

Vorüberlegungen zur Quantifizierung von Einflussgrößen zeitabhängiger, gesundheitsbezogener Datenvisualisierungen

Sabine THEIS, Matthias WILLE, Alexander MERTENS, Christopher M. SCHLICK

*Lehrstuhl und Institut für Arbeitswissenschaft der RWTH Aachen
Bergdriesch 27, D-52062 Aachen*

Kurzfassung: Die Digitalisierung medizinischer Mensch-Maschine Systeme teilt Daten eine lebenswichtige Rolle bei systemgestützten Prozessen zu. Visuelle Repräsentationen eignen sich innerhalb dieses Prozesses genau dann zur Komplexitätsreduktion, wenn Einflussgrößen der Entscheidungsprozesse quantifiziert und ergonomisch gestaltet werden können. Der Beitrag beschreibt zunächst den Hintergrund und bisherige Arbeiten hinsichtlich der Quantifizierung von Einflussgrößen im Umgang mit gesundheitsbezogenen Datenvisualisierungen (GDV). Als Grundlage für möglichst generalisierbare Ergebnisse wurden dabei zunächst relevante Informationen, Aufgaben und Daten als Teil einer Kontextanalyse identifiziert. Im weiteren Verlauf werden geplante Untersuchungen zur Identifikation relevanter Einflussgrößen vorgestellt und bisherige Arbeiten zur Quantifizierung der GDV Qualität zusammengefasst, Wissenslücken abgeleitet und Vorhaben zu deren Adressierung erläutert.

Schlüsselwörter: Digitalisierung, Medizin, Visualisierung, Kognition, Evaluation

1. Hintergrund

Mit der fortschreitenden Alterung der Bevölkerung, steigt die Zahl derer, die medizinisch betreut werden müssen. Dem Gesetzgeber zufolge, steigen die Erwartungen an institutionell bereitgestellte Informationen, durch eine immer besser informierte Gesellschaft. Neben Medizinern stehen dabei auch zunehmend Patienten Daten des eigenen, gesundheitsbezogen Verhalten zur Verfügung. In dem Zusammenhang wird die digitale Vernetzung als Möglichkeit gesehen, den Patienten zu stärken und sein Leben effizient zu retten. Ergonomische Ansätze können dabei helfen, diesen Prozess gemeinsam mit den Nutzern zu gestalten und so sichere, benutzbare und akzeptierte Systeme zu entwerfen.

2. Telemedizinische Aufgaben und Daten

Vorliegender Beitrag geht von einer Informationsdefinition im Kontext technischer Kommunikationssysteme oder Computer aus. Information ist dabei ein Signal oder Zeichen, welches Daten repräsentiert. Ähnlich einem Teleskop, Mikroskop oder Oszilloskop, welche unterschiedliche Perspektiven des gleichen Objekts zeigen, können verschiedene Informationsrepräsentationen unterschiedliche Blickwinkel derselben Informationen liefern. Zum Beispiel kann ein Text, ein Bild oder eine Grafik die gleiche Information transportieren. Der Informationsbedarf des Nutzers ist damit

