

Hans-Christian Jetter

B 13 Informationsvisualisierung und Visual Analytics

1 Einführung

Die Visualisierung digitaler Datenbestände mit dem Computer ist heute alltäglich geworden. Spätestens seit der COVID-19-Pandemie sind computergenerierte Datenvisualisierungen und deren Interpretation durch den Menschen nicht mehr nur Expert*innen für Statistik und Datenanalyse vorbehalten. Stattdessen sind interaktive Visualisierungen zur Darstellung von Trends, Mustern oder Vergleichen in Daten zu festen Bestandteilen unseres medialen Alltags geworden, ob im (Daten-)Journalismus (DeBold & Friedman 2015), in den sozialen Medien (Bostock 2022) oder bei der Kommunikation von Behörden mit der Bevölkerung (Robert Koch-Institut – RKI 2022). Wie bereits von Reiterer und Jetter (2013) in einer früheren Auflage dieses Beitrags thematisiert wurde, bietet dieser Trend zur interaktiven und narrativen Visualisierung in den Massenmedien den Benutzer*innen neue Möglichkeiten des datenbasierten Erkenntnisgewinns. Seitdem populariert zusätzlich die Vielzahl verfügbarer „Tracker“-Apps mit dem Ziel der Verhaltensoptimierung (z. B. im Bereich Fitness oder Energiekonsum) die interaktive Visualisierung und Analyse persönlicher und privater Daten. Auch im beruflichen Alltag haben sich einstige Nischenwerkzeuge, wie z. B. die Visualisierungssoftware Tableau, in äußerst populäre Anwendungen verwandelt und sind zum Gegenstand zweistelliger Milliardeninvestitionen geworden (Clark 2019), insbesondere für die Visualisierung und Analyse von Geschäftsdaten (Perkhofer et al. 2019). Im Lichte dieser Entwicklungen soll dieser Beitrag daher im Folgenden einerseits grundlegende Begriffe und Konzepte der *Informationsvisualisierung* vermitteln, andererseits auch Alltagsformen und Zukunftstrends wie *Visual Analytics* thematisieren.

2 Was ist Informationsvisualisierung?

Die Fachdisziplin Informationsvisualisierung (*information visualization* oder kurz *InfoVis*) hat sich aus der älteren Fachdisziplin der wissenschaftlichen Visualisierung (*scientific visualization*, kurz *SciVis*) entwickelt. Beide Disziplinen verfolgen das Ziel, durch eine computerbasierte Generierung visueller Darstellungen aus Daten Betrachter*innen zu neuen Einsichten und Erkenntnissen zu verhelfen. Die resultierenden Bilder sind dabei kein ästhetischer Selbstzweck, sondern ein Mittel zur effizienten Vermittlung oder neuen Erschließung handlungsrelevanten Wissens aus den dargestellten Daten. Entsprechend lautet ein bekanntes Credo der Visualisierung auch: „The goal of visualization is insight and not pictures.“ (Card et al. 1999, S. 6)

Der wesentliche Unterschied zwischen SciVis und InfoVis besteht im Gegenstand der Visualisierung. Die wissenschaftliche Visualisierung steht vor der Aufgabe, umfangreiche sensorische Daten oder Simulationsergebnisse mit meist räumlichem Charakter (z. B. Erdbeobachtungsdaten von Satelliten, Daten aus bildgebenden Tomografieverfahren in der Medizin, aerodynamische Simulationen von Bauteilen) so zu visualisieren, dass die Nutzer*innen aus der Fülle der Daten die für ihre jeweilige Fragestellung rele-

vanten Schlüsse ziehen können (z. B. Identifikation von „Hotspots“ der CO₂-Konzentration in der Atmosphäre, Lokalisierung krankhafter Gewebestrukturen in einem menschlichen Körper, Lokalisierung von Quellen unerwünschter Luftwirbel an einem Bauteil). Die Darstellung erfolgt in der Regel dreidimensional und bildet einen räumlichen Ausschnitt aus der realen Welt ab. Die SciVis wird daher auch als enge Verwandte der Computergrafik betrachtet, da algorithmische Verfahren für die effiziente Berechnung, Darstellung und Speicherung umfangreicher 3D-Modelle eine wichtige Rolle spielen.

In der InfoVis sind die Ausgangsdaten dagegen in der Regel abstrakte, nicht-räumliche Daten (z. B. Infektions- oder Verkaufszahlen im zeitlichen Verlauf; Kennzahlen technischer oder wirtschaftlicher Prozesse; Metadaten von Dokumenten, Mediendateien oder Suchtreffern; Baum- oder Netzwerkstrukturen aus Dokumentenbeständen, sozialen Netzwerken oder Lieferketten). Diese können erst durch ihre visuelle Darstellung überhaupt einer gegenständlichen Betrachtung durch den Menschen zugeführt werden. Die besondere Herausforderung der InfoVis besteht also darin, diese abstrakten Daten durch geeignete visuelle Strukturen, welche durch den Computer automatisch gezeichnet und nach Interaktionen durch die Benutzer*innen aktualisiert werden, zunächst für das menschliche Auge wahrnehmbar und in weiterer Folge für die menschliche Interpretation zugänglich zu machen. Dabei dient die Visualisierung als Unterstützung und Verstärker menschlicher Kognition (Card et al. 1999, Kap. 1), da sie den Einsatz der hohen Bandbreite der menschlichen visuellen Wahrnehmung und derer Mustererkennung für das Verständnis großer Datenmengen ermöglicht (Thomas & Cook 2005). Sie vereinfacht damit die schnelle Erkennung von Mustern, Anhäufungen, Lücken und Ausreißern in großen Datenmengen (Shneiderman 1996).

