

SHRIMP Analytics: Dokumentation 1. Projektphase

Natalie Bühler, Sarah Doberitz, Eric
Fraunholz, Sebastian M. Herrmann,
Carl Roberts, Franz Wendt

Abstract: Ziel des gegenwärtigen Projektabschnittes SHRIMP Analytics ist es, die bisher vor allem in der Theorie beschriebenen Potenziale von Learning Analytics praktisch zu erkunden. Die 2015 programmierte Hypertext- und Social-Media-Plattform SHRIMP soll hierbei so erweitert werden, dass sie den Nutzenden (Studierenden und Lehrenden) kontinuierlich Feedback zum Lern- und Leseprozess bietet, bzw. personalisierte Anpassungen beinhaltet. Hierdurch werden Möglichkeiten eröffnet, das Lesen und Lernen als einen in besonderem Maße selbstbestimmten und reflektierten Prozess zu gestalten. Der aktuelle Projektabschnitt unterteilt sich in drei Teilabschnitte: eine Erkundungsphase, eine Implementierungsphase und eine Praxis- und Evaluationsphase. Dieser Bericht bezieht sich auf die erste dieser drei Phasen. Vorläufige Ergebnisse dieser ersten Phase sind: Versuche, anhand der Nutzungsdaten unterschiedliche Lernstile zu identifizieren, verliefen vielversprechend. Diese Typologie birgt didaktisches Potenzial. Diese Typologie selbst und ihre algorithmische Bestimmung, sowie die kommunikativen Mechanismen für ihre didaktische Nutzung müssen aber noch verfeinert werden.

Projekt SHRIMP

Das Projekt SHRIMP wurde 2015 am Institut für Amerikanistik ins Leben gerufen, um die Potenziale digitaler Textlichkeit für die geisteswissenschaftliche Lehre zu erforschen. Im Mittelpunkt des Interesses stehen dabei einerseits die besonderen medialen Möglichkeiten von Hypertext und andererseits die Interaktionsformen der Social Media: Durch seine netzartige Struktur verspricht Hypertext, die Bildung von kognitiven Assoziationsnetzen bei Lernenden zu fördern, während Social Media durch eine Aktivierung der Lernenden einen Gewinn an Motivation und Lern-Engagement verheißen.

Um den SHRIMP-Reader zu erstellen, wurden die bestehenden Lehrtexte des Seminars "Literature and Culture I" in einzelne, kurze Abschnitte unterteilt (Karten). Diese Karten wurden dann einerseits in ihrer normalen Reihenfolge verknüpft (originaler Lesepfad), andererseits mit zahlreichen Hyperlinks versehen, die einzelne Passagen auf den jeweiligen Karten miteinander in Bezug setzen. Anders als bei herkömmlichen Links im Internet haben diese speziellen Hyperlinks Textpassagen nicht nur als Ausgangspunkt sondern auch als Zielpunkt. Ebenfalls anders als herkömmliche Links sind diese Verknüpfungen jeweils kommentiert, sodass der Zusammenhang zwischen zwei Textpassagen (und damit auch zwischen zwei Karten) erklärt werden kann.

Neben dieser Hypertext-Funktionalität wurde die Plattform mit weiteren Social-Media- und Gamification-Funktionen angereichert: Der Text jeder Karte kann (privat) annotiert und (öffentlich) kommentiert werden; Karten, Links und Kommentare können mit Likes aufgewertet werden; es gibt Lesezeichen (Bookmarks) und Lektürefragen zum Lesestoff jeder Sitzung (Reading Questions), die zur Lern-Selbstkontrolle von den Studierenden beantwortet werden können. Außerdem werden für bestimmte Handlungen (besonders viele Annotationen, Kommentare, etc.) Auszeichnungen (Badges) vergeben und neue Funktionen freigeschaltet.

Nach einer Förderung durch die universitätseigene Initiative "Laboruniversität", in deren Rahmen die Plattform entwickelt und erstmalig eingesetzt wurde, und einer weiteren Förderung durch das sachsenweite Programm "Lehrpraxis im Transfer", in der die grundlegende Transferier-

barkeit des Projektes (in Kooperation mit der TU Dresden und in Gesprächen u. a. mit dem DFG-geförderten SNIK-Projekt, Leipzig) festgestellt wurde, dient der aktuelle, im Rahmen des Verbundprojekts „Advanced Learning and Examination Spaces“ (ALExS.sax) durchgeführte Projektabschnitt dazu, die Möglichkeiten von Learning Analytics und Gamification mit Hilfe von SHRIMP weiter zu erkunden.¹

Projektabschnitt “Learning Analytics”

Die didaktischen Potenziale einer Remedialisierung von Lerninhalten als digitaler “Social Hypertext” basieren nicht zuletzt auf der Aktivierung der Studierenden, die den Lernstoff nun nicht mehr nur passiv als linear ablaufenden Strang von Gedanken ‘erdulden’, sondern (inter)aktiv als ein Netz verknüpfter Aspekte erkunden sollen. So soll der Leseprozess aktiver und kognitiv produktiver verlaufen, es soll aber auch die Verantwortung der Studierenden für den eigenen Lernprozess und die Lernkompetenz gesteigert werden. Dadurch, dass die kognitiven Aktionen der Studierenden an Interaktionen mit der digitalen Leseplattform gekoppelt sind, ergeben sich reichhaltige Metadaten, die wiederum Rückschlüsse auf den Leseprozess zulassen. So ermöglicht dieser digitale Leseprozess, die Studierenden bei ihrem Lernen aktiver zu unterstützen.

Eine solche Unterstützung ist auch deshalb notwendig, weil die neuen und vielversprechenden Möglichkeiten von E-Learning auch eine Herausforderung für viele Studierende darstellen. Der Literatur zufolge sind Studierende zwar als *Digital Natives* zu verstehen, jedoch werden ihre (digitalen) Kompetenzen oftmals überschätzt (vgl. Mayrberger, 2010:322). Digitale Medien erweisen sich vor allem im Alltag der Studierenden als ein vertrauter Gegenstand. Fokussiert man den studentischen Umgang mit digitalen Medien speziell beim Lernen, kommen hingegen einige Defizite zum Vorschein. Im Gegensatz zum traditionellen Lernen können und müssen Studierende hier viele Aufgaben und Funktionen, die bisher Lehrende übernahmen, selbst steuern (vgl. Sauter et al., 2004:178). Sie müssen Lernphasen selbstständig planen, passende Lernstrategien auswählen, sich eigenständig zu motivieren und ihren Lernprozess. Während dies für alle E-Learning Angebote gilt (und somit alle solchen Angebote von einer automatisierten Betreuung durch einen Learning-Analytics-gesteuerten digitalen Tutor profitieren könnten), gilt es in besonderem Maße für Social Hypertext, in den ein selbstbestimmtes Lesen — mit all seinen Potenzialen und all seinen Herausforderungen — bereits als Affordanz in das Medium selbst eingeschrieben ist.

Das sogenannte selbstgesteuerte Lernen, eines der wichtigsten Versprechen des E-Learning, ist keine leichte Aufgabe für die bisher eher passiv sowie rezeptiv (lern-)sozialisierten Studierenden (vgl. Kerres, 2013; Mayer, 2004; Sauter et al., 2004). E-Learning wird von Studierenden vor allem dann als positiv und bereichernd wahrgenommen, wenn sich ein persönlicher Nutzen oder Vorteile beim Lernen ergeben (vgl. Kwiatkowska, 2007:71ff.). Diese “Vorlieben” gilt es herauszufinden, um E-Learning, z. B. in Form von Online-Lernen, aktiv und vor allem auch individuell und unterstützend zu gestalten. Umso wichtiger ist es, die Art und Weise, wie Studierende im Online-Bereich lernen, genauer zu untersuchen.

Die dritte Projektphase von SHRIMP widmet sich daher dem Thema “Learning Analytics”, also der Frage, wie sich die bei der Nutzung der Plattform anfallenden reichhaltigen Metadaten (wie

¹ ALExS.sax wird im Rahmen der SMWK-geförderten Initiative Bildungsportal Sachsen durch Steuermittel auf der Grundlage des von den Abgeordneten des sächsischen Landtages beschlossenen Haushaltes mitfinanziert. Vgl. hierzu: <https://bildungsportal.sachsen.de>.

bspw. Logdaten zu typischen Nutzungszeitpunkten, zu inhaltlichen Interessen, zu Interaktionsformen, etc.) zur Verbesserung der Lernsituation nutzen lassen. Dies kann sich sowohl auf die Lernenden als auch auf die Lehrenden positiv auswirken (vgl. E-teaching.org, 2018). Für Lernende verspricht diese Phase eine Steigerung der Motivation und des *Empowerments* auf inhaltlicher Ebene und in Bezug auf das eigene Lernen. Durch eine automatische Anpassung der Lernumgebung an die Lernprozesse (z. B. durch Feedback, Gamification und Challenges) soll diese als Lerncoach die Studierenden aktiv und individuell unterstützen. Mithilfe der Datenanalyse werden die Lese- und Lernprozesse der Studierenden transparenter. Lehrende erhalten durch die anonymisierte Verwendung der von den Lernenden erzeugten Metadaten die Möglichkeit inhaltliche und didaktische Anpassungen für ihre Lehre vorzunehmen, z. B. im Constructive Alignment oder in anderen Aspekten der Lehre bis hin zu Flipped-Classroom-Szenarien.

Phasen des Projektabschnitts “Learning Analytics”

Der Projektabschnitt “Learning Analytics” ist in drei Phasen mit unterschiedlichen Zielsetzungen eingeteilt: Erkundungsphase, Implementierungsphase und Praxis- und Evaluationsphase.²

1. **Erkundungsphase:** Ziel dieser mittlerweile abgeschlossenen Phase war es, begleitend zum regulären Semesterbetrieb probenhalber Analysen durchzuführen und in einem (noch) nicht automatisierten Verfahren Feedback-Mechanismen zu erproben. So konnten vielversprechende Datensätze identifiziert, Algorithmen definiert, und Kommunikationsformen etabliert werden, die in den nun folgenden Phasen automatisiert werden können.
2. **Implementierungsphase:** Ziel dieser Phase ist es, die in der ersten Phase identifizierten Algorithmen und Kommunikationsformen informatisch zu automatisieren, sodass die Plattform in der Folge automatisch Feedback geben kann (bzw. sich in ihrer Funktionalität automatisch an unterschiedliche Lernstile anpassen kann).
3. **Praxis- und Evaluationsphase:** Ziel dieser Phase ist es, die nun automatisierten Verfahren in der Praxis einzusetzen und ihre Wirksamkeit im Dialog mit den Lernenden und Lehrenden zu bestimmen.