Voraussetzung für die Untersuchung unterschiedlicher Informationsdarstellungen. Aufgaben und Daten, die für den Anwender von Bedeutung sind, werden in bisherigen Arbeiten durch Taxonomien oder Topologien in Beziehung zueinander gesetzt (Ward 2002; Shneiderman 1996; Dasgupta et al. 2015; Ellis & Dix 2007; Valiati et al. 2006; Tory & Moller 2004; Chi 2000). Dadurch können Aufgaben unterschiedlicher Abstraktionsebenen betrachtet werden. Taxonomien und Topologien unterstützen generalisierbare Ergebnisse der Evaluation von Datenvisualisierungen. Orientierung bei ihrer Entwicklung bieten die "warum?"-, "wie?"- und "was?"-Dimensionen (Brehmer & Munzner 2013). Um zu wissen, welche Daten und Aufgaben für eine möglichst große Anwendergruppe telemedizinischer Systeme relevant sind und dadurch einen Ausgangspunkt für weitere Studien zu erhalten, wurde eine visualisierungsbezogene Aufgaben- und Kontextanalyse durchgeführt. Hierbei wurden die größten Gruppen personeller Aufgabenträger berücksichtigt: älteren Menschen und (tele-)medizinische Experten (Haas 2005). Hinsichtlich gesundheitsbezogener Informationssysteme existiert die Notwendigkeit, Werte gesundheitsbezogener Parameter an den Anwender zu übermitteln damit dieser daraus für ihn relevante Informationen extrahieren kann. Dabei besitzen Werte verschiedene Eigenschaften und können unterschiedlich dargestellt sein. Ein Wert kann als Zahl, oder grafisch als Balken dargestellt werden. Werte können gemessen werden und verfügen über eine quantifizierbare Ordnung, einen natürlichen Nullpunkt oder quantifizierbare Abstände zwischen einzelnen Ausprägungen. Qualitative Merkmale hingegen werden durch Angabe einer Bezeichnung aus einer erlaubten Menge ausgewählt. Dabei verfügen sie über eine natürliche Rangfolge anhand derer sie sortiert werden können (Ordinalskala) oder sie weisen keine inhaltliche Rangfolge auf (Nominalskala). Über diese Unterteilung hinaus hat (Shneiderman 1996) anhand einer Aufgaben- und Datentaxonomie folgende visualisierungsorientierten Daten definiert: Ein-, zwei-, drei- und multidimensionale Daten, Daten in Baumstruktur, netzförmige Daten, zeitliche Daten. Relevante Aufgaben umfassten in diesem Artikel: Überblick gewinnen, Zoomen, Filtern, Details auf Anfrage (overview first, zoom and filter, then details on demand). Munzner's Nested-Model (Munzner, 2009) und zu einem späteren Zeitpunkt Brehmer's abstrakte Aufgaben Typologie (Brehmer & Munzner, 2013) bauen auf Shneiderman's (1996) „Task by Data Type Taxonomy“ auf und beziehen sich ausschließlich auf die Berücksichtigung visualisierungsbezogener Aufgaben und Datentypen. Allgemeine telemedizinische Aufgaben definieren Bashshur et al. (2011) als Beratung Diagnose, Mentoring und Monitoring und beinhalten keine visualisierungsbezogenen Aufgaben oder Datentypen. Um herauszufinden, welche Daten telemedizinische Experten und ältere Nutzer telemedizinischer Systeme als relevant erachten, wurde mit beiden Gruppen eine Nutzerbefragung (Experten: N = 47, Nutzer 60+: N = 30) auf Grundlage bestehender visualisierungsbezogener und telemedizinischer Aufgaben und Daten durchgeführt. Während die Expertenbefragung als strukturierte Online Fragebogen durchgeführt wurde, dienten semi-strukturierte, qualitative Interviews dazu den allgemeinen Informationsbedarf älterer Menschen zu ermitteln. Die Stichprobengröße einzelner Fragen der Expertenstudie schwankt, da nicht von allen Teilnehmern alle Fragen beantwortet wurden. Zeitabhängige, quantitative Daten wurden so als wichtigster Datentyp identifiziert (Experten: N = 19). Für die Gruppe der Nutzer gelten zeitabhängige Daten (N = 20) ebenfalls als wichtigste Daten. Experten betrachten Monitoring als wichtigste telemedizinische Aufgabe (N = 19). Vorläufige Ergebnisse der Expertenbefragung und eine genauere Beschreibung der Methode und

Vorgehensweise finden sich unter Theis, Mertens, & Schlick (2015). Ältere Nutzer gaben an, Ausreißer und Einzelwerte zusammen mit zeitabhängigen Daten seien besonders wichtig im (tele-)medizinischen Kontext. Statt wie bei der Expertenstudie Datentypen telemedizinischen Aufgaben zuzuordnen, erhielten die Nutzer hier die Möglichkeit die Bedeutung jedes Datentyps auf einer 5-Punkt Likert-Skala zu bewerten. Als Ergebnis dieser Vorstudie werden zeitabhängige, multivariate Daten und Ausreißer als Untersuchungsgegenstand in zukünftigen Studien berücksichtigt.