3 Beispiele für Visualisierungs- und Interaktionsformen

Ein klassisches Beispiel der interaktiven Visualisierung ist die *Zeitreihenvisualisierung* mit der die Veränderung eines oder mehrerer Werte (z. B. Börsenkurse, Temperaturen, Inzidenzen) über die Zeit dargestellt wird. Dem Beispiel in Abbildung 1 kann auf einen Blick entnommen werden, dass hier ein sich in ähnlicher Form wiederholendes Muster mit einem leichten Aufwärtstrend dargestellt wird. Dabei ist eine der möglichen Interaktionsmöglichkeiten mit der Visualisierung die Auswahl von Datenpunkten mit dem Mauszeiger, um damit sprechblasenähnliche „Tooltips“ mit genauen X- und Y-Werten einzublenden (Abbildung 1). Weiterhin existieren Möglichkeiten zur Navigation bzw. zum Zoomen auf der Zeitachse, da die dargestellten Daten im oberen Hauptbereich (der *detail view*) durch Mausinteraktion mit der Miniaturdarstellung am unteren Rand (der *overview*) kontrolliert werden können. Gerade bei großen Datenmengen spielen solche sogenannten „Overview+Detail“-Techniken mit kompakten Überblicksdarstellungen für die Navigation in großen Detaildarstellungen eine zentrale Rolle (Friedl et al. 2021).

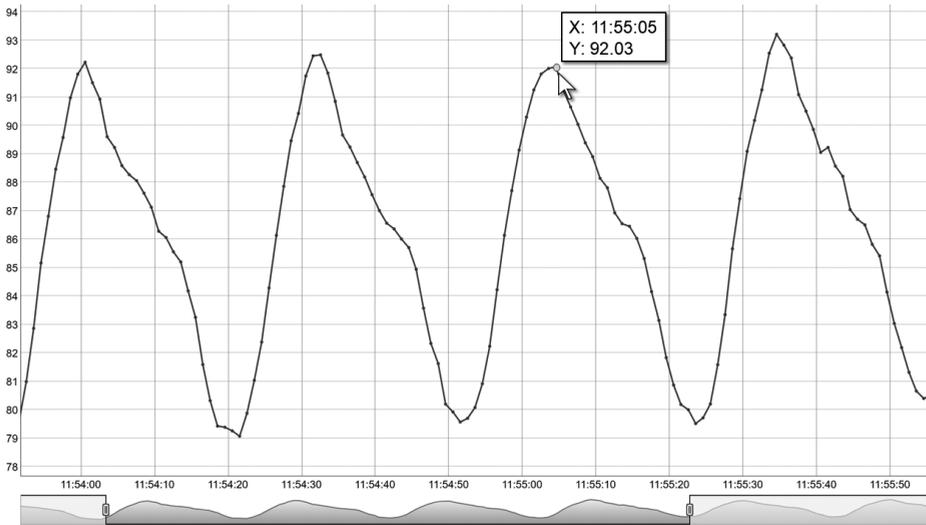


Abb. 1: Zeitreihenvisualisierung mit Tooltip und „Overview+Detail“

Das interaktive *Sankey-Diagramm* in Abbildung 2 ist dagegen eine bislang weniger eingesetzte Darstellungsform in der Informationsvisualisierung (Hofer et al. 2018). Das Beispiel stellt für eine Gesamtmenge (hier Weinbestellungen bei 20 Weinhändlern im Gesamtumfang von 232 600 Flaschen) entlang mehrerer Dimensionen (z. B. Weinhändler, Rebsorte, Herkunftskontinent und -land) die jeweiligen Ausprägungen, deren Häufigkeit und deren Zusammenhänge dar. So lässt sich anhand der Höhe der gelben vertikalen Balken bei Rebsorte bzw. „GrapeVariety“ erkennen, dass Rotwein gegenüber Weißwein einen größeren Anteil an den Bestellungen hat und die Verbindungen nach rechts zeigen, dass die Mehrheit der Rotweine aus Nordamerika und ausschließlich aus den USA stammt.