Durchgeführte Arbeiten

Ein wichtiges Ziel der Erkundungsphase war es, Algorithmen und Analysen zu identifizieren und zu definieren, die den Studierenden Informationen über das eigene Lernverhalten geben können. Hierbei mussten unterschiedliche Perspektiven in einen produktiven Dialog miteinander gebracht werden: Welche Analysen erlaubt der Datenbestand? Wie lassen sich diese verständlich und ansprechend aufbereiten? Wie wird diese Form des Feedbacks so didaktisiert, dass die Studierenden davon profitieren?

Um diese Fragen nicht nur theoretisch zu diskutieren, sondern schon in der ersten Projektphase praktisch umzusetzen, wurde eine thematische Serie von Blogposts ins Leben gerufen, in der den

² Dieser Bericht wurde nach Abschluss der Erkundungsphase verfasst und stellt damit als “work in progress” einen vorläufigen Einblick in den Projektverlauf dar. Nach Abschluss der Praxis- und Evaluationsphase soll dieser Bericht von einer entsprechend aktualisierten Version abgelöst werden. Ein entsprechender Hinweis wird sich online auf der Webpage von SHRIMP unter www.shrimpp.de/tags/dokumentation finden

Studierenden unter dem Hashtag [#talknerdytome](#) regelmäßig quantitative Interpretationen ihres Lernverhaltens vorgestellt wurden.³ Die einzelnen Beiträge wurden dabei sowohl über die SHRIMP Plattform als auch über Facebook verbreitet.

Zweitens wurde in einem stärker explorativ-theoretischen Zugriff nach Möglichkeiten gesucht, unter den Studierenden anhand von Nutzungstypen einzelne [Lerntypen/-stile](#) zu identifizieren, die sich anhand ihres Nutzungsverhaltens unterscheiden lassen. Eine solche Unterscheidung einzelner Gruppen verspricht besonderes didaktisches Potenzial: Studierende, die ihren eigenen Lernstil kennen, können ihr Lernverhalten entsprechend steuern (oder gezielt versuchen, ihre Lernfähigkeiten in Richtung anderer Typen zu erweitern). Gleichzeitig kann die Plattform für die identifizierten Lernstile jeweils spezifische Angebote machen.

Neben diesen zwei auf die Implementierung von Learning Analytics ausgerichteten Fragestellungen, war ein wichtiges Ziel der Erkundungsphase, [Ansprachestrategien](#) zu entwickeln: also die 'Stimme' zu finden, mit der die Plattform die Studierenden ansprechen und motivieren soll. Hierzu hat insbesondere das Communication Team mit verschiedenen Social Media Formaten, mit Memes, und mit einem animierten Shrimp-Maskottchen experimentiert. Außerdem wurden entsprechend illustrierte Motivations-E-Mails ausprobiert, die Studierende ermutigen sollten, durch Lern- und Lesehandlungen eine neue Auszeichnung (Badge) zu erhalten.

Schließlich wurde am Ende des Semesters eine [Evaluation der bisherigen Arbeiten](#) durchgeführt, die wichtige Hinweise für die kommenden Projektphasen, insbesondere natürlich für die nun anstehende Implementierungsphase, enthielt.

Learning Analytics als Blog-Serie: #talknerdytome

Die für die Serie notwendigen, überwiegend im Rahmen von vierzehntäglichen Teamtreffen vorgenommenen, Absprachen insbesondere zwischen den Data und Outreach Teams bildeten eine wichtige Ideenwerkstatt für geeignete Analysen und deren Aufbereitung. Insgesamt wurden neun Posts erarbeitet, mit einer wichtigen Änderung in der Ansprache der Studierenden in der dritten Runde.

1) "Karten pro Tag" (17. Nov.)

Für den ersten Post in der Serie wurden die Leseintensität in der vergangenen Woche analysiert. Für jeden Tag wurde die Summe aller Karten-Aufrufe gebildet, sodass ersichtlich wird, wie die Leseaktivität über die Woche zeitlich verteilt war. Die Statistik wurde in einem Diagramm visualisiert und in einem deutschsprachigen Blogeintrag kommentiert. Dabei wurden die "statistikkeneigten SHRIMP-Leser" und deren "innere Nerds" angesprochen, und darauf hingewiesen, dass zu Beginn der Leseweche typischerweise viele Karten einmalig aufgerufen werden, mit dem Heranrücken der Sitzung aber die Leseaktivität bei einzelnen Karten zunimmt. Ein informeller gehaltener Facebook-Post erzeugte zusätzliche Sichtbarkeit für diesen Beitrag. Aus didaktischer Sicht lud der Rückblick auf das statistisch typische Leseverhalten der Gruppe die Studierenden zur Reflexion des eigenen Leseverhaltens im Verhältnis zur restlichen Gruppe ein.

3 Alle Beiträge zum Thema finden sich unter www.shrimpp.de/tags/talk-nerdy-me.

2) Lesestrategien / Lernstile / Annotationen (24. Nov.)

In dieser Woche wurde eine Analyse aus einer früheren Projektphase aufgegriffen und die dazugehörige Grafik aufbereitet. Sie zeigt die Anzahl der Annotationen pro Person aus dem gesamten Wintersemester 2015/16. Dabei ergibt sich eine auffällige Verteilung, nach der wenige Studierende für den Großteil der Annotationen verantwortlich sind. Der wieder auf deutsch geschriebene Blogpost erklärte die Visualisierung und zielte insgesamt darauf ab, die Studierenden für diesen abstrakten Blick auf das eigene Lernverhalten zu interessieren. Aus didaktischer Sicht stand hier vor allem die Vergleichsdimension im Zentrum: zu sehen, wie andere annotiert haben, ermutigt einen, das eigene Annotationsverhalten zu bedenken: Würde ich zu den wenigen Viel-Annotierenden gehören oder in der Masse der zurückhaltenden NutzerInnen untergehen?

3) Typische Lernzeiten (3. Dez.)

In diesem Post wurde die zeitliche Dimension des Leseverhaltens in einer kleineren Auflösung untersucht. Dafür wurden alle Karten-Aufrufe der vergangenen Woche nach Tageszeit in Stunden gruppiert und aufaddiert. Das daraus resultierende Diagramm zeigt die typischen Nutzungszeiten der gesamten Gruppe der Lernenden.

Die Ergebnisse wurden in dieser Woche zum ersten Mal auf Englisch kommuniziert, um sich stärker in den Kontext des Seminars und der Lerninhalte zu integrieren. Dabei wurde der bis dahin sehr nüchtern erklärende Ton aufgelockert, die Studierenden direkt angesprochen und stärker auf unterhaltsame Details in der Statistik fokussiert (zum Beispiel die Tatsache, dass die Studierenden in den geraden Stunden mehr lesen). In dem auf den Blogpost hinweisenden Facebook-Eintrag wurde auch ein entsprechend weniger ernstes Motiv gewählt. Hier kam die konzeptionelle Arbeit zu Memes auf Facebook gut zum Tragen, um die Statistiken ironisch-instruktiv zu präsentieren. Insgesamt lässt sich sagen, dass mit dem Post vom 3. Dezember SHRIMP seine Analytics-Stimme gefunden hatte.

4) Beliebte Inhalte (10. Dez.)

Für ein Ranking wurden in dieser Woche die Anzahl der Aufrufe pro Karte gezählt, und die zehn Karten mit den meisten Aufrufen identifiziert. Der begleitende Text, der die Statistik erklärte, wurde wieder in dem in der vergangenen Woche eingeführten entspannten, umgangssprachlichen Ton verfasst. Ein Meme, das die im Lauf des Semesters einbrechende Motivation von Studierenden ironisch thematisierte, wurde auf Facebook verwendet, um den Post zu bewerben und einen Einbruch in den Lesezahlen zu erklären. Da erstmalig in dieser Woche eine unerfreuliche statistische Angabe (ein Zurückgehen des Lernengagements) vermittelt werden musste, bildete dieser Rückgriff auf ein Meme einen diskursiven Trick, der noch weiter ausgewertet werden muss und ggf. weiter ausgebaut werden kann.

5) Reading Questions (17. Dez.)

In dieser Woche wurde analysiert, wie viele Antworten auf die wöchentlichen Reading Questions von allen Studierenden insgesamt in der jeweiligen Woche verfasst wurden. Auch hier war ein nachlassender Enthusiasmus zu erkennen, der sich jedoch zu diesem Zeitpunkt weitgehend stabilisiert hatte. Die Erklärung, wieder in leichtem Ton gehalten, bot mehrere alternative Erklärungsansätze für die Entwicklung der Nutzungszahlen bei den Reading Questions an (vgl. Abb. 7). Das Ziel war

hierbei, die Studierenden zur Selbstreflexion über den eigenen Umgang mit den Reading Questions zu ermutigen.

6) Lesen und Lernen über Weihnachten (07. Jan.)

Im ersten Post nach der Weihnachtspause wurde untersucht, wie häufig Karten auf SHRIMP von allen Studierenden im Zeitraum vom 18. Dezember bis 4. Januar pro Tag aufgerufen wurden. Die Auswertung zeigte eine ausgesprochen geringe Aktivität während der Weihnachtstage mit einer überraschend starken Nutzung am 31. Dezember und 1. Januar, bevor die Nutzungszahlen in der ersten Veranstaltungswoche auf gewohntes Niveau zurückkehrten. Die Nutzung am Jahreswechsel konnte in dem begleitenden Post genutzt werden, um auf gute Vorsätze für das neue Jahr hinzuweisen.

7) Bookmarks (14. Jan.)

Für diesen Post wurden die zehn am häufigsten mit der „bookmark“-Funktion markierten Karten identifiziert, wobei die Aussagekraft dieser Analyse darunter litt, dass das Feature insgesamt wenig genutzt wurde. Ein englischsprachiger Blog Post und ein humorvoller Facebook Post mit einem thematisch passenden Bild und dem Link zum Blogpost wurden verfasst. Inhaltlich wurde deutlich, dass ein Großteil der Bookmarks sich auf Karten mit praktischen Hinweisen zum Schreiben von Hausarbeiten bezog, so dass die Wichtigkeit dieser Karten noch einmal artikuliert werden konnte.

