

DISS. ETH Nr. 21891

**ANALYSE EINES
TECHNICAL VISUAL LITERACY-UNTERRICHTS
MIT E-OBSERVATION**

Abhandlung zur Erlangung des Titels
DOKTORIN DER WISSENSCHAFTEN der ETH ZÜRICH
(Dr. sc. ETH Zürich)

vorgelegt von
BARBARA MARIA SCHEUNER

Dipl. Informatik-Ing., ETH Zürich
geboren am 26.07.1980
von
Oberbalm BE und Thalheim AG

angenommen auf Antrag von
Prof. Dr. Juraj Hromkovic
Prof. em. Dr. Hans Hinterberger
Prof. Dr. Ulrik Schroeder

2014

Zusammenfassung

Obwohl es weitgehend bekannt ist, dass *digital media literacy* in allen Disziplinen und Berufen immer wichtiger wird, bleibt die Frage offen, wie sie unterrichtet werden soll. Unser Informatik-Einführungskurs für Naturwissenschaftler auf Bachelor-Stufe an der ETH Zürich hat im letzten Jahrzehnt eindrücklich gezeigt, dass die Bereitstellung eines digitalen Labors, in welchem die Studierenden mit modernen digitalen Medien experimentieren können, ein vielversprechender Ansatz ist. Wir haben auch erfahren, dass ein erfolgreicher Unterricht gemäss aktuellem Stand der pädagogischen Forschung eine aktive Beteiligung der Studierenden erfordert sowie problembasiert (PBL) und individualisiert aufgebaut ist. Damit die Studierenden aktiv eine explorative Datenanalyse (EDA) durchführen zu können, entwickelten wir eine interaktive Software zur Visualisierung von mehrdimensionalen Daten (VisuLab®). Des Weiteren wurden reale Datensätze mit naturwissenschaftlichem Inhalt zur Verfügung gestellt. Beides wurde in einem elektronischen Unterrichtsmodul kombiniert. Dieses vermittelt die Fähigkeit EDA-Prozesse mit Hilfe von abstrakten technischen Graphiken durchzuführen, welche durch eine Software verfügbar gemacht wurden. Diese Fähigkeit bezeichnen wir als *technical visual literacy*, und sie ist ein Teil der *digital media literacy*.

Unsere Forschung wurde motiviert durch die Frage, ob unser e-learning-Modul dafür geeignet ist, *technical visual literacy* zu vermitteln. Um eine Antwort darauf zu finden, mussten wir uns dem Problem stellen, dass bei einem computergestützten e-learning-Unterricht direkte beobachtbare Studenten-Instruktoren-Interaktionen fast vollständig fehlen. Umfragen zu bereits ausgeführten Handlungen und Absichten der Studierenden sind keine verlässlichen Quellen, da Erinnerungen über die Zeit verblassen, was Lernende zu keinen guten Informationsquellen über ihr eigenes Handeln macht. Dies ist ein starkes Argument für die von uns umgesetzte e-Observation: Anstatt die Studierenden nach dem Unterricht umfangreiche Fragebögen ausfüllen zu lassen, werden die Daten über das Verhalten während des EDA-Prozesses ohne eine aktive Beteiligung an der Evaluation in Echtzeit gesammelt. Auf diese Weise ist es möglich aufzuzeichnen, wie sich die Studierenden im digitalen Medium während des Unterrichtsmoduls „bewegen“.

Da alle Operationen des EDA-Prozesses elektronisch beobachtbare Mensch-Maschinen-Interaktionen sind, können diese zeitgleich zur Arbeit der Studierenden gespeichert werden. Alle diese Software-Interaktionen werden zusammen mit einem Zeitstempel in einem Log gespeichert. Weil die Studierenden die Software schon während der Instruktion verwenden, können Instruktionsprozesse aufgezeichnet werden. Diese erlauben es, Veränderungen in der Instruktion zu dokumentieren. Nach der Instruktion analysieren die Studierenden neue mehrdimensionale Daten und beantworten assessment-relevante Fragen, auch diese Aktivitäten wurden festgehalten. Alle Log-Files werden beim Schliessen von VisuLab® zu einer zentralen Datenbank geschickt. Diese Daten dienen, nach einer Aufbereitung und einem statistischen Pre-Processing, als Grundlage für eine Unterrichtsanalyse (Learning Analytics).

In vier Jahren wurden auf diese Weise 14000 Stunden Softwareverwendung von 3400 Benutzern aufgezeichnet. Nach einer Filterung, welche die Verwendung der Freeware-Software durch Benutzer, die nicht am Unterricht teilnahmen, entfernte, blieben 7000 Stunden von 2000 Studenten. Diese Datenbasis ermöglichte es uns unter anderem die folgenden Fragen zu beantworten:

- Hat das Geschlecht einen Einfluss auf die Wahl der Darstellungen zur Analyse von mehrdimensionalen Daten?
- Führt eine Erweiterung der Funktionalität zu längeren Analysezeiten?
- Führt eine Veränderung/Verbesserung der Instruktion zu einem veränderten Analyseprozess der assessment-relevanten Daten?

Die Daten, welche wir in acht Semestern gesammelt haben, zeigten, dass unser Unterrichtskonzept zweckmässig und wirksam ist. Die Daten erlaubten uns jene Bereiche des Unterrichts zu erkennen, in denen sich Frauen anders verhalten als Männer, ebenso konnten Unterschiede zwischen Leistungsgruppen erkannt werden. Wir haben zudem gesehen, dass die Analysezeit für einen EDA-Prozess eines Datensatzes vergleichbar lange ist, auch wenn mehr Funktionalität zur Verfügung steht und verwendet wird. Die Daten zeigen weiter, dass die Studierenden der e-learning-Instruktion gefolgt sind und dass sie das Lernziel erreicht haben. Es zeigte sich ausserdem, dass die Studierenden mehr vom gewünschten Verhalten zeigten, je besser die Instruktion vom Inhalt und der Gestaltung her war.

Die in dieser Arbeit eingeführte e-Observation-Methode ist allgemein genug, um sie in Unterrichtseinheiten anzuwenden, welche keine direkt beobachtbaren Unterrichts-Interaktionen enthalten. Die Methode ermöglichte es uns, unser *technical visual literacy* Unterrichtsmodul im Hinblick auf explorative Analyseprozesse zu evaluieren, zu verbessern und seine Wirksamkeit zu belegen.

Abstract

Even though it is widely acknowledged that *digital media literacy* continues its rise in importance as a key skill in every discipline and profession, the question of how to teach this subject still remains a challenge. Our teaching of an introductory computer science course for the natural sciences at ETH Zurich during the past decade has impressively shown that a promising approach is to provide learners with a *digital laboratory*, where they can experiment with modern digital media. We also learned that to succeed, we needed to follow current pedagogical advice which recommends active, problem based, individualized learning (PBL). To provide a teaching medium that allows students to be active, we furnish learners with interactive, multivariate data visualization software, so that they can perform exploratory data analysis (EDA). Furthermore, we provide them with real life data to lastingly capture their attention. Both are combined in a teaching module that allows *electronic tutoring*. The module teaches *technical visual literacy* as a part of digital media literacy. The goal is that students will learn to competently perform EDA processes using state of the art data visualization methods, provided by interactive software.

Our research has been motivated by the following question: "Is the e-learning module, that we let our students work with, really effective for teaching *technical visual literacy*; and if so, to what extent?" In order to find answers, we had to overcome the obstacle that when computers are introduced to the teaching process, direct student-instructor interaction is often lost, making it difficult to evaluate the instruction's effectiveness. Surveys, to collect people's statements about past activities or about intentions, and to treat these statements as actual behavior, are not viable solutions since psychologists remind us that our memories are quite poor because they fade over time. So, people are not necessarily the best judges of their own behavior. This is a strong argument for *e-observation*: rather than asking people to sit through long online surveys one collects data about their behavior in a non-intrusive way, in real-time. These arguments also apply when we want to study how learners 'move' through an electronic learning space. In this environment, the purpose of *e-observation* is to give insight into e-learning processes that escape direct observation by the instructor.

Fortunately, all operations that are carried out during EDA are electronically observable human-computer interactions with which one can capture a student's activity during the learning process. In order to measure this type of interaction, all operations are recorded in a log file, together with a time stamp, for the duration a student works with the visualization software. Such log files are recorded during electronic tutoring sessions, which are particularly interesting, because there, students respond to a large number of specific instructions. Furthermore, any changes in the learner's behavior, for example in response to a change in instruction, are documented too. A student's activities are also recorded during tasks relevant for assessment. All log files are transferred to a central database to provide data which, after suitable statistical processing, become a meaningful complement for learning analytics.

Over four years we collected data covering 14000 hours software usage of some 3400 users. After filtering, to eliminate usage that is not related to teaching, we were left with

7000 working hours from 2000 students, enough to answer interesting questions, such as:

- Does gender have an effect on the choice of visual displays to analyze quantitative data?
- Does an increase in functionality lead students to invest more time in a given task?
- Does a change/improvement in the mode of instruction affect how students apply the skills learned?

The results we obtained through *e-observations* over eight semesters prove that our teaching concepts are practical and useful. It allowed us, for instance, to isolate those segments in the instructional process where women behaved differently than men or find out in which way the working habits of top students differ from the rest. We also learned that apparently students budget roughly the same amount of time for EDA-tasks, even when, after changing the teaching module, more operations are available to explore. Furthermore, we can see that the students follow the e-learning instructions as intended and that they reach the learning goal. Improving the form and content of instructions resulted in the desired change of student behavior.

The *e-observation* methodology introduced with this research is general enough so that it can be applied in other areas where e-tutoring is a promising teaching method. It provided us with the data to prove that our module to teach *technical visual literacy* can successfully equip students with exploratory data analysis competences.

Vorwort

Diese Arbeit ist im Rahmen meiner Anstellung als wissenschaftliche Mitarbeiterin am Departement Informatik der ETH Zürich entstanden. Während sieben Jahren hatte ich die Gelegenheit mein Wissen im Bereich der Visualisierung von mehrdimensionalen Daten und deren Vermittlung dieser Visualisierungsmethoden zu vertiefen. Die wichtigste Erkenntnis und die Motivation zu dieser Arbeit waren, dass es sehr viele gute Visualisierungsmethoden und entsprechende Software gibt, jedoch kaum Informationen darüber, wie diese Methoden von der Zielgruppe, den Forschenden in der Naturwissenschaften, erlernt und im Anschluss verwendet werden. Im Rahmen dieser Arbeit wurden erstmals umfassende Daten zur Verwendung von unterschiedlichen interaktiven Visualisierungsmethoden gesammelt und ausgewertet. Die dazu entwickelte Evaluationsmethode e-Observation lieferte Daten, die die Weiterentwicklung bzw. Verbesserung der Unterrichtseinheit, bestehend aus der Visualisierungssoftware VisuLab®, einem E-Tutorial und realen Datensätzen, möglich machten. Am Ende der Arbeit steht den Studierenden eine auf ihre Wirksamkeit hin geprüfte Lernumgebung zur Verfügung, die die Möglichkeiten und den Nutzen von Visualisierungsmethoden bei der Analyse von mehrdimensionalen Daten aufzeigt. Den Forschern im Bereich der Informationsvisualisierung gibt die Arbeit Informationen zur Arbeitsweise der Studierenden und ein Beispiel, wie Visualisierungsmethoden unterrichtet werden können und wie die zugehörige Software evaluiert werden kann.

Speziell danken möchte ich folgenden Personen:

Hans Hinterberger dafür, dass er mir VisuLab® anvertraute, was diese Arbeit überhaupt ermöglichte, und mich anschliessend bei all meinen Schritten unterstützte. Er war Neuem gegenüber immer offen und rief dennoch Bewährtes stets in Erinnerung.

Juraj Hromkovic für die Offenheit gegenüber dieser Arbeit und die Möglichkeit, diese unter seiner Leitung und in seiner Gruppe fertigstellen zu können,

Ulrik Schroeder für die Übernahme des Koreferats und die hilfreichen Inputs,

Lukas Fässler und **Markus Dahinden** für die vielen hilfreichen Diskussionen und die freundschaftliche Arbeitsatmosphäre,

Michael Bürgi für die Basisversion von VisuLab®, die gute Einarbeitung in den Quellcode und die Unterstützung bei der Weiterentwicklung,

Alfred Scheuner, Beat Wernli und **Hauke Kreft** für das kritische Durchlesen der Arbeit,

Meinen Eltern, meinen Schwiegereltern, meinen Brüdern und natürlich meinem Mann Christoph für die wunderbare Unterstützung und

den Studierenden dafür, dass sie die Lernumgebungen angenommen und aktiv am Unterricht teilgenommen haben.

Inhaltsverzeichnis

Zusammenfassung.....	III
Abstract.....	V
Vorwort.....	VII
Inhaltsverzeichnis.....	IX
Kapitel 1: Einleitung und Übersicht.....	1
1.1 Daten und Unterricht.....	1
1.1.1 Visualisierung von mehrdimensionalen Daten als Unterrichtsthema im Bereich der Technical Visual Literacy.....	1
1.1.2 Gewinnung und Analyse von Unterrichtsdaten zur Optimierung des Unterrichts: Learning Analytics.....	2
1.2 Entwicklungskontext der Arbeit.....	3
1.3 Beiträge und Aufbau der Arbeit.....	5
Kapitel 2: Grundlagen des TVL-Unterrichts auf Hochschulstufe.....	9
2.1 Grundlagen der Technical Visual Literacy (TVL).....	10
2.1.1 Visuelle Wahrnehmung als Grundlage des Lernens.....	10
2.1.2 Entstehung der Visual Literacy.....	11
2.1.3 Aktuelle Themenbereiche der Visual Literacy.....	12
2.1.4 Spezialfall TVL: Interpretieren abstrakter Darstellungen.....	13
2.2 Elemente eines Darstellungssystems als Basis der TVL.....	13
2.2.1 Kontext.....	14
2.2.2 Komposition.....	15
2.2.3 Interaktion.....	17
2.3 Visualisierung mehrdimensionaler Daten als Thema der TVL.....	21
2.3.1 Entstehungsgeschichte.....	21
2.3.2 Darstellungsmethoden für mehrdimensionale Daten.....	24
2.3.3 Computergestützte Interaktionsmöglichkeiten.....	28
2.3.4 Aktuelle Verwendungsbereiche für mehrdimensionale Visualisierungsmethoden.....	29
2.4 Zusammenfassung/Fazit.....	30
Kapitel 3: Instructional Design des TVL-Unterrichts.....	33
3.1 Analyse: Ausgangslage und Ziele des Unterrichts.....	33
3.1.1 Vorwissen.....	33

3.1.2 Lernziel und Fähigkeiten.....	34
3.1.3 Wissensbereiche.....	35
3.2 Design: Anforderungen an ein passendes Darstellungssystem.....	36
3.2.1 System.....	36
3.2.2 Kontext.....	36
3.2.3 Komposition.....	37
3.2.4 Interaktion.....	38
3.2.5 Auswahl des Darstellungssystems.....	39
3.3 Develop: Entwicklung und Weiterentwicklung von VisuLab®.....	40
3.3.1 Systemmöglichkeiten.....	40
3.3.2 Kontextbezogene Möglichkeiten.....	42
3.3.3 Kompositionsbezogene Möglichkeiten.....	44
3.3.4 Interaktionsbezogene Möglichkeiten.....	45
3.4 Implement: Unterrichtsmethodik und Unterrichtsmaterialien.....	52
3.4.1 Zielsetzung des Unterrichts.....	53
3.4.2 Die Unterrichtsmethodik: Das 4-Schritte-Modell.....	53
3.4.3 SEE: Einführung.....	54
3.4.4 TRY: Instruktion.....	54
3.4.5 DO: Anwendung.....	58
3.4.6 EXPLAIN: Bewertung.....	62
3.5 Fragestellungen zum Unterricht.....	63
3.5.1 Verwendung der Unterlagen und Adaption des Unterrichtskonzepts.....	63
3.5.2 Erreichen des operationalisierten Lernziels.....	64
3.5.3 Folgen von Veränderungen des Unterrichts.....	64
3.5.4 Vergleiche verschiedener Studierendengruppen.....	65
Kapitel 4: E-Observation: Unterrichtsevaluation mit computergenerierten Beobachtungsprotokollen.....	67
4.1 Konzeption der E-Observation.....	68
4.1.1 Ausgangslage.....	68
4.1.2 Das Untersuchungsinstrument E-Observation.....	69
4.2 Umsetzung von e-Observation.....	70
4.2.1 Transkription der Benutzung.....	71
4.2.2 Zentrale Speicherung der Beobachtungsprotokolle.....	73
4.2.3 Aufbereitung der Beobachtungsprotokolle.....	74

4.2.4 Übersicht über die gesammelten Softwaredaten: Kategorisierung der Erhebungszeiträume und Gruppierung der Daten.....	78
4.3 Filterung der Rohdaten als Vorbereitung der Analyse	82
4.3.1 Informationen über den Unterrichtsprozess	83
4.3.2 Filterung der Rohdaten zum Instruktionsprozess	83
4.3.3 Filterung der Rohdaten zum Anwendungsprozess	85
4.3.4 Filter	88
Kapitel 5: Learning Analytics: Analyse der Unterrichtsdaten	91
5.1 Analyse der Verwendung der Unterlagen und Adaption des Unterrichtskonzepts	92
5.1.1 Bearbeitung der Instruktion (F1).....	92
5.1.2 Individualisierte Instruktion (F2)	93
5.1.3 Analyse des Transfers: Unabhängigkeit der Anwendung von der Instruktion (F3)	94
5.2 Analyse der Anwendung.....	96
5.2.1 Kontext und Interaktion (F4)	96
5.2.2 Kontext und Komposition (F5).....	100
5.2.3 Komposition und komparative Interaktionen (F6).....	104
5.3 Analyse der Anwendung im Hinblick auf eine veränderte Instruktion.....	106
5.3.1 Einführung des Clusterings (F7 und F8)	107
5.3.2 Thematisierung der automatischen Permutation (F9 und F10)	110
5.4 Analyse der externen Merkmale	113
5.4.1 Erhobene Daten zur Vorlesung	113
5.4.2 Eigenschaften der Studierenden.....	114
5.4.3 Assessment-Elemente	119
5.5 Zusammenfassung	122
5.5.1 Verwendung der Unterlagen und Adaption des Unterrichtskonzepts	122
5.5.2 Erreichen des operationalisierten Lernziels	122
5.5.3 Folgen von Veränderungen des Unterrichts.....	123
5.5.4 Vergleiche verschiedener Studierendengruppen.....	124
5.5.5 Weitere Erkenntnisse	125
Kapitel 6: Erkenntnisse und Ausblick.....	127
6.1 Erkenntnisse.....	128
6.1.1 Technical Visual Literacy und zugehöriger Unterricht	128
6.1.2 E-Observation: Evaluationsmodell zur Abbildung von Prozessen in einem softwaregestützten Unterricht.....	128

6.1.3 Lern- und Anwendungsprozesse im Bereich der mehrdimensionalen Datenvisualisierung.....	129
6.2 Ausblick	129
6.2.1 Technical Visual Literacy	129
6.2.2 E-Observation	130
6.2.3 Weiterführende Analyse	131
Literaturverzeichnis.....	133

Kapitel 1:

Einleitung und Übersicht

1.1 Daten und Unterricht

Dass heutzutage praktisch alle Informationen von erzeugenden oder verarbeitenden Aktivitäten elektronisch gespeicherter, digitaler Daten abhängen, hat für Hochschulen sowohl in der Forschung als auch in der Lehre Konsequenzen. Daten treten im Unterricht einerseits (1) als Unterrichtsthema auf, da die Studierenden Kompetenzen im Umgang mit realen, gesammelten Daten erlangen sollen, und andererseits (2) als Resultat von Umfragen, Prüfungen und anderen Untersuchungsinstrumenten. Diese Arbeit befasst sich sowohl mit Daten als Unterrichtsgegenstand (Kontextdaten) als auch mit Daten als Evaluationsgrundlage im Hochschulumfeld (Unterrichtsdaten).



Abbildung 1.1: Zusammenhang zwischen Unterricht und Daten, einerseits als Teil des Unterrichts (Input), andererseits als Grundlage für eine Evaluation (Output).

1. **Kontextdaten:** Datenanalyse als Unterrichtsthema benötigt reale Datensätze als Grundlage. Diese realen Datensätze werden als Kontextdaten bezeichnet, weil sie einen realen Hintergrund (Kontext) besitzen.
2. **Unterrichtsdaten:** Bei der Evaluation von Unterricht entstehen Rohdaten, welche gegebenenfalls nicht ausschliesslich Daten zum aktuellen Unterricht enthalten. Als Unterrichtsdaten bezeichnen wir bereinigte (gefilterte) Rohdaten.

1.1.1 Visualisierung von mehrdimensionalen Daten als Unterrichtsthema im Bereich der Technical Visual Literacy

In der Forschung werden wissenschaftliche Durchbrüche vermehrt durch hochentwickelte computergestützte Methoden angetrieben, die es Wissenschaftlern erlauben, riesige und komplexe Datenmengen zu verarbeiten und zu analysieren. Die Geschwindigkeit, mit der eine gegebene wissenschaftliche Disziplin avanciert, wird davon abhängen, wie gut Forschende miteinander und mit Technologien aus dem Gebiet der eScience zusammenarbeiten, also mit Datenbanken, Workflowmanagement, Visualisierungsmethoden etc.

In der Lehre sind Hochschulen dafür verantwortlich, dass Studierende mit den Grundlagen von eScience und deren Anwendung vertraut werden. Insbesondere müssen Methoden und Techniken für den Umgang mit komplexen Daten vermittelt werden. Von besonderer Bedeutung ist dabei die Suche nach Modellen, die Daten sinnvoll und brauchbar charakterisieren. Diese Aufgabe verlangt besondere Fertigkeiten in der Datenanalyse, das heisst in der Anwendung statistischer Methoden – historisch ein fester Bestandteil universitärer Curricula – und in der Visualisierung mehrdimensionaler

Daten. Visualisierte Daten verlangen von Betrachtern die Fähigkeit, die bildlich dargestellten Informationen zu interpretieren, zu behandeln und zu deuten, wodurch die Bedeutung von *Literacy* – ein Begriff, der gemeinhin die Interpretation eines geschriebenen oder gedruckten Textes bezeichnet – erweitert wird, indem man von *Visual Literacy* spricht. Wir verwenden den englischen Begriff, weil der deutsche („visuelle Bildung“) (noch) nicht verbreitet ist, grenzen ihn aber dahingehend ein, dass wir von *Technical Visual Literacy* (TVL) sprechen, weil sich unsere Thematik auf das Visualisieren quantitativer Daten beschränkt. TVL wird (leider) noch immer auf keiner Schulstufe systematisch unterrichtet.

Auf diesen Mangel an Ausbildung in „technischer“ Visual Literacy wird zu Recht immer öfter und mit zunehmender Dringlichkeit hingewiesen. So zum Beispiel im Horizon Report 2011 [Johnson 2011, Seite 6], in dem unter anderem darauf hingewiesen wird, dass die visuellen Kompetenzen, welche nötig sind, um Graphiken effektiv bei der Analyse von Daten einsetzen zu können, nicht vermittelt werden. Weiter wird gefordert, dass die visuelle Interpretation von Daten zur Gewinnung von Information in den nächsten Jahren als Unterrichtsthema eingeführt wird.

In dieser Arbeit wird aufgezeigt, was die Grundlagen für einen Unterricht im Bereich der TVL sind und wie dieser Unterricht mit dem Thema der Visualisierung mehrdimensionaler Daten umgesetzt werden kann. Dieser Unterricht wurde während mehreren Jahren, gestützt auf die Auswertung von Unterrichtsdaten, entwickelt.

1.1.2 Gewinnung und Analyse von Unterrichtsdaten zur Optimierung des Unterrichts: Learning Analytics

Um Unterricht zielgerichtet verändern und verbessern zu können, müssen Evaluationen durchgeführt werden, die den aktuellen Unterricht und die dazugehörigen Lernprozesse möglichst genau abbilden. Dazu werden mit unterschiedlichen Methoden Daten gesammelt, welche anschliessend statistisch analysiert werden. Bei der Analyse werden Methoden aus unterschiedlichen Disziplinen verwendet, u.a. Educational Data Mining, Education Analytics, e-learning data analysis etc. Diese Bereiche können im Überbegriff *Learning Analytics* (LA) [Chatti 2012] zusammengefasst werden. Im Horizon Report 2011 [Johnson 2011] wird die LA als eine von sechs „Technologies to Watch“ aufgeführt. Im Report von 2012 wird der Zeithorizont, in welchem die Technologie Verbreitung findet, auf zwei bis drei Jahre geschätzt [Johnson 2012]. Im Jahr 2011 fand die erste Konferenz zum Thema Learning Analytics statt. Dort wird die LA wie folgt beschrieben¹:

„Learning analytics is the measurement, collection, analysis and reporting of data about learners and their contexts, for purposes of understanding and optimising learning and the environments in which it occurs.“

Da die LA ein noch sehr junges Gebiet ist, gibt es noch keine Standards bzw. es werden mehrere Methoden aus anderen Forschungsbereichen kombiniert [Chatti 2012]. In dieser Arbeit werden Daten zum Unterricht gesammelt, aufbereitet und analysiert. Dazu wurde die Learning-Analytics-Lösung e-Observation entwickelt, welche auf den Unterricht zugeschnitten ist. Die Lösung verbindet Unterrichts- mit Softwareevaluation.

¹ <https://tekri.athabascau.ca/analytics>

In [Chatti 2012] wird ein Referenzmodell für LA-Lösungen vorgestellt, bei dem vier Dimensionen angegeben werden: Environment, Stakeholders, Objectives und Methods. Im Folgenden wird beschrieben, wie diese vier Dimensionen in unserer Untersuchung definiert sind:

- 1 **Environment:** Die Umgebung (Environment) definiert, in welchem Zusammenhang die Daten gesammelt werden. In unserem Fall ist dies eine Software zur Visualisierung von mehrdimensionalen Daten, die im Rahmen eines e-learning-Unterrichts verwendet wird.
- 2 **Stakeholders:** Stakeholders bezeichnet die Gruppe von Personen, die von den Daten profitiert. In unserem Fall sind das die Entwickler der Unterrichtsmaterialien, was am Ende den Studierenden zugutekommt.
- 3 **Objectives:** Die Ziele der LA sind von den Stakeholdern abhängig, in unserem Fall sind das die Entwickler der Unterrichtsmaterialien. Das Ziel ist ein besseres Verständnis der Lernprozesse und eine zielgerichtete Anpassung bzw. Verbesserung der Lernmaterialien aufgrund der Unterrichtsdaten.
- 4 **Methods:** Die verwendeten Methoden sind in unserem Fall zuerst Methoden aus der Softwareevaluation zum Gewinnen von Rohdaten. Danach werden statistische Verfahren zur Filterung (Pre-Processing) und anschliessend zur Analyse der Unterrichtsdaten im Hinblick auf die Objectives verwendet.

Diese Arbeit zeigt auf, wie eine Unterrichtsevaluation gewinnbringend mit einer Softwareevaluation kombiniert werden kann. Es wird gezeigt, wie eine zeit- und ortsunabhängige Evaluation, die auf eine beliebige Anzahl Studierender skaliert werden kann, gemacht wird.

1.2 Entwicklungskontext der Arbeit

Der in der vorliegenden Arbeit weiterentwickelte und untersuchte TVL-Unterricht wird als Teil eines Kurses an der ETH Zürich eingesetzt. Der Unterricht ist als eines von mehreren Modulen zum Thema Datenverarbeitung für Studierende der Naturwissenschaften konzipiert (Tabelle 1.1).

Dieser aus 6 Modulen bestehende Kurs wird jedes Semester im Rahmen von zwei unterschiedlichen Vorlesungen durchgeführt. Die zwei Vorlesungen unterscheiden sich einerseits durch den Zeitpunkt ihrer Durchführung und andererseits durch die Zielgruppe.

Modul	Thema
1	Publizieren im Internet
2	Simulieren
3	Datenvisualisierung
4	Daten verwalten Teil 1 (mit Tabellenkalkulationssoftware)
5	Daten verwalten Teil 2 (mit Datenbanken)
6	Makroprogrammierung

Tabelle 1.1: Die sechs Module der Vorlesung, die in der gegebenen Reihenfolge von den Studierenden zu bearbeiten sind.

252-0850-00 Informatik (für Biol./Pharm. Wiss.)²: Diese Vorlesung fand in den Frühjahrssemestern von 2008 bis 2011 als Teil des Curriculums folgender Bachelorstudiengänge statt: Bewegungswissenschaften und Sport, Biologie, Pharmazeutische Wissenschaften.

252-0839-00 Einsatz von Informatikmitteln³: Diese Vorlesung fand in den Herbstsemestern 2008 bis 2011 als Teil des Curriculums folgender Bachelorstudiengänge statt: Agrarwissenschaft, Erdwissenschaft, Lebensmittelwissenschaft, Umweltnaturwissenschaft.

Semester	Vorlesung	Abkürzung
Herbstsemester 2011	252-0839-00 Einsatz von Informatikmitteln	HS11
Frühjahrssemester 2011	252-0850-00 Informatik (für Biol./Pharm. Wiss.)	FS11
Herbstsemester 2010	252-0839-00 Einsatz von Informatikmitteln	HS10
Frühjahrssemester 2010	252-0850-00 Informatik (für Biol./Pharm. Wiss.)	FS10
Herbstsemester 2009	252-0839-00 Einsatz von Informatikmitteln	HS09
Frühjahrssemester 2009	252-0850-00 Informatik (für Biol./Pharm. Wiss.)	FS09
Herbstsemester 2008	252-0839-00 Einsatz von Informatikmitteln	HS08
Frühjahrssemester 2008	252-0850-00 Informatik (für Biol./Pharm. Wiss.)	FS08

Tabelle 1.2: Liste der Vorlesungen, in denen das Modul zum Thema TVL eingesetzt und evaluiert wurde.

Tabelle 1.2 gibt an, in welchen acht Semestern in den Jahren 2008 bis 2011 Evaluationsdaten zum Modul 3 erhoben wurden. Die gewonnenen Daten wurden im Anschluss an die Durchführung des Unterrichts auf folgende Fragestellungen hin analysiert:

- Werden die Unterlagen verwendet und wird das Unterrichtskonzept adaptiert?
- Wird das geforderte Lernziel erreicht?
- Welche Auswirkungen hat eine Veränderung (Verbesserungen) des Unterrichts?
- Gibt es Unterschiede zwischen den verschiedenen Studierendengruppen?

Aufgrund der Resultate der Analyse wurde das Modul weiterentwickelt. Dies geschah in mehreren Zyklen (Abbildung 1.2).

² <http://www.ibpw.ethz.ch>

³ <http://www.evim.ethz.ch>

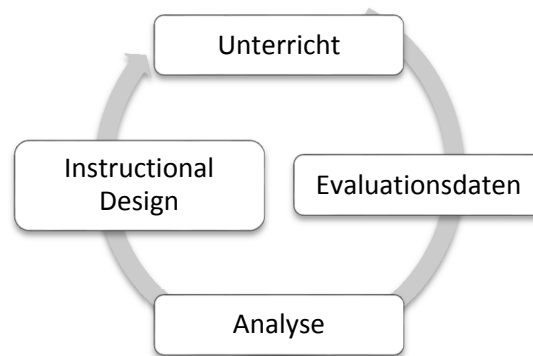


Abbildung 1.2: Entwicklungszyklus der Materialien. Für den Unterricht werden Daten gesammelt, welche dann analysiert werden. Aufgrund dieser Analyse werden die Unterrichtsmaterialien angepasst. Anschliessend werden die Materialien wieder im Unterricht eingesetzt.

1.3 Beiträge und Aufbau der Arbeit

Das Ziel dieser Arbeit ist es, einen Unterricht im Bereich der Technical Visual Literacy mit dem Thema visuelle Analyse mehrdimensionaler Daten zu definieren, durchzuführen, zu analysieren und anzupassen. Zur Erreichung dieses Ziels waren vier Schritte nötig, welche in Abbildung 1.3 mit ihren Abhängigkeiten dargestellt sind.

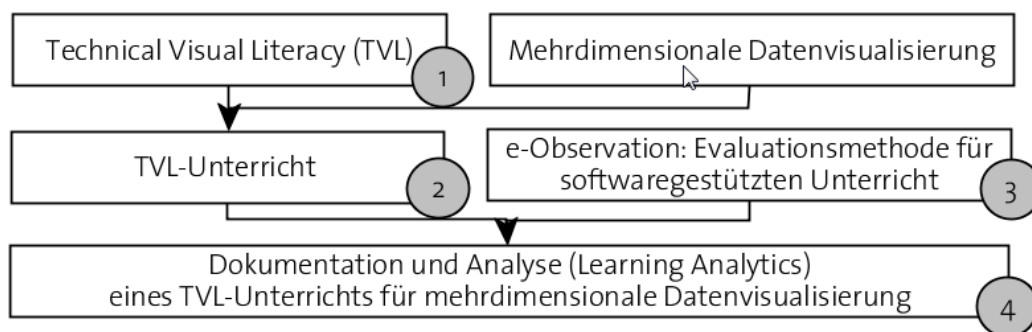


Abbildung 1.3: Verknüpfung der unterschiedlichen Schritte dieser Arbeit.

Jeder der vier Schritte steht für ein Kapitel in dieser Arbeit:

1. **TVL-Grundlagen (Kapitel 2):** Als Erstes wird definiert, was Technical Visual Literacy ist und welches Lernziel erreicht werden muss.
2. **Instructional Design eines TVL-Unterrichts (Kapitel 3):** Aufgrund der definierten Unterrichtselemente wird ein Unterricht, der das Erreichen des Lernziels ermöglicht, entworfen und implementiert.
3. **Erheben von Evaluationsdaten (Kapitel 4):** Aufgrund des entwickelten Unterrichts wird eine Evaluationsmethode gewählt, mit der möglichst repräsentative Daten gesammelt werden können.
4. **Analyse der gesammelten Daten (Kapitel 5):** Die Daten der Evaluation werden daraufhin ausgewertet, ob der in Schritt 2 erstellte Unterricht das postulierte Lernziel erreicht.

Die nächsten vier Abschnitte geben eine Übersicht über den Inhalt der vier Kapitel und beschreiben, welche Beiträge daraus hervorgehen.

Grundlagen des TVL-Unterrichts auf Hochschulstufe (Kapitel 2)

Die Grundlagen des TVL-Unterrichts bestehen aus drei Teilen: Erstens aus den Grundlagen der Technical Visual Literacy, zweitens aus den Grundlagen der graphischen Darstellungen, zu denen die abstrakten Darstellungen gehören, welche Thema der TVL sind, und drittens aus den Grundlagen der Visualisierungsmethoden zur Darstellung von mehrdimensionalen Daten, welche konkrete Beispiele für abstrakte Darstellungsformen sind.

Beitrag: Die Definition von Anforderungen an eine Lernumgebung zur Vermittlung visueller Kompetenzen im Bereich der TVL. Im Unterricht verwendete Visualisierungen müssen drei Elemente beinhalten:

- Kontext: Ein realer Inhalt
- Komposition: Darstellung des Inhalts
- Interaktion: Möglichkeit zur Veränderung der Komposition

Ziel der TVL ist es, dass der Lernende in der Lage ist, die Komposition mit Hilfe von angemessenen Interaktionen so zu verändern, dass er den Inhalt bewerten kann. Dieser Analyseprozess ist dem zugrunde liegenden Kontext anzupassen.

Instructional Design des TVL-Unterrichts (Kapitel 3)

Um die Lernprozesse in einem TVL-Unterricht untersuchen zu können, ist ein konkreter Unterricht mit Unterrichtsmaterial, Unterrichtsablauf und Unterrichtsdurchführung nötig. In Kapitel 3 wird deshalb einerseits ein konkretes operationalisiertes Lernziel definiert und andererseits das Darstellungssystem angegeben, das die Bedingungen aus Kapitel 2 erfüllt und den Studierenden ermöglicht, das Lernziel zu erreichen. Abgeschlossen wird dieses Kapitel mit der Konkretisierung der in Abschnitt 1.2 angegebenen Fragestellungen zum Unterricht.

Beitrag: Unterrichtsmaterialien, welche die Anforderungen aus Kapitel 2 erfüllen. Konkret handelt es sich um **Instruktionsmaterial** in Form eines E-Tutorials®, einer frei verfügbaren **Software** zur Visualisierung von mehrdimensionalen Daten (VisuLab®), **realen Datensätzen** und **zugehörigen Aufgabenstellungen**.

E-Observation: Unterrichtsevaluation mit computergenerierten Beobachtungsprotokollen (Kapitel 4)

Die am Ende von Kapitel 3 gestellten Fragen müssen aufgrund von Unterrichtsdaten beantwortet werden. Dazu wurde ein eigenes Evaluationskonzept, das zum Unterricht passt, entwickelt. Es kombiniert Software- und Unterrichtsevaluation und hat eine Feldstudie mit möglichst vielen Teilnehmern zum Ziel. Das Konzept der sogenannten e-Observation sowie eine konkrete Umsetzung werden vorgestellt. Abgeschlossen wird das Kapitel mit der Filterung der gesammelten Daten. Diese Filterung entspricht einem Pre-Processing und ist nötig, um die Qualität der Daten zu erhöhen. Die gefilterten Daten können anschliessend als Unterrichtsdaten bezeichnet und in der Analyse des Unterrichts verwendet werden.

Beiträge:

1. E-Observation: skalierbare, zeit- und ortsunabhängige Evaluationsmethode für computergestützten Unterricht zur Gewinnung von Daten über Lernprozesse.
2. Unterrichtsdaten, die mehr aus 7000 Unterrichtsstunden von über 2000 Studierenden bestehen.

Learning Analytics: Analyse der Unterrichtsdaten (Kapitel 5)

Die am Ende von Kapitel 4 definierten Unterrichtsdaten bilden die Basis zur Beantwortung der in Kapitel 3 gestellten Fragen. In der Analyse werden einerseits Merkmale innerhalb des TVL-Unterrichts miteinander in Bezug gesetzt, um zu erfahren, ob das Lernziel erreicht wurde, und andererseits werden die gesammelten Daten in Bezug zu externen Daten gesetzt, die im Zusammenhang mit den Lernenden stehen, wie Geschlecht und Motivation.

Beitrag: Die Analyse ermöglicht detaillierte Einblicke in die Arbeit (Durchführen von Analyseprozessen) der Studierenden. Die Hauptkenntnisse dieser Analyse sind:

- Die distance-learning-Unterlagen werden von den Studierenden in der vorgesehenen Weise verwendet.
- Das geforderte Lernziel wird erreicht.
- Veränderungen des Unterrichts führen zu den beabsichtigten Resultaten.
- Unterschiede zwischen verschiedenen Studierendengruppen konnten gefunden werden:
 - Männer und Frauen unterscheiden sich in der Anzahl der Interaktionen, welche während der Instruktion durchgeführt werden.
 - Gute Studierende unterscheiden sich von den schwächeren in der Anzahl der Interaktionen und in der Dauer der Analyse des Kontextes mit der höchsten Komplexität.
- Die Motivation für das Fach Informatik und das Interesse an diesem wirken sich kaum auf die Analyseprozesse aus.

Erkenntnis im Bereich der visuellen Analyse mehrdimensionaler Daten: Die Zeit, welche zur Analyse eines Kontextes benötigt wird, scheint unabhängig von der Anzahl der Interaktionen bzw. Interaktionsmöglichkeiten.

Kapitel 2:

Grundlagen des TVL-Unterrichts auf Hochschulstufe

In der Einleitung wurde das Bedürfnis nach einem TVL-Unterricht und einem Unterricht zur Vermittlung von Fähigkeiten im Bereich der Verwendung von Methoden zur Visualisierung von mehrdimensionalen Daten formuliert. Bertin, ein Pionier im Bereich der interaktiven Datenvisualisierung, ist der Meinung, dass diese beiden Unterrichtsinhalte kombiniert werden sollten:

... the „literate“ layout editor bear a heavy responsibility for [the] rejection of the potentially incomparable language which is graphics. We must recognize that graphics is learned, not inherited.

[Bertin 1983, Seite xv]

Noch gibt es aber in beiden Bereichen keine Unterrichtskonzepte, die als Ausgangslage verwendet werden können. In diesem Kapitel werden die Grundlagen eines solchen Unterrichts ausgeführt. Abbildung 2.1 zeigt das Zusammenspiel der in diesem Kapitel vorgestellten Grundlagen. Die Grundlagen werden in drei Unterabschnitten vorgestellt:

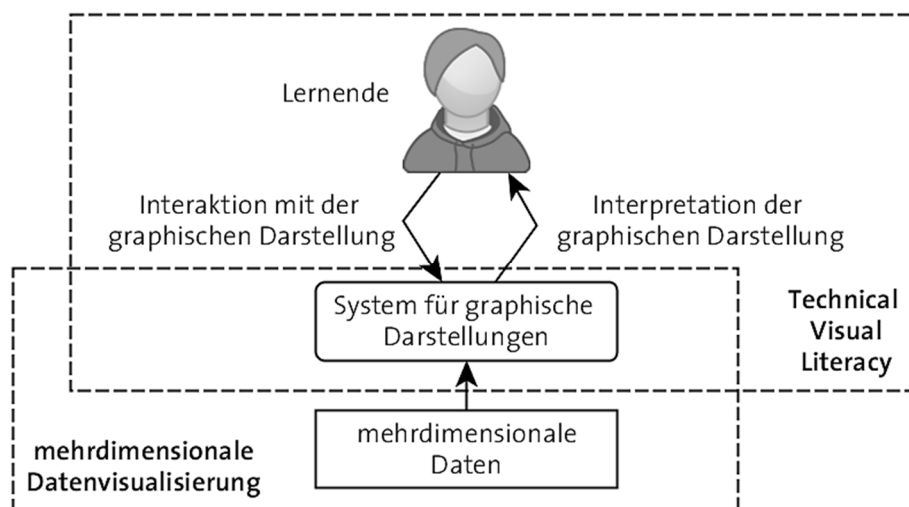


Abbildung 2.1: Darstellungssysteme als Hilfsmittel zur Exploration von Daten mit dem Ziel, Informationen über die Daten zu gewinnen.

Technical Visual Literacy (Abschnitt 2.1): Wie erwähnt, beschäftigt sich die Visual Literacy mit der Vermittlung und Förderung von visuellen Fähigkeiten. In diesem Abschnitt wird gezeigt, weshalb visuelle Fähigkeiten unabdingbar sind, wo sich die VL-Bewegung befindet und welche Anforderungen an die Vermittlung der TVL gestellt werden.

Elemente eines Darstellungssystems als Basis der TVL (Abschnitt 2.2): Um einen konkreten Unterricht als Beitrag zur Förderung von TVL-Fähigkeiten auf Basis von mehrdimensionalen Daten entwerfen zu können, müssen zuerst die generellen Grundlagen eines graphischen Systems definiert werden. Die Elemente, die in einem

Darstellungssystem vorkommen, sind allgemeingültig, werden in diesem Abschnitt jedoch direkt in Bezug zu abstrakten Graphiken gestellt.

Visualisierung quantitativer, mehrdimensionaler Daten als Thema der TVL (Abschnitt 2.3): Das konkrete Darstellungssystem, welches Teil des Unterrichts ist, verwendet Methoden zur Visualisierung von mehrdimensionalen Daten. Die Visualisierung mehrdimensionaler Daten beschäftigt sich mit der Darstellung von quantitativen Daten, um daraus Informationen zu gewinnen. Diese Darstellungsformen kommen vorwiegend aus dem Bereich der explorativen Datenanalyse (EDA), mit deren Methoden die Daten zu einem Zeitpunkt exploriert werden, zu dem nur wenig über die Daten bekannt ist. Diese Darstellungen sind typischerweise nicht direkt mit realen Objekten in Bezug zu bringen und weisen deshalb einen hohen Abstraktionsgrad auf. In diesem Abschnitt wird angegeben, wie die in Abschnitt 2.2 definierten Elemente in einem solchen System aussehen.

2.1 Grundlagen der Technical Visual Literacy (TVL)

Hier wird zuerst zusammengefasst, welche wichtige Rolle die visuelle Wahrnehmung beim Lernen im Allgemeinen spielt. Anschliessend wird die Entstehung der Visual-Literacy-Bewegung mit ihrer Motivation umrissen, gefolgt von den aktuellen Themen dieses Gebiets. Abschliessend werden die Stimmen zu abstrakten, technischen Darstellungen, mit denen sich die Technical Visual Literacy beschäftigt, zusammengefasst.

2.1.1 Visuelle Wahrnehmung als Grundlage des Lernens

Die Grundlage des Lernens im traditionellen Unterricht ist die visuelle Wahrnehmung. Pestalozzi wird von John Debes, dem geistigen Vater der Visual Literacy (VL), zitiert mit:

„Visual understanding is the basis of all knowledge.“

[Debes 1974]

Unter visuellen Fähigkeiten versteht die Visual Literacy die mentale Ebene der visuellen Wahrnehmung. Die physische Ebene, also die Funktionsweise des menschlichen visuellen Systems [Fischer 1995, Goldstein 2001], wird in diesem Forschungsgebiet nicht vertieft. So werden Defizite in der Wahrnehmung, wie Rot-Grün-Blindheit oder eingeschränkte Sichtfelder, nicht berücksichtigt. Es wird immer davon ausgegangen, dass alle physikalischen Voraussetzungen zur visuellen Wahrnehmung gegeben sind.

Auf der mentalen Ebene werden die visuellen Daten unter Miteinbezug der Erfahrungen des Sehenden vom Gehirn in Informationen umgewandelt. Um die Daten verarbeiten zu können, bildet das Gehirn im Kurzzeitgedächtnis sogenannte visuelle Chunks (Informationseinheiten), von denen ca. 7 (+/-2) für 15-30 Sekunden gespeichert werden können [Miller 1956]. Die Anzahl der Chunks scheint universell zu sein, die Grösse der Chunks hingegen ist individuell und basiert auf der visuellen Erfahrung des Sehenden, auch in Kombination mit anderen Sinnen.

Durch Erfahrung lernen wir bestimmte Informationen aus der Umwelt herauszufiltern, die dann als ganze Elemente, wie beispielsweise als Tisch oder als Stuhl, wahrgenommen werden, und nicht mehr als einzelne Flächen und Linien. Goldstein beschreibt in Kapitel 6 [Goldstein 2001] unterschiedliche Ansätze, wie wahrgenommene Elemente als ganze

Objekte erkannt werden. In allen Fällen spielt die Erfahrung eine wichtige Rolle, denn sie ermöglicht es, Elemente als Konzepte abzuspeichern. So spielt es später keine Rolle, wie ein Stuhl oder eine Person genau aussieht, denn das einzelne Element wird als Konzept *Sitzgelegenheit* bzw. Mensch wahrgenommen. Diverse Untersuchungen haben gezeigt, dass durch die Erfahrung und die Gruppierung von Elementen die Verarbeitungskapazität steigt. Die folgenden zwei im Bereich der Lernforschung populären Untersuchungen zur Chunkbildung sind erwähnenswert:

1. Keith beschreibt in seinem Artikel *Reading Words With Jumbled Letters: There Is a Cost* [Keith 2006], dass es ausreicht, wenn nach dem Erlernen einer Sprache der erste und der letzte Buchstabe in einem Text gegeben sind. Hier sind die Wörter die visuellen Chunks, welche aus einzelnen Buchstaben bestehen. Diese Zusammenfassung von einzelnen Elementen ermöglicht erst das Lesen von Texten.
2. Chase und Simon zeigten in einer Untersuchung, dass sich Schach-Experten sehr komplexe Schachkonstellationen schnell einprägen konnten, während Laien damit überfordert waren. Dies funktionierte allerdings nur, wenn die gezeigte Kombination nachvollziehbar und erreichbar war. Zufällige Kombinationen konnten sich die Experten gleich schlecht merken wie Laien [Chase 1973].

2.1.2 Entstehung der Visual Literacy

John Debes gilt als Vordenker der Visual Literacy und hat in seiner Publikation *Mind, Languages and Literacy* [Debes 1974] seine Motivation für das Thema dargelegt. Er argumentiert, dass die „verbal literacy“ ein Nachfolger der „visual literacy“ sei und dass in den Schulen die visuellen Kompetenzen besser gefördert werden sollen, da diese eine Voraussetzung für verbale Kompetenzen sind. Er legt einige Studien bzw. Artikel vor, die sich mit der Motivation zur Förderung von visuellen Fähigkeiten befassen. Vier davon werden hier zusammengefasst wiedergegeben:

Als erstes Beispiel erwähnt er eine Untersuchung von Dr. Gene Symes über die Ursache von Leseschwäche. Symes führte einen Test mit 52 leseschwachen Kindern durch, bei denen kein Grund, wie beispielsweise die Trennung der Eltern, Arbeitslosigkeit des Vaters oder leseschwache Geschwister, als Ursache für die Leseschwäche festgestellt werden konnte. Das Resultat des Tests war, dass die Leseschwäche nur Knaben betraf, die eine sehr hohe Fähigkeit im Bereich der dreidimensionalen Vorstellungskraft hatten. In den meisten Fällen waren die Väter dieser Kinder hochqualifizierte Arbeiter. Symes argumentiert, dass durch die Fokussierung auf die verbalen Fähigkeiten ein grosses Potenzial verloren gehe, da Schüler mit anderen Fähigkeiten als schlecht beurteilt würden.

Als zweites Beispiel nennt er einen Artikel über Einstein, der in der damaligen verbalgeprägten Schulumgebung nicht reüssierte und erst in einer Pestalozzi-Schule seine wahren Stärken finden konnte, da dort die visuellen Fähigkeiten speziell gefördert wurden.

Weiter thematisiert Debes die Fortschritte der Technologie bzw. die Verbreitung des Fernsehens als visuelles Medium. Ein IQ-Test bei Kindern zeigte, dass der durchschnittliche IQ zuerst bei 110 (Alter 3.5 Jahre) liegt und bis zum zweiten Messpunkt (Alter 5.5 Jahre) ansteigt. Danach aber sinkt er bis zur letzten Messung wieder auf 102

(Alter 8.5 Jahre) ab. Den Anstieg schreibt Debes der Förderung von visuellen Fähigkeiten durch das Fernsehen zu. Den Abstieg verbindet er mit der Einschulung und der Fokussierung auf Texte anstatt auf Bilder.

Abschliessend berichtet er von einem Versuch einer Schule in Rochester, NY. Diese initiierte die Förderung von schwachen Schülern mit Hilfe von Visualisierungen. Der Versuch wurde auf die Gruppe der Normalbegabten ausgeweitet, und letztendlich beteiligte man auch die begabtesten Schülerinnen und Schüler daran. Das Fazit war, dass nicht nur schwache Lernende von dieser Massnahme profitierten, sondern auch und vor allem die guten.

Diese Arbeit von Debes motivierte die Gründung der International Visual Literacy Association (IVLA) im Jahr 1969. Von Debes stammt auch die erste Definition von Visual Literacy, welche während der ersten National Conference on Visual Literacy entstanden ist und welche die wohl längste und am längsten bestehende Definition ist:

„Visual Literacy refers to a group of vision-competencies a human being can develop by seeing and at the same time having and integrating other sensory experiences. The development of these competencies is fundamental to normal human learning. When developed, they enable a visually literate person to discriminate and interpret the visible actions, objects, symbols, natural or man-made, that he encounters in his environment. Through the creative use of these competencies, he is able to communicate with others. Through the appreciative use of these competencies, he is able to comprehend and enjoy the masterworks of visual communication.”

[Debes 1969]

Die Entwicklung des Gebiets wurde zu Beginn durch die Suche nach einer allgemeinen Definition geprägt. Die Paper *A Review of the concept of VL* [Avgerinou 1997], *Handbook for Educational Communications and Technology* [Braden 1996] und das Buch *Visual literacy A spectrum of visual learning* [Moore 1994] geben einen Überblick über die Entwicklung des Gebiets und die Suche nach einer allgemeinen Definition der Visual Literacy. Man konnte sich jedoch bis heute auf keine allgemeine Definition einigen.

2.1.3 Aktuelle Themenbereiche der Visual Literacy

Die aktuellen Publikationen können in vier Hauptthemenbereiche gegliedert werden:

Vermitteln von Interpretationsfähigkeiten in Bezug auf fotografische und filmische Materialien [Medienkompetenz]: Hier werden einerseits Comics und andere Bilderbücher zur Visualisierung von Geschichten verwendet [Riddle 2009], andererseits wird die kritische Interpretation von Werbung thematisiert. Beispiele dafür sind alle Beiträge im *Journal of Visual Literacy* Vol. 29(1).

Erstellen von graphischen Sammlungen: In diesem Bereich geht es darum möglichst viele Darstellungen aus einem Bereich zusammenzufassen, um die Breite an Darstellungsmöglichkeiten aufzuzeigen. Das Teilen von solchen Sammlungen zu Unterrichtszwecken ist ein Ziel davon [Cifuentes 2006]. Als Beispiel für eine Sammlung sei das Projekt „Das Technische Bild“⁴ von Prof. Dr. Horst Bredekamp genannt, das als Teil

⁴ <http://www.kulturtechnik.hu-berlin.de/content/dtb>

des Hermann von Helmholtz-Zentrums für Kulturtechnik im April 2000 gegründet wurde. Im Rahmen dieses Projekts werden Bilder und Bildgebungsverfahren im naturwissenschaftlichen, technischen und medizinischen Bereich gesammelt und analysiert.

Vermitteln von Designfähigkeiten für Designer bzw. Lehrpersonen: Hier geht es darum, die Fähigkeiten von Lehrpersonen als Designer von visuellen Unterrichtsmitteln zu fördern. Petterson beschäftigt sich in [Petterson 2006], [Petterson 2007] und [Petterson 2010] mit Design-Aspekten in der Visual Literacy.

Der Einfluss der Digitalisierung auf die Visual Literacy: Die neuen Möglichkeiten der Erstellung und Verbreitung von visuellen Medien ist auch in der Visual Literacy ein Thema. Es wird hierbei vor allem thematisiert, dass die Lernenden immer mehr mit visuellen Medien konfrontiert sind und diese auch ausserhalb der schulischen Umgebung nutzen. In diesen Bereich fällt z. B. die Untersuchung von Brumberger [Brumberger 2011], in der die Autorin feststellt, dass die Schülerinnen und Schüler trotz der Verwendung der neuen Medien kein spezielles Geschick bei der Erstellung und Interpretation von visuellen Kommunikationsmitteln beweisen.

2.1.4 Spezialfall TVL: Interpretieren abstrakter Darstellungen

In Messaris Buch *Visual Literacy* [Messaris 1994] gibt es ein kurzes Kapitel über abstrakte, unbewegte Bilder. Er schreibt dort, dass eine Interpretation dieser Art von Bildern eigentlich kaum vorstellbar und erlernbar sei. Dies, weil die Bilder jeglicher Art von logischem Aufbau entbehren und auch keinen realen Bezug bzw. Kontext aufweisen. Rowe [Rowe 2000] bestätigt die Meinung von Messaris, dass sich abstrakte, technische Bilder von alltäglichen Darstellungen unterscheiden, und findet, dass sie genau deshalb in der wissenschaftlichen Ausbildung als Unterrichtsthema erscheinen müssten:

„Successful reading of a highly abstract scientific diagram requires very different skills from those required for reading ordinary pictures of everyday content.”

[Lowe 2000]

Auch Elkins [Elkins 2008] vertritt die Auffassung, dass die Vermittlung von Kompetenzen im Bereich der Visual Literacy für die Hochschule wichtig sei. Die Zuweisung der visuellen Kompetenzen in den Bereich der Kunst und der humanistischen Fächer erscheint ihm problematisch, da auch in der Wissenschaft immer mehr bildgebende Methoden verwendet werden und da deren korrekte Anwendung sowie die Interpretation der Resultate erlernt werden müssten.

Im nächsten Abschnitt werden die Elemente definiert, welche eine Darstellung ausmachen. Das Ziel der VL ist der Umgang mit diesen Elementen in Bezug auf Darstellungen alltäglicher Situationen. Den Umgang mit diesen Elementen im Zusammenhang mit abstrakten Darstellungen zu beherrschen, ist Ziel der TVL.

2.2 Elemente eines Darstellungssystems als Basis der TVL

In diesem Abschnitt werden die allgemeinen bedeutungsbestimmenden Elemente eines Systems für graphische Darstellungen definiert und erklärt. Diese Elemente bilden die

Basis für einen Unterricht der TVL und werden mit Beispielen aus diesem Bereich erläutert.