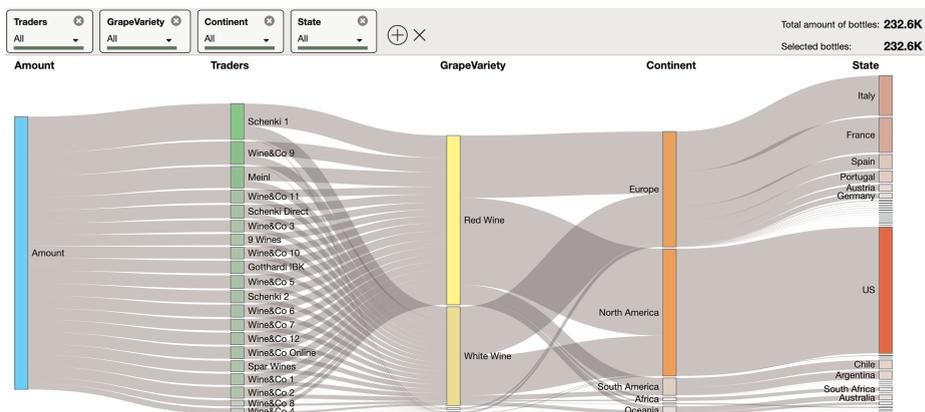


Abb. 2: Ein interaktives Sankey-Diagramm mit Bestelldaten für Weine

Durch Mausinteraktionen lassen sich einzelne Balken auswählen und bewegen, um deren Beziehung zu anderen Dimensionen optisch hervorzuheben. Außerdem können am oberen Bildschirmrand neue Dimensionen (z. B. Versandkosten oder Nutzerbewertungen) ein- oder ausgeblendet und deren Reihenfolge verändert werden, so dass Benutzer*innen die Darstellung je nach aktuellem Informationsbedürfnis anpassen und komplexe Analysen einfach mit der Maus durchführen können. Der Funktionsumfang einer solchen Visualisierung ist dabei mit komplexen Werkzeugen für die Datenanalyse wie z. B. Pivot-Tabellen vergleichbar, kann aber auch von Nicht-Expert*innen schnell erfasst und erlernt werden.

Für eine erfolgreiche Informationsvisualisierung sind solche Interaktionsmöglichkeiten genauso entscheidend wie die Visualisierungen an sich. Die Möglichkeit zur Interaktion grenzt die InfoVis dabei deutlich von statischen Datenvisualisierungen oder *Infografiken* ab (Steele & Iliinsky 2011). Solche Infografiken, z. B. Schaubilder, Karten, Diagramme, sind typischerweise durch Informationsdesigner*innen manuell gestaltete, zweckgebundene statische Grafiken für Print- und Online-Medien. Sie sind inhaltlich klar auf wenige Aussagen fokussiert, ästhetisch sehr ausgereift, aber in der Regel eher datenarm. Die Visualisierungen der InfoVis werden dagegen als interaktive Komponenten in Apps oder Webseiten integriert und durch zuvor sorgfältig implementierte und parametrisierte Algorithmen automatisch gezeichnet. Daher können sie auch sich verändernde Daten korrekt darstellen und ermöglichen so verschiedenste Interaktions-, Filter- und Interpretationsmöglichkeiten. Die visuelle Darstellung wird je nach Interaktionen der Benutzer*innen (z. B. Zoomen, Filtern, Bewegungen in der Zeit, Veränderung der Achsenbelegung, Austausch der Datengrundlage) sofort aktualisiert, was einen explorativen und analytischen Dialog zwischen Mensch und visualisierten Daten erst ermöglicht. Die Redensart „Ein Bild sagt mehr als tausend Worte“ wird so durch die InfoVis um den Satz „und eine Benutzungsschnittstelle sagt mehr als tausend Bilder“ erweitert (Shneiderman 2001). Diese Interaktivität und Flexibilität führt aber auch dazu, dass Informationsvisualisierungen im Vergleich zu Infografiken visuell eher minimalistisch und ästhetisch roh erscheinen (Steele & Iliinsky 2011).

4 Referenzmodell der Visualisierung

An dem zentralen Modell der Informationsvisualisierung, dem *Referenzmodell der Visualisierung* von Card et al. (1999, Kap. 1), lassen sich die wesentlichen Fragestellungen und methodischen Vorgehensweisen der Fachdisziplin sehr gut erläutern (Abbildung 3).

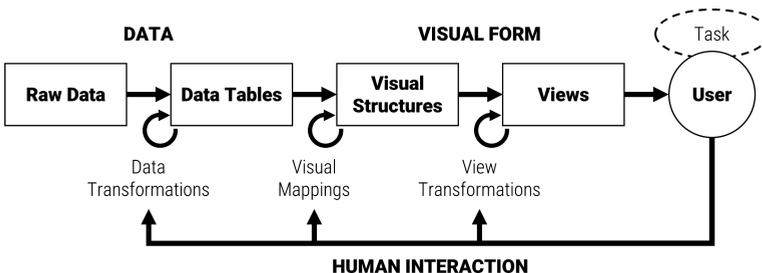


Abb. 3: Referenzmodell der Visualisierung (nach Card et al. 1999, S. 17)