8) Selten gelesene Karten (21. Jan.)

Kurz vor Ende des Semesters wurde für jede Karte analysiert, wie viele verschiedene Studierende sie gelesen hatten, und die zehn von den wenigsten gelesenen Karten identifiziert. Ein englischsprachiger Blog Post und ein Facebook Post mit einem humorvollen Vergleich zu Indiana Jones (als Schatzjäger verschollener Karten) wurden verfasst. Die Suche nach vernachlässigten Karten ließ sich gut für das Seminar nutzen: sie regt die Neugier an und versieht die betreffenden Karten mit einem Seltenheitswert, der ihre Attraktivität steigert und die Studierenden ermutigt, von dort aus weiter explorativ zu lesen. In Zukunft eignet sich der Verweis auf solche raren Karten womöglich vor allem für Lernende, die den Hypertext gern abseits des linearen Lesepfades individuell erkunden (siehe den Lernstil „Individual Explorer“ im Abschnitt [Lerntypen und Lernstile](#)).

9) Finale (28. Jan.)

Für den letzten Post der Serie wurden mehrere Analysen durchgeführt, um noch einmal die Bandbreite (und die Nerd-Qualitäten) von Learning Analytics zur Schau zu stellen und die Studierenden so für das Thema zu interessieren. Zum einen wurden die fünf Sekundärtext-Karten des Readers identifiziert, zu denen die Studierenden im Lauf des Semesters die meisten Annotationen angelegt hatten. Außerdem wurden die früheste und die späteste Uhrzeit, zu der Aktivität auf SHRIMP zu verzeichnen war, festgestellt. Zusätzlich wurde für einige Karten eine bereits zu Semesterbeginn entwickelte Analyse durchgeführt, welche besonders stark annotierte Passagen einer Karte in einer Heatmap-Visualisierung hervorhebt (vgl. Abb. 10, Abb. 11).

Lerntypen und Lernstile

Eines der zentralen Versprechen von Learning Analytics ist es, unterschiedliche Lerntypen, Lernstile und Lernstrategien — also ein Bündel veränderbarer Tendenzen und methodischer Fähigkeiten seitens der Lernenden — erkennen und auf sie reagieren zu können. Dieses Wissen über das Lernverhalten kann dabei zur Steigerung der Selbstlernkompetenz an die Lernenden zurück gespiegelt und zur didaktischen Berücksichtigung an die Lehrenden weitergeleitet werden. Zudem kann es genutzt werden, um eine Lernplattform automatisch an die Bedürfnisse der Lernenden anzupassen.

Eine Bestimmung und Reflexion unterschiedlicher Lerntypen und -stile bietet eine Möglichkeit, das Lernen auf verschiedenen didaktischen und pädagogischen Wegen erfahrbar zu machen (vgl. Hamann, 2007). Mithilfe der gezielten Gestaltung von Lerninhalten und -umgebungen können Fähigkeiten aufgebaut und ausgebildet werden. Das Wissen darüber, wie man für sich persönlich und seinem Lernstil entsprechend am besten lernt, nützt vor allem auch den Lernenden selbst. Die klassische Lernstiltheorie nach Kolb (2011, 2014), die Lerntypentheorie nach Vester (2007) wie auch die moderne Forschung zu Lerntypen im E-Learning (Heidenreich, 2009; Treumann et al., 2012) sieht die Lernenden als Individuum mit speziellen Präferenzen und Fertigkeiten.

Im Rahmen des Projektabschnitts “Learning Analytics” scheint eben diese Identifizierung von Lernstilen interessant, um digitale Lernumgebungen wie SHRIMP individueller sowie didaktisch effektiver zu gestalten und somit die Lernenden besser unterstützen zu können. Basierend auf den Erkenntnissen zu verschiedenen Lerndimensionen und der Selbstlernkompetenz im E-Learning nach Heidenreich (2009) entschied sich das Projektteam daher zu Beginn der Erkundungsphase für die Erstellung einer Lernstile-Typologie als Basis für den weiteren Ausbau von SHRIMP. In diesem Sinne stellen sich zwei miteinander verbundene Fragen:

1. Inwiefern unterscheiden sich mögliche Lernstile in SHRIMP voneinander?
2. Inwiefern können mithilfe von SHRIMP, bzw. der bei der Nutzung anfallenden Metadaten, Lerntypen und -stile identifiziert werden?

In Bezug auf die Identifizierung von Lernstilen in SHRIMP richtete sich das erste Augenmerk auf die Nutzung der Gamification und des Badge-Systems. Die Badges in SHRIMP, Auszeichnungen die vom System automatisch für bestimmte, quantifizierbare Interaktions- und Lernleistungen vergeben werden, spiegeln mehr oder weniger die spezifischen Aktivitäten der User wider. Ob jemand gerne annotiert, kommentiert oder hypertextuell liest, kann in SHRIMP anhand der Badges festgestellt werden. Über eine Zusammenfassung der einzelnen Badges in Gruppen (Ähnlichkeitsprinzip) eröffneten sich erste Ausblicke auf eine mögliche Klassifizierung (Annotations, Comments, Reading, Interaction, Exploration, Individual Use, Writing).

In Zusammenarbeit mit dem Data Team wurden vom Didaktik Team daher Badge-Profile der User entwickelt, die je Person die erworbenen Badges benannten. Das Badge-Profil wurde in Form eines tabellarischen Datensatzes erstellt, welcher nominalskalierte Daten enthielt. Bevor die statistische Berechnungen zur Identifizierung von Lernstilen beginnen konnte, fand eine Bereinigung und Vorbereitung des Datensatzes (Umkodierung von Variablen, Erstellen neuer Variablen, etc.) statt. Mithilfe einer explorativen Faktorenanalyse konnten letztlich folgende Typen identifiziert werden:

1. Die **Ambitious Annotators** (im Diagramm rot, rechts unten) schreiben viel und nutzen die Annotationsfunktion ausgiebig. Sie arbeiten zudem oft noch spät oder schon früh morgens mit SHRIMP.
2. Die **Cooperative Commentators** (im Diagramm grün, mittig oben) zeichnen sich durch ihr Kommunikationsbedürfnis aus. Sie treten gerne in Kontakt mit anderen Studierenden, um über Inhalte zu diskutieren. Sie kommentieren und antworten auf Kommentare von anderen.
3. Die **Individual Explorers** (im Diagramm blau, unten links) begeistern sich für das Textuniversum von SHRIMP. Sie suchen Zusammenhänge zwischen den Texten und wollen das Universum auf ihrer eigenen Route interessengeleitet erforschen.

Dieses Verteilungsbild kann in einem dreidimensionalen Graphen (Komponentendiagramm im rotierten Raum, SPSS) nachvollzogen werden.

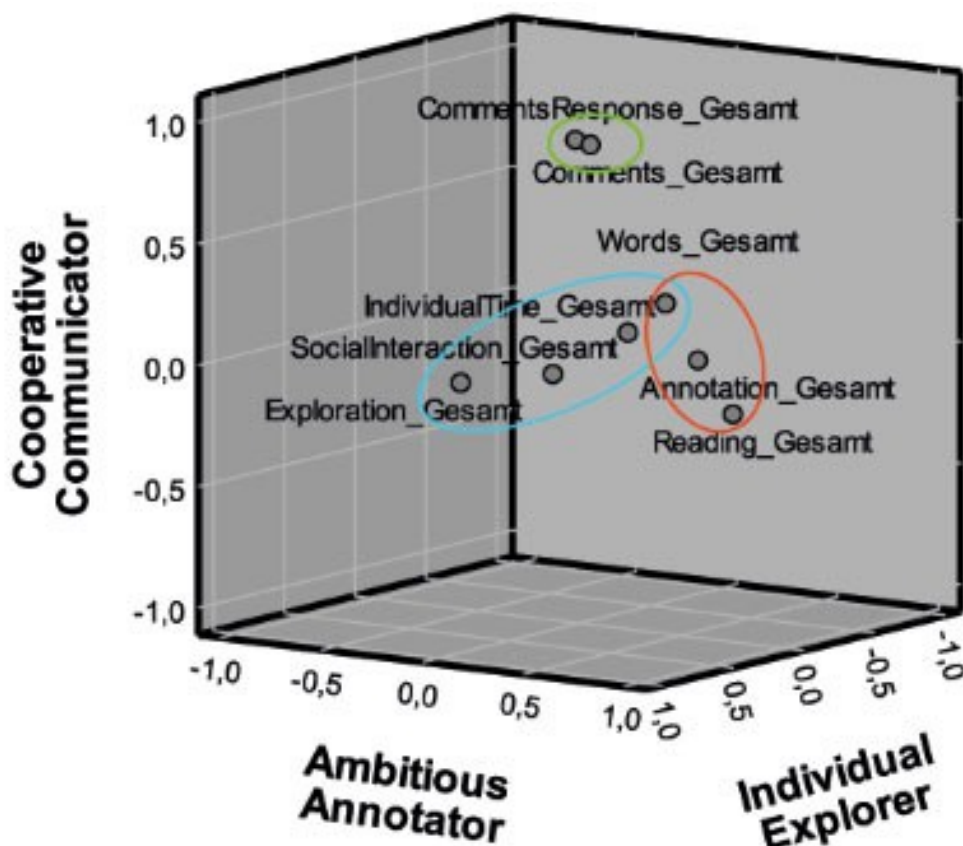


Abb. 1: Komponentendiagramm im rotierten Raum

Nach Identifizierung erster (Proto-)Lerntypen wurde eine Übersicht der Häufigkeitsverteilung der Faktoren innerhalb des Datensatzes erstellt, das heißt jedem User konnte eine Ladung auf einen der Lernstile zugewiesen werden (siehe Tabelle 1). So zeigte sich, dass die drei Lernstile im beste-

henden Datensatz relativ klar voneinander abgrenzbar sind und eine Zuordnung in verschiedene Wertebereiche möglich ist. Dabei gilt: Je höher die Messvariablen auf einen Faktor laden, desto stärker deuten sie auf eine Ausprägung des jeweiligen Lernstils hin. Diese Regel kann jedoch nicht ausnahmslos auf alle Fälle im Datensatz angewandt werden, da es oftmals nicht nur den einen Lerntyp sondern ebenso Mischtypen gibt. Diese ersten Einteilungen stellen einen ersten Ansatz dar und müssen durch weitere Analysen (u. a. an anderen Jahrgängen bzw. an den den Badges zugrundeliegenden skalaren Werten) zusätzlich abgesichert werden (siehe [Fazit und Ausblick](#)).