3. Altersabhängige Einflussgrößen zeitabhängiger Datenvisualisierungen

Nachdem zeitabhängige Daten als medizinisch bedeutsamste Datenklasse identifiziert wurden, stellt sich vor dem Hintergrund des Digitalen Wandels jetzt die Frage nach den wichtigsten Einflussgrößen auf den Umgang mit deren visuellen Repräsentationen sowie der Einfluss des Alters darauf. Nur mit diesem Wissen können gesundheitsrelevanten Daten den Bedürfnissen ältere Menschen entsprechend gestaltet werden. Bisher wird bei der Auswahl an Visualisierungen vorwiegend die bekannteste, innovativste oder eine beliebige verwendet. Entscheidungskriterien die sich an dem Bedarf und den Fähigkeiten der Nutzer orientieren finden selten Anwendung. Da Entscheidungen in vielen Bereichen und besonders in der Medizin, sicherheitskritisch und überlebenswichtig sein können, sind ergonomische und altersabhängige Visualisierungsuntersuchungen von entscheidender Bedeutung. Als Repräsentationen abstrakter mathematischer Konzepte, bei denen Mittelwerte oder Korrelationen zu den allgemein Verständlichsten zählen, sind Datenvisualisierungen für Menschen mit entsprechendem Hintergrund- bzw. Fachwissen einfach zugänglich. Moderne telemedizinische Systeme sollen Daten jedoch auch für Endnutzer (Patienten, Angehörige) ohne entsprechendes Hintergrundwissen dar. Unklar bleiben die Anforderungen von Novizen an die Darstellungen, insbesondere wenn es sich dabei um ältere Menschen handelt. Wahrnehmungs- und Aufmerksamkeitsprozesse sind die Vorstufe des planvollen Handelns und werden wiederholt als eine wichtige Einflussgröße im Umgang mit Visualisierungen genannt. Als Verbindung zwischen Außenwelt und Bewusstsein helfen sie dem Menschen seine Umwelt zu interpretieren. Unklar ist, ob es altersabhängige Unterschiede es im Umgang mit zeitabhängigen Visualisierungen gibt und wie Zusammenhänge zwischen wahrnehmungs- und aufmerksamkeitsabhängigen Prozessen und der Performanz in Visualisierungsaufgaben geartet sind. Zur Identifikation von altersabhängigen Einflussgrößen ist eine Laborstudie geplant, bei der Teilnehmer mithilfe unterschiedlicher Visualisierungen zeitabhängiger Daten und auffällige Werte identifizieren und Schlussfolgerungen für die persönliche Gesundheit ziehen sollen. Um individuelle Aufmerksamkeitsressourcen der Teilnehmer zu erfassen, wird das Aufmerksamkeitsmodell nach Van Zomeren & Brouwers (1994) herangezogen. Intensitäts- und Selektivitätsaspekte wie Aufmerksamkeit, Vigilanz, kurzfristige, frühe und längerfristige Aufmerksamkeitsaktivierung werden anhand der TAP (Testbatterie zur Aufmerksamkeitsprüfung) 2.3 überprüft. Dabei handelt es sich um eine Sammlung von Verfahren, die es ermöglichen soll, eine differenzierte Diagnostik von Aufmerksamkeitsleistungen durchzuführen (Zimmermann & Fimm, 2002). Um mentale Prozesse und Suchvorgänge während der Versuchsaufgabe objektiv nachvollziehen zu können, wird zusätzlich die Blickbewegung erfasst. Parameter wie überlappende AOIs, Fixationen pro AOI, Zeit bis zur ersten Fixation eines

bestimmten Ziels, Zeit bis zur ersten Fixation auf mehreren bestimmten Zielen gleichzeitig, Reihenfolge der AOIs basierend auf erster Fixation, Zeit zwischen erster Ziel-Fixation und Klick auf das Ziel, Anzahl/Prozentualer Anteil an Fixationen innerhalb jeder AOI, Scanweg-Länge, kumulativer Winkel des Scanwegs, sequenzielle Übergänge zwischen einzelnen AOIs und der Pupillendurchmesser des Teilnehmers als Indikator für visuelle Ermüdung werden dabei eine Rolle spielen. Zusätzlich wird die Kontrastsehfähigkeit und die individuelle Sehschärfe, mit einem Sehtestgerät erfasst. Bei der geplanten Studie handelt es sich um eine quantitative Analyse bei der subjektive und objektive Methoden dazu verwendet werden, den Zusammenhang zwischen Reizaufnahme- und Aufmerksamkeitsparametern und der Leistung im Umgang mit ZDV zu bestimmen. Bestehende Altersunterschiede sollen schließlich mit üblicher Varianzanalyse, Zusammenhänge anhand von Korrelations- und/oder Regressionsanalysen untersucht werden.