Unsworth [Unsworth 2001] definiert drei Elemente, welche die Bedeutung einer Darstellung ausmachen (Abbildung 2.2). Danach bildet ein Darstellungssystem, bestehend aus *Komposition* und *Interaktion*, einen gegebenen *Kontext* ab.

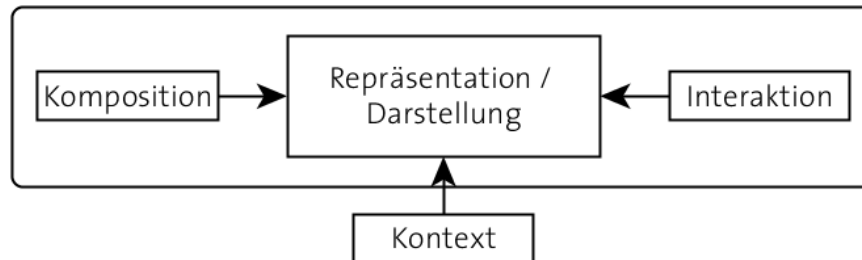


Abbildung 2.2: Kontext, Komposition und Interaktion als bedeutungsbestimmende Elemente einer Repräsentation/Darstellung und als Teil eines Darstellungssystems.

- **Kontext:** Der Kontext beschreibt die Realität, welche durch die Abbildung dargestellt werden soll, und somit den eigentlichen Inhalt der Darstellung.
- **Komposition:** Als Komposition bezeichnet werden alle visuellen Elemente, welche vom Erzeuger zur Erstellung der Darstellung gewählt wurden. Diese Elemente dienen der Nachbildung der Realität.
- **Interaktion:** Die Interaktion ermöglicht das Verändern einer Darstellung. Die Informationen werden dadurch gewonnen, dass die Komposition durch Interaktion verändert wird. Diese Veränderbarkeit ist nach Wartofsky [Hagen 1980, S. 131ff] der grösste Vorteil von graphischen Repräsentationen.

Diese drei bedeutungsbestimmenden Elemente werden im folgenden Abschnitt konkretisiert. Abschliessend werden Beispiele aus der Datenvisualisierung und der Visual Literacy angegeben, welche das Zusammenspiel der Elemente verdeutlichen.

2.2.1 Kontext

Der Kontext kann eine intrinsische und extrinsische Ausprägung haben. Die eine Ausprägung bezeichnet die Information, welche im Inhalt alleine liegt, und die andere benennt die Information über den Inhalt, also den Kontext des Kontextes [Bertin 1981].

- **Intrinsische Information:** Das ist die Information, welche mit Hilfe von statistischen Tests alleine aus den gegebenen Daten gewonnen werden kann. Exemplarisch sind hier drei Arten von Information beschrieben:
 - **Ausreisser (Outlier):** Ausreisser sind Messwerte, welche sich von allen anderen Messwerten unterscheiden. Was ein Ausreisser ist, ist von Fall zu Fall zu entscheiden und nicht abschliessend definierbar [Field 2009, Abschnitt 5.7.1].
 - **Korrelation:** Eine Korrelation zwischen zwei Messreihen besteht dann, wenn die Messwerte der einen Reihe mit einer Konstante multipliziert werden können und als Resultat die Messwerte der anderen Reihe hervorgehen [Field 2009, Kapitel 6].
 - **Gruppen (Cluster):** Messwerte können zu Gruppen zusammengefasst werden, welche sich in den Variablenwerten „ähnlich“ sind (siehe auch 3.3.4.4 Clustering).

- **Extrinsische Information:** Das ist die Bedeutung des dargestellten Inhalts, also der Bezug zu Informationen ausserhalb des Systems. Diese Informationen haben einen direkten Einfluss auf die intrinsische Information, da sie es erlauben, deren Bedeutung zu beurteilen.

Abbildung 2.3 zeigt zwei Beispiele für diesen Unterschied zwischen den zwei Informationsarten. Es werden die gemessenen Temperaturen von Februar und August 2011 für drei Stationen visualisiert. Die Messwerte der Station Rigi-Seebodenalp werden den Messwerten von Lugano-Universität und Chaumont mit einem Scatterplot (siehe Abschnitt 2.3.2.3 Projektion $\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^2$: Scatterplot-Matrix) entgegengestellt.

Die intrinsischen Informationen der Abbildungen sind einerseits eine Gruppierung (links) und andererseits eine Korrelation. Durch Einbezug von extrinsischen Informationen können diese beiden unterschiedlichen Informationen bewertet werden.

Die Stationen Rigi-Seebodenalp und Lugano-Universität weisen ganz unterschiedliche Eigenschaften auf. Sichtbar ist aber die Tatsache, dass an beiden Stationen im Sommer (August) höhere Temperaturen gemessen werden als im Winter (Februar). Dieser Unterschied ist in Lugano jedoch viel grösser, was die visuelle Trennung der zwei Gruppen zur Folge hat. Gemäss T-Test unterscheiden sich die Temperaturen von Februar und August auf dem 0.001-Level. Die Korrelation (nach Pearson auf dem 0.001-Level signifikant) rechts kommt dadurch zustande, dass die beiden Messstationen die gleichen geographischen Merkmale aufweisen. Die Jahreszeiten sind hier nicht direkt ersichtlich, weil die Temperaturschwankungen auf über 1000 Metern über Meer in der Schweiz nicht ins Gewicht fallen. Die Werte der beiden Stationen sind praktisch identisch.

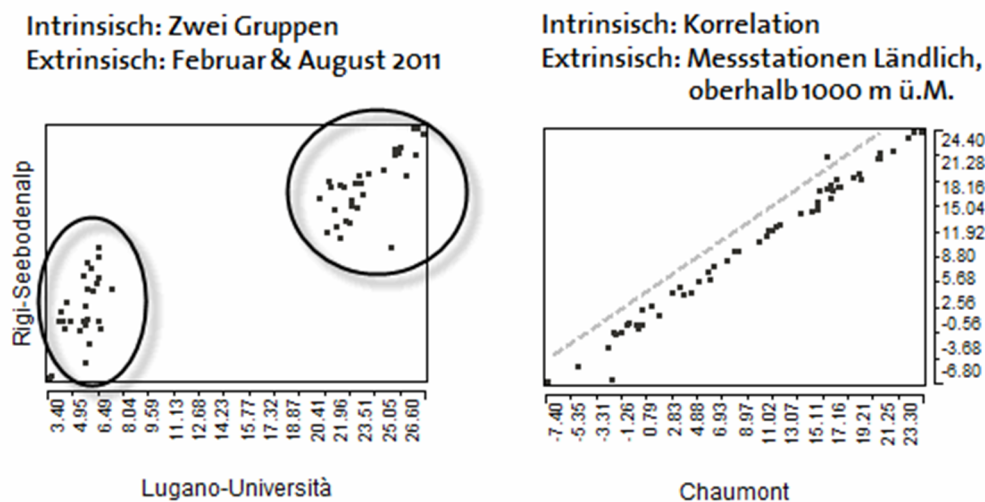


Abbildung 2.3: Temperaturen von Februar und August 2011 an den Messstationen Rigi-Seebodenalp, Lugano-Universität und Chaumont. Links ist der Scatterplot für die Temperatur von Rigi-Seebodenalp gegen die Temperatur von Lugano-Universität aufgezeichnet und rechts derjenige von Rigi-Seebodenalp gegen Chaumont. Oberhalb der Abbildungen ist die intrinsische und extrinsische Information angegeben.

2.2.2 Komposition

Die Komposition eines Systems bezeichnet die Menge der Darstellungselemente, welche zur Erzeugung verwendet werden. Bei graphischen Darstellungen besteht die Komposition aus Punkten, Linien und Flächen [Dondis 1974].

Abbildung 2.4 zeigt dieselben Daten als Punkte-, Linien- und Flächenkomposition. Dargestellt sind die in Zürich gemessenen Feinstaub-Tageswerte im August 2011. Das erste Bild zeigt die tatsächlichen Werte als Punkte. Im zweiten Bild sind die Punkte zusätzlich durch eine Kurve verbunden. Im dritten Bild sind die Werte als Höhe von senkrechten Balken dargestellt.

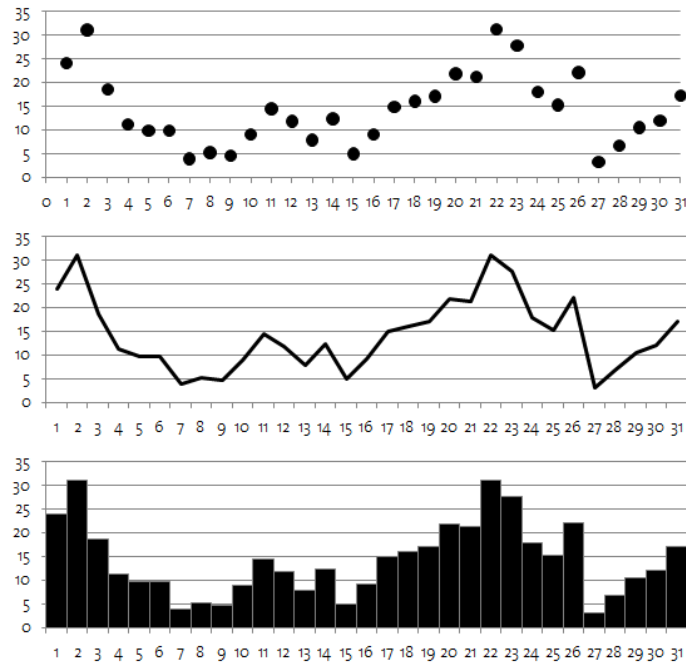


Abbildung 2.4: Punkt-, Linien- und Flächenkomposition der in Zürich gemessenen Feinstaub-Tageswerte im August 2011.

Mit der Wahrnehmung von unterschiedlichen Kompositionen beschäftigt sich die Gestalttheorie. Fünf Faktoren spielen bei der Wahrnehmung von Kompositionen im Bereich der graphischen Darstellungen eine Rolle. Die folgenden Definitionen der Gestaltfaktoren wurden aus dem Buch *Wahrnehmungspsychologie* von Goldstein übernommen [Goldstein 2001]. Die Beispiele zur Illustration der Faktoren stammen aus dem Bereich der Datenvisualisierung. Sie zeigen auf, dass diese nicht nur bei der Wahrnehmung von realen Objekten eine Rolle spielen, sondern auch die Interpretation von abstrakten Graphiken beeinflussen.

- **Gestaltgerechte Linienfortsetzung:** Punkte, die als gerade oder sanft geschwungene Linien gesehen werden, wenn man sie verbindet, werden als zusammengehörig wahrgenommen. Linien werden tendenziell so gesehen, als folgten sie dem einfachsten Weg (Abbildung 2.5 links).
- **Ähnlichkeit:** Ähnliche Dinge erscheinen in zusammengehörigen Gruppen geordnet (Abbildung 2.5 rechts).
- **Bedeutung oder Vertrautheit:** Dinge bilden mit grösserer Wahrscheinlichkeit Gruppen, wenn die Gruppen vertraut erscheinen oder etwas bedeuten.
- **Nähe:** Dinge, die sich nahe beieinander befinden, erscheinen als zusammengehörig. Die erste Darstellung in Abbildung 2.4 wird demnach eher als Punktegruppe interpretiert.
- **Prägnanz:** Jedes Reizmuster wird so gesehen, dass die resultierende Struktur so einfach wie möglich ist.

Die Wahl der Komposition hat also Auswirkungen auf die Interpretation der Daten und somit auf die Informationen, die daraus gewonnen werden können. Es ist deshalb wichtig, dass die Komposition durch den Interpretierenden verändert werden kann. Dies geschieht über Interaktionen, welche Thema des nächsten Abschnitts sind.

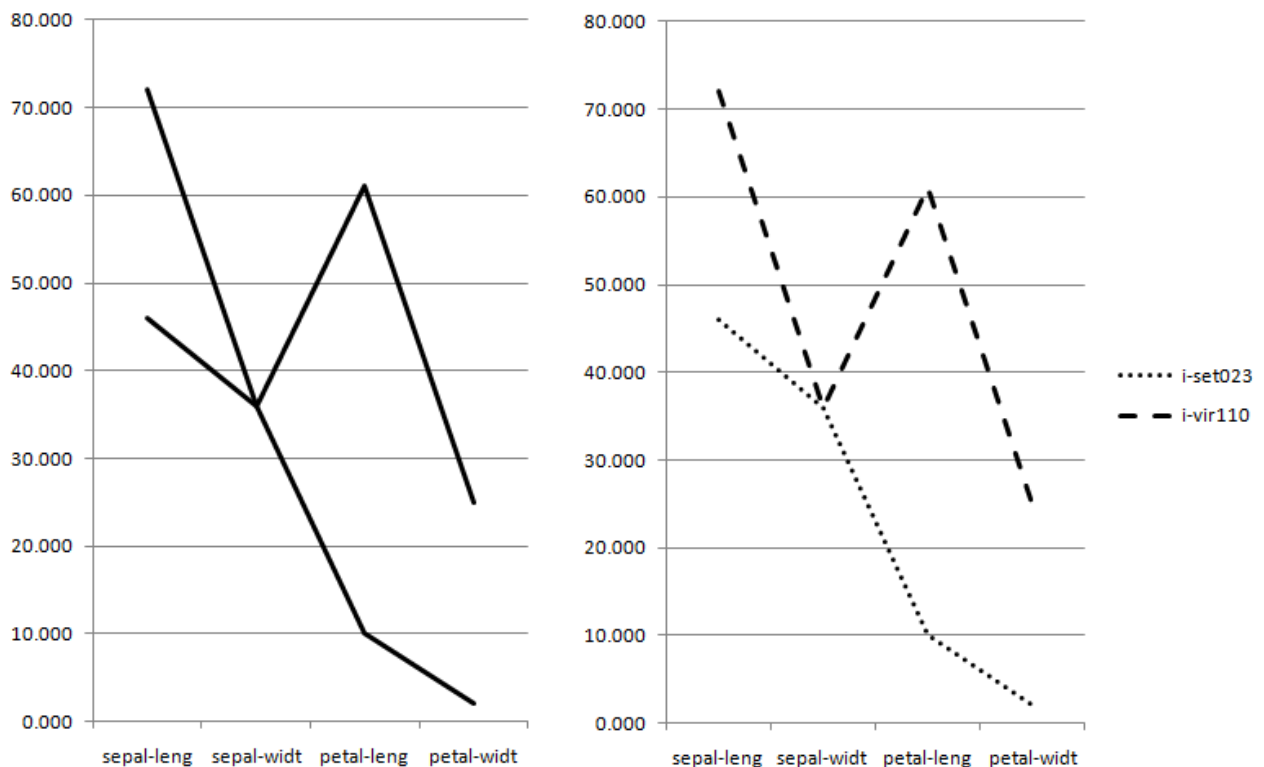


Abbildung 2.5: Zwei Messwerte aus dem Iris-Kontext (siehe auch 3.4.4.1, Seite 58). Links: Gestaltgerechte Linienfortsetzung: Es werden automatisch jene Linienverläufe favorisiert, welche am wenigsten Richtungswechsel aufweisen. Rechts: Ähnlichkeit: Wenn die Linien aus unterschiedlichen Elementen aufgebaut sind, werden diese Elemente als zusammengehörig identifiziert.

2.2.3 Interaktion

Die Interaktion mit der Darstellung ist vergleichbar mit Interaktionen zwischen dem Menschen und anderen Elementen seiner Umwelt. Norman hat die verschiedenen Schritte, welche bei einer Interaktion vorkommen, in seinem „Action Cycle“ [Norman 1990] vereinigt. Abbildung 2.6 zeigt die von Norman definierten sieben Interaktionsschritte auf graphische Darstellungen angepasst.

Allen Interaktionen liegt ein Ziel zugrunde, das durch die Ausführung der Interaktion erreicht werden soll. Der Zyklus startet bei der Definition eines Ziels. Um dieses Ziel zu erreichen, muss bestimmt werden, dass eine Handlung notwendig ist. Dann wird eine Befehlssequenz gebildet, welche zu diesem Ziel führen soll. Nun wird mit der Umwelt bzw. der Graphik interagiert, indem diese verändert wird. Die Veränderung in der Graphik kann dann wahrgenommen, interpretiert und ausgewertet werden.

Das Modell sagt nichts über die Art der Interaktionen aus. Als Interaktion wird heute typischerweise eine aktive Veränderung der Darstellung verstanden, beispielsweise Mensch-Maschine-Interaktion. Auch Norman geht in seinem Modell davon aus, dass die Durchführung der Befehlssequenz durch eine aktive Handlung wie z. B. das Öffnen einer Tür geschieht. Vor der Verbreitung von Computern war die Interaktion im Bereich der

Interpretation von Graphiken jedoch weitgehend passiv, etwa so wie beim Lesen eines Textes oder dem Betrachten eines Kunstwerks. Spence teilt die Interaktionen im Bereich der Datenvisualisierung in drei Gruppen [Spence 2007] ein:

- **Passive Interaktionen:** Bei der passiven Interaktion kann der Benutzer die Darstellung interpretieren, indem er seine Blickrichtung verändert.
- **Gestufte Interaktionen:** Hier bestimmt die Interaktion einen Wechsel der Darstellung, wie beispielsweise beim Auswählen einer Graphik aus einem Angebot von unterschiedlichen Graphiken.
- **Kontinuierliche Interaktionen:** Diese Art der Interaktion verändert ein und dieselbe Darstellung. Beispiel dafür wären das Vergrößern eines Ausschnitts oder das Verändern von Parametern.

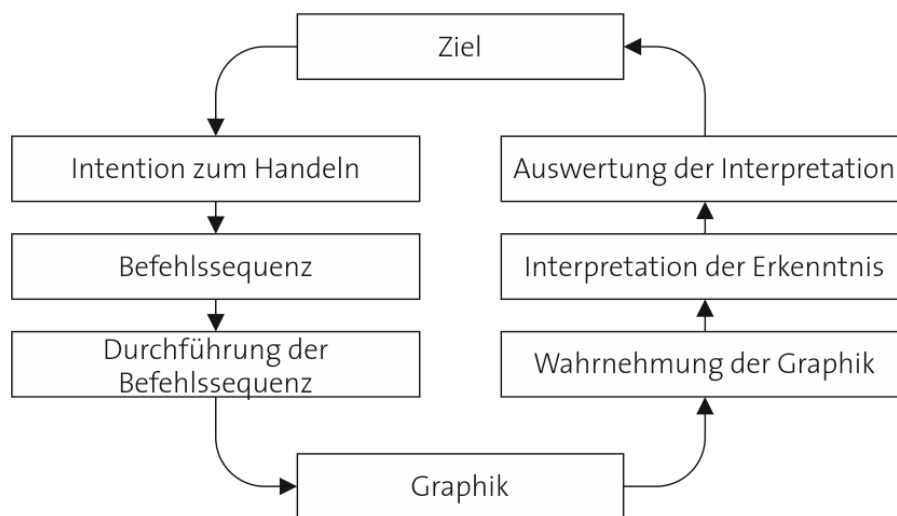


Abbildung 2.6: „Action Cycle“ aus *The Design of Everyday Things* [Norman 1990].

Beispiele zur Illustration der Notwendigkeit von Interaktionen

Wir wollen hier drei Beispiele dafür anführen, wie die Veränderung der Komposition durch Interaktion den Kontext besser erkennbar macht, und wie somit die intrinsische Information leichter und besser aus dem Kontext gewonnen werden kann. Die ersten beiden Beispiele sind Reproduktionen aus *The Elements of Graphing Data* [Cleveland 1985] zum Thema graphische Wahrnehmung. Das dritte Beispiel kommt aus dem Bereich der Visual Literacy.

Beispiel 1: Gestufte Interaktion

Bei der gestuften Interaktion wird die Art der Komposition gewechselt. Cleveland zeigt dazu ein Beispiel auf, welches dieselben Daten als Kuchendiagramm und als Punktediagramm darstellt [Cleveland 1985, Seiten 264 und 265]. Abbildung 2.7 fasst die Originaldarstellungen zusammen.

Der Unterschied zwischen den dargestellten Werten ist gering. Im Kuchendiagramm sind die Unterschiede kaum erkennbar. Durch den Wechsel der Komposition werden diese Unterschiede gut sichtbar und man sieht, dass die Werte absteigend sortiert sind.

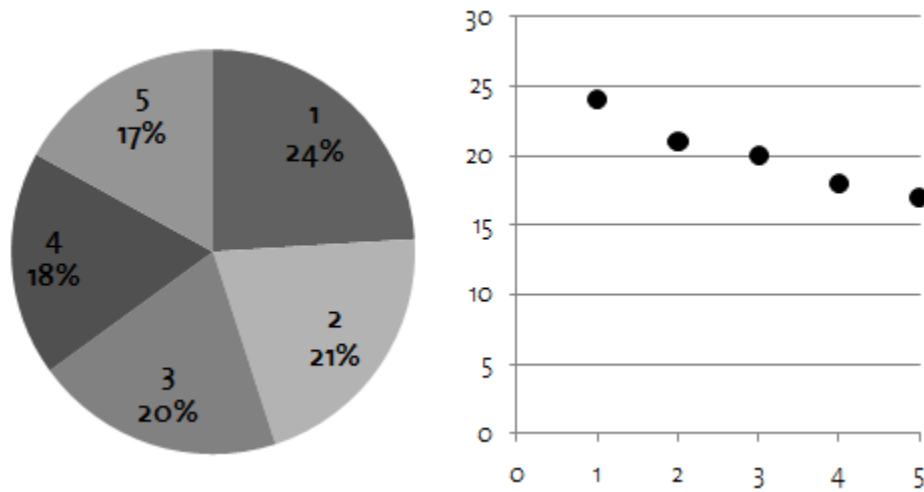


Abbildung 2.7: Wechsel der Komposition vom Kuchendiagramm zum Punktediagramm.

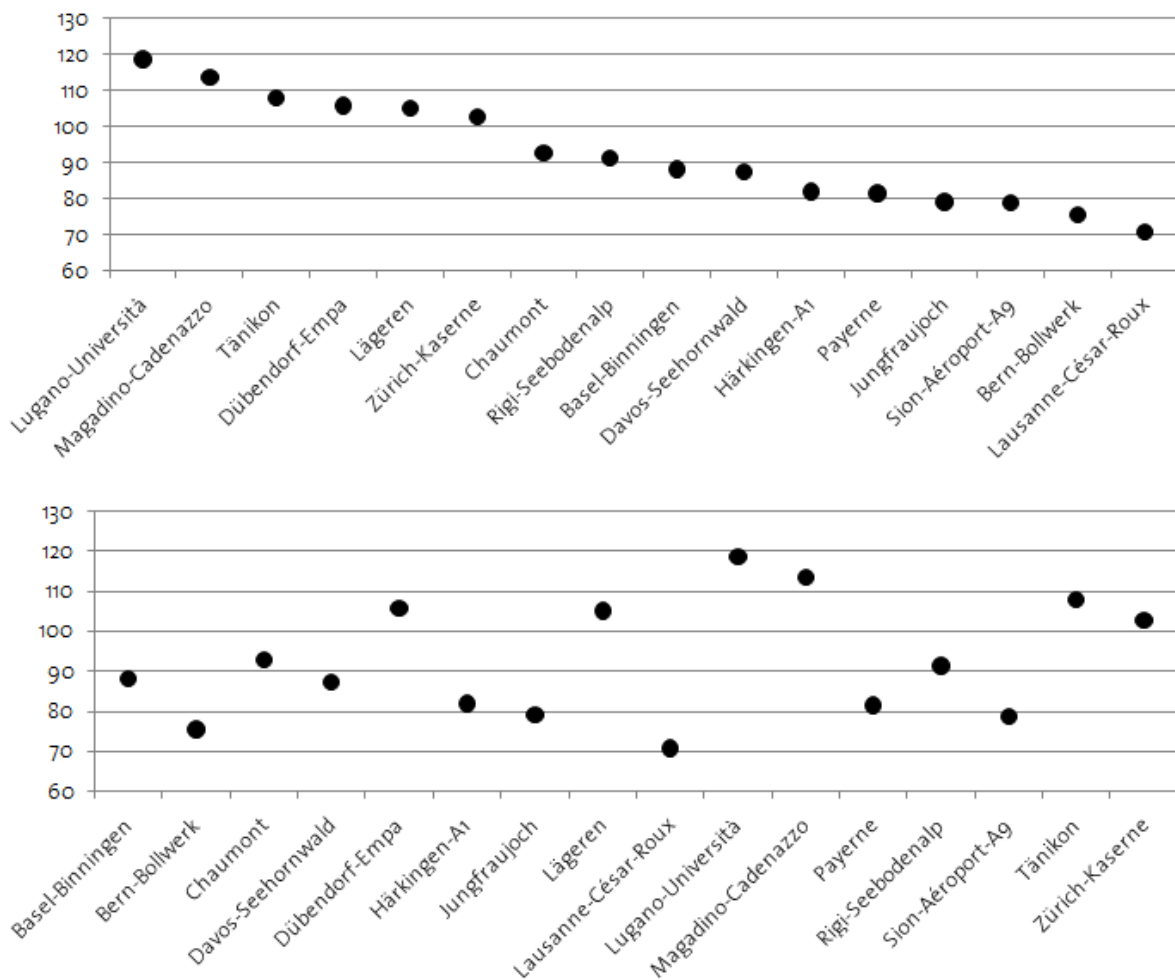


Abbildung 2.8: Darstellung der Ozon-Messwerte am 26. Juli 2011 für alle Messstationen (siehe Abschnitt 3.4.5.3 Luftdaten). In der oberen Darstellung sind die Werte absteigend sortiert. In der unteren Abbildung sind die Stationen alphabetisch sortiert.

Beispiel 2: Kontinuierliche Interaktion

Bei kontinuierlichen Interaktionen wird eine Komposition verändert, das heisst deren Elemente werden neu arrangiert. Ein typisches Beispiel dafür ist die Sortierung von

Elementen [Cleveland 1985, Seiten 272 und 273]. Abbildung 2.8 stellt die Ozonmesswerte am 26. Juli 2011 für alle verfügbaren Messstationen dar (siehe Abschnitt 3.4.5.3 Luftdaten). Die Stationen sind einmal numerisch nach den Messwerten sortiert und einmal alphabetisch nach den Stationsnamen.

Durch die Interaktion, das Sortieren nach den Werten, wird sichtbar, dass Messstationen im Tessin die höchsten Werte haben. Dass die Messwerte auf der Rigi und dem Chaumont, beides Bergstationen, auf vergleichbarem Niveau und im Mittelfeld liegen, ist nun auch gut zu erkennen.



FIGURE 6a



FIGURE 6b

Abbildung 2.9: Abbildungen derselben Situation aus unterschiedlichen Perspektiven aus [Arbuckle 2004]. Originale Bildunterschrift: Figures 6a and 6b: First draft (a) of illustration and final draft (b) of illustration.

Beispiel 3: Passive Interaktion

Im Bereich der Visual Literacy führte Arbuckle eine Untersuchung mit Analphabeten [Arbuckle 2004] durch, welche mit gegebenen Darstellungen passiv interagieren konnten. Die Forscher um Arbuckle erstellten ein Bild mit einem Jungen, der einen Fussball in einem Schaufenster betrachtet (FIGURE 6a). Dies ist ein Kontext, der für die Ersteller aus der Erfahrung bekannt war. Für die Betrachter war der Kontext „Schaufenster“ jedoch nicht bekannt, und deshalb wurde er auch nicht wiedererkannt. Sie folgerten, dass der Junge keine Beine habe, denn der Kontext „keine Beine“ war für die Betrachter naheliegender. Aufgrund dieser Erfahrung wurde die Komposition verändert, indem die Perspektive gewechselt wurde. Nun war das Bild für die Betrachter verständlich.

Die drei Beispiele zeigen, dass die Veränderung der Komposition durch Interaktion die Interpretation des Kontexts und somit die Gewinnung von Information beeinflusst.

In einem VL-Unterricht wird der Umgang mit einem konkreten Darstellungssystem erlernt. Auf Hochschulstufe ist ein solches System eines, welches erlaubt,

mehrdimensionale quantitative Daten zu visualisieren und mit ihnen zu interagieren. Der folgende Abschnitt widmet sich den Methoden eines solchen graphischen Systems.

2.3 Visualisierung mehrdimensionaler Daten als Thema der TVL

Um aufzuzeigen, welche Möglichkeiten die abstrakte Darstellung von quantitativen mehrdimensionalen Daten hat, werden in diesem Abschnitt als Erstes einige Meilensteine in der Geschichte der Datenvisualisierung bis 1975 skizziert. Im Abschnitt 2.3.2 werden anschliessend Visualisierungsmethoden aus dem Bereich der mehrdimensionalen Datenvisualisierung (Kompositionsmöglichkeiten) vorgestellt, welche nach 1975 im Fokus der Datenvisualisierung standen. Mehrdimensionale Datenvisualisierung heisst auch interaktive bzw. dynamische Visualisierung. Abschnitt 2.3.3 ist deshalb den Interaktionen gewidmet. Der Kontext besteht aus beliebigen mehrdimensionalen quantitativen Daten, weshalb an dieser Stelle nicht auf den Kontext eingegangen wird. Am Ende dieses Abschnitts zum Thema mehrdimensionale Datenvisualisierung wird angegeben, in welchen Forschungsbereichen diese Darstellungsmethoden verwendet werden, und welche Themen aktuell sind.

Pre-17th Century	Early Maps and Diagrams
1600-1699	Measurement and Theory
1700-1799	New Graphic Forms
1800-1850	Beginnings of Modern Graphic
1850-1900	The Golden Age of Statistical Graphics
1900-1950	The Modern Dark Ages
1950-1975	Rebirth of Data Visualization
1975-present	High-D, Interactive and Dynamic Data Visualization

Tabelle 2.3: Epochen der Datenvisualisierung [Chen 2008]

2.3.1 Entstehungsgeschichte

Die Visualisierung mehrdimensionaler Daten steht am Ende einer langen Geschichte von erfolgreichen und unterschiedlichen Visualisierungen von Daten. Tabelle 2.3 zeigt die unterschiedlichen Epochen der Datenvisualisierung. Sie basieren auf den Angaben des *Handbook of Data Visualization* [Chen 2008]. Das erste Kapitel dieses Handbuchs wird hier zusammenfassend wiedergegeben.

Anfänge / Messungen und Theorie

Die ersten Ideen für die direkte Aufzeichnung von Bildern sowie die ersten Tabellen mathematischer Funktionen markieren den Anfang der Geschichte der Visualisierung.

Anschliessend wurden aus den Bereichen der Physik, der Geographie und der Demographie die ersten Daten gesammelt. Einige Ideen, wie diese Daten graphisch dargestellt werden konnten, entstanden. Die Anfänge der Visualisierung lagen damit in Diagrammen mathematischer Funktionen, in Sternbildern und in kartographischem Material.

Neue Darstellungsformen und die Anfänge der modernen Graphik

In der Zeit ab 1700 begannen Kartographen, Landkarten mit zusätzlichen Daten wie Höhenlinien und Schattierungen zu versehen. Abstrakte Darstellungen und Funktionsgraphen wurden mit den frühen Anfängen der statistischen Theorie und der Sammlung empirischer Daten eingeführt.

Einige technische Innovationen ermöglichten die Reproduktion von Abbildungen, andere vereinfachten deren Erstellung. Die meisten Graphiken waren jedoch nur einem kleinen Publikum zugänglich und erhielten deshalb keine grosse Aufmerksamkeit.

Es entstanden die ersten Versuche von thematischen Abbildungen im Bereich der Geologie, der Wirtschaft und der Medizin. Ein Beispiel aus der Wirtschaft stammt von William Playfair [Tuft 1983]. Er begründete 1786 die Präsentationsgraphik mit seinem Wirtschafts- und Politik-Atlas, in welchem er wirtschaftliche und politische Zeitreihen aufzeichnete (Abbildung 2.10).

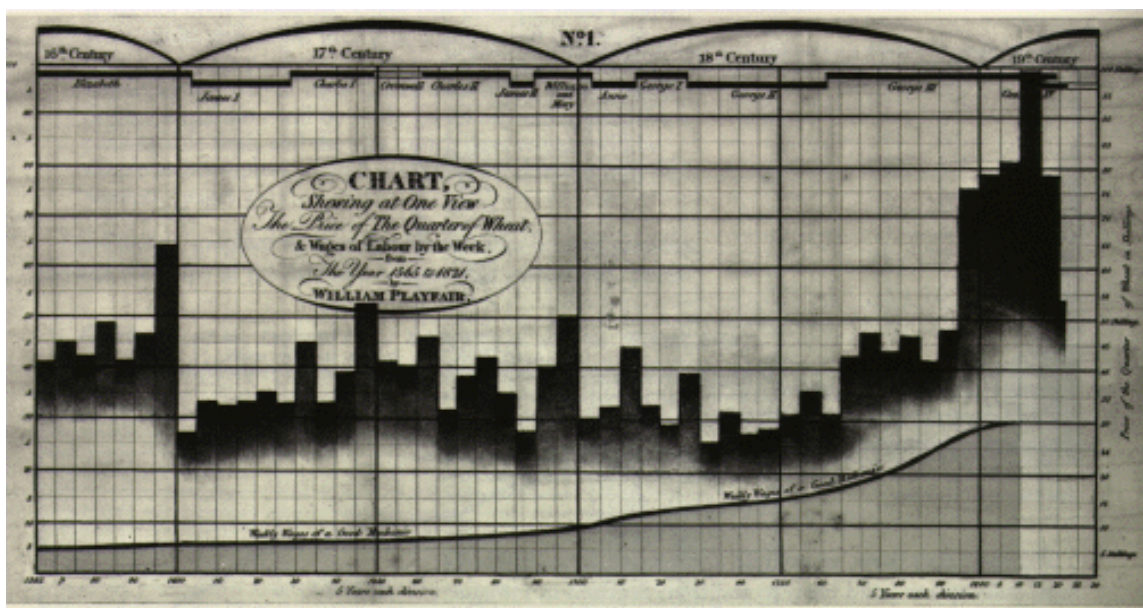


Abbildung 2.10: 1786. William Playfair's Darstellung der Weizenpreise und Wochenlöhne der Jahre 1565 bis 1821 in England, aus [Chen 2008].

Gegen Ende dieser Zeitspanne um das Jahr 1800 waren alle modernen Formen von Datenvisualisierung, wie Balken- und Kuchendiagramme, Histogramme, Liniendiagramm und Zeitreihen, erfunden.

Die goldene Zeit der statistischen Darstellungen

In dieser Zeit wurden graphische Darstellungen verwendet, um statistische Argumente zu unterstreichen. Ein oft verwendetes Beispiel aus dieser Zeit ist die Darstellung von Dr. John Snow, welcher die Cholera-Toten während der 1854er-Epidemie in London auf einer Karte aufzeichnete [Tuft 1983]. Aufgrund dieser Karte wurde ein Brunnen stillgelegt und die Ansteckungszahlen gingen zurück. Bemerkenswert ist, dass dieser Entscheid allein auf Basis der Graphik (Abbildung 2.11) gefällt wurde, denn es war zuvor angenommen worden, dass Cholera über die Luft und nicht über das Wasser übertragen werde.

Im Gegensatz zur folgenden Epoche, in der die Darstellungen den statistischen Kennzahlen den Vortritt lassen mussten, waren Abbildungen in dieser Zeit als Argument allgemein akzeptiert.

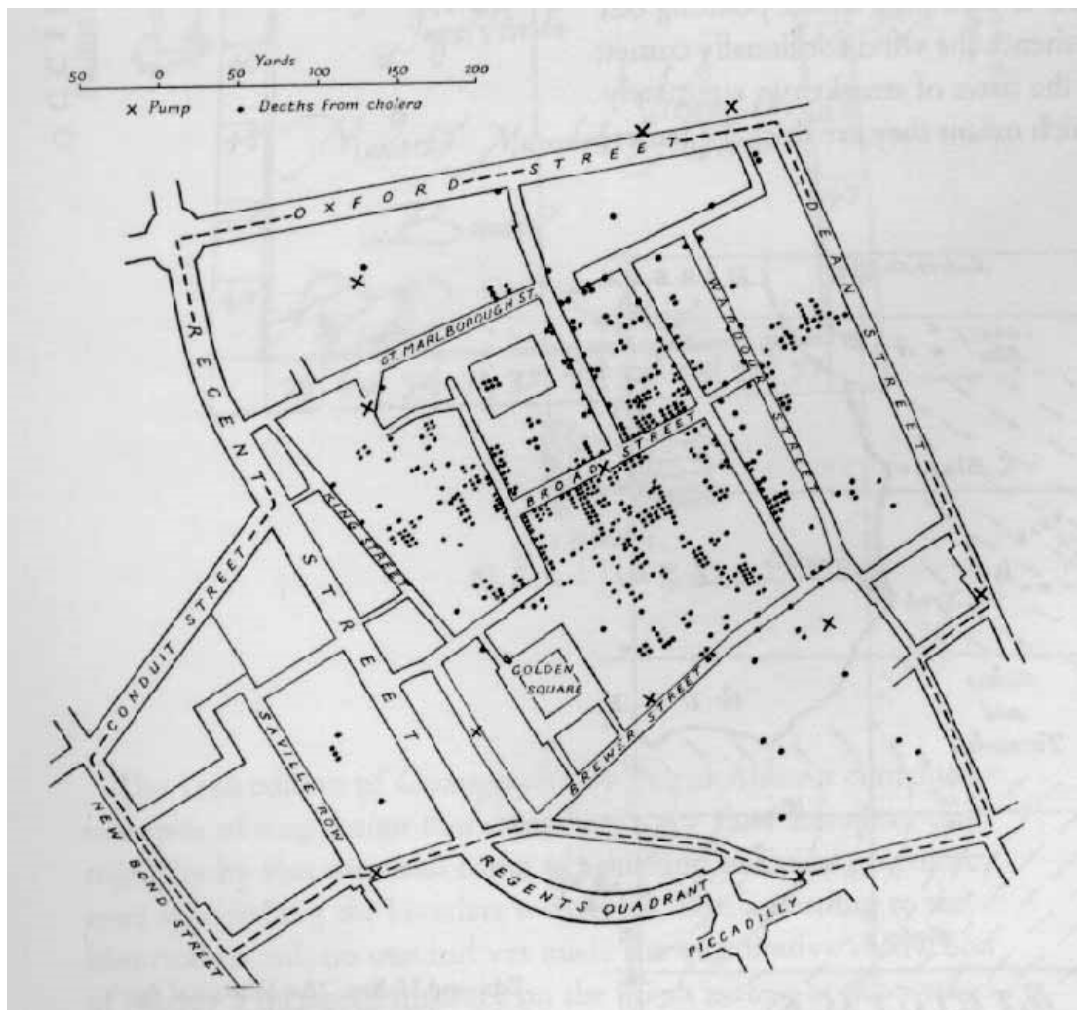


Abbildung 2.11: Karte von Dr. Snow aus dem Jahr 1854 mit der Verteilung der Cholera-Toten (Punkte) und der Brunnen (Kreuze), aus [Tuft 1983].

Die moderne dunkle Zeit

In dieser Zeit wurden die graphischen Darstellungen von statistischen Kenngrößen verdrängt. Standardfehler, welche auf mehrere Stellen nach dem Komma angegeben werden konnten, wurden als präziser wahrgenommen als graphische Darstellungen. In [Young 2006] wird diese Zeit auch als „The golden Age of mathematical Statistics“ bezeichnet.

Trotzdem ist zu bemerken, dass sich in dieser Zeit graphische Methoden immer stärker ausbreiteten. Graphiken wurden in Textbücher aufgenommen, ins Curriculum, und sie fanden in Wirtschaft und Wissenschaft ihren Platz.

Wiedergeburt der Datenvisualisierung

Nach der modernen dunklen Zeit kam die Zeit der Wiedergeburt der Datenvisualisierung. Am Ende dieser Epoche publizierte Tukey im Jahr 1977 sein Buch *Exploratory Data Analysis* [Tukey 1977], welches unter anderem wieder die graphische Darstellung als Teil der Datenanalyse propagiert. Cleveland hat später alle Publikationen von Tukey zum Thema Graphik aus den Jahren 1965 - 1985 zusammengefasst [Tukey 1988]. Das Buch von Tukey [Tukey 1977] schliesst diese Epoche ab und fasst sie gleichzeitig gut zusammen, indem es numerische und graphische Methoden als sich ergänzende und nicht konkurrierende Elemente darstellt.

Nach der Wiedergeburt der Datenvisualisierung kam die Zeit der mehrdimensionalen Datenvisualisierung und der interaktiven Visualisierungsmethoden. Im folgenden Unterabschnitt werden vier Methoden zur Darstellung von mehrdimensionalen Daten vorgestellt. Im daran anschließenden Unterabschnitt werden die Interaktionsmöglichkeiten aufgezeichnet, welche jedoch nicht auf Errungenschaften im Bereich der Datenvisualisierung zurückzuführen sind, sondern auf solche der Computertechnologie.

2.3.2 Darstellungsmethoden für mehrdimensionale Daten

Zu ihrer Visualisierung müssen quantitative mehrdimensionale Daten in Kompositionen der zweidimensionalen Ebene übertragen werden. Dazu haben vier konzeptionell verschiedene Methoden Verbreitung gefunden.

Graphical method	Conversion technique	Graphical elements
Scatterplot-Matrix [Chambers 1983]	Projection $\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^2$	Point
Parallel Coordinates [Inselberg 1985]	Mapping $\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^2$	Line
Andrews' Curves [Andrews 1972]	Mapping $X^k \rightarrow f_k$	Curve
PermutationsMatrix [Bertin 1981]	Transformation	Chart

Tabelle 2.4: Vier graphische Methoden, basierend auf konzeptionell unterschiedlichen Repräsentationsformen für mehrdimensionale Daten [Hinterberger 2010a].

In diesem Abschnitt werden die vier später verwendeten Darstellungsmethoden zur Visualisierung von quantitativen abstrakten Daten in chronologischer Reihenfolge vorgestellt und durch Screenshots der Fisher-Iris-Daten (siehe auch Abschnitt 3.4.5.1) illustriert.

2.3.2.1 Transformation: Permutations-Matrix

Der Franzose Jaques Bertin veröffentlichte im Jahr 1967 das erste Standardwerk zur graphischen Theorie [Bertin 1967]. In diesem stellte er die Permutations-Matrix als Möglichkeit zur Erkenntnis-Gewinnung aus mehrdimensionalen Daten vor. Seine Darstellungsart basiert auf der Tabellenform, in der die Werte normalerweise vorliegen (Abbildung 2.12).

In seinem Werk *Graphics and Graphic Information Processing* [Bertin 1981] greift er die Idee der „reorderable Matrix“ wieder auf und zeigt, wie diese bei der Gewinnung von Information aus Daten verwendet werden kann. Die Grundidee ist, dass eine Datentabelle möglichst umfassend, also unverfälscht, dargestellt werden kann, sodass keine Information verloren geht. Für jeden Wert der Tabelle wird ein Balken gezeichnet. Eine Balkenreihe entspricht den Werten in einem Datensatz, und Balken, die übereinander stehen, gehören zu einem Datentupel. Um aus den Daten Informationen zu erhalten, werden die Dimensionen und die Tupel permutiert, bis ein Muster entsteht (Abbildung 2.13).

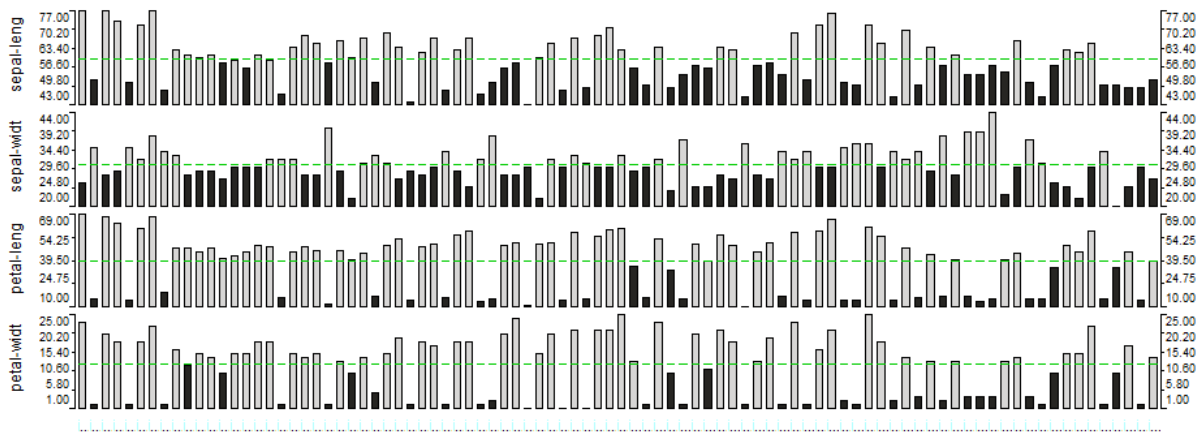


Abbildung 2.12: Permutations-Matrix-Darstellung der Fisher-Iris-Daten mit Visulab®.

Abbildung 2.12 zeigt die Daten der Fisher-Iris-Blüten ohne eine Sortierung nach der Art. Dies kommt einem realen Datensatz zur Bestimmung von Pflanzenarten am nächsten. In Abbildung 2.13 sind die Daten umsortiert. Die einzelnen Tupel wurden in der Reihenfolge vertauscht. Die Reihenfolge der Dimensionen wurde beibehalten. Bei den Dimensionen petal-length und petal-width sind nun drei unterschiedliche Bereiche sichtbar. Links sind Tupel, die in beiden Dimensionen Werte über oder auf dem Mittelwert (grüne Line) haben. In der Mitte sind Tupel mit Werten deutlich unter dem Mittelwert zu sehen, und am rechten Rand sind Tupel mit Werten um den Mittelwert zu sehen, welche jedoch alle in der Dimension sepal-width tiefe Werte aufweisen. Ohne Kenntnis der tatsächlichen Gruppen würde man hier zwei Iris-Arten vermuten. Tatsächlich entspricht die mittlere Tupelgruppe einer Iris-Art, und die anderen Tupel bezeichnen zwei andere Arten (siehe auch 3.4.5.1 Iris-Daten).

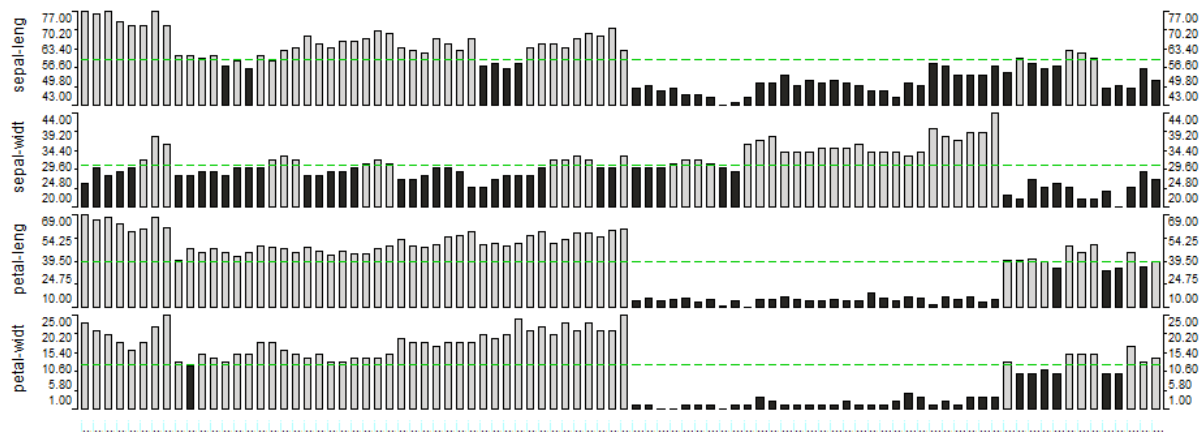


Abbildung 2.13: Permutations-Matrix-Darstellung der Fisher-Iris-Daten mit Visulab®, nach der Gruppierung von ähnlichen Tupeln.

Bevor diese Art der Darstellung technisch unterstützt wurde, permutierte Bertin die Balken mit Kopierer und Schere. Somit konnten Datentupel bzw. Dimensionen gleicher Art visuell gruppiert werden. Auf die Möglichkeit der Computerunterstützung geht er nur kurz ein und meint, dass die Technik momentan noch nicht weit genug sei, und dass der Prozess der Entscheidung, welche Permutation als nächste durchgeführt wird, am zeitintensivsten sei.

2.3.2.2 Mapping $X^k \rightarrow f_k$: Andrews' Curves

1972 stellt D. F. Andrews, ein Mitarbeiter der Bell Laboratories, eine neue Methode zur Visualisierung von mehrdimensionalen Daten vor [Andrews 1972]. Die Grundidee ist, dass die einzelnen Werte eines Datentupels $(x_{i,1}, \dots, x_{i,n})$ als Parameter der folgenden Funktion verwendet werden.

$$f(t) = \begin{cases} (x_{i,1}/\sqrt{2}) + x_{i,2} \sin t + x_{i,3} \cos t + \dots + x_{i,n-1} \sin\left((n-1)\frac{t}{2}\right) + x_{i,n} \cos\left((n-1)\frac{t}{2}\right) & \text{für ungerade } n \\ (x_{i,1}/\sqrt{2}) + x_{i,2} \sin t + x_{i,3} \cos t + \dots + x_{i,n} \sin\left(n\frac{t}{2}\right) & \text{für gerade } n \end{cases}$$

So entsteht für jedes Tupel eine zweidimensionale Kurve, welche aus den Werten des Tupels berechnet wird. Datenpunkte mit ähnlichen Werten haben auch einen ähnlichen Verlauf. Dabei spielt die Reihenfolge der Dimensionen eine Rolle, weil die Werte des Tupels unterschiedlich gewichtet werden. In Abbildung 2.14 zeigt die Fisher-Iris-Daten als Andrews' Curves. Die linke Abbildung zeigt die Kurven, welche entstehen, wenn die Dimensionen in der Reihenfolge sepal-length, sepal-width, petal-length und petal-width sind. Die rechte Abbildung zeigt die Kurven mit der Dimensionsreihenfolge petal-width, sepal-length, sepal-width und petal-length.

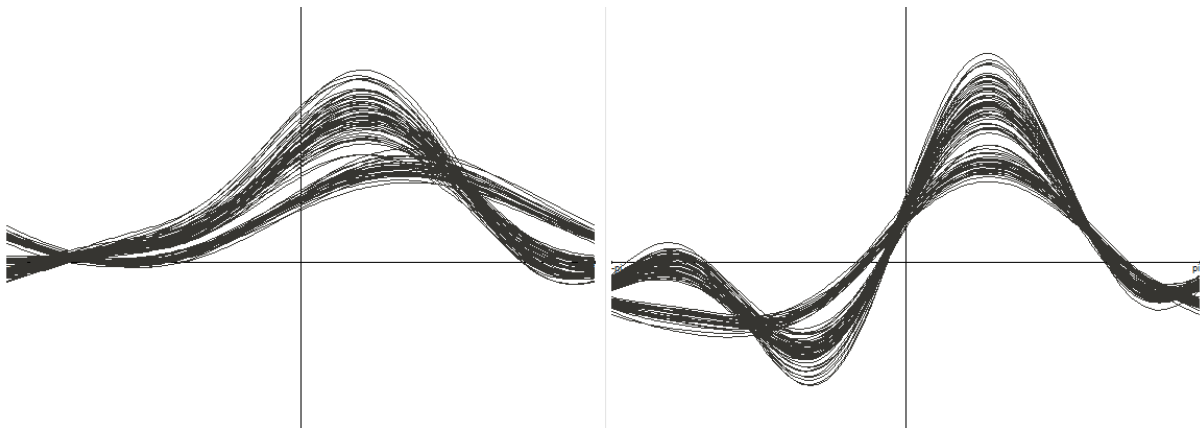


Abbildung 2.14: Andrews' Curves-Darstellung der Fisher-Iris-Daten mit Visulab®. Auf der linken Seite ist die Reihenfolge der Dimensionen: sepal-length, sepal-width, petal-length und petal-width. Die rechte Abbildung zeigt die Kurven mit der Dimensionsreihenfolge: petal-width, sepal-length, sepal-width und petal-length.

Beide Abbildungen legen den Schluss nahe, dass es sich um zwei Gruppen von Tupeln handelt. Wie im Beispiel des vorherigen Abschnitts entspricht auch hier ein Strang (jener, der weniger Tupel vereint) einer Iris-Art.

2.3.2.3 Projektion $\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^2$: Scatterplot-Matrix

1975 wurde die Idee des Zeichnens der Scatterplots aller Dimensionspaare von John Hartigan aufgebracht [Hartigan 1975]. Die Darstellung von allen Scatterplots ermöglicht es, Korrelationen zwischen den Dimensionen zu erkennen. Auch Gruppen von Datenpunkten, die aus der Kombination zweier Dimensionen entstehen, können hier leicht erkannt werden.

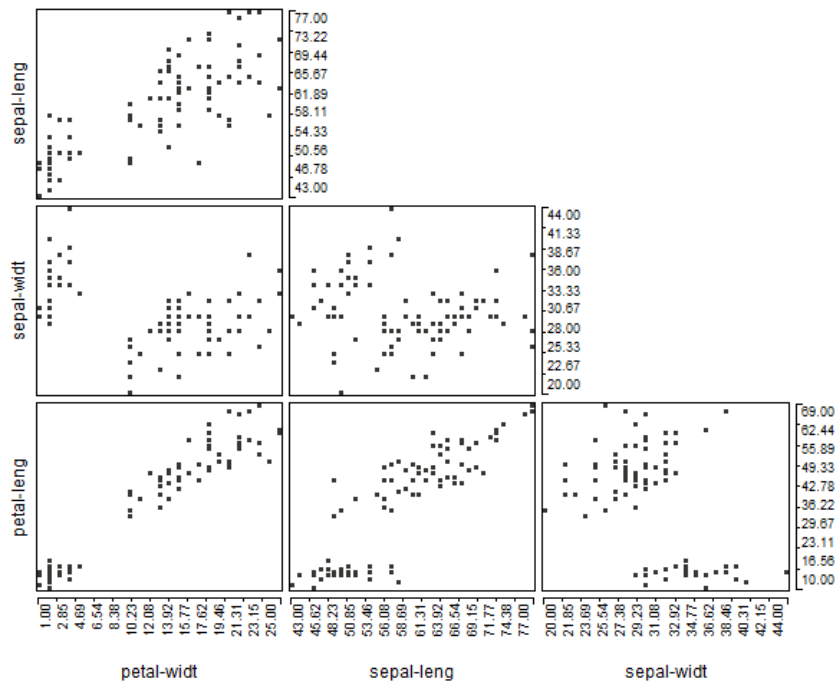


Abbildung 2.15: Scatterplot-Matrix der Fisher-Iris-Daten mit Visulab®

Abbildung 2.15 zeigt die Fisher-Iris-Daten als Scatterplot-Matrix. Der Scatterplot, in dem die Dimension petal-length gegen die Dimension petal-width aufgezeichnet ist (unten links), zeigt die zwei bereits aus den Beispielen der vorherigen Abschnitte bekannten Gruppen am deutlichsten, aber auch in den anderen Scatterplots sind die Gruppen zu erkennen. Nur die mittlere Abbildung zeigt keine klare Trennung.

2.3.2.4 Mapping $\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^2$: Parallel-Koordinaten

Die neueste Darstellungsart wurde von Alfred Inselberg im Jahr 1985 publiziert [Inselberg 1985]. Die Parallel-Koordinaten-Darstellung platziert die Achsen der verschiedenen Dimensionen parallel zueinander. So werden die Punkte der Scatterplot-Darstellung zu Linien zwischen den Achsen.