4.1 Benutzer*innen, Aufgaben und Interaktionsmöglichkeiten

Bei der Gestaltung einer interaktiven Informationsvisualisierung steht zunächst die zu bewältigende Aufgabe oder der „Task“ der Benutzer*innen im Zentrum (Abbildung 3, rechts). Anhand dieses Informationsbedürfnisses und den Charakteristika der Benutzer*innen, z. B. ob sie eher Gelegenheitsbenutzer*innen oder Expert*innen sind, kann entschieden werden, welchen Zweck die Visualisierung erfüllen muss und welche Komplexität sie dabei haben darf. Gleichzeitig müssen auch die Art und Menge der Daten berücksichtigt werden. Aufgaben und Daten haben beide maßgeblichen Einfluss auf die Gestaltung des InfoVis-Systems und der grundsätzlichen Interaktionsmöglichkeiten (*human interaction*) durch die Benutzer*innen, z. B. ihrer Möglichkeiten zur Auswahl verschiedener Visualisierungsformen und der darzustellenden Daten über geeignete Filter- und Interaktionselemente. Deshalb gibt es bei der Gestaltung der InfoVis enge inhaltliche Querbezüge zu der Fachdisziplin Mensch-Computer-Interaktion (s. Kapitel D 3 Mensch-Computer-Interaktion).

4.2 Datentransformationen: Von den Rohdaten zu Datentabellen

Ausgangspunkt aller Visualisierungen sind die Rohdaten (*raw data*), wie beispielsweise Kollektionen von Textdokumenten, Büchern oder Waren, die zeitliche Abfolge von Messwerten oder die Kommunikations- und Transportinteraktionen zwischen Personen oder Firmen. Diese Rohdaten können zu Beginn noch verteilt über analoge oder digitale Bestände vorliegen und werden erst durch Datentransformationen (*data transformations*) in die Form klar definierter und strukturierter digitaler Datentabellen (*data tables*) gebracht. Typischerweise enthalten die Reihen solcher Tabellen jeweils einen einzelnen Datensatz (z. B. ein Buch, eine Messung, ein Ereignis, einen Tag) und die Spalten dessen charakterisierende Merkmale oder Ausprägungen (z. B. Titel, Messwert, Name, Datum, Erscheinungsjahr, Schlagworte). Diese Daten in den Spalten werden nicht nur durch manuelle Sacherschließung gewonnen, sondern können auch direkt aus technischen Protokollen (z. B. Logfiles oder Sensordaten) oder Datenbanken mit Anwendungs- und Geschäftsdaten importiert oder berechnet werden (z. B. Häufigkeit der Nutzung oder Bestellung eines Buchs, Minimum/Maximum/Mittelwert eines Messwerts während eines Zeitraums). Teilweise können sie auch von Benutzer*innen während der Nutzung selbst generiert werden, beispielsweise durch Eingabe neuer Artikel oder von Bewertungen, Rezensionen oder „Tags“ zur Verschlagwortung.

4.3 Visuelle Zuordnungen: Von den Datentabellen zu visuellen Strukturen

Aufgabe der visuellen Zuordnungen (*visual mappings*) ist es zunächst, für die darzustellenden Daten geeignete visuelle Strukturen (*visual structures*) auszuwählen. Dafür stehen unterschiedliche Visualisierungsarten bzw. Archetypen der Visualisierung zur Auswahl, welche die grundsätzliche Art der Informationsdarstellung definieren, beispielsweise einfache Geschäftsgrafiken (z. B. Zeitreihenvisualisierungen, Torten- oder Balkendiagramme) oder speziellere Darstellungsformen wie Sankey-Diagramme (Abbildung 2) oder Punktdiagramme (Abbildung 4). Eine umfassendere Vorstellung verschiedenster

Visualisierungsarten findet sich in einer früheren Auflage dieses Beitrags (Reiterer & Jetter 2013).

In einem nächsten Schritt wird dann in detaillierteren visuellen Zuordnungen definiert, welche Spalten aus den Daten welchen visuellen Variablen der Visualisierungen zugeordnet werden. Beispielsweise wird in Abbildung 1 die Spalte „Zeit“ auf die horizontale Position eines Datenpunktes abgebildet, der dazugehörige Messwert aus der Spalte „Wert“ auf die vertikale Position. In Abbildung 4 wird das Erscheinungsjahr eines Films der horizontalen Position, die Popularität des Films der vertikalen Position und das Filmmgenre der Farbe eines Datenpunktes zugeordnet. Die Auswahl von expressiven und effektiven visuellen Strukturen und Zuordnungen ist die große konzeptionelle Herausforderung bei der Erstellung von InfoVis-Systemen. Dabei ist es die Aufgabe der Systemgestalter*innen bereits von Anfang an aufgaben- und benutzergerechte Visualisierungen anzubieten. Somit können Benutzer*innen im Idealfall auf einem Blick erkennen, ob es in den Datenbeständen für sie interessante Sachverhalte gibt.

