

Niels SEIDEL¹ (Dresden)

Analyse von Nutzeraktivitäten in linearen und nicht-linearen Lernvideos

Zusammenfassung

In diesem Beitrag werden verschiedene Ansätze zur visuellen Analyse von Nutzeraktivitäten in linearen und nicht-linearen Lernvideos behandelt. Ziel ist es dabei, durch geeignete Visualisierungsinstrumente besser zu verstehen, wie Lernende einzelne Videos nutzen und sich innerhalb von Videokollektionen verhalten. Ausgehend von der Erhebung und Aufbereitung von Logdaten werden Visualisierungen für die Betrachtung von einzelnen Lernenden und Lerngruppen vorgestellt. Das Nutzerverhalten in nicht-linearen Videos respektive Hypervideos wird durch Verlaufspfade, Segment-Zeit-Diagramme und Graphen veranschaulicht.

Schlüsselwörter

Learning Analytics, Visual Analytics, Lernvideos, Hypervideo, Educational Data Mining, Audiovisuelle Medien, Videos, Video Usage Mining

Analysis of user activities in linear and non-linear instructional videos

Abstract

This article discusses different approaches for analysing user activities in linear and non-linear instructional videos. The principle goal is to understand how students use instructional videos and how they behave in video-based learning environments. Starting from the aggregation of log file data, suitable methods for the visual analysis of groups and individuals are introduced. User behaviors in nonlinear or hypervideos are explained using learning paths, segment-time diagrams and graph-based visualisations.

Keywords

Learning analytics, visual analytics, instructional video, hypervideo, educational data mining, audiovisual media, video, video usage mining

¹ E-Mail: niels.seidel@tu-dresden.de

1 Einleitung

On Demand Videos (VOD) bilden einen wesentlichen Bestandteil des informellen und formellen Lernens. Deutlich wird dies zunächst am Umfang an wissensvermittelnden Videos auf *YouTube*, wo sich beispielsweise 219 Millionen Treffer für den Suchbegriff „How to“-Videos finden lassen. *YouTube EDU* mit seinen über 300 vertretenen Bildungseinrichtungen zählte 2011 zu den am drittschnellsten wachsenden Sparten des Videoportals. Aber auch an deutschen Hochschulen haben VOD-Angebote Einzug gehalten. Die technischen Systeme zur Aufzeichnung von Vorlesungen gelten inzwischen als etabliert (KANDZIA et al., 2011), auch wenn die dazu passenden didaktischen Ansätze wie *flipped classroom* heute noch keine breite Anwendung gefunden haben. Einen weiteren Schub erfuhr der Einsatz von Videos durch die Popularität von *MOOCs*, genauer gesagt von *xMOOCs* der Art, wie man sie etwa bei *coursera* oder *iversity* findet. Der Funktionsumfang der Videoplayer geht dabei über die Steuerung der Wiedergabe hinaus und reicht von zeitbasierten und zeitabhängigen Annotationen über zeitgenaue Kommunikationswerkzeuge bis hin zu nicht-linearen Navigationsstrukturen in einem Netz aus Videos, die man als Hypervideos bezeichnet.

Unabhängig von der allgemeinen Verbreitung stellt sich die Frage, inwieweit sich durch den Videoeinsatz positive Lernergebnisse befördern lassen. Im Einzelfall kann man die Effektivität eines Lernvideos durch Kompetenzmessungen (z. B. durch Vor- und Nachtests) feststellen, doch für eine umfassende Sammlung von Vorlesungsaufzeichnungen oder in Anbetracht nicht genauer spezifizierbarer Adressaten in informellen Settings bedarf es pragmatischerer Ansätze und Analyseinstrumente.

Eine Analyse kann dabei auf die einzelne Lernende bzw. den einzelnen Lernenden, eine Gruppe von Lernenden oder die Optimierung des Videomaterials und der sie umfassenden Lernumgebung ausgerichtet sein. RONCHETTI (2013) hat dazu beispielhafte Fragestellungen formuliert:

- Betrachten die Lernenden das gesamte Video oder nur Teile davon?
- An welchen Zeitpunkten brechen sie die Wiedergabe ab?
- Welche Szenen werden mehrfach rezipiert?
- Setzen sich die Lernenden aktiv mit den Lernmaterialien auseinander?
- In welcher Weise arbeiten sie mit den Videos?
- Schauen sich die Lernenden die Videos unmittelbar nach der Veröffentlichung oder kurz vor vereinbarten Fristen an?
- Welche Videos erlangen das meiste Interesse, welche das wenigste?

Im Kontext von videobasierten Lernumgebungen stellt sich zudem die Frage, inwiefern die Absichten des Instruktions- oder System-Designers mit den Aktivitäten der Lernenden korrelieren. Mittels Instrumenten zum Monitoring solcher Lernumgebungen kann man Vorlieben und Defizite von Lernenden identifizieren oder die Organisation von videobasierten Lerninhalten daran ausrichten und einzelne Videos überarbeiten.

Der in diesem Beitrag thematisierte Ansatz zur Analyse der Nutzeraktivitäten in linearen und nicht-linearen Lernumgebungen basiert auf der Auswertung von spe-

ziell aufbereiteten Logdaten. Ziel ist es, den Inhalt der Datensätze für Lehrende und Lernende verständlich zu visualisieren. Lehrende sollen anhand der hier vorgestellten grafischen Analyseinstrumente in die Lage versetzt werden, laufende Lernprozesse zu überblicken, zu interpretieren und gegebenenfalls Maßnahmen zu ergreifen, um ungewünschten Effekten zu begegnen. Lernenden können bestimmte Visualisierungsansätze dabei helfen, ihren Lernfortschritt zu reflektieren und ihre Handlungen damit selbst zu regulieren. Die Besonderheit in der Analyse von Lernvideos gegenüber anderen Lernmedien liegt dabei in ihrer intrinsischen und von der Produzentin bzw. vom Produzenten zugewiesenen zeitlichen Ordnung, die gesonderte Auswertungsmethoden erfordert.

