



Jan Renz

# Lebensbegleitendes Lernen in einer digitalen Welt

Nutzerzentrierte Konzepte und Lösungen zum Optimieren  
digital gestützten Lernens in Schule und Arbeitsleben

Dissertation zur Erlangung des akademischen Grades Doctor rerum naturalium  
(Dr. rer. nat.) in der Wissenschaftsdisziplin Internet-Technologien und -Systeme  
eingereicht an der Digital Engineering Fakultät der Universität Potsdam  
20. September 2019



Betreuer: Prof. Dr. Christoph Meinel

Online veröffentlicht auf dem  
Publikationsserver der Universität Potsdam:  
<https://doi.org/10.25932/publishup-47257>  
<https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:kobv:517-opus4-472573>

LEBENSBEGLEITENDES LERNEN IN EINER  
DIGITALEN WELT

NUTZERZENTRIERTE KONZEPTE UND LÖSUNGEN ZUM  
OPTIMIEREN DIGITAL GESTÜTZTEN LERNENS IN SCHULE UND  
ARBEITSLEBEN

DISSERTATION

zur Erlangung des akademischen Grades Doctor rerum  
naturalium (Dr. rer. nat.) in der Wissenschaftsdisziplin  
Internet-Technologien und -Systeme

eingereicht an der Digital Engineering Fakultät  
der Universität Potsdam von

JAN RENZ

Potsdam, den 20. September 2019

Ort und Tag der Disputation: Potsdam, 30.6.2020





## Zusammenfassung

In unserer digitalisierten Welt verlagert sich das Lernen in die Cloud. Vom Unterricht in der Schule und der Tafel zum Tablet, hin zu einem lebenslangen Lernen in der Arbeitswelt und sogar darüber hinaus. Wie erfolgreich und attraktiv dieses zeitgemäße Lernen erfolgt, hängt nicht unwesentlich von den technologischen Möglichkeiten ab, die digitale Lernplattformen rund um MOOCs und Schul-Clouds bieten. Bei deren Weiterentwicklung sollten statt ökonomischen Messgrößen und Key Performance Indicator (KPI)s die Lernenden und ihre Lernerfahrungen im Vordergrund stehen. Hierfür wurde ein Optimierungsframework entwickelt, das für die Entwicklung von Lernplattformen anhand verschiedener qualitativer und quantitative Methoden Verbesserungen identifiziert, priorisiert und deren Beurteilung und Umsetzung steuert.

Datengestützte Entscheidungen sollten auf einer ausreichenden Datenbasis aufbauen. Moderne Web-Anwendungen bestehen aber oft aus mehreren Microservices mit jeweils eigener Datenhaltung. Viele Daten sind daher nicht mehr einfach zugänglich. Daher wird in dieser Arbeit ein Learning Analytics Dienst eingeführt, der diese Daten sammelt und verarbeitet. Darauf aufbauend werden Metriken eingeführt, auf deren Grundlage die erfassten Daten nutzbar werden und die somit zu verschiedenen Zwecken verwendet werden können.

Neben der Visualisierung der Daten in Dashboards werden die Daten für eine automatisierte Qualitätskontrolle herangezogen. So kann festgestellt werden, wenn Tests zu schwierig oder die soziale Interaktion in einem MOOC zu gering ist.

Die vorgestellte Infrastruktur lässt sich aber auch verwenden, um verschiedene A/B/n-Tests durchzuführen. In solchen Tests gibt es mehrere Varianten, die an verschiedene Nutzergruppen in einem kontrollierten Experiment erprobt werden. Dank der vorgestellten Testinfrastruktur, die in der HPI MOOC Plattform eingebaut wurde, kann ermittelt werden, ob sich für diese Gruppen statistisch signifikante Änderungen in der Nutzung feststellen lassen. Dies wurde mit fünf verschiedenen Verbesserungen der HPI MOOC Plattform evaluiert, auf der auch openHPI und openSAP basieren. Dabei konnte gezeigt werden, dass sich Lernende mit reaktivierenden Mails zurück in den Kurs holen lassen. Es ist primär die Kommunikation der unbearbeiteten Lerninhalte des Nutzers, die eine reaktivierende Wirkung hat. Auch Übersichtsmails, die die Forenaktivität zusammenfassen, haben einen positiven Effekt erzielt. Ein gezieltes On-Boarding kann dazu führen, dass die Nutzer die Plattform besser verstehen und hierdurch aktiver sind. Der vierte Test konnte zeigen, dass die Zuordnung von Forenfragen zu einem bestimmten Zeitpunkt im Video und die grafische Anzeige dieser Informationen zu einer erhöhten Forenaktivität führt. Auch die experimentelle Erprobung von unterschiedlichen Lernmaterialien, wie sie im fünften Test durchgeführt wurde, ist in MOOCs hilfreich, um eine Verbesserung der Kursmaterialien zu erreichen.

Neben diesen funktionalen Verbesserungen wird untersucht wie MOOC Plattformen und Schul-Clouds einen Nutzen bieten können, wenn Nutzern nur eine schwache oder unzuverlässige Internetanbindung zur Verfügung steht (wie dies in vielen deutschen Schulen der Fall ist). Hier wird gezeigt, dass durch ein geschicktes

Vorausladen von Daten die Internetanbindungen entlastet werden können. Teile der Lernanwendungen funktionieren dank dieser Anpassungen, selbst wenn keine Verbindung zum Internet besteht. Als Letztes wird gezeigt, wie Endgeräte sich in einem lokalen Peer-to-Peer Content Delivery Network (CDN) gegenseitig mit Daten versorgen können, ohne dass diese aus dem Internet heruntergeladen werden müssen.

**Keywords:** Digitale Bildung, MOOCs, Schule, Learning Analytics, Lernerlebnis, Offline, P2P, Bildungstechnologien

## Danksagung

Mein Dank geht an: Meinen Doktorvater Prof Dr. Christoph Meinel für die Möglichkeit, mich mit einem gesellschaftlich relevanten Thema beschäftigen zu können und die Motivation auf dem Weg. Meiner Familie für die Unterstützung und die Geduld. Meinen Kollegen und Kolleginnen für Diskussionen, Inspirationen und den tollen Teamgeist. Insbesondere Max und Tobias dafür, dass sie hier angerissene Themen in ihren Promotionen weiterverfolgen. Alle Studierenden, die ich in Seminaren und Projekten betreuen durfte und die mir gezeigt haben, dass gute Lehre ein bidirektionaler Prozess ist. Alle Studierenden, die mit mir an der HPI MOOC-Plattform und der HPI Schul-Cloud mitgearbeitet haben und die viele der hier vorgestellten Dinge erst möglich gemacht haben. Florian und Dominik für das Lektorat.

# Akronyme

<b>API</b>	Application Programming Interface
<b>CDN</b>	Content Delivery Network
<b>DS-GVO</b>	Datenschutz-Grundverordnung
<b>EDM</b>	Educational Data Mining
<b>ETL</b>	Extract, Transform, Load
<b>DOM</b>	Document Object Model
<b>GDPR</b>	General Data Protection Regulation
<b>HCD</b>	Human-Centered-Design
<b>HLS</b>	HTTP Live Streaming
<b>HPI</b>	Hasso Plattner Institut
<b>HTML</b>	Hypertext Markup Language
<b>HTTP</b>	Hypertext Transfer Protocol
<b>HTTPS</b>	Hypertext Transfer Protocol Secure
<b>JSON</b>	JavaScript Object Notations
<b>KPI</b>	Key Performance Indicator
<b>LA</b>	Learning Analytics
<b>LX</b>	Learning Experience
<b>LE</b>	Lerneffizienz
<b>LMS</b>	Learning Management System
<b>MOOC</b>	Massive Open Online Course
<b>NPS</b>	Net Promoter Score
<b>PII</b>	Personally Identifiable Information
<b>PWA</b>	Progressive Web App
<b>SaaS</b>	Software as a Service

<b>SCTP</b>	Stream Control Transmission Protocol
<b>SOA</b>	Service Oriented Architecture
<b>SPA</b>	Single Page Applications
<b>URL</b>	Uniform Resource Locator
<b>URI</b>	Uniform Resource Identifier
<b>UX</b>	User Experience (Lernerlebnis)
<b>WA</b>	Web Analytics
<b>WAN</b>	Wide Area Network
<b>xAPI</b>	Experience API
<b>xMOOC</b>	Extension MOOC

# Inhaltsverzeichnis

<b>1. Eine Einführung in das digital gestützte Lernen</b>	<b>1</b>
1.1. Einleitung . . . . .	1
1.2. Angebote für digitales Lernen vom Hasso Plattner Institut (HPI) . .	3
1.2.1. Lernen in der HPI MOOC-Plattform . . . . .	4
1.2.2. openHPI . . . . .	4
1.2.3. openSAP: Enterprise MOOCs . . . . .	6
1.2.4. OpenWHO . . . . .	10
1.2.5. Die HPI Schul-Cloud . . . . .	11
1.2.6. Weitere HPI Initiativen im Kontext des digitalen Lernens . .	11
1.2.6.1. tele-TASK . . . . .	11
1.2.6.2. CodeOcean, CodeHarbor, Remote-Lab Experimente	12
1.3. Nutzung und Nutzer . . . . .	12
<b>2. Digitales Lernen nutzerzentriert optimieren</b>	<b>17</b>
2.1. Usability, UX, LX und LE . . . . .	17
2.2. Das Optimierungsframework . . . . .	19
2.3. Priorisierung . . . . .	20
2.4. Relevanz . . . . .	23
2.4.1. Priorisierung von UX-Faktoren . . . . .	24
2.4.2. UX-Metrik . . . . .	25
2.5. Langzeit-Monitoring . . . . .	26
2.6. Diskussion . . . . .	27
<b>3. Learning Analytics</b>	<b>29</b>
3.1. Kapitelübersicht . . . . .	29
3.2. Einführung . . . . .	29
3.3. Die Historie von Learning Analytics in HPIs MOOC Plattform . . .	31
3.3.1. Dienstspezifische Statistik APIs . . . . .	32
3.3.2. Anforderungen . . . . .	32
3.4. Web Analytics und Learning Analytics . . . . .	33
3.5. Konzept und Implementierung . . . . .	36
3.5.1. Datenerfassung in Client und Server . . . . .	36
3.5.2. Beispiel: Tracking von Videointeraktion (Web) . . . . .	38
3.5.3. Datenverarbeitung . . . . .	39
3.6. Metriken: Beispiele und Systematik . . . . .	41
3.6.1. Retention-Metriken . . . . .	43
3.6.2. Lerneffizienz . . . . .	45
3.6.3. Diskussion und Ausblick . . . . .	45

3.7.	Learning Analytics und Datenschutz . . . . .	46
3.8.	Visualisierungen . . . . .	48
3.8.1.	Komponentenbasierte Visualisierung . . . . .	48
3.8.2.	Beispiel: Tägliche Statistikmails . . . . .	50
3.8.3.	Öffentliche Dashboards . . . . .	51
3.9.	Externer Datenzugriff . . . . .	52
3.10.	Learning Analytics basierte Qualitätskontrolle . . . . .	54
3.10.1.	Konzept . . . . .	54
3.10.2.	Diskussion und Ausblick . . . . .	56
3.11.	A/B/n-Testframework . . . . .	57
3.11.1.	Konzept . . . . .	58
3.11.2.	Implementierung . . . . .	59
3.11.3.	Diskussion und Ausblick . . . . .	60
3.12.	Diskussion und Ausblick . . . . .	61
<b>4.</b>	<b>Evaluation ausgewählter Verbesserungen</b>	<b>65</b>
4.1.	Kapitelübersicht . . . . .	65
4.2.	Erinnerungsmails für Kursinhalte . . . . .	65
4.2.1.	Konzept und Implementierung . . . . .	65
4.2.2.	Auswertung . . . . .	67
4.3.	Übersichtsmails Forenaktivität . . . . .	68
4.3.1.	Konzept und Implementierung . . . . .	70
4.3.2.	Auswertung . . . . .	70
4.4.	On-Boarding . . . . .	71
4.4.1.	Problemstellung . . . . .	71
4.4.2.	Onboarding für MOOC Lerner . . . . .	73
4.4.3.	Konzept und Implementierung . . . . .	73
4.4.3.1.	Variante A: Screenshot-Tutorial . . . . .	74
4.4.3.2.	Variante B: Schritt-für-Schritt Tutorial . . . . .	74
4.4.3.3.	Variante C: Onboarding mittels Mails . . . . .	75
4.4.4.	Auswertung . . . . .	76
4.4.5.	Ergebnisse und Ausblick . . . . .	78
4.5.	Social Video . . . . .	78
4.5.1.	Problemstellung . . . . .	78
4.5.2.	Konzept und Implementierung . . . . .	79
4.5.3.	Auswertung . . . . .	80
4.6.	Variierende Inhalte . . . . .	82
4.6.1.	Problemstellung . . . . .	82
4.6.2.	Konzept und Implementierung . . . . .	83
4.6.3.	Auswertung . . . . .	85
4.7.	Diskussion, Fazit und Ausblick . . . . .	86
<b>5.</b>	<b>Netzwerkinfrastrukturelle Optimierung</b>	<b>89</b>
5.1.	Einführung . . . . .	89

5.2.	Datenvermeidung und Minimierung . . . . .	89
5.2.1.	Dynamische Videoqualität . . . . .	90
5.2.2.	Audioextraktion . . . . .	91
5.2.3.	Fallback Videoplayer . . . . .	91
5.3.	Datenverschiebung und Offlinefähigkeit . . . . .	93
5.3.1.	Traditionelle Offlinenutzung via Browser Cache . . . . .	95
5.3.2.	Machbarkeitsstudie für MOOCs . . . . .	97
5.3.3.	Konzept und Umsetzung in der HPI Schul-Cloud . . . . .	99
5.3.4.	Diskussion und Ausblick . . . . .	101
5.4.	Lokale Netzwerkbezogene-Optimierung durch Peer2Peer . . . . .	102
5.4.1.	Anforderungen und Konzept . . . . .	103
5.4.2.	Implementierung . . . . .	105
5.4.2.1.	Datenübertragung . . . . .	105
5.4.3.	Evaluation und Ausblick . . . . .	106
5.5.	Diskussion und Ausblick . . . . .	109
<b>6.</b>	<b>Zusammenfassung und Ausblick</b>	<b>111</b>
6.1.	Das Potential innovativer Technologien für das digitale Lernen . . .	111
6.2.	Zusammenfassung und Ausblick . . . . .	113
6.2.1.	Software-Kontributionen . . . . .	115
6.3.	Ausblick . . . . .	116
<b>A.</b>	<b>Anhang</b>	<b>133</b>
A.1.	Abbildungsverzeichnis . . . . .	133
A.2.	Schaubilder und Screenshots . . . . .	136
A.2.1.	Datenflussarchitektur des P2PCDN . . . . .	136
A.2.2.	Datenflussarchitektur der Visualisierungsbibliothek . . . . .	138
A.2.3.	Pseudonymisierte Nutzung . . . . .	139
A.2.4.	Screenshots . . . . .	141
A.2.5.	Geographische Nutzung . . . . .	149
A.2.6.	Altersverteilung auf openHPI und openSAP . . . . .	151
A.2.7.	Übersicht über die größten Kurse auf openHPI . . . . .	152
A.2.8.	Ladezeitverkürzung von open.hpi.de durch Browsercache . .	154
A.3.	Beispielhafte Nutzwertanalysen . . . . .	156
A.4.	Entwurf einer verbesserten offenen Learning Analytics Architektur .	158
A.5.	Methodenübersicht . . . . .	162
A.6.	Metriken der HPI MOOC-Plattform . . . . .	174
A.7.	Übersicht der UX-Faktoren . . . . .	179
A.8.	Verzeichnis der im Kontext dieser Arbeit entstanden Software und Bibliotheken . . . . .	181





# 1. Eine Einführung in das digital gestützte Lernen

## 1.1. Einleitung

Unsere Gesellschaft wird zunehmend digitaler. Durch die hohe Geschwindigkeit der Innovations- und Transformationsprozesse von Gesellschaft und Arbeitswelt ist es nicht mehr damit getan, sich nach der Ausbildung und dem Eintreten in die Arbeitswelt auf dem Gelernten auszuruhen. Das Lernen wird stattdessen mehr noch als bisher zu einem lebensbegleitenden Prozess. Sei es durch Veränderung und Weiterentwicklung des Lernenden selbst (beispielsweise durch häufige Berufswechsel) oder durch geänderte Anforderungen wie sie sich durch die Digitalisierung von Prozessen und Arbeitsfeldern ergeben. Die Politik hat dies erkannt und versucht hierauf zu reagieren [19] und den digitalen Wandel aktiv mitzugestalten.

Für Schulen, deren Bildungs- und Erziehungsauftrag darin besteht, Schülerinnen und Schüler auf ein Leben in unserer Gesellschaft vorzubereiten und ihnen eine aktive Teilhabe zu ermöglichen, bedeutet dies, dass sie entsprechende Kompetenzen vermitteln müssen [90].

Plattformen für digital gestütztes Lernen haben längst ihren festen Platz in der Bildungslandschaft gefunden. Ganz neu sind digitale Inhalte, wie wir sie heute vorfinden, im Lernumfeld jedoch keinesfalls. Bereits Ende der 90er Jahre gab es mit den ersten online bereitgestellten Lehrvideos die Vorläufer der digitalen Lernplattformen, wie wir sie heute kennen [212]. Ein klares Unterscheidungsmerkmal zu den heute weit verbreiteten MOOCs (Massive Open Online Courses; übersetzt: offener Massen-Online-Kurs) ist deren Möglichkeit des Dialogs und der sozialen Interaktion. Handelte es sich in den Anfängen nur um aufgezeichnetes Videomaterial, bieten MOOCs einen interaktiven Austausch zwischen Lehrenden und Lernenden sowie auch den Lernenden untereinander über Foren oder Messenger.

In den letzten Jahren erlebten digitale Lernplattformen eine erneute Renaissance [127], auch weil mit MOOCs ein Format gefunden wurde, welches gut auf die Bedürfnisse der Lernenden eingeht, indem es nicht nur die Lerninhalte in den Fokus stellt, sondern die Bedürfnisse der Lernenden.

Für deutsche Schulen fordert die Kultusministerkonferenz (KMK) dass jeder Schülerin und jedem Schüler bis 2021 ein Zugang zu einer digitalen Lernplattform bereitgestellt wird und definiert in [90] die zu vermittelnden Kompetenzen. Dabei geht es nicht darum, klassische Bildungsformate und Institutionen abzuschaffen oder zu ersetzen. Nutzen Bildungseinrichtungen wie Universitäten die Vorteile, die ihnen die Präsenz der Lernenden bringt und gestalten ihre Lernprozesse dement-

## 1. Eine Einführung in das digital gestützte Lernen

sprechend durch projektbasiertes Lernen, so ist dies auch in Zukunft noch sinnvoll und führt zu zufriedeneren Lernenden [146].

Digitalisierung, insbesondere im Bereich Lehren und Lernen, sollte niemals als Selbstzweck dienen. Stattdessen sollte sie Mehrwerte erschließen oder das Lernen an Orten und in Situationen ermöglichen, an denen ein Lernen vorher nicht oder nicht komfortabel und effizient möglich war.