Durch weitere Interaktionen können die Benutzer*innen im Dialog mit dem System noch genauer spezifizieren, welche visuellen Strukturen sie weiterhin verwenden und verbessern wollen, welche Zuordnungen sie dazu verändern möchten und welche bislang unsichtbaren Daten visualisiert werden sollen. Diese Möglichkeiten zur dynamischen Auswahl und Manipulation visueller Strukturen und Zuordnungen sind essenziell für den Erkenntnisgewinn. Sie begründen die große Bedeutung der interaktiven InfoVis für die Exploration und Analyse von Daten im Gegensatz zu statischen Infografiken und Diagrammen, deren inhaltliche Ausrichtung und visuelle Form bereits durch die Gestalter*innen im Vorfeld fest vorgegeben ist.

4.4 Ansichtstransformationen: Dynamische Ansichten für Benutzer*innen

Ansichtstransformationen (*view transformations*) geben den Benutzer*innen zusätzlich die Möglichkeit, ihre erhaltenen Ansichten (*views*) der gezeichneten visuellen Strukturen durch Interaktionen dynamisch zu verändern, z. B. durch eine Zoom-Funktion, die es erlaubt, einen bestimmten Ausschnitt eines Diagramms oder einer Karte im Detail zu betrachten. Diese Steuerung von Ansichten vereinfacht insbesondere das Eintauchen in die Details der Daten. Ausgehend von hochaggregierten Übersichtsdarstellungen, die den Gesamtumfang und den Charakter eines gesamten Datenbestands auf einen Blick darstellen, werden Detailansichten kleiner Teilmengen erlaubt, die einen tiefen Einblick in wenige ausgewählte Objekte (z. B. ausgewählte Dokumente oder Medieninhalte, Cluster von Messpunkten) bieten. Dieses für die InfoVis typische Muster der Fokussierung vom Ganzen auf das Detail ist auch als *visual information seeking mantra* bekannt und wird wie folgt zusammengefasst: „Overview first, zoom and filter, then details on demand.“ (Shneiderman 1996, S. 337).

Der wegweisende Film *Finder* von Ahlberg & Shneiderman (1994) demonstrierte dies besonders eindrucksvoll (Abbildung 4). Der Film *Finder* nutzte dabei ein XY-Punktdiagramm als visuelle Struktur, in der alle Filme einer Filmdatenbank als Datenpunkte erschienen und anhand der gewählten Achsen (z. B. Jahr und Popularität) platziert wurden. Die Kontrollelemente rechts und unten erlaubten die direkte Manipulation von Filterkriterien, um die Informationsmenge einzugrenzen und eine Detailbetrachtung ausgewählter Filme zu ermöglichen. Die Auswirkungen der Filter wurden dabei sofort im Dia-

gramm sichtbar und erlauben die Formulierung komplexer Analyse Kriterien bzw. Suchanfragen mittels einfacher Mausinteraktionen (Ahlberg & Shneiderman 1994).

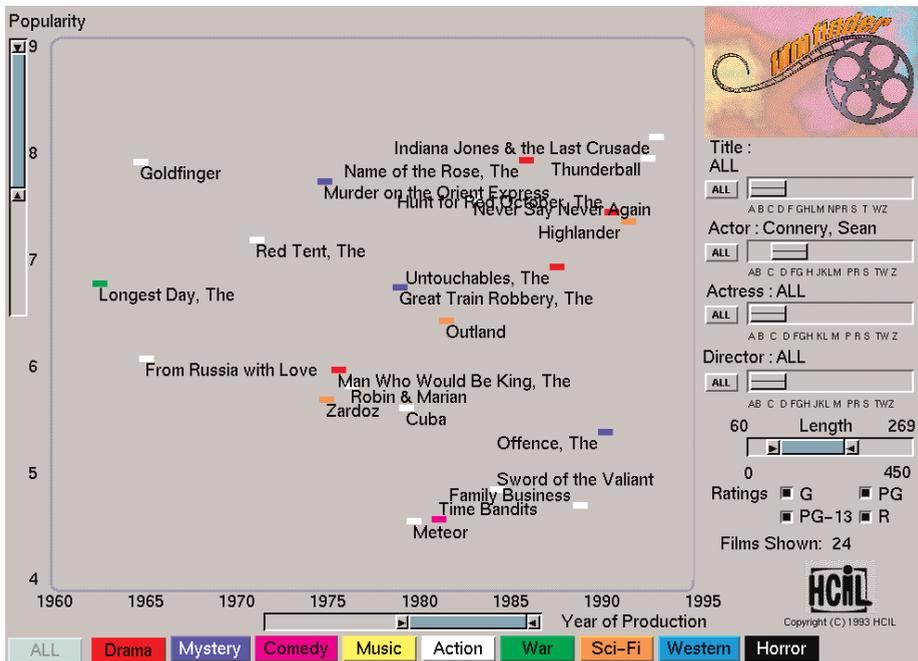


Abb. 4: Film Finder von Ahlberg und Shneiderman (1994)

Solche *dynamic queries* sind als besonders mächtige Werkzeuge bei der Interaktion mit Visualisierungen hervorzuheben. Sie erlauben Benutzer*innen eine interaktive Filterung der dargestellten Daten nach bestimmten Ausprägungen oder Wertebereichen, die mit einfachen Interaktionselementen wie Schieberegler und Auswahlboxen gewählt werden. Jede kleinste Änderung dieser Kriterien führt dabei zu einer sofortigen Aktualisierung der Visualisierung, so dass der Eindruck einer engen Kopplung und direkten Manipulation der Visualisierung mit den Interaktionselementen entsteht. Dies erlaubt einen engen Dialog zwischen Benutzer*innen und Visualisierung und ein Gefühl von flüssiger und direkter Interaktion mit den Daten, so dass ein motivierendes und emotional ansprechendes Erlebnis bei der interaktiven Datenexploration begünstigt wird (Elmqvist et al. 2011).