KEIM, KOHLHAMMER & ELLIS et al. (2010) weisen auf eine Reihe von Besonderheiten bei der Betrachtung zeitbasierter Daten hin. Zunächst erfassen wir Zeit in einem hierarchischen System unterschiedlicher Granularität, wie etwa Wochen, Tage, Stunden oder Sekunden. Hinsichtlich der Zeitmessung unterscheidet man Zeitpunkte und Zeitintervalle als zwei unterschiedliche Dimensionen. Zeitliche Ereignisse können, wie die Bildfolge in einem Video, einer linearen Ordnung oder wie der wöchentliche Rhythmus einer Vorlesung, einem zeitlichen Zyklus unterliegen. Übertragen auf die Analyse von videobasierten Lernarrangements ist es deshalb angebracht, die lineare Zeit der Videowiedergabe der zyklischen Dimension der physikalischen Tageszeiten gegenüberzustellen. HARDMAN (1999) differenziert neben der *media element time* als intrinsischen Wiedergabezeit eines audiovisuellen Mediums die ihm zugewiesene Darstellungszeit (*document time*) im Multimediasystem sowie die Laufzeit (*run time*), die die Anwenderin bzw. der Anwender einschließlich aller Benutzerinteraktionen tatsächlich für die Wiedergabe aufwendet. Ein weiteres Merkmal zeitlicher Verläufe sind verzweigte und parallel laufende Handlungen (KEIM, KOHLHAMMER & ELLIS et al., 2010). Hypervideos repräsentieren diese Eigenart durch ihre nicht-lineare Navigationsstruktur und die gleichzeitige Darstellung von Zusatzinformationen wie z. B. Präsentationsfolien, Text-Overlay, Echtzeitdaten oder Annotation im Videobild (vgl. MEIXNER et al., 2012). Nicht zuletzt ergeben sich vielfältige Sichtweisen der Betrachtenden auf die Zeit und die mit ihr assoziierten Ereignisse und Zeiträume (KEIM, KOHLHAMMER & ELLIS et al., 2010). Die unterschiedlichen Sichtweisen auf die sukzessive dargebotenen Informationen im Video und der damit verbundene Aufwand prägen die Diskussion über den didaktischen Einsatz sowie die Akzeptanz, Effektivität und Effizienz von Lernvideos.

Bevor diesbezügliche Analyseinstrumente vorgestellt werden, wird in Abschnitt 2 der Stand der Forschung hinsichtlich des *Video Usage Mining* und der Visualisierung von Nutzerverhalten bei der Betrachtung von Videos dargestellt. Im dritten Abschnitt sind zwei beispielhafte Anwendungsfälle für die nachfolgend erläuterten Analysemethoden beschrieben. Im Hinblick auf die Anwendung der Methoden in anderen Kontexten wird die praktische Vorgehensweise von der Erhebung über die Aufbereitung bis hin zur Analyse von Logdaten beschrieben. Abschnitt 4 bildet den Hauptteil dieses Beitrags. Zur Ermittlung von Nutzungsmustern, Zeitaufwand und Lernpfaden stelle ich verschiedene Visualisierungsmethoden vor und erörtere ihre Grenzen und Anwendungsbereiche.

2 Verwandte Arbeiten

Die Analyse von Nutzeraktivitäten in Videodatenbanken wird als *Video Usage Mining* bezeichnet (MONGY, BOUALI & DJERABA, 2006). Grundsätzlich differenziert man dabei die Betrachtung der Nutzung innerhalb eines Videos und innerhalb einer Sammlung von (linearen und nicht-linearen) Videos. Dabei kann man wiederum das Verhalten einer bzw. eines einzelnen Anwendenden untersuchen oder die Daten mehrerer Personen aggregieren.

DE BOER & TOLBOOM (2008) ermittelten in einer Studie mit 50 Studierenden vier Szenarien zur Betrachtungsweise von Lernvideos: 1) einmaliges Anschauen von Anfang bis Ende; 2) mehrmaliges Anschauen mit Vor- und Rücksprüngen; 3) Wiedergabe des gesamten Videos in zwei Anläufen; 4) Lernende springen auf der Zeitleiste vor und zurück, ohne längere Passagen anzusehen („Zapping“).

Um interessante Videoszenen in einer Vorschau zusammenzufassen, identifizierten SYEDA-MAHMOOD & PONCELEON (2001) in einer Studie Rezeptionsmuster, welche die Probandinnen und Probanden hinsichtlich ihres Interesses an der jeweiligen Szene bewerteten. Den Übergang von Zuständen wie *play*, *pause*, *fast forward* etc. stellten sie dabei in Abhängigkeit der individuellen Wiedergabezeit in einem Liniendiagramm dar und leiteten daraus wiederkehrende Muster ab.

Die Akzeptanz in Abhängigkeit der Abspielposition wird in der amerikanischen Version von *YouTube Analytics* mit dem Instrument der *absolute retention rate* dargestellt. Diese zumeist abfallende Kurve gibt an, wie viel Prozent der Videobetrachtenden einen Zeitpunkt im Video angesehen haben. Die Firma *Wistia* nutzt neben *heatmaps* eine ebensolche Visualisierungsmethode, um die Rezeption von Produkt- und Werbevideos zu ermitteln.² KETTERL, MERTENS & VORNBERGER (2008) bieten Lernenden zu diesem Zweck *heatmaps* an. Mit Hilfe der parallel zur Zeitleiste dargestellten *heatmap* kann man die mehr oder weniger häufig rezipierten Videosegmente grafisch erfassen und gezielt dort hin navigieren.

BROOKS, THOMPSON & GREER (2013) entwickelten die Visualisierungstechnik des *Rewatching Graph* zur Analyse von Nutzerverhalten in einem Distributionssystem für Vorlesungsaufzeichnungen. Aus demselben Grund stellten GOPALAKRISHNAN et al. (2011) die individuelle Wiedergabezeit der Gesamtspieldauer eines Videos in einem *Scatter Plot* gegenüber.

Die im Vergleich zur breiten Anwendung von Videos geringe Anzahl an Forschungsarbeiten zum Nutzerverhalten in linearen Videos (MONGY, BOUALI & DJERABA, 2006) sowie die vernachlässigbare Verbreitung der entsprechenden Erhebungs- und Analysemethoden hat vermutlich zwei Ursachen: Zum einen erfassen Standard Web-Logs keine Ereignisse der Navigation im Video und zum anderen weisen die meisten HTML5- oder Flash-Wiedergabekomponenten keine Schnittstellen zur Datenprotokollierung auf. Zur Analyse der Nutzung von Videokollektionen kann man nur teilweise auf Methoden des *Web Usage Mining* zurückgreifen, da diese die zeitliche Dimension des Mediums nicht berücksichtigen. Die Nutzung der medialen Gesamtstruktur wird also nicht im Zusammenhang mit dem

² Vgl. <http://wistia.com/product>, Stand vom 27. Januar 2014.