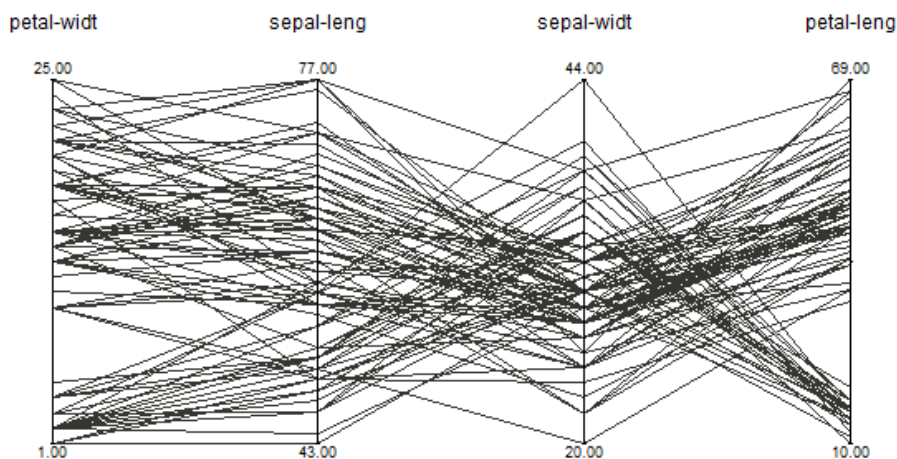


Abbildung 2.16: Parallel-Koordinaten-Darstellung der Fisher-Iris-Daten mit Visulab®. Die Skalen sind visuell normiert.

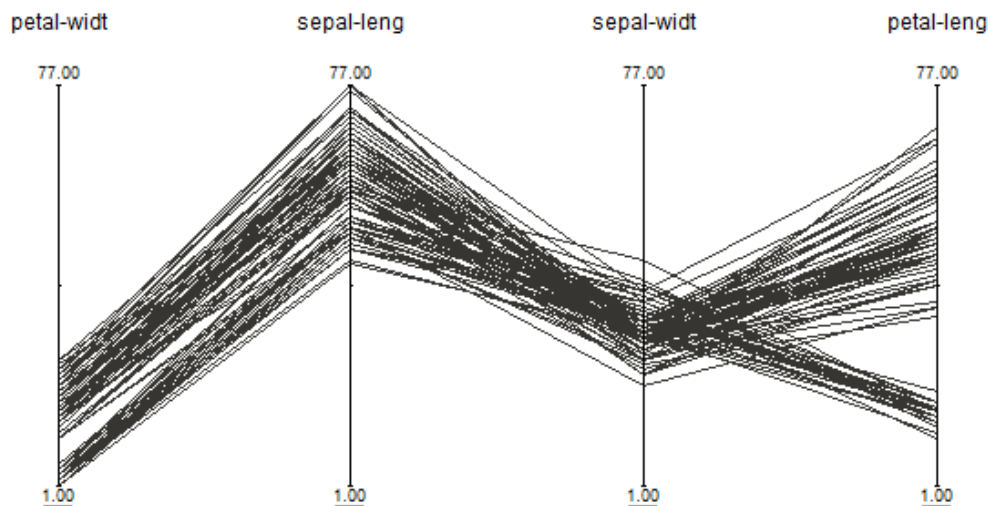


Abbildung 2.17: Parallel-Koordinaten-Darstellung der Fisher-Iris-Daten mit Visulab®. Die Skalen sind visuell nicht normiert.

Abbildung 2.16 und Abbildung 2.17 zeigen die Fisher-Iris-Daten. In Abbildung 2.16 werden dabei unterschiedliche Skalen für die Dimensionen verwendet, wobei alle Skalen der einzelnen Dimensionen vom minimalen bis zum maximalen Wert reichen. In Abbildung 2.17 sind die Skalen für alle Dimensionen gleich. Das heißt, dass der minimale und der maximale Wert über alle sichtbaren Dimensionen die Begrenzung aller Dimensionsachsen bestimmen. Die zweite Variante sollte bei Dimensionen verwendet werden, welche analoge Bedeutungen haben (z. B. Temperaturen). Die erste Variante kann bei Dimensionen verwendet werden, denen unterschiedliche Messarten zugrunde liegen (z. B. die drei Dimensionen Alter, Gewicht und IQ).

In beiden Abbildungen Bestätigt sich die Erkenntnis, dass sich die zwei Merkmale petal-lenght und petal-width am besten zur Unterscheidung von Gruppen eignen.

Die Eigenschaften der Parallel-Koordinaten-Darstellung fasst Inselberg in seiner neusten Publikation aus dem Jahr 2009 zusammen [Inselberg 2009]. Die Parallel-Koordinaten sind vor allem in Verbindung mit interaktiven Elementen bei der Interpretation von mehrdimensionalen Daten stark.

2.3.3 Computergestützte Interaktionsmöglichkeiten

Bertin und Inselberg erkannten die Möglichkeiten der interaktiven Computersysteme für die explorative Analyse von mehrdimensionalen Daten. Diese wurden durch die technischen Weiterentwicklungen der Eingabemöglichkeiten immer einfacher und vielfältiger. Preim gibt im Buch *Interaktive Systeme* [Preim 2010] eine Übersicht über die Meilensteine der Entwicklung.

Mit diesen Entwicklungen wird die Interaktion in der Daten- und Informationsvisualisierung immer wichtiger. Das wird auch durch die Publikationen sichtbar, welche spezifisch auf die Interaktionsmöglichkeiten hinweisen [z. B. Cook 2007, Theus 2009]. Spence änderte in der zweiten Auflage seines Buches *Information Visualization* [Spence 2001] sogar den Untertitel auf „Design for Interaction“ [Spence 2007], um die Wichtigkeit der Interaktionen im Bereich der Informationsvisualisierung zu unterstreichen.

Folgende Gruppen von Interaktionen finden in der mehrdimensionalen Datenvisualisierung Anwendung [Preim 2010, Kapitel 9]:

- **Sprachbasierte Interaktion:** Hier wird weiter noch zwischen Kommando-Sprachen und natürlichen Sprachen unterschieden. Kommando-Sprachen bedienen sich dabei eigener Symbole und einer eigenen Syntax. Diese Sprachen sind vor allem für professionelle Nutzer gedacht, da sie einen beträchtlichen Lernaufwand voraussetzen.
- **Menüauswahl:** Menüs dienen der Auswahl von Kommandos und haben bei ihrer Einführung häufig Kommando-Sprachen als Schnittstellen ersetzt. Benutzer können nun bestimmte Kommandos selektieren, anstatt sich daran erinnern zu müssen.
- **Direkte Manipulation (Definition):** Die Aktivierung von Kommandos orientiert sich am physischen Zeigen und Bewegen. Benutzer selektierten Icons und graphische Repräsentationen, die ihre Daten, Anwendungen oder den Systemzustand darstellen. Das System liefert unmittelbar eine klar erkennbare Rückkoppelung.
- **Agentenbasierte Interaktion:** Ein Software-Agent trifft, basierend auf Sensoren, die genutzt werden, um die Umgebung wahrzunehmen, selbständig Entscheidungen. Ein Beispiel dafür ist die Rechtschreibkontrolle: Der Agent analysiert dabei die Texteingabe und macht aufgrund der eingestellten Sprache selbständig Vorschläge.
- **Geführte Interaktion mit Wizards:** Wizards werden beispielsweise bei der Installation von Software oder bei der Erstellung von Diagrammen mit Excel verwendet. Dem Benutzer werden die Interaktionsmöglichkeiten dazu immer thematisch zusammengefasst präsentiert und er muss nicht aus allen Interaktionsmöglichkeiten auswählen.

2.3.4 Aktuelle Verwendungsbereiche für mehrdimensionale Visualisierungsmethoden

Nachdem diverse Methoden zur Visualisierung von mehrdimensionalen Daten entwickelt wurden, brach ab 1992 die Zeit von „Elaboration and Assessment“ [Nielson 1997] an. Methoden zur Datenvisualisierung werden heute in ganz unterschiedlichen Forschungsbereichen angewendet. Es gibt dabei zwei Richtungen: Jene, welche das Darstellungssystem im Hinblick auf den Kontext, und jene, welche es im Hinblick auf den Benutzer betrachten. In beiden Bereichen werden die Interaktionsmöglichkeiten und die Darstellungsmethoden weiterentwickelt. Der Unterricht im Bereich der Visual Literacy fällt jedoch in die zweite Gruppe von Forschungsgebieten, mit welchen sich typischerweise die Informationsvisualisierung und Visual Analytics befassen.

In den nächsten beiden Unterkapiteln wird eingegangen auf die Bestrebungen in diesen zwei Forschungsgebieten, die sich mit unterrichtsrelevanten Themen befassen

2.3.4.1 Informationsvisualisierung

Im Bereich der Informationsvisualisierung [Preim 2010, Spence 2007, Ware 2004, Mazza 2009] werden Datenvisualisierungssysteme als interaktive computergestützte Systeme betrachtet, die Daten- und Informationen darstellen können.

Das Unterrichten von Informationsvisualisierung beschränkt sich heute auf die Vermittlung von graphischen und programmiertechnischen Konzepten an Fachleute, welche dann Graphiken, meist als Teil einer Software, für den Endbenutzer implementieren [Kerren 2008c]. Um die Methoden jedoch jenen näher zu bringen, die

diese Methoden verwenden sollen, ist es wichtig, die späteren Benutzer von visuell unterstützter Software in der Analyse von quantitativen Daten zu schulen, wie das Bertin in seinem Vorwort [Bertin 1983] bemerkte. Chen sagt dazu:

„All serious data analysts ... should strive for high standards of graphical display... The only way to make progress is through training in principles and through experience in practice.”

[Chen 2008, S.77]

Fekete et al. [Kerren 2008a] sehen im Kapitel „The Value of Information Visualization“ die grösste Herausforderung beim Unterrichten von späteren Benutzern dabei, den Wert dieser Methoden deutlich zu machen. Dazu braucht es Beispiele, welche die Lernenden verstehen können, und welche aufzeigen, dass die Visualisierung von Daten einen Gewinn bringt.

2.3.4.2 Visual Analytics und Evaluation

Die Visual Analytics wird auch als Teil der Informationsvisualisierung gesehen. Sie sieht sich jedoch noch stärker auf der Seite des Benutzers und hat zum Ziel, auf dessen Bedürfnisse einzugehen. In der Publikation *Illuminating the Path* [Thomas 2005] werden Forschungsschwerpunkte definiert, die im Bereich der Visual Analytics bearbeitet werden, und welche sich auch auf die Informationsvisualisierung anwenden lassen. In Kapitel 6 von *Illuminating the Path* wird dann gesagt, dass die Fortschritte in diesem Forschungsbereich nur dann von Wert sind, wenn sie auch den Weg in die Praxis finden, also dem realen Arbeitsprozess eines Benutzers entsprechen. Im Gegensatz zu den Bestrebungen in der Informationsvisualisierung ist der Unterricht kein Thema. Im Kapitel „Moving research into Practice“ wird dafür die Evaluation von Darstellungssystemen ins Zentrum gestellt. Auch in [Thomas 2005, Seite 6] wird die Entwicklung und Durchführung von Evaluationen als übergeordnetes Ziel definiert, welches grundlegend zur Weiterentwicklung der Informationsvisualisierung beiträgt. Methoden, welche bei der Evaluation von computergestützten Darstellungssystemen angewendet werden können, kommen aus dem Gebiet der Usability-Evaluation [Kerren 2008b].

2.4 Zusammenfassung/Fazit

Wie in Kapitel 1 schon gesagt wurde, fehlt es im Bereich der visuellen Datenanalyse an grundlegenden Unterrichtskonzepten. Die Verantwortlichen aus dem Bereich der Datenvisualisierung wünschen sich einen solchen Unterricht vor allem deshalb, weil ein solcher zur Verbreitung und besseren Nutzung der entwickelten Methoden in anderen Gebieten beitragen würde. Wie in Abschnitt 2.1 ausgeführt, fällt ein Unterricht dieser Art in den Bereich der TVL, in der es aber ebenfalls noch keine bekannten Unterrichtskonzepte gibt. Es ist also ein Unterricht gefordert, der den Lernenden beibringt, wie mit Visualisierungsmethoden für mehrdimensionale Daten (Komposition) gewinnbringend interagiert wird, um Informationen aus den Daten (Kontext) zu erhalten (Abbildung 2.18).

Im nächsten Kapitel wird das Instructional Design eines solchen Unterrichts aufgezeigt. Dieses Design definiert, wie die TVL unterrichtet werden soll:

- **Lernziel:** Dieses definiert, welche Fähigkeit ein Studierender im Bereich der TVL erreichen muss.
- **Systemanforderungen:** Um das postulierte Lernziel zu erreichen, braucht es ein System, mit welchem die Studierenden ihre Fähigkeiten einüben können. Die Mindestanforderungen müssen definiert werden.

Nachdem Lernziel und Systemanforderungen definiert sind, muss ein konkreter Unterricht angegeben werden, der diese umsetzt. Dazu gehören:

- **Unterrichtssoftware:** Zum Unterrichten wird eine Software verwendet, welche es den Studierenden ermöglicht, den Kontext (mehrdimensionale Daten) darzustellen und damit zu interagieren.
- **Unterrichtsmaterialien:** Diese vermitteln den Studierenden das Wissen, wie sie durch Anwendung das Lernziel erreichen können.

Abgeschlossen wird das folgende Kapitel mit Fragestellungen zum Unterricht.

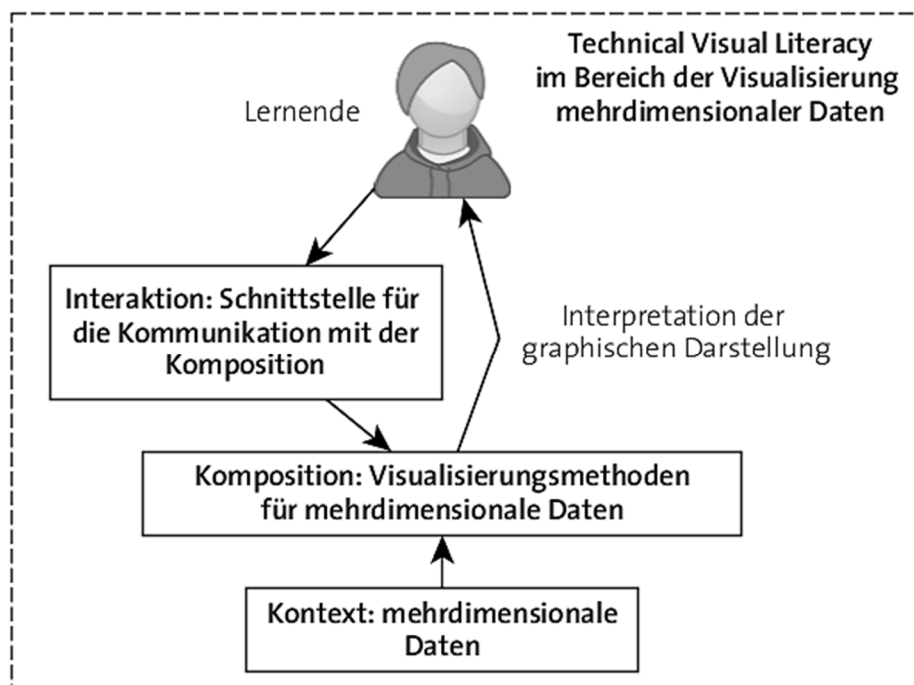


Abbildung 2.18: Bestimmende Elemente der TVL aus dem Gebiet der mehrdimensionalen Datenvisualisierung als Teil eines Unterrichtssystems (in unserem Fall eine Software).

Kapitel 3:

Instructional Design des TVL-Unterrichts

Dieses Kapitel befasst sich mit einem Unterricht zur Vermittlung von Kompetenzen in der Datenanalyse unter Anwendung verschiedener, quantitativer Visualisierungsmethoden. Dazu wurden „state-of-the-art“ didaktische Modelle eingesetzt sowie neuartige Unterrichtsmaterialien und -software entwickelt. Ebenso wird deren Einsatz in der Praxis untersucht und bewertet.

Der Unterricht wurde nach dem generischen ADDIE-Modell [Chen 2011] aus dem Bereich des Instruktionsdesigns erstellt. Tabelle 3.1 zeigt eine Übersicht über die Schritte dieses Modells und gibt jeweils dasjenige Kapitel an, welches die Konkretisierung für unser Unterrichtsthema enthält.

Schritt	Inhalt	Referenz
Analysis	Analyse der Ausgangslage und Definition der durch den Unterricht zu erreichenden Ziele	Kapitel 3.1
Design	Definition des Darstellungssystems, mit dem die Studierenden arbeiten, um das Unterrichtsziel zu erreichen	Kapitel 3.2
Develop	Wahl, Entwicklung und/oder Weiterentwicklung des Darstellungssystems, das die Anforderungen aus dem vorherigen Schritt erfüllt	Kapitel 3.3
Implement	Konkrete Umsetzung des Unterrichts Wahl der Unterrichtsmethodik Erstellen der Begleitmaterialien Durchführung des Unterrichts	Kapitel 3.4
Evaluation	Überprüfung, ob die Lernziele erreicht wurden	Kapitel 5

Tabelle 3.1: Die Schritte des ADDIE-Modells nach [Branch 2009] mit einer Beschreibung und dem Hinweis auf das Kapitel, das die Umsetzung im Rahmen dieser Arbeit enthält.

3.1 Analyse: Ausgangslage und Ziele des Unterrichts

In diesem Abschnitt wird beschrieben, wie sich die Einbettung des Unterrichtsmoduls gestaltet. Anschliessend wird mit dem Lernziel bekannt gegeben, welche Kompetenz die Studierenden am Ende der Unterrichtseinheit erlangen sollen. Dem Lernziel liegen mehrere Wissensbereiche zugrunde, die in Abschnitt 3.1.3 angegeben werden.

3.1.1 Vorwissen

Bei diesem Modul wird dasjenige Wissen vorausgesetzt, das in den zwei Modulen vermittelt wurde, die direkt vor diesem Modul durch die Studierenden bearbeitet wurden (Tabelle 1.1, Seite 3).

- Kenntnis von Graphiken zur Darstellung von zweidimensionalen Daten (Kurven, Balken- und Säulendiagramme etc.).

- Fähigkeiten im Bereich der Speicherung von Daten mit Hilfe von gängigen Betriebssystemen. Die Studierenden wissen, wie Dateien gespeichert und wieder geladen werden. Sie können Dateien in den gängigen Formaten wie txt, csv, doc, docx, xls und xlsx erzeugen, speichern und wieder öffnen.

Zusätzlich wird Allgemeinwissen im Bereich der Biologie, der Chemie sowie der Schweizer Geographie vorausgesetzt.

3.1.2 Lernziel und Fähigkeiten

Das Ziel des Unterrichts ist, dass die Studierenden mit einem Darstellungssystem zur Analyse von mehrdimensionalen Daten umgehen können. Das heisst, dass sie mit Hilfe von visuellen Fähigkeiten aus Daten Informationen gewinnen.

Hier sind Leitidee, Dispositionsziel und operationalisiertes Lernziel nach dem Zielebenenmodell zusammengefasst [Frey 1993].

Leitidee:

Die Studierenden der Naturwissenschaften werden im Laufe ihres Studiums und während der Ausübung ihrer späteren Tätigkeit mit mehrdimensionalen quantitativen Daten arbeiten. Um aus diesen Daten Informationen zu gewinnen, müssen sie diese Daten zielgerichtet mit Hilfe von Visualisierungsmethoden analysieren können.

Dispositionsziel:

Nach dem Unterricht sollen die Studierenden neue mehrdimensionale, quantitative Daten mit Hilfe von Visualisierungsmethoden analysieren.

Operationalisiertes Lernziel:

Die Studierenden sind in der Lage, die Komposition mit Hilfe von angemessenen Interaktionen so zu verändern, dass die intrinsische Information des Kontextes erkennbar wird.

Die PISA-Studie [OECD 1999] sieht diese visuellen Interpretationsfähigkeiten als Teil der Lesekompetenz (*Reading Literacy*). In der Studie wird dabei zwischen dem Lesen von linearen und nicht-linearen Texten unterschieden. Die zweite Kategorie beinhaltet alle graphischen Darstellungen, wie beispielsweise die hier verwendeten.

Es werden folgende Prozesse beschrieben, welche eine Person beherrscht, wenn sie die Texte kompetent lesen kann:

1. Information beschaffen
2. Ein generelles Verständnis erlangen
3. Eine Interpretation erarbeiten
4. Den Inhalt reflektieren und evaluieren
5. Die Form reflektieren und evaluieren

Das operationalisierte und übergeordnete Lernziel setzt somit die folgenden fachlichen Fähigkeiten voraus:

1. *Intrinsische Information durch Interaktion mit den Graphiken beschaffen.*
2. *Ein generelles Verständnis für den mehrdimensionalen Kontext erlangen.*

3. Eine Interpretation *durch Veränderung der Komposition* erarbeiten.
4. Den Inhalt *in Bezug auf die extrinsischen Informationen* reflektieren und evaluieren.
5. Die Form reflektieren und evaluieren, *indem dem Kontext entsprechende Darstellungsformen verwendet werden.*

3.1.3 Wissensbereiche

Um das Lernziel durch das Erlangen der fachlichen und überfachlichen Fähigkeiten zu erreichen, müssen die Lernenden auch über Wissen in den drei bedeutungsbestimmenden Elementen verfügen. Die Tabellen 3.2 bis 3.4 geben summarisch an, welches deklarative, prozedurale und konditionale Wissen dazu notwendig ist.

Interaktion	Das Wissen ...
Deklarativ	... welche unterschiedlichen Interaktionsmöglichkeiten existieren. ... welche Eigenschaften diese Interaktionsmöglichkeiten haben.
Prozedural	... wie eine Interaktion ausgeführt wird. .. wie das Resultat der Interaktion interpretiert werden kann.
Konditional	... wann eine Interaktion sinnvoll ist. ... wann eine Veränderung der Interaktion angebracht ist.

Tabelle 3.2: Wissensbereiche, die für die Interaktion notwendig sind.

Komposition	Das Wissen ...
Deklarativ	... was der Name der Graphik ist. ... was die Elemente der Graphik sind.
Prozedural	... wie die Dimensionen dargestellt werden. ... wie die Datenpunkte dargestellt werden.
Konditional	... in welchem Zusammenhang die Graphik angewendet werden kann.

Tabelle 3.3: Wissensbereiche, die für die Komposition notwendig sind.

Kontext	Das Wissen ...
Deklarativ	... welche Dimensionen und Tupel der Datensatz beinhaltet und was diese bedeuten. ... woher die Daten stammen.
Prozedural	... wie intrinsische Informationen gefunden werden können.
Konditional	... wann eine intrinsische Information über die Daten im Hinblick auf die extrinsischen Informationen zu einer Information über die Daten wird.

Tabelle 3.4: Wissensbereiche, die für den Kontext notwendig sind.

Die Vermittlung des Wissens und somit die Grundlage für die Entwicklung der geforderten Fähigkeiten bedarf eines konkreten Darstellungssystems. Im folgenden Abschnitt wird beschrieben, welche Anforderungen an ein Darstellungssystem gestellt werden, damit die Studierenden das Lernziel erreichen können.

3.2 Design: Anforderungen an ein passendes Darstellungssystem

Dieser Abschnitt thematisiert die Anforderungen an ein konkretes, auf die didaktischen Ziele ausgerichtetes, Darstellungssystem, das es einem Benutzer erlaubt, für einen gegebenen **Kontext Kompositionen** zu erzeugen und mit diesen zu **interagieren**.

Die Interaktion setzt dabei eine Komposition und diese wiederum einen Kontext voraus. Die Elemente werden entsprechend dieser Abhängigkeiten definiert. Alles soll durch ein einziges Informatiksystem zur Verfügung gestellt werden. Abbildung 3.1 zeigt die drei bedeutungsbestimmenden Elemente und ihre unterrichtsbezogenen Abhängigkeiten.

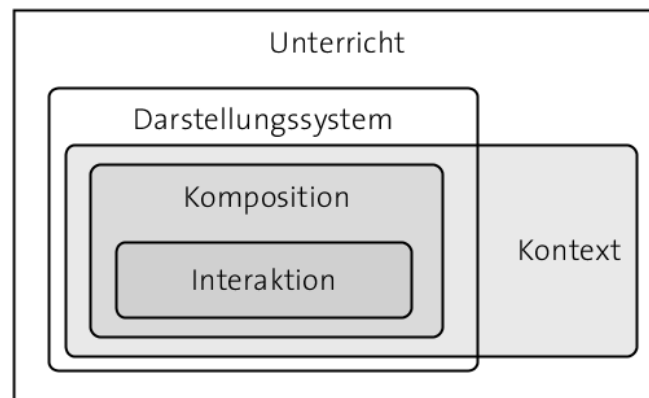


Abbildung 3.1: Die drei bedeutungsbestimmenden Elemente als Teile des Unterrichts und einer Unterrichtssoftware.

Am Ende dieses Abschnitts werden die zu Beginn der Arbeit verfügbaren Darstellungssysteme miteinander verglichen und es wird begründet, warum welches Darstellungssystem für den Unterricht gewählt wird.

3.2.1 System

Das System bezeichnet die softwaretechnische Umgebung, in der sich die Elemente befinden. Das System muss die Kommunikation zwischen den Elementen, in denen es eingebettet ist, sicherstellen.

- **Unabhängigkeit:** Das System soll an keine weiteren Elemente gekoppelt werden müssen, sodass die Unterrichtseinheit auch isoliert verwendet werden kann.
- **Einbettung:** Das System soll die Kommunikation mit anderen thematisch relevanten Elementen möglich machen.
- **Angepasstheit:** Das System soll in seiner Handhabung den Vorkenntnissen der Lernenden angepasst sein (Abschnitt 3.1.1 Vorwissen). Zusätzlich soll es an die Funktionalität angepasst werden. Das heisst, dass die in den Abschnitten 3.2.2 bis 3.2.4 geforderten Eigenschaften umgesetzt werden, Zusatzfunktionalität jedoch auf ein Minimum beschränkt bleibt.

3.2.2 Kontext

Der Kontext ist im Falle der Datenvisualisierung der Datensatz, mit dem gearbeitet wird. Ein Datensatz besteht aus einer Tabelle mit quantitativen Werten, wobei ein Wert jeweils einem Datentupel und einer Dimension zugeordnet ist.

Für den Unterricht sind folgende Grundeigenschaften des Kontexts wichtig:

1. **Komplexität (Mehrdimensionalität):** Der Datensatz muss mindestens 3 Dimensionen besitzen. Die Anzahl der Tupel ist weder nach oben noch nach unten klar zu beschränken. Der Datensatz sollte jedoch genügend gross sein, um eine Aussage machen zu können.
2. **Realitätsbezug:** Um nicht nur intrinsische Informationen zu enthalten, muss der Kontext einen starken Bezug zur Realität besitzen oder aus einer realen Datenerhebung stammen.
3. **Angepasstheit** auf das Zielpublikum [Kerren 2008c]: Die Datensätze müssen extrinsische Informationen besitzen, die bei Studierenden der Naturwissenschaften als Teil der Allgemeinbildung vorausgesetzt werden können.
4. **Existenz intrinsischer Information:** Die intrinsische Information bezieht sich in diesem Fall auf statistisch belegbare Eigenschaften wie Korrelationen zwischen Dimensionen oder Datenpunkten, Gruppen von Datenpunkten und Extremwerte/Ausreisser. Der Datensatz muss mindestens eine intrinsische Information haben, die entdeckt werden kann.

Falls die Daten aus einer realen Datenerhebung stammen, ist Punkt 4 immer erfüllt, da auch die Abwesenheit von Korrelationen etc. eine Information über die Daten ist. Für die Lernenden ist es jedoch einfacher, nach der Anwesenheit einer belegbaren intrinsischen Information zu suchen.

3.2.3 Komposition

Die Komposition ist die Kombination von graphischen Elementen zur Darstellung der mehrdimensionalen Daten mit den unter 3.2.1 definierten Eigenschaften. Unter der Komposition verstehen wir im Bereich der aktiven komparativen Visualisierung eine oder mehrere Graphiken, welche die Daten gemäss einer bestimmten Visualisierungsmethode (2.3.2 Darstellungsmethoden für mehrdimensionale Daten) darstellen. Diese Graphiken können beliebig kombiniert werden und stellen denselben Kontext dar.

Vergleichbarkeit

Unterschiedliche Darstellungsmethoden berücksichtigen die drei Elemente des Kontexts (Dimension, Datentupel und Werte) anders. Deshalb ist es wichtig (2.2 Elemente eines Darstellungssystems als Basis der TVL), dass mehr als eine Darstellungsmethode zur Verfügung steht und dass diese auch parallel sichtbar sind. Damit komparative Interaktionen möglich sind, müssen diese Darstellungen auch immer an Veränderungen in den Eigenschaften der drei Elemente des Kontexts angepasst werden.

Die Dimension, Tupel und Wert besitzen dabei eigene kompositorische Eigenschaften, die in allen Graphiken berücksichtigt werden. Dabei ist es aber erlaubt, dass Graphiken einige Eigenschaften bei der Darstellung nicht berücksichtigen bzw. darstellen.

Dimensionen

Dimensionen haben die folgenden kompositorischen Eigenschaften:

- **Ordnungsnummer:** Diese Nummer gibt an, an welcher Stelle sich die Dimension befindet. Durch Permutation kann diese Position verändert werden.
- **Sichtbarkeit:** Eine Dimension kann für die Komposition verwendet oder ausgeblendet werden.
- **Wertebereich:** Der Wertebereich einer Dimension muss mindestens zwei Werte umfassen. Unäre Wertebereiche einer Dimension können jedoch durch die Veränderung des sichtbaren Bereichs erreicht werden.
- **Sichtbarer Wertebereich (Zooming):** Der sichtbare Wertebereich einer Dimension muss frei wählbar sein (Zooming).

Tupel

Tupel haben die folgenden kompositorischen Eigenschaften:

- **Ordnungsnummer:** Diese Nummer gibt an, an welcher Stelle sich das Tupel befindet. Durch Permutation kann diese Position verändert werden.
- **Sichtbarkeit:** Ein Tupel kann für die Komposition verwendet oder ausgeblendet werden.
- **Gruppenzugehörigkeit:** Ein Datentupel soll einer oder mehreren Gruppen zugeordnet werden können.

Werte

Jeder Wert ist jeweils einer Dimension und einem Tupel zugeordnet. Die Werte haben nur eine kompositorische Eigenschaft, nämlich ob es sich bei dem Wert um einen fehlenden Wert handelt oder nicht. Fehlende Werte sollen als solche erkennbar sein.

3.2.4 Interaktion

In der Liste der Themen aus Abschnitt 2.1.3 zeigt sich, dass das Erlernen von konstruktiven Prozessen auf Seiten der Lernenden kein typisches Thema der VL ist. Stern zeigt aber, dass es nicht reicht, wenn Visualisierungen den Lernenden lediglich zur Verfügung gestellt werden, auch wenn diese noch so durchdacht sind [Stern 2003]. Erst die Konstruktion einer eigenen Visualisierung kann den Lernenden in einem Lern-/Problemlöseprozess unterstützen. Aus diesem Grund ist der Interaktivität in diesem Unterricht eine grosse Bedeutung zuzumessen.

Die Interaktionen, welche ein Benutzer mit dem Kontext durchführen kann, können bei einer aktiven komparativen Visualisierungssoftware in vier Kategorien eingeteilt werden. Tabelle 3.5 zeigt die vier Kategorien, die aus der Kombination von je zwei Ausprägungen bestehen. Zum einen gibt es die Unterscheidung zwischen komparativen und nicht komparativen Interaktionen [Schmid 1994, 1999] und zum anderen gibt es die Unterscheidung zwischen Einzelinteraktionen und Visual Scouts.

Nicht komparative Interaktionen

Dies sind Interaktionen, die ausschliesslich in einer Graphik sichtbar sind. Das heisst, sie verändern kompositorische Eigenschaften, die nur in einer Graphik einen Einfluss auf deren Darstellung haben.

Komparative Interaktionen

Diese Interaktionen haben Auswirkungen auf zwei oder mehr Graphiken. Das bedeutet, dass sie kompositorische Eigenschaften verändern, die in mehr als einer Graphik einen Einfluss auf deren Darstellung haben.

Einzelinteraktionen

Eine einzelne Interaktion ist eine Interaktion, die nur auf eine kompositorische Eigenschaft von Tupeln oder Dimensionen einen Einfluss hat.

Visual Scouts

VS sind Folgen von Einzelinteraktionen, die nötig sind, um von der aktuellen Komposition zu einer Komposition zu gelangen, welche aufgrund von Berechnungen besser geeignet sein könnte, um eine scout-spezifische intrinsische Information sichtbar zu machen. Die vier Interaktionstypen treten jeweils als Kombination auf, so wie es in Tabelle 3.5 gezeigt wird.

	Nicht komparativ	Komparativ
Einzelinteraktionen	Eine Graphik wird vom Benutzer direkt verändert.	Durch das Interagieren mit einer Graphik werden damit gekoppelte Graphiken verändert.
Visual Scouts	Resultate von Algorithmen, die nur in einer spezifischen Graphik dargestellt werden können.	Resultate von Algorithmen, welche in mehreren Graphiken sichtbar sind.

Tabelle 3.5: Die vier Kategorien von Interaktionsmöglichkeiten.

3.2.5 Auswahl des Darstellungssystems

Es gibt einige Systeme, mit denen mehrdimensionale Daten visualisiert werden können. Zur Auswahl stehen die folgenden sechs Systeme, welche in Tabelle 3.6 aufgelistet sind. Angegeben ist in dieser Tabelle auch, wie gut das System die gestellten Anforderungen erfüllt. Die Bewertung geht von ++ für ganz erfüllt bis zu -- für gar nicht erfüllt.

	System	Kontext	Komposition	Interaktion mit den Darstellungen
SPSS [Bühl 2012] ⁵	++	++	+	-
GGobi* [Cook 2007] ⁶	+	-	+	+
R* [Wollschläger 2012] ⁷	-	-	++	-
Matlab [Martinez 2011] ⁸	-	-	-	-
Excel [Matthäus 2011] ⁹	++	+	-	+
VisuLab®*[Hinterberger 2010b] ¹⁰	+	+	+	+

Tabelle 3.6: Bewertung der zur Auswahl stehenden Systeme. Freeware ist mit * markiert.

⁵ <http://www.spss.ch>

⁶ <http://www.ggobi.org/>

⁷ <http://www.r-project.org/>

⁸ <http://www.mathworks.ch/products/matlab/>

⁹ <http://www.microsoft.com>

¹⁰ <http://www.inf.ethz.ch/personal/hinterbe/VisuLab/>

Kein System erfüllt alle Anforderungen hundertprozentig. Aus diesem Grund fiel die Wahl auf die Eigenentwicklung aus dem Jahr 2001, bei der das Potenzial besteht, die fehlenden Eigenschaften zu implementieren. Diese Software hat auch den Vorteil, dass sie frei verfügbar ist und somit ohne finanziellen Aufwand für die Studierenden eingesetzt werden kann.

3.3 Develop: Entwicklung und Weiterentwicklung von VisuLab®

Die Unterrichtssoftware VisuLab® wurde entwickelt, um quantitative mehrdimensionale Daten mit Hilfe von unterschiedlichen Darstellungsarten, die operativ miteinander verknüpft sind, zu explorieren. Die Unterrichtssoftware VisuLab® steht schon seit 2001 im Einsatz und wurde seither immer wieder den Gegebenheiten angepasst. Die erste Version wurde von Schmid entwickelt [Schmid 1994, 1999] und implementiert. Der aktuellen Version der Software liegt die Implementierung in Delphi von Bürgi [Bürgi 2004] zugrunde, die seit 2001 verwendet wird.

Als Erstes wird hier thematisiert, wie die Datentabellen, in denen die mehrdimensionalen quantitativen Daten gespeichert sind, in die Software geladen werden. Anschliessend werden die einzelnen Graphiken mit ihren spezifischen Interaktionsmöglichkeiten thematisiert. Abschliessend werden diejenigen Interaktionselemente angesprochen, die in allen Graphiken möglich sind bzw. auf alle einen Einfluss haben.

3.3.1 Systemmöglichkeiten

Die Software braucht keine zusätzlichen Laufzeitumgebungen oder Pakete und kann auf zwei Arten gestartet werden: Zum einen über das Menü von Windows als Standalone und zum anderen als Excel Add-In.

3.3.1.1 Laden der Datensätze aus Excel

Die Software kann nach der Installation als Add-In von Microsoft-Excel gestartet werden. Der in der Tabellenkalkulationssoftware markierte Bereich wird als Datenbasis verwendet. Die Namen der Punkte und der Dimensionen werden als Texte verarbeitet, alle anderen Daten werden als Gleitkommazahlen interpretiert. Die Werte der Tabelle werden über eine COM-Schnittstelle geladen.

3.3.1.2 Laden und Speichern im XML-Datenformat

In der Basisversion der Software wurde diese ausschliesslich über das Add-In gestartet. Veränderungen der Darstellungen, wie Einfärbungen und Ausblenden von Datenpunkten und Dimensionen, konnten nicht gespeichert werden. Um den Interpretationsprozess zu unterbrechen und später mit der Arbeit fortzufahren, ist es aber nötig, dass eine Konstellation gespeichert werden kann. Die Daten können jetzt in XML-Dateien gespeichert und später wieder geladen werden.

Für die Struktur der XML-Dateien wurde die DTD der GGobi-Daten¹¹ verwendet. Dies ermöglicht es deshalb auch, alle Datensätze der GGobi-Datensammlung¹² in VisuLab® zu laden. Beim Laden der Dateien werden jedoch nicht alle Elemente verwendet. Gespeichert werden nur die für VisuLab® relevanten Daten.

Die folgende Auflistung repräsentiert die Datenstruktur eines von VisuLab® gespeicherten XML-Files. Diejenigen Elemente, welche in der GGobi-Definition nicht erscheinen, sind kursiv markiert.

- *data*: Dokumentelement, in dem die Dimensionen und Datenpunkte gespeichert werden.
 - *variables*: Einzelnes Element, in dem die Dimensionen gespeichert werden. Im Attribut *count* wird die Anzahl der Dimensionen angegeben.
 - *realvariable*: Speichert die Informationen zu einer Dimension. Die Attribute *name* und *hide* speichern den Namen der Dimension sowie die Sichtbarkeit (0 = nicht sichtbar, 1 = sichtbar). Das Element enthält keine Daten.
 - *records*: Einzelnes Element, in dem die Tupel gespeichert sind. Dieses Element hat drei Attribute: *colour* speichert die Default-Farbe für alle Punkte, *count* gibt an, wie viele Tupel gespeichert sind und *missingValue* gibt an, durch welchen Text fehlende Werte ersetzt werden.
 - *record*: Hier werden die Informationen zu den einzelnen Datenpunkten gespeichert. Auch dieses Element hat drei Attribute: *label* speichert den Namen des Tupels, *colour* gibt an, welche Farbe dem Tupel in VisuLab® zugewiesen ist und *hide* gibt analog zu den Dimensionen an, ob das Tupel sichtbar ist oder nicht.

Im Folgenden wird kurz dargelegt, wie das Speichern implementiert wurde. Dabei wurden einige Klassen der Programmierumgebung Delphi verwendet.

Laden der Daten aus XML-Files

Als Erstes wird überprüft, ob es sich beim angegebenen File um ein existierendes XML-File mit Leserechten handelt. Falls dies nicht der Fall ist, wird der Vorgang abgebrochen. Ansonsten wird eine neue Datenstruktur zur Speicherung des neuen Datensatzes erstellt.

Nach dem Laden der XML-Dateien in ein IXMLDocument wird als Erstes die Grösse der Tabelle bestimmt, indem die Kinder-Elemente von *variables* und *records* gezählt werden. Dies verhindert, dass die Datenstruktur durch falsche *count*-Attribute inkonsistent wird und nicht mehr mit der Datenstruktur übereinstimmt.

Anschliessend werden die Werte der einzelnen *record*-Elemente in der Datenstruktur gespeichert. Die Reihenfolge der Elemente wird der Reihenfolge der Dimensionen gleichgesetzt.

¹¹ <http://www.ggobi.org/docs/xml.pdf>

¹² <http://www.ggobi.org/book/index.html>

Speichern der Daten in XML-Files

Zum Speichern der Daten werden die Klassen `IXMLDocument` und `IXMLNode` der `XMLIntf` Unit verwendet. Es werden diejenigen Daten abgespeichert, welche sich in der internen Datenstruktur von `VisuLab®` befinden.

- **Dimensionen:** Alle Dimensionen werden in einem `realvariable`-Element abgespeichert. Die beiden geforderten Attribute `name` und `hide` werden gesetzt. Das umschliessende `variables`-Element enthält ausschliesslich die Variable `count`.
- **Datenpunkte:** Alle Datenpunkte werden in `record`-Elementen gespeichert. Als Attribut werden gesetzt: `label`, `colour` und `hide`. Innerhalb des Elements werden die Werte des Tupels mit einem Leerzeichen als Separator gespeichert. Das umschliessende `records`-Element enthält die Attribute `count`, `colour` und `missingValue`.

3.3.2 Kontextbezogene Möglichkeiten

Damit Daten mit der Software analysiert werden können, muss als Erstes ein Datensatz geladen werden. Dies kann direkt über ein Add-In in Excel geschehen (3.3.1.1) oder aus `VisuLab®` über Add-In > Load Dataset (3.3.1.2). Bevor diese beiden Varianten jedoch vorgestellt werden, wird angegeben, welche Eigenschaften die Dimensionen (3.3.2.1), die Datentupel (3.3.2.2) und die Werte (3.3.2.3) in der Software haben.

3.3.2.1 Eigenschaften der Dimensionen

Die Dimensionen werden als Tabelle dargestellt. Sie haben die folgenden Eigenschaften:

- **Position:** Die Position der Dimension ergibt sich aus der Zeilennummer.
- **On:** Falls die Checkbox angewählt ist, ist die Dimension in allen Graphiken sichtbar.
- **Min:** Der kleinste Wert der Dimension wird hier angezeigt.
- **Low:** Durch ein Textfeld kann das angezeigte Minimum der Dimensionsachse verändert werden.
- **High:** Durch ein Textfeld kann das angezeigte Maximum der Dimensionsachse verändert werden.
- **Max:** Der grösste Wert der Dimension wird hier angezeigt.
- **State:** Falls `Min < Low` oder `Max > High` können nicht alle Werte der Dimension angezeigt werden. In diesem Fall ändert der State auf `partial`. Ansonsten ist der Wert von State `full`, das heisst alle Werte der Dimension liegen zwischen Low und High.

Die Werte von Min und Max bleiben immer konstant. Die Werte für Low und High können jedoch auf zwei Arten angepasst werden: Einerseits können sie manuell über das Editierfeld eingegeben werden oder es kann verlangt werden, dass alle Low und High gleich sind (siehe Abschnitt 3.3.4.2).

Dimension	On	State	Min	Low	High	Max
petal-widt	<input checked="" type="checkbox"/>	full	1.00	1.00	25.00	25.00
sepal-leng	<input checked="" type="checkbox"/>	full	43.00	43.00	77.00	77.00
sepal-widt	<input type="checkbox"/>	full	20.00	20.00	44.00	44.00
petal-leng	<input checked="" type="checkbox"/>	partial	10.00	10.00	25.00	69.00

Abbildung 3.2: Dimensionseigenschaften der Fisher-Iris-Daten in `VisuLab®`.

Abbildung 3.2 zeigt die Dimensionen der Fisher-Iris-Daten mit ihren sechs Eigenschaften. Der Wert für Low der Dimension *sepal-leng* wurde manuell verändert.

3.3.2.2 Eigenschaften der Datentupel

Die Datentupel und ihre Eigenschaften sind wie die Dimensionen in einer Tabelle dargestellt. Die Tupel haben folgende Eigenschaften:

- **State:** Analog zur Eigenschaft der Dimensionen wird hier angezeigt, ob das Tupel sichtbar ist oder nicht. Falls das Tupel sichtbar ist, wird kein Text angezeigt, ansonsten wird *Hidden* angezeigt. Zusätzlich wird angezeigt, ob das Tupel selektiert ist. Ist dies der Fall, wird das Tupel mit *selected* markiert. Die beiden Texte können auch als Kombination auftreten und werden dann durch ein Komma getrennt.
- **Idx:** Diese Nummer gibt die Position in der Datenstruktur wieder.
- **Color:** Hier wird angezeigt, welche Farbe dem Tupel zugeordnet ist.
- **Sliders:** Für jede Dimension gibt es noch ein Attribut mit dem Dimensionsnamen und „Slider“. Hier wird angegeben, ob das Tupel unter dem Slider in der Parallel-Koordinaten-Graphik der entsprechenden Dimension liegt.

Abbildung 3.3 zeigt die Eigenschaften der ersten 6 Datentupel der Fisher-Iris-Daten. Ein Tupel ist selektiert, eines ist nicht sichtbar, drei sind rot eingefärbt und zwei liegen unter dem Slider der „*sepal-leng*“-Dimension.

Data Item	State	Idx	Color	petal-widht Slider
i-set001		0	■	
i-set002		1	■	
i-set003		2	■	
i-set004	Selected	3	■	
i-set005		4	■	
i-set006	Hidden	5	■	■
i-set007		6	■	■
i-set008		7	■	

Abbildung 3.3: Ausschnitt aus Tupeleigenschaften der Fisher-Iris-Daten. Das Tupel *i-set004* ist selektiert, *i-set006* ist nicht sichtbar, *i-set003* und *i-set006-008* sind grün eingefärbt und *i-set006* und *i-set007* liegen unter dem Slider von *sepal-widht*.

Wie diese Eigenschaften verändert werden können, wird im Abschnitt über die komparativen Interaktionen thematisiert, da diese Veränderungen in allen Graphiken wirksam sind.

3.3.2.3 Eigenschaften der Werte

VisuLab® kann quantitative Werte darstellen, die eindeutig einem Datentupel und einer Dimension zugeordnet werden können. Die Werte sind als Gleitkommazahlen vom Typ *Double* (Delphi) abgespeichert. Falls für eine Tupel/Dimensionskombination kein Wert vorhanden ist (*missing value*) oder die Daten als Text vorliegen, wird der Wert auf *-1* gesetzt.

Im ersten Semester der Durchführung wurden fehlende Werte noch auf den Mittelwert aller Werte der Tabelle gesetzt. Bei der Einführung von neuen Datensätzen, welche sich durch grosse Unterschiede in den Wertebereichen der einzelnen Dimensionen auszeichneten, führte dies zu schlechten oder gar falschen visuellen Ergebnissen. Das Setzen auf *-1* gruppiert nun die fehlenden Daten einerseits visuell immer gleich,

unabhängig von den geladenen Werten, und andererseits repräsentieren die im Unterricht verwendeten Datensätze Messwerte, die fast ausschliesslich positive Werte annehmen. Das Problem der „missing values“ ist damit aber nicht abschliessend gelöst. Eine vom Benutzer gesteuerte Massnahme wäre zweckmässiger, da die Datensätze für die Benutzer aber zu Beginn der Untersuchung meist unbekannt sind, werden wir diesen Default-Wert beibehalten.

3.3.3 Kompositionsbezogene Möglichkeiten

Unter den kompositionsbezogenen Möglichkeiten werden dem Kontext zugeordnete Eigenschaften verstanden, welche die Darstellung desselben ausmachen. Diese Eigenschaften können typischerweise durch Interaktion verändert werden.

Die geladenen Daten können mit vier unterschiedlichen Methoden dargestellt werden. Die gewählten Methoden wurden schon in Abschnitt 2.3.2 vorgestellt. In Tabelle 3.7 wird angegeben, welche Konvertierungsmethode ihnen zugrunde liegt, und welche graphischen Elemente bestimmend sind. Es wird ersichtlich, dass sich die gewählten Methoden in beiden Eigenschaften unterscheiden. Die zur Verfügung stehenden Graphiken unterscheiden sich gewollt konzeptionell voneinander. Dies, weil es keine Graphik gibt, die sich für jeden Kontext anbietet [Chen 2008].

Visualisierungsmethode	Konvertierungsmethode	Graphische Elemente
Scatterplot-Matrix [Chambers 1983]	Projektion $R^N \rightarrow R^2$	Punkt
Parallel Coordinates [Inselberg 1985]	Mapping $R^N \rightarrow R^2$	Linie
Andrews' Curves [Andrews 1972]	Mapping $X^k \rightarrow f_k$	Kurve
Permutations-Matrix [Bertin 1981]	Transformation	Chart

Tabelle 3.7: Vier unterschiedliche Visualisierungsmethoden, die auf konzeptionell unterschiedlichen Repräsentationsarten von mehrdimensionalen Daten beruhen [Hinterberger 2011].

Mit den Knöpfen unterhalb der Menüleiste können die vier Graphiken, welche die Daten mit den folgenden Visualisierungsmethoden darstellen, geöffnet werden: Andrews' Curves, Parallel Coordinates, Permutations-Matrix und Scatterplot-Matrix.



Abbildung 3.4: Graphik-Buttons zum Öffnen der einzelnen Graphiken.

Die Graphiken können einzeln oder gleichzeitig geöffnet sein. Jede beliebige Kombination von Graphiken ist dabei möglich. Jede Graphik kann jedoch nur einmal geöffnet werden.

Andrews' Curves (AC)

In der Andrews' Curves-Graphik werden alle sichtbaren Datentupel dargestellt. Für jedes Tupel wird gemäss der auf Seite 26 angegebenen Funktion eine Kurve berechnet, welche zwischen den Werten $-\pi$ und π gezeichnet wird.

Parallel-Koordinaten (PC)

In der Graphik, in der die Daten mit der Methode der Parallel-Koordinaten abgebildet sind, werden die Dimensionen gemäss der in der Dimensionstabelle angegebenen Reihenfolge angezeigt.

Permutations-Matrix (PM)

Die Graphik zur Visualisierungsmethode der Permutations-Matrix zeigt die Daten so, dass die Dimensionen in der vertikalen Achse angeordnet sind und die Datentupel in der horizontalen. Als grüne Linie wird für jede Dimension der Mittelwert aller Werte angezeigt. Falls ein Wert unter dem Mittelwert liegt, wird dies durch eine ausgefüllte Säule dargestellt, ansonsten durch eine weisse Säule mit farbiger Umrandung.

Scatterplot-Matrix (SM)

Bei der Graphik für die Scatterplot-Matrix werden für alle Kombinationen von sichtbaren Dimensionen für jedes Tupel je ein Punkt gezeichnet. Haben mehrere Tupel für eine Dimensionskombination die gleichen Werte, wird ein Punkt gezeichnet. Es gibt auch Implementierungen, die die Grösse des gezeichneten Punktes der Anzahl Punkte am selben Ort anpassen. Darauf wurde hier verzichtet.

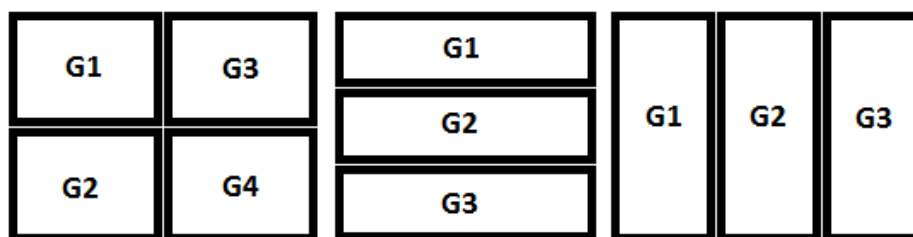


Abbildung 3.5: Anordnungsmöglichkeiten für mehr als eine Graphik. Links ist die Anordnung aller vier Graphiken, die beiden rechten Abbildungen zeigen die Anordnungsmöglichkeiten für zwei bis drei Graphiken.

Unterschiedliche Graphiken können auch gleichzeitig geöffnet sein. Wir unterscheiden hier zwei Konstellationsarten:

- **Kombination von allen Graphiken (ALL):** Wenn alle vier Graphiken offen sind, können diese wie in Abbildung 3.5 ganz links gezeigt angeordnet werden. Die Graphiken können sich aber auch gegenseitig überlappen.
- **Kombination von zwei bis drei Graphiken (others):** Wenn zwei oder drei Graphiken offen sind, können diese so wie in Abbildung 3.5 Mitte und rechts gezeigt angeordnet werden. Die Graphiken können sich aber auch hier in einer beliebigen Konstellation gegenseitig überlappen.

3.3.4 Interaktionsbezogene Möglichkeiten

Die Software, welche für einen Unterricht verwendet wird, muss Interaktionsmöglichkeiten aus allen vier Kategorien anbieten (Abschnitt 3.2.4 Interaktion). Tabelle 3.8 gibt die Interaktionsmöglichkeiten an, welche von VisuLab® in den vier Interaktionsgruppen zur Verfügung gestellt werden.

	Unikat	Komparativ
Einzelinteraktionen	Darstellungsbezogene Interaktionen	Dimensions- und tupelbezogene Einzelinteraktionen
Visual Scouts	Permutationen	Clustering

Tabelle 3.8: Die von VisuLab® angebotenen Interaktionsmöglichkeiten sind den vier Interaktionsgruppen zugeordnet.

3.3.4.1 Darstellungsbezogene Interaktionen

Die darstellungsbezogenen Interaktionen verändern das Erscheinungsbild einer Graphik. In Tabelle 3.9 sind die Möglichkeiten zur Veränderung der Darstellungen aufgelistet.









Graphik	Icon	Beschreibung
AC		Mit dem Interaktionsbutton kann bestimmt werden, ob die Werte von fehlenden Dimensionen einfach ignoriert werden und diese bei ausgeblendeten Dimensionen als nicht existent betrachtet werden, und ob somit die Werte der folgenden, sichtbaren Dimensionen in den Termen vorrücken oder ob der Term von fehlenden Dimensionen weggelassen, das bedeutet auf 0 gesetzt, wird.
PM		Säulendarstellung der Werte. Die Höhe der Säule entspricht dem Wert des zu einem Tupel und einer Dimension gehörigen Wertes.
		Balkendarstellung der Werte. Die Breite der Säule entspricht dem Wert des zu einem Tupel und einer Dimension gehörigen Wertes.
		Darstellung der Werte als gleich grosse, farbige Flächen. Der kleinste Wert der Dimension wird in Rot eingefärbt, der grösste in Blau. Die Werte dazwischen werden im Farbspektrum zwischen rot und blau (also gelb, grün) eingefärbt.
		Darstellung der Werte als schwarz-weiße Flächen. Der kleinste Wert der Dimension wird schwarz eingefärbt, der grösste weiss. Die Werte dazwischen werden in abgestuften Grautönen eingefärbt.
SM		Kleine Punkte
		Mittelgrosse Punkte
		Grosse Punkte

Tabelle 3.9: Interaktionsschaltflächen, welche darstellungsbezogene Interaktionen auslösen/steuern können, gruppiert nach der Graphik, in der sie wirksam sind.

3.3.4.2 Dimensions- und tupelbezogene Interaktionen

In diesem Abschnitt werden die Interaktionen beschrieben, die die Eigenschaften der Dimensionen bzw. der Tupel verändern. Dabei gibt es eine Interaktion, die gleichzeitig Eigenschaften von beiden verändert (Tabelle 3.10).


Icon	Beschreibung
	Reduktion der sichtbaren Dimensionen und Tupel auf einen ausgewählten Bereich von Werten.

Tabelle 3.10: Interaktion, welche die Sichtbarkeit von Tupeln und Dimensionen auf den ausgewählten Bereich reduziert.

Dimensionsbezogene Interaktionen

Alle dimensionsbezogenen Interaktionen sind komparativ. Es gibt drei Typen von Interaktionen, die mit den Dimensionen möglich sind.

1. **Verändern der Sichtbarkeit:** Dimensionen können ein- oder ausgeblendet werden.
2. **Verändern der Reihenfolge:** Die Dimensionen können über drag-and-drop verschoben werden. So ändert sich die Reihenfolge.
3. **Verändern der Skalierung:** Die Werte der Dimensionen befinden sich typischerweise in unterschiedlichen Wertebereichen. Zur besseren Visualisierung können die Wertebereiche normalisiert werden. Das bedeutet, dass die Wertebereiche visuell gleich gross sind. Im anderen Fall können die Wertebereiche so abgebildet werden, wie sie tatsächlich sind.

Die Interaktionen des Typs 1 und 2 haben Auswirkungen auf alle Graphiken. Die Interaktion des Typs 3 wirkt sich nur auf die Permutations-Matrix und die Parallel-Koordinaten aus.

Typ 1: Veränderung der Sichtbarkeit

Es kann sein, dass die Dimension schon beim Laden des Datensatzes nicht sichtbar ist (Abschnitt „Laden der Daten aus XML-Files“, Seite 41). Für das Ausblenden von Dimensionen während der Arbeit mit VisuLab® stehen zwei Möglichkeiten zur Verfügung: Einerseits kann die Dimension direkt angewählt und anschliessend durch Verwendung der ersten Schaltfläche in Tabelle 3.11 ausgeblendet werden. Über die Checkboxes in der Eigenschaftsliste der Dimensionen können diese aber auch als „nicht sichtbar“ gekennzeichnet werden (Abbildung 3.2, Seite 42). Über diese Checkbox können die Dimensionen auch wieder eingeblendet werden.