Mit unterschiedlichen Ansätzen bieten die vorhandenen Lernsysteme ein breitgefächertes Angebot an Lerninhalten für verschiedenste Zielgruppen. Durch die Digitalisierung entstehen für Lernende und Lehrende dabei neue Möglichkeiten. Sei es, dass Lernen an verschiedensten Orten möglich wird und eine räumliche Distanz keine entscheidende Rolle mehr spielt. War es bisher erforderlich, dass die Lehrenden und Lernenden für einen Präsenzunterricht am selben Ort anwesend sind, was unter Umständen mit langen und teils beschwerlichen Anfahrtswegen verbunden war, können digitalen Lerninhalte unabhängig vom Standort (einen ausreichenden Internetzugang vorausgesetzt) abgerufen und genutzt werden. MOOCs bieten für Lernende lebensbegleitend eine flexible zeitliche Gestaltung und machen somit Bildung und Weiterbildung kompatibler mit den Anforderungen des Berufs- und Familienlebens.

Zusätzlich erlauben zeitgemäße Lernplattformen für Lernende sich in Teams und Gruppen zu organisieren, und ermöglichen damit, das kollaborative Erarbeiten von Lösungen und Projekten sowie selbstgesteuertes Lernen. Die im Digitalen einfachere zu realisierende Individualisierung von Lernprozessen und Pfaden erlaubt dabei ein passgenaueres Lernen [155].

Nutzer und Nutzerinnen erhalten nicht nur Lerninhalte zum Konsumieren, sondern können online Aufgabenstellungen bearbeiten und lösen. Diese lassen sich automatisiert auswerten, was für die Lehrenden eine zusätzliche Zeitersparnis mit sich bringt und für Nutzende eine schnelle Rückmeldung zum Leistungsstand ermöglicht.

Da die stetige Verfügbarkeit einer guten Internetanbindung national und international nicht immer gegeben ist, sollten Lernplattformen und Anwendungen robust genug gestaltet sein, um auch ohne permanent verfügbare Internetverbindung zu funktionieren. All diese Faktoren ermöglichen dann im Zusammenspiel ein flexibleres, komfortableres und damit einhergehend auch ein effizienteres Lernen.

In dieser Arbeit wird untersucht, wie in modernen cloudbasierten Lerninfrastrukturen die hierfür notwendigen Voraussetzungen geschaffen werden können.

Dazu werden die folgenden Forschungsfragen formuliert:

1. Was sind Erfolgsfaktoren digital gestützten Lernens auf Lernplattformen und wie können diese gemessen werden?
2. Wie kann die stetige Verbesserung von Lernplattformen ermöglicht werden?
3. Wie können die hierfür notwendigen Daten in komplexen dienstbasierten Lerninfrastrukturen unter Berücksichtigung der rechtlichen Rahmenbedingungen erhoben, verarbeitet und genutzt werden?

4. Wie können internetbasierte Lernplattformen unabhängiger von Netzqualität, Anbindung und Verfügbarkeit gemacht werden?
5. Wie lassen sich innovative Technologien nutzen, um domänenspezifische Potentiale zu entfalten und digitales Lernen zukunftsfähig zu gestalten?

Dafür wird im folgenden Abschnitt zunächst in die am HPI vorhandenen Projekte eingeführt, in deren Kontext diese Forschungsfragen bearbeitet wurden.

## 1.2. Angebote für digitales Lernen vom HPI

In diesem Abschnitt werden die verschiedenen digitalen Lernangebote und Werkzeuge des HPI vorgestellt. Dazu zählt die videobasierte MOOC Lernplattform (siehe Abschnitt 1.2.1) und ihre verschiedenen Instanzen. Als cloudbasierte Lösung speziell für den Lernraum Schule wird die HPI Schul-Cloud (siehe 1.2.5) vorgestellt. Abgeschlossen wird dieser Abschnitt mit einer Übersicht über weitere Initiativen des HPIs (siehe Abschnitt 1.2.6), die im Rahmen dieser Arbeit nur am Rande betrachtet werden.

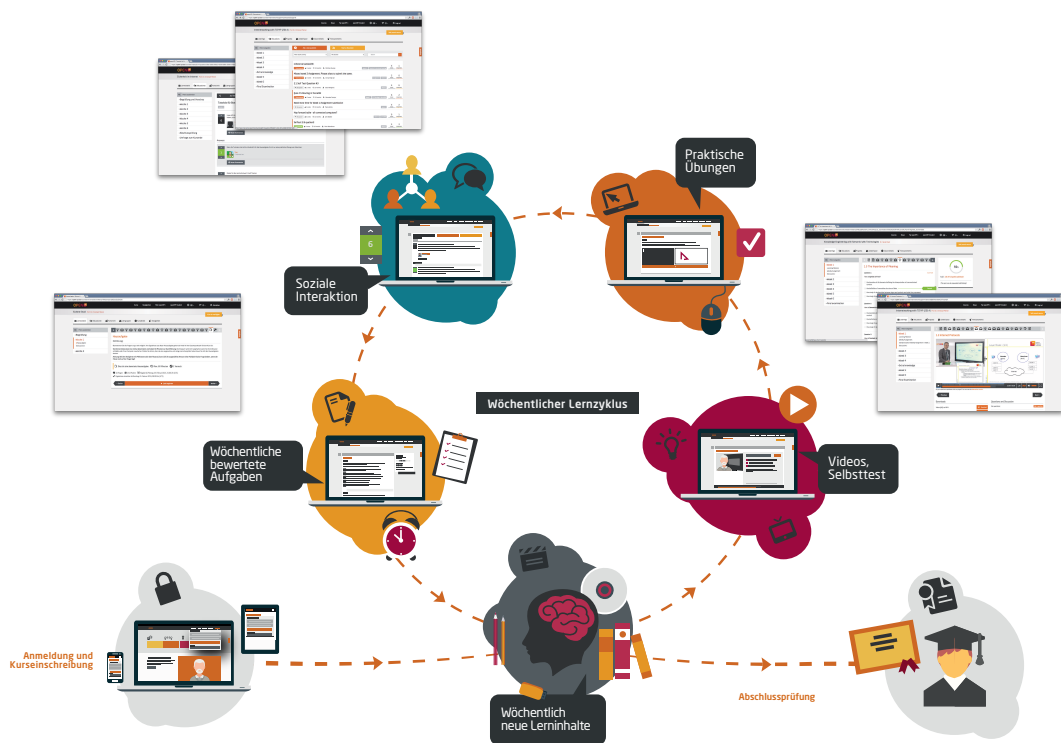


Abbildung 1.1.: Der MOOC-Lernzyklus

## 1. Eine Einführung in das digital gestützte Lernen

### 1.2.1. Lernen in der HPI MOOC-Plattform

Das Lernformat MOOC ist seit Jahren auf einem Erfolgskurs. Ende 2018 lernten bereits über 100 Millionen Studierende weltweit in mehr als 11.400 Kursen von über 900 Anbietern[20].

Die Grundlage für Kurse, die auf der HPI MOOC-Plattform angeboten werden, ist das traditionelle xMOOC-Format [209]. Typisch für dieses Format ist die strukturierte Vorbereitung und die Aufteilung des Materials in Abschnitte, die Lerninhalte in der Regel in wöchentliche Intervalle einteilt. Der Lernpfad verläuft damit entlang eines linearen Weges, kann aber ggf. davon abweichen, wie in [154] beschrieben.

Neue Lerninhalte werden in der Regel zu Wochenbeginn freigeschaltet. Sollten mehrere Kurse parallel auf der jeweiligen Plattform laufen, wird die Einteilung der Hausaufgaben auf verschiedene Wochentage verteilt, um Lernenden einen leichteren Umgang mit dem Arbeitsaufwand zu ermöglichen, aber auch um Zugriffe und die damit verbundene Serverlast der Plattform besser zu verteilen. Jede neue Woche besteht aus einer Reihe von Videos mit anschließenden Selbsttests. Am Ende der Woche kommt dann eine bepunktete Hausaufgabe hinzu. Ergänzend dazu gibt es Online-Lernräume und ein Diskussionsforum.

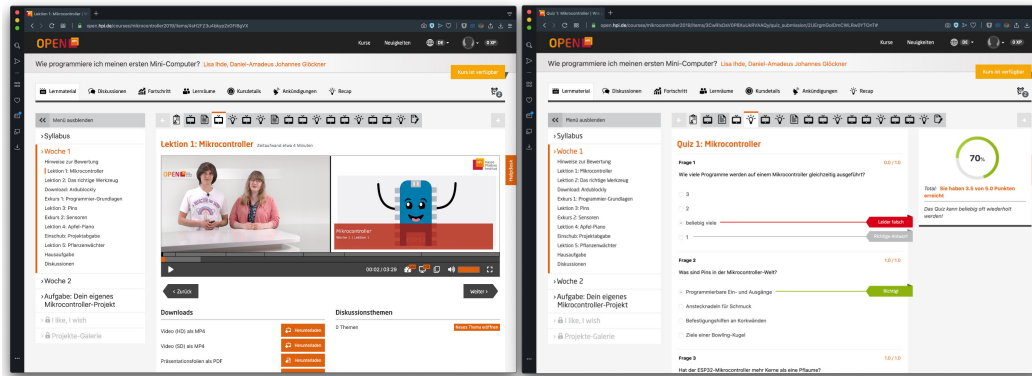
Im Anschluss an den Kurs findet eine Klausur statt, die in der Regel 50 Prozent der Punkte ausmacht, während der Rest der Punkte durch die wöchentliche Hausaufgaben erreicht werden kann. Diese benoteten Aufgaben erlauben im Normalfall nur einen einzigen Versuch, der meist innerhalb von 60 Minuten absolviert werden muss. Außerdem kann nach der Design Thinking Methode oftmals Feedback in Form von "Mir gefällt... Ich wünsche mir..." an die Betreiber der Plattform hinterlassen werden.

Einige der Kurse erlauben es, gegenseitig Gruppenbewertungen durchzuführen, was es ermöglicht, flexiblere Aufgaben zu stellen, die in ihrem inhaltlichen Rahmen noch weit über Quiz-Aufgaben hinausgehen [176]. In manchen Kursen kommen darüber hinaus interaktive Programmieraufgaben zum Einsatz [174].

### 1.2.2. openHPI

Im September 2012 startete openHPI (unter [open.hpi.de](http://open.hpi.de)) als erste europäische MOOC-Plattform mit dem damals neuen Konzept von skalierenden E-Learning Kursen, die sich an eine „massive“ Anzahl von Lernenden richten [64]. Innerhalb der ersten sechs Jahre wurden über 50 Kurse auf der Plattform veröffentlicht. Stand August 2019 hatten über 200.000 Nutzer einen Account auf der Plattform und sorgten für über 600.000 Kurseinschreibungen.

Der erste angebotene Kurs auf der Plattform, In-Memory Data Management von Prof. Hasso Plattner wurde zur Laufzeit von über 13.000 Teilnehmern besucht [184], nach Kursende kamen noch über 5.000 weitere Nutzer hinzu. Als technische Plattform kam dabei die als Open-Source erhältliche Lernplattform Canvas [22] zum Einsatz. Während der Durchführung der ersten Kurse zeigten sich jedoch technische und konzeptionelle Probleme. Diese basierten auf der Tatsache, dass ein traditionelles Learning Management System (LMS) zum damaligen Stand der Tech-



**Abbildung 1.2.:** Der Kursbereich von openHPI mit Wissensvermittlung (links) und Wissensüberprüfung (rechts)

nik nicht darauf ausgerichtet war, mit den in einem MOOC auftretenden Mengen an Lernenden umzugehen. Dies führte zu einzelnen Funktionen, insbesondere im Bereich der Verwaltung und der statistischen Auswertung, die nicht mehr aufrufbar waren. Auch technisch war die klassisch als Monolith implementierte Anwendung nicht primär für skalierende Anwendungsszenarien gestaltet.

Arbeitsabläufe der Teaching-Teams waren teils ineffizient, da das LMS für Kursgrößen von 20-50 Nutzern konzipiert war. In einem MOOC mit mehreren tausend Lernenden hat das Teaching-Team aber kaum Interesse am einzelnen Nutzer, vielmehr wechselt die Perspektive und Fragestellungen wie: 'Wo stehen die Lerner?' oder 'Welche Gruppen von Lernern gibt es in meinem Kurs?' sind von Interesse.

Mehrere Versuche schlugen fehl, die vorhandene Software durch Anpassungen MOOC-kompatibel zu machen und andere Anbieter wie edX hatten Ihre Software zu dem damaligen Zeitpunkt noch nicht als Open-Source zur Verfügung gestellt. Da aber die ersten Erfahrungen als MOOC-Anbieter durchweg positiv waren und das Potential dieses neuen Lernformates erkannt wurde, begann das HPI eine eigene MOOC-Plattform zu konzipieren und zu entwickeln. Wie zuerst in [107] beschrieben, wurde hierfür eine dienstbasierte Architektur ausgewählt. Dies sollte zu einer besseren Skalierbarkeit führen, hatte aber wie später im Kapitel 3 beschrieben auch negative Seiteneffekte.

openHPI besteht aus einer zweistelligen Anzahl von Diensten (Microservices [56]). Jeder Dienst ist für die Bereitstellung einer in sich möglichst abgeschlossenen Funktionalität zuständig. Fast jeder Dienst hat hierbei die Anforderung Daten zu persistieren. Hierfür kommt bei openHPI in den meisten Fällen eine PostgreSQL Datenbank zum Einsatz. Dabei kann jeder Dienst nur auf seine eigene Datenbank zugreifen, benötigt er Daten eines anderen Dienstes, so muss er hierfür auf die vom Dienst dafür explizit bereitgestellten Application Programming Interface (API)s zugreifen.

Neben der Datenbank ist jeder Service stateless (zustandslos) und gehorcht den Prinzipien der 12-Faktor-Apps [204]. Durch die Einhaltung dieser Prinzipien wird eine gute Skalierbarkeit gewährleistet, da problemlos mehrere Instanzen eines

## 1. Eine Einführung in das digital gestützte Lernen

Services eingesetzt werden können. Die Dienste können dabei auf verschiedenen Servern laufen, welche sich sogar in verschiedenen Rechenzentren befinden dürfen, solange sie über ein Netzwerk miteinander verbunden sind. Dies erlaubt sogenannte Hybrid-Cloud Ansätze, bei denen sensible Dienste lokal laufen können, während andere Dienste bei externen Cloud Anbietern bereitgestellt werden.

Als Nachteile dieser Architektur sind der erhöhte Aufwand für Erweiterungen, komplexes Testing, die Nichtanwendbarkeit von Bibliotheken und gelernten Best Practices (die für monolithische Anwendungen geschrieben sind), ein hoher Einarbeitungsaufwand für neue Entwickler und die hohen Anforderungen für lokale Entwicklungssysteme zu benennen.

Nach außen gibt es drei Verbindungen, über die ein Dienst kommunizieren kann:

Zum einen stellt fast jeder Dienst eine REST-API bereit. Über diese können lesende und schreibende Zugriffe auf den Dienst vorgenommen werden. Für asynchrone Kommunikation hängen die meisten Dienste an einem anwendungsweiten Message-Bus (hier RabbitMQ). In diesen können Nachrichten geschrieben werden und jeder Dienst kann Nachrichten anhand bestimmter Bezeichner abonnieren. Dieser Kommunikationskanal erlaubt auch 1 zu n Kommunikation, wodurch beispielsweise mehrere Dienste auf ein Ereignis reagieren können. Ändert zum Beispiel ein Nutzer seinen Namen, so sendet der Accountdienst eine Benachrichtigung auf den globalen Messaging-Bus. Andere Dienste können darauf reagieren und beispielsweise zwischengespeicherte Zeugnisse dieses Nutzers löschen, damit diese beim erneuten Abruf mit den aktuellen Nutzerdaten neu erzeugt werden. Der Account-Dienst muss hierbei aber nicht wissen, dass es einen Zertifikat-Dienst gibt. Die Kapselung der Dienste bleibt bestehen.

Die meisten Dienste sind in dem Framework RubyOnRails implementiert. Dieses Framework mit seinen Konventionen führt dazu, dass Entwickler relativ einfach einen neuen Dienst verstehen, wenn sie bereits einen anderen Dienst oder eine im selben Framework geschriebene monolithische Anwendung kennen.

Neben der eigenen Instanz, die thematisch eher im akademischen Umfeld verortet ist, wird mit openSAP eine Massive Open Online Course (MOOC)-Plattform im Unternehmensumfeld bereitgestellt. Diese wird im folgenden Abschnitt genauer vorgestellt, wobei die Gelegenheit genutzt wird, die Funktionalität der Plattform zu erläutern und die notwendigen Ressourcen auf Anbieterseite zu beschreiben.

### 1.2.3. openSAP: Enterprise MOOCs

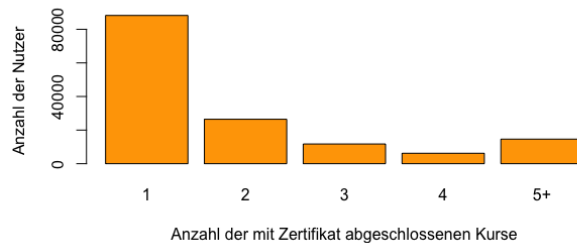
Der technologische Wandel erfordert einen rasanten Wissenstransfer in verschiedensten Bereichen. Nicht nur in der Bildung, sondern auch in der Wirtschaft sind neue Möglichkeiten für eine schnelle Vermittlung von Informationen von herausragender Wichtigkeit.

SAP, der größte europäische IT-Konzern, begegnet diesen Anforderungen mit seiner firmeneigenen MOOC-Plattform openSAP, die es erlaubt Mitarbeiter, Berater und Produktnutzer zugleich flexibilisiert sowie mit hoher Geschwindigkeit auszubilden und die innerhalb der MOOC-Instanzen des Hasso Plattner Instituts durch ihre Reichweite und intensive Nutzung einen besonderen Stellenwert einnimmt.

Bevor allerdings Maßnahmen zur Optimierung von Lernplattformen angegangen werden können, müssen auf Anbieterseite die notwendigen Strukturen und Erfolgsfaktoren sichergestellt sein. Sind in Universitäten oft schon entsprechende Strukturen vorhanden, so müssen diese bei Anbietern aus dem Unternehmensumfeld meistens erst geschaffen werden. Daher soll auf Basis der in [148] und [124] veröffentlichten Erkenntnisse zunächst ein Einblick in die Geschichte der Plattform und die Erfolgsfaktoren des Betriebs gegeben werden.

Mit einem Projektstart im September 2013 war SAP mit openSAP das erste Unternehmen, das in MOOC-Plattformen investiert hat, um damit kostenlos und frei verfügbare Kurse für eine große Nutzergemeinschaft anzubieten. Und das mit unerwartetem Erfolg: Meldeten sich für den ersten Kurs insgesamt 54.000 Lernende an, sind es mittlerweile 750.000 Personen weltweit, die auf der Lernplattform angemeldet sind. Mit dem steigenden Bedarf hat sich auch die inhaltliche Breite der Kurse erweitert – heute werden mehr als 270 Kurse auf openSAP angeboten.

Innerhalb der ersten fünf Jahre gab es mehr als drei Millionen Kurseinschreibungen. Somit hat sich jeder Nutzer im Durchschnitt für ca. vier Kurse eingeschrieben, die Anzahl der abgeschlossenen Kurse pro Nutzer kann Abbildung 1.3 entnommen werden. Kurse haben eine durchschnittliche Nutzerzahl von 9.400. Über 345.000 Zertifikate und 720.000 Teilnahmebescheinigungen wurden bisher ausgestellt. Es gab insgesamt mehr als 180.000 Forenposts und aus der großen Altersreichweite (siehe Unterabschnitt A.2.6) bei den Nutzergruppen lässt sich in der Tat schließen, dass openSAP zum lebensbegleitenden Lernen beiträgt.