Tabelle 1: Faktorenladungen Lernstile (N=114)

	Ambitious Annotator	Cooperative Commentator	Individual Explorer
Minimum	-1,732	-1,121	-1,273
Maximum	2,748	3,743	3,951
0-1	35	35	21
> 1	19	18	19

Ansprachestrategien: Motivation, Voice, Community Building

Während die Erfassung und automatische Auswertung von Lerndaten die Voraussetzung für jegliche Anwendung von Learning Analytics ist, wurde vom Projektteam die Kommunikation dieser Daten rasch als ein nahezu gleichberechtigtes Problemfeld identifiziert. Während die Lehrenden ggf. über ExpertInnenwissen verfügen, um die statistischen Informationen zu interpretieren und zu nutzen, und während sie über das notwendige Interesse an diesen Informationen verfügen, muss die Vermittlung der Analyseergebnisse an die Studierenden besonders hohen kommunikativen Anforderungen genügen. Sie muss

- besonders verständlich sein
- bei der Interpretation der Learning Analytics Daten helfen
- den Nutzen für das eigene Lernverhalten und den eigenen Lernerfolg aufzeigen
- zusätzliche Reize nutzen, um für die Lernenden attraktiv zu sein.

Während der konzeptionellen Arbeit an der Serie #talknerdytome fiel die Entscheidung, Datenvisualisierung in Form von Diagrammen als festen Teil der visuellen Kommunikationsstrategie zu etablieren, um die Ergebnisse der durchgeführten Datenanalysen verständlicher zu kommunizieren. Dies ist in entsprechender visueller Form deutlich effektiver möglich als in rein verbaler (Few, 2014: Abs. 35.3; vgl. auch Cairo, 2013: 9). Datenvisualisierungen können dabei hauptsächlich dann ihr volles Potenzial entfalten, wenn die Gestaltung einer möglichst einfachen und klaren Formsprache folgt (vgl. Wainer, 2014: 161; Tuft, 2001: Introduction; Wong, 2013: 13). Diese Maxime wurde beim Gestalten der Grafiken für die wöchentlichen Blog-Posts berücksichtigt.

Zusätzlich zu ihrem unmittelbaren Nutzen als Kommunikationsmittel verschaffen die Informationsgrafiken in ihrer Sichtbarkeit auf verschiedenen Kanälen auch dem übergeordneten Thema der Projektphase "Learning Analytics" Ausdruck, da sie in der zeitgenössischen visuellen Kultur

durchaus emblematisch für Zusammenhänge wie Big Data und Analytics stehen (vgl. Bassett, 2015: 554).

In der Erkundungsphase wurde vor allem mithilfe der projekteigenen Facebookseite (www.facebook.com/shrimpp.de/) experimentiert und zwei jeweils eigenständige Entwicklungsstränge verfolgt. Einerseits wurde in regelmäßigen Postings der Maskottchen-Charakter Shrimpy (vgl. Abb. 13) eingeführt, der die Lernenden direkt ansprechen kann und so eine emotionale Ebene in die sonst eher trockenen Lerndaten bringen kann. Andererseits wurde viel mit Memes experimentiert, einer in den sozialen Netzwerken weit verbreiteten Textform, in der Zusammenhänge, typischerweise in der Zusammenstellung eines Bildes und eines Textes, (ironisch) überspitzt vermittelt werden (vgl. Dawkins 2006: 192, Shifman 2014: 41, De la Rosa-Carrillo 2015: 22-23). Diese beiden Ansprachestrategien wurden wöchentlich in thematisch mit dem Seminar verbundenen Postings (zu den Primärtexten der kommenden Sitzung, zum Theoriematerial, und zu Analytics-Ergebnissen) entwickelt und verfeinert (vgl. Abb. 15).

Gegen Ende des Semesters wurden durch eine Datenanalyse Studierende identifiziert, denen nur wenige Interaktionen für eine neue Auszeichnung (Badge) fehlten. Ganz im Sinne der Gamification erhielten diese Studierenden eine E-Mail "von Shrimpy" und wurden darin angefeuert, die fehlenden Interaktionen durchzuführen, um noch eine weitere Badge zu erringen. Es wurden dafür drei kurze Mustertexte in einem pseudo-automatisierten Stil verfasst und an die ausgewählten Studierenden verschickt. Die E-Mails erklärten entsprechend die Zahl und die Art der zur nächsten Stufe benötigten Aktionen, wie z. B. Annotationen. Ein Cheerleader-Shrimpy diente als zusätzliche Ermutigung.

Die gewählten Kommunikationsstrategien bedienten dabei also einerseits etablierte Textformen der Internetkultur, die dem studentischen Zielpublikum wohlvertraut sind. Andererseits betonen sie über die emotionale Bindung an Shrimpy und über das aus dem Sport- und Spielbereich stammende Anfeuern die Gamification-Aspekte der Plattform.

Sowohl Shrimpy, der anthropomorphe Cartoon-Shrimp, als auch die Memes generierten dabei einen Wiedererkennungswert (analog zu Maskottchen von Institutionen oder Marken) und ein "Insider-Gefühl", von dem wir hoffen, es auch in der Implementierungsphase für die Kommunikation mit den Studierenden nutzen zu können. Dies ist besonders einfach an den Memes erkennbar, für die die Studierenden durch den alltäglichen Umgang mit Internetkultur über eine hohe Lesekompetenz verfügen. Häufig erschließt sich der humoristische Aspekt eines Memes nur, wenn man den darin verklausuliert dargestellten Sachverhalt verstanden hat. Ein Meme zu verstehen, bzw. ein Meme lustig zu finden, demonstriert also eine (für die Studierenden erstrebenswerte) Form des Insider-Wissens, mit dem man sich ggf. eher als mit dem u. U. als "streberhaft" konnotierten Wissen von Lernstoff hervortun kann (vgl. Abb. 14).

Evaluation

Im Rahmen der regulären Seminar-Evaluation wurden auch die verschiedenen Maßnahmen der SHRIMP-Erkundungsphase durch eigene Fragen evaluiert. An der freiwilligen und anonymen Evaluation nahmen 41 von 81 am Ende des Semesters zur Prüfung zugelassenen Studierenden teil. Die Evaluation ergab wichtige Hinweise darauf, welche der in dieser ersten Phase erprobten Vorgehensweisen bereits hohes Potenzial zeigen und welche noch verfeinert werden müssen.

Techniken der Gamification und das Auszeichnungssystem der Badges stießen eher auf Skepsis, ein Teil der über Facebook abgewickelten Kommunikation war an den Studierenden vorbei gegangen. Fragen, die die Studierenden mit der Lernstil-Analyse konfrontierten, erhielten dafür sehr hohe Rücklaufzahlen. Ein Großteil der Studierenden konnten sich den Lernstilen zuordnen sowie andere Lernstilen formulieren, denen sie sich am ehesten zuordnen würden. Offensichtlich regte die (Evaluations-)Frage nach dem eigenen Lernstil und die Auseinandersetzung damit, dass die Plattform den eigenen Lernstil ermitteln könnte, seitens der Studierenden eine Reflexion ihres eigenen Lernverhaltens an. Sie schauten explizit, wie sie lernen und welchem Typus sie entsprechen.

Nutzung

Im Durchschnitt gaben die Studierenden an, 3,55 Stunden pro Woche für die Vorbereitung auf das Seminar verwendet zu haben. 2,71 Stunden davon, also etwa 76% ihrer Vorbereitungszeit, verbrachten sie auf SHRIMP. Interessanterweise nahmen die Studierenden diese Arbeitszeit als zu gering wahr: im Schnitt, so die Studierenden, seien 4,61 Stunden Vorbereitungszeit pro Woche nötig gewesen — ein Wert, der sich entweder als Ausdruck hoher Ansprüche an die eigene Vorbereitung oder als Ausdruck von inhaltlicher Überforderung lesen lässt.

Obwohl die Studierenden die Möglichkeiten hatten, den Reader als PDF zu exportieren und zu drucken, war der Online-Zugriff die bevorzugte Nutzungsform. Insgesamt 35 (85%) der Studierenden benannten die elektronische Verfügbarkeit von SHRIMP als besonders nützlich. Gleichzeitig gaben 26 (64%) an, den PDF-Export als besonders nützlich zu empfinden.

Hypertext, Gamification und Social Media

Die spezifischen medialen Möglichkeiten des Hypertexts wurden zurückhaltender bewertet: 44% der Studierenden benannte die Hyperlinks als nützlich, die thematische Landkarte, auf der die einzelnen Karten räumlich angeordnet sind, wurde nur von 7% als nützlich empfunden. Diese Verteilung deutet darauf hin, dass SHRIMP in diesem Jahrgang, stärker als in früheren Gruppen, vor allem als linearer Reader benutzt wurde.

Die Bewertung der Hypertextualität fiel entsprechend gespalten aus: Nur knapp die Hälfte aller Teilnehmenden gab an, dass sie die Hypertextualität interessant finde und als positiv erachte. Immerhin erläuterten manche Studierende, dass ihnen die Hyperlinks für ein besseres Verständnis der Materie und Verfolgung eigener Interessen sehr behilflich waren. Jedoch wussten viele noch nicht genau den Nutzen der Hypertextualität einzuordnen und das volle Potenzial auszuschöpfen.

Vereinzelte Studierende erläuterten außerdem, dass das vernetzte Lesen aus zeitlichen Gründen nicht möglich war und sie lieber nach klassischem (konsekutivem) Lesemodell vorgehen. Einige wenige negative Stimmen fanden die Hyperlinks verwirrend, ablenkend oder verstanden den Sinn hypertextuellen Lesens nicht, was vor allem die Notwendigkeit unterstreicht, den Wert dieses Features (auch in einem propädeutischen Sinne, als das Lernen von Lesestrategien) im Unterricht zu unterstreichen.

Interessanterweise fand etwa die Hälfte der Befragten die Badges weder interessant noch motivierend. Ein ähnliches Bild zeichnete sich bei der Bewertung der Encouragement E-Mails ab. Einzelne Stimmen deuteten darauf hin, dass die Studierenden Badges weniger als Motivation und eher als Bewertungssystem verstanden; deshalb waren manche Studierende eher skeptisch gegen-

über den Badges eingestellt. Interessanterweise zeigte jedoch eine Auswertung des Nutzungsverhaltens nach dem Versenden der E-Mails gesteigerte Aktivität. Dies deutet darauf hin, dass diese Anspracheform zumindest bei den von ihr betroffenen Studierenden dennoch erfolgreich war.