Icon	Beschreibung
	Ausblenden der ausgewählten Dimensionen
	Ändern der Skalierung.
 und 	Ändern der Skalierung. Je nach sichtbarer Skalierung wird einer der Buttons angezeigt (gleiche Funktionalität wie oben).

Tabelle 3.11: Dimensionsbezogene Schaltflächen

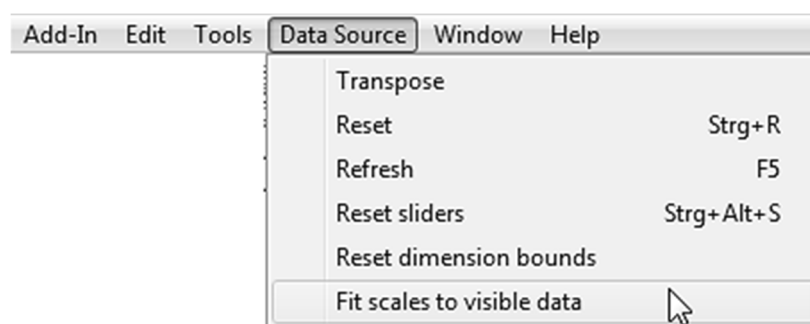


Abbildung 3.6: Erweiterung des Menü-Eintrags *Data Source* für das automatische Zooming (*Fit scales to visible data*).

Typ 2: Veränderung der Reihenfolge

Die Veränderung der Reihenfolge kann einerseits direkt in den Parallel-Koordinaten, der Permutations-Matrix oder der Scatterplot-Matrix vorgenommen werden. Es ist aber

auch möglich, die Dimensionen in der Eigenschaftstabelle zu verschieben (Abbildung 3.2, Seite 42).

Typ 3: Veränderung der Skalierung

Die Skalierung kann über die Buttons in Tabelle 3.11, zweite und letzte Zeile, verändert werden. Wenn die Option der normierten Skalen gewählt wurde, kann ein automatisches Zooming eingestellt werden. Im Menü kann dazu der Punkt „Fit scales to visible data“ ausgewählt werden. Wird ein Event ausgelöst, der sich auf die Sichtbarkeit von Datentupel bezieht, wird das sichtbare Maximum bzw. das Minimum der Dimensionen überprüft und gegebenenfalls angepasst.

Mit dem automatischen Zooming, aber auch wenn in einer Dimension $\text{Min} = \text{Max}$ ist, kann es geschehen, dass in einer Dimension nur ein einziger Wert sichtbar ist. Tritt dieser Fall ein, wird das angezeigte Intervall der Dimension auf 1 gesetzt. Falls der Wert x in einer Dimension der einzige ist, wird in dieser Dimension das Minimum auf $x-0.5$ und das Maximum auf $x+0.5$ gesetzt (Abbildung 3.7).

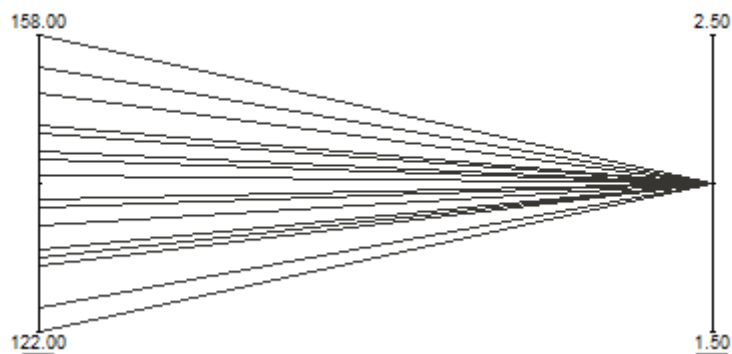


Abbildung 3.7: Anpassung der Schranken für eine Dimension, in welcher alle Datenpunkte den Wert 2 haben. Der minimale Wert wird dann auf 1.5, der maximale Wert auf 2.5 gesetzt.

Tupelbezogene Interaktionen

Wie die dimensionsbezogenen Interaktionen sind auch die punktbezogenen Interaktionen im Konzept der „active comparative Visualization“ [Schmid 1999] in allen Graphiken sichtbar. Für diese Interaktionen kann ein Menü direkt in der Graphik eingeblendet werden. Dies ist nur bei der Andrews' Curves nicht möglich. Abbildung 3.8 zeigt das Menü.

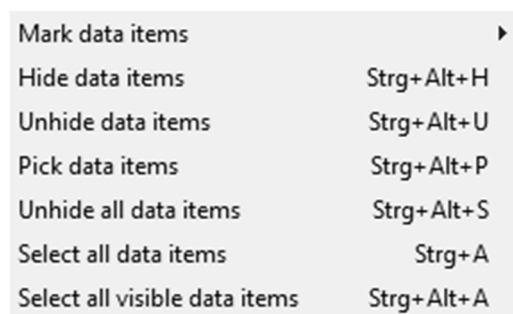


Abbildung 3.8: Menü für die Interaktion mit den Datentupeln.

Der erste Menüpunkt ermöglicht es, dem Tupel eine Farbe zuzuweisen. Im zweiten Punkt können die selektierten Datentupel ausgeblendet, im dritten wieder eingeblendet

werden. Mit „Pick data items“ werden alle ausser den selektierten Tupeln ausgeblendet. Mit „Unhide all data items“ werden alle Tupel sichtbar. Die zwei letzten Punkte dienen dem Selektieren von entweder allen oder nur den sichtbaren Tupeln.

Alle Interaktionen des Menüs haben Auswirkung auf alle Graphiken. Die einzige tupelbezogene Interaktion, welche nur in einer Graphik sichtbar ist, ist das Umrorden der Datentupel. Dies hat lediglich einen Einfluss auf die Permutations-Matrix, da dies die einzige Graphik ist, in der die Reihenfolge der Tupel eine Rolle spielt.

Zusätzliche Interaktionen in den Parallel-Koordinaten

Für jede Dimension können die Werte über einen Slider eingefärbt werden. Die Breite und Position der Slider kann dabei vom Benutzer gewählt werden. Die Veränderung ist ausschliesslich in den Parallel-Koordinaten möglich. Die Interaktion hat jedoch auch Auswirkungen auf die Komposition in den anderen Graphiken.

3.3.4.3 Permutationen

Unter dem Überbegriff *Permutationen* sind mehrere dimensions- bzw. tupelbezogene Einzelinteraktionen zusammengefasst. Zum einen gibt es Interaktionen, welche ausgewählte Werte sortieren, zum anderen gibt es Interaktionen, welche die Werte entsprechend eines Referenzwertes oder einer Referenzmenge neu arrangieren. Tabelle 3.12 gibt eine Übersicht über die zur Verfügung stehenden Permutationen mit einer Beschreibung.









Icon	Beschreibung
	Permutieren der Datentupel
	Permutieren der Datentupel mit einer Referenzgruppe
	Permutieren der Dimensionen
	Permutieren der Dimensionen mit einer Referenzgruppe
	Aufsteigende Sortierung der Dimensionen anhand der Werte eines ausgewählten Tupels
	Absteigende Sortierung der Dimensionen anhand der Werte eines ausgewählten Tupels
	Aufsteigende Sortierung der Tupel anhand der Werte einer ausgewählten Dimension
	Absteigende Sortierung der Tupel anhand der Werte einer ausgewählten Dimension

Tabelle 3.12: Permutationsinteraktionen in VisuLab®

3.3.4.4 Clustering

Clustering-Methoden versuchen die Tupel in zusammengehörige Gruppen einzuteilen. Was zusammengehörig bedeutet und wie die Gruppierung festgelegt wird, hängt von unterschiedlichen Faktoren ab. Wir haben diese Faktoren in drei Kategorien eingeteilt (Abbildung 3.9):

1. **Settings:** Generelle Angaben zur Gruppierungsmethode wie Anzahl der Cluster, welche Dimensionen und Datenpunkte berücksichtigt werden sollen, und ob die Dimensionen normiert werden sollen.

2. **Distance:** Hier wird die Art definiert, mit welcher Methode die Distanz zwischen zwei Datenpunkten berechnet werden soll.
3. **Method:** Hier wird die eigentliche Clustering-Methode definiert.

Im Setting können vier unterschiedliche Einstellungen vorgenommen werden:

- **Anzahl Gruppen (Number of Clusters):** Die Anzahl der Gruppen kann auf zwei unterschiedliche Arten definiert werden. Eine Möglichkeit ist die Eingabe der Gruppenanzahl im Textfeld. Die zweite Möglichkeit ist diejenige, so viele Datenpunkte zu selektieren, wie Gruppen erzeugt werden sollen. Bei der K-Median-Methode werden dann diese Punkte als Startmittelpunkte gewählt.
- **Nur sichtbare Datenpunkte gruppieren (cluster only visible data points):** Hier kann der Benutzer wählen, ob er bei der Berechnung der Gruppen alle oder nur die sichtbaren Datenpunkte berücksichtigen möchte. Dies bietet sich vor allem dann an, wenn zu Beginn die Ausreisser ausgeblendet wurden. Diese könnten die Berechnung ansonsten sehr beeinflussen, da Ausreisser bei vielen Methoden eine eigene Gruppe bilden können.
- **Nur sichtbare Dimensionen berücksichtigen (consider only visible dimensions):** Diese Option erlaubt es, entweder alle oder aber nur die sichtbaren Dimensionen für die Berechnung der Distanz zwischen zwei Punkten zu berücksichtigen. Diese Option sollte dann gewählt werden, wenn Hilfsdimensionen nicht miteinbezogen werden sollen, da sie sonst die Gruppierung verfälschen. Hilfsdimensionen sind z. B. Dimensionen, welche eine Gruppennummer enthalten (siehe z. B. die Flohdaten, Seite 56).
- **Skalieren der Dimensionen (Normalize all scales):** Mit dieser Option kann festgelegt werden, ob alle Dimensionen gleich gewichtet werden sollen. Somit werden Dimensionen, welche im Vergleich zu anderen sehr hohe Werte enthalten, nicht übergewichtet (siehe auch 3.3.4.2).

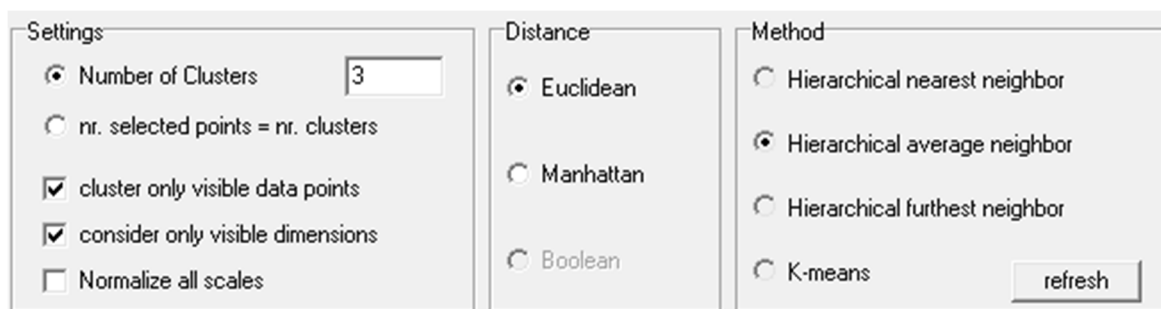


Abbildung 3.9: Frame innerhalb von VisuLab®, das dem Benutzer erlaubt, die Parameter für das Clustering festzulegen.

Für die Messung der **Distanz** wurden zwei Grundmethoden implementiert. Die Tabelle 3.13 gibt die Formeln der zwei Methoden für den zwei- und den mehrdimensionalen Fall wieder.

Die **Clustering-Methoden** werden gestartet, nachdem die Distanzmatrix für alle Tupelpaare, welche vom Benutzer für das Clustering vorgesehen sind, erstellt wurde. Bei der K-Means-Methode wird diese Matrix während der Berechnung der Gruppen nicht verändert. Die hierarchischen Methoden verwenden die Matrix als Basisstruktur und verändern diese entsprechend des Algorithmusfortschritts.

Distanz-Metrik	Beschreibung	Zweidimensionaler Fall	Allgemein
Euklidisch	Wurzel der Summe der quadrierten Distanzen in den einzelnen Dimensionen	$d = \sqrt{dx^2 + dy^2}$	$d = \sqrt{dx_1^2 + dx_2^2 + dx_3^2 + \dots}$
Manhattan	Summe der Distanzen in den einzelnen Dimensionen	$d = dx + dy$	$d = dx_1 + dx_2 + dx_3 + \dots$

Tabelle 3.13: Die zwei in VisuLab® implementierten Methoden zur Berechnung der Distanz zwischen zwei Tupeln.

Hierarchisches Clustering

- **nearest neighbor:** Bei diesem Verfahren werden jene Gruppen vereinigt, bei denen die Distanz jener Punkte, die sich am ähnlichsten sind, minimal ist.
- **furthest neighbor:** Bei diesem Verfahren soll die Distanz der am weitesten auseinanderliegenden Datenpunkte minimal sein. Mit dieser Methode soll der Abstand aller Punkte innerhalb einer Gruppen möglichst gering gehalten werden (Durchmesser).
- **average neighbor:** Dieses Verfahren verwendet als Distanz zwischen den Clustern den Mittelwert aus der nearest und furthest Variante.

Es gibt kein Verfahren, das sich für alle Datensätze eignet. Welche Methode die beste Lösung liefert, muss von Fall zu Fall entschieden werden.

K-Mean

Bei dieser Methode sucht der Computer nach k Gruppenmittelpunkten mit einer minimalen Distanzsumme zwischen Mittelpunkt und Gruppenmitgliedern. Der in der Software implementierte K-Mean-Algorithmus verwendet als Gruppenmittelpunkt ausschliesslich Datenpunkte des Datensets [Caelli 2002] und keine „berechneten“ Mittelpunkte. Diese Art des Algorithmus wird auch K-Median genannt.

1. Am Anfang werden k zufällige Punkte oder die k vom Benutzer selektierten Punkte als Startmittelpunkte gewählt.
2. Alle anderen Punkte (die nicht als Mittelpunkt ausgewählt wurden) werden nun demjenigen Mittelpunkt zugeordnet, dem sie am nächsten sind.
3. In diesen k Gruppen wird dann jeweils der Punkt gesucht, der die Summe der Distanzen zwischen Mittelpunkt und Gruppenpunkten minimiert. Dies ergibt k neue Mittelpunkte, mit denen dann wieder zu Punkt zwei zurückgekehrt wird.
4. Wenn sich die Mittelpunkte zwischen zwei Schritten nicht mehr ändern, wird der Algorithmus abgebrochen.

Da bei dieser Methode die Startpunkte zufällig gewählt werden, kann jede neue Berechnung zu einem anderen Resultat führen. Dies ist bei den vorher beschriebenen hierarchischen Methoden nicht möglich.

Berechnung

Wenn die Clustering-Methode gewählt wird, wird die Berechnung der Gruppen mit den gewählten Settings und der gewählten Distanzmethode gestartet. Bei jedem späteren

Wechsel der Methode oder der Distanzmessung wird die neue Gruppierung berechnet. Für die Berechnung wird dem Clustering-Objekt, das die gewünschte Methode enthält, ein Distanz-Objekt übergeben, welches die Berechnung der Distanzen übernimmt. Ein weiteres Objekt übernimmt die Verwaltung der einzelnen Clustering-Objekte. Die resultierenden Gruppen werden am Ende farblich hervorgehoben und die Punkte in der Permutations-Matrix werden gemäss dem Resultat verändert, was Thema des nächsten Abschnittes ist.

Permutation

Die Permutation der Datenpunkte ist ausschliesslich für die Permutations-Matrix von Bedeutung. Die Reihenfolge der Datenpunkte wird so verändert, dass Punkte mit derselben Gruppenzugehörigkeit auch nebeneinander angeordnet werden.

Die Abbildung 3.10 zeigt das Resultat des Clusterings mit der „hierarchical average Neighbour“-Methode und der euklidischen Distanzmessung. Die Dimensionen werden bei dieser Methode nicht permutiert.

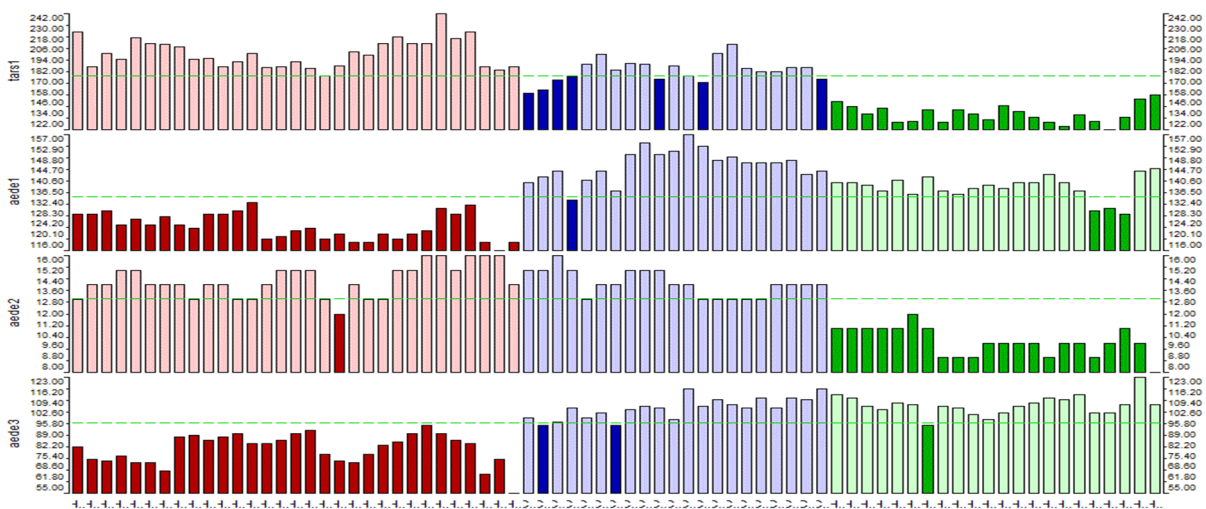


Abbildung 3.10: Flohdaten (siehe Seite 56) mit den vier Dimensionen tars1, aede1, aede2 und aede3. Die berechnete Gruppierung entspricht den drei Arten von Flöhen, welche im Datensatz gespeichert sind.

3.4 Implement: Unterrichtsmethodik und Unterrichtsmaterialien

Didaktische Methoden im Hochschulunterricht gehen heute über die reine Vorlesung hinaus. Für den vorliegenden Unterricht wurde das 4-Schritte-Modell gewählt, welches mehrere Unterrichtskonzepte in sich vereint: Leitprogramme, e-learning, problem based learning und distance learning [Faessler 2007]. Im folgenden Abschnitt wird aufgezeigt, wie dieses Unterrichtsmodell für die Vermittlung der VL-Kompetenzen umgesetzt wurde.

Da diese Arbeit in ein gesamtes Unterrichtspaket [Faessler 2007] integriert ist, wurden nicht alle Elemente im Rahmen dieser Arbeit von Grund auf entwickelt. Alle hier vorgestellten Unterrichtselemente wurden jedoch im Rahmen dieser Arbeit angepasst und ergänzt.

3.4.1 Zielsetzung des Unterrichts

Die visuelle Interpretation von mehrdimensionalen Daten wird in eine Folge von Datenverarbeitungsschritten eingebettet (Abbildung 3.11).

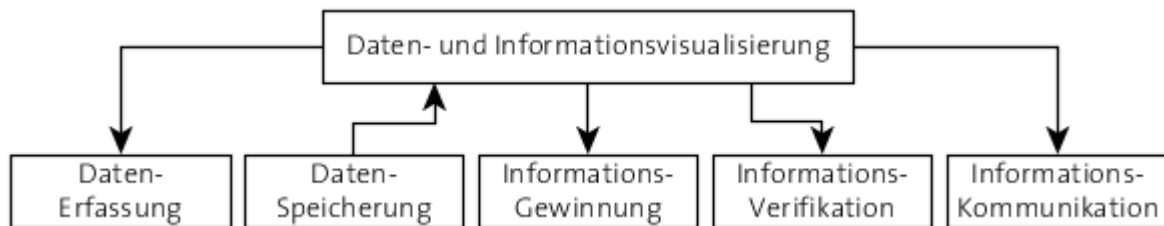


Abbildung 3.11: Die Datenvisualisierung hat einen starken Bezug zu unterschiedlichen Schritten im Datenverarbeitungsprozess.

Wie in Kapitel 2 erläutert, wird die Daten- und Informationsvisualisierung in einem Unterricht zum Umgang mit Daten typischerweise nicht berücksichtigt. Der hier thematisierte Unterricht wurde dazu entwickelt, in eine Folge von Modulen zum Thema Datenverarbeitung eingebettet zu werden (siehe auch Tabelle 1.1, Seite 3).

Die Studierenden sollen nach einer visuellen Analyse entscheiden können, ob...

- ... die Datenerfassung verändert werden muss, weil zu wenige, zu viele oder die falschen Daten gesammelt wurden.
- ... ob Informationen wie Ausreisser, Korrelationen und Gruppen vorhanden sind.
- ... welche Informationen geprüft werden sollen und welche Dimensionen und Tupel dabei berücksichtigt werden.
- ... welche Informationen kommuniziert werden sollen.

Die Studierenden lernen in diesem Unterricht...

- ... wie die vier konzeptionell unterschiedlichen Graphiken Andrews' Curves, Parallel-Koordinaten, Permutations-Matrix und Scatterplot-Matrix aufgebaut sind.
- ... ob und wie sich Ausreisser, Korrelationen und Gruppen in den vier Darstellungen manifestieren.
- ... welche Interaktionen mit den einzelnen Graphiken und mit allen Graphiken gleichzeitig möglich sind und welche Veränderungen sie zur Folge haben.

3.4.2 Die Unterrichtsmethodik: Das 4-Schritte-Modell

Der Aufbau des Unterrichts umfasst 4 Schritte (Abbildung 3.12): eine Einführungsphase (SEE), eine Instrukionsphase (TRY), eine Übungs- oder Anwendungsphase (DO) und eine Assessment-Phase (EXPLAIN).

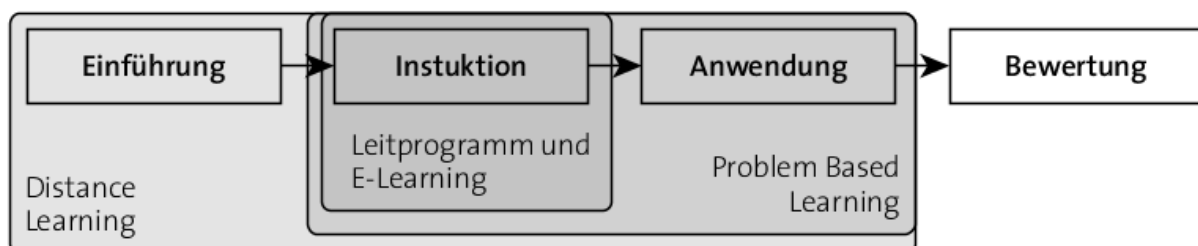


Abbildung 3.12: Aufbau der Unterrichtseinheit mit den didaktischen Konzepten, die verwendet werden.

1. **Einführung:** Die Einführung in das Thema geschieht mit einem Lehrtext, der von den Studierenden individuell gelesen werden kann.
2. **Instruktion:** Die Instruktion besteht aus einem elektronisch unterstützten Leitprogramm, das den Interpretationsprozess anhand von realen Problemstellungen aufzeigt.
3. **Anwendung:** Bei der Anwendung führen die Lernenden einen eigenen Interpretationsprozess durch, mit dem sie die Daten erkunden und gestellte Aufgaben beantworten.
4. **Bewertung:** Bei der Bewertung wird überprüft, ob die Lernenden die Lernziele erreicht haben.

Die Schritte eins bis drei werden dabei von den Studierenden selbständig durchlaufen, weshalb sich diese Elemente für ein distance learning eignen. Die Instruktion und die Anwendung basieren auf realen Problemen (Kontexten), um die Fähigkeiten in einer möglichst realen Umgebung vermitteln zu können.

3.4.3 SEE: Einführung

Die erste Phase dient der Einführung in das Thema. Hier werden zuerst verschiedene bekannte Darstellungsmethoden für zweidimensionale Daten vorgestellt. Danach wird auf den mehrdimensionalen Fall eingegangen. Anschliessend werden die vier in der Software verwendeten Darstellungsarten einzeln vorgestellt. Darauf folgt eine kurze Einführung in die explorative Datenanalyse. Abschliessend werden die Daten und die zugehörigen Aufgaben für die dritte Phase (DO) vorgestellt.

Auf diese Phase folgt die Instruktionsphase (TRY). Studenten mit Vorwissen können diese zweite Phase auch überspringen und gleich die Aufgaben lösen. Da Methoden der visuellen Datenanalyse jedoch meist für alle Studenten neu sind, wird diese Reihenfolge in den meisten Fällen eingehalten.

3.4.4 TRY: Instruktion

In der Phase Try werden die Studierenden im Rahmen eines elektronisch gestützten Leitprogramms (E.Tutorial®) angeleitet, wie Daten visuell interpretiert werden können.

3.4.4.1 Ablauf des E.Tutorials

In dieser Instruktionsphase arbeiten die Studierenden mit einem E.Tutorial®, welches eine Schritt-für-Schritt-Anleitung zur Verwendung der Software enthält. Das Tutorial ist in 13 Kapitel eingeteilt und enthält zusätzlich eine Einleitung.

- o. Vorbereitendes: Hier wird erklärt, wo die Software bezogen werden kann und wie sie installiert wird. Es wird zusätzlich darauf hingewiesen, auf welchen Computern an der ETH die Software schon installiert ist.
1. Grenzen der Excel-Diagramme: Die sozioökonomischen Daten werden als Erstes mit Excel geöffnet und anschliessend wird aufgezeigt, dass die von Excel angebotenen Graphiken für die Interpretation mehrdimensionaler Daten nicht ausreichen
2. Excel-Daten in VisuLab® visualisieren: Nun wird erklärt, wie die Daten in VisuLab® geöffnet werden können. Anschliessend wird gleich die erste Graphik geöffnet (die Parallel-Koordinaten).

3. Parallel-Koordinaten-Darstellung: Hier wird erklärt, wie die Parallel-Koordinaten zu lesen sind. Es wird angegeben, wie die Dimensionen bzw. die Datenpunkte dargestellt sind. Das Selektieren von Datenpunkten und die Verwendung der Slider werden als Interaktionsmöglichkeiten genannt.
4. Scatterplot-Matrix-Darstellung: Es wird anhand des dreidimensionalen Falls erklärt, wie der mehrdimensionale Raum auf die einzelnen Dimensionspaare projiziert wird.
5. Permutations-Matrix: Erst wird der Zusammenhang zwischen Datentabelle und Matrix dargelegt. Anschliessend werden die Sortiermöglichkeiten thematisiert.
6. Andrews' Curves: Die Berechnung einer Kurve aus den Werten eines Datenpunktes wird angegeben. Anschliessend wird darauf hingewiesen, dass Kurven mit vergleichbaren Werten einen vergleichbaren Kurvenverlauf haben.
7. Explorative Datenanalyse mit VisuLab®: Das Thema dieses Kapitels ist die Komparativität (Verknüpfung) der Graphiken. Anhand von Interaktionen mit Dimensionen wird dies veranschaulicht (Ausblenden einer Dimension, Verändern der Reihenfolge der Dimensionen und Verändern der Skalierung).
- 8.-10. Operationen in VisuLab: Hier werden einige Fragen zu den sozioökonomischen Daten aufgeworfen, und anschliessend wird gezeigt, wie diese Fragen mit Hilfe von VisuLab® beantwortet werden können.
- 11.-13. Clusteranalyse mit VisuLab®: Als Erstes wird gezeigt, wie XML-Daten in die Software geladen werden können. Anhand der Floh-Daten (Abschnitt 3.4.4.3 Flohdaten) wird gezeigt, wie die drei Spezies mit Hilfe von Clustering-Methoden identifiziert werden können. Dieser Teil wurde erst eingeführt, nachdem die Clustering-Erweiterung (3.3.4.4 Clustering) fertiggestellt war.

3.4.4.2 Soziodaten

Die Sammlung sozioökonomischer Daten von **35 ausgewählten Ländern** aus dem Jahre 1970 werden im Folgenden als Soziodaten bezeichnet. Für jedes Land wurden Werte für **7 Dimensionen** (unter 15-Jährige, über 75-Jährige etc.) erfasst [Chambers 1983].

Für jedes Land werden dabei folgende Angaben gemacht:

- **unter 15**: Prozentualer Anteil der unter 15-Jährigen an der Gesamtbevölkerung
- **über 75**: Prozentualer Anteil der über 75-Jährigen an der Gesamtbevölkerung
- **Eink. [US\$]**: Durchschnittlich verfügbares Nettoeinkommen pro Person in US\$
- **Erspar. an Eink. [%]**: Prozentualer Anteil der Ersparnisse am Nettoeinkommen
- **Agrar an BSP [%]**: Prozentualer Anteil des primären Sektors (Landwirtschaft) am Bruttosozialprodukt
- **Industrie an BSP [%]**: Prozentualer Anteil des sekundären Sektors (Industrie) am Bruttosozialprodukt
- **Dienstl. an BSP [%]**: Prozentualer Anteil des tertiären Sektors (Dienstleistungen) am Bruttosozialprodukt

Dieser Datensatz enthält wenig intrinsische Information. Er dient vorwiegend zur Illustration der Graphiken. Interessant ist dieser Datensatz vor allem deshalb, um zu untersuchen, welche Eigenschaften die unterschiedlichen Länder haben. Die rot

(Abbildung 3.13) markierten Länder konnten 1970 als Entwicklungsländer bezeichnet werden. Sie weisen auch ähnliche Eigenschaften auf (Andrews' Curves).

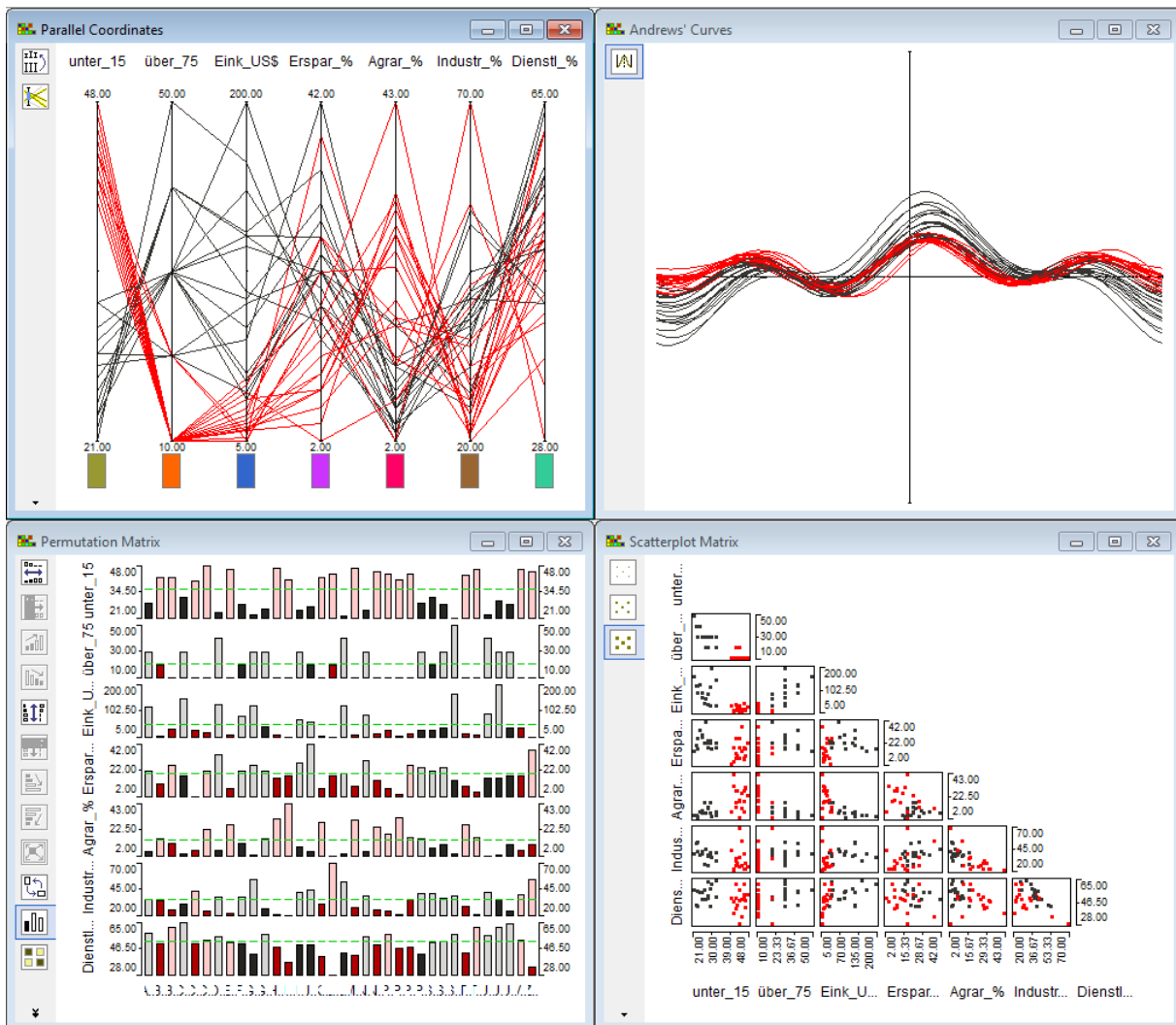


Abbildung 3.13: Die Soziodaten in allen vier Graphiken. Rot markiert sind die Datentupel, welche in der Dimensionen unter_15 einen Wert über oder gleich 40 haben.

3.4.4.3 Flohdaten

Der Datensatz mit der Bezeichnung „Flohdaten“ stammt aus der Datensatzsammlung von [Cook 2007] und kann unter <http://www.ggobi.org/book/> heruntergeladen werden. Der Datensatz beinhaltet sieben Dimensionen und 74 Datenpunkte. Eine Dimension („species“) beinhaltet eine Gruppennummer und die anderen sechs Dimensionen beinhalten Messungen von unterschiedlichen Körperteilen der Flöhe.

Intrinsische Information: Die einzelnen Dimensionen korrelieren hauptsächlich miteinander. Abbildung 3.14 zeigt grün und gelb an, wo eine signifikante Korrelation nach Pearson vorliegt. Die drei Gruppen sind in unterschiedlichen graphischen Darstellungen erkennbar. Abbildung 3.15 zeigt die Andrews' Curves-Darstellung, in der am linken Rand die Linien der Datenpunkte in drei sich nicht überlappende Stränge unterteilbar sind, die den drei Gruppen entsprechen. Mit Hilfe der Clustering-Methoden können die vier Gruppen gefunden werden. Dazu sind die Dimensionen adea1, adea2 und adea3 nötig (Abbildung 3.14).

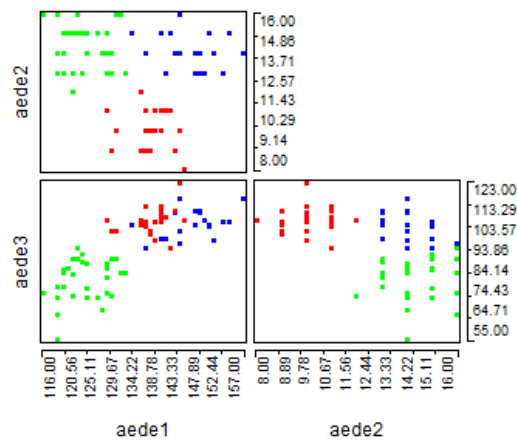


Abbildung 3.14: Die drei Dimensionen, welche nötig sind, um die drei Flohgruppen mit Hilfe von Clustering-Methoden zu identifizieren.

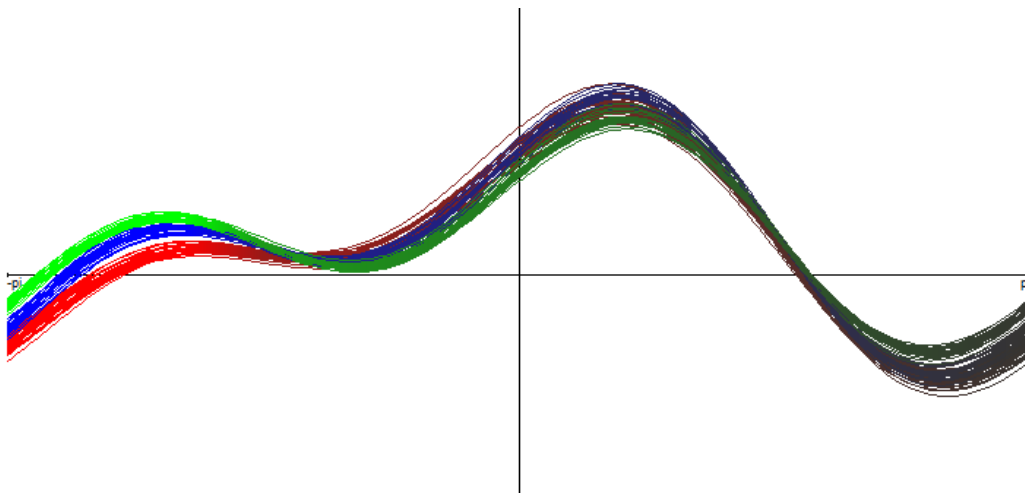


Abbildung 3.15: Floh-Daten mit der Andrews' Curves-Darstellung. Links sind die drei Flohgruppen in drei Farben eingefärbt.

Extrinsische Information: Die in Abbildung 3.16 im Scatterplot von aede1 und tars1 sichtbaren Gruppen entsprechen den drei Arten *Concinna*, *Heptapotamica* und *Heikertingeri*. Die Korrelation zwischen den Dimensionen scheint daher zu stammen, dass die Dimensionen biologisch gesehen nicht unabhängig voneinander sind, da grössere Tiere meist in allen Attributen grössere Werte haben.

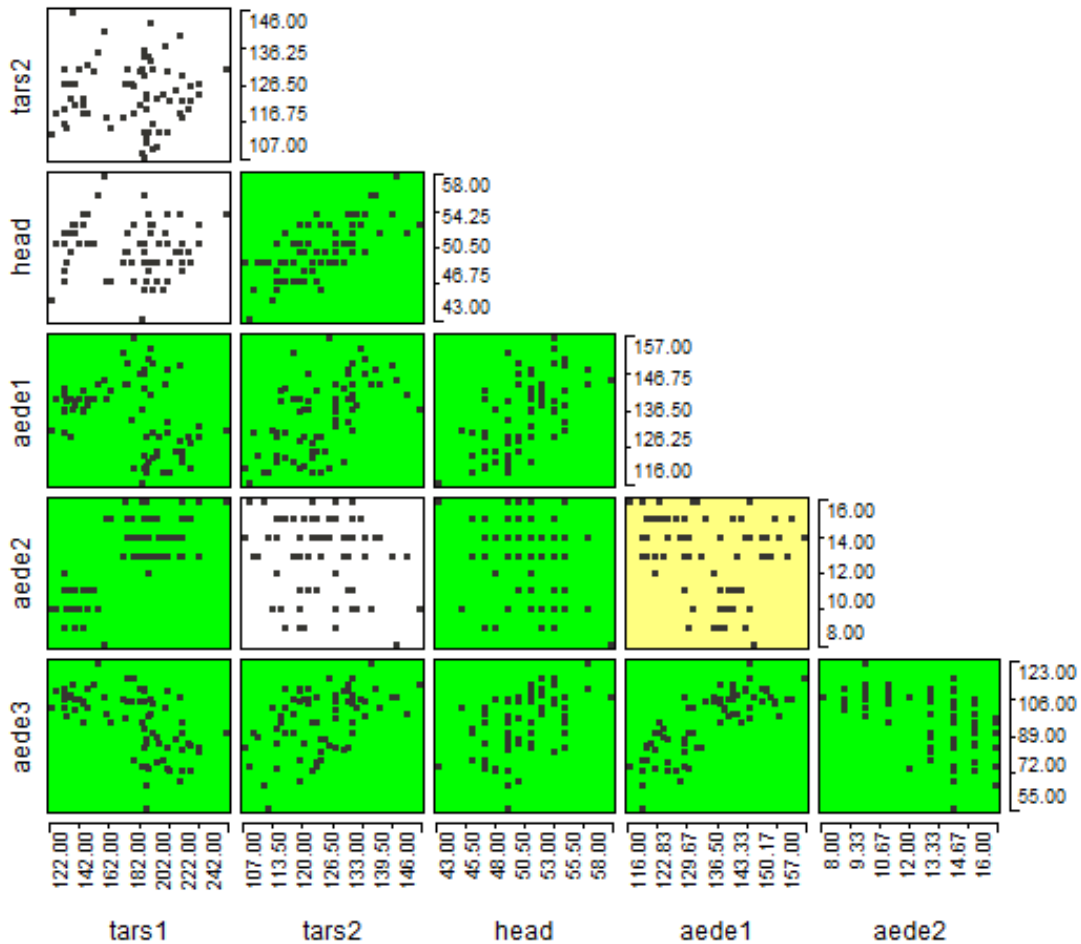


Abbildung 3.16: Scatterplot-Darstellung der Flohdaten. Die Kombinationen von Dimensionen, welche nach Pearson signifikant korrelieren, $p < 0.01$, sind grün eingefärbt. Jene, welche mit $p < 0.05$ korrelieren, gelb.

3.4.5 DO: Anwendung

Nachdem die Studierenden den Umgang mit der Software erlernt haben und gleichzeitig auch gesehen haben, wie die Analyse eines Datensatzes aussehen kann, sollen sie nun selbstständig zwei neue Datensätze analysieren.

3.4.5.1 Iris-Daten

Die Iris-Daten von Fisher [Fisher 1936] sind ein weit verbreiteter Beispieldatensatz. Der Datensatz enthält 90 Datenpunkte, welche je einer Iris-Blüte entsprechen. Für jede Blüte wurden vier Eigenschaften in mm gemessen (Dimensionen): Kelchblatt-Länge (sepal-length), Kelchblatt-Breite (sepal-width), Kronblatt-Länge (petal-length) und Kronblatt-Breite (petal-width). Die Blüten stammen von den folgenden drei Iris-Arten: iris virginica, iris versicolor und iris setosa. Die Artzugehörigkeit ist für alle Tupel bekannt.

Information in den Daten

Bis auf die Kombination Kronblatt-Breite und Kelchblatt-Breite korrelieren alle Zweierkombinationen nach Pearson signifikant ($p < 0.05$). In Abbildung 3.17 werden zwei Gruppen von Datentupeln sichtbar. Die eine Gruppe hat bei der Dimension petal-length Werte über 33 und die andere Werte unter 19. Auch petal-width weist eine Trennung in Tupel mit einem Wert unter 5 und einem Wert über 10 auf.

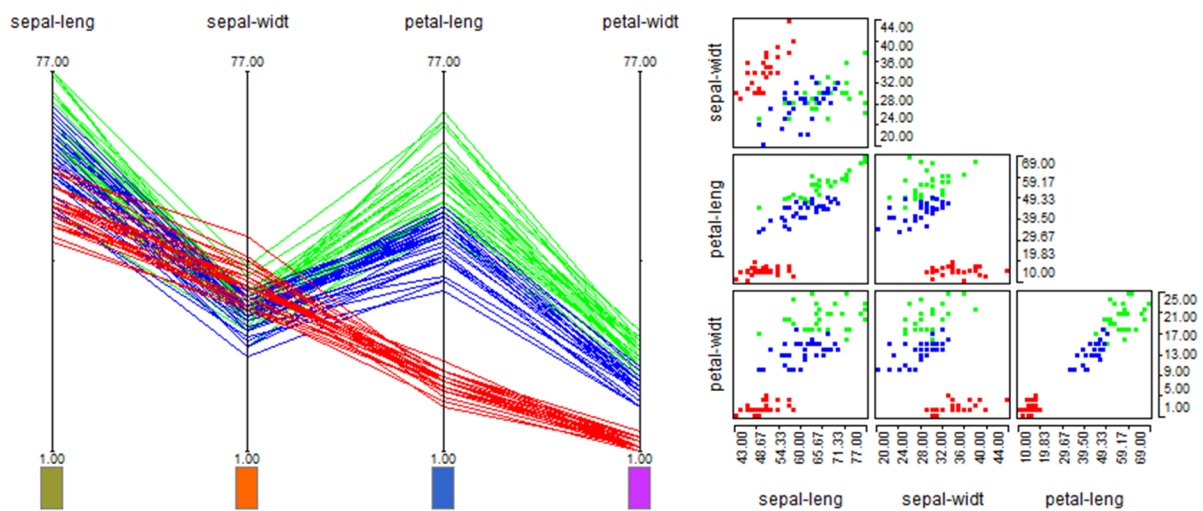


Abbildung 3.17: Fisher-Iris-Daten in der Parallel-Koordinatendarstellung (links) und der Scatterplot-Darstellung (rechts). Die drei Gruppen von Blüten sind durch drei Farben hervorgehoben: grün (*iris virginica*), blau (*iris versicolor*) und rot (*iris setosa*).

Je 30 Iris-Blüten entstammen einer Iris-Art, wobei die eine die Kreuzung der zwei anderen ist. Die eine Gruppe von Iris-Blüten kann visuell von den anderen abgegrenzt werden. Die anderen beiden können durch die vorliegenden Daten nicht unterschieden werden. Wie bei den Flohdaten ist die Korrelation zwischen den Dimensionen aus denselben Gründen vorhersehbar.

Aufgaben zu den Iris-Daten

Dieser Datensatz wird in der Datenvisualisierung sehr oft verwendet und zeichnet sich durch seine geringe Anzahl von vier Dimensionen und seine relativ einfache Interpretation aus. Die Studierenden sollen hier analog zu der Flohdaten-Interpretation aus der vorhergehenden Phase die drei Gruppen anhand von Dimensioneigenschaften trennen. Dies ist jedoch bei den gegebenen Daten nicht möglich.

3.4.5.2 Bodendaten

Die Bodendaten bestehen aus Messwerten von 20 Bodenprofilen, welche in [Andrews 1985] angegeben sind. Bei diesem Datensatz werden drei Tabellen miteinander kombiniert. In jeder Tabelle werden die Messwerte an 20 Standorten in 12 Tiefen angegeben.

Die drei Tabellen enthalten den prozentualen Anteil in der Probe von:

- Sand: Bodenbestandteile mit Durchmesser von 0.063 bis 2 mm
- Schluff: Bestandteile mit Durchmesser von 2 bis 63 μm
- Ton: Durchmesser der Bestandteile unter 2 μm

Zusätzlich ist bei jedem Standort bekannt, wie die Wasserdurchlässigkeit in cm/Tag ist.

Information in den Daten

Die Sand- und Ton-Werte der unterschiedlichen Tiefen korrelieren bei nahe beieinanderliegenden Messungen sehr stark, für die Tiefen, welche sich um bis zu zwei Einheiten unterscheiden, auf dem 0.01-Level nach Pearson. Die Durchlässigkeit korreliert mit dem Sandwert und dem Tonwert in Tiefe 8 auf dem 0.01-Level, in Tiefe 2 auf dem

0.05-Level. Dadurch, dass das Wasser immer erst durch die obersten Schichten versickern muss, bevor es in den unteren Schichten ankommt, scheint die Korrelation mit der Tiefe 8 kein sinnvolles Mass für die Durchlässigkeit. Die Werte aus Tiefe 2 schon eher. In der Permutations-Matrix (Abbildung 3.18) ist ersichtlich, dass durchlässigere Proben ein visuell ausgeglichenes Verhältnis zwischen Ton und Sand haben. Die Werte liegen jeweils auf ähnlichem Niveau und am jeweils unteren Level der Werte des jeweiligen Bodenbestandteils.

Aufgabe zu den Bodendaten

Die Aufgabe besteht darin, Merkmale zu finden, die erklären, weshalb einige Bodenproben wasserdurchlässiger sind als andere. Die Schwierigkeit hier besteht darin, dass drei Tabellen in einer zusammengefasst werden und daher als Erstes eine Trennung der unterschiedlichen Bodenbestandteile durchgeführt werden muss.

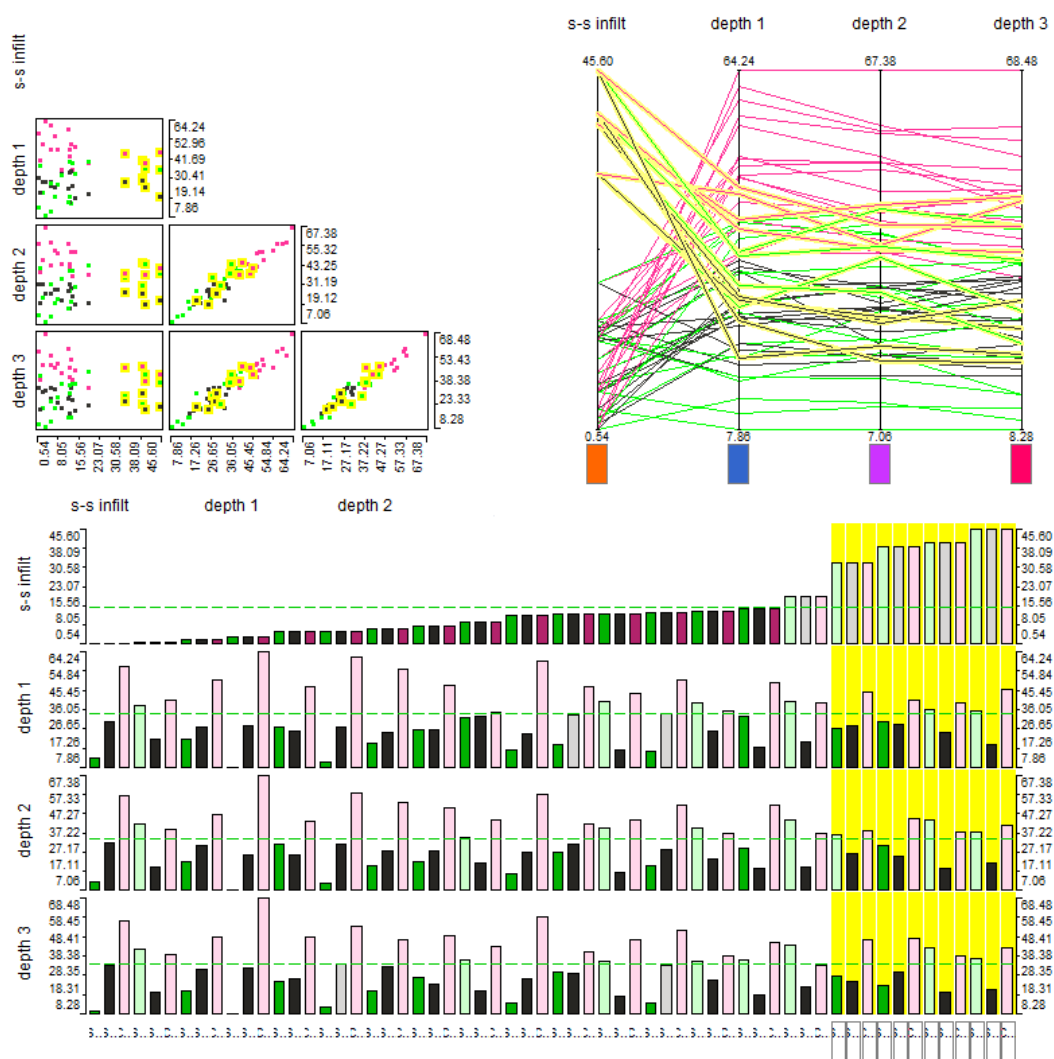


Abbildung 3.18: Bodendaten für die 20 Bodenproben in den Tiefen 1, 2 und 3 sowie für die Wasserdurchlässigkeit. Die prozentualen Werte von Sand sind grün eingefärbt, jene für Ton rot, und diejenigen des Schluffs sind schwarz. Zusätzlich sind die Tupel der vier wasserdurchlässigsten Proben markiert.

3.4.5.3 Luftdaten

Im Begriff *Luftdaten* werden ganz unterschiedliche Datentabellen zusammengefasst. Es gibt dabei zwei Typen von Tabellen. Die einen beziehen sich auf einen Schadstoff, die anderen auf eine Station. Alle Daten werden vom Bundesamt für Umwelt bezogen, welches eine Webplattform¹³ betreibt, über die Messwerte aus der Schweiz bezogen werden können. Die Messungen werden an 16 Standorten (Abbildung 3.19) durchgeführt, welche sich raumplanerisch voneinander unterscheiden. Diese raumplanerischen Unterschiede bilden den extrinsischen Kontext und können auf der Webseite nachgelesen/angeschaut werden. Für die Studierenden, welche mehrheitlich aus der Schweiz stammen, kann dieses Wissen als Allgemeinbildung vorausgesetzt werden.

Tabelle 3.14 zeigt diejenigen Schadstoffe an, die an den meisten Stationen gemessen werden.



Abbildung 3.19: Die 16 Messstationen des Nationalen Beobachtungsnetzes für Luftfremdstoffe (NABEL, Quelle: <http://www.bafu.admin.ch>).

Schadstoff	Grenzwert	Quellen
Ozon (O ₃)	120 µg/m ³ Stundenmittelwert	Strassenverkehr, Industrie und Gewerbe
Stickstoffdioxid (NO ₂)	80 µg/m ³ Tagesmittelwert	Strassenverkehr, Heizung
Schwefeldioxid (SO ₂)	100µg/m ³ Tagesmittelwert	Industrie- und Hausfeuerungen
Kohlenmonoxid (CO)		Strassenverkehr
Feinstaub (PM ₁₀)	50µg/m ³ Tagesmittelwert	Verkehr, Feuerung, Industrie, Gewerbe, Land- und Forstwirtschaft

Tabelle 3.14: 5 der 8 vom Bundesamt für Umwelt gemessenen Schadstoffe.

¹³ http://www.bafu.admin.ch/luft/luftbelastung/blick_zurueck/datenabfrage

Schadstoff an unterschiedlichen Stationen

In diesen Tabellen werden die Daten eines Schadstoffs über mehrere Tage (Tupel) und an mehreren Stationen (Dimensionen) untersucht.

Die intrinsische Information unterscheidet sich je nach Schadstoff. Für die meisten Schadstoffe gilt, dass die Messwerte an unterschiedlichen Standorten miteinander korrelieren. Bei den Feinstaubdaten gibt es zusätzlich noch Ausreisser in Verbindung mit zwei Feiertagen. Meist korrelieren die Daten visuell stärker, wenn die Stationen örtlich nahe beieinanderliegen und/oder wenn sie sich in ihren raumplanerischen Eigenschaften ähneln. Die beiden Feiertage betreffen Silvester und den 1. August. An beiden werden viele Feuerwerkskörper gezündet.

Unterschiedliche Schadstoffe an einer Station

In diesen Tabellen werden für eine Station die Daten der dort registrierten Schadstoffe (Dimensionen) für mehrere Tage (Tupel) untersucht.

Die Schadstoffe korrelieren an jenen Stationen stark, an denen viele Schadstoffe gemessen wurden. Stark verschmutzte Luft beschränkt sich meist nicht nur auf einen Schadstoff. Einige Schadstoffe haben untereinander auch einen chemischen Zusammenhang, weshalb ihre Werte miteinander korrelieren. Aus NO_2 und O_2 kann durch Sonneneinstrahlung NO und O_3 gebildet werden¹⁴.

Aufgabe zu den Luftdaten

Bei den Luftdaten können die Studierenden zwischen unterschiedlichen Fragestellungen auswählen. Sie können entweder die Schadstoffe an einer Station auswerten oder die Eigenschaften eines Schadstoffs für alle Stationen bestimmen. Bei beiden geht es darum, Zusammenhänge zwischen den Dimensionen (Stationen bzw. Schadstoffe) zu finden sowie Ausreisser und Datengruppen zu definieren. Zum Lösen der Aufgaben ist ein bestimmtes extrinsisches Wissen über die Schadstoffe und die Stationen nötig, das jedoch bei Schweizer Naturwissenschaftsstudierenden vorausgesetzt werden kann.

