfeinern.“

Diskussion

Die quantitative und qualitative Untersuchung hat gezeigt, dass Nutzer mit hoher und niedriger Domänenkenntnis mit der Kombination von Berater- und Filtersystem zufrieden sind. Alle Probanden haben sowohl den Berater als auch das Filtersystem genutzt und zwischen den beiden Komponenten gewechselt. Die Ergebnisse zeigen, dass sowohl technikaffine als auch weniger technikaffine Probanden und solche mit geringer und hoher Domänenkenntnis Filter und Berater nutzen. Sie konnten mit dem integrierten System und der kombinierten Nutzung von Filter und Berater zufriedenstellende Ergebnisse erzielen. Dass auch technikaffine bzw. Probanden mit hoher Domänenkenntnis häufig zunächst den Berater verwendeten, kann auch durch die abgegebenen Kommentare zur Interaktion erklärt werden:

„Auch wenn ich den Berater wahrscheinlich nicht gebraucht hätte, war es hilfreich so schon ein paar Filter zu setzen.“

Dass die Probanden beide Komponenten nutzen, mit dem Prototypen insgesamt zufrieden sind und zu zufriedenstellenden Ergebnissen kommen, zeigt, dass die in Abschnitt 3 vorgeschlagene Konfliktbehandlung im getesteten Prototypen funktioniert. Zudem zeigt die Untersuchung, dass die umgesetzte Konfliktbehandlung verständlich ist.

Gerade durch die Vielzahl an unterschiedlichen Filterkategorien und darin enthaltenen Filteroptionen ist es eventuell auch für fachkundige Probanden leichter, zunächst den Berater zu nutzen. Präferenzen lassen sich schneller, mit wenigen Schritten auf mögliche Filter übertragen, um anschließend durch das Anpassen der bereits vorausgewählten Filteroptionen die Ergebnisse mit weniger Aufwand zu optimieren.

Dass auch viele Probanden mit geringer Domänenkenntnis zunächst filterten, ist möglicherweise mit der dominanten Darstellung der Filterkomponente zu erklären. Auch sind einige Filter, wie Preis oder Gewicht, selbsterklärend und benötigen kein Expertenwissen. Manche nutzten möglicherweise auch aus Gewohnheit zunächst die Filter, da diese nahezu in jedem Online-Shop zu finden sind. Zudem hatten

die Probanden möglicherweise schon ein oberes Preislimit und wollten dieses zuerst setzen, bevor sie sich weitergehend mit anderen Aspekten beschäftigten.

Die quantitative Untersuchung zeigt, dass es teilweise signifikante Unterschiede zwischen den beiden Bedingungen gibt. Das könnte sich damit erklären lassen, dass in der Bedingung *BL*, welche durchweg besser bewertet wurde, der Berater in der linken, schmalen Spalte des Systems positioniert war und die Filter auf einer größeren Fläche über den Produkten angeordnet waren. Die Probanden konnten so möglicherweise Veränderungen der Filter durch den Berater eher wahrnehmen. Daraus könnte eine bessere Nachvollziehbarkeit der Ergebnisse und ein besseres Verständnis der automatisch durch die Berater gesetzten Filter resultieren.

Die Stichprobe der Nutzerstudie war zwar verhältnismäßig klein und spezifisch, erfüllte aber dennoch das primäre Ziel der Studie, Probleme und weitergehende Anforderungen an das System zu identifizieren. Daher sollte das System in weiteren Untersuchungen einer größeren Stichprobe zur Verfügung gestellt werden, um verlässlichere Aussagen hinsichtlich der Nutzung treffen zu können. Weiterhin sollte das System für andere Domänen und mit einer breiteren Zielgruppe getestet werden, um verlässlichere Aussagen zur Allgemeingültigkeit treffen zu können.

5 FAZIT & AUSBLICK

In der Arbeit wurden die Anforderungen an einen in ein Filtersystem integrierten dialogbasierten Produktberater beschrieben und ein darauf basierender Prototyp in einer ersten Nutzerstudie quantitativ und qualitativ evaluiert.

Die durchgeführte Nutzerstudie zeigt, dass die Integration eines dialogbasierten Produktberaters in ein Filtersystem für Laptops durchaus positiv von den Probanden aufgenommen wird. Sowohl Probanden mit einer hohen als auch solche mit einer geringen Domänenkenntnis nutzten die Berater- und Filterkomponenten des Systems. Beide Komponenten haben unterschiedliche Zwecke und können von beiden Nutzergruppen sinnvoll verwendet werden. Der Berater kann für Nutzer mit hoher Domänenkenntnis ebenso eine Hilfe sein wie für solche mit geringer Domänenkenntnis. Er kann sowohl als Einstieg in ein vorhandenes System mit komplexen Filtermöglichkeiten als auch zur Verifikation bereits gesetzter Filtereinstellungen genutzt werden.