Nutzungsverhalten in den einzelnen Videos betrachtet. Der Spezialfall der nicht-linearen Videos stellt aufgrund der geringen Verbreitung solcher Anwendungen ohnehin ein Forschungsdesiderat dar. Grundsätzlich ist festzuhalten, dass für Video-Logdaten noch keine Standards und Bewertungsmaßstäbe existieren.

Bei den in Abb. 1, 2 und 3 dargestellten und nachfolgend beschriebenen Analysemethoden handelt es sich um Weiterentwicklungen bestehender Ansätze, während für die Methoden in Abb. 4, 7 und 8 keine vergleichbaren Ansätze in der Literatur gefunden wurden.

3 Ausgangslage und Erhebungsmethoden

3.1 SCM-LAB

Unter dem Titel *SCM-LAB* führten wir im Januar 2013 eine Feldstudie mit 32 internationalen Studierenden eines betriebswirtschaftlichen Masterstudiengangs zum Thema „Supply Chain Management“ (SCM) durch. Das CSCL-Script gliederte sich in vier zeitlich befristete Phasen, die jeweils mit einer Aufgabe verknüpft waren und von je zwei Personen bearbeitet wurden. In der ersten Phase bestand die Aufgabe darin, ein vorgegebenes Video mit Kapitelmarken und Tags zeitgenau zu annotieren. Im zweiten Schritt galt es, drei inhaltsvalide Überprüfungsfragen (Multiple-Choice) in Abhängigkeit der Zeit zu definieren. In Phase 3 wurde ein Video freigeschaltet, was zuvor eine andere Gruppe semantisch erschlossen und mit Fragen versehen hatte. Nach der Beantwortung der Fragen war das Peer Assessment in Form eines Selbsttest abgeschlossen. In Folge erhielten die Teilnehmer/innen in der vierten Phase Zugang zu allen aufbereiteten Videos und allen Annotationswerkzeugen der Lernumgebung, um die Ergebnisse der anderen Gruppen diskutieren zu können. Das experimentelle Design der Script-gesteuerten Gruppenarbeit in reinem Online-Lernszenario bedingte eine quantitative Auswertung der Lernaktivitäten durch die Zusammenführung von Prozessdaten in Form von ca. 104.000 Logfile-Datensätzen sowie den Auszeichnungen der 16 entstandenen Hypervideos. In den Logfiles wurden neben dem Benutzernamen, der Gruppe und dem Zeitpunkt insbesondere das Nutzerverhalten bei der Videowiedergabe und Bearbeitung von Annotationen protokolliert. Die Hypervideo-Markup erlaubt zusätzliche strukturelle Vergleiche zwischen Anzahl, Inhalt und zeitlicher Position der Annotationen identischer Videos. Details der Feldstudie finden sich bei SEIDEL (2013). Für die Auswertung dieser sowie einer Wiederholungstudie im Dezember 2013 kamen die in Abb. 1 bis 4 dargestellten Visualisierungen zum Einsatz.

3.2 IWRM education

IWRM education steht für ein videobasiertes Lernangebot zum komplexen Themengebiet des „Integrated Water Resources Management“ (IWRM). An der Entwicklung dieses vom Sekretariat des International Hydrological Programme (UNESCO) und Hydrology and Water Resources Programme (World Meteorological Organization) koordinierten Projektes beteiligten sich 33 Lehrende von 20 internationalen Bildungs- und Forschungseinrichtungen durch ein bis drei Lernvideos im

Umfang von 58 bis 158 Minuten. Zielgruppe des informellen Lernangebots sind Studierende sowie Entscheidungsträger/innen in Schwellen- und Entwicklungsländern. Der bis dahin einzigartige Ansatz, Lernangebote verschiedener Fachgebiete zum Thema Wasserbewirtschaftung in einer Lernumgebung zu integrieren, wurde durch über 250 zeitgenaue Verweise zwischen den insgesamt 42 Video verstärkt. Diese nicht-lineare Videonavigation wurde durch Inhaltsverzeichnisse und *tags* sowie eine Volltextsuche in den zum Video synchronisierten Folien ergänzt (SEIDEL, 2011). Die Lernmaterialien sind unter einer *Creative-Commons*- und die Lernumgebung unter einer *MIT-Lizenz* frei verfügbar.³ Da es sich hier ebenfalls um ein Online-Lernangebot handelt und die Anwender/innen zudem nicht namentlich bekannt sind, wurde auch hier eine Erhebung und Analyse von Logdaten unternommen. Zwischen dem 10. Dezember 2012 und dem 29. Januar 2014 wurden insgesamt 61.737 Datensätze der Online-Version erhoben. Die im Vergleich zum SCM-LAB weitaus geringe Zahl an Einträgen ist zum einen auf den vielfachen Einsatz der portablen und somit serverunabhängigen Version⁴ und auf die eher passive Rezeption ohne konkreten Auftrag zur Annotation der Videos zurückzuführen. Zur Auswertung der Studie wurden alle in diesem Beitrag beschriebenen grafischen Analysemethoden angewendet.

3.3 Vorgehen bei der Analyse von Logfiles

Um Logdaten in einer videobasierten Lernumgebung zu erheben, gibt es drei grundlegende Verfahrensweisen: (a) die *heartbeat-Methode* (BROOKS, THOMPSON & GREER, 2013), bei der in einem Intervall von z. B. 30 Sekunden die Abspielposition im Video protokolliert wird, ohne alles Dazwischenliegende zu erfassen; (b) die ereignisbasierte Protokollierung von Benutzerinteraktionen (*clickstreams*), welche eine aktive Benutzung voraussetzt; (c) die kontinuierliche Erfassung des Systemzustands⁵, bei der sehr viele Daten zu Lasten der System-Performanz anfallen. Zur Erhebung der Nutzeraktivitäten erwies sich die *heartbeat-Methode* allein als ungenügend. Der Apache2 Webserver konnte den Systemzustand ab 80 gleichzeitigen Zugriffen nicht mehr kontinuierlich erfassen, so dass in den oben beschriebenen Feldstudien nur die Klicks erfasst wurden. In Anbetracht der Aufgabenstellung im *SCM-LAB* und der gebotenen Interaktionsmöglichkeiten in *IWRM education* ließen sich jedoch ausreichend viele Daten sammeln. Die darauf aufbauende Vorgehensweise bei der Analyse von Logfiles gliedert sich in Anlehnung an REICHLE, PERNER & ALTHOFF (2006) in fünf Schritte:

³ Vgl. Lernumgebung: <http://www.iwrm-education.org> und Quellcode: <http://github.com/nise/vi-two/examples/>, Stand vom 27. Januar 2014.