3.4.6 EXPLAIN: Bewertung

Als Überprüfung des Lernerfolgs sind die Studenten verpflichtet, einem Assistierenden die in der Phase DO erarbeiteten Lösungen zu präsentieren. Diese Gespräche dauern in der Regel 5-10 Minuten. Die Assistierenden sind dazu angehalten, den Studierenden möglichst viel Sprechzeit einzuräumen, sodass diese die Möglichkeit haben, die eigene Arbeit und die Theorie zu reflektieren. Eine Repetition der Theorie seitens der Assistenzperson ist hier nicht erwünscht, jedoch können Unsicherheiten besprochen oder es kann falsches Wissen korrigiert werden.

Am Ende der Präsentation wird ein Testat vergeben. Bei diesem Testat beurteilt der Assistierende nicht nur, ob die Aufgabe gelöst wurde, sondern er gibt auch eine Beurteilung ab, ob der Studierende die Lernziele erreicht hat oder nicht. So wird eine 1 für das Erreichen der Ziele, eine 2 für das Übertreffen, und eine 0 für das Nicht-Erreichen der Ziele vergeben.

¹⁴ <http://www.umwelt.nrw.de/umwelt/luftqualitaet/ozon/bodennah.php>

3.5 Fragestellungen zum Unterricht

Der vorgestellte Unterricht wurde in acht Semestern erfolgreich durchgeführt. Das heisst, dass es keine grösseren Probleme mit der Unterrichtssoftware oder der Verständlichkeit der Instruktion gab. Da dieser Unterricht jedoch als distance-learning-Kurs durchgeführt wurde, ist über die tatsächliche Verwendung der Materialien wenig bekannt. Um Daten zu einem Unterricht zu sammeln, bei dem die Lernenden Ort und Zeit frei wählen können, wurde eine neue Evaluationsmethode entwickelt (e-Observation, Kapitel 4). Auf Basis dieser Daten sollen Fragen zum Unterrichtsablauf beantwortet und Hypothesen überprüft werden. Die Fragestellungen bzw. Hypothesen sind in unterschiedliche Bereiche unterteilt:

1. Verwendung der Unterlagen und Adaption des Unterrichtskonzepts: Das Konzept des Unterrichts erlaubt es den Studierenden, ihren Lernprozess völlig frei zu gestalten. Hier soll überprüft werden, ob die Materialien entsprechend des Instructional Designs verwendet werden.
2. Erreichen der Lernziele: Die Lernziele werden bereits mit Hilfe von Assessment-Elementen überprüft. Das operationalisierte Lernziel bezieht sich aber auf einen Anwendungsprozess. Mit Hilfe der Daten soll der Prozess analysiert werden.
3. Veränderung des Unterrichts: Der Unterricht wurde in drei Ausprägungen durchgeführt: Einmal ohne Visual Scouts, einmal mit Clustering und einmal mit Clustering und automatischen Permutationen. Es soll untersucht werden, wie sich die Einführung der zwei neuen Unterrichtselemente auf die Prozesse auswirkt.
4. Vergleichen von unterschiedlichen Studierendengruppen: Die Studierenden unterscheiden sich vor der Unterrichtseinheit hinsichtlich ihrer Motivation und ihrem Interesse für einen Informatikunterricht sowie hinsichtlich ihres Geschlechts. Nach dem Unterricht erreichen sie unterschiedliche Leistungen. Hier soll überprüft werden, ob die Eigenschaften vor der Einheit einen Einfluss auf den Lernprozess haben und ob die gesammelten Daten einen Zusammenhang mit der Performance im Assessment haben.

3.5.1 Verwendung der Unterlagen und Adaption des Unterrichtskonzepts

Der Unterricht basiert auf dem 4-Schritte-Modell [Faessler 2007]. Die Studierenden arbeiten in diesem Modell selbständig und können frei wählen, ob sie die Instruktion bearbeiten wollen oder nicht. Es hat sich gezeigt [Faessler 2007], dass die Studierenden die Lernmaterialien schätzen, aber es ist nichts darüber bekannt, wie sie mit den Unterlagen arbeiten. Die folgenden drei Fragestellungen (F1-F3), welche mit den Daten aus der e-Observation beantwortet werden sollen, befassen sich mit der Thematik der Verwendung der Unterlagen.

F1: Wird die Instruktion von den Studierenden bearbeitet?

Wir gehen davon aus, dass die Studierenden die Materialien verwenden. Die Frage ist jedoch, wie lange die Studierenden die während der Instruktion präsentierten Kontexte bearbeiten.

F2: Arbeiten die Studierenden im eigenen Tempo?

Da die Studierenden in der Zeiteinteilung frei sind, gehen wir davon aus, dass sie in ihrem eigenen Tempo arbeiten können.

F3: Findet ein Transfer statt?

Die Lernenden arbeiten während der Instruktion mit anderen Kontexten als in der selbständigen Anwendung des Gelernten. Da sich die Kontexte konzeptionell unterscheiden, müssen die Kontexte unterschiedlich analysiert werden.

3.5.2 Erreichen des operationalisierten Lernziels

Das operationalisierte Lernziel besagt, dass die Studierenden ihre Analysemethoden dem Kontext anpassen. Bei einer Erreichung des Lernziels bedeutet dies, dass die zwei Kontexte der Anwendung anders visualisiert werden und dass mit diesen Visualisierungen auch anders interagiert wird. Die Fragen, welche beantwortet werden sollen, sind konkret:

F4: Interagieren die Studierenden mit unterschiedlichen Kontexten anders?

F5: Verwenden die Studierenden die Darstellungsmethoden entsprechend den unterschiedlichen Kontexten?

F6: Gibt es Unterschiede zwischen den Interaktionen mit den Konstellationen für die verschiedenen Kontexte?

3.5.3 Folgen von Veränderungen des Unterrichts

Der Unterricht wurde zweimal im Hinblick auf Visual Scouts (3.2.4 Interaktion) verändert, sodass er dem in Abschnitt 3.2 geforderten Design genügt. Der Vergleich der Daten vor und nach der Veränderung soll zeigen, ob sich die Anpassung auch in veränderten Handlungsaktivitäten der Studierenden manifestiert.

Die erste Veränderung war die Einführung der Clustering-Methoden, ein komparativer Visual Scout. Da dies die einzige Interaktionsmöglichkeit für die Andrews' Curves ist, wird erwartet, dass sich die Verwendungszeit dieser Darstellungsmethode erhöht. Es werden hier die Gruppe ohne Clustering-Methoden (HS08) und die vergleichbare Gruppe mit Clustering-Methoden (FS09) miteinander verglichen.

F7: Welchen Einfluss hat die Einführung der Clustering-Methoden auf die Anzahl der Interaktionen in der Anwendung?

F8: Welchen Einfluss hat die Einführung der Clustering-Methoden auf die Dauer der Verwendung der einzelnen Konstellationen in der Anwendung?

Die zweite Veränderung betrifft die explizite Erwähnung der Permutationsmöglichkeiten, also ein nicht komparativer Visual Scout, in der Instruktion. Diese Veränderung wurde eingeführt, weil die Permutationen wenig verwendet wurden. Diese Interaktionsmöglichkeit ist nur in der PM als Schaltfläche integriert. Verglichen werden die Gruppe ohne Instruktion im Bereich der Permutationen (FS10) und die vergleichbare Gruppe mit Instruktion (HS10) miteinander.

F9: Welchen Einfluss hat die Erwähnung der Permutationsmöglichkeiten in der Instruktion auf die Anzahl der Interaktionen in der Anwendung?

F10: Welchen Einfluss hat die Erwähnung der Permutationsmöglichkeiten in der Instruktion auf die Dauer der Verwendung der einzelnen Konstellationen in der Anwendung?

3.5.4 Vergleiche verschiedener Studierendengruppen

Die Studierenden der Untersuchung geben zu Beginn an, welches Geschlecht sie haben und wie hoch ihre Motivation und das Interesse für das Fach Informatik sind. Dies erlaubt es später, unterschiedliche Gruppen im Hinblick auf ihre Arbeit während der Analyse der Kontexte miteinander zu vergleichen. Es ist kein Unterschied der Gruppen zu erwarten.

F11: Gibt es Unterschiede zwischen Frauen und Männern im Hinblick auf die Anzahl der Interaktionen und die Dauer der Verwendung der einzelnen Konstellationen?

F12: Gibt es Unterschiede zwischen motivierten und nicht motivierten Studierenden im Hinblick auf die Anzahl der Interaktionen und die Dauer der Verwendung der einzelnen Konstellationen?

F13: Gibt es Unterschiede zwischen interessierten und desinteressierten Studierenden im Hinblick auf die Anzahl der Interaktionen und die Dauer der Verwendung der einzelnen Konstellationen?

Neben diesen drei Gruppierungsmöglichkeiten können die Studierenden am Ende des Semesters nach der Durchführung der Assessment-Elemente in Leistungsgruppen eingeteilt werden.

F14: Gibt es Unterschiede zwischen Studierenden, die das Lernziel erreicht haben, und Studierenden, welche das Lernziel übertroffen haben, im Hinblick auf die Anzahl der Interaktionen und die Dauer der Verwendung der einzelnen Konstellationen?

F15: Gibt es einen Zusammenhang zwischen erreichter Punktzahl im Abschlusstest und der Anzahl der Interaktionen bzw. der Dauer der Verwendung der einzelnen Konstellationen?

Kapitel 4:

E-Observation: Unterrichtsevaluation mit computergenerierten Beobachtungsprotokollen

Um die in Abschnitt 3.5 gestellten Fragen beantworten zu können, müssen Daten zum Unterricht gesammelt werden. Daten aus formativen und summativen Evaluationsmethoden bieten aber zu wenig detaillierte Informationen zum Arbeitsprozess während der Unterrichtseinheit. Ein direktes Beobachten der Abläufe ist jedoch auch nicht möglich, da der Unterricht nicht unter direkter Aufsicht einer Lehrperson stattfindet. Aus diesem Grund wurde die **e-Observation**-Methode entwickelt, welche in diesem Kapitel vorgestellt wird. Sie basiert auf Methoden aus dem Bereich der MMI (Mensch-Maschinen-Interaktion), welche im Horizon Report von 2011 [Johnson 2011] als vielversprechend bezeichnet werden, um mehr Informationen über den Lernprozess zu erhalten. Diese Daten können als Grundlage für die Analyse und Evaluation vom Unterricht (Learning Analytics [Johnson 2011]) verwendet werden.

Abbildung 4.1 zeigt schematisch, wie aus der Unterrichtssoftware VisuLab® Daten für eine anschließende Analyse gewonnen werden.

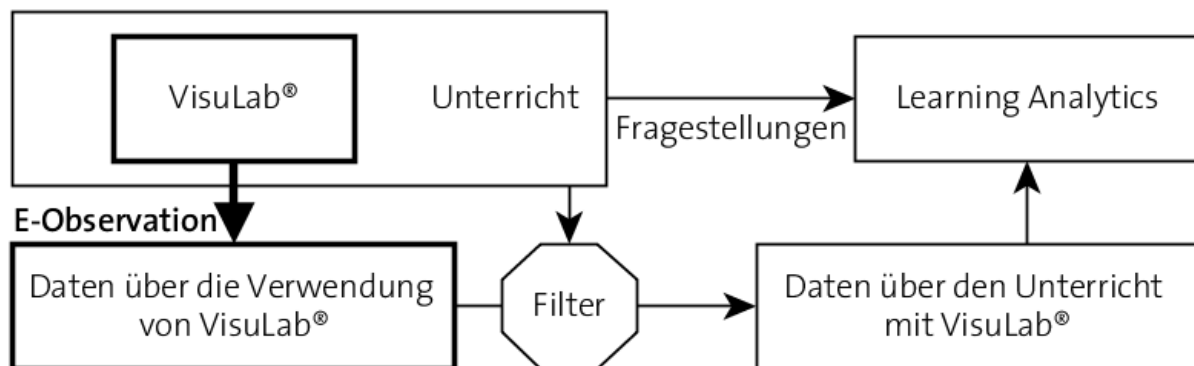


Abbildung 4.1: Mit der e-Observation-Methode werden Daten zur Verwendung der Software gesammelt, die anschliessend unter Einbezug von Informationen zum Unterricht gefiltert werden, um dadurch Daten über den Unterricht zu gewinnen. Diese Daten dienen als Grundlage für die Learning Analytics, bei der die Hypothesen zum Unterricht überprüft werden.

In diesem Kapitel wird als Erstes das Konzept der e-Observation vorgestellt. Anschliessend wird gezeigt, wie das Konzept umgesetzt wurde, das heisst, wie Rohdaten zur Verwendung von VisuLab® gesammelt wurden. Abschliessend wird ein Filter definiert, der aus den Rohdaten jene Daten herausfiltert, die zum Unterricht gehören. Dies ist nötig, da die Software frei verfügbar ist und somit auch Fremddaten erfasst werden, die aber nicht ausgewertet werden können.

4.1 Konzeption der E-Observation

Das Evaluationsinstrument E-Observation wurde entwickelt, um möglichst detaillierte Daten zur Verwendung der Software VisuLab® während des Unterrichts zu erfassen. In diesem Abschnitt wird angegeben, welche die Voraussetzungen für die Evaluation waren und welche Eigenschaften das Untersuchungsinstrument besitzt.

4.1.1 Ausgangslage

Bisher wurden im Unterricht formative und summative Evaluationselemente eingesetzt. Die Resultate dieser Elemente zeigen, dass die Studierenden durch den Unterricht befähigt werden, eine Prüfungssituation zum Thema zu meistern [Faessler 2007]. Es ist jedoch nichts über den Prozess bekannt, wie die Studierenden dieses Ziel erreichen. Solche Daten werden im Anwesenheitsunterricht über Videoaufzeichnungen oder direkte Beobachtung gewonnen [Hussy 2010]. Da der in Kapitel 3 beschriebene Unterricht im distance learning durchgeführt wird, können zu dessen Evaluation keine dieser Methoden verwendet oder durchgeführt werden.

4.1.1.1 Rahmenbedingungen der Evaluation

Der Unterricht bildet bei dieser Evaluation nicht nur die Evaluationsumgebung, deren Eigenschaften genutzt werden können, sondern er stellt auch gewisse Bedingungen an die Evaluation. Die Evaluation muss folgende Bedingungen erfüllen, um im produktiven Unterricht eingesetzt werden zu können:

1. Der **Arbeitsprozess**, bestehend aus Instruktions- und Anwendungsprozess, darf **nicht beeinflusst** werden.
2. Die Evaluation soll für die Studierenden **keinen zusätzlichen Zeitaufwand** bedeuten.
3. Die Evaluation muss **ortsunabhängig** geschehen, da die Elemente des Unterrichts, die evaluiert werden, als distance learning Elemente konzipiert sind.
4. Die Evaluation muss für eine grosse Anzahl von Studierenden funktionieren (**gute Skalierbarkeit** des Untersuchungsinstruments), da ca. 250 Studierende pro Semester am Unterricht teilnehmen.

4.1.1.2 Gewünschte zusätzliche Informationen

Die Studierenden analysieren und interpretieren während der Instruktions- und der Anwendungsphase unterschiedliche Datensätze (Abschnitt 3.4). Dazu stehen ihnen vier Graphiken und unterschiedliche Interaktionsmöglichkeiten zur Verfügung. Das Ziel der Evaluation ist es nun, den Instruktions- und den Anwendungsprozess in statistisch auswertbaren, quantitativen Daten abzubilden. Folgende Daten sollen dabei erhoben werden:

- Mit welchen Datensätzen (Kontexten) wird gearbeitet? Es soll gemessen werden, wie lange mit den Datensätzen gearbeitet wird.
- Mit welchen Graphiken (Kompositionen) werden die Datensätze visualisiert? Es soll erfasst werden, wie lange und mit welcher Graphik bzw. Graphikkombination die Datensätze dargestellt werden.

- Wie wird mit den Datensätzen interagiert (Interaktion)? Es soll gezählt werden, welche Interaktionen ausgeführt werden. Zusätzlich soll auch gezählt werden, in welchem Kontext und mit welcher Komposition die Interaktion aufgetreten ist.

4.1.2 Das Untersuchungsinstrument E-Observation

E-Observation kann definiert werden als eine elektronisch durchgeführte Beobachtung von zuvor festgelegten Prozessen. Wichtig dabei ist, dass vorher klar ist, was beobachtet werden kann. Das unterscheidet diese Methode von der Aufzeichnung von log-Files bzw. der Erhebung von Daten zu unbekanntem Prozessen, wie es z. B. Google etc. tun.

Eine wissenschaftliche Beobachtung ist die systematische und regelgeleitete Registrierung des Auftretens bzw. der Ausprägung von ausgewählten Merkmalen oder Ereignissen. Sie folgt einem zuvor festgelegten Beobachtungsplan, der definiert,

1. was beobachtet werden soll,
2. welchen Interpretationsspielraum der Beobachtende bei der Beobachtung hat,
3. wann, wie lange und wo Beobachtungen erfolgen, und
4. auf welche Weise das Beobachtete registriert und protokolliert wird.

Wir werden hier als Erstes vorstellen, was beobachtet werden soll. Anschliessend wird angegeben, wann, wie lange und wo beobachtet werden soll. Punkt zwei wird nach Punkt 4 behandelt, da bei dieser Methode der Interpretationsspielraum erst am Ende definiert werden kann.

4.1.2.1 Was wird beobachtet?

Es wird beobachtet, wie sich die **Komposition** in einem gewissen **Kontext** durch **Interaktion** verändert. Dabei werden Veränderungen der Zustände bzw. das Auftreten von Ereignissen, die diesen drei bedeutungsbestimmenden Elementen zugeordnet werden können (Abbildung 4.2), registriert.

4.1.2.2 Wann, wie lange und wo wird beobachtet?

Die Beobachtung soll während des gesamten Semesters geschehen. Die Studierenden sind dabei frei in der Wahl des Zeitpunkts, zu dem sie arbeiten. Fixe Limits sind einzig der Beginn und das Ende eines Semesters, da zu Beginn die Unterlagen verteilt werden und am Ende eine Prüfung stattfindet. Die Beobachtung erfolgt ortsunabhängig, das heisst, sie wird dort durchgeführt, wo der Studierende arbeitet.

4.1.2.3 Wie wird beobachtet? (Log-Methode)

Für computergestützte Darstellungssysteme stammen Beobachtungsmethoden aus dem Bereich der HCI (Human Computer Interaction). Graham [M. Graham, Human Computer Studies, 2000] wendet in einem Laborexperiment gleichzeitig unterschiedliche Methoden, welche auch hier anwendbar wären, an, und vergleicht diese anschliessend. Er stellt die folgenden Methoden einander gegenüber: Think-aloud protocol [Tognazzin 1992], Fragebogen, Beobachtung, Videoaufzeichnung und die direkte Aufzeichnung der Benutzerinteraktionen mit einem Log-File. Dabei stellte sich heraus, dass auch die Log-File-Evaluation die Erkenntnisse der anderen Methoden abbilden kann.

Diese letzte Methode erfüllt alle in 4.1.1.1 gestellten Anforderungen an die Evaluation. Da der uneingeschränkte Zugriff auf den Quellcode der Software möglich ist, wird in der e-Observation die Log-File-Methode angewendet.

Mit der Log-File-Methode können sehr viele Daten gesammelt werden, ohne dass dies einen Mehraufwand für den Teilnehmer bedeutet oder dass es diesen bei der Arbeit beeinflusst. Zusätzlich kann die Erhebung komplett vom Designer gesteuert werden, d.h., wenn eine Bedingung für die erhobenen Daten gestellt wird, kann diese bei der Implementierung der Evaluationsmethode vollständig erfüllt werden. Bei gewissen Interaktionsmöglichkeiten (z. B. Clustering) können die relevanten Informationen schon bei der Erfassung gekoppelt werden, was eine anschließende Auswertung vereinfacht.

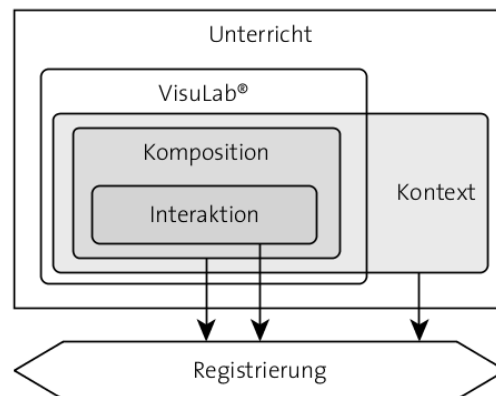


Abbildung 4.2: Die drei bedeutungsbestimmenden Elemente sollen in der Evaluation untersucht werden, wobei alle in den Unterrichtsablauf integriert sind.

4.1.2.4 Interpretationsspielraum

Dadurch, dass die Methode nicht wie bei Graham in einem Labor durchgeführt wird, können unkontrollierbare Ereignisse auftreten.

1. Verwendung der Software ohne aktive Teilnahme am Unterricht
2. Verlassen des Arbeitsplatzes bzw. Nichtverwenden der gestarteten Software

Beide Ereignisse können durch das Log nicht aufgezeichnet werden.

Diese Ereignisse spiegeln zwar die Verwendung der Software wider, sind aber keine Daten, welche einen Bezug zum Unterricht haben. Daten zu diesen Ereignissen müssen deshalb gefiltert werden, damit sie valide werden.

4.2 Umsetzung von e-Observation

In diesem Abschnitt wird dargelegt, wie die im vorherigen Kapitel beschriebene Log-File-Methode umgesetzt wurde. Die Voraussetzung für diese Umsetzung war, dass eine funktionierende Software vorhanden war und dass der Zugang zum Quellcode dieser Software uneingeschränkt verfügbar war. Beides trifft auf die VisuLab®-Software zu.

Um ausgehend von Log-Informationen (im Folgenden mit Log bezeichnet) statistisch auswertbare Daten zu erhalten, wurde ein vierstufiger Prozess implementiert.

1. **Erfassen der Logs:** Die Logs bestehen aus einzelnen Aktionen, welche mit VisuLab® ausgeführt werden. Diese Aktionen werden von einem in die Software integrierten Modul gesammelt. Währenddessen arbeitet der Benutzer mit der Software. Seine

Arbeit wird dadurch in keiner Weise beeinflusst. Jedes registrierte Ereignis wird dabei mit einem Zeitstempel versehen.

2. **Zentrales Speichern der Logs in einer Datenbank:** Die aufgezeichneten Logs werden nach dem Schliessen von VisuLab® an eine zentrale Datenbank geschickt und dort gespeichert.
3. **Verarbeitung der gesammelten Logs:** Die aufgezeichneten Aktivitäten sind punktuelle Ereignisse, deren Auswertung nicht die gesamten Möglichkeiten ausschöpfen würde. Deshalb werden diese Daten aufbereitet, um z. B. Aussagen über die Dauer der Verwendung einer Graphik machen zu können (vom Ereignis „Öffnen der Graphik“ bis zum Ereignis „Schliessen der Graphik“).
4. **Speicherung von quantitativen Evaluations-Daten:** Die aufbereiteten Daten werden anschliessend in mehreren Tabellen gespeichert. Diese quantitativen Daten sind die Basis für statistische Auswertungen in den folgenden Kapiteln.

Als Erstes wird in diesem Kapitel beschrieben, wie die Benutzeraktionen für die Evaluation aufgezeichnet und anschliessend aufbereitet wurden. Auf diese ersten vier Kapitel, welche die Stufen der Umsetzung beschreiben, folgt eine Übersicht über die mit dieser Methode gesammelten Daten. Am Ende wird in der Zusammenfassung angegeben, welche der erhobenen Daten in den weiteren Kapiteln ausgewertet werden. Diese Reduktion der Komplexität soll einerseits die Qualität der Daten erhöhen und andererseits die Auswertung erleichtern, indem der Fokus auf die am meisten verwendeten graphischen Konstellationen, Interaktionen und Kontexte gelegt wird.

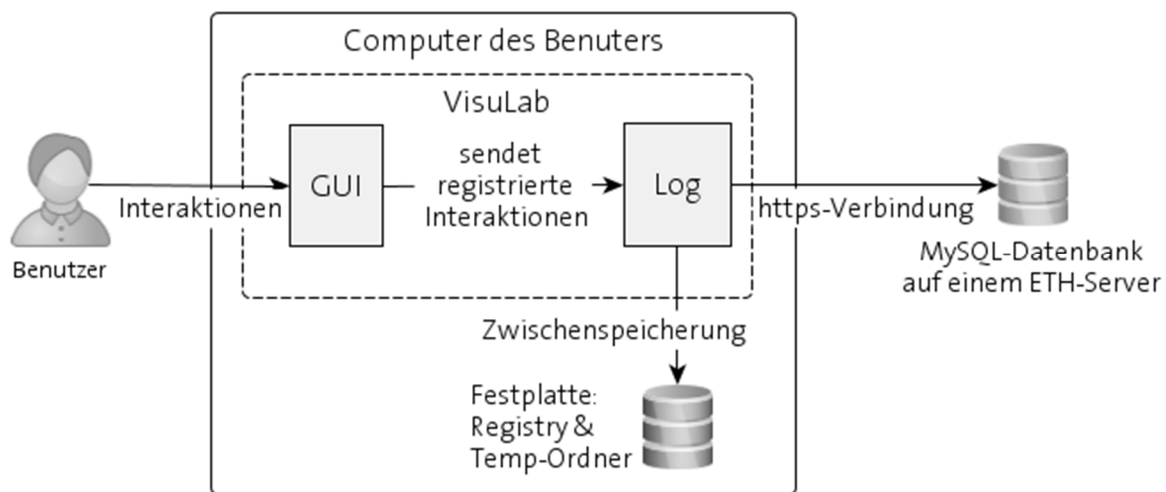


Abbildung 4.3: Aufzeichnung des Arbeitsprozesses eines Benutzers. Die Interaktionen mit dem Graphischen Benutzerinterface (GUI) werden registriert und zwischengespeichert. Beim Schliessen der Software werden die Daten an einen Server geschickt. Ist die Internetverbindung unterbrochen, werden die gespeicherten Daten lokal zwischengespeichert.

4.2.1 Transkription der Benutzung

Beim Erfassen werden einzelne **Ereignisse** im Log festgehalten. Diese Ereignisse bilden kontext-, kompositions- und interaktionsbezogene Aktionen des Benutzers ab. Um die einzelnen Ereignisse zu einem späteren Zeitpunkt auswerten zu können, werden in einer Vorbereitungsphase benutzerbezogene Informationen erhoben. Anschliessend werden die einzelnen Ereignisse registriert und beim Schliessen von VisuLab® an die zentrale

Datenbank verschickt. All dies geschieht in einem direkt in VisuLab® integrierten Modul (Delphi-Unit) und somit auf dem Rechner des Benutzers.

4.2.1.1 Vorbereitung der Aufzeichnung

Beim ersten Start von VisuLab® erscheint ein Dialog (Abbildung 4.4), welcher den Benutzer auffordert, den Benutzertyp anzugeben. Falls der Benutzer angibt, die Software als Student zu verwenden, wird er gebeten, das Kürzel anzugeben, das der Identifikation in der Unterrichtsevaluation entspricht (siehe 5.4 Analyse der externen Merkmale). Anderenfalls wird ein zufälliges Kürzel generiert (Bsp. „ooooTEST“).

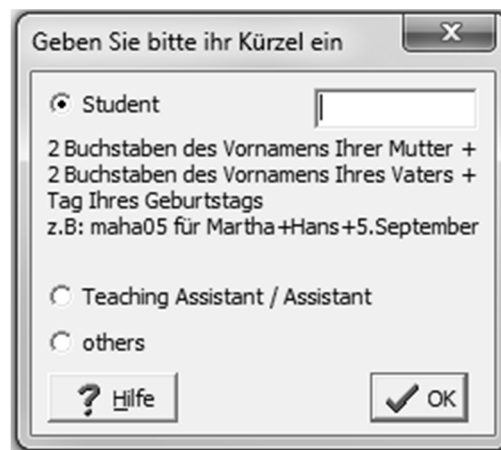


Abbildung 4.4: Dialog für die Angabe des Benutzer-Status und des Unterrichtskürzels.

Die Informationen zu Benutzertyp und Identifikation werden in der Registry gespeichert. Der Ordner mit dem Pfad HKEY_CURRENT_USER/Software/Visulab/4.0 enthält die folgenden Einträge:

- **usr_id** (String): Identifikation des Benutzers
- **usr_type** (String): Definition des Benutzers als Student, Teaching Assistant/Assistant oder others (Abbildung 4.4)
- **log_pending** (Boolean): Hier wird gespeichert, ob noch unversendete Dateien an der log_location gespeichert sind.
- **log_location** (String): Wenn eine Datei nicht verschickt werden konnte, dann wird hier der Ort gespeichert, an dem sich der temporäre Ordner befindet.

Die beiden letzten Einträge werden erst bei der Versendung relevant. Sie enthalten den Wert false bzw. einen leeren String, wenn sie erstellt werden. Bei jedem weiteren Start von VisuLab® wird als Erstes versucht, diese Informationen aus der Registry zu lesen. Falls der Ordner gelöscht wurde, werden sie wieder erfasst.

4.2.1.2 Ereignisse registrieren

Während der Verwendung von VisuLab® treten Ereignisse auf. Jedem Ereignis ist ein eindeutiger Codierungstext zugeordnet. Tritt ein Ereignis ein, wird der Codierungstext mit einem Zeitstempel (dd.mm.yy hh:nn:ss.zzz) versehen und lokal gespeichert. Tabelle 4.1 enthält ein Beispiel eines Log-Files, bestehend aus einem Zeitstempel, der Codierung und der Übersetzung der Codierung.

dd.mm.yy hh:nn:ss.zzz	Codierung	Ereignis
01.03.11 15:54:20.527	Addin.3	Load XML wird gewählt
01.03.11 15:54:36.630	loadXML Aust	Der sozioökonomische Datensatz wurde geladen
01.03.11 15:54:38.588	open 4	AC wird geöffnet
01.03.11 15:54:39.013	open 1	PC wird geöffnet (AC und PC sind sichtbar)
01.03.11 15:54:39.357	open 2	PM wird geöffnet (AC, PC und PM sind sichtbar)
01.03.11 15:54:39.701	open 3	SM wird geöffnet (alle sind sichtbar)
01.03.11 15:55:20.023	focus 1	Der Fokus wird auf PC verschoben
01.03.11 15:55:20.117	equalscale	Die Skalen werden so angepasst, dass alle dasselbe Minimum und Maximum haben. Der Fokus liegt auf PC, doch sichtbar sind alle Graphiken.

Tabelle 4.1: Auszug aus einem Log: Zeitpunkt und Ereigniscode werden zusammen in einer Zeile abgespeichert.

4.2.1.3 Versenden der Protokolle

Wenn der Benutzer VisuLab® schliesst, wird während des Schliessprozesses versucht, das erstellte Log zu versenden. Er überprüft als Erstes, ob es möglich ist eine https-Verbindung zum Server (<https://www.et.ethz.ch/>) aufzubauen.

Ist es nicht möglich eine Verbindung aufzubauen, wird der Benutzer einmal darauf hingewiesen, dass er, wenn möglich, eine Internetverbindung herstellt. Ist ein Versenden auch bei einem zweiten Versuch nicht möglich, wird das aktuelle Log in einem temporären Ordner, der durch die Software erzeugt wird, gespeichert. Der Ort des Ordners wird in der Registry unter dem Eintrag `log_location` gespeichert. Zusätzlich wird der Wert von `log_pending` auf `true` gesetzt, was bedeutet, dass nicht versendete Logs vorhanden sind.

Gelingt der Verbindungsaufbau, wird das Log an den Server geschickt. Zusätzlich wird überprüft, ob noch Logs zwischengespeichert sind. Ist dies der Fall, werden auch diese noch verschickt. Die Reihenfolge des Versendens spielt dabei keine Rolle, da alle nötigen Zeitstempel direkt im Log hinterlegt sind.

4.2.2 Zentrale Speicherung der Beobachtungsprotokolle

Nachdem die Logs beim Schliessen von VisuLab® vom Computer des Benutzers verschickt wurden, werden sie in einer zentralen Datenbank gespeichert. Die Datenbank speichert jedes aufgezeichnete Ereignis in einer Zeile. Die Zeile enthält vier Attribute, die in Tabelle 4.2 beschrieben sind.

Um die Daten zu speichern, wird im php-skript (`visulab_log/getdata.php`) als Erstes die `session_id` berechnet. Dies geschieht, indem der aktuell höchste Wert der Spalte `session_id` aus der Datenbank gelesen und anschliessend inkrementiert wird. Dann wird die Benutzeridentifikation gespeichert. Nun werden die einzelnen Ereignisse mit ihrem Zeitstempel, der Sessionsnummer und der Benutzeridentifikation gespeichert.

Name	Typ	Beschreibung
id	String	Identifikation des Benutzers
session_id	Long Integer	Nummer des gespeicherten Logs. Diese Nummer ist aufsteigend, für jedes Log eindeutig und wird direkt in der Datenbank erzeugt.
timestamp	String	Zeitpunkt, zu dem die Interaktion aufgezeichnet wurde
activity	String	Codierungstext des aufgezeichneten Ereignisses

Tabelle 4.2: Die Namen der vier Tabellenspalten der Datenbank mit dem Typen, den sie enthalten, und einer Beschreibung.

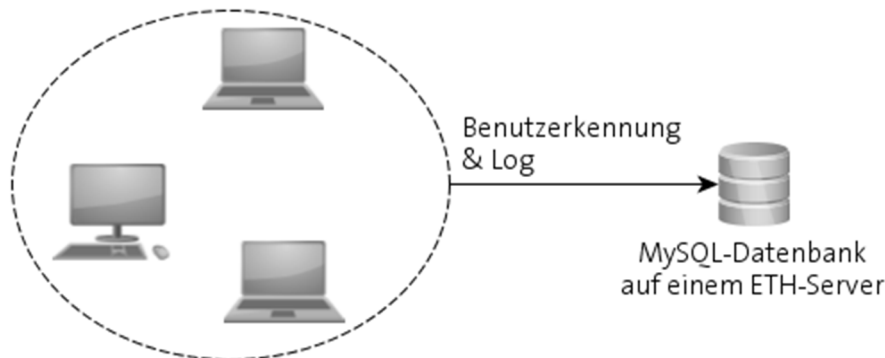


Abbildung 4.5: Versenden des Logs mit der auf dem Computer gespeicherten Benutzerkennung von unterschiedlichen Computern an den zentralen Server.

4.2.3 Aufbereitung der Beobachtungsprotokolle

Die diskreten und stetigen Merkmale müssen nun aus den Beobachtungsprotokollen rekonstruiert werden. Dies geschieht mit einer eigens dafür entwickelten Software. Diese Software wurde –wie auch schon VisuLab®– mit Delphi programmiert.

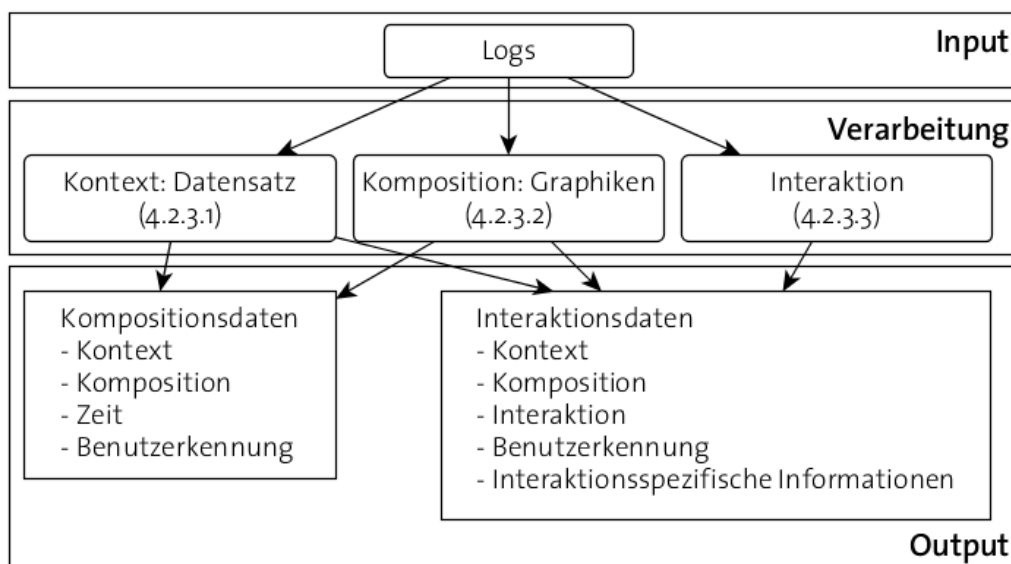


Abbildung 4.6: Die drei Schritte der Aufbereitung, wie aus den gesammelten Logs statistisch auswertbare Daten erzeugt werden. Als Input werden die Logs verwendet, deren Ereignisse in die drei Kategorien eingeteilt werden. Anschliessend werden die Kompositionsdaten und Interaktionsdaten in verschiedenen Tabellen, die über die Benutzerkennung verbunden sind, gespeichert.

Die Software ist so konzipiert, dass die Protokolle importiert und die aufbereiteten Daten wiederum in csv-Dateien exportiert werden können. Die Software weist die Ereignisse den drei bedeutungsbestimmenden Elementen zu und speichert die Daten zu diesen Elementen in Tabellen (Abbildung 4.6).

4.2.3.1 Kontext: Geladener Datensatz

Wenn ein neues File geladen wird, dann wird aufgrund der Dimensionsnamen bestimmt, welcher Datensatz geladen wurde, und anschliessend wird dies in einer globalen Variable gespeichert. Die eindeutige Bestimmung der Datensätze ist jedoch nur bei den Soziodaten, den Iris- und den Floh-Daten möglich. Dort sind die Namen der Dimensionen vorgegeben. Bei den Luftdaten und bei allen anderen möglichen Datensätzen ist eine eindeutige Zuordnung nicht möglich. Für die Luftdaten werden deshalb einige bekannte Dimensionsnamen zur Zuordnung verwendet. Zusätzlich wird angenommen, dass, wenn ein Benutzer mit einem bekannten Datensatz gearbeitet hat, er am Unterrichtsprogramm teilnimmt, und deshalb werden alle weiteren nicht bekannten Dimensionsnamen den Luftdaten zugeordnet.

4.2.3.2 Komposition: Verwendete Graphiken

Als Datenstruktur zur Rekonstruktion der Komposition wird eine Liste verwendet. In dieser Liste ist die Fokusreihenfolge der Graphiken abgebildet, die erste Graphik in der Liste ist jene, welche den Fokus besitzt. Folgende Ereignisse haben Einfluss auf die Veränderung der Datenstruktur:

Öffnen einer Graphik: Die geöffnete Graphik wird an die erste Position der Liste gestellt, da sie durch das Öffnen automatisch den Fokus erhält.

Schliessen einer Graphik: Die Graphik wird aus der Liste entfernt. Die nachfolgenden Graphiken werden um eine Position nach vorne verschoben.

Fokussieren einer Graphik: Die Graphik wird aus der Liste entfernt, und jene Graphiken, die vor der entfernten Graphik gespeichert waren, rücken eine Position nach hinten. Anschliessend wird die Graphik am Anfang eingefügt.

Die Graphiken sind nummeriert, um die Speicherung zu vereinfachen. Die Zuordnung der Nummern ist Tabelle 4.3 zu entnehmen, welche der Reihenfolge der Graphiken der Basisversion der Software entsprechen. Zusätzlich wird in dieser Tabelle angegeben, welche Abkürzungen in Zukunft für die Graphiken verwendet werden.

Name	Abkürzung	Nummer
Andrews' Curves	AC	4
Parallel Coordinates	PC	1
Permutations-Matrix	PM	2
Scatterplot-Matrix	SM	3

Tabelle 4.3: Abkürzungen und Nummern der vier Graphiken von VisuLab®

Sichtbarkeit der Graphiken

In VisuLab® können zum Zweck des Vergleichens (Komparation) mehrere Graphiken sichtbar sein. Dieser Zustand wird in eine Konstellationsnummer codiert. Jeder möglichen Konstellation ist eine Nummer gemäss Tabelle 4.4 zugeordnet.

Die Konstellation kann aus dem Zustand der Graphik-Datenstruktur gelesen werden. Sie ist jedoch zusätzlich abhängig davon, ob die fokussierte Graphik maximiert ist oder nicht. Ist die erste Graphik maximiert, entspricht die Konstellationsnummer der Nummer der Graphik aus Tabelle 4.3.

Kompositionstabellen:

- **Graphikfokussierung:** Diese Tabelle enthält die Daten der einzelnen Fokussierungszeiten, also der Zeit, gemessen vom Erhalt des Fokus bis zum Verlust des Fokus. Diese Zeiten werden als Einzelwerte bezeichnet. Für jeden Einzelwert wird neben der Nummer der Graphik (Tabelle 4.3) angegeben, zu welchem Benutzer und zu welchem Datensatz der Wert gehört.
- **Komparative Verwendung:** Die Konstellationsverwendung wird analog zu der Graphikfokussierung zusammengefasst. Die Zeit einer Konstellation wird dabei bestimmt durch unterschiedliche Veränderungen in der Sichtbarkeit. Die möglichen Veränderungen sind neben dem Öffnen und Schliessen einer Graphik auch das Maximieren, Minimieren und automatische Anordnen der Graphiken. Zur Konstellationsnummer (Tabelle 4.4) und Zeit wird wiederum der dazugehörige Benutzer und Datensatz angegeben.

Nummer	PC	PM	SM	AC
0				
1	X			
2		x		
3			x	
4				x
5	x	x		
6	x		x	
7	x			x
8		x	x	
9		x		x
10			x	x
11	x	x	x	
12	x	x		x
13	x		x	x
14		x	x	x
15	x	x	x	x

Tabelle 4.4: Konstellationsnummern und in dieser Konstellation geöffnete Graphiken.

4.2.3.3 Interaktion

Alle Interaktionen werden als ein Ereignis angesehen und in einer Zeile des Logs gespeichert. Die Interaktionen haben eine eindeutige Identifikation, die aus einer Nummer oder einem Text bestehen kann. Die Interaktionen werden in drei Tabellen gespeichert.

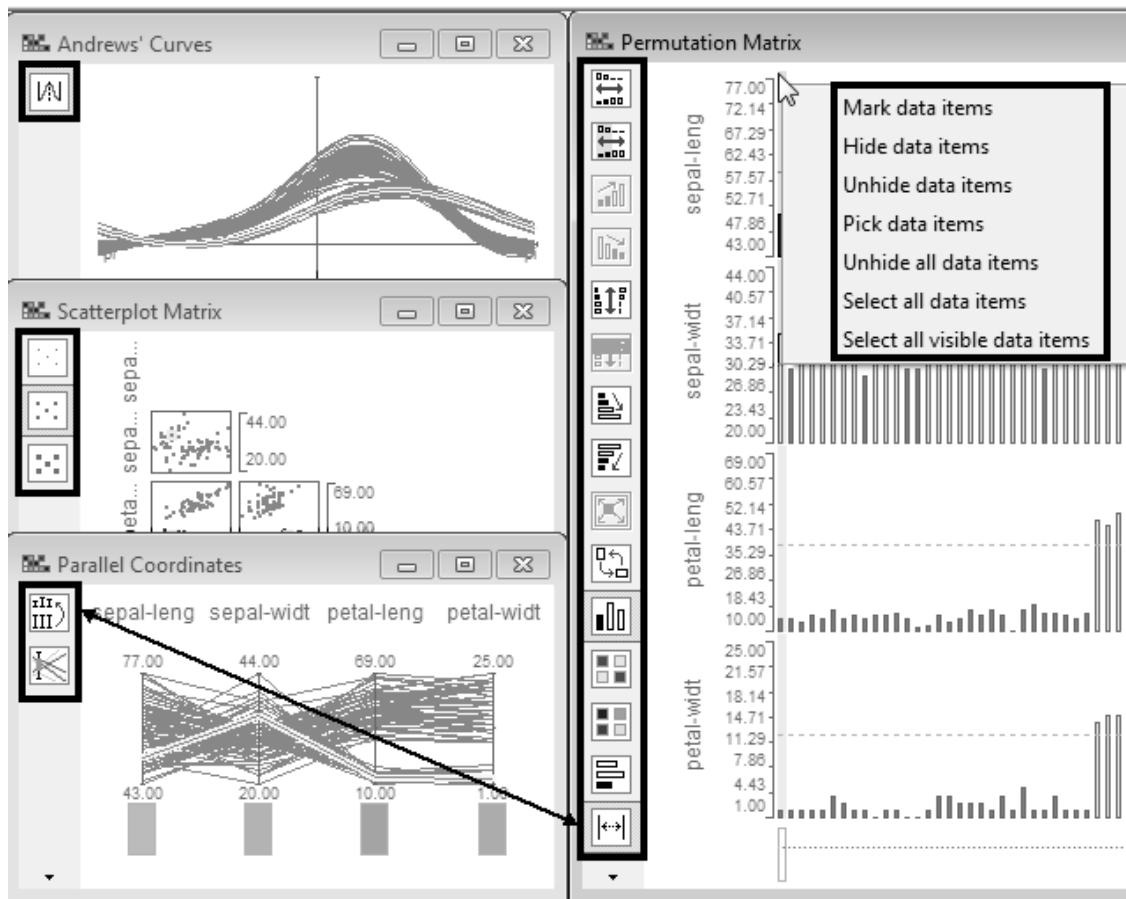


Abbildung 4.7: Aufgezeichnete Ereignisse von VisuLab®. Die beiden durch Pfeile verbundenen Ereignis-Knöpfe haben denselben Effekt.

Interaktionstabellen

- Clustering-Ereignisse:** Diese Tabelle speichert die einzelnen Clustering-Ereignisse. Für jedes Ereignis werden die Informationen zu den Einstellungen angegeben, welche vom Benutzer gewählt wurden (siehe Abschnitt 3.3.4.4). Für jedes Ereignis wird angegeben, welcher Benutzer den Event ausgelöst hat, welche Graphik fokussiert und welche Konstellation sichtbar war. Durch die Angabe der unterschiedlichen Einstellungsmöglichkeiten werden diese Ereignisse in einer separaten Tabelle gespeichert.
- Dimensionsbezogene Ereignisse:** Hier werden drei Ereignisse in Bezug auf die Sichtbarkeit der Dimensionen zusammengefasst. Die drei Ereignisse sind das Ausblenden einer Dimension (hide), das Einblenden einer Dimension (unhide) und das Verschieben einer Dimension (shift). Bei jedem Ereignis wird angegeben, welcher Benutzer diese Aktion in welcher Session mit welchem Datensatz durchgeführt hat, welche Graphik fokussiert und welche Konstellation sichtbar war. Diese Ereignisse sind streng genommen keine isolierten Ereignisse, da sie immer in Beziehung zu vorhergehenden dimensionsbezogenen Ereignissen stehen. Trotzdem werden sie hier als isolierte Ereignisse betrachtet, sie stehen jedoch in einer separaten Tabelle.
- Weitere Ereignisse:** Diese Tabelle gibt für jede gespeicherte und nicht separat ausgewertete Interaktion (Clustering und Veränderungen in den Dimensionen) an, welcher Benutzer sie zur Interaktion mit welchem Datensatz verwendet hat. Zusätzlich wird angegeben, welche Graphik bei der Interaktion den Fokus besass und welche Konstellation sichtbar war. Abbildung 4.7 zeigt, welche Ereignisse unter diese

Kategorie fallen. Die beiden durch einen Pfeil verbundenen Ereignisse haben denselben Effekt, sie ändern die Skalierung der Achsen.

4.2.4 Übersicht über die gesammelten Softwaredaten: Kategorisierung der Erhebungszeiträume und Gruppierung der Daten

Dieser Abschnitt soll eine Übersicht über die gesammelten Daten geben. Tabelle 4.5 gibt einen ersten Eindruck wieder, wie viele Arbeitsstunden transkribiert wurden und wie viele Benutzer gearbeitet haben. Hier wird nun als Erstes eine Übersicht über die gesammelten Daten zu den drei bedeutungsbestimmenden Elementen (Kontext, Komposition, Interaktion) gegeben. Diese Daten zeigen bereits, dass sich die acht Erhebungszeiträume in den Daten unterscheiden. Dies ist auch darauf zurückzuführen, dass die Erhebungsmethode immer wieder angepasst wurde. Deshalb wird im Abschnitt 4.2.4.4, angegeben, welche Semester aufgrund der Erhebungsmethode bzw. des Unterrichts vergleichbar sind.

	FS08	HS08	FS09	HS09	FS10	HS10	FS11	HS11
Anzahl Benutzer	446	321	318	445	533	499	383	449
Zeit (h)	1290	1080	1320	1880	2490	2190	2120	2170

Tabelle 4.5: Anzahl erfasster Benutzer in den jeweiligen Semestern und gesamte Verwendungszeit (auf 10 ganze Stunden gerundet) der Software.

4.2.4.1 Kontext

In den unterschiedlichen Semestern kamen auch unterschiedliche Kontexte, durch die Studierenden zu interpretierende Datensätze, zum Einsatz (Abschnitt 3.4). Dieser Abschnitt enthält eine kurze Zusammenfassung der gesammelten Daten im Hinblick auf diese Datensätze. Die folgende Tabelle zeigt auf, wie viele Stunden ein einzelner Datensatz total in einem Semester in VisuLab® sichtbar war.

Datensatz	FS08	HS08	FS09	HS09	FS10	HS10	FS11	HS11
Boden	260	340	0	0	0	0	0	0
Floh	0	0	200	320	320	350	290	300
Iris	260	260	260	400	410	420	410	430
Luft	0	0	400	530	990	710	560	640
Sozio	480	380	370	560	690	670	680	620

Tabelle 4.6: Anzahl Stunden pro Datensatz, auf 10 Stunden gerundet.

4.2.4.2 Komposition

Bei der Komposition werden die einzelnen Graphiken (AC = Andrews' Curves, PC = Parallel-Koordinaten, PM = Permutations-Matrix, SM = Scatterplot-Matrix) sowie komparative Konstellationen untersucht.

Fokussierte Graphik

Als Erstes soll untersucht werden, ob alle Graphiken während den sieben Semestern von den Benutzern verwendet wurden. Tabelle 4.7 gibt die Gesamtzeiten an, in welchen die einzelnen Graphiken durch den Benutzer fokussiert wurden. Die maximale Zeit mit 1020

Stunden in einem Semester kann im Frühjahrssemester 2010 bei den Parallel-Koordinaten verzeichnet werden. Der minimale Wert von 170 Stunden wurde für die Andrews' Curves im Frühlings- und Herbstsemester 2008 gemessen.

Die Absolutwerte sind durch die Unterschiede bei der Erhebung jedoch nicht vergleichbar. Abbildung 4.8 zeigt deshalb die prozentualen Anteile an der Gesamtzeit der einzelnen Graphiken.

Graphik	FS08	HS08	FS09	HS09	FS10	HS10	FS11	HS11
AC	170	170	270	340	440	300	290	380
PC	490	360	500	790	1020	820	810	810
PM	390	340	230	330	470	470	480	520
SM	220	210	270	370	480	520	480	460

Tabelle 4.7: Gesamtzeit (in Stunden), gerundet auf 10 Stunden genau, in der eine Graphik den Fokus besass.

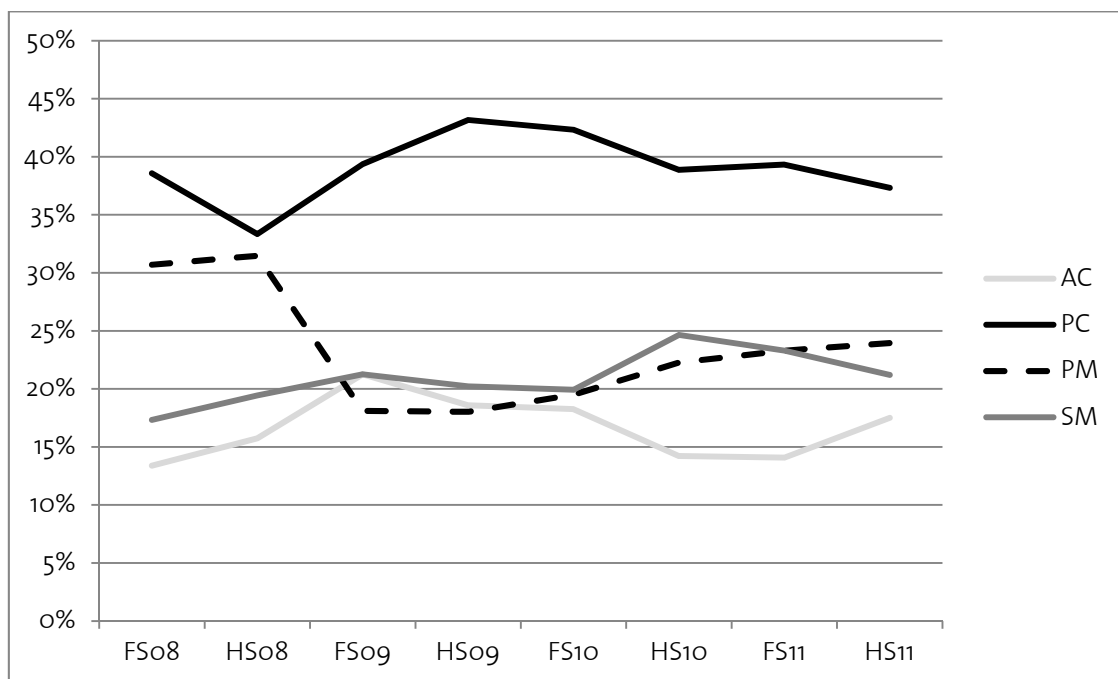


Abbildung 4.8: Zeit der Fokussierung auf die vier Graphiken in Relation zur Gesamtzeit.

Kombination von Graphiken

Da mit der Software mehr als eine Visualisierung gleichzeitig geöffnet und somit sichtbar sein kann, wird in Tabelle 4.8 angegeben, wie lange die einzelnen Konstellationen sichtbar waren. Die Konstellationen sind gemäss der in Abschnitt 4.2.3.2 angegebenen Nummerierungen bezeichnet.

Die Konstellationen mit den Nummern 1, 2, 3, 4 und 15 machen zwischen 91% (FS08) und 97% (HS08) der Gesamtzeit aus. Die Konstellationsnummern 1-4 bezeichnen die Konstellationen, in denen nur eine der vier Graphiken sichtbar war. Die Konstellationsnummer 15 bezeichnet die Kombination aller vier Graphiken.

Konstellations- nummer	FSo8	HSo8	FSog	HSog	FS10	HS10	FS11	HS11
1 (PC)	350	290	300	530	770	560	480	560
2 (PM)	230	280	150	220	350	350	370	350
3 (SM)	160	160	170	250	360	310	330	290
4 (AC)	90	90	130	130	210	220	160	230
5	40	10	0	10	10	10	0	30
6	30	10	20	30	30	50	10	40
7	0	0	0	10	10	20	10	10
8	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	10	0	0	10
10	0	0	10	0	0	0	0	0
11	10	10	10	10	20	30	10	20
12	0	0	0	10	10	20	30	20
13	30	0	10	10	10	10	10	40
14	0	0	0	0	0	10	0	0
15 (ALL)	290	220	460	610	620	520	660	550

Tabelle 4.8: Dauer (auf 10 Stunden genau), in denen die einzelnen Konstellationen sichtbar waren.

4.2.4.3 Interaktionen

Total wurden 880'000 Interaktionen aufgezeichnet, die in fünf Gruppen eingeteilt werden. Die folgende Auflistung gibt die Gruppennamen an, die im Weiteren verwendet werden. In Klammern ist auch noch angegeben, wie viel Prozent der gesamten Anzahl an Interaktionen die Gruppen vereinen. Abbildung 4.9 zeigt die Verteilung der registrierten Interaktionen auf die fünf Gruppen und die acht Semester.