Reading Questions

Als unterstützende Maßnahme für das eigene Lesen im Hypertext erhielten die Studierenden zur eigenständigen Vorbereitung jeder Seminarsitzung Reading Questions. Die Studierenden empfanden diese Wegweiser im Allgemeinen als sehr hilfreich. Wenige gaben überraschenderweise an, nichts von den Reading Questions gewusst zu haben.

Nutzungsklassifizierung

Die Befragten zeigten besonders großes Interesse an einer solchen Klassifizierung ihres Verhaltens und erkannten sich schnell in den vorgeschlagenen Mustern wieder. Wie die Reaktion auf die Umfrage zeigt, regte die Identifikation mit Lerntypen zur selbstständigen Reflexion des eigenen Lernverhaltens an. Einige wenige fühlten sich in keiner der vorgeschlagenen Gruppen repräsentiert und benannten — teils ernsthaft, teils ironisch — eigene Gruppen, durch die sie sich eher repräsentiert fühlten.

Fazit und Ausblick

Die Erkundungsphase des Projektabschnitts “Learning Analytics” hat sowohl wichtige allgemeine Erkenntnisse zu Learning Analytics als auch konkrete Vorgaben für die kommende Implementierungsphase ergeben:

Das nicht zuletzt in der Evaluation geäußerte Interesse der Studierenden, etwas über die eigene Lernpersönlichkeit zu erfahren, war in seiner Intensität frappierend und kann in unterschiedliche didaktische Richtungen entwickelt werden:

1. Die **automatische Zuordnung der Studierenden zu Lernstilen/-typen** kann genutzt werden, um den Studierenden (zum Beispiel als “Ein Tipp von Shrimpy”) lernstilspezifische Ratschläge und Hinweise zu geben. Aber auch schon die einfache Mitteilung, dass man von SHRIMP einem bestimmten Typus zugeordnet wurde, kann — so legt die Reaktion der Studierenden auf die Evaluation nahe — genutzt werden, um eine Reflexion des eigenen Lernverhaltens und Lernstils auszulösen, die in sich bereits didaktischen Wert hat. Dabei kann auch explizit die Möglichkeit gegeben werden, die Klassifizierung als “unzutreffend” abzulehnen und eine eigene Zuordnung vorzuschlagen.
2. **Personalisierte Statistiken:** In der Erkundungsphase wurden den Studierenden vor allem aggregierte Statistiken über das Lernverhalten des gesamten Jahrgangs präsentiert, was auch aus der Präsentationsform als statisches Diagramm in einem öffentlichen Blogpost resultierte. In Zukunft sollen stattdessen personalisierte Diagramme entwickelt werden, die entweder das eigene Lernverhalten alleine zeigen oder, zum Beispiel durch eine entsprechende Einfärbung oder sonstige Hervorhebung, die individuelle Position innerhalb der Gesamtstatistik anzeigen (vgl. Abb. 12).

Basis für diese beiden wichtigen nächsten Schritte ist eine Verfeinerung der Analysen und insbesondere eine weitere Absicherung der Typologie von Lernstilen. Nachdem die bisherigen Analysen die

Badges als Datengrundlage verwendeten, sollen nun direkt die den Badges zugrunde liegenden, komplexeren und vollständigen Metadaten genutzt werden.

Während sich die Erkundungsphase vor allem auf die besonders großen Herausforderungen der Schnittstelle zwischen Learning Analytics und Lernenden konzentrierte, bieten die in dieser Phase entwickelten und nun zu verfeinernden Analysen auch Potenzial für die Information der Lehrenden. Hier kommen vor allem in Betracht:

- Statistiken zur Lese- und weiteren Lernleistungen (Annotationsintensität) der Gesamtgruppe, sodass die Lehrenden zum Beispiel korrigierend auf Einbrüche in der Motivation bzw. lobend auf besonders engagierte Lernphasen reagieren können.
- Eine Auswertung der Verteilung von Lernstilen innerhalb des aktuellen Jahrgangs kann dabei helfen, die Unterrichtsstrategien entsprechend anzupassen. Eine Auflösung auf einzelne User zur individuellen Betreuung ist dabei allerdings nicht möglich (und aus Datenschutzgründen auch nicht erwünscht), da für SHRIMP keine Klarnamenpflicht besteht.
- Eine Heatmap kann besonders intensiv annotierte Karten identifizieren und auf diesen Karten die stark annotierten Textpassagen unmittelbar und intuitiv deutlich machen. So kann sich die Textarbeit in der Seminarsitzung auf Passagen konzentrieren, die im Leseprozess der Studierenden besondere Aufmerksamkeit erhalten haben.

Darüber hinaus sind eine Reihe weiterer Arbeiten für die bevorstehende Implementierungsphase geplant.

- Da die Evaluation nahe legte, dass die Studierenden seminarbezogene Inhalte auf Facebook kaum wahrgenommen haben, und da mehrfach Unzufriedenheit mit E-Mail als Kommunikationskanal artikuliert wurde, soll möglichst viel Kommunikation direkt auf SHRIMP verlagert werden.
- Die Badges sollen stärker als ein Instrument zur Steigerung der Selbstwahrnehmung platziert werden. Eine Übersicht über die eigenen Badges und eine lobende Direktnachricht (sowie ggf. die nun getesteten Encouragement-Nachrichten) sollen dabei den Blick stärker auf die eigenen Badges (und nicht auf die der anderen Studierenden) lenken.
- Im Wintersemester 2018/19 ist eine Nutzung der dann eingeführten Features in der Lehrpraxis und eine erneute Evaluation geplant.

Die Ergebnisse der Implementierungsphase und der Praxis- und Evaluationsphase sollen in eigenständiger Form oder als Aktualisierung bzw. als ein Addendum zu diesem Bericht veröffentlicht werden. Ein entsprechender Hinweis wird sich online auf der Webpage von SHRIMP unter www.shrimpp.de/tags/dokumentation finden.

Referenzen

- Bassett, Caroline. (2015). "Plenty as a response to austerity? Big Data expertise, cultures and communities." *Data Mining*. Hrsg. Mark Andrejevic, Alison Hearn, und Helen Kennedy. Spec. issue of *European Journal of Cultural Studies* 18.4-5 : 548–63. SAGE. PDF. Zugegriffen am 9. Mai 2018.

- Cairo, Alberto. (2013). *The Functional Art: An Introduction to Information Graphics and Visualization*. Berkeley: New Riders-Peachpit.
- Dawkins, Richard. (2006). *The Selfish Gene* (3. Aufl.). Oxford: Oxford University Press.
- De la Rosa-Carrillo, Ernesto L. (2015). "On the Language of Internet Memes." University of Arizona, 16 Apr. 2015, arizona.openrepository.com/handle/10150/556817. Zugegriffen am 14. Mai 2018.
- E-teaching.org (20.03.2018): Learning Analytics. https://www.e-teaching.org/didaktik/qualitaet/learning_analytics. Zugegriffen am: 03.05.2018.
- Few, Stephen. (2014). "Data Visualization for Human Perception." In Armin Zahirovic, Jonas Lowgren, John M. Carroll, et al. (Hrsg.), *The Encyclopedia of Human-Computer Interaction* (2. Aufl.). o. S. The Interaction Design Foundation. <https://www.interaction-design.org/literature/book/the-encyclopedia-of-human-computer-interaction-2nd-ed/data-visualization-for-human-perception> Zugegriffen am: 09.05.2018
- Hamann, K. (2007): *Lerntypen, Lernstile, Lerntheorien : eine didaktische Herausforderung für elektronisches Lernen*. Saarbrücken : VDM Verlag Dr. Müller.
- Heidenreich, Susanne (2009): *Pädagogische Anforderungen an das Lernhandeln im E-Learning. Dimensionen von Selbstlernkompetenz*. Zugl.: Dresden, Techn. Univ., Diss., 2009. Hamburg: Kovač (Schriftenreihe Medienpädagogik und Mediendidaktik, 16).
- Kerres, M. (2013). *Mediendidaktik: Konzeption und Entwicklung mediengestützter Lernangebote* (4. Aufl.). München: De Gruyter Oldenbourg.
- Kolb, David A. (2011, 1985). *The Kolb Learning Style Inventory* (4. Aufl.). Boston: McBer and Company.
- . (2014, 1984). *Experiential Learning: Experience as the Source of Learning and Development* (2. Aufl.). New York, New York: Pearson Education.
- Kwiatkowska, I. (2007). *W@nt or don't? -neue Medien und eLearning-Einstellungen der Studierenden: Ergebnisse einer empirischen Untersuchung*. Dissertation 2007. Universität Bielefeld. http://bison.ub.uni-bielefeld.de/voll-texte/2007/1129/pdf/w@nt_or_don_'t_-_Neue_Medien_und_eLearning.pdf. Zugegriffen am: 26.05.2017.
- Mayer, H. O. (2004). Selbstgesteuertes Lernen als Herausforderung in der Informationsgesellschaft. In H. O. Mayer & D. Treichel (Eds.), *Handlungsorientiertes Lernen und eLearning. Grundlagen und Praxisbeispiele* (2014th ed., S. 121–128). Berlin/Boston: De Gruyter; De Gruyter Oldenbourg. <https://doi.org/10.1515/9783486781762>. Zugegriffen am: 30.05.2017.
- Mayrberger, K. (2010). Web 2.0 in der Hochschule: Überlegungen zu einer (akademischen) Medienbildung für E-Learning 2.0. In B. Herzig, D. M. Meister, H. Moser, & H. Niesyto (Hrsg.), *SpringerLink Bücher. Jahrbuch Medienpädagogik 8. Medienkompetenz und Web 2.0* (S. 309–328). Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Sauter, A. M., Sauter, W. & Bender, H. (2004). *Blended learning: Effiziente Integration von E-Learning und Präsenztraining* (2. Aufl.). Unterschleißheim/München: Luchterhand.
- Shifman, Limor. (2014). *Memes in Digital Culture*. Cambridge, MA: The MIT Press.
- Treumann, K. P., Ganguin, S. & Arens, M. (2012). *E-learning in der beruflichen Bildung: Qualitätskriterien aus der Perspektive lernender Subjekte* (1. Aufl.). Wiesbaden: VS-Verlag.