⁴ Als unterstützendes Lehrmittel wurde das Modul *IWRM education* bislang an der Universität Kiel, im Wahlpflichtmodul IWRM der Fachrichtung Hydrowissenschaften an der TU Dresden und in einem IWRM-Kurs an der Staatlichen Humanitären Universität Riwne (Ukraine) sowie in den IWRM-Summerschools des DAAD in den Jahren 2011 und 2012 eingesetzt.

⁵ Dazu eignet sich der *timeupdate Event* für HTML5 Medienelemente. Je nach Web-Browser wird das Ereignis vier bis fünf Mal pro Sekunde (*Safari, Chrome, Opera*) oder bei jedem neuen Video-Frame (*Firefox*) ausgelöst.

1. **Datenerhebung:** Die videobasierte Lernumgebung wird so weit angepasst, dass die Benutzerinteraktionen einschließlich der Wiedergabezeit des Videos nach einem der oben beschriebenen Verfahren in einer Textdatei (Logfile) oder einer Datenbank erfasst werden können.
2. **Bereinigung:** Datensätze, die während Systemstörungen außerhalb des Versuchszeitraums oder durch Personen generiert wurden, die nicht zu den Versuchsteilnehmenden oder der Zielgruppe gehören (z. B. Administratorinnen und Administratoren, Versuchsleiter/innen), sind zu entfernen. Auch Formatierungsfehler, wie z. B. in kommaseparierten Textdateien, oder fehlende Einträge, wie z. B. die Länderangabe im *user agent*, sind zu behandeln.
3. **Aufbereitung:** Das Datenformat enthält viele verborgene Informationen, die man für die weitere Verarbeitung zunächst berechnen, gruppieren, filtern oder kombinieren muss. Insbesondere die Unterscheidung von Nutzersessions ist eine wichtige Grundlage für weitere Analysen.
4. **Visualisierung:** Repräsentation der extrahierten Daten in grafischen Darstellungen.
5. **Auswertung:** Interpretation und Aufbereitung der Ergebnisse für die jeweiligen Adressaten, i. d. R. Forschende, Lehrende oder Studierende.

In den hier exemplarisch herangezogenen Feldstudien wurden die Daten direkt aus dem Videoplayer erhoben. Der Player sowie auch die übrigen interaktiven Komponenten der Videos basieren auf dem Framework *VI-TWO* (SEIDEL, 2013b). Für die Aufbereitung wurde ein *PHP-Script* gemäß der Erfordernisse geschrieben, welches die für die Visualisierungen mit *D3.js* notwendigen Datenstrukturen generierte. Die ausschließliche Verwendung von Webtechnologien hatte den Vorteil, die Resultate unmittelbar in der Lernumgebung erzeugen und darstellen zu können.

4 Analysen

4.1 Analyse der Videorezeption einzelner Nutzer/innen

Die Erfassung der Zugriffszahlen pro Zugriffszeitraum (z. B. pro Tag) ist eine weithin gebräuchliche, wenn auch sehr oberflächliche Methode, um die Videorezeption zu messen. Auch die *Abdeckungsrate*, d. h. das Verhältnis von aufgerufenen zu angebotenen Videos, ist wenig aussagekräftig in Bezug auf die Rezeption einzelner Videoszenen. Ein für Lernende und Lehrende gleichermaßen interessantes Analyseinstrument stellt dagegen die *heatmap* dar. Mit Hilfe einer *heatmap* kann man die Rezeption eines Videos in Abhängigkeit der Wiedergabeposition darstellen. Die Intensität der Rezeption wird dabei einem farblichen Kodierschema entlang der Zeitachse abgetragen. Nicht betrachtete Segmente treten ebenso hervor wie besonders häufig rezipierte Stellen im Video. Die Aussagekraft ist insofern begrenzt, dass die genaue Anzahl an Aufrufen je Videosegment von der Anzahl der Kodiereinheiten abhängig ist. Je mehr Farben, desto genauer kann man die Rezeption bestimmen, desto unübersichtlicher wird jedoch die Visualisierung. Eine mögliche Lösung besteht in der zusätzlichen Darstellung eines Balkendiagramms (siehe Abb. 1, in schwarz). Ein störender Effekt kann sich auch durch die Verwendung

zeitbezogener Links in Form von Inhaltsverzeichnissen oder zeitgenauen *tags* bemerkbar machen, wenn die referenzierten Zeitpunkte besonders häufig aufgerufen werden. In Abb. 1 sind die Kapitelmarken (orange) und *tags* (blau) daher oberhalb der *heatmap* abgetragen, so dass sich zumindest die am häufigsten aufgerufene Position im Video daraus erklärt. Ein weiterer Nachteil besteht darin, bruchstückhafte Rezeptionsmuster nicht von einer kontinuierlichen Wiedergabe unterscheiden zu können. Insbesondere die Verteilung der Rezeption über mehrere Stunden bis hin zu Tagen geht nicht aus der Darstellung einer *heatmap* hervor.

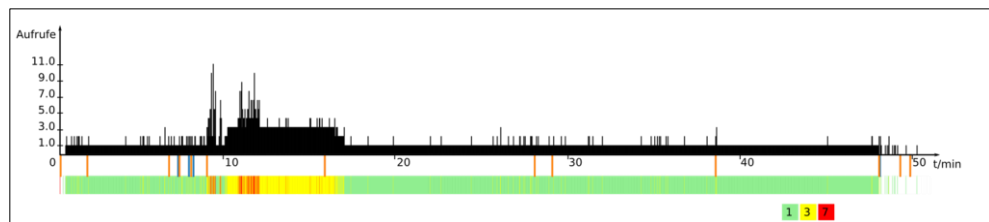


Abb. 1: Weiterentwickelte heatmap, auf der Kapitelmarken (orange) und tags (blau) sowie die genauen Zugriffszahlen je Segment (schwarz) abgetragen sind.