- **Clusterings (35%)**: Die drei Clustering-Methoden bilden eine Gruppe. Diese Gruppe von Interaktionen wurde im FSo8 erstmals eingeführt.
- **Permutationen (17%)**: Hier werden die vier Interaktionsmöglichkeiten zur automatischen Permutation zusammengefasst. Dazu gehören auch das aufsteigende und absteigende Sortieren.
- **Dimensionsbezogene Interaktionen (38%)**: Das sind diejenigen Interaktionen, die in den Semestern FSo8 und HSo8 am meisten verwendet wurden. Diese Gruppe beinhaltet das Verschieben, Ein-/Ausblenden von Dimensionen sowie die Veränderung der Skalierung.
- **Tupelbezogene Interaktionen (7%)**: Zu den tupelbezogenen Interaktionen gehören die Veränderung der Farbe sowie das Ein-/Ausblenden von Tupeln.
- **Darstellungsbezogene Interaktionen (3%)**: Dazu gehören die Interaktionen, die die Darstellungsparameter einer einzelnen Graphik verändern. Das sind die Punktgrößen in der SM-Darstellung und die vier unterschiedlichen Darstellungsmöglichkeiten in der PM.

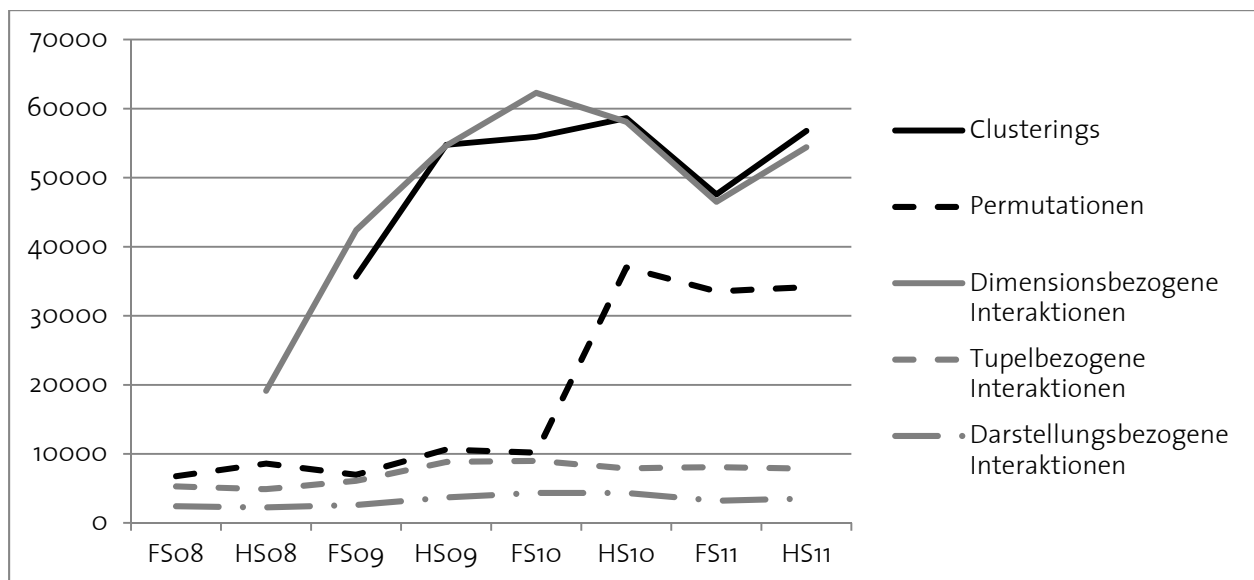


Abbildung 4.9: Anzahl Interaktionen in den fünf Gruppen in den acht untersuchten Semestern. Die dimensionsbezogenen Interaktionen wurden erst ab HSo8 aufgezeichnet. Die Clustering-Ereignisse kamen ab FS09 hinzu.

Die Interaktionen in den ersten beiden Gruppen sind die Visual Scouts, die von VisuLab® angeboten werden. Die Clustering-Methoden sind einer eigenen Gruppe zugeordnet, da sie eine grosse Gruppe der Interaktionen ausmachen und gemeinsam im FS09 eingeführt wurden.

4.2.4.4 Kategorisierung der Erhebungszeiträume

Unterricht und Evaluation wurden in den acht Semestern immer wieder verändert. Die Veränderung des Unterrichts kann Abschnitt 3.5.3 entnommen werden. Die Veränderungen in der Evaluation stellt Tabelle 4.9 dar.

	FSo8	HSo8	FS09	HS09	FS10	HS10	FS11	HS11
Eingabe des Kürzels möglich	Nein	Ja						
Log-File in allen Releases	Ja	Nein	Ja					
Speicherung der Dimensionen	Nein	Ja						
Zwischenspeicherung der Log-Files	Nein				Ja			

Tabelle 4.9: Veränderung der Nutzungserfassung über die sieben Semester der Evaluation.

Aufgrund des Unterrichts und der veränderten Erhebung werden folgende Zeiträume definiert:

- **FSo8 und HSo8:** In diesem Zeitraum wurden die Daten nicht immer auf dieselbe Art erhoben, doch die Veränderung des Unterrichts nach dem HSo8 hatte offensichtlich einen grösseren Einfluss auf die erhobenen Daten als die Erhebungsart (Abbildung 4.8, Seite 79).

- **FS09 bis FS10:** Ab FS09 wurden die Clustering-Methoden in der Instruktion eingeführt und die Aufgabenstellung für die Studierenden änderte sich.
- **HS10 bis HS11:** Ab HS10 wurden die Permutationen in der Instruktion thematisiert. Dies führte zu einer Veränderung bei den registrierten Interaktionen (Abbildung 4.9, Seite 81).

Um die zwei eingeführten Unterrichtsveränderungen zu untersuchen, werden die Semester HSo8 und FS09 sowie die Semester FS10 und HS10 miteinander verglichen. Dies, weil die Erhebungsmethoden am vergleichbarsten sind.

4.3 Filterung der Rohdaten als Vorbereitung der Analyse

Das Ziel der Erhebungsmethode ist es, Daten für eine Analyse des Lernvorgangs (Learning Analytics) zu gewinnen (Abbildung 4.10). In 4.1.2.4 wurden die zwei Ereignisse angegeben, die durch die Evaluationsmethode nicht direkt erkannt werden können, die aber interpretiert werden müssen:

1. Verlassen des Arbeitsplatzes, während VisuLab® läuft
2. Benutzer, die nicht an den gestellten Aufgaben arbeiten

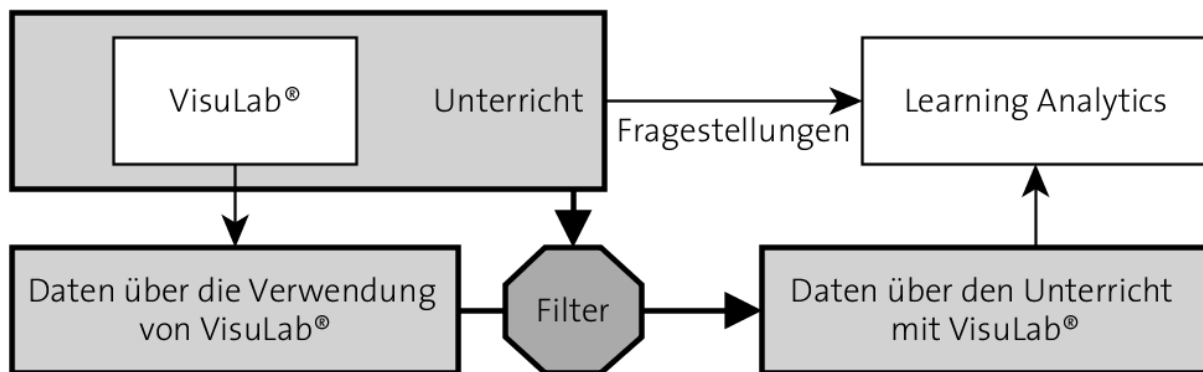


Abbildung 4.10: Die Filterung der Daten erlaubt es, aus Daten zur Softwareverwendung Daten zum Unterricht zu erhalten. Dazu fließen die Informationen über den Unterrichtsprozess in die Filterung ein.

Was bei der Beobachtung durch einen Menschen als Interpretationsspielraum verstanden wird, ist bei der Analyse der Rohdaten eine Filterung. In diesem Abschnitt wird ein Filter definiert, mit dem die Rohdaten auf die Unterrichtsdaten reduziert werden können. Die Filterung geschieht in zwei Schritten:

1. Verlassen des Arbeitsplatzes, während VisuLab® läuft: Wir sehen den Wechsel des Fokus als Merkmal einer aktiven Arbeit. Wird der Computer verlassen, wobei die Software noch nicht geschlossen wurde, führt dies dazu, dass lange kein Wechsel der fokussierten Graphik mehr geschieht. Hier soll festgelegt werden, ab welcher **maximalen Graphikfokussierungsdauer** nicht mehr von einer Interpretation gesprochen werden kann.
2. Benutzer, die nicht an den gestellten Aufgaben arbeiten: Der Filter soll bestimmen, welche **minimale Gesamtdauer** einer Interpretation nötig ist, um als aktive Interpretation bezeichnet werden zu können.

Diese beiden Filterstufen werden für die Instruktion und die Anwendung separat definiert. Bevor die Informationen zur Filterung angegeben werden, wird in Abschnitt 4.3.1 noch definiert, welche zusätzlichen Informationen aus dem Unterricht verwendet werden können, um den Filter einzustellen.

4.3.1 Informationen über den Unterrichtsprozess

Die Evaluation wurde jedes Semester durchgeführt. Dabei wurden die Software und auch die Evaluation immer wieder angepasst. Die Datenbank zur Speicherung der Log-File-Daten und die Transkribierung blieben jedoch immer gleich.

Folgende Merkmale des Unterrichts werden dazu verwendet, den Filter zu bestimmen:

- Anzahl Studierende: Pro Semester waren ~250 Studierende eingeschrieben. Ein Filter sollte deshalb eine vergleichbare Anzahl von Benutzern ermitteln, die als Teilnehmer bezeichnet werden und deren Daten für die Learning Analytics verwendet werden.
- Unterrichtsablauf: Über die Instruktion sind sehr viele Informationen bekannt. Der gesamte Ablauf der Instruktion ist durch das E.Tutorial® vorgegeben. Abweichungen von diesem Ablauf sind zwar möglich, aber damit von einer Instruktion gesprochen werden kann, muss der Studierende jede Graphik mindestens einmal geöffnet haben.
- Unveränderte Elemente: Da der Filter für alle Semester gleich sein soll, wird er mit Hilfe von unveränderten Unterrichtselementen bestimmt. Dazu gehören der Sozio- und der Iris-Kontext. Was auch unverändert geblieben ist, sind die vier verwendeten Graphiken.

4.3.2 Filterung der Rohdaten zum Instruktionsprozess

Der Instruktionsprozess wurde in allen Semestern mit dem Iris-Kontext durchgeführt. Später wurde dann der Flohkontext integriert. Um die Vergleichbarkeit zu behalten, werden hier die Daten des Soziokontexts über alle Semester hinweg analysiert. Bei der Datenbasis handelt es sich um über 55'000 einzelne Graphikfokussierungen.

4.3.2.1 Maximale Graphikfokussierungsdauer

Um definieren zu können, ab wann eine Fokussierung „zu lange“ dauert und somit als Verlassen des Arbeitsplatzes gesehen werden kann, werden in Tabelle 4.10 sechs Perzentilwerte für die vier Graphiken und über alle Einzelwerte angegeben.

Graphik	90%	95%	97%	98%	98.5%	99%
PC	10.5	16.3	23.8	35.7	47.3	66.6
PM	10.7	18.0	24.9	32.7	40.9	57.3
SM	8.8	13.6	19.7	25.6	31.4	47.1
AC	9.9	15.7	22.7	33.9	43.9	68.2
Über alle Graphiken	10.1	15.9	22.8	31.2	40.7	58.2

Tabelle 4.10: Sechs Perzentilwerte, berechnet für alle Einzelwerte des Soziokontexts, und aufgeteilt nach Graphiken (in Minuten).

Ein weiterer Anhaltspunkt ist der maximale Einzelwert eines jeden Benutzers. Hier werden die einzelnen Graphiken nicht mehr unterschieden.

	25%	50%	75%	90%	95%	99%
Über alle Graphiken	6.3	10.0	17.0	37.4	71.8	251.5

Tabelle 4.11: Sechs Perzentilwerte, berechnet für die maximalen Einzelwerte eines Benutzers im Zusammenhang mit dem Soziokontext (in Minuten).

Der Entscheid, ab welchem Wert auf eine Nichtverwendung der Software geschlossen werden kann, kann aufgrund der Datenlage nun abgeschätzt werden. Aus der Erfahrung und der Konzeption der Instruktion heraus sind die Perzentilwerte zwischen 98 und 98.5 am plausibelsten. Länger als 40 Minuten ohne einen Wechsel des Fokus erscheint unwahrscheinlich. Wenn 40 Minuten als Maximalwert bestimmt werden, kann gesagt werden, dass in ca. 10 % der Instruktionsabläufe ein Unterbruch stattgefunden hat und dass 98.5% der Einzelwerte einer aktiven Instruktion zugeordnet werden können. Wir entscheiden uns hier für **40 Minuten als Obergrenze** für den Instruktionsprozess.

4.3.2.2 Minimale Interpretationsdauer

Die minimale Dauer einer Interpretation wird einerseits aufgrund der Zeitdauer und andererseits aufgrund der Anzahl Fokuswechsel bestimmt. Diese zwei Messwerte korrelieren zwar nach Pearson stark ($N=2150$, $\text{Pearson}=0.326$, $p=0.000$), dies liegt aber vor allem an der grossen Anzahl der Werte. Abbildung 4.11 zeigt, wie sich die Werte zueinander verhalten.

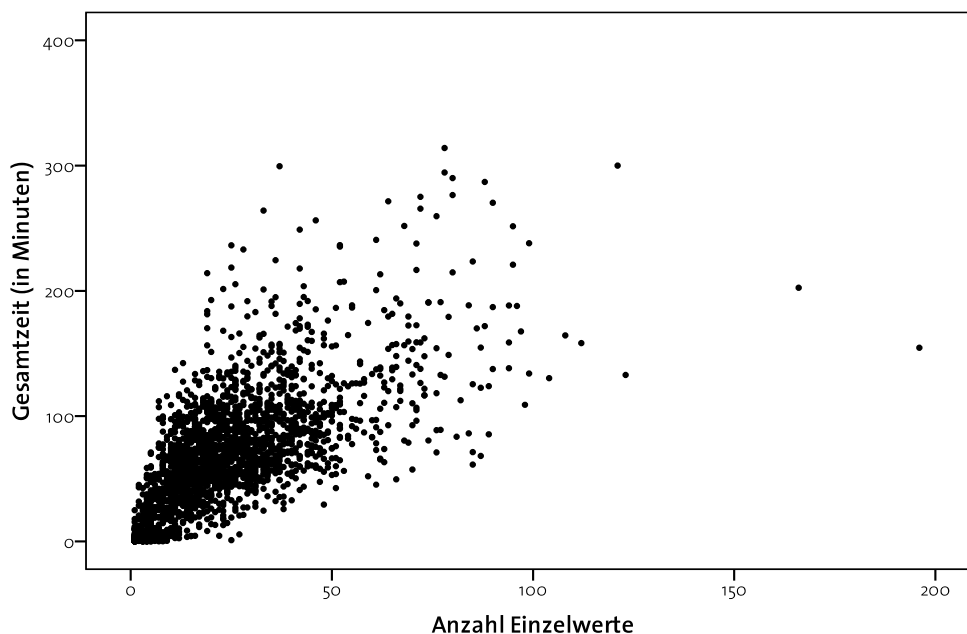


Abbildung 4.11: Gesamtzeit der Arbeit mit dem Iris-Kontext und der Anzahl Einzelwerte pro Benutzer und Semester für den Soziokontext ($N=2150$).

	1%	2.5%	5%	7.5%	10%	15%
Gesamtzeit (Min)	0.7	3.3	10.8	20.8	26.7	35.6

Tabelle 4.12: Sechs Perzentilwerte, berechnet für die maximalen Einzelwerte eines Benutzers im Zusammenhang mit dem Soziokontext (in Minuten).

Da in der Instruktion mit dem Soziokontext alle vier Graphiken mindestens einmal verwendet werden, wird eine Mindestanzahl von 4 Fokussierungen verlangt. Durch diese

Bedingung werden 114 Nutzer nicht weiter betrachtet (65 mit 1 Fokussierung, 26 mit 2 und 23 mit 3). Es bleiben noch 2036 Nutzer.

Wieder wollen wir die Perzentilwerte betrachten. Diesmal geht es aber um eine untere Schranke, und deshalb werden die tiefen Perzentilwerte betrachtet (Tabelle 4.12). Wenn davon ausgegangen wird, dass 95% der Benutzer am Unterricht teilnehmen, dann kann die Untergrenze auf 10 Minuten gesetzt werden. Daraus ergibt sich ein Mittel von ~240 Teilnehmern pro Semester und eine totale Anzahl von 1942 Benutzern.

4.3.3 Filterung der Rohdaten zum Anwendungsprozess

Die Instruktions- und die Anwendungsphase unterscheiden sich strukturell voneinander. In der Instruktionsphase ist über den Prozess an sich schon viel bekannt, da die Studierenden einer Anleitung folgen. In der Anwendung sind die Studierenden freier und es gibt keine Vorgaben aus dem Unterricht. Prinzipiell kann ein Studierender die Analyse mit nur einer Graphik ohne Interaktion durchführen. Da sich die durch die Studierenden zu interpretierenden Kontexte konzeptionell voneinander unterscheiden, werden hier alle drei Kontexte der Anwendung betrachtet (Boden-, Iris- und Luftkontext). Das Ziel ist es aber, einen Filter zu definieren, der kontextunabhängig ist. Auch hier wird die Filterung über die Interpretationszeit definiert. Bei der Datenbasis handelt es sich um über 210'000 einzelne Graphikfokussierungen. Die Verteilung auf die drei Kontexte kann der Tabelle 4.13 entnommen werden

#Einzelwerte	FS08	HS08	FS09	HS09	FS10	HS10	FS11	HS11
Boden	6500	8400						
Iris	6000	6600	7400	10400	11000	10700	10000	10900
Luft			11400	15000	17100	16800	15100	17000

Tabelle 4.13: Anzahl Einzelwerte (auf 100 gerundet) für einzelne Kontexte in den acht Semestern.

4.3.3.1 Maximale Graphikfokussierungsdauer

Als Erstes werden hier wieder die sechs Perzentilwerte betrachtet, die schon in Abschnitt 4.3.2.1 verwendet wurden. Die Tabelle 4.14 gibt im oberen Teil die Daten über alle drei Kontexte, aufgeteilt auf die vier Graphiken, wieder.

Graphik	90%	95%	97%	98%	98.5%	99%
PC	5.3	10.5	16.8	23.4	30.3	43.5
PM	3.1	6.4	10.5	14.7	18.8	26.2
SM	3.2	6.7	10.7	15.3	20.5	28.9
AC	2.5	5.5	9.2	13.7	17.8	25.3
Kontext	90%	95%	97%	98%	98.5%	99%
Boden	4.4	8.7	13.5	18.2	24.0	32.7
Iris	3.8	7.7	12.3	17.4	22.1	31.0
Luft	3.4	7.2	11.8	17.4	22.5	32.7
Über alle Werte	3.6	7.6	12.2	17.5	22.5	32.1

Tabelle 4.14: Sechs Perzentilwerte, berechnet für alle Einzelwerte aller Graphiken bzw. aller Kontexte (in Minuten).

Zusätzlich werden im mittleren Teil die Werte für die drei Kontexte angegeben. In der letzten Zeile sind die Werte für alle 210'000 Einzelwerte angegeben.

Es ist ersichtlich, dass der Unterschied zwischen den Werten der einzelnen Graphiken viel grösser ist als jener zwischen den einzelnen Kontexten. Bei den Graphiken sind die Werte bei manchen Perzentilen doppelt so gross.

Analog zu Abschnitt 4.3.2.1 werden auch hier wieder die Maximalwerte miteinander verglichen. Es wird davon ausgegangen, dass diese Maximalwerte nicht von einer bestimmten Graphik abhängen, da das Verlassen des Arbeitsplatzes nicht mit einer bestimmten Graphik zusammenhängt. Deshalb wird in Tabelle 4.15 nur die Aufteilung für die drei Kontexte verwendet und nicht mehr für die einzelnen Graphiken.

	25%	50%	75%	90%	95%	99%
Boden	6.2	12.6	26.3	52.8	85.4	418.1
Iris	7.2	14.5	30.8	65.2	100.0	433.7
Luft	6.4	15.2	34.0	77.4	158.1	846.2
Über alle Kontexte	6.8	14.6	31.9	68.3	115.3	601.3

Tabelle 4.15: Sechs Perzentilwerte, berechnet für die maximalen Einzelwerte eines Benutzers im Zusammenhang mit dem Soziokontext (in Minuten).

Im Gegensatz zum Interpretationsprozess, bei dem die Werte des 99-Perzentils für alle Einzelwerte in einem ähnlichen Bereich liegen, sind hier die Werte des 75-Perzentils bei den Maximalwerten vergleichbar. Wird der Wert für die maximalen Einzelwerte auf 30 Minuten gesetzt, heisst dies, dass nur 1% der Einzelwerte zu hoch ist, wobei 25% der Studierenden den Arbeitsplatz während der Arbeit verlassen haben. Somit wird der maximale Wert für Einzelwerte auf **30 Minuten** gesetzt. Auch wenn weniger Prozent der Einzelwerte gefiltert werden, ist die absolute Anzahl der gefilterten Werte im Vergleich zum Instruktionsprozess dennoch viel höher (Instruktion ~800, Anwendung ~21'000).

4.3.3.2 Minimale Interpretationsdauer

Wie in Abschnitt 4.3.2.2 soll auch hier als Erstes eine Übersicht über die tiefen Perzentilwerte der Gesamtzeit gegeben werden (Tabelle 4.16). Es zeigt sich, dass die Vergleichbarkeit der Kontexte nicht mehr so gegeben ist wie im vorherigen Abschnitt. Die Perzentilwerte des Luftkontextes sind durchwegs tiefer als jene der anderen Kontexte. Im Vergleich zum Interpretationsprozess scheint hier der Wert beim 10-Perzentil nicht realistisch, da dies ein sehr komplexer Kontext ist.

	1%	2.5%	5%	7.5%	10%	15%
Boden	0.3	1.2	2.2	3.5	5.0	8.0
Iris	0.4	1.5	3.6	5.5	7.5	11.0
Luft	0.1	0.3	0.9	2.1	3.9	7.1
Über alle drei Kontexte	0.2	0.6	2.0	3.8	5.5	9.1

Tabelle 4.16: Sechs Perzentilwerte, berechnet für die minimalen Gesamtzeiten eines Benutzers im Zusammenhang mit Boden-, Iris- und Luftkontext und über alle drei Kontexte (in Minuten).

Die Frage ist, ob sich eine zusätzliche Bedingung wie bei der Interpretation, bei der eine minimale Anzahl an 4 Fokussierungen gefordert wird, auch hier anwenden lässt. Dazu werden die Medianwerte in den einzelnen Fokussierungszeiträumen betrachtet. In Abbildung 4.12 wird dargestellt, wie der Median der Einzelwerte bei der ersten bis neunten Fokussierung für die drei Kontexte aussieht.

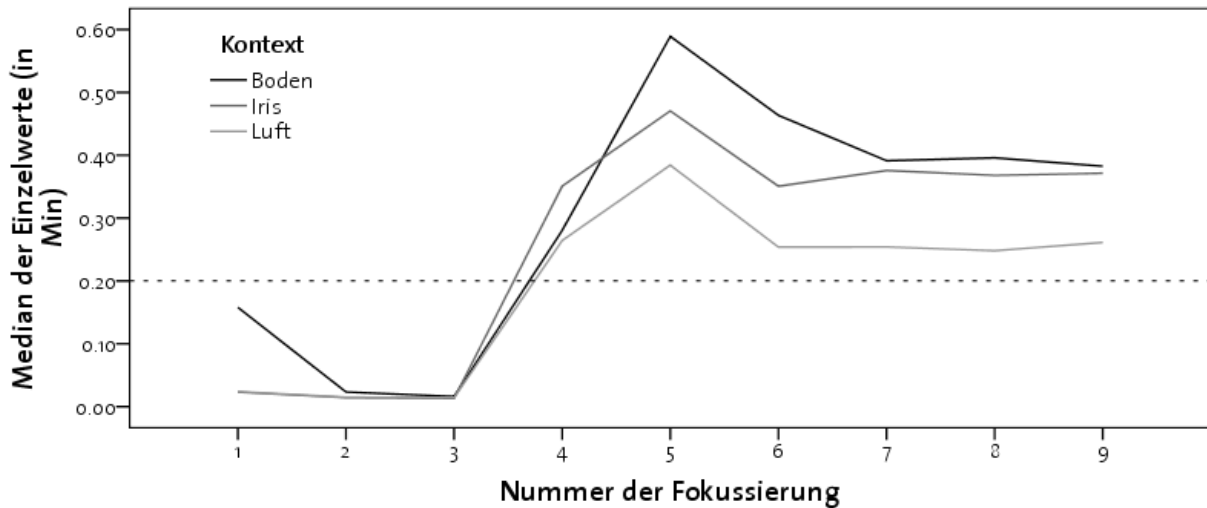


Abbildung 4.12: Medianwerte für die Einzelwerte nach Kontext für die ersten 9 Fokussierungen. Die Werte über 0.2 Minuten kommen erst ab der 4. Fokussierung vor. Dieser Wert ist durch eine horizontale Linie hervorgehoben.

Es ist ersichtlich, dass die Benutzer die ersten drei Fokussierungen schneller beenden als die nachfolgenden. Man könnte hier auch von einer Startphase sprechen, in der die Fokussierungen nur kurz sind, während anschliessend die Arbeitsphase mit längeren Fokussierungen gestartet wird.

	1%	2.5%	5%	7.5%	10%	15%
Boden	1.1	2.2	3.6	5.0	6.5	10.0
Iris	0.8	2.5	4.7	6.8	8.9	12.3
Luft	0.3	0.7	2.0	4.1	5.8	9.8
Über alle drei Kontexte	0.5	1.5	3.5	5.3	7.4	11.3

Tabelle 4.17: Sechs Perzentilwerte, berechnet für die minimalen Gesamtzeiten eines Benutzers im Zusammenhang mit dem Boden-, Iris- und Luftkontext sowie über alle drei Kontexte (in Minuten), wobei alle Gesamtzeiten, die aus weniger als vier Einzelwerten bestehen, nicht berücksichtigt werden.

Werden nun alle Anwendungsprozesse, die weniger als 4 Fokussierungen aufweisen, herausgefiltert, erhält man die Perzentilwerte in Tabelle 4.17. Die Perzentilwerte der Boden- und Iris-Daten haben sich nicht enorm verändert, aber die Werte der Luftdaten haben sich jenen der anderen beiden Kontexte angenähert.

Aufgrund der Datenlage wird eine Untergrenze von **5 Minuten** für eine Anwendung festgelegt. Das heisst, dass bei der Betrachtung der Daten von weniger als 5 Minuten nicht von einem Anwendungsprozess ausgegangen werden kann. Diejenigen Benutzer, die weniger als 4 Fokussierungen vorgenommen haben, werden beibehalten. 60% dieser Benutzer werden durch die Bedingung von 5 Minuten trotzdem gefiltert.

4.3.4 Filter

Für den **Interpretationsprozess** werden nur noch gefilterte Daten verwendet. Dies sind Daten, welche der Interpretation von Sozio- bzw. Flohkontexten zugeordnet werden können, wobei Einzelwerte über 40 Minuten ausgeschlossen werden und die Gesamtzeit (Summe aller Einzelwerte) mindestens 10 Minuten beträgt wobei die Anzahl der Einzelwerte mehr als 4 betragen muss. Durch diesen Filter reduzieren sich die Daten auf folgende Werte:

Kontext		FS08	HS08	FS09	HS09	FS10	HS10	FS11	HS11
Sozio	Teilnehmer	210	173	196	271	281	280	252	279
	Gesamtzeit	15300	13900	14200	21400	22600	23000	22200	23000
Floh	Teilnehmer			177	233	245	242	218	233
	Gesamtzeit			6800	9500	10600	10200	9300	9500

Tabelle 4.18: Zusammenfassung der erfassten Log-files nach der Filterung in der Instruktion. Anzahl Benutzer und gesamte Zeit pro Kontext in der Anwendung.

Für den **Anwendungsprozess** werden nur noch Daten von Boden- bzw. Luftkontext und Iris-Kontexten verwendet, bei welchen Einzelwerte über 30 Minuten ausgeschlossen werden und die eine Gesamtzeit (Summe aller Einzelwerte) von mindestens 5 Minuten aufweisen. Durch diesen Filter reduzieren sich die Daten auf folgende Werte:

Kontext		FS08	HS08	FS09	HS09	FS10	HS10	FS11	HS11
Boden	Teilnehmer	220	220						
	Gesamtzeit	9100	12700						
Iris	Teilnehmer	236	223	212	282	313	286	258	280
	Gesamtzeit	7500	9500	10000	13800	14600	13500	11500	14000
Luft	Teilnehmer			221	284	346	338	270	308
	Gesamtzeit			13700	17700	20500	18700	16700	19300

Tabelle 4.19: Zusammenfassung der erfassten Log-files nach der Filterung. Anzahl Benutzer und gesamte Zeit pro Kontext in der Anwendung.

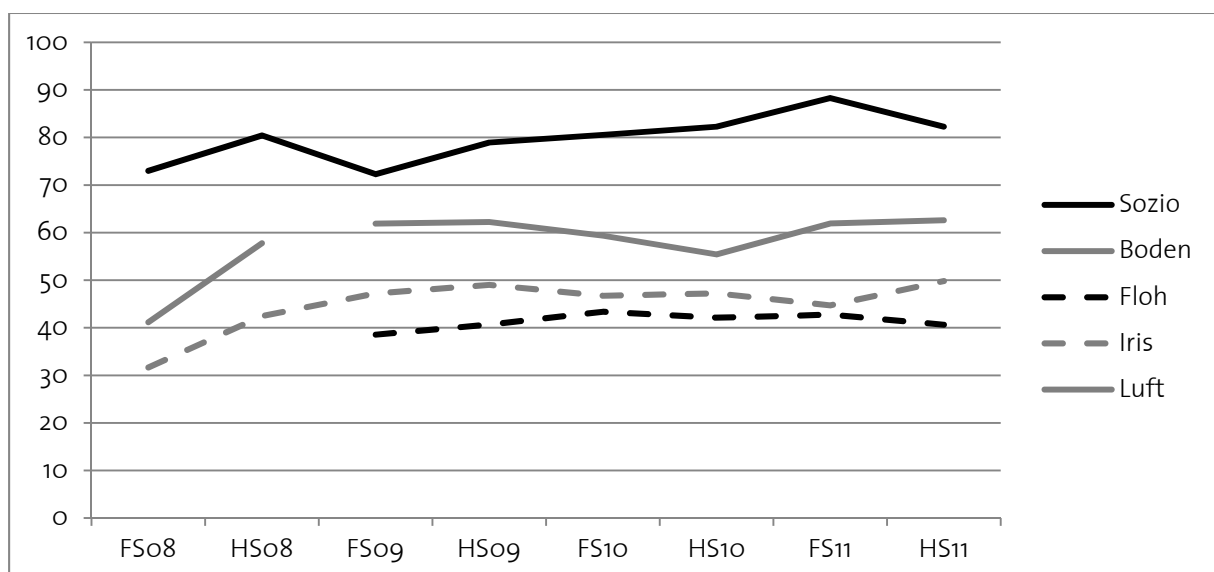


Abbildung 4.13: Durchschnittliche für die Interpretation der Kontexte verwendete Zeit (in Minuten) in den acht Semestern.

Für die noch in Frage kommenden Daten ergibt sich das in Abbildung 4.13 dargestellte Bild der durchschnittlichen Arbeitszeiten pro Benutzer. Diese Daten dienen nun als Grundlage für die Analyse in Kapitel 5.

Kapitel 5:

Learning Analytics: Analyse der Unterrichtsdaten

In diesem Kapitel werden aufgrund der mit der e-Observation gesammelten Unterrichtsdaten Antworten auf die am Ende von Kapitel 3 gestellten Fragen gesucht.

Die in Abschnitt 4.3 durchgeführte Analyse in Hinsicht auf die Filterung der Rohdaten hat gezeigt, dass die Daten nicht als normalverteilt angenommen werden können. Aus diesem Grund werden in diesem Kapitel nur nicht-parametrisierte Tests verwendet [Field 2009].

Zwei Tests für unabhängige Stichproben werden zum Vergleichen von einer oder mehrerer Stichproben unterschiedlicher Kontexte verwendet.

Mann-Whitney-U-Test: Entsprechend dem parametrisierten T-Test für unabhängige Stichproben wird getestet, ob sich zwei unabhängige Stichproben voneinander unterscheiden.

Kruskal-Wallis-Test: Dieser Test ist die nicht-parametrisierte Variante des one-way-ANOVA-Tests für unabhängige Stichproben. Es wird getestet, ob sich mehrere unabhängige Stichproben voneinander unterscheiden. Dabei reicht es aus, wenn sich eine Stichprobe von den anderen unterscheidet.

Zwei Tests für abhängige Stichproben werden verwendet zum Vergleichen von einer oder mehrerer Stichproben, welche unterschiedliche Merkmale der gleichen Personengruppen repräsentieren.

Wilcoxon-Vorzeichenrang-Test: Entsprechend dem parametrisierten T-Test für abhängige Stichproben wird getestet, ob sich zwei abhängige Stichproben voneinander unterscheiden.

Friedmann-Test: Dieser Test ist die nicht-parametrisierte Variante des one-way-ANOVA-Tests für abhängige Stichproben. Es wird getestet, ob sich mehrere abhängige Stichproben voneinander unterscheiden. Dabei reicht es aus, wenn sich eine Stichprobe von den anderen unterscheidet.

Die Testresultate werden aufgrund der asymptotischen 2-seitigen Signifikanz angegeben. Diese weist aus, ob die Unterschiede der Gruppen hoch signifikant sind, was einem Wert <0.001 entspricht, ob sich die Gruppen signifikant unterscheiden bei einem Wert <0.05 , oder ob sich die Gruppen nicht signifikant unterscheiden.

Die Tests wurden mit SPSS 17.0 durchgeführt. Da aufgrund der Verteilung der Daten der Mittelwert keine Bedeutung hat, wird auf die Angabe von Mittelwerten und Standardabweichungen in den Abschnitten 5.2-5.4 verzichtet. Die Mittelwerte werden ausschliesslich für die Visualisierungen verwendet. Die Fragestellungen werden gemäss der in Abschnitt 3.5 angegebenen Reihenfolge bearbeitet.

5.1 Analyse der Verwendung der Unterlagen und Adaption des Unterrichtskonzepts

In diesem Abschnitt wird analysiert, ob es genügend Hinweise dafür gibt, dass die Instruktion durch das E.Tutorial® von den Studierenden adaptiert und individuell verwendet wird. Als Erstes wird untersucht, ob die Instruktion von den Studierenden bearbeitet wurde. Anschliessend wird untersucht, ob es Hinweise darauf gibt, dass die Studierenden in einem individuellen Tempo arbeiten. Den Kontext bilden hier die Sozio- und die Flohdaten, die in der Instruktion verwendet wurden.

5.1.1 Bearbeitung der Instruktion (F1)

Tabelle 5.1 fasst die Daten zum Instruktionsprozess zusammen. Über alle Semester gesehen hat sich die Anzahl der Lektionen für den Soziokontext nicht verändert. Auch die Anzahl der Lektionen für die Flohdaten ist nach der Einführung konstant geblieben. Es gab jedoch zwei Veränderungen: Einerseits wurden die Clustering-Methoden mit den Flohdaten eingeführt und andererseits wurde die Instruktion mit einem Hinweis auf die automatischen Permutationsmöglichkeiten ergänzt. Dies ergibt drei Zeiträume unveränderter Instruktion, die in Tabelle 5. hervorgehoben sind. Auch in Abbildung 5.1 ist die Einteilung hervorgehoben.

	Benutzer		Zeit		Interaktionen	
	Sozio	Floh	Sozio	Floh	Sozio	Floh
FS08	210		15300		6700	
HSo8	173		13900		14000	
FS09	196	177	14200	6800	18000	17300
HSo9	271	233	21400	9500	28400	23800
FS10	281	245	22600	10600	27800	24100
HSo10	280	242	23000	10200	47300	25100
FS11	252	218	22200	9300	39900	21900
HSo11	279	233	23000	9500	45300	23300

Tabelle 5.1: Anzahl der Benutzer, Summe der Gesamtzeiten (auf hundert Minuten gerundet) und Summe der Interaktionen (auf hundert gerundet) für die Kontexte der Phase SEE.

Abbildung 5.1 zeigt die für den Flohkontext konstanten mittleren Zeiten und die mittlere Anzahl Interaktionen. Der Kruskal-Wallis-Test bestätigt, dass es keinen signifikanten Unterschied in den Werten der sechs Semester gibt (Tabelle 5.2). Die Werte sind in allen Zeiträumen und in den beiden Merkmalen Zeit und Interaktion über einem p-Wert, der einen signifikanten Unterschied anzeigen würde. Nur der Zeitraum von FS08 bis FS10 der Soziodaten weist bei den Interaktionen einen signifikanten Wert auf ($p=0.000$). Die mittleren Ränge (FS08=229.63, HSo8=549.96, FS09=655.01, HSo9=685.31, FS10=650.11) zeigen, dass in den Semestern des Erhebungsjahres 2008 die Werte tiefer liegen. Dies kann dadurch erklärt werden, dass in dieser Zeit das Verschieben/Ein- und Ausblenden von Dimensionen nicht aufgezeichnet und somit nicht zu den Interaktionen gewählt wurde.

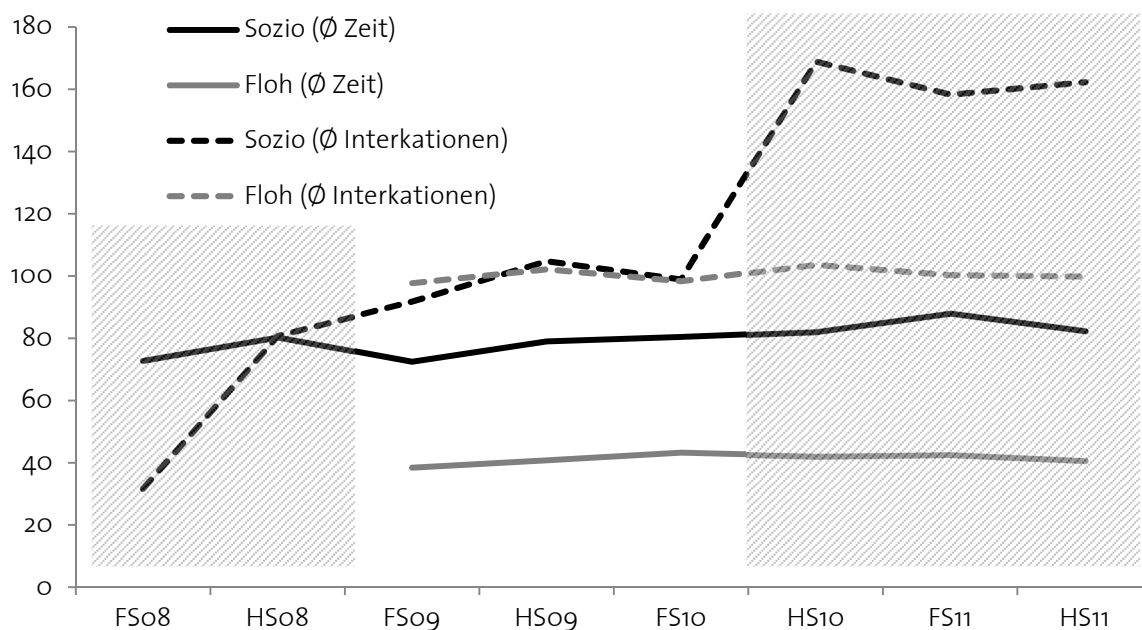


Abbildung 5.1: Mittlere Zeit (Min) und Mittlere Anzahl Interaktionen für die acht Semester und die zwei Kontexte Sozio und Floh.

Kontext	Zeitraum	Zeit	Interaktionen
Sozio	FSo8-FSo10	0.104	0.000
	FSo9-FSo10	0.070	0.383
	HSo10-HSo11	0.505	0.232
Floh	FSo9-FSo10	0.340	0.949
	FSo9-HSo11	0.709	0.617

Tabelle 5.2: Resultate des Kruskal-Wallis-Tests für die zwei Merkmale Zeit und Interaktion in unterschiedlichen Zeiträumen für Sozio- bzw. Floh-Kontexte.

Die Daten stützen die Annahme, dass die Studierenden der Instruktion grundsätzlich gefolgt sind. So haben sie im Schnitt länger mit den Soziodaten gearbeitet, da diese auch in 10 der 13 Lektionen thematisiert wurden.

Die Zeit pro Fokus ist über die Semester nicht signifikant anders. Hier haben wir einen p-Wert (Kruskal-Wallis) von 0.068 für die Sozio- und von 0.094 für die Flohdaten.

5.1.2 Individualisierte Instruktion (F2)

Hinweise für einen individualisierten Unterricht können aus der Streuung der Daten gewonnen werden. Es werden hier die Standardabweichungen der gemessenen Werte (Interaktion und Zeit) für die acht Semester und die zwei Kontexte betrachtet.

Bei einer mittleren Zeit von ca. 1 Stunde und 20 Minuten ergibt sich bei der Interpretation vom Soziokontext die Standardabweichung von etwas mehr als einer halben Stunde bis etwas unter einer ganzen Stunde eine grosse Spannweite der Gesamtzeiten. Im Flohkontext mit einer durchschnittlichen Zeit von 40 Minuten ist die Abweichung von fast 50% der Zeit auch relativ gross. Bei den Flohdaten entspricht die Standardabweichung im HS11 sogar dem mittleren Wert.

	Zeit		Interaktionen	
	Sozio	Floh	Sozio	Floh
FS08	39		29	
HSo8	49		62	
FS09	36	17	47	53
HSo9	38	19	74	65
FS10	44	23	68	55
HSo10	45	26	99	54
FS11	52	27	101	66
HSo11	42	22	103	52

Tabelle 5.3: Standardabweichung in den acht Semestern für die Sozio- und Flohkontexte, gerundet auf ganze Minuten bzw. Interaktionen.

5.1.3 Analyse des Transfers: Unabhängigkeit der Anwendung von der Instruktion (F3)

Dass die Instruktion eine Auswirkung auf die Anwendung hat, ist einerseits wünschenswert und wurde gemäss Abschnitt 5.3 auch erreicht, doch andererseits sollen die Studierenden die Kontexte in der Anwendungsphase anders interpretieren als in der Instruktionsphase, da sich diese konzeptionell unterscheiden.

	FS08/HSo8	FS09-FS10	HSo10-HSo11
Anzahl Fälle	239	468	490

Tabelle 5.4: Anzahl Benutzer, für welche Daten zu allen drei bzw. vier im Unterricht verwendeten Kontexte aufgezeichnet werden konnten.

Als Erstes wird hier analysiert, ob sich die Anzahl der Interaktionen in den einzelnen Interaktionsgruppen der einzelnen Kontexte voneinander unterscheiden. Anschliessend wird analysiert, ob sich die Graphikverwendungen voneinander unterscheiden. Für die Analyse wurde die Methode der Messwiederholung verwendet. Die Analyse wird separat für die drei Zeitspannen FS08/HSo8, FS09-FS10 und HSo10-HSo11 durchgeführt. Es werden nur Studierende ausgewertet, die für alle im Semester verwendeten Kontexte einen Instruktions- bzw. einen Anwendungsprozess aufweisen (Tabelle 5.4).

5.1.3.1 Anzahl Interaktionen

Die Analyse der Ergebnisse der Methode Messwiederholung, mit der die Kombination von fünf Interaktionsgruppen und vier Graphiken analysiert wurde ergab, dass keine Sphärizität angenommen werden kann. Aus diesem Grund werden hier die Resultate des Huynh-Feldt-Tests verwendet. Tabelle 5.5 zeigt die Testresultate des Tests für die unterschiedlichen Zeitabschnitte.

Verglichen werden mit dem Test die vier bzw. fünf Interaktionsgruppen in den drei bzw. vier Kontexten des Unterrichts. Es zeigt sich, dass alle Gruppenunterschiede signifikant sind. Es kann also nicht angenommen werden, dass die Anzahl der Interaktionen in den Gruppen in den verschiedenen Kontexten gleich bleibt. Dies deutet darauf hin, dass die Instruktion nicht eins zu eins übernommen wurde.

	FS08/HSo8		FS09-FS10		HS10-HS11	
	F	Sig.	F	Sig.	F	Sig.
Kontext	33.981	0.000	41.398	0.000	55.695	0.000
Interaktionen	66.189	0.000	707.330	0.000	596.360	0.000
Kontext * Interaktionen	10.905	0.000	210.041	0.000	303.892	0.000

Tabelle 5.5: Testresultate des Huynh-Feldt-Messwiederholungstests, mit dem die Interaktionsgruppen für die verschiedenen Kontexte verglichen werden.

5.1.3.2 Graphikverwendung

Die Analyse der Ergebnisse der Methode Messwiederholung, mit der die Kombination von vier bzw. drei Kontexten und vier Graphiken analysiert wurde ergab, dass keine Sphärizität angenommen werden kann. Es wird wiederum der Test von Huynh-Feldt verwendet. Tabelle 5.6 zeigt die Testresultate des Tests für die unterschiedlichen Zeitabschnitte.

	FS08/HSo8		FS09-FS10		HS10-HS11	
	F	Sig.	F	Sig.	F	Sig.
Kontext	80.327	0.000	144.116	0.000	156.002	0.000
Graphik	108.463	0.000	278.163	0.000	371.937	0.000
Kontext * Graphik	7.511	0.000	31.284	0.000	36.095	0.000

Tabelle 5.6: Testresultate des Huynh-Feldt-Messwiederholungstests, mit dem die Graphikzeiten für die verschiedenen Kontexte verglichen werden.

Hier sollen aber auch die Fokussierungen bzw. die Konstellationen betrachtet werden. Die Analyse der Ergebnisse der Methode Messwiederholung, mit der die Kombination von vier bzw. drei Kontexten und sechs Konstellationen analysiert wurde ergab, dass keine Sphärizität angenommen werden kann. Es wird wiederum der Test von Huynh-Feldt verwendet. Tabelle 5.7 zeigt die Testresultate des Tests für die unterschiedlichen Zeitabschnitte.

	FS08/HSo8		FS09-FS10		HS10-HS11	
	F	Sig.	F	Sig.	F	Sig.
Kontext	87.559	0.000	150.585	0.000	94.860	0.000
Graphik	102.464	0.000	288.556	0.000	143.187	0.000
Kontext * Graphik	9.419	0.000	39.087	0.000	29.347	0.000

Tabelle 5.7: Testresultate des Huynh-Feldt-Messwiederholungstests, mit dem die Konstellationszeiten für die verschiedenen Kontexte verglichen werden.

Es zeigt sich, dass alle Gruppenunterschiede signifikant sind. Die Unterschiede in den Gruppen selber sind auch für alle Kombinationen von Graphiken und Kontexten da. Durch die signifikanten Unterschiede bei der Verwendung der Graphiken bzw. der Interaktionen in Instruktion und Anwendung kann behauptet werden, dass der Anwendungsprozess nicht die Reproduktion der Instruktion und somit unabhängig ist.

5.2 Analyse der Anwendung

Das Ziel des Unterrichts ist, dass die Studierenden mit einem Darstellungssystem zur Analyse von mehrdimensionalen Daten umgehen können. Das heisst, dass sie mit der Komposition so interagieren, dass die Informationen, die im Kontext stecken, sichtbar werden. Die Analyse basiert auf dem Vergleich der Anwendungsprozesse für den Iris-, Boden- und Luftkontext.

Die Analyse wird in Bezug auf die drei relevanten Fragestellungen durchgeführt:

F4: Verwenden die Studierenden die Darstellungsmethoden entsprechend den unterschiedlichen Kontexten?

Da die in der Anwendung zu explorierenden Kontexte konzeptionelle Unterschiede aufweisen, wird analysiert, ob und wie sich die Interaktionsgruppen voneinander unterscheiden.

F5: Interagieren die Studierenden mit unterschiedlichen Kontexten anders?

Da die in der Anwendung zu explorierenden Kontexte konzeptionelle Unterschiede aufweisen, wird analysiert, ob und wie sich die verwendeten Kompositionen voneinander unterscheiden.

F6: Gibt es Unterschiede zwischen den Interaktionen mit den Konstellationen für die verschiedenen Kontexte?

Die komparativen Interaktionen können mit unterschiedlichen Graphiken bzw. graphischen Konstellationen ausgeführt werden. Hier wird analysiert, ob diese Verwendung über unterschiedliche Kontexte gleich bleibt.

5.2.1 Kontext und Interaktion (F4)

In diesem Abschnitt wird untersucht, ob und wie sich die Interaktionsgruppen in den zwei Kontexten der Anwendung unterscheiden. Dazu werden als Erstes die im FSo8 und HSo8 verwendeten Iris- und Bodenkontexte miteinander verglichen. Anschliessend werden der Iris- und der Luftkontext vor und nach der Einführung der Permutation verglichen. Die folgende Tabelle gibt eine Übersicht über die Zeiträume und die Kontexte für die Merkmale Anzahl Benutzer, Anzahl Interaktionen und Gesamtzeit:

Zeitraum	Kontext	Benutzer	Interaktionen	Zeit (Min)
FSo8-HSo8	Boden	440	21800	14500
	Iris	459	16900	11700
FSo9-HSo9	Iris	807	38500	92200
	Luft	851	51900	116500
HSo10-HSo11	Iris	824	39000	107800
	Luft	916	54700	140800

Tabelle 5.8: Anzahl Benutzer, Summe der Interaktionen und Gesamtinterpretationszeit für die drei Zeiträume und die jeweils relevanten Kontexte (Interaktionen und Zeiten sind auf hundert gerundet).

5.2.1.1 Vergleich von Iris- und Bodenkontext

Da in den beiden Semestern, in denen die Bodendaten verwendet wurden (FSo8 und HSo8), das Clustering noch nicht eingeführt war, wird diese Gruppe bei der folgenden

Übersicht über die Unterschiede in den beiden Gruppen weggelassen. Tabelle 5.9 zeigt die Zusammenfassung des Mann-Whitney-Tests, mit dem getestet wird, ob sich der Boden- und der Iris-Kontext für unterschiedliche Merkmale signifikant unterscheiden.

	Z-Wert	Asymptotische Signifikanz (2-seitig)
Interaktionen	-3.201	0.001
Permutationen	-2.536	0.011
Dimensionsbezogene Interaktionen	-0.305	0.760
Punktbezogene Interaktionen	-4.203	0.000
Darstellungsbezogene Interaktionen	-3.373	0.001
Zeit	-4.137	0.000

Tabelle 5.9: Mann-Whitney-Teststatistik für die Gesamtanzahl der Interaktionen, der Permutationen, der Interaktionen ohne Permutationen, der Gesamtzeit und der Anzahl Einzelwerte für die Semester FS10 und HS10. Die Anzahl der Fälle kann Tabelle 5.8 entnommen werden.

Bis auf die dimensionsbezogenen Interaktionen ist der Unterschied überall signifikant. Wie Abbildung 5.2 zeigt, sind die Werte bei den Bodendaten im Schnitt allgemein höher als bei den Iris-Daten. Dies erklärt sich durch die höhere Komplexität dieses Kontextes. Bei diesen beiden Kontexten kann gesagt werden, dass längeres Arbeiten auch mit mehr Interaktionen verbunden ist. Das berechnete Merkmal Zeit/Interaktion ist denn auch nach dem Mann-Whitney-U-Test nicht signifikant unterschiedlich für die beiden Kontexte (z-Wert=-0.642, p-Wert=0.465).

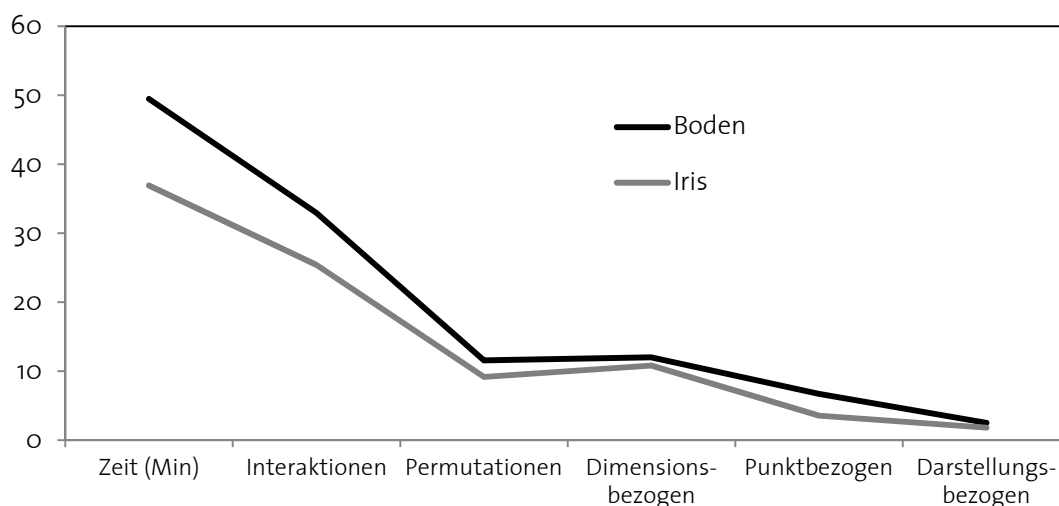


Abbildung 5.2: Mittelwerte für die in Tabelle 5.9 angegebenen Merkmale der beiden Kontexte Iris und Boden.

Der Mann-Whitney-Test vergleicht die Grundgesamtheit der zu den Merkmalen gehörigen Daten. Er berücksichtigt jedoch nicht, dass jeder Studierende mit beiden Kontexten gearbeitet hat. Tabelle 5.10 fasst die Resultate des Wilcoxon-Tests zusammen. Beim Wilcoxon-Test werden die Werte der Kontexte paarweise zu einem Studierenden gehörig aufgefasst.

Das Ergebnis des Wilcoxon-Tests unterstützt das Ergebnis des vorherigen Tests, das heisst, dass die Differenz zwischen Boden- und Iris-Kontext bis auf die dimensionsbezogenen Interaktionen signifikant ist.

	Z-Wert	Asymptotische Signifikanz (2-seitig)
Interaktionen	-3.899	0.000
Permutationen	-2.704	0.007
Dimensionsbezogene Interaktionen	-0.828	0.408
Tupelbezogene Interaktionen	-4.721	0.000
Darstellungsbezogene Interaktionen	-3.077	0.002
Zeit	-6.021	0.000

Tabelle 5.10: Wilcoxon-Teststatistik für die Gesamtanzahl der Interaktionen, der Permutationen, der Interaktionen ohne Permutationen, der Gesamtzeit und der Anzahl Einzelwerte für die Semester FS10 und HS10. (N=395)

5.2.1.2 Vergleich von Iris- und Luftkontext

Für die zwei folgenden Zeitabschnitte wurden die gleichen Tests durchgeführt wie für den Zeitabschnitt FS08/HS08. In den Zeitabschnitten FS09-FS10 und HS10-HS11 kamen der Iris- und der Luftkontext zum Einsatz. Die gesamte Anzahl der Interaktionen und die fünf Untergruppen wurden für diese beiden Kontexte mit dem Mann-Whitney-U-Test verglichen. Tabelle 5.11 zeigt die Testresultate für die zwei erwähnten Zeiträume. Abbildung 5.3 zeigt die zugehörigen Mittelwerte der fraglichen Merkmale.

		Z-Wert	Asymptotische Signifikanz (2-seitig)
Interaktionen	FS09-FS10	-3.179	0.001
	HS10-HS11	-1.127	0.260
Clustering	FS09-FS10	-5.179	0.000
	HS10-HS11	-7.458	0.000
Permutationen	FS09-FS10	-0.271	0.787
	HS10-HS11	-0.735	0.463
Dimensionsbezogene Interaktionen	FS09-FS10	-11.158	0.000
	HS10-HS11	-11.328	0.000
Tupelbezogene Interaktionen	FS09-FS10	-5.697	0.000
	HS10-HS11	-6.069	0.000
Darstellungsbezogene Interaktionen	FS09-FS10	-7.541	0.000
	HS10-HS11	-8.296	0.000
Zeit	FS09-FS10	-4.364	0.000
	HS10-HS11	-4.226	0.000

Tabelle 5.11: Ergebnisse des Mann-Whitney-U-Tests, bei dem die Kontexte Iris und Luft untersucht wurden. Die Anzahl der Fälle kann Tabelle 5.8 entnommen werden.