Tufte, Edward R. (2001). *The Visual Display of Quantitative Information* (2. Aufl.). Cheshire: Graphics Press.

Vester, F. (2007): *Denken, Lernen, Vergessen. Was geht in unserem Kopf vor, wie lernt das Gehirn, und wann läßt es uns im Stich?* (32. Aufl.) München: Deutscher Taschenbuchverlag GmbH & Co.KG.

Wainer, Howard. (2014). *Visual Revelations: Graphic Tales of Fate and Deception from Napoleon Bonaparte to Ross Perot*. London: Psychology Press. Erstmalig publiziert: New York: Copernicus, 1997.

Wong, Dona M. (2013). *The Wall Street Journal. Guide to Information Graphics: The Dos and Don'ts of Presenting Data, Facts, and Figures*. New York: W. W. Norton & Company.

Anhang

Beispiel für das Vorgehen bei einer Analyse für #talknerdytome

Ziel dieser Analyse war es, herauszufinden wie viele Karten-Aufrufe es im Zeitraum der Pause um den Jahreswechsel (18.12.2017 bis 04.01.2018) pro Tag gab.

1. Abfrage aus der Datenbank

Mit einer MySQL-Query wurde der genaue Zeitpunkt aller in der Datenbank als „view“ geloggten Operationen aus dem entsprechenden Zeitraum abgefragt. Die Zeitangabe liegt in der Datenbank als UNIX-Timestamp vor. Die Accounts des SHRIMP-Teams wurden anhand ihrer eindeutigen User-ID ausgeschlossen. Die Ergebnisse der Abfrage wurden im Format Comma-Separated-Values (CSV) gespeichert.

```
SELECT timestamp
FROM rhizo_log
WHERE op = "view"
AND timestamp > 1513551600
AND timestamp < 1515106800
AND user NOT IN ( 0, 1, 2, 8, 9, 10, 11, 13, 87, 88, 89, 126, 198, 199, 425, 426, 423, 422, 421, 420,
308, 298, 288, 279, 257, 249, 238, 204, 223, 215, 208, 216 )
```

2. Verarbeitung mit Python

Die Ergebnisse der Abfrage wurden danach durch ein kurzes Pythonskript weiter bearbeitet.

Zunächst werden die benötigten Module importiert, und eine Funktion definiert, welche aus dem UNIX-Timestamp das Datum des entsprechenden Tages extrahiert und als Zeichenkette zurückgibt (z. B. „01“ für den 1. Januar). Außerdem werden die Abfrageergebnisse importiert.

```
import csv, pandas as pd, datetime
def DayFromTimestamp(timestamp):
    utc = datetime.datetime.utcnow().timestamp()
    date = datetime.datetime.strptime(utc, "%d")
    return date
input_file = "views_1812_0401.csv"
with open(input_file, "rb") as f:
    reader = csv.reader(f)
    data = list(reader)
```

Danach werden alle Timestamps von ihrem Standardformat (UTC + 0h) in Mitteleuropäische Zeit umgerechnet (UTC + 1h = +3600s).

```
cet_list = [(int(row[0]) + 3600) for row in data]
```

Schließlich wird aus jedem Timestamp durch die Funktion DayFromTimestamp() das Tagesdatum extrahiert und in einer Liste gespeichert. Die pandas-Funktion value_counts() zählt zu jedem Tages-

datum seine Häufigkeit innerhalb der Liste, und ergibt somit die Anzahl von Karten-Aufrufen pro Tag. Die Ergebnisse werden in einer einfachen Tabellenansicht ausgegeben und wurden anschließend in ein Tabellenkalkulationsprogramm kopiert.

```
date_list = [DayFromTimestamp(i) for i in cet_list]
s = pd.Series(date_list)
sc = s.value_counts().sort_index(0)
df = pd.DataFrame(sc)
df
```

3. Endverarbeitung und Visualisierung

Im Tabellenkalkulationsprogramm wurden die Daten abschließend um drei Einträge ergänzt, da Tage ohne Karten-Aufrufe mit der durchgeführten Analyse nicht direkt erfasst wurden. Außerdem wurden die Einträge chronologisch sortiert und um abgekürzte Monatsnamen ergänzt, um die Beschriftung der anschließenden Visualisierung (Abb. 8) verständlicher zu machen.