Den zuletzt genannten Nachteil einer *heatmap* kann man dadurch begegnen, dass man die jeweilige Tageszeit der Benutzerinteraktion in Abhängigkeit der Wiedergabezeit im Video darstellt. In solch einem *rewatching graph* (BROOKS, THOMPSON & GREER, 2013) bleibt zunächst immer noch offen, ob die Betrachtung an ein und demselben Tag statt gefunden hat oder rein zufällig als stetige Kette erscheint. Aus diesem Grund wird in der hier vorgestellten Erweiterung dieser Visualisierung (Abb. 2) zusätzlich das Datum durch ein Farbschema kodiert. Je nach Datenerhebungsmethode kann man von Einzelzeitmessung nicht auf eine durchgehende Wiedergabe ohne Zeitsprünge schließen. Aus diesem Grund entspricht die Darstellung einem *Scatter Plot*. Um sicherzugehen, dass die bzw. der Anwendende nicht durch fortwährendes Klicken auf der Zeitleiste in kleinen Sprüngen durch das Video navigiert hat, kann man anstatt des Datums die jeweils protokollierte Benutzerinteraktion farblich darstellen (Abb. 3). Ganz unabhängig davon lassen sich drei Rezeptionsmuster anhand eines *rewatching graphs* erkennen: (1) Eine normale Wiedergabe erkennt man an einer relativ zusammenhängenden, langsam ansteigenden Reihe von Punkten, die eine Linie andeuten. (2) Schnelles Springen auf der Zeitleiste (*skip*) äußert sich in annähernd waagerechten Ketten von Punkten. (3) Die in Abb. 3 vertikal übereinander liegenden Punkte zeigen an, dass eine Annotation mehrmals bearbeitet wurde. (4) Häufige Wechsel zwischen Sprüngen auf der Zeitleiste und dem Gebrauch eines Annotationswerkzeugs auf einer leicht ansteigenden Kette von Punkten, wie in Abb. 3 zu sehen, deuten auf eine intensive Bearbeitung des Videos hin. Anhand dieser Muster kann man ermitteln, wie intensiv und wie kontinuierlich sich Lernende mit einem Video beschäftigt haben. Im kollaborativen Lernszenario des *SCM-LAB* konnten damit dominante Rezeptionsmuster je Scriptphase und Aufgabe nachgewiesen werden.

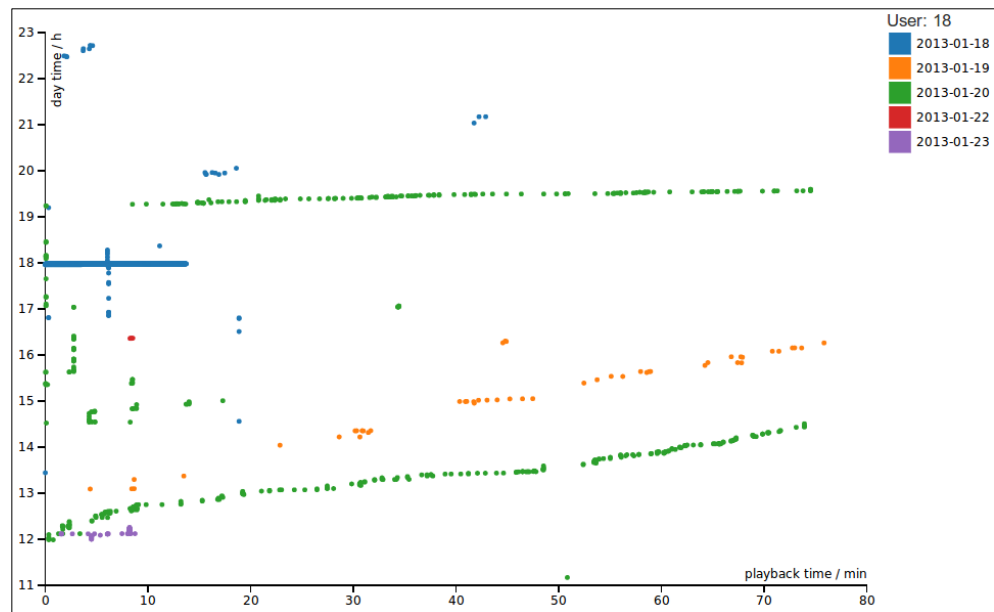


Abb. 2: Weiterentwicklung eines rewatching graph mit farblich kodierten Datumsangaben

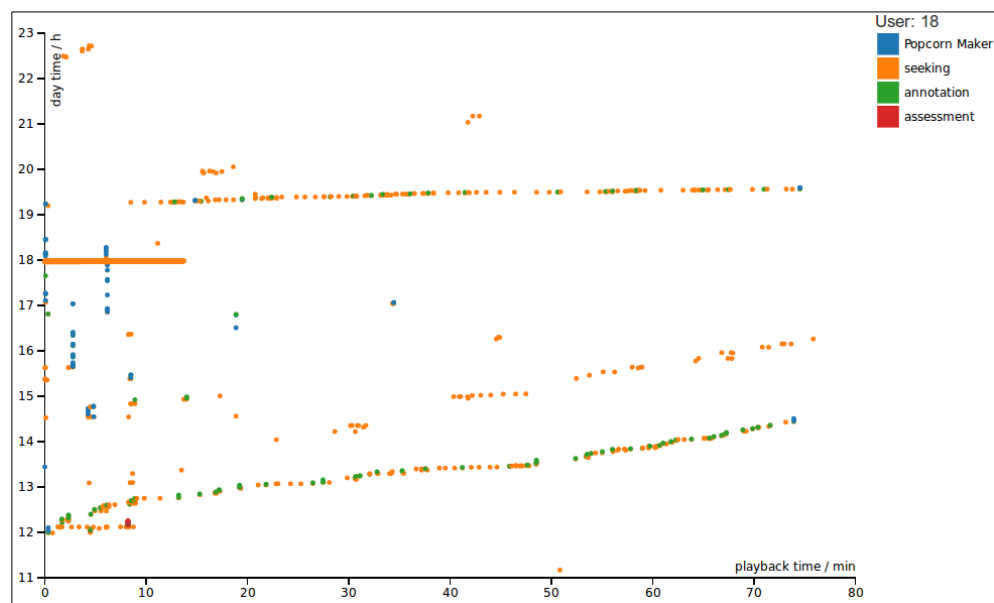


Abb. 3: Weiterentwicklung eines rewatching graph mit farblich kodierten Annotationswerkzeugen