5 Heutige Werkzeuge, Praktiken und Barrieren für die Informationsvisualisierung

Für viele Jahrzehnte waren fortgeschrittenen Programmierkenntnisse und eine tiefgehende Auseinandersetzung mit den Grundlagen von Computergrafik, Visualisierungsalgorithmen und Datenbankprogrammierung für die Realisierung eigener Informations-

visualisierungen unabdingbar. Heute existieren aber neben leistungsfähigen Visualisierungsbibliotheken für Entwickler*innen (z. B. D3.js, Plotly.js) insbesondere auch populäre Anwendungsprogramme (z. B. Tableau, Microsoft Power BI, Qlik), die als „Self-service Visualization Tools“ die Realisierung eigener interaktiver Visualisierungen nach dem Referenzmodell aus Abbildung 3 ohne Programmierung ermöglichen. Sie bieten gut bedienbare grafische Benutzungsoberflächen, um mittels konfigurierbarer Datentransformationen verschiedene Datenquellen wie Tabellen oder Datenbanken anzubinden und zu handhabbaren Datentabellen zusammenzuführen. Oftmals reichen schon rudimentäre Kenntnisse über Datenbanken aus, um damit eigene Datenbestände anzubinden und zu visualisieren.

Als visuelle Strukturen bieten diese Werkzeuge neben weit verbreiteten Geschäftsgrafiken, wie Balken-, Linien-, Punkt- oder Tortendiagrammen, auch spezialisierte und sehr leistungsfähige Visualisierungen zur Darstellung von abstrakten Sachverhalten und komplexen Daten an, z. B. geografische Karten, Visualisierungen für Baum- und Netzwerkstrukturen oder multidimensionale Daten. Solche Visualisierungsformen fanden sich ursprünglich nur als Forschungsergebnisse in der InfoVis-Fachliteratur, aber viele davon sind jetzt auch in kommerziellen Werkzeugen verfügbar. Oftmals können auch eigene neue Visualisierungsformen mittels Programmierung in HTML und JavaScript integriert werden. Trotzdem ist die Nutzung von innovativen Visualisierungsformen, die über konventionelle Geschäftsgrafiken hinausgehen, in der Praxis bislang immer noch schleppend (Perkhofer et al. 2019). Als Gründe identifizieren Perkhofer et al. (2019) vor allem anfängliche Verständnisprobleme der Benutzer*innen bei bislang unbekanntem Visualisierungsformen und die zögerliche Nutzung unbekannter Interaktionstechniken.

Eine besondere Rolle in der heutigen Praxis der Visualisierung spielen sogenannte *Dashboards* (Few 2013). Dashboards kombinieren verschiedene Visualisierungen mit tagesaktuellen Daten und Echtzeitdaten auf einem Bildschirm, damit so idealerweise eine Gesamtsituation oder ein Lagebild auf einen Blick erfasst und überwacht werden kann. Dashboards finden heute vielfach Verwendung in sogenannten Managementcockpits oder Unternehmensleitständen sowie zur Kommunikation von Lagebildern in Krisensituationen, z. B. das COVID-19-Dashboard des Robert Koch Instituts im World Wide Web (RKI 2022). Oftmals ermöglichen solche Dashboards dabei nicht nur die passive Betrachtung der Visualisierungen zur Gesamtlage, sondern sie erlauben durch Interaktionen auch das visuelle Eintauchen in die Daten, um sich inhaltlich auf besondere Themen, Orte oder Zeiträume zu fokussieren und dortige Details oder Zusammenhänge aufzudecken.

6 InfoVis, InfoWiss und Visual Analytics

Sowohl die Informationswissenschaft (InfoWiss) als auch die InfoVis teilen das Interesse an Systemen, die es Benutzer*innen erlauben, aus großen, abstrakten Datenmengen handlungsrelevantes Wissen für ihren jeweiligen Nutzungskontext zu extrahieren. Die InfoVis kann in diesem Transformationsprozess von Daten zur Information eine wichtige und hilfreiche Rolle für die InfoWiss spielen, beispielsweise in Bibliothekssystemen, indem sie Muster und Zusammenhänge in Beständen für Benutzer*innen visuell erfahrbar macht (z. B. „Welche Dokumente sind thematisch ähnlich, aber aktueller?“, „Welche Autor*innen stechen aufgrund vielfacher Zitationen heraus?“, „Was sind die populärsten russischen Bücher seit 1945?“). Es ist daher kein Zufall, dass sich Ben Shneiderman als

einer der Begründer und Vordenker der Fachdisziplin InfoVis viele Jahre intensiv mit Fragestellungen aus dem Bereich der *Information Science* beschäftigt hat (z. B. Unterstützung der Recherche in digitalen Bibliotheken der Library of Congress) und daraus maßgebliche Inspirationen zur Entwicklung interaktiver Visualisierung erfahren hat, z. B. für den Film *Finder* aus Abbildung 4. Derartige visuelle Recherchesysteme spielen auch heute noch eine wichtige Rolle in der InfoVis und haben sicher den unmittelbarsten Bezug zur InfoWiss.