4. Quantifizierungsansätze zur Bewertung von Datenvisualisierungen

Um vorherzusagen, wie effektiv eine Datendarstellung für einen Nutzer ist sollen im nächsten Schritt die perzeptiven und kognitiven Kosten quantifiziert werden. Bis jetzt existiert kein angemessenes Modell zur Vorhersage der menschlichen Leistung im Umgang mit zeitabhängigen Datenvisualisierungen. Der im vorherigen Abschnitt beschriebene Versuch soll perzeptive und aufmerksamkeitsrelevante Einflussgrößen identifizieren, die dann in ein Gesamtmodell zur Leistungsprädiktion als Qualitätsbeschreibung einer DV herangezogen werden können. Die Herausforderung liegt dabei zunächst in der Definition von Leistung. Letztendlich wird die unter 1. beschriebenen Aufgaben, Daten und Kontextanalyse die Antwort auf die Frage liefern, was DV im Kontext von Gesundheit leisten müssen. Der nachfolgende Blick auf bisherige Ansätze der Entwicklung von Leistungsmaßen zur Vergleichbarkeit von DV zeigt, dass die Qualität einer Visualisierung eng mit der Leistung des Menschen verknüpft ist. Dementsprechend sind Antwortzeit und -genauigkeit beliebte Leistungsgrößen. Diese werden in vielen Fällen zur Bewertung herangezogen, sind jedoch nicht immer ausreichend. Darüber hinaus wurde kognitive Belastung beim Umgang mit Graphen-Visualisierungen durch Huang, Eades & Hong (2009) zusammen mit Fehler und Aufgabendurchführungszeit als Effektivitätsmaß von Visualisierungen herangezogen. Das dabei verwendete Modell berücksichtigt Aufgabendurchführungszeit des Nutzers, kognitive Belastung und geistige Leistung. Die Effektivität einer Visualisierung definiert sich demnach durch die z-Werten der Antwortgenauigkeit (RA: reaction accuracy), Reaktionszeit (RT: reaction time) und geistige Anstrengung (ME: mental effort) als:

$$(1) \quad E = \frac{(z_{RA} + z_{ME} - z_{RT})}{\sqrt{3}}$$

Da beteiligte Größen in verschiedenen Arten von Einheiten gemessen werden, werden sie zu z-Werten transformiert um sie somit standardisieren und vergleichen zu können. Dieses Modell soll gegebenenfalls um perzeptive und aufmerksamkeitsabhängige Größen erweitert werden. Weiterhin richten sich die bisherigen Bemühungen zur Quantifizierung auf den Visualisierungsprozess selber, wobei einzelne Schritte als Datenraumtransformationen betrachtet werden und eine prozessübergreifende Quantifizierung die informationstheoretische Berechnung des