Aus einem *rewatching graph* ist nicht ersichtlich, wie lange die Wiedergabe eines Videos insgesamt gedauert hat. Diese Information ist jedoch bedeutsam, um den Arbeitsaufwand der bzw. des Lernenden einschätzen zu können. Die Ermittlung der Wiedergabezeit ist bei einer Messung von Ereignissen nur dann zu bewerkstelligen, wenn ihre Anzahl ausreichend groß ist oder zusätzlich eine der anderen Erhebungsmethoden genutzt wird. Zur Berechnung der Wiedergabezeiten anhand von *clickstreams* addiert man den zeitlichen Abstand zweier Abspielpositionen, die mit

zwei aufeinanderfolgenden Messzeitpunkten assoziiert sind, sofern erstens der Abstand der beiden Abspielpositionen positiv ist und zweitens der Abstand der Wiedergabepositionen sich nur unwesentlich vom zeitlichen Abstand der Messzeitpunkte unterscheidet. Unter Zuhilfenahme dieses Algorithmus kann man das hier neu vorgestellte *Wiedergabe-Rücksprung-Diagramm* erstellen (Abb. 4), in dem die Wiedergabezeit auf der X-Achse und die Rücksprünge auf der Y-Achse abgetragen sind. Die Ausdehnung des Graphen in X-Richtung zeigt die gesamte Wiedergabedauer und somit auch den zeitlichen Aufwand der Lernaktivität. Anhand des Verlaufs des Graphen kann man erkennen, wie sprunghaft oder kontinuierlich die Wiedergabe verlief. Eine kontinuierliche Wiedergabe äußert sich in einem waagerechten Verlauf, wohingegen Rücksprünge auf der Zeitleiste einen Anstieg des Graphen zur Folge haben. Aufgrund der sequentiellen Verarbeitung der zugrundeliegenden Logdaten lassen sich Änderungen im Verlauf der Bearbeitungszeit festzustellen. Auch in diesem Fall ist es denkbar, das Datum als dritte Dimension farblich zu kennzeichnen.

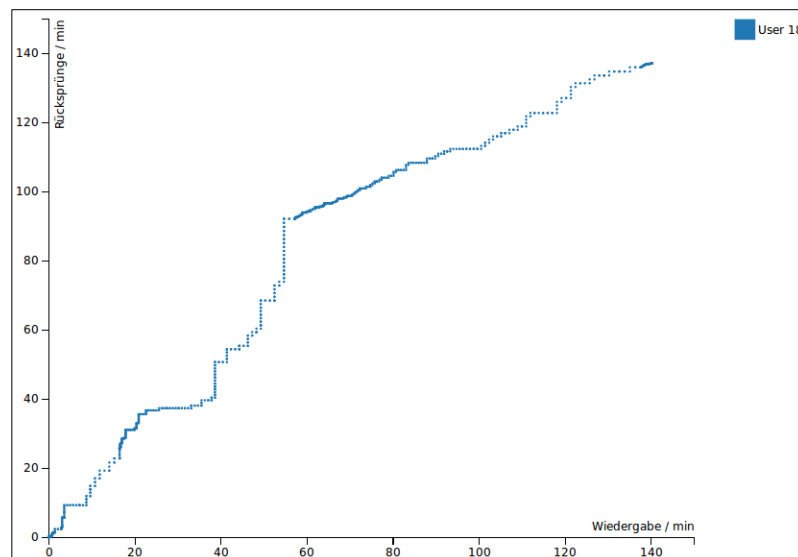


Abb. 4: Wiedergabe-Rücksprung-Diagramm eines Videos

4.2 Analyse der Videorezeption mehrerer Nutzer/innen

Bei der Betrachtung der Videorezeption mehrerer Nutzer/innen geht es vornehmlich darum, Verteilungen sichtbar zu machen und somit Häufungen zu erkennen, aus denen sich unter Umständen bestimmte Gruppen von Lernenden identifizieren lassen. Ein bekanntes Beispiel dieser Analyseinstrumente ist die bereits erwähnte *absolute retention rate*, die die Bindung der bzw. des Zuschauenden und die Abbruchrate ausdrückt. Aber auch die Verteilung der Nutzung bestimmter Funktionalitäten (z. B. Annotation von *tags*, Nutzerkommentare) in Abhängigkeit des Durchführungszeitraums kann z. B. das Engagement der Beteiligten oder die Akzeptanz bestimmter Werkzeuge wiedergeben. Die Verteilung des zeitlichen Aufwands der Videorezeption je Minute des Videos in Abhängigkeit des Gesamtaufwands gestattet einen Vergleich der Arbeitsbelastung unterschiedlicher Videos. Dies ist insbe-

sondere dann relevant, wenn unterschiedliche Gruppen mit verschiedenen Videos arbeiten, deren Nettolernstoff stark variiert. Aus Platzgründen erfahren diese Instrumente an dieser Stelle jedoch keine nähere Erläuterung und grafische Darstellung.

4.3 Analyse nicht-linearer, zeitgenauer Lernpfade

Die oben genannten Visualisierungs- und Analyseansätze für lineare Videos kann man auch auf nicht-lineare Videos anwenden. Interaktionen auf Makroebene würden dann allerdings, gleich einem Abbruch der Wiedergabe, ohne Beziehung zur verlinkten Szene erfasst. Der wesentliche Unterschied besteht in der Konstruktion des Videos durch die bzw. den Betrachtenden (SCHWAN 2005). In einem linearen Video legt die Produzentin bzw. der Produzent fest, welche Szenen in welcher Reihenfolge das Video ergeben sollen. In einem nicht-linearen Video obliegt es jedoch teilweise der bzw. dem Betrachtenden, zu entscheiden, ob eine vorgesehene Szene oder an ihrer statt die durch einen Hyperlink erreichbare Videosequenz gezeigt werden soll. Innerhalb einer Benutzer-Session konstruiert sich die bzw. der Betrachtende eine scheinbar kontinuierliche Szenenabfolge, die aufgrund geringer Latenzen durch nahtlose Übergänge zwischen den einzelnen Videos entsteht. Auf diese Art kann man eine Szenenkonstruktion auch visualisieren. Abb. 5 zeigt die Folge an Szenen, die hintereinander mittels zeitgenauen Hyperlinks aufgerufen wurden. Jedes Video ist in einer anderen Farbe kodiert. Mehrmals abgetragene Videos deuten auf zyklische Betrachtungsmuster hin, wie sie z. B. in IWRM durch zyklische Links intendiert waren.