Im Zuge von *Big Data* und *Data Science* (Mayer-Schönberger & Cukier 2014) setzt die InfoVis heute aber auf einen erweiterten Begriff von Informationsvisualisierung, der als *Visual Analytics* bezeichnet wird (Thomas & Cook 2005). Sie folgt damit dem allgemeinen Trend zur interdisziplinären Forschung und kombiniert Erkenntnisse aus Disziplinen wie Künstliche Intelligenz, Data Science und Wahrnehmungspsychologie, um den Erkenntnisgewinn der Benutzer*innen bei der Visualisierung durch eine neue Art von Systemen fundamental zu verbessern. Seit der Jahrtausendwende haben sich die Visual Analytics als sehr einflussreiche Strömung etablieren können, die von Keim et al. (2008) als eine Kombination von automatischen Datenanalysetechniken mit interaktiven Visualisierungen charakterisiert wird, mit der ein effektives Verstehen, Schließen und Entscheiden auf der Basis sehr großer und komplexer Datenbestände ermöglicht wird.

Anders als bei der klassischen InfoVis werden bei den Visual Analytics die sehr großen Datenmengen nicht direkt visualisiert, da solche Visualisierungen aufgrund ihres Umfangs weder technisch noch kognitiv beherrschbar wären. Stattdessen werden die Daten zunächst mit Techniken der künstlichen Intelligenz bzw. des maschinellen Lernens oder Data Minings analysiert und so relevante Objekte im Vorfeld identifiziert und kategorisiert. Zum Beispiel können automatisierte Textanalysen eine sehr große Zahl von Textnachrichten (z. B. Tweets, WhatsApp-Nachrichten) nach gehäuft auftretenden Begriffen, Ortsangaben oder Emotionen durchsuchen, um im Katastrophenfall ein ortsgenaues Lagebild über die Art und den Umfang des Hilfebedarfs bei Bewohner*innen einer Großstadt zu ermitteln. Durch die Visualisierung solcher Daten auf Karten und Zeitstrahlen können dann von menschlichen Expert*innen Muster, Trends oder Extremfälle identifiziert werden (z. B. Orte oder Straßen mit besonderem Hilfebedarf), um so fundierte Entscheidungen über Maßnahmen und Hilfeleistungen zu treffen (Jeitler et al. 2019).

Anders als bei traditionellen Analysesystemen, werden bei den Visual Analytics die Modelle für die vorgelagerten Analysen und Kategorisierungen aber nicht vor den Benutzer*innen verborgen und ohne menschliche Beteiligung automatisiert im Hintergrund angewandt, sondern mittels Visualisierungen interaktiv zugänglich gemacht. Auf diese Weise können Benutzer*innen entsprechend ihres bisherigen Erkenntnisgewinns aus den Visualisierungen (z. B. typische Arten und geografische Muster des Hilfebedarfs) die Ausrichtung des zugrundeliegenden automatisierten Analyseprozesses verändern und dessen Parameter und Funktionsweisen dahingehend optimieren. Die Visualisierung wird so zum Medium eines halbautomatischen analytischen Prozesses, mit dem Mensch und Maschine unter Verwendung ihrer jeweiligen Stärken bzw. Expertisen kooperieren (Keim et al. 2008).

Mit dieser Fortentwicklung zu den Visual Analytics ist es der InfoVis gelungen, einerseits mit der Informationsgewinnung aus Daten eines der klassischen Themen der Informationswissenschaft erfolgreich aufzugreifen, andererseits neueste Analyseverfahren der Informatik zu integrieren, die gerade in Bezug auf die jüngsten Fortschritte im Bereich des maschinellen Lernens bzw. der künstlichen Intelligenz hochrelevant sind. Somit kombinieren die Visual Analytics auf eindrucksvolle Weise die Stärken der menschli-

chen und künstlichen Intelligenz und stellen ein ausgesprochen vielversprechendes Modell für die Zukunft digitaler Wissensarbeit für ein datenbasiertes Handeln dar.