Die von Probanden gewünschte stärkere Kopplung zwischen Berater- und Filterkomponente muss in zukünftigen Arbeiten weitergehend untersucht werden, um beispielsweise Lösungen zu entwickeln, die Nutzer, die bereits ein oder mehrere Filter gesetzt haben, mit einem adaptiven Dialogsystem unterstützen können. Hier wäre es vor allem interessant, eine verstärkte Kopplung von der Filter- zur Beraterkomponente herzustellen und den Beratungsprozess stärker auf

die bereits gewählten Filter anzupassen. Hier sollte die vorgeschlagene Konfliktbehandlung weiter ausgebaut werden. Auch die visuelle Hervorhebung der Kopplung beider Komponenten sollte verstärkt werden. So könnten beispielsweise die Änderungen im Filter animiert werden, um den Fokus der Nutzer auf diese zu lenken. Auch könnten die gegebenen Antworten im Berater mit den korrespondierenden Filtern verbunden werden, um die Verbindung hervorzuheben.

Die Probanden finden die Kombination von Berater und Filter sinnvoll und würden sich eine noch stärkere Kopplung wünschen. Auch wäre es sinnvoll, einen natürlicheren Beratungsprozess zu simulieren, in dem man einen auf weniger starre Frage- und Antwortstrukturen basierenden Berater konzipiert und beispielsweise einen natürlichsprachlichen Dialog in ein Filtersystem integriert. Dies kann helfen, flexiblere und persönlichere Beratungsprozesse darzustellen und auch die Kopplung von Filter zu Berater zu verstärken. So kann der Berater individuell auf durch den Nutzer neu gesetzte Filter eingehen und beispielsweise daraus resultierende Fragen generieren. Auch flexible Startpunkte des Beraters wären so denkbar.

Zudem sollte eine größere Nutzerstudie durchgeführt werden, die aktuell bestehende Systeme, die nicht beide Komponenten zusammenführen, mit der integrierten Lösung vergleicht. So kann untersucht werden, ob sich der in dieser Arbeit gefundene Mehrwert des Systems bestätigen lässt.

LITERATUR

- [1] Alicia Abella, Michael K. Brown, and Bruce Buntschuh. 1997. Development principles for dialog-based interfaces. In *Dialogue Processing in Spoken Language Systems*, Elisabeth Maier, Marion Mast, and Susann LuperFoy (Eds.). Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 141–155.
- [2] Maurizio Atzori, Ludovico Boratto, and Lucio Davide Spano. 2017. Towards chatbots as recommendation interfaces. In *CEUR WORKSHOP PROCEEDINGS*, Vol. 1945. CEUR-WS, 28–31.
- [3] John Brooke et al. 1996. SUS-A quick and dirty usability scale. *Usability evaluation in industry* 189, 194 (1996), 4–7.
- [4] Simon Doods, Toon De Pessemier, and Luc Martens. 2014. Improving IMDb movie recommendations with interactive settings and filters. In *8th ACM Conference on Recommender Systems (Poster-RecSys 2014)*, Vol. 1247.
- [5] Marti Hearst. 2009. *Search user interfaces*. Cambridge University Press.
- [6] Katja Karrer, Charlotte Glaser, Caroline Clemens, and Carmen Bruder. 2009. Technikaffinität erfassen – der Fragebogen TA-EG. *ZMMS Spektrum* 29 (09 2009).
- [7] Jonathan Koren, Yi Zhang, and Xue Liu. 2008. Personalized interactive faceted search. In *Proceedings of the 17th international conference on World Wide Web*. ACM, 477–486.
- [8] Sunhwan Lee, Robert Moore, Guang-Jie Ren, Raphael Arar, and Shun Ji-ang. 2018. Making Personalized Recommendation through Conversation: Architecture Design and Recommendation Methods. In *Workshops at the Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence*.
- [9] Benedikt Loepp, Katja Herrmann, and Jürgen Ziegler. 2015. Blended Recommending: Integrating Interactive Information Filtering and Algorithmic Recommender Techniques. In *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems - CHI '15*. ACM Press, Seoul, Republic of Korea, 975–984.
- [10] Pearl Pu, Li Chen, and Rong Hu. 2011. A User-Centric Evaluation Framework for Recommender Systems. In *RecSys '11: Proceedings of the 5th ACM Conference on Recommender Systems*. ACM, 157–164.
- [11] Pearl Pu, Li Chen, and Rong Hu. 2012. Evaluating Recommender Systems from the User's Perspective: Survey of the State of the Art. *User Modeling and User-Adapted Interaction* 22, 4-5 (2012), 317–355.
- [12] Francesco Ricci, Lior Rokach, and Bracha Shapira. 2011. Introduction to recommender systems handbook. In *Recommender systems handbook*. Springer, 1–35.
- [13] Giovanni Maria Sacco and Yannis Tzitzikas. 2009. *Dynamic taxonomies and faceted search: theory, practice, and experience*. Vol. 25. Springer Science & Business Media.
- [14] Nava Tintarev and Judith Masthoff. 2012. Evaluating the Effectiveness of Explanations for Recommender Systems. *User Modeling and User-Adapted Interaction* 22, 4-5 (2012), 399–439.
- [15] Ka-Ping Yee, Kirsten Swearingen, Kevin Li, and Marti Hearst. 2003. Faceted metadata for image search and browsing. In *Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems*. ACM, 401–408.
- [16] Lotfi A Zadeh. 1965. Fuzzy sets. *Information and control* 8, 3 (1965), 338–353.