kumulativen Kosten-Nutzen Verhältnisses über die gesamte Visualisierungsprozesskette hinweg beinhaltet (Chen & Golan, 2015). Als Datenraumtransformationen gelten Algorithmen die aus einer Datenmenge wichtige Dateneigenschaften selektieren (data pre-processing), das visuelle Mapping von grafischen Attributen (visual mapping) oder auch die menschlichen Wahrnehmungs- und Entscheidungsprozesse die auf Visualisierungen basieren. Charakteristisch dabei ist die Transformation von Datenräumen korrespondierend mit einer Verkleinerung der maximalen Entropy $[H(Z) = -M \sum 1 p(z_i) \log^2 p(z_i)]$, sie beschreibt das Level der Unsicherheit eines bestimmten Alphabetes vor und nach der Transformation. Das stufenweise berechnete Kosten-Nutzen-Verhältnis (Incremental CBR) einer Transformation F_s von Z_s Z_{s+1} ist somit definiert als das Verhältnis zwischen Nutzen $B(F_s)$ und Kosten $C(F_s)$. Die Kosten einer Datenraumtransformation werden durch Energie, Zeit oder monetäre Mittel bestimmt. Laut Chen & Golan (2015) sind die Kosten kognitiver Prozesse grundsätzlich schwerer zu bestimmen. Was mit ein Grund dafür sein kann, dass menschliche Parameter zur Quantifizierung der Visualisierungseffektivität nur eingeschränkt berücksichtigt werden. Dementsprechend wird der Bedarf für ein Modell zur Quantifizierung der Visualisierungseffektivität zeitbasierter, multivariater DV identifiziert. Es ist geplant, informationstheoretische und kognitive Modelle hinsichtlich der Perzeption und Aufmerksamkeit der Nutzer zu ergänzen. Zeigen sich in der finalen Auswertung altersabhängige Unterschiede beim Einfluss der Wahrnehmung und Aufmerksamkeit auf die Leistung im Umgang mit zeitbasierten Datenvisualisierungen, wird zusätzlich deren Berücksichtigung in entsprechendem Gesamtmodell angestrebt.

5. Literatur

- Bashshur, R., Shannon, G., Krupinski, E., & Grigsby, J. (2011) The taxonomy of telemedicine. *Telemedicine Journal and E-Health: The Official Journal of the American Telemedicine Association*, 17(6), 484–494.
- Brehmer, M., & Munzner, T. (2013) A multi-level typology of abstract visualization tasks. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 19(12), 2376–2385.
- Chen, M., & Golan, A. (2015) What May Visualization Processes Optimize? arXiv [cs.HC].
- Chi, E. H. (2009) A taxonomy of visualization techniques using the data state reference model. In *IEEE Symposium on Information Visualization 2000. INFOVIS 2000. Proceedings* (pp. 69–75).
- Dasgupta, A., Poco, J., Wei, Y., Cook, R., Bertini, E., & Silva, C. T. (2015) Bridging Theory with Practice: An Exploratory Study of Visualization Use and Design for Climate Model Comparison. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, PP (99), 1–1.
- Ellis, G., & Dix, A. (2007) A taxonomy of clutter reduction for information visualisation. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 13(6), 1216–1223.
- Haas (2005) *Medizinische Informationssysteme und Elektronische Krankenakten*, Springer Verlag.
- Huang, W., Eades, P., & Hong, S.-H. (2009) Measuring effectiveness of graph visualizations: A cognitive load perspective.
- Munzner, T. (2009) A nested model for visualization design and validation. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 15(6), 921–928.
- Shneiderman, B. (1996). *The Eyes Have It : A Task by Data Type Taxonomy for Information Visualizations*.
- Theis, S., Mertens, A., & Schlick, C. M. (2015) Preliminary results of an exploratory study towards a general task and data model for telemedical visualizations. In *Proceedings 19th Triennial Congress of the IEA* (Vol. 9, p. 14).
- Tory, M., & Moller, T. (2004) Rethinking Visualization: A High-Level Taxonomy. In *Information Visualization, 2004. INFOVIS 2004. IEEE Symposium on* (pp. 151–158).

- Valiati, E. R. A., Pimenta, M. S., & Freitas, C. M. D. S. (2006) A Taxonomy of Tasks for Guiding the Evaluation of Multidimensional Visualizations. In Proceedings of the 2006 AVI Workshop on Beyond Time and Errors: Novel Evaluation Methods for Information Visualization (pp. 1–6). New York, NY, USA: ACM.
- Ward, M. O. (2002) A Taxonomy of Glyph Placement Strategies for Multidimensional Data Visualization. *Information Visualization*, 1(3-4), 194–210.
- Zimmermann, P., Fimm, B., 2002. Testbatterie zur Aufmerksamkeitsprüfung Version 1.7. Psytest, Herzogenrath.

Danksagung: Diese Veröffentlichung entstand im Rahmen des Forschungsprojekts “TECH4AGE”, welches durch das Bundesministerium für Bildung und Forschung gefördert (BMBF, Grant No. 16SV7111) und durch den VDI/VDE Innovation + Technik GmbH beaufsichtigt wird.