**Abbildung 1.3.:** Anzahl der mit Zertifikat abgeschlossene Kurse auf openSAP, Stand August 2019

Die Kurse werden von einem Team aus 20 Mitarbeiterinnen und Mitarbeitern entwickelt, die zusätzlich Experten aus den verschiedensten Gebieten einladen, um technischen Support oder Spezialwissen für einen Kurs einzubringen. Sieben Teams sind damit beschäftigt, die Kurse zu betreiben. Das "Helpdesk-Team" beantwortet Fragen der Nutzer, die durch das Portal direkt gesendet werden können. Intern werden dabei Daten über den Browser der Nutzer und den Kontext des Kurses gleich mitgesendet. Um zu garantieren, dass die Tickets zeitnah bearbeitet und

## 1. Eine Einführung in das digital gestützte Lernen

beantwortet werden können, sind die Mitarbeiter über verschiedene Zeitzonen verteilt.

Die Kommunikationsabteilung kümmert sich um das Design und die Inhalte der Kurse. Zusätzlich zum markenspezifischen Design der Plattform zählen dazu Kurszertifikate und Auszeichnungen (Badges). Zu ihren Aufgaben gehört es auch, die Kommunikation der Neuigkeiten, sowohl auf der globalen als auch der Kursebene, zu betreuen. Diese Neuigkeiten sind innerhalb der Plattform und der dazugehörigen mobilen Anwendung verfügbar und werden den Lernenden zusätzlich per Mail gesendet. Die Kommunikationsabteilung ist ebenso verantwortlich, die Präsentationen der Redner anzupassen und zu veröffentlichen. Neben der Einhaltung des Corporate Designs müssen dabei Aspekte des Copyrights beachtet werden.

Die "Instructional Designer" bieten kursübergreifende Ratschläge an und beobachten beständig die Erfolgsraten der in den Kursen enthaltenen Tests. Jeder Kurs wird zudem individuell von einem Projektmanager überwacht, der den Kurs von der Konzeption über den gesamten Kurszeitraum bis zur Terminierung begleitet. Sie werden in dieser Tätigkeit von Content-Experten unterstützt.

Das Operations-Team ist für die Bereitstellung der Inhalte verantwortlich und ihm unterliegt die abschließende Qualitätskontrolle. Dieses Team ist ebenso dafür zuständig, kurs- und plattformübergreifende Nachrichten an die Benutzer zu senden. Während kursinterne Ankündigungen nach statistischen Messungen mehr als ein Drittel der eingeschriebenen Benutzer erreichen, werden globale Nachrichten, die an die gesamte Plattform adressiert sind, von ca. 20 Prozent der Nutzer geöffnet – das bedeutet, dass ca. 120.000 Benutzer plattformweit erreicht werden. Zusätzlich wird Marketing über Social Media und diverse SAP Websites und Communities betrieben. Es wird dabei keine bezahlte Werbung verwendet.

In einer traditionellen Lernumgebung ist es oftmals notwendig externe Agenturen einzubeziehen, um neuen Content zu generieren und regelmäßig zu aktualisieren. MOOCs und ihre primär videobasierten Inhalte ermöglichen dagegen einfachere Workflows. Content-Experten können die Inhalte mit einer Bildschirmaufnahme-Software selbst erstellen und Inhalte in kleinere Einheiten aufteilen, was es erlaubt, diese Inhalte einfacher zu verwalten und im Bedarfsfall zu aktualisieren. Meist bevorzugen die Teams von SAP aber die Produktion in einem kleinen firmeneigenen Studio.

Ein Programm-Manager ist dafür zuständig, die Erwartungen der Community mit denen der Teams abzustimmen, die gerne Kurse anbieten möchten. Zusätzlich zu dem "Mir gefällt... Ich wünsche mir"-Feedback generiert er hierfür Umfragen um Themenwünsche zu erfassen.

Eine frühe Idee des Projektes war es, Kursinhalte durch Apps auf iOS und Android leichter zugänglich zu machen, wie in [150] beschrieben. Während ein Großteil der Nutzung von openSAP auf einem Desktop-Rechner erfolgt, gibt es ebenso einen bedeutenden Anteil an Nutzern, die ein mobiles Endgerät verwenden. Viele der Nutzer, die diese Lösung bevorzugen, wechseln dabei häufig zwischen Desktop und Mobiltelefon hin und her. Etwa 2/3 der mobilen Nutzung beschränkt sich dabei auf das Anschauen von Videos.



Im Gegensatz zu Webinaren oder Seminaren mit Anwesenheitspflicht müssen die Lernenden auf openSAP für ihr Lernen Eigeninitiative zeigen. Das erfordert von ihnen allerdings auch, dass sie sich zurückbesinnen, dass sie Teil eines laufenden Kurses sind. Um die Nutzungshürde zu senken, ist damit regelmäßige Kommunikation mit den Nutzern erforderlich. Diese Kommunikation erfolgt in Form der Kursmitteilungen und Mails.

Als Erstes wird automatisch eine Einschreibungs-Mail ausgesendet. Diese enthält grundlegende Informationen zum Ablauf des Kurses. Einige Tage vor tatsächlichen Kursbeginn wird dann eine erneute Mails verschickt. Nach dem Veröffentlichen von neuen Inhalten und den wöchentlichen Deadlines werden ebenso Erinnerungs-Mails gesendet. Die erhöhte Aktivität auf der Plattform und die gemessenen Öffnungsraten jeweils nach Senden dieser Mails bestätigt die Effektivität dieser Maßnahmen. Diejenigen Nutzer, die an Forendiskussionen teilnehmen, werden zudem bei Aktivitäten innerhalb ihrer letzten Forendiskussionen benachrichtigt. Sie können sich zudem für einen Forum-Newsletter anmelden (siehe Abschnitt 4.3). Eine Erweiterung der Kommunikation durch Push-Nachrichten in den mobilen Apps ist geplant.

Multiple-Choice-Tests sind eine gute Möglichkeit, um sich selbst zu testen oder eine Grundlage für die Benotung der Onlinekurse zu erhalten, aber sie sind nur eingeschränkt flexibel. Komplexere Aufgaben, die nach Blooms Taxonomie eine größere Reflexion der Lerner ermöglichen [35] und dennoch benotet werden sollen, erfordern für das Kursteam viel Aufwand. Für einige der Codeaufgaben wurde bisher eine Open Source Coding-Plattform verwendet [174]. Für andere Kurse wurde eine Gruppenkorrektur (in Teams) eingeführt, was Aufgabenstellungen wie zum Beispiel „Schreibe ein Konzept für eine App“ oder „Schreibe eine eigene App“ ermöglichte.

Schon kurz nach dem Start wurde klar, dass die openSAP Plattform zu einem langfristig angelegten Projekt werden würde: Das positive Feedback, die überraschend hohe Zahl der Nutzer und der Wunsch von firmeninternen und potenziellen Kursanbietern sind dafür die Hauptgründe. Ein weiterer bedeutender Vorteil für SAP ist es, dass Wissen durch die Plattform deutlich schneller und effizienter als zuvor verbreitet werden kann. SAP ist weniger auf Präsenzseminare für Mitarbeiter und Anwender angewiesen, während sich zugleich die geographische Reichweite der Kurse deutlich erhöht.

Zudem bieten die Kursforen nicht einen regen Austausch der Lernenden miteinander an, sondern auch die Möglichkeit implizites Feedback für die Produktteams zu gewinnen. Am Ende jedes Kurses gibt es eine Umfrage: 99 Prozent der Teilnehmer antworten dabei, dass sie zukünftig mehr Kurse belegen möchten. 98 Prozent sind mit der Kursgestaltung zufrieden, während 95 Prozent die Kurse für ihre berufliche Entwicklung als relevant empfinden.

Durch die Kooperation zwischen SAP und dem Hasso-Plattner-Institut sind innerhalb des Projektes neue Konzepte wie der Team-Builder [175], die Gruppenaufgabe in Teams [173] und eine offline-fähige App [150] entstanden.

#### 1.2.4. OpenWHO

Die World Health Organisation bietet seit 2017 auf [openWHO.org](https://openwho.org) auf Basis der HPI MOOC-Plattform erstmalig MOOC-ähnliche Kurse offen und frei an. Dabei stehen die meisten Kurse anders als in klassischen xMOOCs ausschließlich in einem Selbstlernmodus zur Verfügung.

Die Plattform wurde aus zwei Motivationen heraus gestartet. Zum einen sollten die Informationen offen und öffentlich zur Verfügung stehen, anders als die bisher nur intern erreichbaren E-Learning Angebote der WHO. Des Weiteren sollte die Plattform ermöglichen, schnell auf aktuelle Entwicklungen zu reagieren. Die bisherigen Workflows waren hier wenig agil. Material wurde gesammelt, dann an Dienstleister zur Produktion gegeben und anschließend veröffentlicht. Wurden Aktualisierungen des Materials notwendig, so erforderte dies meist die Inanspruchnahme des externen Dienstleisters, womit Kosten, Abhängigkeiten und zeitliche Verzögerungen entstanden. Da aber zeitliche Faktoren beim Kampf gegen Pandemien und Epidemien entscheidend sind und die ubiquitäre Verfügbarkeit von Wissen im wahrsten Sinne des Wortes lebensrettend sein kann, spielt ein videobasiertes Lernformat hier seine Vorteile aus.

Ähnlich wie die Einführung von DTP-Systemen Anfang der 90er zu einer Disruption und Demokratisierung von Prozessen im Printpublishing führten [186], erlaubt es die einfache Produktion von Videoinhalten (etwa mit Aufnahme-Lösungen wie tele-TASK, siehe 1.2.6.1) neue Inhalte schnell und kostengünstig zu erstellen. Kurse oder Kursbestandteile können somit nun innerhalb von wenigen Stunden erstellt und veröffentlicht werden.

Neben einem Dokumenten-Center, in dem lokalisierte Dokumente passend zu den Kursen zum Download bereitgestellt werden können, wurde die Plattform um eine Live-Briefing-Funktion erweitert [158, 189]. Die Abbildung 1.4 zeigt das zu Grunde liegende Community-Modell von OpenWHO, das illustriert, dass die Plattform nicht nur unidirektional Wissen vermittelt, sondern Wissen aus der Lerngemeinschaft zurückfließt und zur Verbesserung der Lerninhalte verwendet werden kann.

Am Beispiel der WHO-Plattform lassen sich gut Skalierungseffekte für digitale Lernlösungen illustrieren. So gibt es ein festes Budget für die Ausbildung von Einsatzkräften, die in Krisengebiete fahren. Dabei sind die Trainings teilweise komplex und aufwendig, wie in [65] beschrieben.

Die Bereitstellung von digitalen Kursen ermöglicht zudem einen Zugang für Interessierte. Diese Kurse können auch dafür genutzt werden, bestehende Vor-Ort-Schulungen effizienter zu gestalten. Zum anderen können Schulungen in einem Blended-Modus [61] gehalten werden. Hier werden die Vor-Ort-Trainings durch digitale Lernphasen ergänzt. Somit können die kostenintensiveren Präsenzphasen um Bausteine wie reine Wissensvermittlung entschlackt und hierdurch in der Folge verkürzt werden. Gleichzeitig kann, der Präsenzphase vorgelagert, eine Vorauswahl der Kursteilnehmer erfolgen. So ist inzwischen für die Teilnahme an vielen Trainings der WHO ein erfolgreiches Absolvieren von Online-Modulen auf OpenWHO verpflichtend.

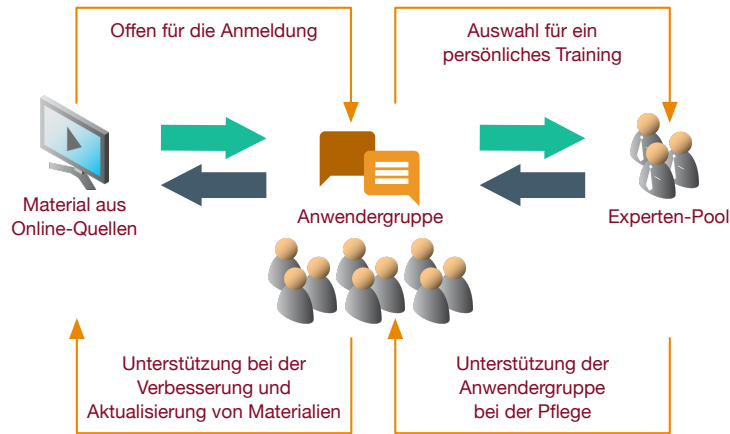


Abbildung 1.4.: Das OpenWHO Modell

### 1.2.5. Die HPI Schul-Cloud

Die digitale Transformation ist für Schulen eine große Herausforderung. Nicht zuletzt durch die immer größer werdende Forderung nach zeitgemäßer Bildung aus der Bevölkerung, steigt für die Schulen die Dringlichkeit, sich auf die neuen technischen Möglichkeiten einzulassen. Vielfach mangelt es den Schulen jedoch an der notwendigen technischen Ausstattung [69]. Hier setzt die HPI Schul-Cloud an und bietet ein innovatives und nachhaltiges Konzept für eine Lernplattform, mit dem Ziel Lerninhalte zu verteilen, bestehende Lösungen anzubinden und über das Internet bereitzustellen [104]. Die Nutzung ist dabei über jedes Endgerät mit Web-Browser und Internetverbindung möglich.

Für die Lehrenden bieten sich neue Möglichkeiten bei der Unterrichtsplanung und der Auswertung von Leistungen. Die HPI Schul-Cloud ist dabei ebenfalls modular auf der Basis von Microservices [56] aufgebaut und wird im Rahmen eines BMBF geförderten Projekts mit dem HPI und dem Mint-EC als Open-Source-Software entwickelt.

### 1.2.6. Weitere HPI Initiativen im Kontext des digitalen Lernens

Im Folgenden sollen weitere verwandte Projekte aufgeführt werden, an denen im Rahmen der forschenden Tätigkeit des Autors mitgearbeitet wurden, die aber nicht im Kern dieser Dissertation stehen:

#### 1.2.6.1. tele-TASK

tele-TASK (tele-Teaching Anywhere Solution Kit) ist ein HPI eigenes Portfolio aus Lösungen, die von der einfachen mobilen Aufnahme von Vorträgen und deren semantische Erfassung bis zur Online-Distribution reichen [164]. Die Video-Aufnahme-Lösung besteht aus einem portablen Koffer-System, welches neben einer Kamera und einem drahtlosen Mikrofon aus einer PC-Hardware und Video-Grabbern besteht. Eine am HPI entwickelte Software kümmert sich dabei um die

## 1. Eine Einführung in das digital gestützte Lernen

Aufnahme von bis zu zwei synchronisierten Videostreams. Diese Lösung kommt am HPI nicht nur für Aufzeichnungen von Vorlesungen zum Einsatz, sondern wird auch für Videoaufnahmen im Rahmen der selbstproduzierten MOOCs für openHPI verwendet.

Der tele-TASK Koffer kann auch als Datenquelle für Live-Streaming genutzt werden. Bestandteil der tele-TASK Software ist eine Funktionalität, welche aus dem linearen Videosignal dann Meta-Informationen zu einzelnen Abschnitten auf Basis visueller Erkennung oder hinterlegter Zusatzmaterialien (PDF der Folien) erzeugt. Dies ermöglicht eine folienbasierte Navigation, ohne dass diese Informationen manuell redaktionell hinterlegt werden müssen. In Kooperation mit dem tele-TASK Team entstand darüber hinaus, ein frei verfügbarer HTML-basierter Video Player [192], welcher in dem tele-TASK Webportal, den HPI MOOC-Plattformen und der Schul-Cloud zum Einsatz kommt.

### 1.2.6.2. CodeOcean, CodeHarbor, Remote-Lab Experimente

Mit CodeOcean, welches 2016 vorgestellt wurde [174], verfügt das HPI über eine frei verfügbare Ausführungsumgebung für webbasierte Programmieraufgaben [34]. Diese kommt unter anderem in MOOCs zum Einsatz, die einen Einstieg in verschiedene Programmiersprachen wie Java oder Ruby bieten und somit Programmieranfängern erlauben, erste Schritte zu tätigen, ohne vorher kompliziert eine Programmierumgebung installieren zu müssen. Seit 2019 stehen diese Aufgaben auch im Kontext der HPI Schul-Cloud zur Verfügung [165].

Ergänzt wird CodeOcean inzwischen durch CodePilot und CodeHarbor [178]. CodeHarbor dient dem Teilen von Aufgaben mit anderen Ausführungsumgebungen, Code Pilot hingegen der Unterstützung des Lerners innerhalb der Online-Programmierungsumgebung. In einigen Kursen auf openHPI wurden darüber hinausgehend praktische Aufgaben mit Remote-Labs umgesetzt. Dabei konnten die Kurs Teilnehmer ihre Programmieraufgaben auf einem zentral bereitgestellten Mikrocontroller ausführen, Bilder auf einer LED-Anzeige erleuchten lassen und Sensoren auslesen [96, 97, 98]. Die Experimente, die von den Lernenden positiv aufgenommen wurden, werden im Rahmen dieser Arbeit als mögliches Optimierungspotential nicht weiter betrachtet.

## 1.3. Nutzung und Nutzer

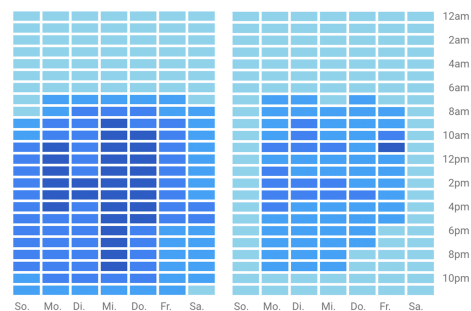
In diesem Abschnitt soll genauer betrachtet werden, wie die MOOC-Plattformen genutzt werden und wer die lebenslang Lernenden sind. Ein Großteil der Daten wurde hierbei auf Basis der in Kapitel 3 beschriebenen Infrastruktur erhoben.

Ein genaues Verständnis der Nutzerschaft, die gerade bei englischsprachigen Lernangeboten weltweit verteilt und dementsprechend kulturell divers ist, stellt die Grundlage für die erfolgreiche Etablierung nutzerbasierter Optimierungsprozesse. Durch das eher passive Kurs- und Plattformmarketing ist dabei erfahrungsgemäß nicht davon auszugehen, dass die erwartete Nutzerschaft auch mit der tatsächlichen Nutzerschaft übereinstimmt.

So wurde, als openHPI startete, als Key Visual ein auf einer Wiese sitzender Studierender gewählt. Damals ging man davon aus, dass ein solches universitäres Angebot wie openHPI auch in einem solchen Kontext am intensivsten nachgefragt wird. Entsprechend groß war die Überraschung als die ersten Auswertungen erfolgten.

Datenquellen sind dabei sowohl explizite Umfragen auf Kurs- oder Plattformebene sowie die freiwilligen Angaben in den Nutzerprofilen.