Diagramme der Serie #talknerdytome

Abb. 2: Veröffentlicht 17. November 2017

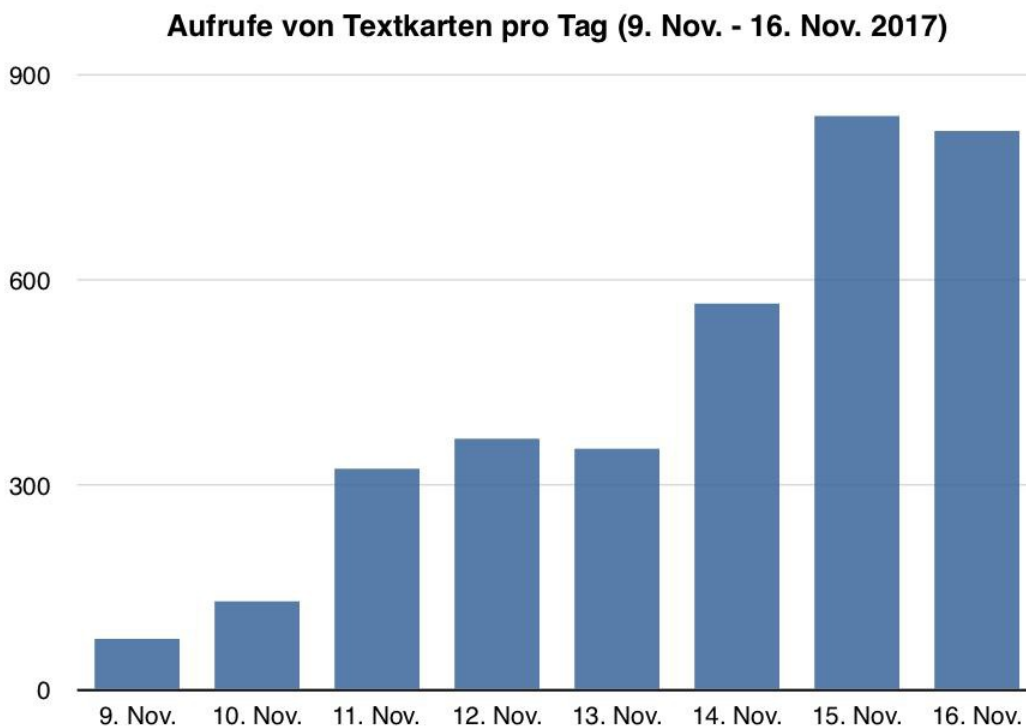


Abb. 3: Veröffentlicht 17. November 2017

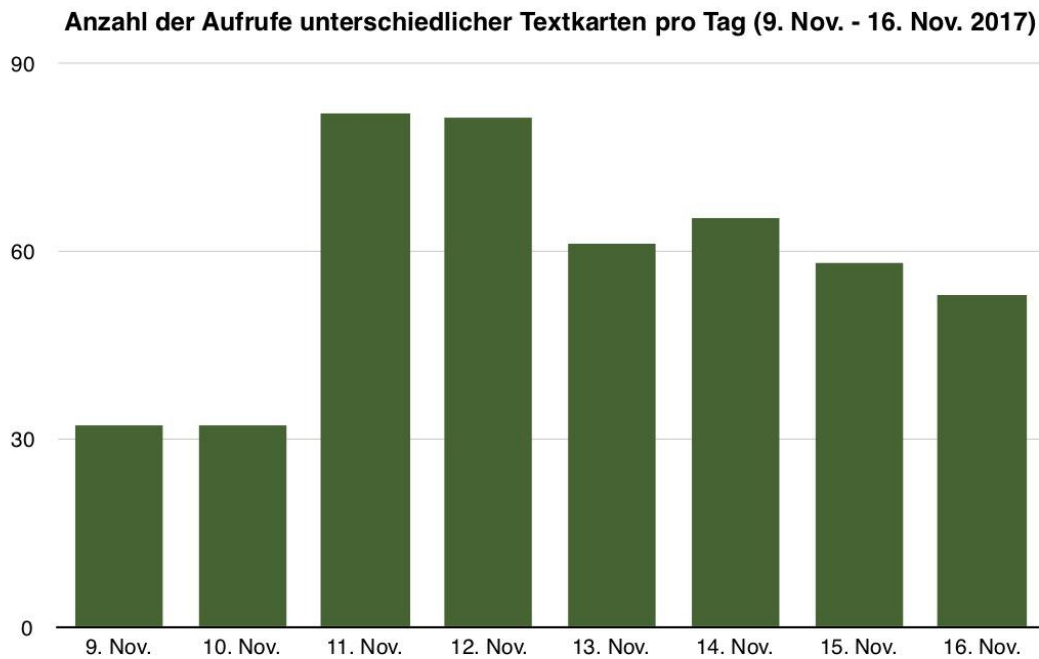


Abb. 4: Veröffentlicht 24. November 2017

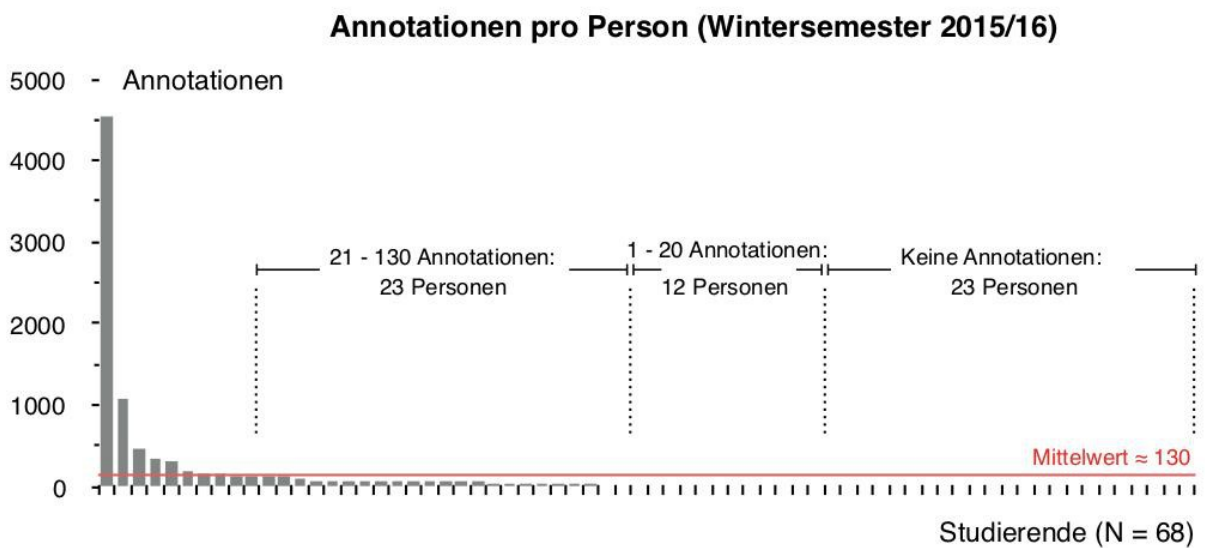


Abb. 5: Veröffentlicht 3. Dezember 2017

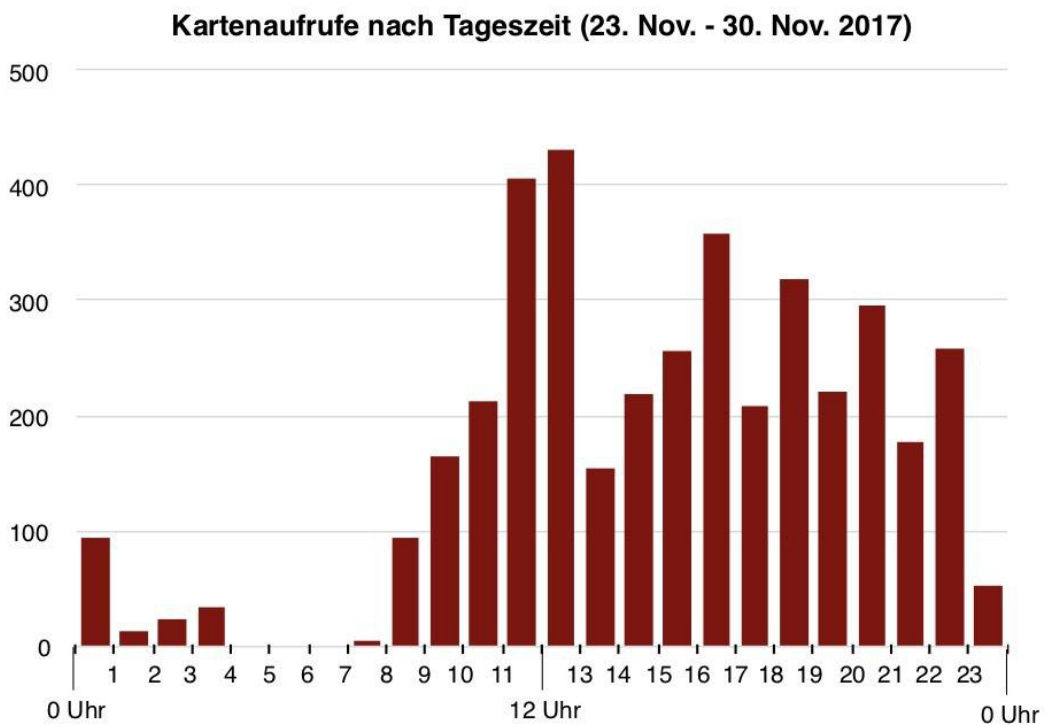


Abb. 6: Veröffentlicht 10. Dezember 2017

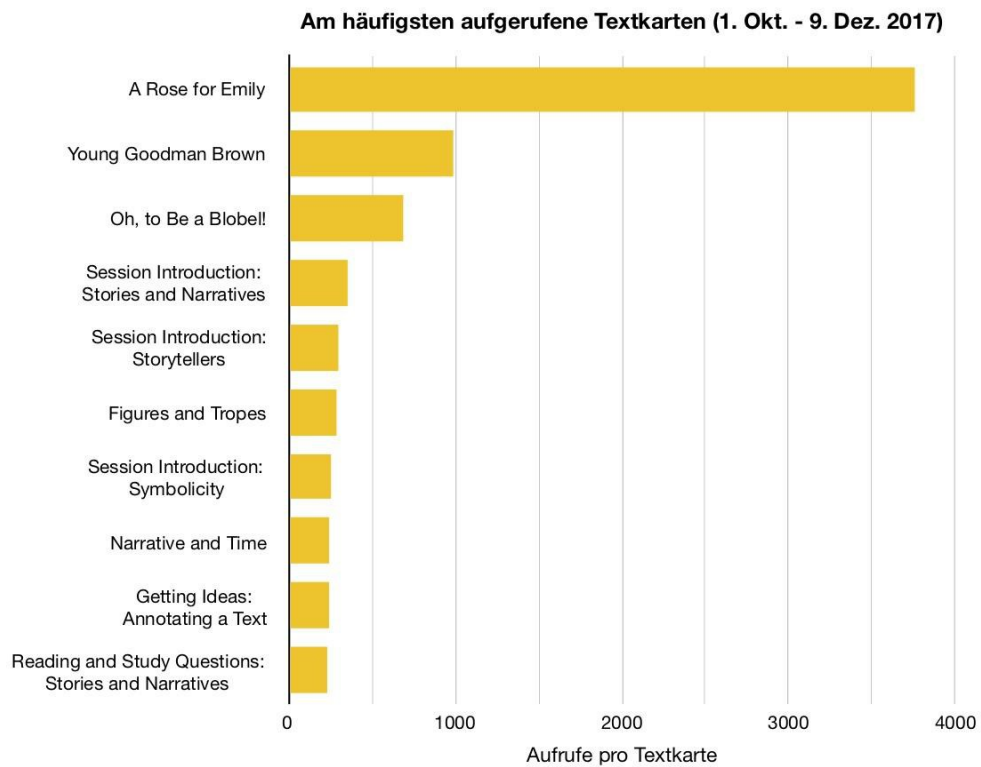


Abb. 7: Veröffentlicht 17. Dezember 2017

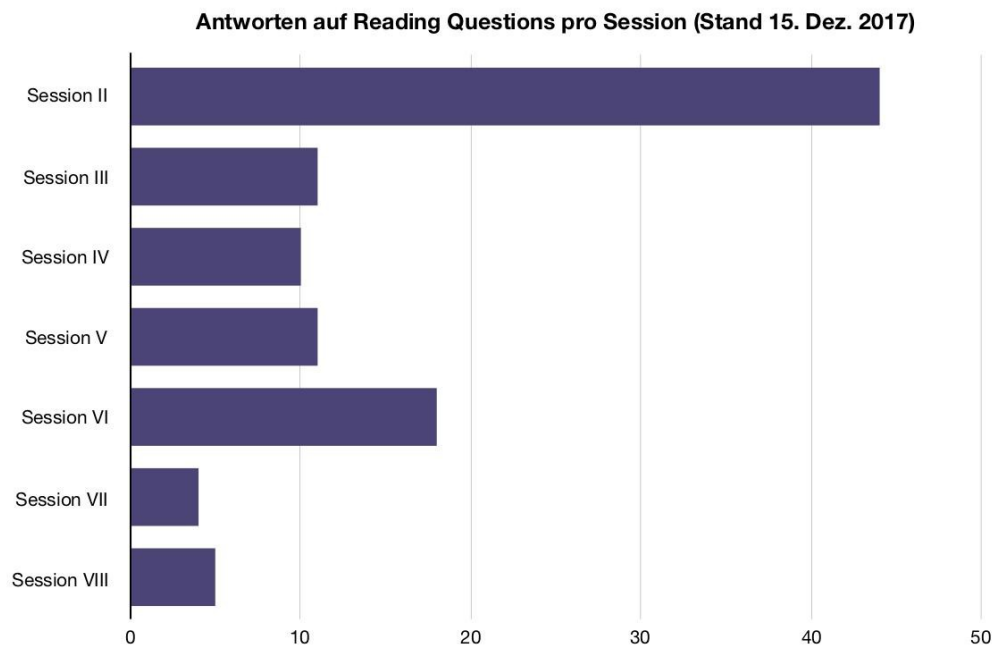


Abb. 8: Veröffentlicht 7. Januar 2018

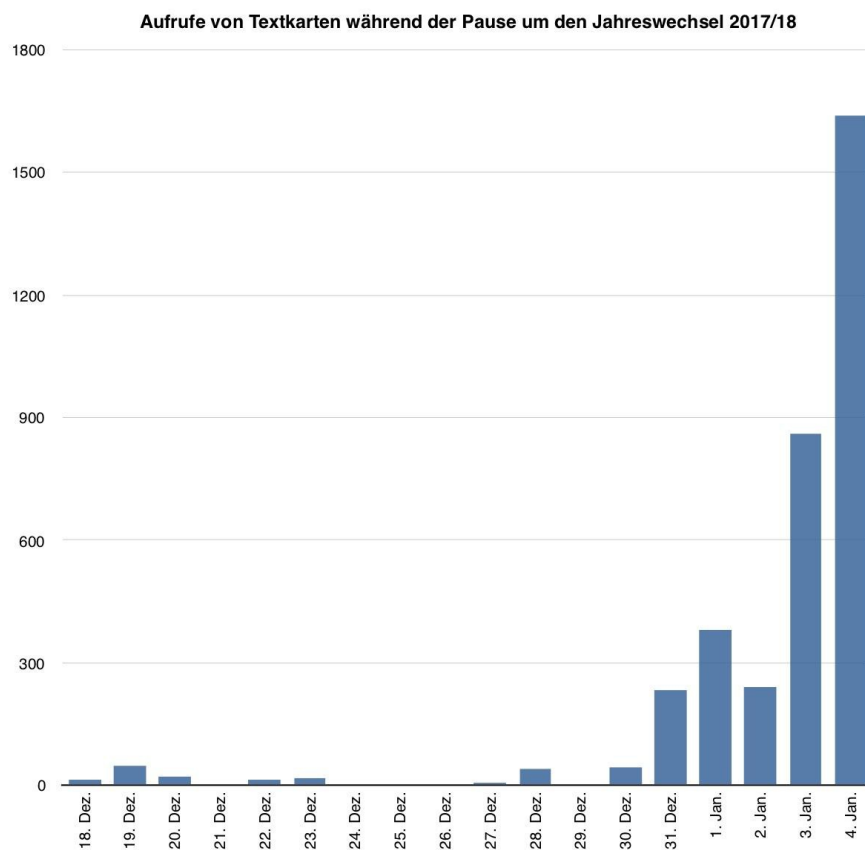


Abb. 9: Veröffentlicht 14. Januar 2018



Abb. 10: Veröffentlicht 28. Januar 2018

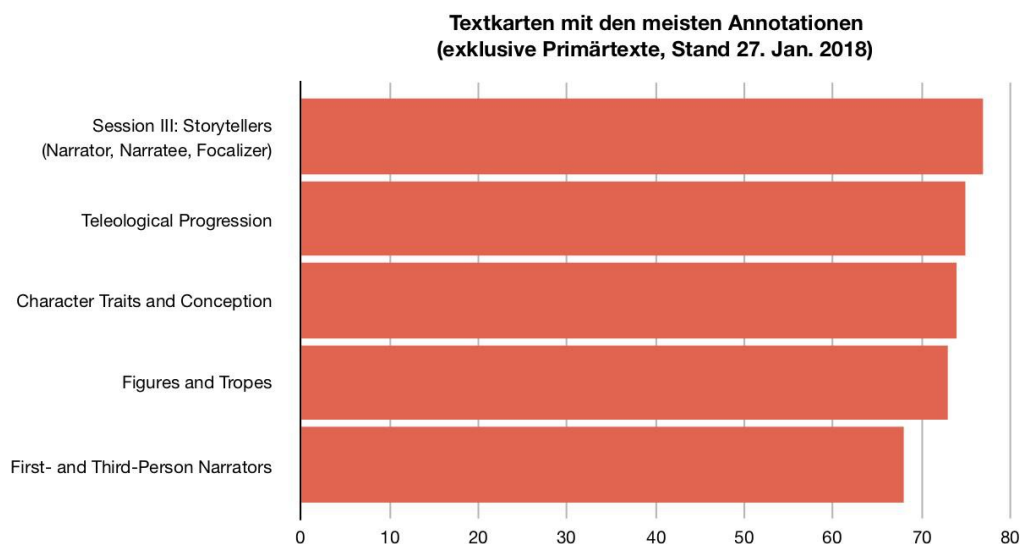


Abb. 11: Veröffentlicht 28. Januar 2018

Character Traits and Conception

According to CHATMAN (1978), the term 'character' designates a set of traits, enduring or temporary, and dispositions to action (hence personality), which individuate characters in storyworlds. Thus, 'Othello is jealous' is an example of what CHATMAN (ibid.: 125) calls trait. Yet, because all narrative texts are necessarily finite, textually created characters are incomplete as to the number of character traits that is ascribed to them. Some texts hardly provide any information on physical details, while others only offer limited access to the working of the characters' minds. Typically, the incompleteness of characters of narrative fiction takes on different degrees. Some characters are highly individualised and characterised in detail through an array of specific traits, which are amenable to change. Other characters are mere types, who have few individual characteristics, and are instead reduced to several general traits (e.g. the grouch, the skinflint), or who represent a social class (e.g. the courtier, the city-dweller, the peasant). Types often coincide with culturally dominant stereotypes, be they ethnic, regional, national or gender stereotypes.

In order to account for the composition of a character, i.e. for the ascribed properties, we can draw on a number of differentiations:

1. We can differentiate between a **static and dynamic character conception**. Whereas the first indicates that the character's traits remain constant, the latter points out that the character's properties change as the action progresses. In contrast to static characters dynamic characters develop in the course of the action.
2. One can distinguish a **one-dimensional character conception from a multidimensional one**. A one-dimensional or 'flat' (E.M. FORSTER) character displays a very restricted and homogenous set of character traits, which can often be reduced to a type or even a caricature (e.g. 'a bureaucrat'). Multidimensional or 'round' (again FORSTER) characters are typically endowed with a large, complex bundle of character traits. In postmodern narrative a character may even display incompatible traits, turning him or her into a bundle of contrastive and mutually exclusive properties, which can by no means be equally realised in the fictional universe (cf. MARGOLIN 2007: 73). Flat characters often serve comic effects: Mrs. Micawber in CHARLES DICKENS' *David Copperfield* (1849–1850), e.g., is characterised by mechanical repeating the phrase "I never will desert Mr. Micawber". The depths of round characters, however, generally appear closer to the way people really are (cf. ABBOTT 2002: 127). JANE AUSTEN's (1816) Emma Woodhouse, for example, who is characterised by various qualities and conflicting ideas, feelings and values is a point in case.