7 Literaturverzeichnis

- Ahlberg, C. & Shneiderman, B. (1994). Visual information seeking using the FilmFinder. In C. Plaisant (Ed.), *CHI '94: Conference Companion on Human Factors in Computing Systems* (S. 433–434). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/259963.260431>
- Bostock, M. [@mbostock]. (2022). *Time to extend the scale domain on the COVID bubble map* [Image attached] [Tweet] (January 6, 2022). Twitter. <https://twitter.com/mbostock/status/1478929027406577665>.
- Card, S. K., Mackinlay, J. D. & Shneiderman, B. (1999). *Readings in Information Visualization: Using Vision To Think*. Morgan Kaufmann.
- Clark, D. (2019). *Making Data Coherent Drives Salesforce's \$15.3 Billion Deal for Tableau*. The New York Times (June 10, 2019). <https://www.nytimes.com/2019/06/10/technology/salesforce-tableau-deal.html>.
- DeBold, T. & Friedman, D. (2015). *Battling Infectious Diseases in the 20th Century: The Impact of Vaccines*. Wall Street Journal (February 11, 2015). <http://graphics.wsj.com/infectious-diseases-and-vaccines>.
- Elmqvist, N., Moere, A. V., Jetter, H.-C., Cernea, D., Reiterer, H. & Jankun-Kelly, T. (2011). Fluid interaction for information visualization. *Information Visualization*, 10(4), 327–340. <https://doi.org/10.1177/1473871611413180>.
- Few, S. (2013). *Information Dashboard Design: Displaying Data for At-a-Glance Monitoring* (2nd ed.). Analytics Press.
- Friedl, J., Zimmer, B., Perkhofner, L., Zenisek, J., Hofer, P. & Jetter, H.-C. (2021). An Empirical Study of Task-Specific Limitations of the Overview+Detail Technique for Interactive Time Series Analysis. *Procedia Computer Science*, 180, 628–638. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.285>.
- Hofer, P., Walchshofer, C., Eisl, C., Mayr, A. & Perkhofner, L. (2018). Sankey, Sunburst & Co. Interaktive Big Data Visualisierungen im Usability Test. In L. Nadig & U. Egle (Hrsg.), *Konferenzband CARF Luzern 2018: Controlling, Accounting, Risiko, Finanzen*, (S. 92–112). Verlag IFZ – Hochschule Luzern.
- Jeitler, A., Türkoglu, A., Makarov, D., Jockers, T., Buchmüller, J., Schlegel, U. & Keim, D. A. (2019). Rescue-Mark: Visual Analytics of Social Media Data for Guiding Emergency Response in Disaster Situations: Award for Skillful Integration of Language Model. In R. Chang, D. Keim & R. Maciejewski (Eds.), *2019 IEEE Conference on Visual Analytics Science and Technology* (S. 120–121). Institute of Electrical and Electronics Engineers. <https://doi.org/10.1109/VAST47406.2019.8986898>.
- Keim, D., Andrienko, G., Fekete, J.-D., Görg, C., Kohlhammer, J. & Melançon, G. (2008). Visual Analytics: Definition, Process, and Challenges. In A. Kerren, J. T. Stasko, J.-D. Fekete & C. North (Eds.), *Information Visualization: Human-Centered Issues and Perspectives* (S. 154–175). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-540-70956-5_7.
- Mayer-Schönberger, V. & Cukier, K. (2014). *Big Data: A Revolution That Will Transform How We Live, Work, and Think*. Eamon Dolan, Houghton Mifflin Harcourt.
- Perkhofner, L. M., Hofer, P., Walchshofer, C., Plank, T. & Jetter, H.-C. (2019). Interactive visualization of big data in the field of accounting: A survey of current practice and potential barriers for adoption. *Journal of Applied Accounting Research*, 20(4), 497–525. <https://doi.org/10.1108/JAAR-10-2017-0114>.
- Reiterer, H. & Jetter, H.-C. (2013). Informationsvisualisierung. In R. Kuhlen, W. Semar & D. Strauch (Hrsg.), *Grundlagen der praktischen Information und Dokumentation, Handbuch zur Einführung in die Informationswissenschaft und -praxis* (6., völlig neu gefasste Ausg., S. 192–206). De Gruyter Saur. <https://doi.org/10.1515/9783110258264.192>.
- Robert Koch-Institut (2022). *Robert Koch-Institut: COVID-19-Dashboard*. ArcGIS. <https://experience.arcgis.com/experience/478220a4c454480e823b17327b2bf1d4>.
- Shneiderman, B. (1996). The Eyes Have It: A Task by Data Type Taxonomy for Information Visualizations. In *Proceedings: IEEE Symposium on Visual Languages* (S. 336–343). IEEE Computer Society Press. <https://doi.org/10.1109/VL.1996.545307>.

- Shneiderman, B. (2001). Supporting Creativity with Advanced Information: Abundant User Interfaces. In R. A. Earnshaw, R. A. Guedj, A. van Dam & J. A. Vince (Eds.), *Frontiers of human-centered computing, online communities and virtual environments* (S. 469–480). Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4471-0259-5_34.
- Steele, J. & Iliinsky, N. (2011). *Designing Data Visualizations: Representing Informational Relationships* (Illustrated Edition). O'Reilly Media.
- Thomas, J. J. & Cook, K. A. (2005). *Illuminating the Path: The Research and Development Agenda for Visual Analytics*. National Visualization and Analytics Center.