Laut dem Ergebnis einer Ende 2018 durchgeführten Online-Befragung liegt das Durchschnittsalter der Befragten bei 40 Jahren. Die Mehrheit der Nutzer befindet sich bereits seit mehr als fünf Jahren in einem Anstellungsverhältnis und hat zuvor ein Studium abgeschlossen. Mehr als 80 Prozent der Befragten gaben an, dass der Nutzen der MOOCs für sie in einem besseren Verständnis der oft komplexen technischen Sachverhalte liegt. Das erworbene Wissen und das Verständnis sehen die Befragten als einen wichtigen Baustein für eine erfolgreiche Ausführung ihrer beruflichen Tätigkeit oder auch von Hobbys. Für 52 Prozent der Befragten stellt die Teilnahme an den MOOCs sogar einen Karrierevorteil dar, was für 23 Prozent bereits zu einem Jobwechsel geführt hat. Entsprechend legen die Teilnehmer auch Wert auf das Abschlusszertifikat, welches von zwei Drittel der erfolgreichen Absolventen heruntergeladen wird. Mit acht Prozent gab nur ein geringer Teil der Befragten an, dass sie das im Kurs erworbene Wissen und die Kenntnisse noch nicht anwenden konnten. [66] Vergleicht man die Nutzung von openHPI und openSAP

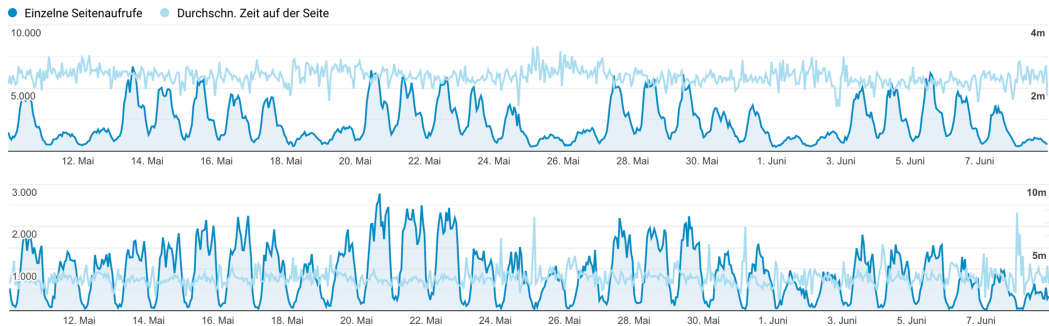


**Abbildung 1.5.:** Plattformaktivität nach Wochentag und Uhrzeit, openHPI links, openSAP rechts

so lassen sich klar unterschiedliche Muster identifizieren. Wie in Abbildung 1.5 erkennbar, ist die Nutzung bei openHPI (links) breiter über die Wochentage verteilt (was eine recht intensive Nutzung auch am Wochenende beinhaltet) und geht länger in die Abendstunden. Die Nutzung des Kursangebotes auf openSAP, welches hauptsächlich im beruflichen Kontext genutzt wird, konzentriert sich hingegen auf die Werkzeuge und geht zumindest an den ersten Wochentagen leicht in die Abendstunden hinein. Dies dürfte damit zusammenhängen, dass sowohl Abgaben als auch neue Inhalte bei openSAP vorzugsweise zu Wochenbeginn erfolgen.

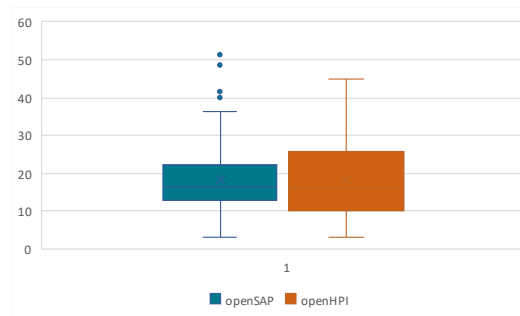
## 1. Eine Einführung in das digital gestützte Lernen

Betrachtet man die die Anzahl der Seitenaufrufe über die Zeit wie sie in Abbildung 1.6 dargestellt sind, so wird dieses Muster noch einmal anschaulich illustriert. Die durchschnittliche Sitzungsdauer, ebenfalls abgebildet, ist für beide Plattformen ungefähr gleich lang, weist aber für openHPI größere Schwankungen auf. Dies kann mit der geringeren Nutzung insgesamt und der geringeren Parallelität von aktiven Kursen erklärt werden.



**Abbildung 1.6.:** Seitenaufrufe und durchschnittliche Nutzungsdauer, openHPI unten, openSAP oben

Die regionale Nutzung unterscheidet sich je nach Plattform (siehe Unterabschnitt A.2.5). Auf openHPI zeigt sich durch den hohen Anteil an deutschsprachigen Kursen aber auch die lokale Bekanntheit und damit verbunden, die eher lokale Kurspromotion, eine starke Fokussierung auf Deutschland. openSAP ist neben dem Heimatland des Konzerns auch in den IT-Ländern Deutschland und Indien vertreten, wo viele Entwickler und Nutzer von SAP-Software sitzen. Auf openWHO sind ebenfalls Indien und USA stark vertreten, aber auch einzelne Länder in Afrika weisen eine hohe Nutzung auf. Die Nutzung hängt auch immer mit der konkreten Lage an Epidemien und anderen Bedrohungen ab.



**Abbildung 1.7.:** Abschlussquoten in Prozent von openSAP (links, 263 Kurse berücksichtigt) und openHPI (rechts, 58 Kurse berücksichtigt). Berechnet wurde auf Grundlage der Einschreibungen zur Kursmitte.

Wie in Abbildung 1.7 zu sehen verfügen alle Plattformen über überdurchschnittliche Abschlussquoten im internationalen Vergleich [83], wobei anzumerken ist, dass Abschlussquoten auf Grund der nicht standardisierten Berechnung generell als Metrik kritisch zu hinterfragen sind [148].

Die guten Quoten sind aber durchaus als Indikator zu sehen, dass Inhalte und Plattform sowie die Ansprache der Zielgruppe sehr gut funktionieren. Somit kann sich diese Arbeit auf eine Optimierung auf hohem Niveau fokussieren und wird nicht durch das Bearbeiten offensichtlicher Lernhindernisse verfälscht.

Dabei ist eine hohe Lern-Effizienz ein Vorteil des videobasierten Lernens. Wie in [144] beschrieben, tendieren viele Nutzer dazu, Videos schneller abzuspielen, um Zeit zu sparen. MOOCs sind somit nicht nur effizient, da sie sich gut mit dem Lebensalltag verbinden lassen, sondern erlauben auch eine individuelle Lerngeschwindigkeit. Es lässt sich zeigen, dass Lernende, die Videos schneller abspielen, nicht schlechter abschneiden. Hierfür wurden durchschnittliche Videoabspielgeschwindigkeit und die erreichte Punktezahl im ersten Versuch der Aufgaben für jeweils 50.000 Lernende ausgewertet. Die Gesamtanzahl der Events, also ob es sich um 'Intensivlernende' handelt, wurde auch ausgewertet, hat aber eine geringere Korrelation (Abbildung A.12 und A.13).

	Anzahl der Ereignisse	Durchschnittliche Geschwindigkeit	Performance
Anzahl der Ereignisse	1,000000	0,000772	0,006491
Durchschn. Geschwindigkeit	0,000772	1,000000	0,056033
Performance	0,006491	0,056033	1,000000

**Tabelle 1.1.:** Korrelation von Aktivität der Nutzer, durchschnittlicher Videoabspielgeschwindigkeit und Abschneiden in den Tests auf openHPI (Samplegrösse 50.000 Nutzer)

	Anzahl der Ereignisse	Durchschnittliche Geschwindigkeit	Performance
Anzahl der Ereignisse	1,000000	0,039659	0,019794
Durchschn. Geschwindigkeit	0,039659	1,000000	0,079034
Performance	0,019794	0,079034	1,000000

**Tabelle 1.2.:** Korrelation von Aktivität der Nutzer, durchschnittlicher Videoabspielgeschwindigkeit und Abschneiden in den Tests auf openSAP (Samplegrösse 50.000 Nutzer)

Nachdem sich dieses Kapitel neben dem Diskutieren erster Nutzungsdaten vornehmlich einer Beschreibung des Status Quo und des Umfeldes dieser Arbeit gewidmet hat, wird sich das folgende Kapitel mit der Frage beschäftigen, wie sich dieser Status Quo zugunsten der Lernenden optimieren lässt.





## 2. Digitales Lernen nutzerzentriert optimieren

In der Vergangenheit hat sich gezeigt, dass nur solche Produkte und Angebote langfristig in einem von Wettbewerb geprägten Markt bestehen können, solange diese sich einem ständigen Prozess der Optimierung und Verbesserung unterziehen. Im Jahr 2019 hat die Firma SAP in einer acht Milliarden US Dollar schweren Übernahme ein Softwareanbieter für „Experience Management“ gekauft<sup>[162]</sup>, da hier verstanden worden ist, wie wichtig das Erlebnis beim Benutzen eines digitalen Produktes für eine Kauf- oder eine Weiterbenutzungsentscheidung sein kann.

Im Bereich der digitalen Bildungsplattformen entscheiden bei kostenlosen Angeboten im MOOC-Bereich primär die Inhalte und weniger die Benutzbarkeit und das Nutzererlebnis darüber, welche Plattform von einem Nutzer besucht wird. Auch wenn die Lerninhalte und deren pädagogisch didaktische Aufbereitung und Präsentation den größten Einfluss auf Motivation, Lernerfolg und Lernprozess haben, so ist davon auszugehen, dass eine konsequente und stetige Optimierung von Lernplattformen positive Effekte bewirkt.

Daher ist es entscheidend, dass ein Bewusstsein für das Potential und den Wert stetiger Verbesserungen geschaffen wird und die Bereitstellung von Lernplattformen von einem projektbasierten Ansatz in ein prozessbasierten Ansatz überführt werden.

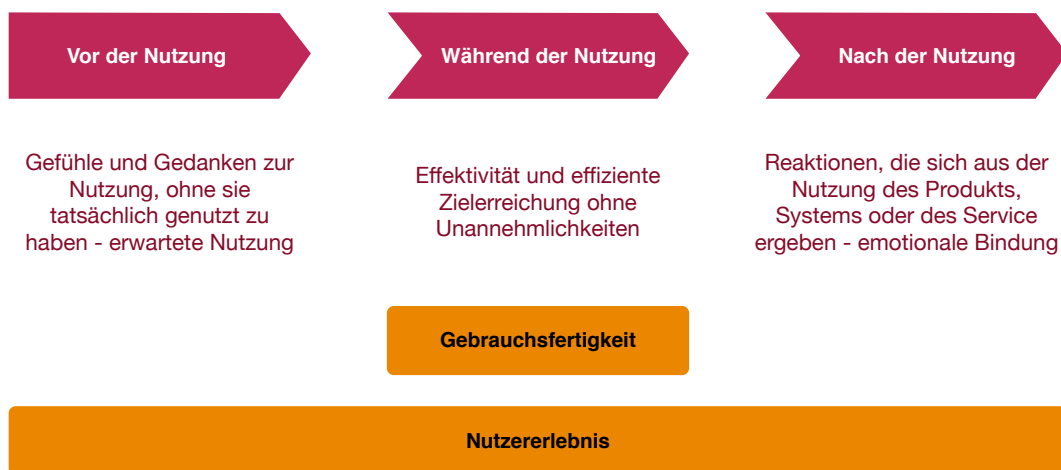
Dieses Kapitel führt hierfür zunächst die Begriffe der Lerneffektivität und des Lernerlebnisses ein (Abschnitt 2.1), bevor vorgestellt wird, wie Optimierungsprozesse strukturiert werden (Abschnitt 2.2), um dann als konzeptuelle Grundlage ein Optimierungsframework vorzuschlagen, mit dem eine solche stetige Verbesserung gestaltet werden kann (Abschnitt 2.3). Das Kapitel betrachtet danach die Frage wie die Relevanz von Optimierungsmöglichkeiten berücksichtigt werden kann (Abschnitt 2.4) und wie langfristige Effekte gemessen werden (Abschnitt 2.5), bevor es in Abschnitt 2.6 mit einer Diskussion schließt.

### 2.1. Usability, UX, LX und LE

Digitale Produkte, auch im Umfeld des digital gestützten Lernens, werden meist für Menschen gemacht. Deshalb ist es nur naheliegend diese Produkte und Dienste auf die Bedürfnisse der Nutzer hin zu gestalten und zu optimieren. Die ISO 9241-210 [82] definiert Menschzentrierte-Gestaltung (Human-Centered-Design, HCD) als einen Ansatz zur Entwicklung interaktiver Systeme, der darauf abzielt, Systeme gebrauchstauglich und zweckdienlich zu machen, indem er sich auf die Benutzer,

## 2. Digitales Lernen nutzerzentriert optimieren

deren Erfordernisse und Anforderungen konzentriert sowie Kenntnisse und Techniken der Arbeitswissenschaft/Ergonomie auf dem Gebiet der Gebrauchstauglichkeit (Usability) anwendet. In der ISO 9241-11 [81] wird der Themenbereich **Usability** mit 17 Teilbereichen ausgeführt. Dabei wird die Gebrauchsfertigkeit in den drei Dimensionen Effektivität, Effizienz und Zufriedenheit gemessen. Unter Effektivität wird die Genauigkeit und Vollständigkeit verstanden, mit der Benutzer ein bestimmtes Ziel erreichen. Die Effizienz beschreibt das Maß des Aufwandes, das ein Benutzer zur Zielerreichung aufwendet. Die Zufriedenheit gibt die Beeinträchtigungsfreiheit während der Nutzung an, bzw. positiver formuliert eine positive Einstellung gegenüber der Nutzung des Produkts. Während der Begriff der Gebrauchsfertigkeit (Usability) durch die oben erwähnte Definitionen gut beschrieben ist, ist der Begriff des **Nutzererlebnisses** (User Experience, UX) unschärfer. Wie in Abbildung 2.1, basierend auf [58], zu sehen, erstreckt sich die UX nicht nur auf den unmittelbaren Moment der Nutzung, sondern betrachtet auch die Phasen vor und nach der Nutzung eines Produktes. Dabei steht nicht die Nutzung, sondern das Erleben der Nutzung im Fokus.



**Abbildung 2.1.:** Usability (Gebrauchsfähigkeit und) und UX (Nutzererlebnis)

Der Begriff des **Learning Experience (LX)** taucht in der Literatur bislang nur sporadisch auf. Hier soll er, wie in Abbildung 2.2 visualisiert, als Anwendung der User Experience (Lernerlebnis) (UX) auf das digital gestützte Lernen verstanden werden. Hierbei soll das ganzheitliche Erlebnis des Lernens im Mittelpunkt stehen, indem digitale Anwendungen zum Einsatz kommen. So haben beispielsweise bei videobasierten Lerninhalten die Inhalte und deren Darstellung und didaktische Vermittlung einen erheblichen Einfluss auf das Lernerlebnis [72], fallen aber nicht im engeren Sinne unter den Begriff der UX.

Nachdem nun wesentliche Begriffe definiert sind, soll ein ganzheitlicher strukturierter Ansatz für den Optimierungsprozess eingeführt werden.

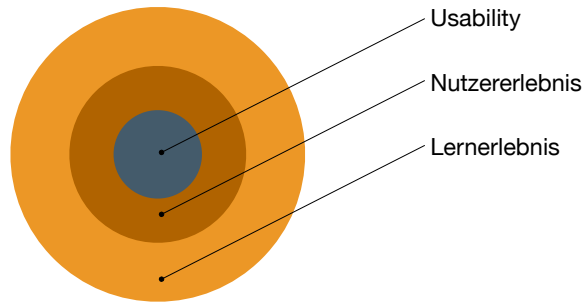


Abbildung 2.2.: Usability, Nutzererlebnis (UX) und Lernerlebnis (LX)

## 2.2. Das Optimierungsframework

Abbildung 2.3 zeigt das vorgeschlagene Framework, das helfen soll, den Optimierungsprozess strukturiert zu gestalten und zu reflektieren.

Das Framework wurde erstmalig in [44] verwendet, in [15] in einer weiterentwickelten Version angewendet und in [16] erstmalig veröffentlicht.

Ziel des Frameworks ist es einen Prozess zur stetigen Verbesserung zu definieren. Gleichzeitig werden eine Vielzahl von Methoden für die verschiedenen Phasen vorgeschlagen. Alle Methoden werden im Anhang in Abschnitt A.5 genauer erläutert. Diese Methoden sind als offener Werkzeugkasten zu verstehen, aus dem man sich bedienen kann, die sich aber auch um eigene Methoden und Werkzeuge erweitern lassen.

In der ersten Phase **Sammeln und Verstehen**, werden qualitative und quantitative Methoden vorgeschlagen (siehe Abschnitt A.5), die nicht nur zu einem genaueren empathischen Verstehen der Nutzer und Ihrer Bedürfnisse in dem angewendeten Kontext des Frameworks führen, sondern auch Verbesserungsmöglichkeiten identifizieren sollen.

Zu den quantitativen Methoden gehören unter anderem Umfragen, A/B/n-Tests (siehe Abschnitt 3.11), Nutzungsmetriken (siehe Abschnitt 3.6), Heatmaps sowie UX-Faktoren.

Ergänzt werden diese datengetriebenen Ansätze durch qualitative Methoden. Hier zählen Stakeholder-Analysen, Nutzungsflüsse, Zielgruppenanalysen, Expertenevaluationen, Nutzerinterviews und Fokusgruppen, Vergleichsstudien, Nutzertests, Personas, Nutzerkontextanalysen, Nutzerfeedback, Think-Aloud-Protokolle und hierarchische Aufgabenanalysen.

Die einzelnen Methoden können dabei ergänzend angewandt werden, beginnend mit dem klassischen Stakeholder-Interview, das sich an eine Expertengruppe richtet, die dem Projekt nahesteht. Die Meinungen dieser Experten zu den relevanten Themen können dann mittels systematischer Fragen oder offenen Interviews erfasst werden, um weitere Impulse für die Entwicklung neuer Features zu finden [114].

Für eine weitere Analyse und oftmals beruhend auf diesen Experteninterviews ist eine Zielgruppen-Analyse sinnvoll, wie sie zum Beispiel im technischen Bericht zu Beginn des Projektes der HPI Schul-Cloud durchgeführt wurde [104]. Diffe-

## 2. Digitales Lernen nutzerzentriert optimieren

renzierter müssen dabei Zielgruppen (hier die der Lehrer und Schüler) betrachtet werden, die verschiedene Erwartungen und Anforderungen an ein Online-Tool setzen.

Auf Basis dieser größeren Zielgruppen-Analyse lassen sich dann Personas erstellen: Prototypen der jeweils potenziellen Nutzergruppen – vor allem möglicher *early adopters* (Erstanwender). Diese Personas sind eine Vorlage, um verschiedene Produktideen mit den jeweiligen Prototyp-Usern abzugleichen, wie es in der zweiten Stufe des Design Thinking Prozess, dem 'Define-Mode', eine gängige Methode ist [140].

An dieser Stelle erweitert sich dann der Spielraum für die User Research Experience. Zum Beispiel lassen sich basierend auf Personas spezifische Ziele, Aufgaben und der Verwendungskontext eines Produktes analysieren. Dafür eignen sich Methoden wie die Anwendungsfall-Analyse, die User Journey, die hierarchische Aufgabenanalyse oder das Flow-Diagramm.