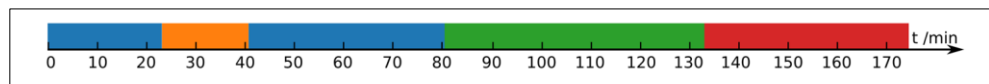


Abb. 5: Folge von farblich kodierten Videos in einer Benutzersession

Fügt man diesem Strahl als zweite Dimension die Abspielzeit hinzu, um dort die rezipierten Videosegmente abzutragen, entsteht das hiermit vorgestellte *Segment-Zeit-Diagramm* in Abb. 6. Die X-Achse repräsentiert die gesamte Betrachtungsdauer, wohingegen auf der Y-Achse nur die Segmente des Videos hervorgehoben sind, die wirklich wiedergegeben wurden. Aufgrund der farblichen Kodierung der Videos wird der Navigationspfad im *hypervideospace* sichtbar. Darüber hinaus gehen auch einige Rezeptionsmuster hervor. Beispielsweise erkennt man an den Unterbrechungen in der Vertikalen, ähnlich genau wie bei einer *heatmap*, Sprünge auf der Zeitleiste eines Videos (vgl. zweiter Balken Abb. 6). Der vierte Balken in Abb. 6 zeigt deutlich eine längere Ausdehnung in X-, als in Y-Richtung, was auf das Pausieren der Wiedergabe hindeutet. Von Nutzen ist dieses Diagramm bei der Analyse von Lernpfaden und der Ermittlung von sich ergänzenden Videos. Häufig in Folge aufgerufene Videos sollten dann je nach Ausstiegspunkt durch einen Hyperlink im Video oder durch Verweise auf die offenbar thematisch verwandten Videos („related videos“) erreichbar gemacht werden.

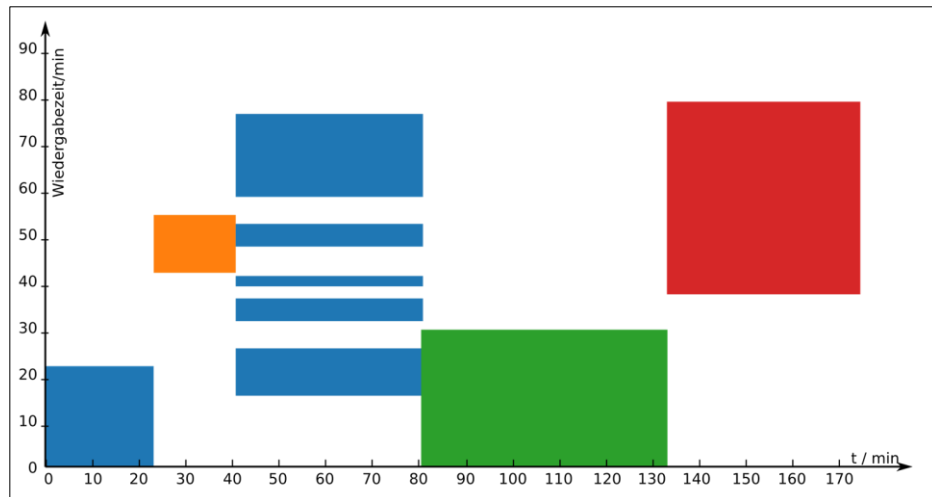


Abb. 6: Segment-Zeit-Diagramm einer Benutzersession

Möchte man nicht nur eine einzelne Nutzerin bzw. einen einzelnen Nutzer im *hypervideospace* betrachten, sondern eine ganze Gruppe oder gar alle Betrachter/innen, eignet sich ein gerichteter Graph wie die vom Autor entwickelte Konzeptdarstellung in Abb. 7. Die Knoten des Graphen repräsentieren die Videos und dessen Kanten die Hyperlinks. Der Umfang eines Knotens ist dabei abhängig von der Länge des Videos. Der Austritts- und Eintrittswinkel der Kanten am Knoten entsprechen dem Verhältnis der Wiedergabezeit zur Gesamtspielzeit multipliziert mit 360° . Die Strichstärke eines Kreissegments zeigt an, wie häufig eine Szene abgespielt wurde, während die Kantenstärke die Häufigkeit der Linkverfolgung angibt. Diese Darstellungsform ist insbesondere dann nützlich, wenn man die Anzeige auf bestimmte Nutzergruppen oder Zeiträume einschränken kann, um spezifische Nutzeraktivitäten im *hypervideospace* überblicken zu können. Da die Lesbarkeit mit steigender Knoten- und Kantenzahl jedoch abnimmt, empfehlen GHONIEM, FEKETE, & CASTAGLIOLA (2005) eine Matrixdarstellung der Graphen in Form einer *integer-valued connectivity matrix*.

5 Zusammenfassung und Ausblick

In diesem Beitrag wurden verschiedene Ansätze zur Analyse von Nutzeraktivitäten in linearen und nicht-linearen Lernvideos behandelt. Ausgehend von der Erhebung und Aufbereitung von Logdaten wurden Visualisierungen diskutiert, die die Betrachtung einzelner Lernender (*heatmap*, *rewatching graphs*, Wiedergabe-Rücksprung-Diagramm) sowie von Lerngruppen (*absolute retention rate* sowie Verweise auf verschiedene Verteilungen) erlauben. Die Aktivität einer bzw. eines Lernenden in nicht-linearen Lernvideos konnte anhand von Verlaufspfaden sowie dem Segment-Zeit-Diagramm anschaulich dargestellt werden. Zur Veranschaulichung der Rezeption einzelner Videos sowie der verfolgten zeitgenauen Hyperlinks innerhalb der Hypervideo-Gesamtstruktur eignet sich ein graphen- oder matrizen-basierter Ansatz.