Abb. 12: Prototyp Personalisiertes Diagramm (D3)

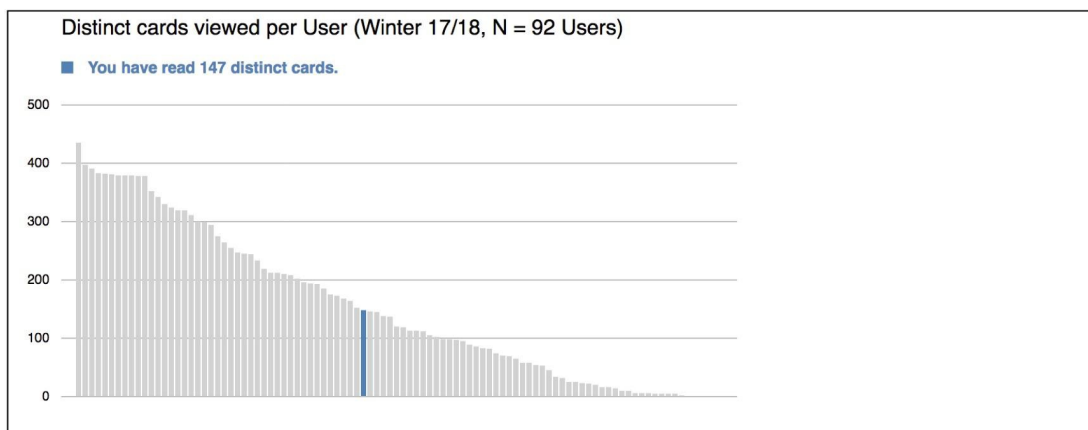


Abb. 13: Das Maskottchen Shrimpy

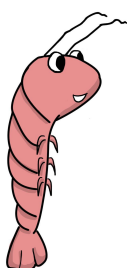


Abb. 14: Beispielhaftes Meme (Kontext: Einführung in die Literaturtheorie)

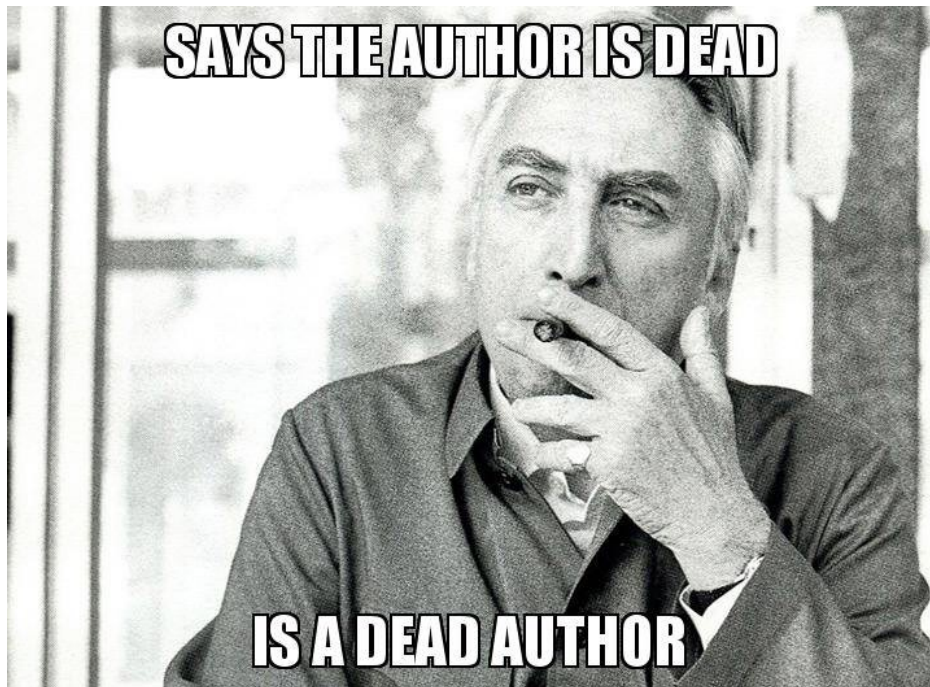



Abb. 15: Ein exemplarisches Facebook Posting für #talknerdytome inkl. Meme



Abb. 16: Beispielhaftes Blog Posting für #talknerdytome (Blog zu den Learning Analytics)



Talk Nerdy to Me: Looking for Answers about Reading Questions

Submitted by nataliebuehler on Sun, 12/17/2017 - 18:58

[Talk Nerdy to Me](#) | [analytics](#)

This week in Talk Nerdy to Me, we're going to look at the reading questions – that neat feature that pops up at the end of sessions, asking you to reflect on what you read and to put it into your own words. Reading questions help you get organized for the seminars as they test whether or not you truly understood what you read, and prepare you for discussing the texts with your peers. While this feature has been steadily used by you all, we can detect quite a bit of fluctuation when we look at the data:

We can see clearly that you were most eager to use this feature the first time it was introduced, in session II, when 44 answers were given. This enthusiasm seems to have declined in the following weeks, with sessions III through V recording between ten and eleven answers each. However, for session VI – the one about essay writing – 18 answers were given, which is a clear uptick. This didn't last all too long though, as the last two sessions had four and five answers each.

Now, what does this tell us? Well, there's multiple possible interpretations. Maybe the semester has gotten too busy, with too many other things to do, and the reading questions have moved into the background. However, the uptick in session VI seems to suggest something else: it is possible that as the semester goes on, you all have grown more confident in your ability to understand the readings, extract what's important and discuss it in class even if you haven't written it down first. The uptick then shows that when it's about topics that you might not be so familiar with, you rely on the questions again. This would mean that how many answers are given is dependent on how confident students are about their understanding of the material. What this also shows us is that reading questions are very helpful for your understanding – it can even be a good idea to go back to older sessions and see if you could still answer them now, to check if you remember what you've learned this semester already. So, keep on answering those questions, and, for now, enjoy the holidays!