Eine weitere hervorzuhebende Methode ist die Vergleichsstudie. Sie erlaubt einen generellen Abgleich mit ähnlichen Produkten herzustellen und die Funktionalitäten in Teilen zu synchronisieren, insbesondere wenn Nutzer mit alternativen Produkten bereits gut vertraut sind.

Die Ergebnisse aus den Methoden können dann direkt in die **Evaluation der Verbesserungsmöglichkeiten** einfließen. Dank der Quantifizierung entsteht hierbei ein geordneter Backlog (siehe Abschnitt 2.3).

In der anschließenden Implementierungsphase **Prototyping, Test und Iteration** wird nach dem Prinzip build-learn-iterate (basierend auf [37]) mit Hilfe von Prototypen verschiedener Güte und anderer Methoden wie A/B/n-Tests untersucht, ob die identifizierten Optimierungsmöglichkeiten Bestand haben und wie diese implementiert werden können.

Im letzten Schritt **Rollout und Monitoring**, werden Konzepte, Features und Anpassungen in den Produktivbetrieb übernommen.

Ein kontinuierliches **Monitoring**, dass auch die LX betrachtet, sorgt dafür, dass negative Seiteneffekte vermieden werden und trotz des kleinteiligen Vorgehens eine langfristige plattformweite, zielgruppenübergreifende Verbesserung sichergestellt wird.

### 2.3. Priorisierung

Die Anwendung der Methoden der ersten Phase führt, je nach zuvor festgelegter Fokussierung, zu einer Vielzahl an Optimierungsmöglichkeiten.

Da das Entwickeln von konkreten Verbesserungsansätzen und deren Testen Ressourcen bindet und diese fast immer (sei es durch deren tatsächliche Verfügbarkeit oder einer betriebswirtschaftlichen Beschränkung) limitiert sind, gilt es eine Auswahl und als Voraussetzung hierfür eine Priorisierung der identifizierten Möglichkeiten zu erarbeiten.

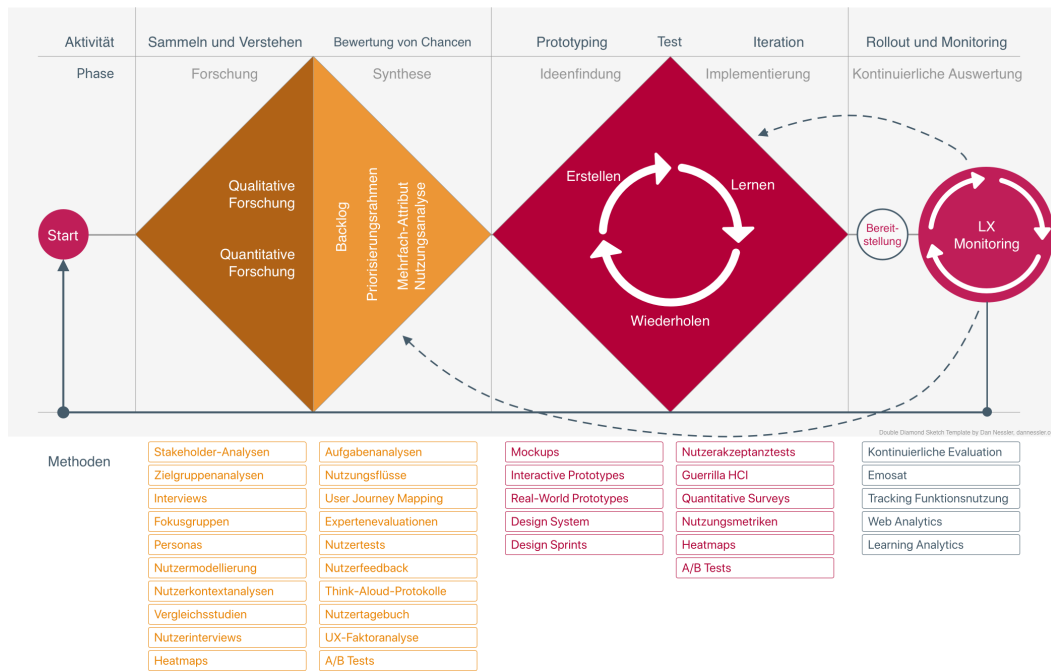


Abbildung 2.3.: Das Optimierungsframework

Generell versuchen Priorisierungs-Frameworks in der Software-Entwicklung häufige Schwachstellen in der Nutzung eines Produktes auszumachen, die am dringendsten Änderungen durch die Entwickler bedürfen.

Dabei müssen in einer Kosten/Nutzen-Rechnung Aufwand und erhoffter Nutzung berücksichtigt werden. Im Folgenden wird hierfür eine Systematik entwickelt, die mit verschiedenen Stakeholdern, Zielgruppen und Gewichtungen umgehen kann.

Dazu können verschiedene Gewichtungsfaktoren verwendet werden. Dabei ist es je nach Phase oder Themengebiet möglich, sich verschiedener Gewichtungsfaktoren zu bedienen, die dann in die **Nutzwert-Analyse** einfließen.

Grundlage der hier vorgestellten Nutzwert-Analyse ist die Methode von Dr. Jörg Kühnapfel [89], die in [44] erstmalig auf openHPI bezogen wurde und deren Ergebnisse in Tabelle A.4 aufgeführt sind. Eine später erfolgte Anwendung einer Nutzwert-Analyse im Kontext der HPI Schul-Cloud findet sich in Tabelle A.5.

Gemäß dieser Methodik werden sechs verschiedene Schritte angewendet, um eine Priorisierungs-Matrix zu erstellen:

1. *Zieldefinition*: Welche Optimierungsmöglichkeiten wurden identifiziert?
2. *Definition der Alternativen*: Mit welchen Verbesserungen und Änderungen können diese realisiert werden?
3. *Definition der Metriken*: Eine Priorisierungs-Matrix lässt sich in verschiedene Metriken aufteilen. Wichtig ist dabei zuallererst die Relevanz festzustellen, also der prozentuale Anteil der Nutzer, die von einer Verbesserung profitieren

## 2. Digitales Lernen nutzerzentriert optimieren

würde. Des Weiteren sollten die Meinungen der Stakeholder und der Aufwand bei der Umsetzung einer Verbesserung berücksichtigt werden. Dabei ist die Abschätzung von Entwicklungsaufwänden in dieser Phase schwierig, sie hängt von der subjektiven Einschätzung, Erfahrung und den Fähigkeiten der Entwickler ab. Wie bei Software-Entwicklern beliebt, wird daher hier ein Scrum-points-System verwendet, das den möglichen Entwicklungsaufwand in Fibonacci Zahlen angibt, um eine gute Metrik zu verwenden, die zwar keine absoluten Abschätzungen ermöglicht, aber kleine und große Aufwände voneinander abgrenzen kann [63]. Auf der gleichen Basis lassen sich auch subjektive Metriken, wie die erwartete Wirkung auf die Lernerfahrung oder das erwartete Lernergebnis, als Vergleichsmetriken hinzufügen.

4. *Gewichtung der Metriken*: Die einzelnen Metriken können dann jeweils prozentual gewichtet werden, sofern der Einfluss einer Metrik kleiner oder größer ausfallen soll. Da dies ein subjektiver Prozess bleibt, lassen sich bei Bedarf alle Metriken einfachheitshalber mit dem gleichen Faktor gewichten. Die Gewichtung der Metriken kann dabei geändert werden, um explorativ zu analysieren, welche Auswirkungen eine andere Gewichtung auf die Priorisierung hat. Zu beachten ist, dass alle Faktoren bei der Gewichtung zusammengenommen immer gleich eins ergeben müssen. Durch diesen Normalisierungsschritt sind die Ergebnisse eines solchen explorativen Vergleichens mit sich selbst vergleichbar.
5. *Auswertung der Metriken*: In diesem Schritt werden den einzelnen Metriken dann Werte für jede Alternative zugewiesen. Im Falle von verschiedenen metrischen Skalen (wie zum Beispiel Scrum-points und Prozentpunkten) werden diese anschließend normalisiert.
6. *Ausrechnen des Nutzwertes*: Im letzten Schritt werden die einzelnen Kategorien für jede Alternative mit dem jeweiligen Faktor gewichtet und anschließend zu einem Gesamtwert  $U(v)$  aufsummiert, sodass die einzelnen Features durch den Nutzwert miteinander verglichen werden können. Die Gesamtnutzbarkeit  $U(v)$  ist damit also die Summe aller Attributgewichte  $a_i$  multipliziert mit deren Nutzwert-Faktor  $u_i$ . Die Nutzbarkeit  $u(i)$  ist dabei der Gesamtwert, wenn die Gewichtungen aller Attribute/Kategorien miteinander aufsummiert werden [203].

$$U(v) = \sum_{i=1}^n a_i \cdot u_i \quad (2.1)$$

$$\sum_{i=1}^n u_i = 1 \quad (2.2)$$

Eine Excel-Vorlage steht online zur Verfügung <sup>1</sup>.

---

<sup>1</sup><https://github.com/janrenz/nutzwertanalyse>

Das Framework sorgt bei seiner Anwendung durch die Quantifizierung zwingend für Transparenz, insbesondere wenn es durch verschiedene Stakeholder zu heterogenen Bewertungen kommt. Allerdings hängt dessen konkrete Implementierung stark von den benutzten Metriken ab. In Abschnitt A.3 ist zu sehen, wie diese Methodik zur Verbesserung der HPI MOOC-Plattform mit Metriken zu Lerneffekt, Lernerlebnis, Implementierungsaufwand, Relevanz und Priorisierung durch die Stakeholder angewandt wurde. Wurden in dieser ersten Iteration sehr grobe Metriken verwendet, so wurde in der Tabelle A.5 gezeigten Varianten, die zur Priorisierung von On-Boarding Funktionen in der HPI Schul-Cloud verwendet wurde, ein UX-Metrik, eine Kano-Einordnung [84], eine Relevanz-Metrik sowie der CUA-Wert verwendet, da hier beabsichtigt war, Optimierungen in Hinblick auf die LX zu erreichen.

## 2.4. Relevanz

Je komplexer Lernplattformen und je breiter die Anwendungsfälle werden, desto mehr sind Funktionen nur für eine Teilmenge von Nutzern relevant. Dieser Tatsache wird durch die Einführung der zielgruppenspezifischen *Relevanz* Metrik Rechnung getragen: Sie spiegelt den Anteil der Nutzer wieder, die von einer Funktion oder Anpassung profitieren.

So besteht die Nutzerschaft der HPI Schul-Cloud zu 20% aus Lehrern und zu 80% aus Schülern und Schülerinnen. Eine Funktion, die nur für Lehrende verfügbar ist, bleibt folglich für 80% der Nutzer unsichtbar. Alternativ kann die aktive Nutzungszeit je Zielgruppe betrachtet werden. Diese war im vorliegenden Beispiel aber aus Datenschutzgründen nicht verfügbar.

Innerhalb der Zielgruppen können darüber hinausgehend, auf Basis der von Rogers in [153] beschriebenen Innovationstheorie, weitere Untergruppen identifiziert werden. Nach diesem Model gehört jeder sechste Nutzer (16%) zu der Gruppe der Innovatoren und *early adopters* (Erstanwender), jeder Dritte hingegen zu der früheren bzw. späteren Mehrheit. Ist eine neue Funktion zum Beispiel nur für die Untergruppe der Innovatoren und Early Adopters innerhalb der Lehrerschaft relevant, so berechnet sich die Relevanzmetrik wie folgt:

$$\text{Relevanz} = \text{Abdeckung}_{\text{Unterzielgruppe}} \cdot \text{Anteil}_{\text{der Zielgruppe}} \quad (2.3)$$

Setzt man in diese Formel nun den Anteil der Unterzielgruppe (16%) und den Anteil der Zielgruppe Lehrer (80%) ein, so ergibt sich in diesem Beispiel:

$$\text{Relevanz} = 0.16 \cdot 0.8 \quad (2.4)$$

Ist eine Funktion für mehrere sich nicht überlagernde Zielgruppen relevant, so können diese Werte addiert werden:

$$\text{Relevanz} = \text{Abdeckung}_{\text{UZG}} \cdot \text{Anteil}_{\text{ZG1}} + \text{Abdeckung}_{\text{UZG}} \cdot \text{Anteil}_{\text{ZG2}} \quad (2.5)$$

## 2. Digitales Lernen nutzerzentriert optimieren

Dabei bleibt abzuwägen, ob die Relevanz innerhalb des Priorisierungs-Frameworks als normal gewichtete Metrik betrachtet werden soll, oder als Faktor der auf alle anderen Metriken angewendet wird. Bei letzterem Modell läuft man jedoch in Gefahr das Features in der Priorisierung unterrepräsentiert werden, die nur für eine Untergruppe relevant sind, auch wenn sie für diese Untergruppe ein sehr wichtiges Features wären. Hier wird sichtbar, dass die Priorisierungsmetriken immer kritisch hinterfragt werden sollten.

Nicht immer sind die Nutzer von Lernplattformen so klar unterscheidbar, wie bei der HPI Schul-Cloud durch die Rollen der Lehrer und Schüler. Ein anderer Ansatz für die Berechnung der Relevanz kann verfolgt werden, indem Personas (Abschnitt A.5) verwendet werden. Diese können helfen, abstrakte Zielgruppen fassbar zu machen. Auch diese müssen dann in Hinblick auf eine Verbreitung in der Gesamtheit der Nutzer quantifiziert werden.

Liegen genaue Kenntnisse über die Nutzung einer bestehenden Plattform vor, so können auch diese Zahlen zur Berechnung herangezogen werden. Betrifft eine Verbesserung beispielsweise einen Bereich, der nur von 30 % der Nutzer verwendet wird, so beträgt die Relevanz 0.3.

### 2.4.1. Priorisierung von UX-Faktoren

Für die Priorisierung der UX und damit einhergehend der LX wird eine ergänzende Vorgehensweise vorgeschlagen. Hierfür werden zunächst UX-Faktoren eingeführt, die dann differenziert gewichtet werden.

Für die Auswahl der UX-Faktoren baut diese Arbeit auf den von Winter, Hinderks, Schrepp und Thomaschewski in [206] vorgeschlagen Faktoren auf (siehe Tabelle A.18).

Zusätzlich wurden im Rahmen einer Zusammenarbeit mit Mandy Klingbeil und Dominik Brüchner fünf weitere UX-Faktoren ergänzt (siehe Tabelle A.19).

Um anhand dieser Faktoren zu priorisieren, ist es notwendig, diese zunächst zielgruppenspezifisch einzuordnen. Zwar gibt es für die aus [206] stammenden Faktoren Gewichtungen anhand von Produktkategorien, aber zum einen wurde die Liste schließlich erweitert, zum anderen ist die dortige Kategorie *Lernplattformen* sehr generisch. Daher wurde innerhalb der verschiedenen HPI Lernplattformen eine produkt- und rollenspezifische Gewichtung durchgeführt. Hierfür konnte von den Teilnehmern einer exemplarischen Umfrage für jeden Faktor ein Wert von -3 bis +3 vergeben werden. Um sicherzustellen, dass in der Umfrage die Wichtigkeit der Faktoren und nicht versehentlich deren Erfüllung durch die Plattform hervor kommt, wurde zusätzlich abgefragt, wie gut die jeweilige Plattform die Faktoren erfüllt.

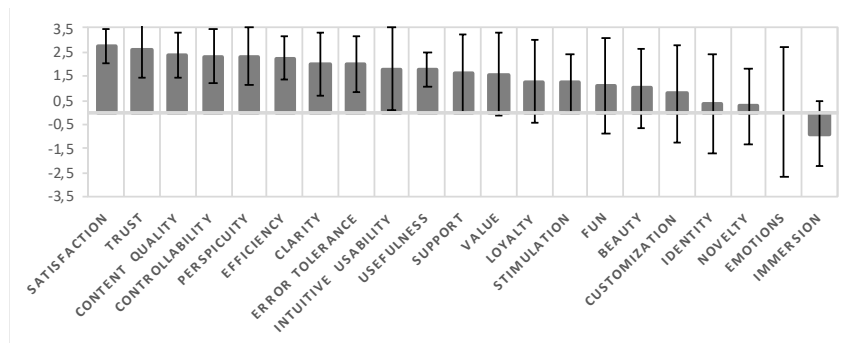
Für die HPI MOOC-Plattformen wurden Nutzer von openHPI im Rahmen eines Newsletters befragt. 105 gaben hier einen vollständigen Fragebogen ab. Für die HPI Schul-Cloud war es auch wegen rechtlicher Rahmenbedingungen schwieriger, an Teilnehmer zu gelangen. Hier wurden on- und offline 30 vollständige Fragebögen von Lehrern und Lehrerinnen abgegeben und 11 von Schülern und Schülerinnen.



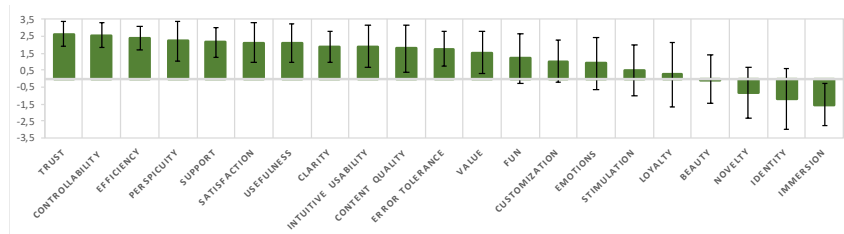
In Abbildung 2.6 sind die Ergebnisse für die HPI MOOC-Plattform zu sehen. Die Ergebnisse für die Nutzergruppe der Lehrer und Lehrerinnen (Schul-Cloud) in Abbildung 2.5, die der Schüler und Schülerinnen in Abbildung 2.4.

Somit ist es nun möglich, die UX-Metrik zielgruppenspezifisch mit der Relevanzmetrik zu verrechnen, bevor diese innerhalb des Frameworks verwendet wird. Dabei werden die UX-Werte pro Nutzergruppe mit deren Relevanz verrechnet.

$$\text{Relevanz} = UXMetrikZG1 \cdot RelevanzZG1 + UXMetrikZG2 \cdot RelevanzZG2 + \dots \quad (2.6)$$



**Abbildung 2.4.:** Gewichtung der UX Faktoren für Schüler und Schülerinnen in der HPI Schul-Cloud (n=11)

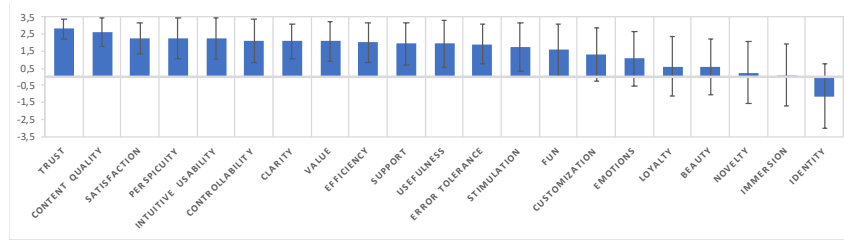


**Abbildung 2.5.:** Gewichtung der UX Faktoren für Lehrer und Lehrerinnen in der HPI Schul-Cloud (n=30)

### 2.4.2. UX-Metrik

Auf Basis der festgestellten unterschiedlichen Gewichtungen von UX-Faktoren, die sich je nach Plattform und Zielgruppe unterscheiden, können diese Faktoren den Verbesserungen zugeordnet werden. So kann eine Änderung der Informations-Architektur Auswirkungen auf *Effizienz*, *Verständlichkeit*, *Klarheit*, *Intuitivität*, *Attraktivität* und *Wert* haben [15]. Da nicht jeder Faktor für jede Nutzergruppe relevant sein muss, kann zusätzlich in solche Faktoren unterschieden werden, die jeweils

## 2. Digitales Lernen nutzerzentriert optimieren



**Abbildung 2.6.:** Gewichtung der UX Faktoren für Lernende in der HPI MOOC-Plattform (n=105)

die Gesamtheit einer Zielgruppe abdecken und solchen, die nur für einzelne Unterzielgruppen relevant sind.