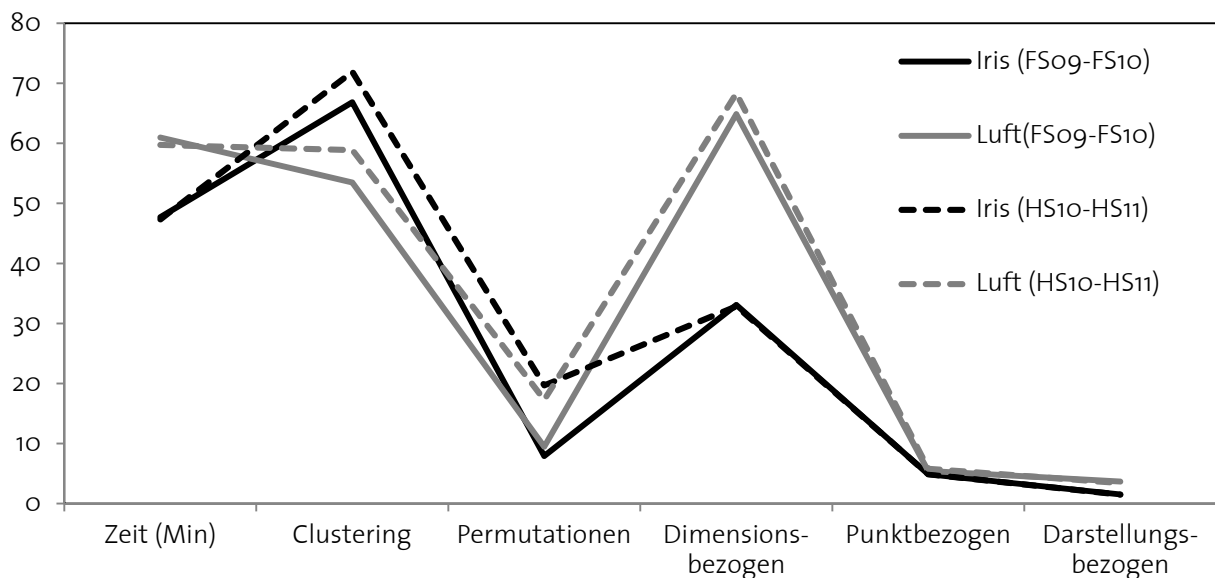


Abbildung 5.3: Mittelwerte der fünf Interaktionsgruppen (Anzahl) und der Zeit (in Minuten) für die Kontexte Iris und Luft der Zeiträume FS09-FS10 und HS10-HS11

Bis auf die Permutationen unterscheiden sich die Merkmale signifikant. Die gesamte Anzahl der Interaktionen unterscheidet sich jedoch nur vor der Einführung der Permutationen signifikant. Anschliessend kann angenommen werden, dass mit beiden Kontexten ähnlich oft interagiert wird, was aber nicht bedeutet, dass die gleichen Interaktionen verwendet werden.

In Abbildung 5.3 sind die Mittelwerte der beiden Kontexte für die beiden Zeiträume aufgezeichnet. In den Luftdaten werden im Schnitt mehr dimensions-, punkt- und darstellungsbezogene Interaktionen durchgeführt. Dies ist erklärbar durch die hohe Komplexität des Kontextes, der durch die Reduktion der Anzahl von Dimensionen und Punkten verändert werden kann. Bei den Iris-Daten werden jedoch im Schnitt mehr Clusterings durchgeführt.

Die mittlere Zeit ist bei dem Luftkontext signifikant höher als beim Iris-Kontext. Dies kann durch die höhere Komplexität des Luftkontextes erklärt werden.

	FS09-FS10 (N=690)		HS10-HS11 (N=720)	
	Z-Wert	p-Wert	Z-Wert	p-Wert
Interaktionen	-4.598	0.000	-3.939	0.000
Permutationen	-0.405	0.686	-1.609	0.108
Dimensionsbezogene Interaktionen	-13.067	0.000	-13.247	0.000
Tupelbezogene Interaktionen	-3.515	0.000	-4.034	0.000
Darstellungsbezogene Interaktionen	-6.947	0.000	-6.529	0.000
Zeit	-7.267	0.000	-7.732	0.000

Tabelle 5.12: Wilcoxon-Teststatistik für die Gesamtanzahl der Interaktionen, der Permutationen, der Interaktionen ohne Permutationen, der Gesamtzeit und der Anzahl Einzelwerte für die Semester FS10 und HS10. (N=1410)

Wie im ersten Zeitabschnitt soll auch hier untersucht werden, ob die Differenz der gemessenen Merkmale für die jeweiligen Studierenden signifikant von 0 abweicht. Tabelle 5.12 gibt die Resultate des Wilcoxon-Tests wieder. Im Unterschied zur Analyse der Grundgesamtheit unterscheidet sich die Anzahl der Interaktionen in beiden Zeitabschnitten. Es ist wiederum Unterschied bei den Permutationen erkennbar.

5.2.2 Kontext und Komposition (F5)

In diesem Abschnitt wird ähnlich vorgegangen wie im Abschnitt zuvor. Die zwei verwendeten Kontexte werden in den unterschiedlichen Zeiträumen miteinander verglichen. Im Gegensatz zu vorher wird jedoch untersucht, ob und wie sich die verwendeten Graphiken bzw. Graphikkonstellationen in den Kontexten der Anwendung unterscheiden. Dabei werden die folgenden Merkmale verglichen:

- **Gesamtzeit der Verwendung:** Dies ist die Zeit, in der eine Graphik fokussiert wurde.
- **ALL:** Dieses Merkmal beinhaltet die Gesamtzeit, in der alle vier Graphiken sichtbar sind.
- **Others:** Dieses Merkmal beinhaltet die Gesamtzeit, in der zwei oder drei Graphiken sichtbar sind.

Da es sich um die gleiche Datenbasis wie derjenigen im vorherigen Abschnitt beschriebenen handelt, kann die Anzahl der Benutzer der Tabelle 5.8 entnommen werden.

5.2.2.1 Vergleich von Iris- und Bodenkontext

Die Tabelle 5.13 gibt eine Übersicht, wie lange die sechs Merkmale für die beiden Kontexte aufgetreten sind.

Um mögliche Unterschiede bei der Verwendung der Graphiken zwischen den Kontexten zu finden, wird wieder der Mann-Whitney-U-Test für die sechs Merkmale durchgeführt. Die Resultate der Tests können Tabelle 5.14 entnommen werden. Abbildung 5.4 zeigt die Mittelwerte der Merkmale.

Abbildung 5.4 zeigt weiter, dass sich die Verwendungszeiten der vier Graphiken für einen Kontext unterscheiden. Die Verwendungszeiten der AC und der PM unterscheiden sich dabei signifikant (Tabelle 5.14). Bei den Bodendaten wird die PM am meisten verwendet, die SM und die AC am wenigsten. Bei den Iris-Daten ist die Graphik, welche am längsten fokussiert ist, die PC. All und Others werden vergleichbar lange verwendet.

	Boden	Iris
PC	21800	16900
PM	6400	5900
SM	8300	5200
AC	3500	3500
ALL	4100	4300
Others	900	700

Tabelle 5.13: Gesamtzeit und Anzahl Einzelwerte für die einzelnen Graphiken, die Kombination aller Graphiken und die Kombination von zwei bis drei Graphiken für die Kontexte Boden und Iris im Zeitraum FSo8/HSo8.

	Z-Wert	Asymptotische Signifikanz (2-seitig)
PC	-1.483	0.138
PM	-5.339	0.000
SM	-0.332	0.740
AC	-4.774	0.000
ALL	-1.619	0.106
Others	-0.028	0.978

Tabelle 5.14: Mann-Whitney-U-Testresultate für die Anzahl und Gesamtzeit von AC, PC, PM, SM, ALL und Others zum Vergleichen der Kontexte Boden und Iris im Zeitraum FSo8/HSo8. (N=395)

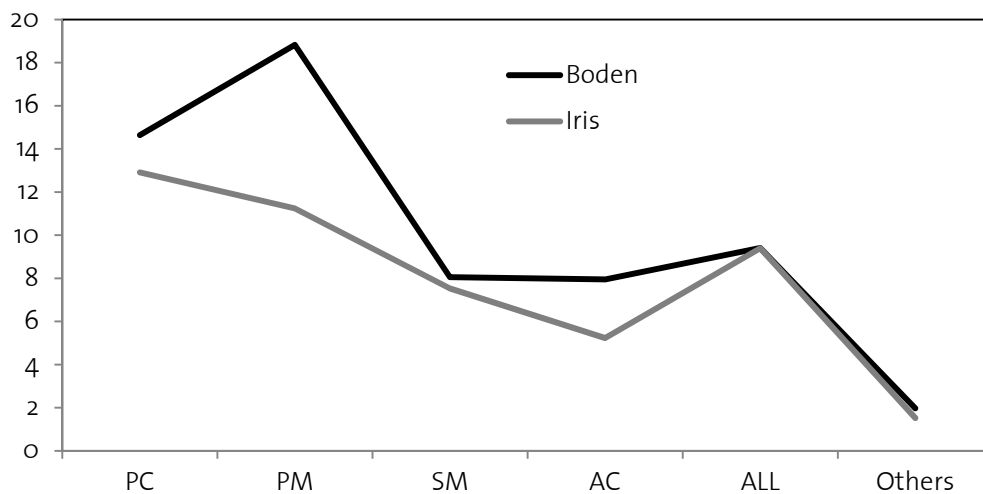


Abbildung 5.4: Mittlere Zeit, in der die vier Graphiken fokussiert waren, bzw. die Konstellation ALL und Others für die Kontexte Boden und Iris im Zeitraum FSo8/HSo8 (in Minuten).

	Z-Wert	Asymptotische Signifikanz (2-seitig)
PC	-11.663	0.000
PM	-10.247	0.000
SM	-2.906	0.004
AC	-2.219	0.026
ALL	-1.191	0.234
Others	-12.390	0.000

Tabelle 5.15: Wilcoxon-Testresultate für die Anzahl und Gesamtzeit von AC, PC, PM, SM, ALL und Others zum Vergleichen der Kontexte Boden und Iris im Zeitraum FSo8/HSo8.

Wenn die studentenbezogenen Differenzen verglichen werden, dann kann nur in der Verwendung von ALL kein signifikanter Unterschied festgestellt werden (Tabelle 5.15).

5.2.2.2 Vergleich von Iris- und Luftkontext

Die Kontexte Iris und Luft werden hier wieder für die beiden Zeiträume FS09-FS10, also vor der Einführung einiger automatischer Permutationen, und HS10-HS11 verglichen. In Tabelle 5.16 ist angegeben, wie lange und wie oft die vier Graphiken fokussiert waren. Ebenfalls erfasst sind hier die Werte für die Konstellationen ALL und Others.

	FS09-FS10		HS10-HS11	
	Iris	Luft	Iris	Luft
PC	14100	21900	14300	23600
PM	6500	11000	6900	11300
SM	9700	9000	11200	12500
AC	8200	10100	6600	7300
ALL	13500	15500	8000	9000
Others	1300	3300	1100	2200

Tabelle 5.16: Gesamtzeit für die einzelnen Graphiken, die Kombination aller Graphiken und die Kombination von zwei bis drei Graphiken für die Kontexte Iris und Luft im Zeitraum FS09-HS11.

In Tabelle 5.17 sind die Testresultate des Mann-Whitney-U-Tests für die sechs Merkmale in den zwei Zeiträumen, welche die beiden Kontexte Iris und Luft vergleichen, angegeben. Abbildung 5.5 zeigt die mittleren Werte für die zwei Zeiträume und die zwei Kontexte.

		Z-Wert	Asymptotische Signifikanz (2-seitig)
PC	FS09-FS10	-6.253	0.000
	HS10-HS11	-5.913	0.000
PM	FS09-FS10	-6.244	0.000
	HS10-HS11	-4.943	0.000
SM	FS09-FS10	-2.805	0.005
	HS10-HS11	-2.074	0.038
AC	FS09-FS10	-0.531	0.595
	HS10-HS11	-3.210	0.001
ALL	FS09-FS10	-1.337	0.181
	HS10-HS11	-2.665	0.008
Others	FS09-FS10	-8.517	0.000
	HS10-HS11	-4.918	0.000

Tabelle 5.17: Ergebnisse des Mann-Whitney-U-Tests, bei dem die Kontexte Iris und Luft untersucht wurden.

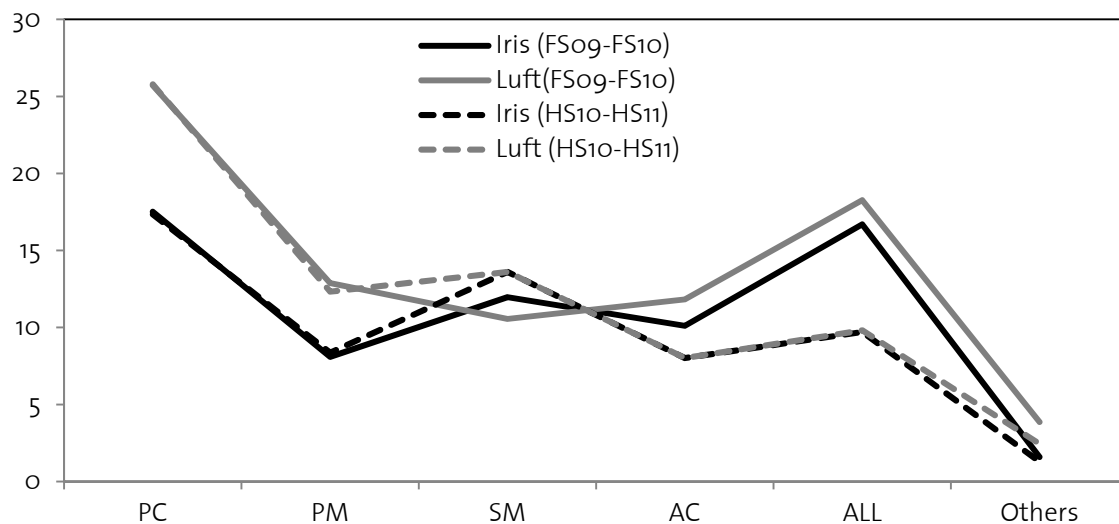


Abbildung 5.5: Mittlere Zeit, in der die vier Graphiken fokussiert waren, bzw. die Konstellation ALL und Others, für die Kontexte Iris und Luft im Zeitraum FS09-FS10 und HS10-HS11 (in Minuten).

Für PC, PM und SM werden in beiden Zeiträumen signifikante Unterschiede zwischen den beiden Kontexten festgestellt. Bei den AC ist der Unterschied in der Zeit nur im zweiten Zeitraum signifikant unterschiedlich, wobei sich die Anzahl im ersten Zeitraum signifikant unterscheidet. Bei den Konstellationen liegen die Mittelwerte der Konstellation ALL in beiden Zeiträumen für beide Kontexte nahe beieinander. Der signifikante Unterschied zwischen den Zeiten im zweiten Zeitraum ist erstaunlich. Bei den unterschiedlichen Konstellationen von zwei oder drei Graphiken ist sichtbar, dass bei den Luftdaten eher mit neuen Konstellationen gearbeitet wird. Dies liegt wohl auch daran, dass die Luftdaten nicht optimal mit allen vier Graphiken gleichzeitig dargestellt werden können, da entweder die SM durch die Anzahl der Dimensionen oder die PM durch die Anzahl der Datenpunkte nicht gut geeignet sind.

	FS09-FS10 (N=690)		HS10-HS11 (N=720)	
	Z-Wert	p-Wert	Z-Wert	p-Wert
PC	-7.869	0.000	-8.624	0.000
PM	-8.017	0.000	-6.457	0.000
SM	-3.659	0.000	-0.539	0.590
AC	-2.598	0.009	-0.402	0.687
ALL	-1.509	0.131	-0.307	0.759
Others	-8.742	0.000	-9.236	0.000

Tabelle 5.18: Wilcoxon-Testresultate für die Anzahl und Gesamtzeit von AC, PC, PM, SM, ALL und Others zum Vergleichen der Kontexte Luft und Iris im Zeitraum FS09-FS10 und HS10-HS11.

Interessanterweise unterscheiden sich die Grundgesamtheiten im zweiten Zeitraum in allen Merkmalen. Wenn jedoch wieder paarweise getestet wird, dann unterscheiden sich die beiden Kontexte nur in der Hälfte der sechs Merkmale, nämlich in PC, PM und Others. Dies kann damit erklärt werden, dass die Studierenden Präferenzen bei den Graphiken entwickeln.

5.2.3 Komposition und komparative Interaktionen (F6)

In diesem Abschnitt werden diejenigen Benutzer berücksichtigt, für welche die zur Diskussion stehenden Interaktionen registriert wurden. Für zwei Gruppen von Interaktionen wird hier analysiert, welche Graphik zum Zeitpunkt der Interaktion fokussiert und welche Konstellation sichtbar war. Die Analyse beschränkt sich hier auf die komparativen Interaktionen, namentlich die Clusterings und die drei dimensionsbezogenen Interaktionen Aus-/Einblenden und Verschieben.

5.2.3.1 Clustering

Die Clustering-Ereignisse können in keiner Graphik direkt ausgelöst werden. Die Steuerung ist nur über die Schaltfläche möglich. Tabelle 5.19 gibt die Resultate des Friedman-Tests wieder, mit dem getestet wird, ob angenommen werden kann, dass unterschiedlich oft mit den Graphiken interagiert wurde.

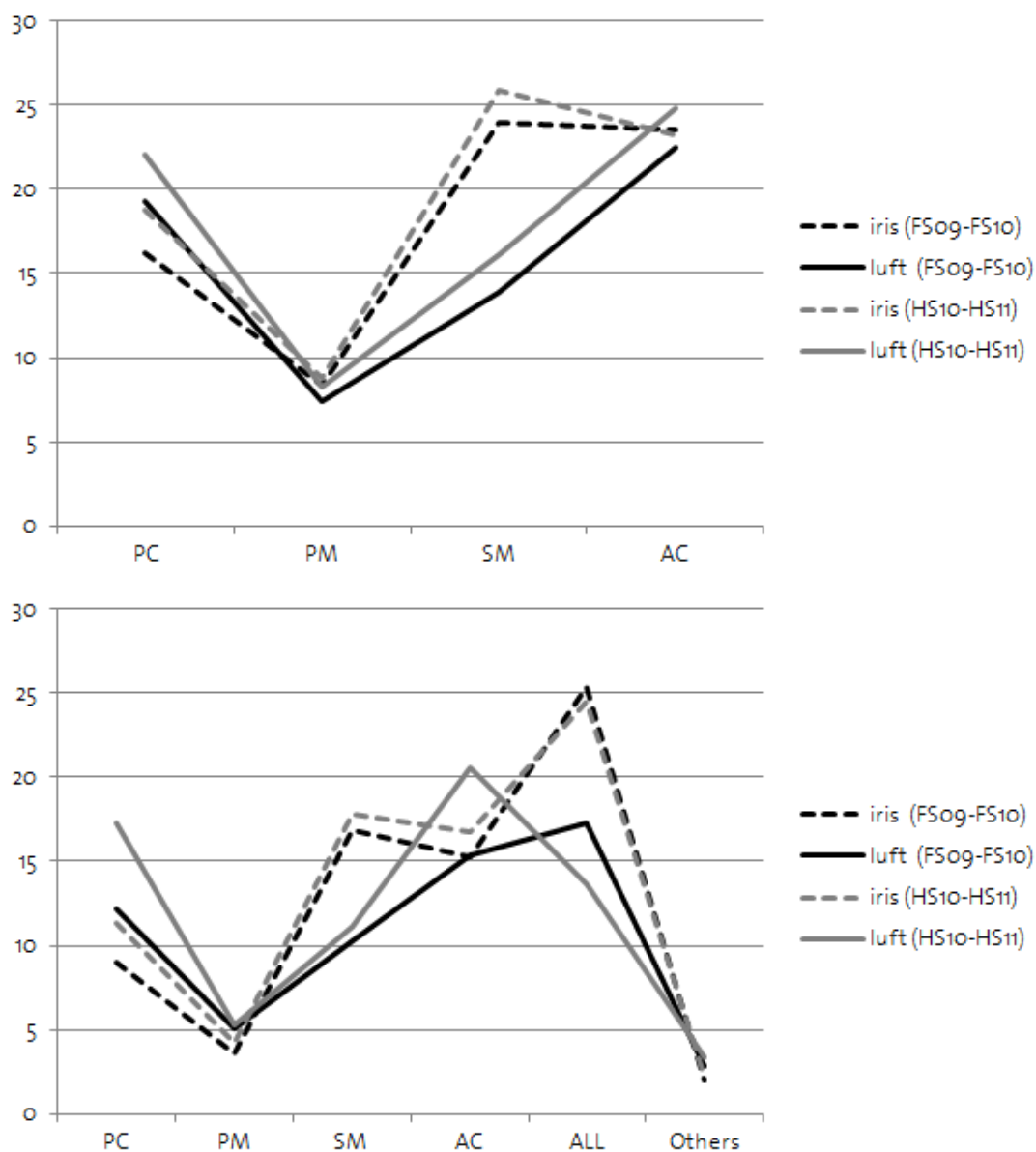


Abbildung 5.6: Mittelwerte der Anzahl Clustering-Ereignisse im Iris- und Luftkontext in den Zeiträumen FS09-FS10 und HS10-HS11. Die obere Darstellung zeigt die Mittelwerte in Bezug auf die fokussierte Graphik, die untere in Bezug auf die sichtbare Konstellation (in Minuten).

In beiden Zeiträumen wird unterschiedlich mit den verschiedenen Graphiken bzw. Konstellationen interagiert. Dabei wird im Schnitt am wenigsten mit der PM interagiert. Im Iris-Kontext wird im Mittel am meisten mit der Konstellation ALL interagiert. Fokussiert werden im Iris-Kontext im Mittel die SM- und AC-Graphiken. Im Luftkontext werden im Mittel die AC am meisten fokussiert.

		Iris			Luft		
		Chi-Quadrat	p-Wert	N	Chi-Quadrat	p-Wert	N
Fokus	FS09-FS10	262.647	0.000	748	189.265	0.000	721
	HS10-HS11	277.413	0.000	772	193.921	0.000	755
Sichtbare Konstellation	FS09-FS10	675.117	0.000	748	353.392	0.000	721
	HS10-HS11	679.765	0.000	772	482.688	0.000	755

Tabelle 5.19: Resultate des Friedman-Tests für die Clustering-Ereignisse im Iris- und Luft-Kontext in den Zeiträumen FS09-FS10 und HS10-HS11.

5.2.3.2 Dimensionsbezogene Interaktionen

Die dimensionsbezogenen Interaktionen Ein-/Ausblenden sowie das Verschieben einer Dimension können in der PC-, PM- und SM-Darstellung direkt vorgenommen werden. Zusätzlich können diese Interaktionen auch über eine Liste ausserhalb gesteuert werden (3.3.4 Interaktionsbezogene Möglichkeiten). Abbildung 5.7 zeigt, wie oft die drei Interaktionen im Mittel im Zusammenhang mit den jeweiligen Graphiken durchgeführt wurden. Im oberen Teil wird dabei das Mittel angegeben, wann die Graphik den Fokus besass, im unteren sieht man das Mittel in Bezug auf die sichtbaren Graphiken (Konstellationen).

		Iris			Luft		
		Chi-Quadrat	p-Wert	N	Chi-Quadrat	p-Wert	N
Fokus	FS09-FS10	176.643	0.000	707	185.106	0.000	765
	HS10-HS11	212.679	0.000	729	249.604	0.000	815
Sichtbare Konstellation	FS09-FS10	615.715	0.000	707	464.562	0.000	765
	HS10-HS11	558.731	0.000	729	529.065	0.000	815

Tabelle 5.20: Resultate des Friedman-Tests für die Clustering-Ereignisse in den zwei Kontexten Iris und Luft in den Zeiträumen FS09-FS10 und HS10-HS11.

Die Resultate des Friedman-Tests (Tabelle 5.20) zeigen, dass nicht angenommen werden kann, dass die Anzahl der Interaktionen mit den unterschiedlichen Graphiken bzw. Konstellationen aus derselben Grundgesamtheit stammt. Die mittleren Werte der AC im Iris-Kontext sind nicht am tiefsten, obwohl die direkte der indirekten Interaktion vorgezogen wurde. Im Mittel wird auf diese Weise am meisten mit den Parallel-Koordinaten interagiert.

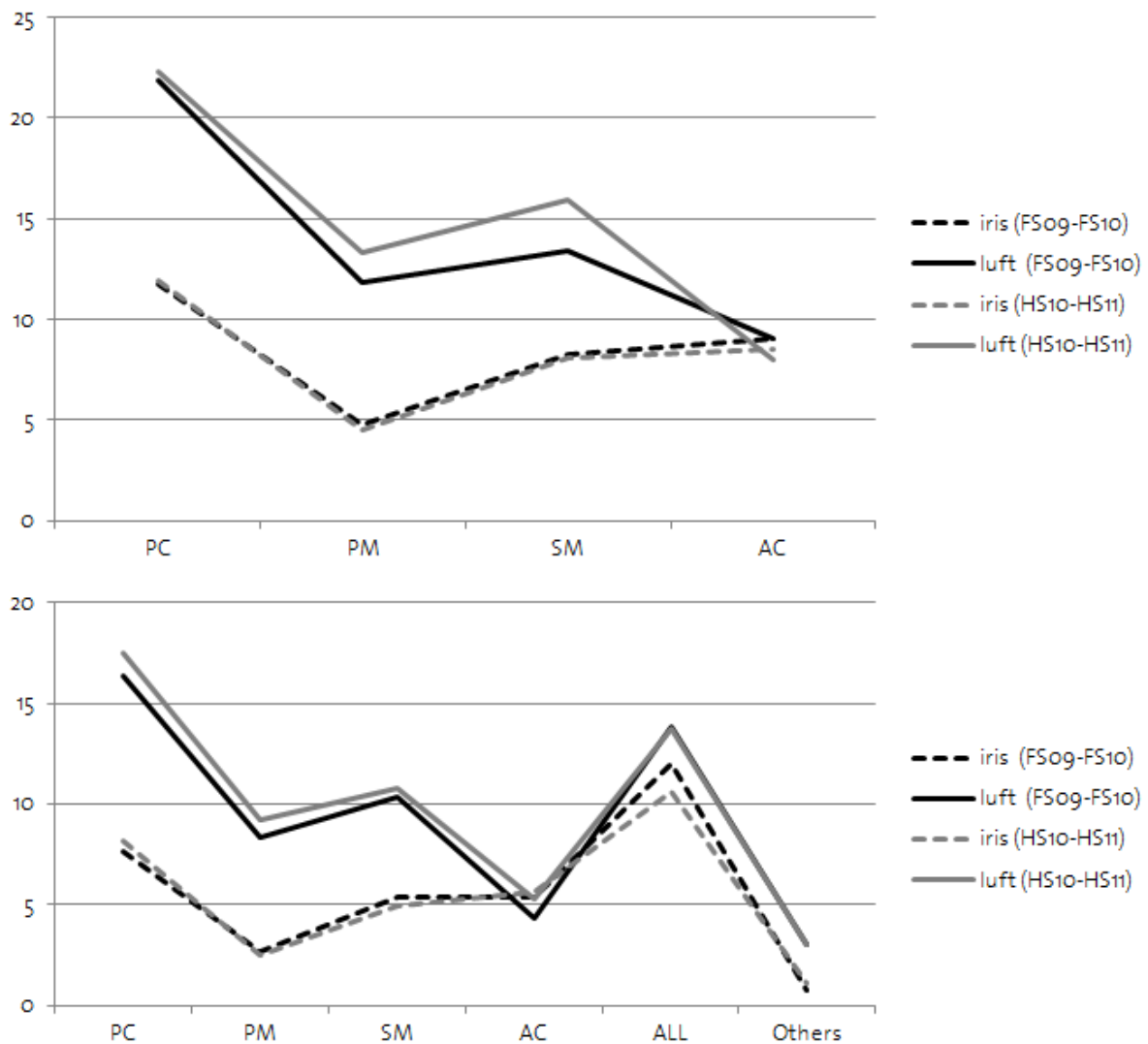


Abbildung 5.7: Mittelwerte der Anzahl dimensionsbezogener Interaktionen (Ein-/Ausblenden und Verschieben) für den Iris- und Luftkontext in den Zeiträumen FS09-FS10 und HS10-HS11. Die obere Darstellung zeigt die Mittelwerte in Bezug auf die fokussierte Graphik, die untere in Bezug auf die sichtbare Konstellation (in Minuten).

5.3 Analyse der Anwendung im Hinblick auf eine veränderte Instruktion

Die Instruktion wurde zweimal verändert, was dazu führt, dass es drei unterschiedliche Varianten der Instruktion gibt. Die erste Variante ohne Visual Scouts wurde in den Semestern FSo8 und HSo8 verwendet. Die zweite Variante mit Clustering wurde von FS09 bis FS10 verwendet. Die dritte Variante mit Clustering und automatischer Permutation wurde von HS10 bis HS11 verwendet. Die Auswirkungen auf den Anwendungsprozess werden in diesem Abschnitt untersucht. Dazu gehören die Fragen F7-F10.

- F7: Welchen Einfluss hat die Einführung der Clustering-Methoden auf die Anzahl der Interaktionen in der Anwendung?**
- F8: Welchen Einfluss hat die Einführung der Clustering-Methoden auf die Dauer der Verwendung der einzelnen Konstellationen in der Anwendung?**

F9: Welchen Einfluss hat die Erwähnung der Permutationsmöglichkeiten in der Instruktion auf die Anzahl der Interaktionen in der Anwendung?

F10: Welchen Einfluss hat die Erwähnung der Permutationsmöglichkeiten in der Instruktion auf die Dauer der Verwendung der einzelnen Konstellationen in der Anwendung?

Die Fragen werden im Zusammenhang mit dem Iris-Kontext untersucht, da dieser über alle Semester Teil der Anwendung war. Es wurden alle Studierenden berücksichtigt, zu denen ein Anwendungsprozess im Bereich der Iris-Daten registriert wurde, auch wenn kein Instruktionsprozess erfasst wurde. Die Studierenden hatten auch immer die Möglichkeit, ausschliesslich durch das Lesen des Begleittextes und/oder den Besuch der Vorlesung instruiert zu werden.

In zwei Unterabschnitten wird hier analysiert, wie sich die Einführung des Clusterings bzw. die Thematisierung der „automatischen Permutation“ auf die Exploration der Iris-Daten ausgewirkt hat. Es werden jeweils die Interaktionen und anschliessend die Verwendung der Graphiken, auf die sich die Einführung ebenfalls auswirken kann, analysiert.

5.3.1 Einführung des Clusterings (F7 und F8)

Die Einführung erweiterte das Angebot an Interaktionselementen um Visual Scouts. Hier soll die Auswirkung der Einführung des Clusterings auf die Interaktionen und die Graphikverwendung untersucht werden. Das Clustering wurde im Semester FS09 eingeführt. Um Unterschiede in der Anwendung bei dieser Einführung zu untersuchen, werden die Semester HSo8 und FS09 miteinander verglichen, weil diese von der Erhebung der Daten her vergleichbar sind (4.2.4.4 Kategorisierung der Erhebungszeiträume). Die Tabelle 5.21 gibt an, wie viele Benutzer mit welcher Anzahl Interaktionen und welcher Gesamtzeit im Folgenden untersucht werden.

	Benutzer	Interaktionen	Clusterings	Gesamtzeit (Min)
HSo8	223	8600	0	9500
FS09	212	22800	12400	10000

Tabelle 5.21: Anzahl Benutzer, Summe der Interaktionen (auf hundert gerundet), Anzahl Clustering-Ereignisse (auf hundert gerundet) und Gesamtinterpretationszeit (auf hundert Minuten gerundet) für die Semester HSo8 und FS09 des Iris-Kontexts.

5.3.1.1 Auswirkung auf die Anzahl der Interaktionen

Die Zahlen aus Tabelle 5.21 legen nahe, dass nach der Einführung des Clusterings mehr interagiert wurde (Spalte 2). Tabelle 5.22 zeigt die Teststatistik für den Mann-Whitney-Test, mit dem untersucht wurde, ob die Veränderungen zwischen den beiden Semestern signifikant sind oder nicht. Die Anzahl der Gesamtinteraktionen unterscheidet sich dabei hoch signifikant. Die Anzahl der weiteren Interaktionsmöglichkeiten unterscheidet sich auch signifikant. Die Gesamtzeit unterscheidet sich jedoch nicht signifikant.

	Z-Wert	Asymptotische Signifikanz (2-seitig)
Interaktionen	-9.075	0.000
Interaktionen ohne Clustering	-2.061	0.039
Zeit	-1.128	0.259

Tabelle 5.22: Mann-Whitney-Teststatistik für die Gesamtanzahl der Interaktionen, der Interaktionen ohne Clustering und der Gesamtzeit für die Gruppenvariablen HSo8 und FS09. Die Anzahl der Fälle kann Tabelle 5.21 entnommen werden.

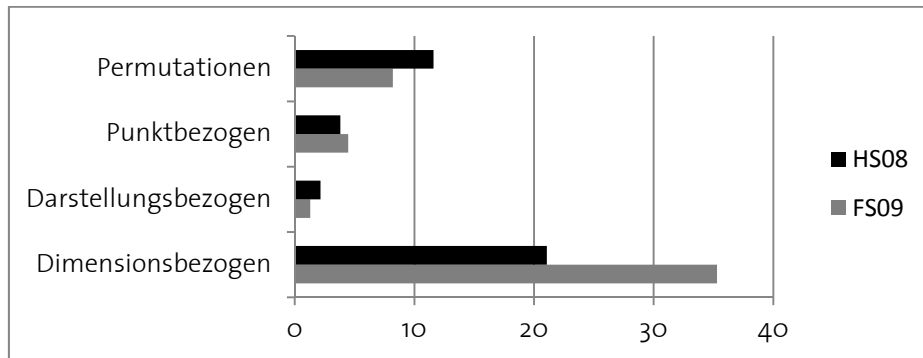


Abbildung 5.8: Mittelwerte der weiteren Interaktionsgruppen für die Semester HSo8 und FS09.

Interessant ist, dass die Interaktionen ohne Clustering steigen. Welche Gruppen sich dadurch ändern, zeigt Tabelle 5.23. Die Anzahl der Permutationen sinkt signifikant, wobei die Anzahl der dimensionsbezogenen und punktbezogenen Interaktionen steigt. Diese Steigerung kann auf die enge Kopplung des Clusterings mit Eigenschaften der Dimensionen (Skalierung, sichtbare Dimensionen) und der Färbung der Datenpunkte zurückgeführt werden.

	Z-Wert	Asymptotische Signifikanz (2-seitig)
Permutationen	-2.428	0.015
Dimensionsbezogene Interaktionen	-4.075	0.000
Tupelbezogene Interaktionen	-3.651	0.000
Darstellungsbezogene Interaktionen	-0.940	0.347

Tabelle 5.23: Mann-Whitney-Teststatistik für die Interaktionsgruppen Clustering und die Gesamtzeit HSo8 und FS09.

Die gesamte Anzahl an Interaktionen hat sich also nicht zu Lasten von alten Interaktionen erhöht, sondern die neuen Interaktionen wurden zusätzlich durchgeführt. Diese zusätzlichen Interaktionen hatten jedoch nicht zur Folge, dass sich die Gesamtzeit veränderte. Abbildung 5.9 zeigt den Boxplot des berechneten Merkmals „Gesamtzeit/Anzahl Interaktionen“ für die beiden Semester. Es ist ersichtlich, dass im FS09 in kürzeren Zeitabständen interagiert wurde. Der Unterschied zwischen den beiden Semestern ist nach dem Mann-Whitney-U-Test signifikant ($z=-10.072$, $p=0.000$).

Da sich die Anzahl der Interaktionen nicht auf die Gesamtzeit ausgewirkt hat, wird nun untersucht, ob sich die Zeiten der einzelnen Graphiken möglicherweise doch verändert haben.

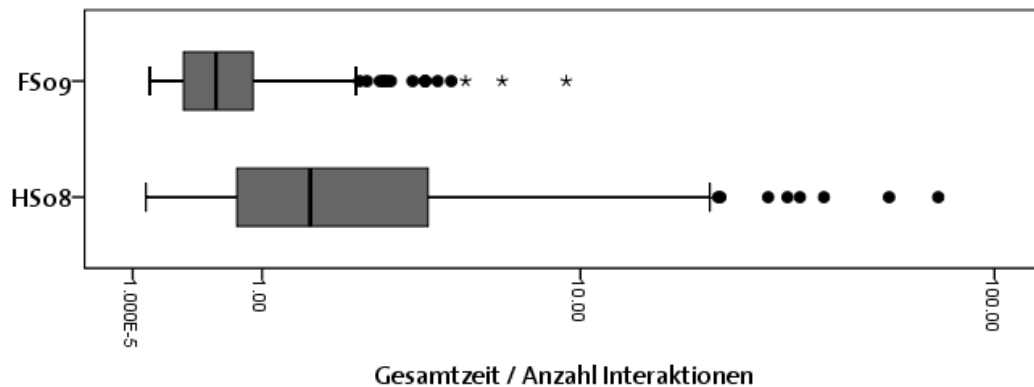


Abbildung 5.9: Boxplot des berechneten Merkmals „Gesamtzeit/Anzahl Interaktionen“ für die Semester HSo8 (N=210) und FSo9 (N=208). Benutzer ohne Interaktionen werden nicht miteinbezogen.

5.3.1.2 Auswirkung auf die Graphikverwendung

Das Clustering ist ein Visual Scout, dessen Resultat in allen vier Graphiken sichtbar ist. Aus diesem Grund wird erwartet, dass sich die Verwendung der Kombination von allen Graphiken (ALL) durch die Einführung verändert. Auch wird die Graphik AC in der Instruktion mit dem Clustering in Verbindung gebracht, was eine Veränderung erwarten lässt.

Tabelle 5.24 enthält eine Zusammenfassung der Summe der Zeiten, welche im Folgenden miteinander verglichen werden. Die vier Merkmale AC, PC, PM, SM sind dabei unabhängig von ALL und Others.

	HSo8 (N=223)	FSo9 (N=212)
PC	3400	3400
PM	2700	1900
SM	2000	2600
AC	1400	2100
ALL	2300	3800
Others	200	300

Tabelle 5.24: Gesamtzeit (auf hundert Stunden) für die einzelnen Graphiken, die Kombination aller Graphiken und die Kombination von zwei bis drei Graphiken für die Semester HSo8 und FSo9.

Der Mann-Whitney-Test (Tabelle 5.26) ergibt einen signifikanten Unterschied zwischen den beiden Semestern für die Werte von ALL. Auch bei den Fokuszeiten für die vier Graphiken ergeben sich Unterschiede. Die Zeiten von AC und PM unterscheiden sich auf dem 0.01-Level, die von SM auf dem 0.05-Level.

Abbildung 5.10 zeigt die Mittelwerte der sechs Zeitmerkmale. Es wird sichtbar, dass sich die mittlere Zeit, welche mit der PM-Darstellung verbracht wird, reduziert. Die mittleren Zeiten für AC und SM erhöhen sich. Diese Veränderung deckt sich mit den Erwartungen, welche durch die Einführung des Clusterings verbunden waren.

	Z-Wert	Asymptotische Signifikanz (2-seitig)
PC	-0.695	0.487
PM	-3.823	0.000
SM	-2.697	0.007
AC	-4.489	0.000
ALL	-4.847	0.000
Others	-1.206	0.228

Tabelle 5.25: Mann-Whitney-U-Testresultate für die Gesamtzeit von AC, PC, PM, SM, ALL und Others.

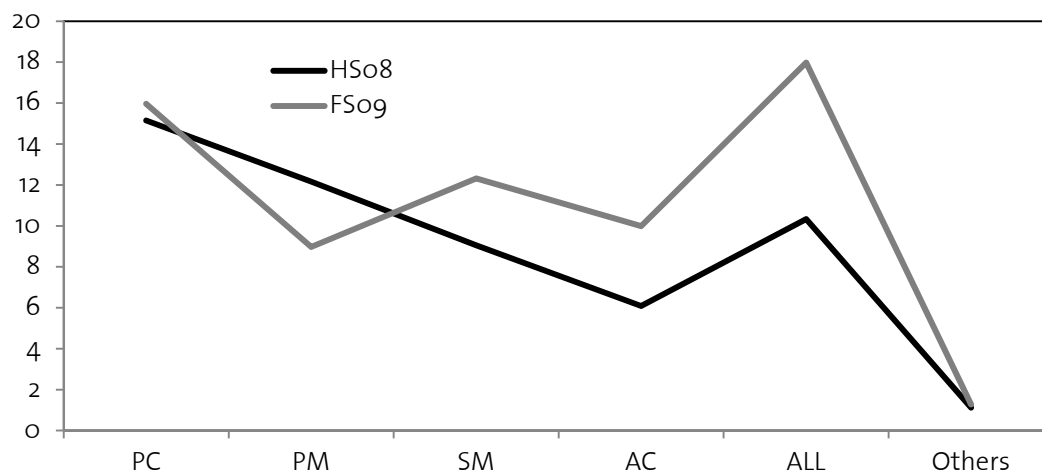


Abbildung 5.10: Mittlere Zeiten der sechs Zeitmerkmale für die Iris-Daten in den zwei Semestern HSo8 und FSog (in Minuten).

5.3.2 Thematisierung der automatischen Permutation (F9 und F10)

Analog zur Einführung des Clusterings soll hier die Auswirkung der Erwähnung der automatischen Permutation in der Instruktion auf die Interaktionen und die Graphikverwendung in der Anwendung des Iris-Kontexts untersucht werden.

Die Einführung fand zwischen den Semestern FS10 und HS10 statt. Tabelle 5.26 gibt wieder eine Zusammenfassung der Merkmale der betreffenden Semester.

	Benutzer	Interaktionen	Permutationen	Gesamtzeit (Min)
FS10	313	33900	2100	14600
HS10	286	39000	6200	13500

Tabelle 5.26: Anzahl Benutzer, Summe der Interaktionen, Anzahl Permutationsereignisse und Gesamtinterpretationszeit mit Anzahl der Einzelwerte für die Semester FS10 und HS10 des Iris-Kontexts. Ausser bei den Benutzern wurden die Werte auf hundert gerundet.

5.3.2.1 Auswirkung auf die Anzahl der Interaktionen

Als Erstes soll wieder untersucht werden, ob, und wenn ja, welche Auswirkungen die Thematisierung der automatischen Permutation in der Instruktion auf die Anwendung in den Iris-Daten hat.

Wie bei der Untersuchung der Clustering-Einführung wurde der Mann-Whitney-U-Test für die Merkmale durchgeführt (Resultate in Tabelle 5.27) um zu eruieren, ob sich die

Semester unterscheiden. Zusätzlich zu den in Tabelle 5.26 angegebenen Merkmalen wird das Merkmal „Interaktionen ohne Permutation“ vor und nach der Einführung der Permutationen verglichen. Die Semester unterscheiden sich für die gesamte Anzahl der Interaktionen sowie für die Permutationen und Interaktionen ohne Permutationen signifikant. Die Zeit unterscheidet sich jedoch nicht signifikant.

	Z-Wert	Asymptotische Signifikanz (2-seitig)
Interaktionen	-3.384	0.001
Permutationen	-4.881	0.000
Interaktionen ohne Permutationen	-2.062	0.039
Zeit	-0.246	0.805

Tabelle 5.27: Mann-Whitney-Teststatistik für die Gesamtanzahl der Interaktionen, der Permutationen, der Interaktionen ohne Permutationen, der Gesamtzeit und der Anzahl Einzelwerte für die Semester FS10 und HS10. Die Anzahl der Fälle kann Tabelle 5.26 entnommen werden.

Nun werden noch die weiteren Kategorien genauer betrachtet, welche unter dem Merkmal „Interaktionen ohne Permutation“ zusammengefasst sind. Die Resultate der Mann-Whitney-U-Tests für diese Gruppenvergleiche kann Tabelle 5.28 entnommen werden. Ausschliesslich bei den Clustering-Ereignissen zeigen sich signifikante Unterschiede. Bei den anderen Gruppen kann die Hypothese, dass die Werte der beiden Semester aus unterschiedlichen Grundgesamtheiten stammen, verworfen werden. Dies kann daher rühren, dass beide Interaktionselemente die Darstellung der Permutations-Matrix verändern.

Wie schon bei der Einführung des Clusterings nimmt die Zeit pro Interaktion im Schnitt ab. Abbildung 5.11 zeigt den Boxplot des Merkmals „Gesamtzeit/Anzahl Interaktionen“ für die beiden Semester. Der Unterschied zwischen den beiden Semestern ist nach dem Mann-Whitney-U-Test signifikant ($z=-3.971$, $p=0.000$).

	Z-Wert	Asymptotische Signifikanz (2-seitig)
Clustering	-2.380	0.017
Dimensionsbezogene Interaktionen	-0.860	0.390
Tupelbezogene Interaktionen	-0.482	0.630
Darstellungsbezogene Interaktionen	-0.200	0.841

Tabelle 5.28: Mann-Whitney-Teststatistik für die Interaktionsgruppen Clustering und der Gesamtzeit für HS08 und FS09. Die Anzahl der Fälle kann Tabelle 5.26 entnommen werden.

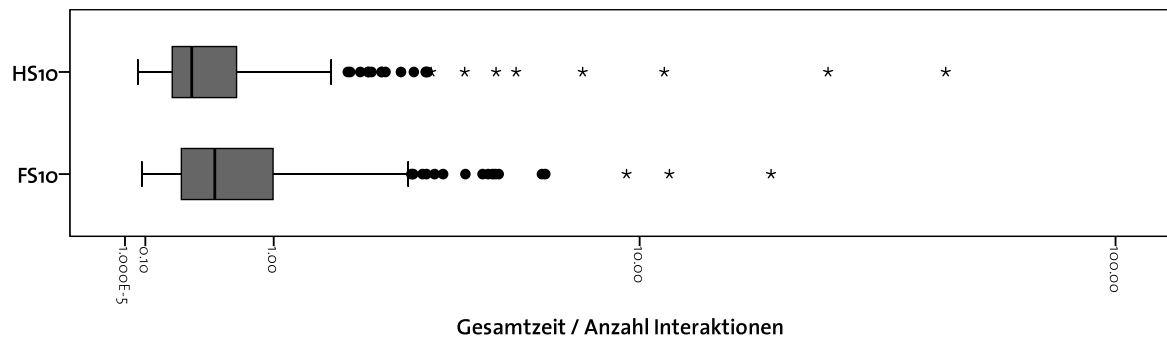


Abbildung 5.11: Boxplot des berechneten Merkmals „Gesamtzeit/Anzahl Interaktionen“ für die Semester FS10 (N=307) und HS10 (N=283). Benutzer ohne Interaktionen werden nicht mit-einbezogen.

5.3.2.2 Auswirkung auf die Graphikverwendung

Die automatische Permutation hat vorwiegend Auswirkungen auf die PM-Darstellung und ist in dieser auch mit mehreren Buttons direkt ansprechbar. Es wird also erwartet, dass sich die Verwendung dieser Graphik erhöht. Da sich aber schon gezeigt hat, dass sich die Gesamtzeit nicht signifikant verändert, wird angenommen, dass sich die Zeit zwischen den Graphiken umverteilt.

Im Gegensatz zu der Veränderung durch das Clustering ändert sich hier nur die Zeit der PM signifikant. Abbildung 5.12 zeigt jedoch, dass sich die mittlere Zeit der AC-Verwendung sichtbar verändert. Dieser Effekt ist aber nicht signifikant.

	Zeit (Min)	Zeit (Min)
PC	5400	5000
PM	2200	2400
SM	3900	3800
AC	3100	2300
ALL	5000	4200
Others	500	600

Tabelle 5.29: Gesamtzeit (gerundet auf hundert Minuten) für die einzelnen Graphiken, die Kombination aller Graphiken und die Kombination von zwei bis drei Graphiken für die Semester FS10 und HS10.

	Z-Wert	Asymptotische Signifikanz (2-seitig)
PC	0.000	1.000
PM	-2.084	0.037
SM	-1.332	0.183
AC	-1.960	0.050
ALL	-0.859	0.390
Others	-0.850	0.395

Tabelle 5.30: Mann-Whitney-U-Testresultate für die Anzahl und Gesamtzeit von AC, PC, PM, SM, ALL und Others.

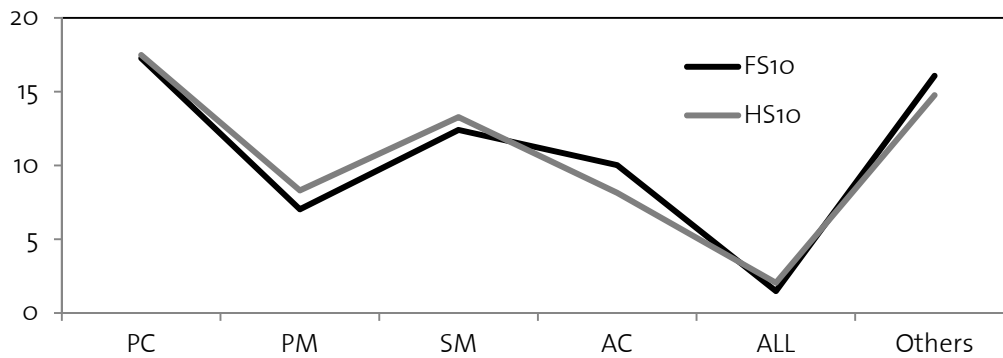


Abbildung 5.12: Mittlere Zeiten der sechs Zeitmerkmale für die Iris-Daten in den Semestern FS10 und HS10 (in Minuten).

5.4 Analyse der externen Merkmale

Der Unterricht zum Thema Visualisierung mehrdimensionaler Daten wird als Teil einer Vorlesung durchgeführt. Im Rahmen dieser Vorlesung werden noch weitere Daten erhoben. Welche Daten dies sind, wird in Abschnitt 5.4.1 kurz umrissen. Mehr Informationen zur Erhebung und Auswertung dieser Daten können [Faessler 2007] und [Dahinden 2012] entnommen werden.

In den Abschnitten 5.4.2 wird untersucht, welchen Einfluss das Geschlecht, die Motivation und das Interesse am Fach Informatik auf den Arbeitsprozess im untersuchten Modul haben. Der Abschnitt 5.4.3 widmet sich dann der Frage, ob es einen Zusammenhang zwischen den erhobenen Daten und der Leistungskontrolle (Assessment) gibt.

5.4.1 Erhobene Daten zur Vorlesung

Im Rahmen von [Faessler 2007] und [Dahinden 2012] wurden und werden Erhebungen zu ganzen Vorlesungen, bestehend aus mehreren Modulen wie beispielsweise demjenigen zum Thema mehrdimensionale Datenvisualisierung, durchgeführt. Alle Elemente können dabei mit einem Kürzel verbunden werden, das für jeden Studierenden individuell ist. Es ist das gleiche Kürzel, welches auch bei der e-Observation verwendet wurde (4.2.1 Transkription der Benutzung).

Beim Erfassen werden einzelne **Ereignisse** im Log festgehalten. Diese Ereignisse bilden kontext-, kompositions- und interaktionsbezogene Aktionen des Benutzers ab. Um die einzelnen Ereignisse zu einem späteren Zeitpunkt auswerten zu können, werden in einer Vorbereitungsphase benutzerbezogene Informationen erhoben. Anschliessend werden die einzelnen Ereignisse registriert und beim Schliessen von VisuLab® an die zentrale Datenbank verschickt. All dies geschieht in einem direkt in VisuLab® integrierten Modul (Delphi-Unit) und somit auf dem Rechner des Benutzers.

4.2.1.1 Vorbereitung der Aufzeichnung).

Prozessanalyse

Die Prozessanalyse [Faessler 2005, Faessler 2006] besteht aus einer vorgängigen Umfrage, Fragebögen zu den einzelnen Modulen und einer nach dem Ende des Semesters durchgeführten Umfrage. Bei der vorgängigen Umfrage werden Informationen zu den Eigenschaften der Studierenden wie Geschlecht, Studiengang,

Motivation und Erfahrung gesammelt. Über die in dieser Evaluation untersuchten Semester wurden auch immer die folgenden zwei Einschätzungen zur Bewertung gestellt:

1. Wie würden Sie Ihr generelles Interesse an der Informatik einschätzen?
2. Wie hoch schätzen Sie Ihre Motivation ein, um während dem kommenden Semester 3 bis 4 Stunden pro Woche in die Informatik zu investieren?

Beide Aussagen wurden auf einer Skala von 1 bis 5 bewertet.

Weitere Informationen zu diesen didaktischen Evaluationselementen können wiederum in [Faessler 2007] und [Dahinden 2012] nachgelesen werden.

Assessment-Elemente

Assessment-Elemente sind Bestandteil jedes Unterrichts. Ihr Ziel ist es, die Erreichung der Lernziele zu überprüfen. Feste Bestandteile des Unterrichts sind ein formatives und ein summatives Element. Das formative Element wird dabei mehrfach angewendet.

- **Explain:** Dieses formative Element ist Teil des Unterrichtsdesigns (siehe 3.4.6 EXPLAIN: Bewertung). Die Bewertung eines Studierenden erfolgt auf einer Skala von 0 bis 2, wobei 0 bedeutet, dass der Studierende die Lernziele nicht erreicht hat, 1 bezeichnet das Erreichen der Lernziele und 2 das Übertreffen der selbigen.
- **Schlussprüfung:** Die Schlussprüfung wird bewertet und hat Einfluss auf das Bestehen des Moduls. Jedes Unterrichtsthema wird dabei mit mindestens einer Frage abgedeckt.

5.4.2 Eigenschaften der Studierenden

Zu den Eigenschaften der Studierenden liegen ab dem FS09 genügend Daten vor, um eine Analyse durchzuführen. Im Semester FS08 wurde das Kürzel, welches eine Verbindung zu den e-Observation-Daten erlauben würde, nicht erhoben. Im HS08 gab es noch viele Versionen, die vor der Einführung der neuen Erhebung zustande gekommen waren.

	FS09 bis FS10		HS10 und HS11	
	Männlich	Weiblich	Männlich	Weiblich
Sozio	126	227	127	244
Floh	111	207	120	215
Iris	125	243	135	227
Luft	122	238	129	221

Tabelle 5.31: Anzahl Benutzer, die in den beiden Verwendungszeiträumen FS09 bis FS10 und HS10/HS11 die Iris- bzw. die Luftkontexten interpretierten, nach Geschlecht.

5.4.2.1 Geschlecht (F11)

Als Erstes soll untersucht werden, ob es Unterschiede zwischen den beiden Geschlechtern im Hinblick auf die Verwendungszeit der einzelnen Merkmale gibt (Tabelle 5.32). Die Anzahl der Fälle kann Tabelle 5.31 entnommen werden.

Graphikverwendung

Bei der Graphikverwendung kann nur ein Unterschied in der Verwendung der AC-Graphik festgestellt werden. Dabei verwenden die Frauen diese Graphik im Iris-Kontext des Zeitraums FS09-FS10 (Männer Rang 159.08; Frauen Rang 197.58) und im Luftkontext im Zeitraum HS10-HS11 (Männer Rang 154.68; Frauen Rang 187.65) öfter.