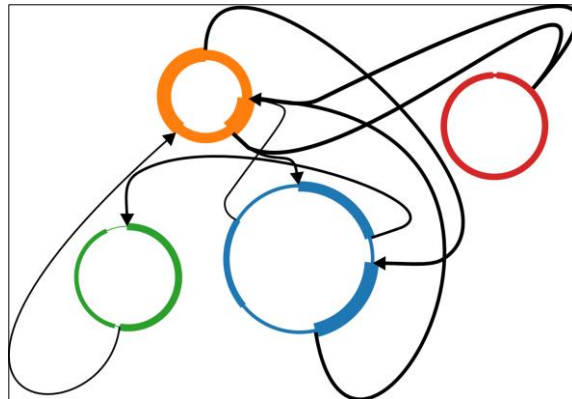


Abb. 7: Graph der rezipierten Videos und verfolgten Links

Die in diesem Beitrag dargestellten Analyseinstrumente fanden bislang bei der Auswertung der genannten Feldstudien Anwendung (SEIDEL 2013; LEIDEL et al., 2012), gehören jedoch noch nicht zum Standardrepertoire der Analyse des videobasierten Lernens. Ein Ziel für die Weiterentwicklung besteht deshalb darin, die Visualisierungen als Monitoring-Instrument in umfangreiche Videolernumgebungen oder Lernmanagementsysteme zu integrieren. Lehrende und Kursverwalter/innen sollen in einer Art *Learning Analytics Dashboard* die Akzeptanz und Arbeitsbelastung anhand der Rezeptionsmuster erkennen, um einzelne Videos oder Arrangements von mehreren Videos gezielt überarbeiten zu können. Auch didaktische Interventionen in laufende Lernprozesse sind denkbar. Auf der anderen Seite besitzen einige der vorgestellten Visualisierungen, wie etwa die erweiterte *heatmap* oder die *rewatching graphs*, das Potential, Lernenden dabei zu helfen, ihre Lernaktivitäten zu reflektieren und zu regulieren. In welcher Weise dies gelingen kann, bedarf weiterer Untersuchungen zur anwenderfreundlichen Gestaltung von visuellen Analyseinstrumenten innerhalb von Videolernumgebungen.

6 Literaturverzeichnis

Brooks, C., Thompson, C. & Greer, J. (2013). Visualizing Lecture Capture Usage: A Learning Analytics Case Study. In *Workshop on Analytics on Video-Based Learning at 3rd Conference on Learning Analytics and Knowledge 2013* (S. 9-14). Leuven: ACM.

De Boer, J. & Tolboom, J. (2008). How to interpret viewing scenarios in log files from streaming media servers. *International Journal of Continuing Engineering Education and Life-Long Learning*, 18(4), 432-445.

Ghoniem, M., Fekete, J.-D. & Castagliola, P. (2005). On the Readability of Graphs Using Node-link and Matrix-based Representations: A Controlled Experiment and Statistical Analysis. *Information Visualization*, 4(2), 114-135.

Gopalakrishnan, V., Jana, R., Ramakrishnan, K. K., Swayne, D. F. & Vaishampayan, V. A. (2011). Understanding Couch Potatoes: Measurement and Modeling of Interactive Usage of IPTV at Large Scale. In *Proceedings of the 2011 ACM SIGCOMM Conference on Internet Measurement Conference* (S. 225-242). New York, NY, USA: ACM.

- Hardman, L., Van Ossenbruggen, J., Mullender, K. S., Rutledge, L. & Bulterman, D. C. A.** (1999). Do you have the time? Composition and linking in time-based hypermedia. In *Proceedings of the tenth ACM Conference on Hypertext and hypermedia: returning to our diverse roots* (S. 189-196). New York, NY, USA: ACM.
- Kandzia, P.-T., Linckels, S., Ottmann, T. & Trahasch, S.** (2011). Lecture Recording – vom Experiment zum Hochschulalltag. In *DeLFI 2011 – Die 9. e-Learning Fachtagung Informatik der Gesellschaft für Informatik e. V.* Bonn: Gesellschaft für Informatik.
- Keim, D. A., Kohlhammer, J., Ellis, G. & Mansmann, F.** (2010). *Mastering The Information Age – Solving Problems with Visual Analytics*. Eurographics.
- Ketterl, M., Mertens, R. & Vornberger, O.** (2008). Vorlesungsaufzeichnungen 2.0. In *Lernen – Organisation – Gesellschaft. eCampus-Symposium der Osnabrücker Hochschulen* (S. 2-5).
- Leidel, M., Niemann, S., Saliha, H. A., Cullmann, J., Seidel, N., Borchardt, D. & Krebs, P.** (2012). International viewpoint and news – IWRM education: e-learning module on Integrated Water Resources Management. *Environmental Earth Sciences*, 68(2), 609-613.
- Meixner, B., Matusik, K., Grill, C. & Kosch, H.** (2012). Towards an easy to use authoring tool for interactive non-linear video. *Multimedia Tools and Applications*, 1-26.
- Mongy, S., Bouali, F. & Djeraba, C.** (2006). Video Usage Mining. *Encyclopedia of Multimedia*, 928-935.
- Reichle, M., Perner, P. & Althoff, K.-D.** (2006). Data Preparation of Web Log Files for Marketing Aspects Analyses. In P. Perner (Hrsg.), *Advances in Data Mining. Applications in Medicine, Web Mining, Marketing, Image and Signal Mining* (S. 131-145). Berlin Heidelberg: Springer.
- Ronchetti, M.** (2013). Videolectures Ingredients that can make Analytics Effective. In *Workshop on Analytics on Video-Based Learning at 3rd Conference on Learning Analytics and Knowledge 2013* (S. 15-20). Leuven: ACM Press.
- Schwan, S.** (2005). Gestaltungsanforderungen für Video in Multimedia-Anwendungen. eTeaching.org. <http://www.eteaching.org/didaktik/gestaltung/visualisierung/video/schwan.pdf>, Stand vom 27. Januar 2014.
- Syeda-Mahmood, T. & Ponceleon, D.** (2001). Learning Video Browsing Behavior and Its Application in the Generation of Video Previews. In *Proceedings of the Ninth ACM International Conference on Multimedia* (S. 119-128). New York, NY, USA: ACM.
- Seidel, N.** (2013). Peer Assessment und Peer Annotation mit Hilfe eines videobasierten CSCL-Scripts. In *DeLFI 2013 – Die 11. e-Learning Fachtagung Informatik der Gesellschaft für Informatik e. V.* (S. 83-94). Bonn: Gesellschaft für Informatik.
- Seidel, N.** (2013). VI-TWO: Ein Framework zur Gestaltung hypervideo-basierter Lernumgebungen. In K. Herring, J. Kawalek, K. Hornoff & F. Schaar (Hrsg.), *Didaktik, Motivation, Innovation – Tagungsband zum Workshop on E-Learning 2013* (S. 35-44). Leipzig.

Autor



Niels SEIDEL || Technische Universität Dresden, Internationales
Hochschulinstitut Zittau / Medienzentrum || Markt 23, D-02763
Zittau

www.tu-dresden.de

niels.seidel@tu-dresden.de