Die UX-Metrik berechnet sich aus dem kumulierten Mittelwert der Wichtigkeit des Faktors  $F$ , multipliziert durch die Featureabdeckung  $C$ . Diese beschreibt, wie viele UX-Faktoren von einer Verbesserung der Funktion abhängen.

$$UXMetrik = \sum_{i=1}^n F_i \cdot C \quad (2.7)$$

## 2.5. Langzeit-Monitoring

Der letzte wichtige Baustein des Frameworks ist ein kontinuierliches Monitoring des Lernerlebnisses und des Nutzerverhaltens. Während dabei gängige Metriken, wie sie in Abschnitt 3.6 diskutiert werden, für das Monitoring des Nutzerverhaltens zum Einsatz kommen, werden diese hier ergänzt durch ein explizites Monitoring des Lernerlebnisses.

Ein grober Ansatz zum kontinuierlichen Monitoring ist der einfach zu nutzende **Net Promoter Score (NPS)**, eine in [143] eingeführte und inzwischen weit verbreitete Kennzahl (Abschnitt A.5). Auch wenn der NPS aufgrund seiner reduzierten Komplexität und möglichen methodischen Schwächen bei der Erfassung grundsätzlich mit Vorsicht zu genießen ist, hat er doch interessante Vorteile. So erlaubt sein generischer Ansatz den Vergleich über Branchen und Produkte hinweg.

Methodisch ist vor allem der Zeitpunkt der Befragung kritisch zu betrachten. Eine zu frühe Befragung kann dazu führen, dass noch keine intensive Beschäftigung mit dem Produkt (beispielsweise der Lernplattform) erfolgt ist, eine späte Befragung hingegen zu einer mangelhaften Repräsentativität in der Auswahl der Befragten, da enttäuschte oder überforderte Nutzer den Kurs bereits verlassen haben.

Auf openSAP wird der NPS am Ende eines Kurses als Teil der Kursabschlussumfrage ermittelt. Im Vergleich zu dem durchschnittlichen Wert für Produkte aus dem Bereich Endkunden/Elektronik ist der ermittelte Wert 45 als sehr gut zu betrachten.

Für ein genaueres Monitoring wurde mit Mandy Klingbeil und Dominik Brüchner mit Emosat ein UX Evaluations-Tool zur kontinuierlichen Sammlung von User-Feedback entwickelt. Mit Hilfe von **Emosat** können UX-Kennzahlen (bzw. KPIs) zu einzelnen Dimensionen der User Experience gesammelt werden, beispielsweise Vertrauen oder Kontrollierbarkeit. Dabei werden einzelne Fragegruppen von verschiedenen relevanten, standardisierten Fragebögen an die Nutzer gegeben [50, 70]. Da diese als einzelne Blöcke ausgespielt werden, ist die Beantwortung in einigen Sekunden zu erledigen.

## 2.6. Diskussion

In der Praxis gilt es, eine gesunde Mischung aus Granularität der Metriken und Effizienz des Priorisierungsprozesses zu finden. Das Framework sollte dabei als Orientierung dienen, dessen man sich bedienen kann, an das man sich aber nicht sklavisch halten muss.

Mit dem vorgestellten Framework und der darin enthaltenen Priorisierungslogik ist es möglich, Entscheidungsprozesse und Diskussionen zu versachlichen. Dabei ist es nicht der Anspruch, vollständige Objektivität zu erreichen, was schlichtweg wegen der gegebenen Unschärfen und Subjektivität der Metriken nicht möglich ist.

Dagegen kann durchaus erreicht werden, dass Diskussionen sich nicht mehr auf die Funktionen und deren Implementierung selbst, sondern um deren Effekt auf die Nutzer fokussieren.

Welche Auswahl an Metriken hierfür getroffen wird, sollte projektspezifisch bestimmt werden. Auch die Schwerpunktsetzung der gewünschten Verbesserungen kann hierbei entscheidend sein. So wurde bei der in [15] erfolgten Anwendung des Frameworks, auf potentielle On-Boarding Maßnahmen in der HPI Schul-Cloud, bewusst auf die Metriken Lernerfolg und Lernerlebnis verzichtet, da zu diesem Zeitpunkt der User-Journey noch keine unmittelbaren Auswirkungen auf diese Metriken erwartet oder gar quantifiziert werden konnten. Die Auswahl der Metriken kann sich dabei auch ändern, je nachdem welcher Schwerpunkt in der Produktentwicklung aktuell ist.

Auch in Multistakeholder-Umgebungen, also dem Einsatz einer Software in mehreren Instanzen oder Kontexten, kann das Framework helfen, Entscheidungsprozesse transparent herzustellen. Dies erlaubt ein anderes Argumentieren als eine Priorisierung, die vor allem auf subjektiven Einschätzungen beruht. Dabei sollte man sich dennoch, nicht zuletzt durch die gegebenen Unschärfen und Annahmen des Frameworks, nicht sklavisch an dessen Priorisierung halten. Andere Faktoren, wie beispielsweise die Verfügbarkeit von zusätzlichen Ressourcen, die aber nur ein Interesse an bestimmten funktionalen Bereichen einer Software haben (wie in Studierendenprojekten oder durch externe Projektbeteiligte), werden in der Praxis oft zu einer Abarbeitung führen, die sich nicht strikt an die gegebene Priorisierung hält. In jedem Fall ist aber die nutzerfokussierte Priorisierung, wie sie mit dem hier vorgestellten Framework sichergestellt werden kann, zielführend, um Verbesserungen herbeizuführen. Problematisch ist es, wenn sich die Verbesserungen Ressourcen

## *2. Digitales Lernen nutzerzentriert optimieren*

mit anderen Themen (Wartung, Sicherheit) teilen müssen. Hier wird eine eine klare Regelung und Abgrenzung durch dedizierte Teams oder themenspezifische Sprints empfohlen.

Für die Erfolgskontrolle und das Monitoring ist es notwendig, Daten über die Nutzung zu erfassen und zu verarbeiten. Die hierfür eingeführte Infrastruktur wird im folgenden Kapitel beschrieben.

## 3. Learning Analytics

### 3.1. Kapitelübersicht

In dem Optimierungsframework aus Kapitel 2 wurden sowohl qualitative als auch quantitative Methoden verwendet. Für Letztere ist es notwendig, Nutzungsdaten zu erfassen, zu verarbeiten und zu nutzen. Hierfür führte diese Arbeit zuerst in Abschnitt 3.2 in das Thema Learning Analytics ein, bevor im Folgenden Abschnitt 3.3 auf die Anforderungen von Learning Analytics in der HPI MOOC-Plattform (insbesondere nach der architektonischen Umstellung auf Microservices) eingegangen wird.

Nachdem in Abschnitt 3.4 erörtert wird, wie Learning Analytics sich von Web Analytics unterscheidet und wie die beiden sich ergänzen, wird in Abschnitt 3.5 das Konzept und die Implementierung einer Learning Analytics Infrastruktur für dienstbasierte Lernanwendungen vorgestellt. Dazu gehört auch die Einführung von Metriken in Abschnitt 3.6 und deren konzeptuelle Einordnung und die Diskussion der Vereinbarkeit von Datenschutz und Learning Analytics in Abschnitt 3.7.

Die Nutzung der Learning Analytics (LA)-Daten erklärt diese Arbeit anhand der Bereitstellung von LA-Daten für verschiedenen Visualisierungen (Abschnitt 3.8) und die externe Bearbeitung (etwa Forschung oder Reportings) in Abschnitt 3.9. Anschließend wird in Abschnitt 3.10 erläutert, wie auf Grundlage der LA-Daten eine automatisierte Qualitätskontrolle erfolgen kann. Danach wird in Abschnitt 3.11 ein Framework für A/B/n-Tests vorgestellt, bevor das Kapitel mit einer abschließenden Diskussion in Abschnitt 3.12 endet.

### 3.2. Einführung

Unter Analytics wird die Nutzung von Daten, statistischen Methoden und Analysen sowie maschinellem Lernen zusammengefasst. Ziel ist es, vorliegende Daten (oft handelt es sich hierbei um große Datenmengen "Big-Data") zu verstehen und auf ihnen Voraussagen aufzubauen (Predictive Analytics).

Learning Analytics ist eine Unterdisziplin dieses weiten Feldes, wobei vornehmlich Daten als auch Fragestellungen aus dem Bereich des Lehrens und Lernens kommen. Mit zunehmender Popularität des Themas Big Data, also auch des Aufschwungs von internetbasierten Lernangeboten durch den MOOC-Hype im Jahre 2012 [127], hat auch das Thema Learning Analytics an Aufschwung gewonnen [53], wenn es auch insbesondere in Deutschland stets kritisch (und leider oft auch dog-

### 3. Learning Analytics

matisch) diskutiert wird. Doch die Stimmen jener, die Potentiale und den lokalen Nachholbedarf erkennen, mehren sich [46].

Betrachtet man die große Anzahl von Lernenden in MOOCs und anderen vergleichbaren skalierenden Lernformaten, so stellen diese zahlreiche Herausforderungen an die technische Skalierungsfähigkeit der Lernplattformen und auch an pädagogische Ansätze.

Gleichzeitig eröffnen sich mit den Tausenden von aktiven Lernenden pro Kurs zahlreiche interessante Möglichkeiten für datengestützte Forschungsansätze. Dabei ergeben sich durch die oft internationale und diverse Lerngemeinschaft neue Möglichkeiten der Generalisierung, die bei klassischen Studien, beispielsweise im Kontext des Klassenzimmers, nicht gegeben sind. Traditionelle Ansätze der Datensammlung in der Lernforschung basieren oft auf Umfragen unter den Lernenden oder dem (semi-)manuellen Erfassen von Metriken am Ende eines Kurses, welches sowohl in Qualität als auch Quantität limitierenden Einfluss auf die Daten hat, die dem Forscher bereitstehen [48]. Im Gegensatz dazu erlauben moderne internetbasierte Lernplattformen das Erheben von mehr und ausführlicheren Daten, in dem alle potentiell relevanten Lernaktivitäten der Lerner protokolliert werden.

Hierbei soll zwischen impliziten und expliziten Learning Analytics Daten unterschieden werden: Unter **impliziten Daten** werden alle Daten verstanden, die zwangsweise oder automatisch bei der Nutzung der Lernsoftware anfallen. Hierunter fallen Daten zur Belegung von Kursangeboten oder der Abgabe von Selbsttests, die dem Nutzer auch innerhalb der Lernplattform angezeigt werden. **Explizite Learning Analytics Daten** werden hingegen absichtlich und primär für den Zweck der Analyse erhoben. So ist es für den Betrieb einer Plattform und die dortige Fortschrittsanzeige lediglich notwendig darzustellen, ob ein Nutzer ein entsprechendes Lernelement jemals besucht hat. Für Learning Analytics Zwecke hingegen ist jeder Besuch, seine Dauer und Zeitpunkt sowie das verwendete Gerät von Interesse. Learning Analytics Daten können neben der Beantwortung von Forschungsfragen auch der Optimierung von Lerninhalten und Lernplattformen dienen. Sie bieten weiterhin die Grundlage für eine Individualisierung und Personalisierung des Lernens. Damit sind sie ein wesentliches Element, welches für das Ausschöpfen des Potentials von MOOCs zur Förderung der Qualität des digital gestützten Lernens unabdingbar ist [48, 120].

Heutige IT-Systeme erlauben es, große Datenmengen zu sammeln und zu analysieren[100]. Im Kontext von LA lassen sich drei große Anwendungsfelder unterscheiden [120, 170]:

- *Optimierung von Kursinhalten und Auslieferung* – LA-Daten können genutzt werden, um Lernende zu identifizieren, bei denen der (aus Sicht der Kursersteller) erfolgreiche Abschluss des Kurses gefährdet ist. Diese Kenntnis kann dann für Interventionsmaßnahmen oder für eine Optimierung der Inhalte genutzt werden [85]. Insbesondere in den ersten Jahren von MOOCs und der damit verbundenen LA-Forschung waren diese Drop-Out-Vorhersagen populär.

- *Datengestütztes Evaluieren von neuen Lernformaten und Methoden* – MOOCs als neues Lernformat und die hierfür verwendeten Lernplattformen können im positiven Sinne als Experimentierfeld verstanden werden. Durch die hohe Anzahl von Lernenden können sowohl für Inhalte als auch für Funktionalitäten der Plattformen statistisch signifikante und inhaltlich relevante Einsichten gewonnen werden. Im Idealfall entsteht somit ein datengestütztes agiles Prinzip der stetigen Verbesserung, wie es auch in Abschnitt 2.2 vorgeschlagen wurde.
- *Personalisiertes Lernen* – Bei MOOCs und ihren hohen Teilnehmerzahlen gibt es häufig keine bis wenig Individualisierung. Ein One-Size-Fits-All Ansatz stellt stattdessen allen Kursteilnehmern identische Inhalte zur Verfügung. Die Individualisierung beschränkt sich damit auf die unterschiedliche Konsumierung und Bearbeitung der dargebotenen Inhalte durch den Lernenden. Die Lernaktivitäten eines Lernenden durch ein LA-System zu erfassen, ermöglicht aber ein individuelleres Lernerlebnis anzubieten, verbunden mit der Hoffnung auf ein hierdurch besseres Lernergebnis [23].

### 3.3. Die Historie von Learning Analytics in HPIs MOOC Plattform

Die ersten Kurse auf openHPI und openSAP wurden auf Basis der Open Source Software Canvas [22] angeboten und durchgeführt [106]. Abgesehen von Problemen der Skalierung erlaubte diese als Monolith implementierte Software ein einfaches Abfragen von impliziten Learning Analytics Daten aus der Datenbank. Explizite Learning Analytics Daten wurden nicht erfasst. Die Umstellung auf eine dienstbasierte Architektur später fokussierte auf Vorteile wie bessere Skalierbarkeit und die Möglichkeit einzelne Dienste gekapselt mittels der am besten geeigneten Technologie zu entwickeln [51].

Doch mit dem Umzug auf eine dienstbasierte Architektur waren nun die impliziten LA-Daten auf mehrere Datenbanken verteilt und somit nicht mehr einfach abrufbar. In einer Service Oriented Architecture (SOA) ist jeder Dienst für seine eigene Datenhaltung verantwortlich, wobei sowohl Sprachen und Frameworks des Dienstes und auch die verwendeten Datenbanken nicht festgelegt sind, wenn auch im konkreten Beispiel sowohl das verwendete Framework (Ruby On Rails) als auch die Datenbank (PostgreSQL) projektweit weitgehend konsistent sind.

Nach der Umstellung wurde daher als Erstes evaluiert, inwieweit zumindest die impliziten LA-Daten datenbankübergreifend ausgewertet werden können. Basierend auf der Annahme, dass auch zukünftig alle Datenbanken technisch identisch sind, wurde dabei festgestellt, dass eine datenbankübergreifende Abfrage zum damaligen Zeitpunkt zwar technisch machbar, aber komplex und aufwendig ist und zudem das SOA-Paradigma verletzt [115]. Auch hätte dies zu einem technischen Lock-In Effekt für die Technologieauswahl weiterer Dienste geführt.

#### 3.3.1. Dienstspezifische Statistik APIs

Einzelne Dienste verfügten bereits über eigene Statistik-Ressourcen. Einfache Fragestellungen, deren Auswertung nicht die Domäne des jeweiligen Dienstes überschreiten, können hiermit beantwortet werden. So bietet der Kurs-Dienst Angaben über die Zahl der Einschreibungen (gesamt und pro Zeitraum), Shows und No-Shows (siehe hierzu auch [108, 148]) oder die Anzahl neuer Nutzer pro Kurs. Auch die Anzahl der erfolgreichen Kursabschlüsse lässt sich über diesen Weg ermitteln. Genauere Angaben, beispielsweise über einzelne vom Lernenden absolvierte Selbst-Tests, können nicht ermittelt werden, hier ist ein anderer Dienst (Submission Service) anzufragen. Diese Abfrage kann aber beispielsweise nicht über einen Kurs gefiltert erfolgen, da der Abgabedienst keine Kenntnis darüber besitzt, in welchem Kurs eine Abgabe stattfand.

Es zeigt sich hier, dass dienstbasierte Architekturen (SOA) Aufgaben und Use Cases aus dem Bereich des Learning Analytics erschweren. Dieser Effekt wurde verstärkt, da in der HPI MOOC-Plattform die ersten Dienste und Datenmodelle mit einem Fokus auf den Betrieb und der Bereitstellung der primären Use Cases und unter Nichtbeachtung von Learning Analytics Anwendungsfällen realisiert wurden.

Daher entstand der Wunsch, sowohl implizite als auch explizite LA Daten innerhalb einer neuen Infrastruktur zentral zu erfassen und berechtigten Stakeholdern [62] zugänglich zu machen.

#### 3.3.2. Anforderungen

Dabei wurden die folgenden Anforderungen identifiziert:

- *Kompatibilität mit der verwendeten SOA* – Der zu erstellende Learning Analytics Dienst muss kompatibel mit der verwendeten Architektur sein.
- *Anpassbarkeit und Erweiterbarkeit* – Das Feld der Learning Analytics und auch das Forschungsfeld Big Data befinden sich noch im Entwicklungsfluss [169]. Somit muss der neue LA-Dienst flexibel genug sein, um auf neue Anforderungen und Trends zu reagieren. Insbesondere die Verarbeitung der Daten soll einfach anpassbar sein.
- *Keine Performance-Nachteile für Kernanwendungen* – Sowohl server- als auch clientseitig darf es bei der normalen Benutzung der Software nicht zu Performance-Einbußen kommen, insbesondere wenn diese zu Ladezeitverlängerungen führen würden.
- *Echtzeit Verfügbarkeit der LA-Daten* – Erhobene Daten sollen direkt nach der Erfassung ausgewertet und bereitgestellt werden. Als Grenzwert hierfür wird im Regelbetrieb eine Sekunde definiert (Near-Real-Time). Nur durch eine zeitnahe Verarbeitung können zahlreiche Use-Cases ermöglicht werden [48, 53]. Ausgenommen hiervon sind Lernaktivitäten, die durchgeführt werden,



während der Lernende offline ist und die somit rein technisch erst wieder bei einer bestehenden Internetverbindung mit der Plattform synchronisiert werden können.

- *Datenschutz* – Learning Analytics Daten sind nicht nur personenbezogen bzw. personenbeziehbar und unterliegen damit dem Datenschutz. Aus ihnen lassen sich sensible Informationen gewinnen, etwa über mangelnde Kenntnis bestimmter Sachgebiete.
- *Nutzung existierender Werkzeuge* – Bestehende Tools aus dem Bereich der Web Analytics, der Statistik und der Datenanalyse sollen genutzt werden können, um unnötige Aufwände zu vermeiden.
- *Wiederverwendbarkeit* – Im Idealfall kann der LA-Dienst oder Teile davon auch in anderen Plattformen oder Lösungen verwendet werden.