		Instruktion		Anwendung	
		Sozio	Floh	Iris	Luft
Gesamt-Zeit	FS09-FS10	0.199	0.660	0.239	0.793
	HS10-HS11	0.118	0.165	0.532	0.221
AC	FS09-FS10	0.599	0.618	0.001	0.134
	HS10-HS11	0.737	0.261	0.069	0.003
PC	FS09-FS10	0.328	0.220	0.884	0.715
	HS10-HS11	0.027	0.059	0.299	0.401
PM	FS09-FS10	0.302	0.368	0.889	0.985
	HS10-HS11	0.179	0.526	0.687	0.550
SM	FS09-FS10	0.053	0.856	0.982	0.114
	HS10-HS11	0.404	0.749	0.058	0.628
ALL	FS09-FS10	0.194	0.448	0.327	0.467
	HS10-HS11	0.427	0.802	0.683	0.958
Interaktionen	FS09-FS10	0.000	0.029	0.002	0.036
	HS10-HS11	0.058	0.008	0.108	0.976
Clustering	FS09-FS10	0.050	0.019	0.001	0.010
	HS10-HS11	0.091	0.004	0.119	0.450
Permutationen	FS09-FS10	0.005	0.668	0.029	0.036
	HS10-HS11	0.227	0.076	0.031	0.110
Dimensions- bezogene Interaktionen	FS09-FS10	0.001	0.918	0.590	0.286
	HS10-HS11	0.029	0.505	0.557	0.767
Tupelbezogene Interaktionen	FS09-FS10	0.001	0.923	0.225	0.243
	HS10-HS11	0.411	0.034	0.495	0.588
Darstellungs- bezogene Interaktionen	FS09-FS10	0.016	0.431	0.001	0.188
	HS10-HS11	0.023	0.951	0.289	0.008

Tabelle 5.32: Mann-Whitney-Test für den Vergleich von Frauen und Männern in den zwei Zeiträumen FS09-FS10 und HS10-HS11. Die Anzahl der Fälle kann Tabelle 5.31 entnommen werden.

Interaktionen

Im ersten Zeitraum unterscheiden sich die Geschlechter in allen Kontexten signifikant, was die gesamte Anzahl der Interaktionen betrifft. Im zweiten Zeitraum unterscheiden sie sich nur in den Kontexten der Instruktion. Im Mittel interagieren die Männer mehr als die Frauen.

5.4.2.2 Motivation der Studierenden(F12)

Die Studierenden werden zu Beginn des Semesters jeweils gefragt, wie hoch sie ihre Motivation einschätzen, um während dem kommenden Semester 3 bis 4 Stunden pro Woche in die Informatik zu investieren.

Sie können auf einer fünfstufigen Skala antworten: 5 (sehr motiviert) bis 1 (keine Motivation). Die Benutzer werden hier in drei Gruppen eingeteilt, die Motivierten (4 und 5), die Ausgeglichenen (3) und die Unmotivierten (1 und 2).

Es werden wiederum die Graphikverwendung und die Interaktionsgruppen verglichen. Tabelle 5.33 gibt die Anzahl der Studierenden wieder, welche als motiviert, ausgeglichen oder unmotiviert bezeichnet werden können. Die Resultate des Kruskal-Wallis-Tests, mit dem die drei Gruppen verglichen wurden, kann Tabelle 5.34 entnommen werden.

Kontext	FS09-FS10			HS10-HS11		
	1-2	3	4-5	1-2	3	4-5
Sozio	89	215	50	89	230	53
Floh	82	197	40	81	206	49
Iris	86	233	49	86	227	51
Luft	86	226	49	78	219	55

Tabelle 5.33: Anzahl Benutzer nach Motivation in den beiden Verwendungszeiträumen FS09 bis FS10 und HS10 bis HS11.

Graphikverwendung

Bei der Graphikverwendung gibt es zwei signifikante Unterschiede bei den Gruppen. Beide Unterschiede finden sich in der Instruktion mit dem Sozio-Kontext. Die motivierten Studierenden haben dabei den geringsten Rang bei der Verwendung der SM-Darstellung (147.13 im Vergleich zu 163.36 und 184.23). Dies kann daran liegen, dass motivierte Studierende die Unterlagen effizienter durcharbeiten. Bei der Verwendung von AC haben sie hingegen den höchsten Rang (223.55 im Vergleich zu 177.64 und 181.39).

Interaktionen

Bei allen fünf Resultaten, bei denen gesagt werden kann, dass die Werte der drei Gruppen nicht aus der gleichen Grundgesamtheit stammen, ist es so, dass die nicht-motivierte Gruppe den geringsten Rang aufweist und somit am wenigsten Interaktionen durchgeführt hat. Die motivierte Gruppe hat bis auf die Permutationen in der Iris-Anwendung im Zeitraum FS09-FS10 den höchsten Rang und interagiert somit am meisten. Interessant ist vor allem, dass im Zeitraum HS10-HS11 die darstellungsbezogenen Interaktionen signifikante Unterschiede aufweisen. Dies könnte daran liegen, dass motivierte Studierende länger nach einer möglichst guten Darstellungsart suchen.

5.4.2.3 Interesse der Studierenden (F13)

Die Studierenden werden zu Beginn des Semesters jeweils gefragt, wie sie ihr generelles Interesse an der Informatik einschätzen würden. Sie können auf einer fünfstufigen Skala antworten: 5 (sehr interessiert) bis 1 (kein Interesse). Die Benutzer werden in drei Gruppen eingeteilt, die Interessierten (4 und 5), die Ausgeglichenen (3) und die Desinteressierten (1 und 2).

Es werden wiederum die Graphikverwendung und die Interaktionsgruppen verglichen. Aus Platzgründen werden die Ränge des Kruskal-Wallis-Tests in Tabelle 5.35 nicht angegeben. Für die signifikanten Unterschiede werden sie im Text erwähnt.

		Instruktion		Anwendung	
		Sozio	Floh	Iris	Luft
Gesamt-Zeit	FS09-FS10	0.067	0.928	0.765	0.653
	HS10-HS11	0.429	0.047	0.559	0.136
AC	FS09-FS10	0.281	0.594	0.607	0.116
	HS10-HS11	0.025	0.311	0.912	0.661
PC	FS09-FS10	0.168	0.540	0.801	0.702
	HS10-HS11	0.333	0.122	0.815	0.517
PM	FS09-FS10	0.260	0.354	0.757	0.397
	HS10-HS11	0.563	0.169	0.283	0.163
SM	FS09-FS10	0.029	0.131	0.100	0.771
	HS10-HS11	0.785	0.225	0.543	0.486
ALL	FS09-FS10	0.586	0.167	0.237	0.270
	HS10-HS11	0.934	0.292	0.335	0.314
Interaktionen	FS09-FS10	0.604	0.127	0.330	0.831
	HS10-HS11	0.037	0.123	0.554	0.191
Clustering	FS09-FS10	0.337	0.154	0.268	0.526
	HS10-HS11	0.648	0.198	0.293	0.315
Permutationen	FS09-FS10	0.309	0.525	0.048	0.768
	HS10-HS11	0.171	0.188	0.921	0.100
Dimensions-bezogene Interaktionen	FS09-FS10	0.965	0.410	0.271	0.499
	HS10-HS11	0.319	0.179	0.143	0.655
Punktbezogene Interaktionen	FS09-FS10	0.468	0.883	0.365	0.047
	HS10-HS11	0.135	0.425	0.192	0.115
Darstellungs-bezogene Interaktionen	FS09-FS10	0.731	0.479	0.257	0.945
	HS10-HS11	0.013	0.037	0.085	0.015

Tabelle 5.34: Ergebnisse des Kruskal-Wallis-Tests für die vier Kontexte und die zwei Zeiträume. Aus Platzgründen wird nur der p-Wert angegeben. Die Anzahl der Fälle kann Tabelle 5.33 entnommen werden.

		Instruktion		Anwendung	
		Sozio	Floh	Iris	Luft
Gesamt-Zeit	FS09-FS10	0.148	0.388	0.688	0.744
	HS10-HS11	0.110	0.829	0.185	0.392
AC	FS09-FS10	0.438	0.109	0.270	0.571
	HS10-HS11	0.414	0.415	0.012	0.002
PC	FS09-FS10	0.126	0.368	0.850	0.557
	HS10-HS11	0.070	0.558	0.077	0.564
PM	FS09-FS10	0.213	0.426	0.499	0.793
	HS10-HS11	0.492	0.478	0.098	0.928
SM	FS09-FS10	0.187	0.393	0.498	0.602
	HS10-HS11	0.084	0.647	0.025	0.630
ALL	FS09-FS10	0.962	0.136	0.951	0.914
	HS10-HS11	0.915	0.998	0.405	0.233
Interaktionen	FS09-FS10	0.238	0.010	0.177	0.601
	HS10-HS11	0.552	0.617	0.507	0.598
Clustering	FS09-FS10	0.315	0.023	0.179	0.430
	HS10-HS11	0.643	0.457	0.749	0.786
Permutationen	FS09-FS10	0.178	0.613	0.232	0.266
	HS10-HS11	0.588	0.939	0.938	0.322
Dimensions-bezogene Interaktionen	FS09-FS10	0.824	0.099	0.379	0.782
	HS10-HS11	0.509	0.755	0.559	0.386
Punktbezogene Interaktionen	FS09-FS10	0.564	0.120	0.382	0.271
	HS10-HS11	0.816	0.149	0.858	0.455
Darstellungs-bezogene Interaktionen	FS09-FS10	0.769	0.755	0.126	0.391
	HS10-HS11	0.185	0.270	0.816	0.554

Tabelle 5.35: Ergebnisse des Kruskal-Wallis-Tests für die vier Kontexte und die zwei Zeiträume. Aus Platzgründen wird nur der p-Wert angegeben. Die Anzahl der Fälle kann Tabelle 5.36 entnommen werden.

	FS09-FS10			HS10-HS11		
	1-2	3	4-5	1-2	3	4-5
Sozio	144	153	56	116	191	66
Floh	129	141	48	106	173	58
Iris	147	164	56	119	178	68
Luft	143	163	54	111	172	70

Tabelle 5.36: Anzahl Benutzer nach Interesse in den beiden Verwendungszeiträumen FS09 bis FS10 und HS10 bis HS11.

Graphikverwendung

Bei der Graphikverwendung gibt es drei Fälle, in denen sich die Grundgesamtheiten der drei Gruppen unterscheiden, alle liegen im Zeitraum HS10-HS11. Im Iris- und Luftkontext unterscheiden sie sich in der Verwendung der AC und im Iris-Kontext in der Verwendung der SM. Interessanterweise hat die nicht interessierte Gruppe immer die höchsten Ränge, sie hat somit am längsten mit den jeweiligen Graphiken gearbeitet.

Interaktionen

Bei den Interaktionen verhält es sich bei der gesamten Anzahl Interaktionen und den Clustering-Interaktionen genau umgekehrt. Die höchsten Ränge weist jeweils die Gruppe der motivierten Studierenden auf.

5.4.3 Assessment-Elemente

Die Informationen zu den Assessment-Elementen wurden für den Zeitraum HS10 und HS11 ausgewertet. Dies, weil nur hier genügend Informationen vorhanden sind.

5.4.3.1 EXPLAIN (F14)

Beim Explain können drei Werte erreicht werden: 0 = Lernziel nicht erreicht, 1 = Lernziel erreicht, 2 = Lernziel übertroffen. Tabelle 5.37 zeigt, wie viele Studierende die jeweiligen Werte erreicht haben.

	Sozio	Floh	Iris	Luft
1 (= Lernziel erreicht)	230	197	230	222
2 (= Lernziel übertroffen)	54	50	52	51

Tabelle 5.37: Anzahl Studierende nach erreichter Bewertung im Explain aus den Semestern HS10/FS11.

Im Folgenden werden zwei Gruppen der Studierenden untersucht: Jene, welche die Lernziele erfüllt, und jene, welche sie übertroffen haben.

Graphikverwendung

Die Resultate des Mann-Whitney-Tests für die beiden Gruppen zeigen zwei signifikante Unterschiede in der Graphikverwendung (Tabelle 5.38). Beide liegen im Luftkontext, wobei der mittlere Rang der Gruppe 1 höher ist als jener der Gruppe 2.

Interaktionen

Bei den Interaktionen gibt es viel mehr signifikante Unterschiede zwischen den beiden Gruppen. Die Gesamtanzahl der Interaktionen unterscheidet sich in drei Kontexten. Bei diesem Merkmal und bei allen weiteren signifikant unterschiedlichen Merkmalen liegt der mittlere Rang der Gruppe 2 höher als jener der Gruppe 1.

		Instruktion		Anwendung	
		Sozio	Floh	Iris	Luft
Gesamt-Zeit	Z	-0.660	-0.099	-0.432	-2.796
	p-Wert	0.509	0.921	0.666	0.005
AC	Z	-0.868	-1.027	-0.062	-1.203
	p-Wert	0.385	0.304	0.950	0.229
PC	Z	-0.424	-0.910	-0.782	-3.805
	p-Wert	0.671	0.363	0.434	0.000
PM	Z	-0.342	-0.866	-0.458	-0.676
	p-Wert	0.733	0.387	0.647	0.499
SM	Z	-1.417	-0.291	-0.303	-0.080
	p-Wert	0.157	0.771	0.762	0.937
ALL	Z	-0.310	-0.655	-0.687	-0.864
	p-Wert	0.756	0.512	0.492	0.388
Interaktionen	Z	-2.082	-0.237	-3.770	-2.855
	p-Wert	0.037	0.813	0.000	0.004
Clustering	Z	-0.618	-0.871	-2.942	-1.395
	p-Wert	0.536	0.384	0.003	0.163
Permutationen	Z	-3.316	-1.589	-1.366	-1.059
	p-Wert	0.001	0.112	0.172	0.290
Dimensions-bezogene Interaktionen	Z	-0.486	-0.591	-2.845	-3.483
	p-Wert	0.627	0.554	0.004	0.000
Punktbezogene Interaktionen	Z	-0.715	-0.632	-2.138	-2.439
	p-Wert	0.475	0.528	0.033	0.015
Darstellungs-bezogene Interaktionen	Z	-1.412	-1.082	-0.629	-0.979
	p-Wert	0.158	0.279	0.529	0.328

Tabelle 5.38: Resultate des Mann-Whitney-Tests für den Vergleich zwischen den Gruppen 1 = Lernziel erreicht und 2 = Lernziel übertroffen.

5.4.3.2 Prüfung (F15)

Die Prüfung findet am Ende des Semesters statt und beinhaltet Fragen zu allen Modulen (siehe 5.4.1 Erhobene Daten zur Vorlesung). Die Frage ist nun, ob ein Zusammenhang zwischen den erhobenen Daten zur Verwendung von VisuLab® und der Endnote besteht.

	Sozio	Floh	Iris	Luft
Anzahl Fälle	343	307	345	335

Tabelle 5.39: Anzahl Studierende nach Kontext.

Tabelle 5.40 zeigt die Korrelationen nach Pearson zwischen den erreichten Punktzahlen im Endtest und den gemessenen Werten während der aufgezeichneten Unterrichtseinheit.

	Instruktion		Anwendung	
	Sozio	Floh	Iris	Luft
Gesamtzeit	-0.069	0.056	0.078	0.131*
AC	-0.048	0.091	0.090	0.121*
PC	-0.066	0.067	0.127*	0.232**
PM	0.011	0.041	0.021	-0.060
SM	-0.109*	-0.058	-0.040	-0.018
ALL	0.149**	0.099	0.085	0.103
Interaktionen	0.170**	0.151**	0.177**	0.234**
Clustering	-0.030	0.210**	0.207**	0.210**
Permutationen	0.188**	-0.051	0.061	0.049
Dimensionsbezogene Interaktionen	0.114*	0.018	0.079	0.184*
Punktbezogene Interaktionen	0.001	0.058	0.025	0.240**
Darstellungsbezogene Interaktionen	0.013	0.052	0.064	0.123**

Tabelle 5.40: Korrelation nach Pearson zwischen der erreichten Punktzahl im Endtest und unterschiedlichen Merkmalen der e-Observation. * bedeutet, dass die Korrelation auf dem 0.05 Niveau signifikant ist, ** zeigt eine Signifikanz auf dem 0.01-Niveau an.

Graphikverwendung

Bei der Graphikverwendung gibt es in der Instruktion zwei Werte, die mit der Endnote korrelieren. Beide liegen im Soziokontext. Hier ist interessant, dass die SM-Werte negativ mit der Note korrelieren und die ALL-Werte positiv korrelieren. Die signifikanten Korrelationen in der Anwendung zeigen immer eine positive Korrelation an. Die längere Arbeit mit dem Luftkontext scheint auf eine höhere Note hinzuweisen.

Interaktionen

Es zeigt sich, dass die Anzahl Interaktionen positiv und signifikant mit den erreichten Punkten korreliert. Generell korrelieren die gemessenen Werte zum Luft-Kontext in den meisten Fällen mit der erreichten Punktzahl im Endtest. Dabei handelt es sich immer um eine positive Korrelation, mehr Interaktion zeigt also eine höhere Note an.

Eine Regressionsanalyse zeigt zwar an, dass mit der Anzahl Interaktionen ein Modell erzeugt werden könnte, aber der konstante Wert ist schon relativ hoch im Vergleich zu den anderen Werten. Letztendlich erfüllt keines der Modelle die Ansprüche an eine gute Vorhersage.

5.5 Zusammenfassung

5.5.1 Verwendung der Unterlagen und Adaption des Unterrichtskonzepts

Zur Instruktion wurden drei Fragen gestellt.

F1: Wird die Instruktion von den Studierenden bearbeitet?

Diese Frage muss als Erstes beantwortet werden, da nur aus einer Verwendung der Materialien auf Zusammenhänge zwischen Instruktion und Anwendung geschlossen werden können. Folgende Hinweise werden als Indizien dafür gewertet, dass die Materialien verwendet wurden:

- Die Anzahl registrierter Teilnahmen von durchschnittlich 235 Studierenden pro Semester entspricht der erwarteten Anzahl von ca. 500 Studierenden pro Jahr.
- Die registrierte Zeit von 80 Minuten für den Soziokontext und 40 Minuten für den Flohkontext entsprechen den Vorgaben bzw. den Erwartungen.
- Die aufgezeichnete Instruktion verändert sich nicht signifikant, wenn die Instruktion unverändert bleibt. Die Grundgesamtheit der aufgezeichneten Zeiten und Interaktionen bleibt in Semestern mit gleicher Instruktion vergleichbar.
- Nach der Ergänzung der Instruktion durch einen neuen Kontext konnten Daten zu diesem Kontext aufgezeichnet werden.
- Nach dem Einführen von neuen Interaktionsmöglichkeiten steigt die Anzahl der aufgezeichneten Interaktionen an, bzw. konnten Daten zu dieser neu eingeführten Interaktionsmöglichkeit erstmals aufgezeichnet werden.

F2: Arbeiten die Studierenden im eigenen Tempo?

Die Unterlagen sind so entwickelt worden, dass die Studierenden in ihrem eigenen Tempo arbeiten. Bei dieser Hypothese wird davon ausgegangen, dass einige Studierende schneller arbeiten als andere und dass sie unterschiedlich oft interagieren. Dies ist möglich, da kein fixer Zeitrahmen vorgegeben ist. Folgende gemessenen Werte werden als positive Hinweise auf die Annahme gewertet, dass die Studierenden die Instruktion individuell durcharbeiten:

- Die Gesamtzeit der Instruktion mit dem Sozio- und dem Flohkontext hat eine durchschnittliche Variation von 50% der mittleren Zeit.
- Die Anzahl Interaktionen weist eine Streuung von ca. 60% der mittleren Anzahl auf.

F3: Findet ein Transfer statt?

Der vorhergesagte Transfer wird durch die folgenden messbaren Faktoren gestützt:

- Die Interaktionen in den unterschiedlichen Kontexten zeigen keinen Zusammenhang.
- Die Graphikverwendungen in den unterschiedlichen Kontextes zeigen keinen Zusammenhang.

5.5.2 Erreichen des operationalisierten Lernziels

Damit genügend Hinweise darauf bestehen, dass das operationalisierte Lernziel erreicht wird, müssen die drei folgenden Fragen mit ja beantwortet werden können. In der

Anwendung wurden immer jeweils zwei Datensätze durch die Studierenden analysiert. Hinweise darauf, dass das Lernziel erreicht wurde, geben signifikante Unterschiede bei den Daten zu den unterschiedlichen Kontexten.

F4: Interagieren die Studierenden mit unterschiedlichen Kontexten anders?

- Der Boden- und der Iris-Kontext unterscheiden sich in allen Interaktionsgruppen bis auf die darstellungsbezogenen Interaktionen signifikant.
- Der Iris- und der Luftkontext unterscheiden sich in allen Interaktionsgruppen bis auf die Permutationen signifikant.

F5: Verwenden die Studierenden die Darstellungsmethoden entsprechend den unterschiedlichen Kontexten?

- Die Daten von Boden- und Iris-Kontext unterscheiden sich in mindestens zwei von sechs Kompositionsverwendungen.
- Die Daten von Iris- und Luftkontext unterscheiden sich in mindestens drei von sechs Kompositionsverwendungen.

F6: Gibt es Unterschiede zwischen den Interaktionen mit den Konstellationen für die verschiedenen Kontexte?

- Die komparativen Interaktionen werden im Iris- und im Luftkontext im Zusammenhang mit unterschiedlichen Graphiken und Graphikkonstellationen verwendet.

Es konnte nicht gezeigt werden, dass mit den Kontexten vergleichbar interagiert wurde oder dass vergleichbare Konstellationsdauern verwendet wurden. Die signifikanten Unterschiede, die gefunden wurden, lassen den Schluss zu, dass das operationalisierte Lernziel erreicht wurde.

5.5.3 Folgen von Veränderungen des Unterrichts

Instruktion und Anwendung sollen einen Zusammenhang aufweisen, da die Instruktion auf die Anwendung vorbereiten soll. Dennoch soll das in der Instruktion Erlernete in der Anwendung nicht kopiert, sondern situativ angepasst werden.

Die Daten des Iris-Kontexts wurden in Abschnitt 5.3 im Hinblick auf folgende Fragen analysiert:

F7: Welchen Einfluss hat die Einführung der Clustering-Methoden auf die Anzahl der Interaktionen in der Anwendung?

F8: Welchen Einfluss hat die Einführung der Clustering-Methoden auf die Dauer der Verwendung der einzelnen Konstellationen in der Anwendung?

F9: Welchen Einfluss hat die Erwähnung der Permutationsmöglichkeiten in der Instruktion auf die Anzahl der Interaktionen in der Anwendung?

F10: Welchen Einfluss hat die Erwähnung der Permutationsmöglichkeiten in der Instruktion auf die Dauer der Verwendung der einzelnen Konstellationen in der Anwendung?

Es hat sich gezeigt, dass die Fragen F7 und F9 gleich beantwortet werden können.

- Die Anzahl der Interaktionen in einer Interaktionsgruppe, zu der eine neu eingeführte Interaktion gehört, erhöht sich signifikant.
- Bei beiden untersuchten Einführungen von neuen Interaktionsmöglichkeiten hat die Einführung dazu geführt, dass sich die gesamte Anzahl der Interaktionen erhöht hat.

Auch die Fragen F8 und F10 führten bei der Analyse zur gleichen Antwort.

- Die Verwendungszeit von den zur Interaktion gehörigen Graphiken verändert sich signifikant. Das heisst, dass sich für die Clustering-Methoden die Verwendung der Andrews' Curves erhöhte und bei den Permutationsmöglichkeiten die Verwendungsdauer der Permutations-Matrix anstieg.

5.5.4 Vergleiche verschiedener Studierendengruppen

Der Lernprozess kann von Eigenschaften der Studierenden beeinflusst werden, welche zu Beginn des Moduls vorhanden sind. Es ist erwünscht, dass sich weder das Geschlecht noch die Motivation oder das Interesse an Informatikthemen auf die erhobenen Daten zur Unterrichtseinheit auswirken.

F11: Gibt es Unterschiede zwischen Frauen und Männern im Hinblick auf die Anzahl der Interaktionen und die Dauer der Verwendung der einzelnen Konstellationen?

- Männer und Frauen unterscheiden sich nicht grundlegend bei der Verwendung der Kompositionen.
- Männer und Frauen unterscheiden sich in vielen Interaktionsmerkmalen voneinander. Es gibt Hinweise darauf, dass Männer mehr interagieren als Frauen.

F12: Gibt es Unterschiede zwischen motivierten und nicht motivierten Studierenden im Hinblick auf die Anzahl der Interaktionen und die Dauer der Verwendung der einzelnen Konstellationen?

- Die Motivation hat keinen nachweisbaren Einfluss auf die grundlegende Verwendung der Komposition und Interaktion.

F13: Gibt es Unterschiede zwischen interessierten und desinteressierten Studierenden im Hinblick auf die Anzahl der Interaktionen und die Dauer der Verwendung der einzelnen Konstellationen?

- Das Interesse an Informatikthemen hat keinen nachweisbaren Einfluss auf die grundlegende Verwendung der Komposition und der Interaktion.

Nach dem Unterricht können die gesammelten Daten mit den Resultaten der Assessment-Elemente in Verbindung gebracht werden, bzw. die Studierenden können in Leistungsgruppen eingeteilt werden.

F14: Gibt es Unterschiede zwischen Studierenden, die das Lernziel erreicht haben, und Studierenden, die das Lernziel übertroffen haben, im Hinblick auf die Anzahl der Interaktionen und die Dauer der Verwendung der einzelnen Konstellationen?

- Im Explain als gut bewertete Studierende unterscheiden sich von den anderen Studierenden in der Verwendung der Komposition nicht grundlegend.
- Im Explain als gut bewertete Studierende unterscheiden sich von den anderen Studierenden darin, dass sie mehr interagieren.

F15: Gibt es einen Zusammenhang zwischen erreichter Punktzahl im Abschlusstest und der Anzahl der Interaktionen bzw. der Dauer der Verwendung der einzelnen Konstellationen?

- Die gemessenen Daten zum Iris- und zum Luftkontext korrelieren weitgehend mit dem Resultat der Prüfung.
- Es konnte kein befriedigendes Modell gefunden werden, welches eine Einschätzung des Prüfungsergebnisses aufgrund der gesammelten Daten ergibt.

5.5.5 Weitere Erkenntnisse

Während der Überprüfung der aufgestellten Hypothesen gab es weitere Erkenntnisse über den Unterricht:

Extrinsische Information zu den Datensätzen kann die Anwendung beeinflussen.

Im Zusammenhang mit den weniger komplexen Iris-Daten wurden signifikant mehr Clustering-Ereignisse registriert (Abschnitt 5.3.1.2). Dies kann daran liegen, dass in den Unterlagen von drei Gruppen zwar von Iris-Daten gesprochen wurde, diese drei Gruppen aber mit keiner Clustering-Einstellung direkt gefunden werden können.

Die Gesamtzeit der Interpretation eines Datensatzes steigt nicht mit der Anzahl verwendeter Interaktionen

Obwohl bei beiden Einführungen von mehr Interaktivität die Anzahl der gesamten Interaktionen signifikant gestiegen ist (Abschnitt 5.4), ist die Gesamtinterpretationszeit nicht signifikant gestiegen.

Kapitel 6: Erkenntnisse und Ausblick

In dieser Arbeit wurde aufgezeigt, wie ein TVL-Unterricht zum Thema Visualisierung mehrdimensionaler Daten auf Hochschulstufe implementiert werden kann (Kapitel 3). Dieser Unterricht erreicht gemäss der durchgeführten Analyse (Kapitel 5) auf Basis der gesammelten Daten (Kapitel 4) das postulierte Lernziel. Abbildung 6.1 gibt einen Überblick über die behandelten Themen und deren Zusammenhänge.

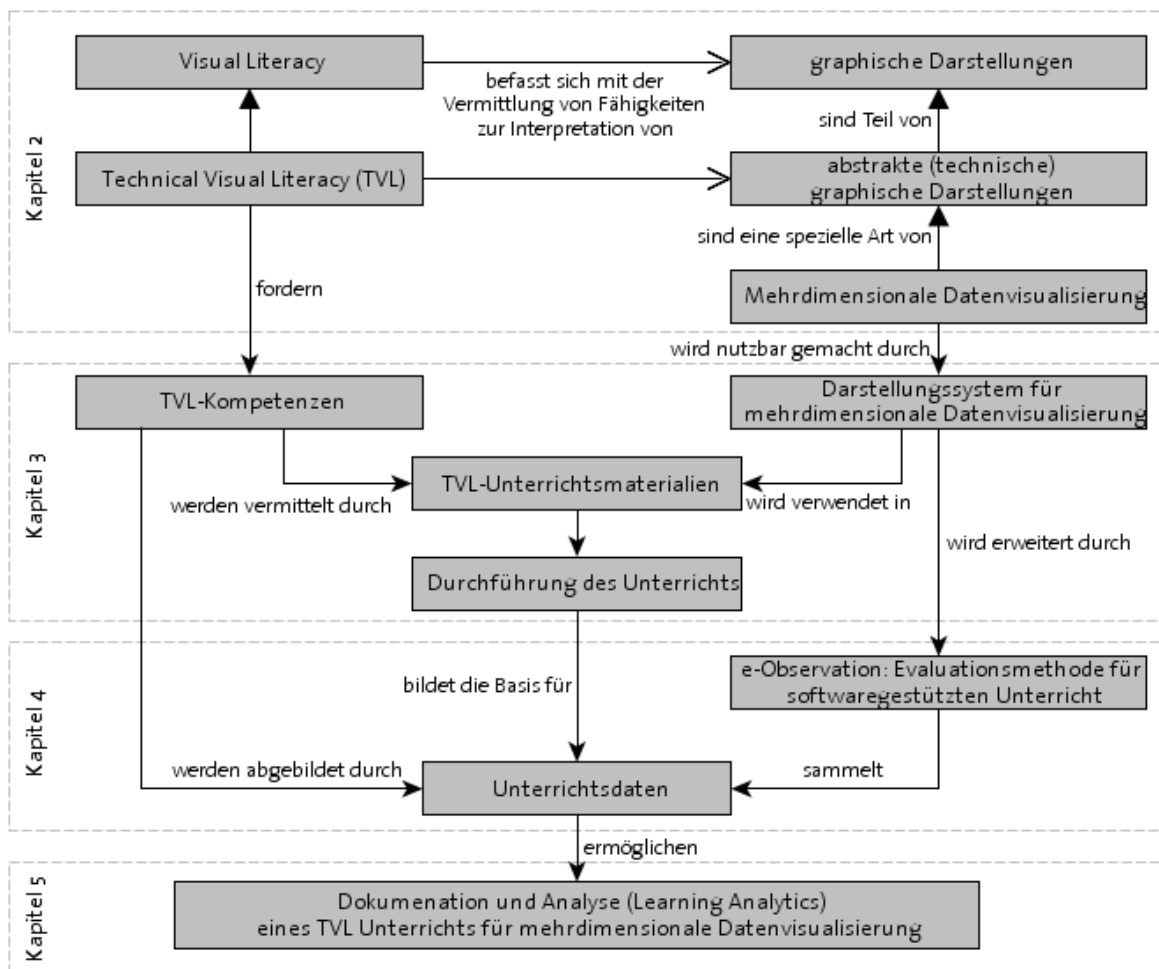


Abbildung 6.1: Übersicht über die Themen der Arbeit und ihre Abhängigkeiten.

In diesem abschliessenden Kapitel werden als Erstes die Erkenntnisse aus dieser Arbeit zusammengefasst. Der letzte Abschnitt ist den möglichen aufbauenden Arbeiten gewidmet.

6.1 Erkenntnisse

Die Erkenntnisse aus der Arbeit werden im Hinblick auf die folgenden vier Bereiche gezogen: Technical Visual Literacy und zugehöriger Unterricht, e-Observation (Evaluationsmethode), Lern- und Anwendungsprozesse von Datenvisualisierungsmethoden.

6.1.1 Technical Visual Literacy und zugehöriger Unterricht

Wie in dieser Arbeit gezeigt wurde, kann Visual Literacy für abstrakte Darstellungen anhand von mehrdimensionaler Datenvisualisierung auf Hochschulstufe vermittelt werden. Die Studierenden lernen Komposition und Interaktion kontextabhängig zu wählen. Hier sind die vier Haupterkenntnisse des Unterrichts aufgeführt und es wird darauf eingegangen, was dies für weitere TVL-Unterrichtseinheiten bedeutet.

1. **Ein TVL-Unterricht ist möglich:** Wie in der Einleitung zu diesem Kapitel festgehalten wurde, erreichen die Studierenden die gesetzten Lernziele. Somit konnte gezeigt werden, dass die Vermittlung von Fähigkeiten im Zusammenhang mit abstrakten Darstellungen möglich ist.
2. **Eine Instruktion von Komposition und Interaktion ist notwendig:** Beide neu eingeführten Interaktionsmöglichkeiten waren bereits den Studierenden der vorherigen Semester durch die Software zugänglich. Die Studierenden nutzten die Möglichkeiten jedoch erst, nachdem sie eine Instruktion erhielten.
3. **Instruktion kann zu unabhängiger Anwendung des Gelernten führen:** Die Studierenden analysierten die Kontexte der Anwendung anders, als es ihnen in der Instruktion gezeigt wurde.
4. **Der Kontext hat einen Einfluss auf die Verwendung von Komposition und Interaktion:** Die drei in der Anwendung durch die Studierenden interpretierten Kontexte unterscheiden sich grundlegend. Dies führte auch zu unterschiedlichen Anwendungsprozessen.

Darauf können folgende vier Empfehlungen für zukünftige TVL-Unterrichtseinheiten abgegeben werden:

1. Die Instruktion muss alle später erforderlichen Interaktionsmöglichkeiten einführen. Dazu müssen die verwendeten Kontexte so gewählt werden, dass die Interaktionsmöglichkeiten sinnvoll einzusetzen sind.
2. Die Kontexte sind so zu wählen, dass die gewünschten Kompositionen und Interaktionen dazu passen.
3. Die im Unterricht verwendeten Kontexte sollten sich konzeptionell im Hinblick auf die intrinsische Information voneinander unterscheiden.
4. Der Kontext muss extrinsische Information besitzen, welche aus dem Interessensbereich der Studierenden stammt.

6.1.2 E-Observation: Evaluationsmodell zur Abbildung von Prozessen in einem softwaregestützten Unterricht

Die Evaluation von digitalen Lernumgebungen unterscheidet sich von anderen Unterrichtsevaluationen dahingehend, dass die zu untersuchende Kommunikation und Interaktion nicht zwischen zwei Menschen stattfinden. Die Dokumentation von Lern-

und Anwendungsprozessen wird deshalb mit Mitteln aus dem Bereich der Mensch-Maschinen-Interaktion durchgeführt.

Mit der e-Observation-Methode ist es möglich, einen computergestützten distance learning-Unterricht bzw. die Verwendung einer Unterrichts-Software zur Visualisierung mehrdimensionaler Daten zu evaluieren. Diese Art der Evaluation ist in allen Unterrichtseinheiten möglich, bei denen Zugang zum Quellcode der Software besteht. Um konkrete Aussagen über den Lern- und Anwendungsprozess machen zu können, müssen die zu erlernenden Fähigkeiten mit der untersuchten Software vermittelt und anschliessend angewendet werden.

Die Methode wurde für im Unterricht eingesetzte Software entwickelt, kann aber auch für die Evaluation von Software im Allgemeinen verwendet werden. Dabei muss aber entweder die Verwendung bekannt sein oder es müssen dem Endnutzer Schulungsunterlagen zur Verfügung gestellt werden.

6.1.3 Lern- und Anwendungsprozesse im Bereich der mehrdimensionalen Datenvisualisierung

Die mit Hilfe der Evaluationsmethode gesammelten Daten können einerseits zur Evaluation des Unterrichts verwendet werden, bieten andererseits aber auch einen Einblick in die Anwendung von Methoden zur Visualisierung mehrdimensionaler Daten. Folgende Erkenntnisse wurden aus der Anwendungsphase gewonnen:

1. Mehr Interaktionsmöglichkeiten führen nicht zu längeren oder kürzeren Arbeitszeiten: Es kann somit vermutet werden, dass es eine bestimmte Zeit dauert, sich mit einem Kontext vertraut zu machen. Es kann bezweifelt werden, dass mehr Interaktionsmöglichkeiten die Arbeitsdauer verkürzen. Das bedeutet jedoch nicht, dass die Erkenntnisse nicht besser sein können.
2. Mehr Interaktionsmöglichkeiten führen zu mehr Interaktion: Die neu eingeführten Interaktionen waren immer Kombinationen von mehreren Einzelinteraktionen. Trotzdem wurde gesamthaft nach der Einführung mehr interagiert.
3. Die Kombination von allen vier Graphiken wird verwendet: Die Kombination aller vier Graphiken wird in fast einem Drittel der Zeit verwendet.
4. Es gibt keine signifikanten Unterschiede zwischen den Leistungsgruppen: Es kann keine generelle Aussage darüber gemacht werden, dass gute Studierende kürzer arbeiten, weil effizienter, oder länger, weil interessierter. Auch die Anzahl der Interaktionen gibt keinen Hinweis darauf.

6.2 Ausblick

Auf Basis dieser Arbeit können nun weitere Untersuchungen durchgeführt werden. Einerseits können die gesammelten Daten noch weiter im Hinblick auf zusätzliche Fragestellungen untersucht werden, andererseits kann der Unterricht verändert werden.

6.2.1 Technical Visual Literacy

Der Unterricht von Technical Visual Literacy ist, wie in dieser Arbeit aufgezeigt, möglich. Die Vermittlung mit einem Darstellungssystem zur Visualisierung von mehrdimensionalen Daten ist jedoch nicht die einzige Möglichkeit, dies zu vermitteln. Der Unterricht

kann auch mit anderen Systemen aus dem Bereich der technischen Visualisierung durchgeführt werden. Die verwendete Software kann jedoch auch in Bezug auf das System, den Kontext, die Komposition und die Interaktion verändert werden.

6.2.1.1 System

Das System könnte die Daten aus noch mehr Quellen einlesen bzw. in mehr Formaten ausgeben. Als Einlese-Quellen denkbar sind vor allem Ressourcen, die zur Speicherung von Daten verwendet werden, wie beispielsweise Datenbanken. Als Ausgabe-Formate sind vor allem Formate wünschenswert, die im Zusammenhang mit statistischer Software stehen.

6.2.1.2 Kontext

Die hier vorgestellten Kontexte sind auf den Unterricht an einer Schweizer Hochschule im Bereich der Naturwissenschaften zugeschnitten. Die Sammlung und Evaluation von Kontexten, welche auf anderen Schulstufen bzw. in anderen Ländern analysiert werden können, würde den Unterricht bereichern und ihn einem breiteren Publikum zugänglich machen. Aber auch eine Erweiterung der Kontexte im Rahmen des aktuellen Unterrichts, z. B. aus öffentlich zugänglichen Datensammlungen oder der aktuellen Forschung der ETH, ist wünschenswert.

6.2.1.3 Komposition

Die vier Graphiken und deren Kombinationen ermöglichen mehrere Kompositionen, mit denen die Daten dargestellt werden können. Die Integration von weiteren Darstellungsmethoden ist zu prüfen. Neue Graphiken könnten bestehende ersetzen oder aber auch parallel angeboten werden. Ob und wie die neuen Graphiken verwendet werden, muss analog zur Einführung von neuen Interaktionsmöglichkeiten analysiert werden.

6.2.1.4 Interaktion

Wie exemplarisch an der Einführung von zwei Interaktionsmöglichkeiten gezeigt wurde, haben die angebotenen und vermittelten Interaktionsmöglichkeiten einen grossen Einfluss auf die spätere Verwendung bei der Analyse von neuen mehrdimensionalen Daten. Hier bietet es sich an, noch mehr Einzelinteraktionen und Visual Scouts einzuführen, um die visuelle Analyse besser unterstützen zu können. Neue Visual Scouts als Kombination von mehreren Einzelinteraktionen können aufgrund der Learning Analytics gefunden werden. Beispiele dazu werden in Abschnitt 6.2.3 genannt.

6.2.2 E-Observation

Das Konzept der e-Observation als Kombination von Software und Unterricht hat in dieser Arbeit gute Rohdaten geliefert. Diese Rohdaten wurden in dieser Arbeit exemplarisch als Basis für die Learning Analytics verwendet. Wie schon im Abschnitt 6.1 gesagt, kann diese Methode mit jeder Lernsoftware angewendet werden. Folgende Erweiterungen sind denkbar:

- **Verbesserte Aufzeichnung der Daten:** In der Analyse wurde aufgrund der Konstellationszeiten auf eine Inaktivität geschlossen. Hier könnte bereits bei der Aufzeichnung des Logs berücksichtigt werden, wie viel Zeit zwischen dem aktuellen

und dem letzten Eintrag vergangen ist. Falls diese Zeitspanne die hier definierten Werte überschreitet, könnte das Logfile dies vermerken. Auf diese Weise würden nicht nur die Konstellationen, sondern alle Ereignisse den Ausschlag geben.

- **Informationen zum Benutzer:** Im Unterricht werden bereits einige Daten zu den Studierenden erhoben. Wenn die Evaluation jedoch in einem Umfeld durchgeführt würde, das keine zusätzlichen Umfragen beinhaltet, dann müssten diese Daten bei der Installation der Software erhoben werden.
- **Mehr Tabellen aufbereiten:** Aktuell werden die in Abschnitt 4.2.3 angegebenen Tabellen durch die Aufbereitungssoftware erzeugt. Hier könnten noch mehr Daten erzeugt werden, z. B. Kombinationen aus Konstellationswechsel und Interaktionen, Interaktions- und Konstellationspatterns.

6.2.3 Weiterführende Analyse

In Kapitel 5 wurde nur ein Teil der aufgezeichneten Daten für die Analyse verwendet. Folgende weitere Auswertungen könnten aufgrund der Datenbasis gemacht werden:

- **Analyse der Interaktionsfolgen:** Die Interaktionen sind als chronologische Folge abgespeichert. Hier kann untersucht werden, ob es bestimmte Interaktionsfolgen gibt, die besonders häufig auftreten.
- **Analyse der Konstellationsfolgen:** Wie die Interaktionen sind auch die Konstellationen chronologisch sortiert. Hier ist vor allem interessant, welche Graphiken aufeinander folgend verwendet werden.
- **Analyse der Startkonstellation:** Aufgrund der gewählten Konstellationen kann getestet werden, welche Konstellation am meisten gewählt wird oder welche Konstellationen zu Beginn der Anwendung gewählt werden.
- **Analyse der Nicht-Unterrichtsdaten:** Da die Software frei verfügbar ist, kann sie von jedem verwendet werden. Es hat sich gezeigt, dass mit der Software zwar nicht viele andere Daten als die Unterrichtsdaten visualisiert werden, aber dennoch sind solche Daten vorhanden. Diese Daten könnten nun noch genauer analysiert werden.

Die Auswertungen könnten dann wie folgt verwertet werden:

- Interaktionspatterns könnten zu neuen Visual-Scouts zusammengefasst werden.
- Wenn der Benutzer lange keine Interaktion mehr durchführt, könnte ihm die am häufigsten gemachte Folgeinteraktion vorgeschlagen werden. Dasselbe gilt für die Konstellationen.
- Die am meisten verwendete Konstellation könnte als Startkonstellation geöffnet werden.

Diese Änderungen sind statischer Natur, das heißt, sie wären für alle Benutzer gleich. Natürlich kann die Analyse auch personalisiert gemacht werden, indem diese Werte individuell erhoben werden und nur im jeweiligen System zur Anwendung kommen.

Literaturverzeichnis

- [Andrews 1972] Andrews, D.F. (1972). Plots of High-Dimensional Data. In: *Biometrics*, March 1972, pp. 125-136.
- [Andrews 1985] Andrews, D.F., Herzberg, A.M. (1985). *Data. A Collection of Problems from Many Fields for the Student and Research Worker*. New York: Springer Verlag.
- [Arbuckle 2004] Arbuckle, K. (2004). The language of pictures: Visual literacy and print materials for adult basic education and training (ABET). In *Language Matters; Studies in the Languages of Southern Africa*, 35(2), pp. 445-458.
- [Avgerinou 1997] Avgerinou, M., Ericson, J. (1997). A review of the concept of visual literacy. In: *British Journal of Educational Technology*, 28(4), pp. 280-291.
- [Bertin 1967] Bertin, J. (1976). *Sémiologie graphique*. Paris: Editions Gauthier-Villars (französisch).
- [Bertin 1981] Bertin, J., William, J., Berg, (1981) (transl.). *Graphics and graphic information-processing*. Berlin: De Gruyter.
- [Bertin 1983] Bertin, J. (1983). *Semiology of Graphics*. University of Wisconsin Press.
- [Braden 1996] Braden, R.A. (1996). Visual literacy. In D.H. Jonassen (Ed.), *Handbook of research for educational communications and technology*, pp. 491-520. New York: Simon and Schuster Macmillan.
- [Branch 2009] Branch, R.M. (2009). *Instructional Design: The ADDIE-Approach*. Springer Science + Business Media.
- [Brumberger 2011] Brumberger, E. (2011). Visual Literacy and the Digital Native: An Examination of the Millennial Learner, 30(1), pp. 19-4.
- [Bühl 2012] Bühl, A. (2012). *SPSS 20: Einführung in die moderne Datenanalyse 13., aktual. Aufl.* München: Pearson Higher Education. (Scientific tools) (Always learning)
- [Buergi 2004] Buergi, M. (2004). *Interaktive, multivariate Visualisierungsmethoden als COM-Add-Ins für Microsoft Excel*. Master Thesis, ETH Zürich, Switzerland.
- [Caelli 2002] Caelli, T. et al. (eds.) (2002). *A Fast Approximated k-Median Algorithm. Structural, syntactic, and statistical pattern recognition: joint IAPR international workshops / SSPR 2002 and SPR 2002*, Windsor, Ontario, Canada. proceedings. Berlin: Springer. (Lecture notes in computer science, 2396, pp. 725-733).
- [Chambers 1983] Chambers, J., Cleveland, .W., Kleiner, B., Tukey, P. (1983). *Graphical Methods for Data Analysis*. Wadsworth, Belmont, California.
- [Chase 1973] Chase, W.G., Herbert, A.S. (1973). Perception in chess. *Cognitive Psychology*.
- [Chatti 2012] Chatti, M.A., Dyckhoff, A.L., Schroeder, U., Thüs, H. (2012). A reference model for learning analytics. *Int. J. Technol. Enhanc. Learn.* 4, 5/6 (January 2012), pp. 318-331.
- [Chen 2008] Chen, C. et al. (2008). *Handbook of data visualization*. Berlin: Springer (Springer handbooks of computational statistics).
- [Chen 2011] Chen, I. (2011). *Instructional Design Methodologies*. In I. Association (Ed.), *Instructional Design: Concepts, Methodologies, Tools and Applications* (pp. 80-94). Hershey:.

- [Cifuentes 2006] Cifuentes, L., Carpenter, S., Bulu, S. (2006). An Online Collaborative Environment for Sharing Visual Culture, 26(2), pp. 133-150.
- [Cleveland 1985] Cleveland, W.S. (1985). The Elements of Graphing Data. Wadsworth, Monterey, California.
- [Cook 2007] Cook, D., Swayne, D.F. (2007). Interactive and dynamic graphics for data analysis: with R and GGobi. New York: Springer.(Use R!)
- [Dahinden 2012] Dahinden, M., Faessler, L. (2011). Monitoring Blended Learning Environments based on Performance Data. IADIS International Conference e-Learning 2011, 20.-23. July 2011, Rome Italy, Vol. 1, pp. 401-408. Best Research Paper.
- [Debes 1969] Debes, J.L. (1969). The Loom of Visual Literacy, Audiovisual Instruction, Vol. 14, No. 8, pp. 25-27.
- [Debes 1974] Debes, J.L. (1974). Mind, Languages, and Literacy.
- [Dondis 1974] Dondis, D. (1974). A primer of Visual Literacy. Cambridge, Mass.: MIT Press.
- [Elkins 2008] Elkins, J. (2008). Visual Literacy. New York: Routledge.
- [Faessler 2005] Faessler, L., Hinterberger, H., Bosia, L., Dahinden, M. (2005). Assessment as an Instrument to Evaluate Quality of Instruction. Proceedings of the World Conference on Educational Multimedia, Hypermedia and Telecommunications. Montreal, Canada, pp. 3555 – 3562.
- [Faessler 2006] Faessler, L., Hinterberger, H., Dahinden, M., Wyss, M. (2006). Evaluating student motivation in constructivistic, problem-based introductory computer science courses. Proceedings of the World Conference on E-Learning. Hawaii, USA, 1178.
- [Faessler 2007] Faessler, L. (2007). Das 4-Schritte-Modell: Grundlage für ein kompetenzorientiertes e-Learning. Diss. ETH Zurich, Nr. 17521.
- [Field 2009] Field, A. (2009). Discovering statistics using SPSS 3rd ed. London: SAGE.
- [Fisher 1936] Fisher, R.A. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. In: Annals of Eugenics 7 (2), pp. 179–188.
- [Fischer 1995] Fischer, H. (1995). Entwicklung der visuellen Wahrnehmung. Greifensee: Fischer.
- [Frey 1993] Frey, K., Frey-Eiling, A. (1993). Allgemeine Didaktik: Arbeitsunterlagen zur Vorlesung. 6., unveränderte Aufl. Zürich: vdf, Verlag der Fachvereine an den Schweizerischen Hochschulen und Techniken.
- [Goldstein 2001] Goldstein, E.B. (2001) Wahrnehmungspsychologie: eine Einführung. 2. Nachdruck. Heidelberg [etc.]: Spektrum Akademischer Verlag (Spektrum Lehrbuch).
- [Hagen 1980] Hagen, et. al (1980). The Perception of Pictures, Volume II, Academic Press.
- [Hartigan 1975] Hartigan, J.A. (1975). Printer Graphics for Clustering. In: Journal of Statistical Computing and Simulation. 4. pp. 187-213.
- [Hinterberger 2010a] Hinterberger, H. (2010). Making Informatics Work for Everyone. Teaching Computer Competences for the Natural Sciences at ETH. Technical Report Nr. 686, Department of Computer Science, ETH Zurich.
- [Hinterberger 2010b] Hinterberger, H. (2010b). The VisuLab : an Instrument for Interactive, Comparative Visualization. Technical Report Nr. 682, Department of Computer Science, ETH Zurich.

- [Hinterberger 2011] Hinterberger, H. (2011). Problem-based E-Learning in Practice: Digital Laboratories Provide Pathways from E-Science to High Schools. In: Proceedings, ELearn 2011, pp. 1947-1954, Honolulu, Hawaii.
- [Hinterberger 2012] Hinterberger, H., Scheuner, B. (2012). „E-Observation of E-Learning Removes the Gesswork from Didactic Analyses.” ELearn 2012: Proceedings of the World Conference on E-Learning in Corporate Government, Healthcare, and Higher Education, pp. 616-624.
- [Inselberg 1985] Inselberg, A. (1985). The plane with parallel coordinates. Special Issue on Computational Geometry. In: The Visual Computer 1, pp. 69-97.
- [Inselberg 2009] Inselberg, A. (2009). Parallel Coordinates: Visual Multidimensional Geometry and Its Applications, New York: Springer.
- [Johnson 2011] Johnson, L., Smith, R., Willis, H., Levine, A., Haywood, K., (2011). The 2011 Horizon Report. Austin, Texas: The New Media Consortium.
- [Johnson 2012] Johnson, L., Adams, S., Cummins, M. (2012). NMC Horizon Report: 2012 Higher Education Edition: Deutsche Ausgabe (Übersetzung: Helga Bechmann). Austin, Texas: The New Media Consortium.
- [Keith 2006] Keith, R. (2006). Reading Words With Jumbled Letters. Association for Psychological Science, Volume 17/Number 3, pp. 192f.
- [Kerren 2008a] Kerren, A. et al. (Eds.) (2008). The Value of Information Visualization. Information Visualization, LNCS 4950. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, pp. 1-18.
- [Kerren 2008b] Kerren, A. et al. (Eds.) (2008). Evaluating Information Visualizations. Information Visualization, LNCS 4950. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, pp. 19-45.
- [Kerren 2008c] Kerren, A. et al. (Eds.) (2008). Teaching Information Visualization. Information Visualization, LNCS 4950. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, pp. 65-91.
- [Lowe 2000] Lowe, R. (2000). Visual literacy in Science and Technological Education, 2000, Unesco International Science, Technology & Environmental Education Newsletter.
- [Martinez 2011] Martinez, W.L., Martinez, A.R., Solka, J.L. (2011). Exploratory data analysis with MATLAB. 2nd ed., Boca Raton, FL: CRC Press. (Computer science and data analysis series).
- [Matthäus 2011] Matthäus, W., Schulze J. (2011). Statistik mit Excel: beschreibende Statistik für jedermann, 4., aktual. Aufl. Wiesbaden: Vieweg + Teubner (Studium).
- [Mazza 2009] Mazza, R. (2009). Introduction to information visualization. London: Springer.
- [Messaris 1994] Messaris, P. (1994). Visual "literacy": image, mind, and reality. Boulder [etc.]: Westview Press.
- [Miller 1956] Miller, G.A. (1956). The magical number seven, plus or minus two: Some limits on our capacity for processing information. Psychological Review, 63, pp. 81-97.
- [Moore 1994] Moore, D.M., Dwyer, F.M. (1994). Visual literacy: a spectrum of visual learning. Englewood Cliffs. New Jersey: Educational Technology Publications, cop.
- [Norman 1990] Norman, D.A. (1990). The design of everyday things. New York: Doubleday/Currency. (Reprint)
- [OECD 1999] OECD (1999): Measuring Student Knowledge and Skills. A New Framework for Assessment. Paris: OECD.
- [Pettersson 2006] Pettersson, R. (2006). Research in Information Design, 26(1), pp. 77-88.
- [Pettersson 2007] Pettersson, R. (2007). Visual Literacy in Message Design, 27(1), pp. 61-90.

- [Pettersson 2010] Pettersson, R. (2010). Information Design-Principles and Guidelines. In: Journal of Visual Literacy, 29(2), pp. 167-182.
- [Preim 2010] Preim, B., Dachsel, R. (2010). Interaktive Systeme. 2. Aufl. Berlin: Springer. (eXamen.press)
- [Riddle 2009] Riddle, J. (2009). Engaging the Eye Generation. Stenhouse Publishers.
- [Scheuner 2009] Scheuner, B., Hinterberger, H. (2009). Evaluation of information visualization methods as part of a visual literacy module in ICT-education. Berlin, Germany: EuroVis.
- [Schmid 1994] Schmid, C., Hinterberger, H. (1994). Comparative Multivariate Visualization Across Conceptually Different Graphic Displays. Proceedings of the Seventh International Working Conference on Scientific and Statistical Database Management (VII SSDBM). Los Alamitos, USA, pp. 42-51.
- [Schmid 1999] Schmid, C. (1999). Active Comparative Visualization: A Novel Way of Exploring Multivariate Data. Dissertation ETH No. 13116.
- [Seel 2012] Seel, N.M. (ed.) (2012). Encyclopedia of the sciences of learning. New York: Springer.
- [Spence 2001] Spence, R. (2001). Information visualization. Harlow: Addison-Wesley.
- [Spence 2007] Spence, R. (2007). Information Visualization: Design for Interaction. Second edition. Harlow: Pearson Education.
- [Stern 2003] Stern, E., Aprea, C. et al. (2003). "Improving cross-content transfer in text processing by means of active graphical representation." In: Learning and Instruction 13(2), pp. 191-203.
- [Theus 2009] Theus, M., Urbanek, S. (2009). Interactive graphics for Data Analysis - Principles and Examples. Chapman & Hall/CRC Computer Science & Data Analysis.
- [Thomas 2005] Thomas, J.J., Cook, K.A. (Eds.) (2005). Illuminating the Path: The Research and Development Agenda for Visual Analytics. IEEE Press.
- [Tufte 1983] Tufte, E. (1983). The Visual Display of Quantitative Information. Cheshire, Connecticut: Graphics Press.
- [Tukey 1977] Tukey, J.W. (1977). Exploratory Data Analysis. Massachusetts: Addison-Wesley, Reading..
- [Tukey 1988] Tukey, J.W. (ed.) By Cleveland W.S. (1988). Graphics: 1965-1985. Pacific Grove, California: Wadsworth & Brooks/Cole Advanced Books & Software, cop. (The collected works of John W. Tukey ; vol. 5) (The Wadsworth & Brooks/Cole statistics/probability series)
- [Unsworth 2001] Unsworth, L. (2001). Teaching multiliteracies across the curriculum: changing contexts of text and image in classroom practice. Buckingham: Open University Press.
- [Young 2006] Young, F.W., Valero-Mora, P.M., Friendly, M. (2006). Visual statistics: seeing data with dynamic interactive graphics. Hoboken, N.J.: Wiley-Interscience. (Wiley series in probability and statistics)
- [Ware 2004] Ware, C. (2004). Information visualization: perception for design. 2nd ed. Amsterdam: Morgan Kaufman of Elsevier. (The Morgan Kaufmann series in interactive technologies)
- [Wollschläger 2012] Wollschläger, D. (2012). Grundlagen der Datenanalyse mit R: eine anwendungsorientierte Einführung. 2. Aufl. Berlin: Springer. (Statistik und ihre Anwendungen)