Nachdem nun die Anforderungen an den zu erstellenden LA-Dienst definiert sind, soll LA im folgenden Abschnitt von generischen Web-Analytics abgegrenzt werden.

### **3.4. Web Analytics und Learning Analytics**

Wie Zheng und Peltzverger in [213] schreiben, wird Web Analytics eingesetzt um:

- Das Design und das Nutzungserlebnis zu verbessern.
- Verkäufe zu optimieren und die Kundenbeziehung und das Kundenmanagement zu optimieren. Hierzu zählen Kundenakquise und Bindung.
- Den Erfolg von Aktionen und Kampagnen zu erfassen und zu messen.
- Probleme zu erkennen und die Performanz und die Bedienbarkeit zu verbessern.

Insbesondere E-Commerce Websites haben anfänglich für eine Verbreitung von Web Analytics gesorgt, weil hier der Return-of-Invest (ROI) unmittelbar messbar ist. Inzwischen nutzen zwei Drittel der reichweitenstärksten Web-Angebote ein Web Analytics Angebot, wobei Googles kostenlose Analytics Software die am häufigsten eingesetzte Lösung ist [193].

Technisch erfolgt die Messung meist durch das Einbinden eines Tracking-Codes. Dies ist ein kleines HTML/JavaScript Codeschnipsel, das in jede Seite eingebunden wird und beim Laden der Seite mit einem Server kommuniziert. Dieser kann bei dem Tracking-Anbieter gehostet sein (bei SaaS-Lösungen wie Google Analytics) oder auf einem Server des Seiten-Anbieters bereitgestellt werden. Letzteres erlaubt die Verwendung einer Analytics-Software, ohne dass die Tracking Daten an Drittanbieter übertragen werden.

### 3. Learning Analytics

Beim Aufruf werden bei jeder dieser Varianten zahlreiche personenbezogenen Daten übertragen. Hierzu zählen neben der IP-Adresse auch Daten, die ein Fingerprinting [10] des Browsers und damit mit hoher Wahrscheinlichkeit auch ein angebotsübergreifendes Wiedererkennen des Nutzers erlauben. Oft wird einfach ein Cookie gesetzt, um den Nutzer auf diesem Gerät wiederzuerkennen. Die Identifikation des Nutzers wird von Anbietern wie Google auch genutzt, um angebotsübergreifend Daten zu verknüpfen. Hierdurch können beispielsweise demografische Angaben zu den Besuchern eines Webangebotes gemacht werden, ohne dass diese Daten direkt innerhalb des Angebotes erfasst werden. Das Interesse des Seitenbetreibers neue Einsichten über die Nutzer und Nutzung seiner Seite zu gewinnen, steht hierbei dem Recht auf informationelle Selbstbestimmung entgegen. Dabei ist zu beobachten, dass Browserhersteller nach anfänglich mangelnder Unterstützung von Techniken wie dem Do-Not-Track-Header inzwischen dazu übergehen, datenschutzfreundlichere Standardeinstellungen anzubieten und beispielsweise das Setzen von Third-Part-Cookies verhindern oder erschweren [42, 132].

In jedem Fall aber führt eine normale Integration von Web-Analyse Werkzeugen dazu, dass personenbezogene Daten erfasst und verarbeitet werden. Gemäß geltendem Recht (Datenschutzgrundverordnung) ist daher eine Zustimmung des Nutzers erforderlich, die wegen dem Kopplungsverbot nicht erzwungen werden darf (Art. 7 Abs. 4 Datenschutz-Grundverordnung (DS-GVO) [41]).

Neben dem seitenbasierten Tracking können zusätzlich Events getrackt werden. Damit können Interaktionen innerhalb eines Angebotes verfolgt werden, die kein Seitenaufruf mit sich führen, beispielsweise das Navigieren in einem Video oder einem interaktiven Seiteninhalt. Zudem werden die gleichen Trackingtechnologien in angepasster Version inzwischen dafür verwendet auch die Nutzung von nativen (meist mobilen) Anwendungen zu messen.

Die oben geschilderte Zielsetzung von Web Analytics deckt sich teilweise mit der von Learning Analytics. So beschäftigten sich gerade in den ersten Jahren, in denen Learning Analytics populär wurde (und etwa in 2011 mit der LAK eigene Konferenzen bekam), viele der Einreichungen und Forschungsarbeiten mit Themen, die im wesentlichen Web Analytics im Kontext von digitalem Lernen anwendeten. Daher soll, bevor in eine eigene Infrastruktur für Learning Analytics investiert wird, zunächst untersucht werden, inwieweit die beiden Felder zusammenhängen und inwiefern Web-Analytics Werkzeuge und Anwendungen verwendet werden können, um Use Cases der Learning Analytics zu beantworten [156].

So geht Cooper in [36] auf datenschutzrechtliche Bedenken ein, die insbesondere beim Verwenden von Web Analytics (WA)-Anbietern relevant sind, die ihre Dienste als Software as a Service (SaaS) anbieten. Dienste wie Matomo, die auf lokalen Servern betrieben werden können, erlauben die Kontrolle über die erfassten Daten und arbeiten auf einer relativ groben Datengranularität, womit nicht alle Anforderungen der LA abgedeckt werden können.

Moissa, Carvalho und Gasparini beschreiben in [111] den Einsatz von Matomo (damals noch Piwik genannt). Hier wurde Matomo als Ergänzung der impliziten Applikationsdaten verwendet, um 20 Metriken abzubilden. Eine genaue Diskussion der Metriken und Ihrer Datenquellen findet in der Arbeit jedoch nicht statt.

Romanowski und Konak beschreiben in [159] den Einsatz von Google Analytics in einem Onlinekurs der Penn State University, wobei ein Teil der Analysen nach einem Export der Daten offline in Excel erfolgte. Zwar beschreiben sie, dass auf Basis der Daten ein grundlegendes Verständnis des Lerner-Verhaltens geschaffen werden kann, schlagen aber auch vor, die Daten mit weiteren Daten anzureichern. Auch liegt hier der Fokus nicht auf den Aktivitäten einzelner Lerner. Dies deckt sich mit den Ausführungen von Luo, Rocco und Schaad in [95], in denen sie feststellen, dass Web Analytics Daten, die oft aggregiert vorliegen, für grundlegende Einsichten nutzbar sind, nicht aber für personalisierte Analytics Funktionen wie Lernaktivitäten. Auch hier wird die Erweiterung um weitere Datenquellen vorgeschlagen.

Die datenschutzrechtlichen Bedenken scheinen große (amerikanische) MOOC-Plattformen wie edX, Coursera und Udacity nicht davon abzuhalten, Google Analytics in ihren Anwendungen zu integrieren. Zumindest bei edX wird hierbei dokumentiert, dass dabei der Zweck auf klassischen Web-Analytics Use Cases (Zählung von Seitenaufrufen, Tracking von externen Suchaufrufen) und nicht für die unmittelbare Optimierung des Lernprozesses und Lernerlebnisses der Lernenden liegt [78].

In dem hier vorgestellten Learning Analytics Dienst wurde Web Analytics hingegen als aktive Komponente unter Beachtung des Datenschutzes innerhalb des Learning Analytics Dienstes integriert [156]. Dabei gibt es mehrere limitierende Faktoren (maximales Alter von offline Events, Limitierungen der Anzahl der verarbeitenden Events), die aber durch Ansätze wie Manipulationen der Daten oder einem Subsampling von Daten umgangen werden können.

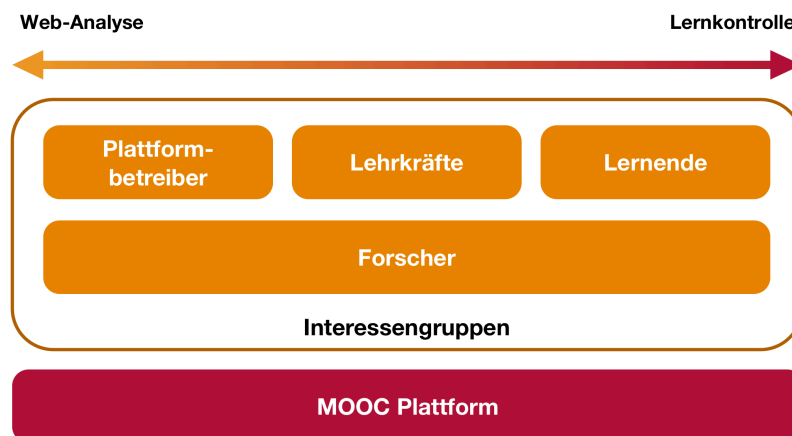


Abbildung 3.1.: Zusammenhang zwischen Web Analytics und Learning Analytics

### 3.5. Konzept und Implementierung

In diesem Abschnitt wird das technische Konzept und ausgewählte Aspekte der Implementierung des Learning Analytics Dienstes innerhalb der HPI MOOC-Plattform erläutert. Wie in Abbildung 3.3 dargestellt, werden dabei Eventdaten erfasst und mit Hilfe von Metriken zugänglich gemacht. Ergänzt um Daten aus den Microservices werden dann verschiedenen Nutzungen der Daten ermöglicht.

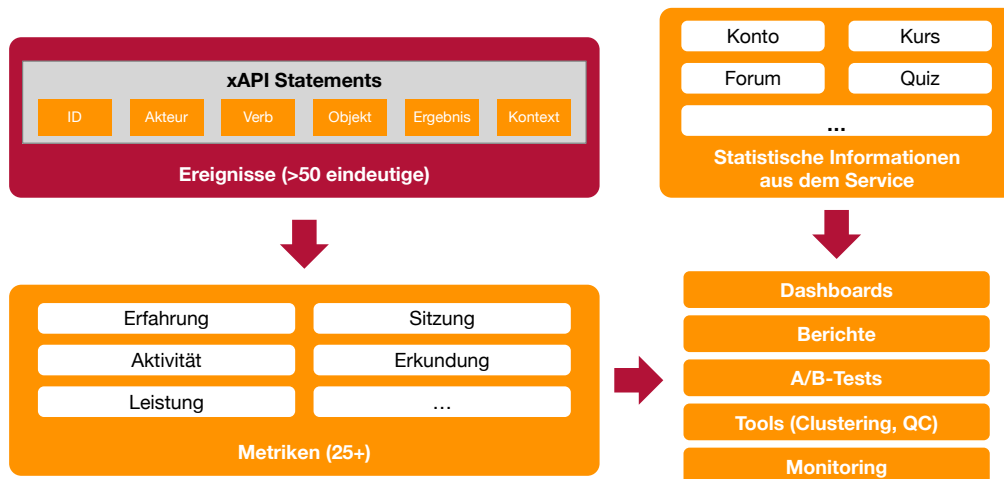


Abbildung 3.2.: Konzept

#### 3.5.1. Datenerfassung in Client und Server

Um Daten im LA-Dienst verarbeiten zu können, müssen diese zuerst erfasst werden. In der ersten Iteration des LA-Services wurden viele Events serverseitig in den einzelnen Services erfasst. Hierfür wurde in den bereits aufgerufenen Aktionen zusätzlich ein Event auf den globalen Eventbus geschrieben, falls dies bislang noch nicht geschehen war. Der LA-Dienst wurde dann so konfiguriert, dass er Events dieses Typs abonniert (im Beispiel eine Forum Antwort mit dem Typ xikolo.pinboard.answer.accept als richtig zu markieren) und der Verarbeitung zuführt. Die Daten, die dabei an den Dienst geschickt werden, sind dabei zum Zeitpunkt des Sendens auf dem Server präsent.

Listing 3.1: Beispiel für serverseitiges Schreiben von LA-Events

```

1 data = {
2   id:          question.accepted_answer_id,
3   user_id:     current_user.id,
4   course_id:   question.course_id,
5   question_id: question.id,
6   created_at:  DateTime.now.in_time_zone

```

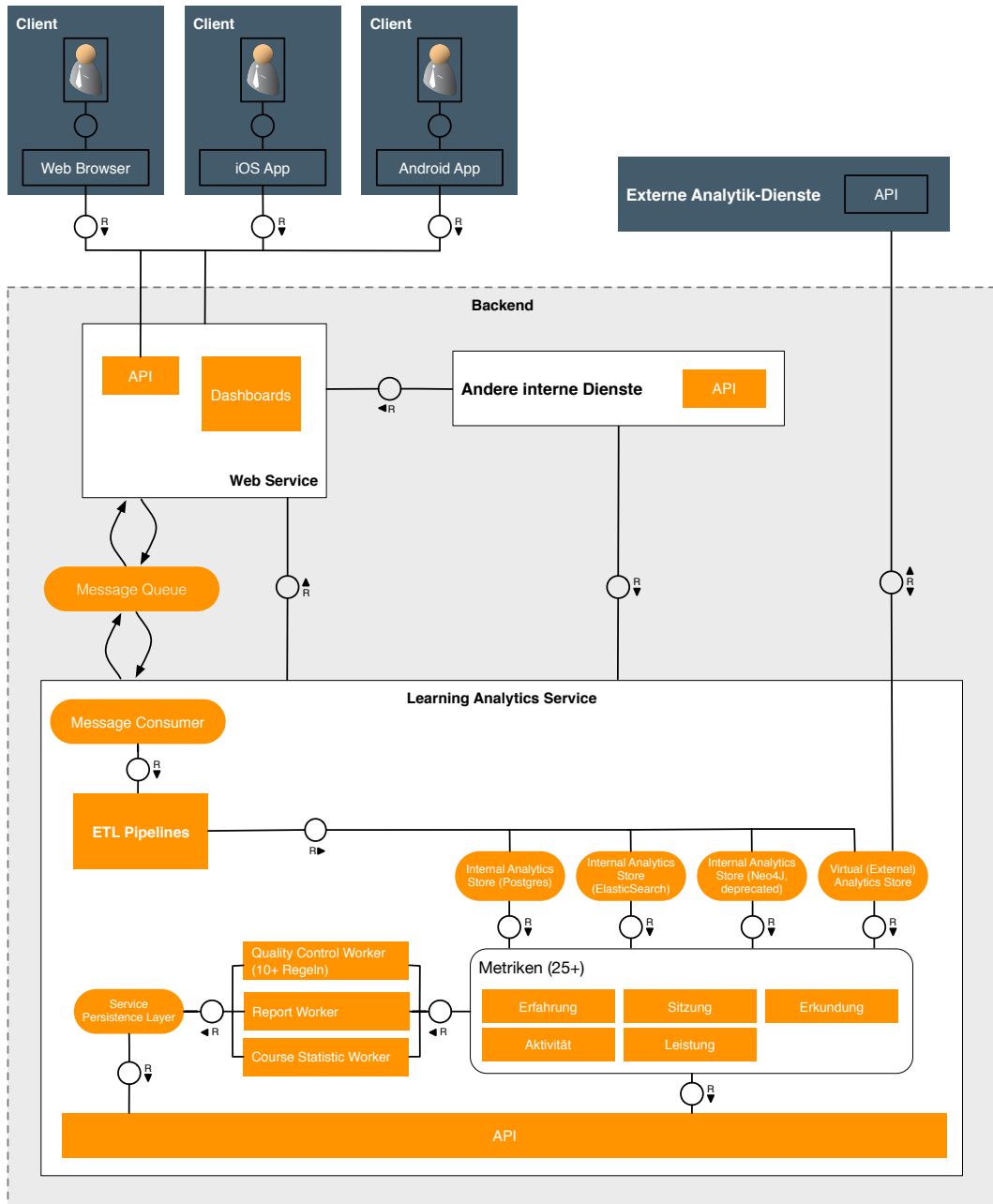


Abbildung 3.3.: Architektonische Übersicht des Learning Analytics Dienstes

### 3. Learning Analytics

```
7   }  
8   Msg.publish data, to: 'xikolo.pinboard.answer.accept'
```

Der Vorteil dieser Variante ist der minimale Zusatzaufwand, den die Implementierung verursacht. Durch die serverseitige Verarbeitung stehen allerdings kaum Daten über den Kontext des Lernenden zur Verfügung. Wären einige dieser Informationen theoretisch im Web-Dienst noch über Informationen aus dem HTTPS-Request erfassbar, beispielsweise über den verwendeten Browser, so sind diese Informationen bei Events, die von anderen Diensten geschrieben werden, nicht mehr vorhanden, bzw. müssten hierfür explizit in der Dienst-zu-Dienst Kommunikation mitgesendet werden.

Mit den ersten Forschungsarbeiten, die vermehrt kontextuelle Daten des Lernenden betrachteten, wurde ersichtlich, dass das Senden von Events aus dem Client effizienter die Anforderungen abbilden kann.

#### 3.5.2. Beispiel: Tracking von Videointeraktion (Web)

Ein aussagekräftiger Tracking-Event beinhaltet Daten aus verschiedenen Domänen. Im Codelisting 3.2 ist ein Beispiel einer Payload des POST-Requests zu sehen, der vom Browser an den Tracking Controller im Web Dienst gesendet wird. Das Nutzerobjekt (user) wird von der Anwendung clientseitig an das Tracking-Script übergeben. Hierfür existiert im Document Object Model (DOM) ein globales Objekt namens 'gon', in welches beim Rendern der Seite per explizitem Javascript-Aufruf die ID des aktuell angemeldeten Nutzers übergeben wird. Das Verb, also der Typ des Events, wird falls vorhanden beim Auslösen des Events oder in einem nachgeschalteten Adapter gesetzt. Im Beispiel ist der Nutzer innerhalb eines Lernvideos mit der Slide-Navigation gesprungen. Der Timestamp wird anhand der lokalen Zeit des Browsers gesetzt. Dabei hat sich gezeigt, dass nicht alle Rechner über eine korrekt konfigurierte lokale Zeit verfügen. Daher wird beim initialen Verarbeiten des Requests eine Plausibilitätsprüfung durchgeführt. So dürfen nur solche Events älter als fünf Minuten sein, welche explizit als im Offline-Modus erzeugt und als solche gekennzeichnet sind. Ist der Timestamp neuer als die aktuelle Serverzeit oder älter als fünf Minuten, so wird der übermittelte Wert mit der aktuellen Serverzeit überschrieben.

#### Listing 3.2: Tracking Request (Web)

```
1   MIME Type: application/x-www-form-urlencoded; charset=UTF-8  
2   user[type]: User  
3   user[uuid]: aea3bde8-6401-4b61-907a-xxxxxxxxxxxx  
4   verb[type]: video_slide_seek  
5   resource[type]: video  
6   resource[uuid]: b3943062-0a19-455e-b171-b87d7b8fde3a  
7   timestamp: Thu May 17 2018 09:02:19 GMT+0200 (CEST)  
8   in_context[course_id]: f862ffb9-124b-4962-9b35-876ae04e98b2  
9   in_context[user_agent]: Mozilla/5.0 ...  
10  in_context[screen_width]: 1920  
11  in_context[screen_height]: 1200
```

```

12 in_context[build_version]: 5330
13 in_context[client_id]: a9c4358c-b97c-45ef-9f79-e6872547532b
14 in_context[currentSpeed]: 1
15 in_context[currentSource]: online
16 in_context[currentQuality]: hd
17 in_context[currentFullscreen]: false
18 in_context[oldCurrentTime]: 301
19 in_context[newCurrentTime]: 414
20 in_context[section_id]: 01d70ec0-da76-46dd-b340-16a17cf421d6

```

Die Informationen über die Ressource (hier: Ein Video mit einer bestimmten ID) wird beim Rendern des Videoplayers als Data-Attribut in den DOM geschrieben und dann beim Erzeugen des Events ausgelesen. Die Build Version (der verwendete Release der Weboberfläche) und die Section Id (in welcher Woche des Kurses befindet sich der Lernende) werden ebenfalls von der Anwendung an das Script übergeben. Die Informationen über Bildschirmgröße (screen\_width und screen\_height) und den verwendeten Browser (user\_agent) werden beim Erzeugen des Events per Javascript aus dem Browser ausgelesen. Die Attribute currentSpeed, currentSource, currentQuality, currentFullscreen, oldCurrentTime und newCurrentTime werden vom Videoplayer gesendet, bzw. ausgelesen. So wurde im Beispiel navigiert während der Lerner ein nicht heruntergeladenes Video mit einer einfachen Geschwindigkeit in HD Qualität und nicht im Vollbild-Modus schaute. Dabei wurde von Sekunde 301 zu Sekunde 414 gesprungen. Eine Besonderheit stellt die **Client-ID** dar. Sie ermöglicht es nachzuschauen, auf wie vielen verschiedenen Geräten ein Lernender aktiv ist. Hierfür wird beim erstmaligen Aufruf des Tracking-Scriptes eine zufällige ID erzeugt und im Browser via LocalStorage persistiert.

Auf den Mobilgeräten wird hierfür, die vom Betriebssystem vorgesehenen ID verwendet, auch wenn diese nicht optimal ist, da sie sich zum Beispiel durch eine Neuinstallation die Anwendung ändern kann. [77]

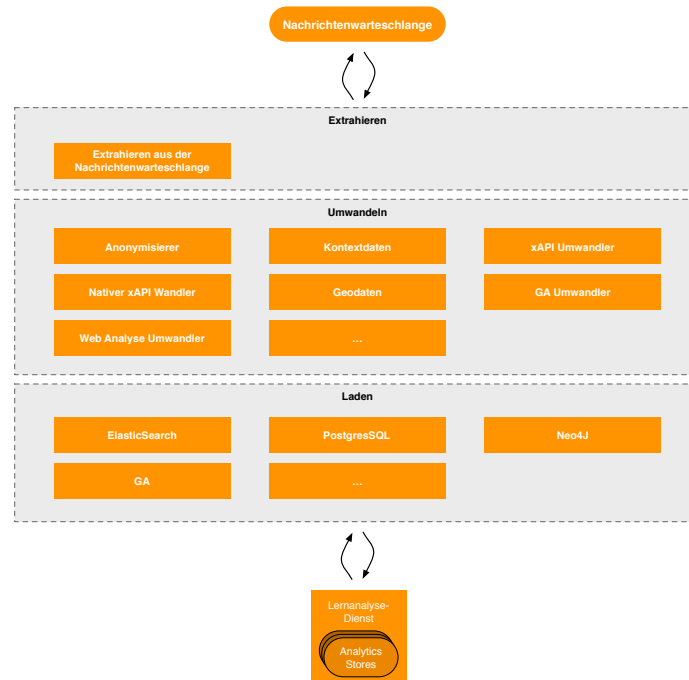
Die restliche Umsetzung der Erfassung der LA-Daten in den mobilen Applikationen erfolgt analog und kann im Quellcode der Anwendungen nachvollzogen werden (siehe Abschnitt A.8). Events, die erzeugt werden, während das Gerät offline ist, werden dabei lokal gespeichert und an den Server gesendet, sobald das Gerät wieder mit dem Internet verbunden ist. Je nach Alter der Events kann es dabei zu Datenverlusten oder Ungenauigkeiten kommen, da der externe Web-Analytics Dienst Daten eines bestimmten Alters nicht mehr verarbeiten kann.

### 3.5.3. Datenverarbeitung

Nachdem die Daten beim LA-Dienst angekommen sind, werden diese verarbeitet und persistiert. Wie in [147] vorgestellt, werden dabei zwei konzeptuelle Ansätze verfolgt. Die Events werden nach der Annahme durch die Web-API zunächst in eine Warteschlange (RabbitMQ [137]) geschrieben. Daraus bedient sich dann der LA-Dienst und entnimmt die Events zur weiteren Verarbeitung. Diese lose Kopplung hat den Vorteil, dass der LA-Dienst nicht immer verfügbar sein muss und bei nutzungsintensiven Phasen im schlimmsten Fall die Warteschlange und damit die

### 3. Learning Analytics

Verarbeitungszeit länger wird, es gehen aber auch bei Lastspitzen keine Daten verloren.



**Abbildung 3.4.:** Schematische Darstellung der Verarbeitung der LA-Daten im LA-Dienst in einem ETL-Prozess

Danach durchlaufen die Events nacheinander eine Liste von verketteten Transformationsschritten. Dabei wird das Originalevent als Referenz stets beibehalten, während das manipulierte Event durchgereicht und am Ende zur Persistierung an den Laden Schritt des ETL-Prozesses übergeben wird. Auswahl, Reihenfolge und Parametrisierung der einzelnen Transformationsschritte sind dabei über instanzspezifische Konfigurationen anpassbar. Die einzelnen Transformationsschritte sind Abbildung 3.4 zu entnehmen.

Zur Persistierung der Daten können mehrere parallel aktive Datenspeicher genutzt werden. Dahinter steckt der Ansatz, dass Datenbankspeicher immer günstiger werden, während sich die Datenbanken und ihre Möglichkeiten immer weiter verbessern und erweitern. Je nach Use-Case bieten sich demnach verschiedene Technologien an. Der hier verwendete Ansatz erlaubt eine Kombination der Stärken der einzelnen Technologien. Bei initialer Implementierung des LA-Dienstes wurden parallel eine Graph-Datenbank (Neo4J), Elasticsearch und eine mit MOOC-DB kompatible Datenbank [191] eingesetzt. Da das HPI-Team die Forschung zu sozialen Netzwerken nicht weiterverfolgte, wurde die Graph Datenbank, die sich für solche Auswertungen besonders gut eignet, schon bald deaktiviert. Auch die MOOC-DB Datenbank wurde verworfen, da das Projekt einer herstellerübergrei-



fende Analytics-Infrastruktur sich nicht wie gewünscht entwickelte. Hinzukamen eine (relationale) PostgreSQL-Datenbank und eine Schnittstelle für externe Web-Analytics Dienste. Dies erlaubt insbesondere typische Webanalysen effizient durchzuführen. So ist die Berechnung- und Erkennung von zusammenhängen Sitzungen innerhalb der internen Infrastruktur aufwendig. Dienste wie Google Analytics, die hier pseudonymisiert und als Datenspeicher eingebunden sind, beherrschen solche Analysen aber sehr gut.

Somit stehen übliche Web-Analytics Metriken innerhalb des Systems zur Verfügung. Gleichzeitig lässt sich dank der serverseitigen Einbindung genau steuern, welche Daten an den externen Dienst gesendet werden. Durch das Weglassen von IP-Adressen und User-Agent-Informationen ist der externe Dienst zwar in der Lage, den Nutzer wiederzuerkennen, um beispielsweise globale Retentionmetriken zu berechnen, aber er kann kein Cross-Profiling mit anderen ihm vorliegenden Daten durchführen, wie es sonst bei Diensten wie Google Analytics üblich ist.

Die Einbindung und Implementierung von Metriken auf Basis dieser Datenquelle wird in [156] genauer beschrieben. Nachdem die Daten nun erfasst, verarbeitet und redundant gespeichert wurden, soll als Nächstes die Nutzung der Daten ermöglicht werden. Wie in Abbildung 3.2 zu sehen, werden hierfür Metriken verwendet, die im Folgenden eingeführt werden.

### 3.6. Metriken: Beispiele und Systematik

Um aus Messergebnissen neue Einsichten zu gewinnen und die erfassten Daten komfortabel zu nutzen, bedarf es einer Quantifizierung des Nutzerverhaltens. Die reinen Events sind dabei nur schwierig auszuwerten, daher bietet sich die Einführung von Metriken und KPIs an, welche die LA-Daten erschließen. Dieser Abschnitt beschreibt dafür notwendige Grundlagen und stellt die eingeführten Metriken vor. Dabei werden im Kontext dieser Arbeit ausschließlich solche Daten als Grundlage verwendet, die bei der Nutzung der Angebote ohne Zuhilfenahme weiterer Hardware erfassbar sind. Damit sind nach Stand der Technik insbesondere biometrische Daten nicht Teil der Betrachtung, wie sie unter anderem in dem LISA Projekt erfasst werden [13]. Nicht betrachtet wird zudem eine visualisierungsspezifische Erkenntnisdimension der Daten, wie sie etwa in [8] verwendet wird.

In [12] findet sich eine gute Übersicht über verschiedene Metriken, die in MOOCs eingesetzt werden können. Diese sind zwar gruppiert, verfügen aber über keine explizite Klassifizierung. Diese ist aber hilfreich, um die Menge der möglichen Metriken zu erschließen und übersichtlich zu halten.

Ein System, um Metriken zu klassifizieren, ist das von den bei Google arbeitenden Autoren Rodden, Hutchinson und Fu entwickelte HEART-Framework [152], das Entwicklungsteams dabei unterstützt, mit einem nutzerzentrierten Ansatz die richtigen Entscheidungen in der Produktentwicklung zu treffen – und damit weitere Metriken-Alternativen in A/B/n-Tests anzubieten oder ein Langzeit-Monitoring zu implementieren. Die Autoren verstehen Ihren Ansatz dabei als

### 3. Learning Analytics

Weiterentwicklung der ebenfalls vorher bei Google verwendeten und verwandten PULSE-Metriken.

Diese PULSE-Metriken setzen sich aus klassischen Messgrößen wie Aufrufzahl (Page Views), Benutzungszeit (Uptime), Latenz (Latency), dem Gewinn (Earnings) und denjenigen Benutzern zusammen, die in den letzten sieben Tagen mindestens einmal aktiv waren (Seven-day activity user). Allen diesen Metriken ist es gemein, dass sie zwar auf Ebene des Produktes, nicht aber auf der des Nutzers angesiedelt sind. Mit diesen Indikatoren werden demnach indirekt auch Aussagen über das Benutzererlebnis getroffen, aber sie verbleiben zu sehr in ökonomischen Messgrößen, die nicht mit Sicherheit aussagen können, ob Nutzern ein Produkt gefällt oder nicht.

Im Gegensatz dazu stehen die HEART-Metriken. Diese setzen auf vergleichbare Maßstäbe wie die im weiteren Kontexte dieser Arbeit vorgestellten Metriken-Kategorien.

Die Zufriedenheit (Happiness) der HEART-Metriken dient dabei als ein genereller Indikator der Produktakzeptanz, der sich zum Beispiel über Befragungen der Nutzer messen lässt. Die Beteiligungsmetrik (Engagement) muss für jeden Nutzer einzeln erfasst werden und darf nicht mit der generellen Aufrufzahl verwechselt werden, um nicht doch ökonomische Messgröße zu werden. Die Adaptionrate versucht zu erfassen, wie neue Anwender mit dem System interagieren und welche Bedingungen erfüllt sein müssen, damit sie es weiterverwenden, während die Beibehaltungsrate (Retention) darstellt, wie bestehende Nutzer ein System über längere Zeiträume verwenden. Zuletzt sollte die Erfolgsrate (Task-success) gemessen werden, die versucht festzustellen, ob Nutzer wirklich die Ziele erreichen, die sie mit dem Produkt erreichen möchten und wie zeitlich effizient sie diese Ziele erreichen. Weiterhin betonen die Autoren, dass alle Metriken nicht vernünftig nutzbar sind, wenn sie nicht an der richtigen Stelle innerhalb eines Evaluierungsprozesses stehen. Zuerst sollten also die Ziele eines Produktes genau definiert werden, dann erst können Erfolg- und Misserfolgsfall für diese Ziele gegenübergestellt und im nächsten Schritt die Metriken anhand des HEART-Frameworks verwendet werden, um das Nutzererlebnis eines Produktes zu bestimmen.

Dieses Framework soll als Grundlage dienen, um ein lernplattformspezifisches nutzerzentriertes KPI-Konzept einzuführen. Allerdings geht das Konzept dabei über den Ansatz der HEART-Metriken hinaus, da dessen Metriken nicht konsequent personenzentriert sind. Im Folgenden sollen daher zuerst domänenspezifische Metriken eingeführt, klassifiziert und differenziert werden. Der Schwerpunkt liegt dabei auf nutzerzentrierten Metriken. Dabei werden auch Metriken wie der Net Promoter Score eingeführt, die nicht allein auf Event-Daten sondern auf Nutzerumfragen basieren. Die Happiness-Kategorie wird zu Erlebnis (Experience) erweitert. Die Engagement-Kategorie bleibt bestehen und beinhaltet Frequenz, Intensität und Nutzungstiefe. Die Adoption-Kategorie wird, anders als im Heart-Framework, nicht auf das Produkt (wie viele Nutzer verwenden eine Funktion), sondern auf den Nutzer bezogen und beschreibt die Nutzungsbreite und wird mit der Engagement Kategorie vereinigt. Die Retention-Kategorie wird übernommen, wird aber

an domänenspezifische Gegebenheiten angepasst (siehe ??). Der Task-Success wird domänenspezifisch um Lernerfolg und Lerneffizienz (Unterabschnitt 3.6.2) ergänzt.

Kategorie	Beispiele
Erlebnis	Net Promoter Score, EmoSat
Engagement und Adoption	Sessionanzahl, Sessiondauer, Anzahl der genutzten Funktionen
Retention	Anzahl der Wochen
Erfolg	Lernerfolg, Lerneffizienz

**Tabelle 3.1.:** Kategorisierung der Metriken

Die einzelnen Metriken sind ausführlich in Abschnitt A.6 beschrieben. Im Folgenden soll daher lediglich auf solche Metriken eingegangen werden, die noch nicht erläutert wurden, die nicht aus dem Feld der Web-Analyse gängig sind oder bei denen besondere Rahmenbedingungen zu beachten sind.

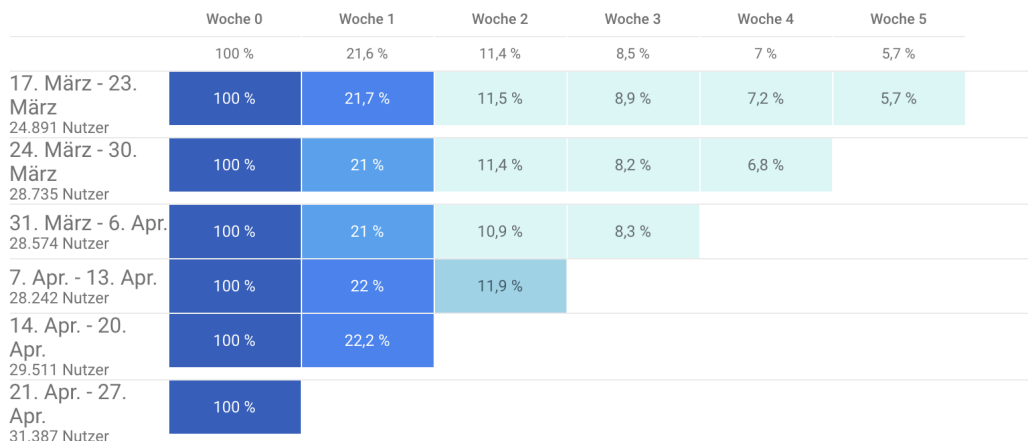
### 3.6.1. Retention-Metriken

Mit Hilfe von Retention-Metriken wird gemessen, wie langlebig die Benutzung durch einzelne Nutzer ist. Im E-Commerce lautet die Frage: Kommen meine Besucher zurück, nachdem sie einmal bei mir eingekauft haben? Insbesondere wenn einzelne Nutzer hohe Akquisekosten (beispielsweise durch kostenpflichtige Werbeanzeigen) aufweisen, ist ein hoher Retention-Wert wichtig. Er spricht auch dafür, dass die Nutzer insgesamt zufrieden sind, denn schließlich kommen sie zu dem Angebot zurück. In klassischen Web Analytics ist es oft schwierig korrekte Retention-Werte zu berechnen. Sie erfordern, dass über einen längeren Zeitraum die Nutzer, unabhängig von dem verwendeten Endgerät, wiedererkannt werden. Ungeachtet dieser Ungenauigkeiten kann man Retention-Metriken inzwischen zum Standard Feature-Set von zeitgemäßen Analytics Lösungen zählen.

Insbesondere im Zusammenhang der zunehmenden Ansprüche an den Datenschutz (beispielsweise durch die Datenschutzgrundverordnung) und datenschutzfreundlicherer Grundeinstellungen der Internetbrowser und mobilen Plattformen werden die Möglichkeiten der Wiedererkennung geringer. Während bei E-Commerce Plattformen erst mit der Bestellung zuverlässig eine Wiedererkennung erfolgt, so ist dies bei E-Learning Angeboten dann der Fall, wenn eine personenbeziehbare Anmeldung zur regulären Nutzung des Angebotes erforderlich ist.

Bei den dieser Arbeit zu Grunde liegenden Plattformen ist dies der Fall, wenn man das Konsumieren von Inhalten außer acht lässt, die ohne Login betrachtet werden können. Die hier geschilderten Retention-Metriken sind somit nur auf vergleichbare Plattformen anwendbar. Eine zusätzliche Komplexität ergibt sich durch die Tatsache, dass eine bevorzugte Nutzung nur innerhalb definierter Zeitfenster erfolgt. Daher kann die Retention auf zwei Betrachtungsebenen betrachtet werden:

### 3. Learning Analytics



**Abbildung 3.5.:** Beispiel einer Retention-Visualisierung in Firebase

Die **Makroretention** schaut auf längere Zeiträume, die **Mikroretention** auf kürzere Nutzungsperioden.

Im MOOC-Kontext sind hierbei die Zeiten zu betrachten, in denen keine Kurse angeboten werden. So stehen zwar auch alle Kurse im Archivmodus zum Selbststudium in diesen Phasen (Sommerpause und Weihnachtspause) zur Verfügung, da aber aus Plattformsicht die Teilnahme während der aktiv angebotenen Kurslaufzeit empfohlen wird, konzentrieren sich die Metriken auch auf dieses Modell. Lässt man Bemühungen außer acht, die zu einem kontinuierlicheren Lernverhalten (auch außerhalb von regulären Kurszeiten) führen sollen, so ist bei einer auf den Nutzer ausgerichteten Definition und der damit zugrunde liegenden Retentionsmessung im Idealfall auf dessen Kursinteressen und die durch die Plattform angebotenen Kurse zu achten. So sollte eine Nichtnutzung, während der Zeiträume, in denen keine für den Nutzer passenden Kurse im Angebot sind, keine negative Auswirkung auf eine nutzerbezogene Metrik haben. Als wiederkehrende Nutzung wird daher jede wesentliche Nutzung betrachtet, wobei als Betrachtungszeitraum das Kalenderjahr zu Grunde gelegt wird. Hierbei ist zu differenzieren, dass eine passive Nutzung bei der kein Lernen stattfindet (wie zum Beispiel das erneute Herunterladen eines Kurszeugnisses) nicht als Nutzung der Plattform im Sinne des eigentlichen Zweckes der Plattform verstanden wird. Es wird vereinfachend davon ausgegangen, dass es in jedem Jahr mindestens ein Kursangebot gibt, welches den Nutzer in die Plattform zieht und zu einer aktiven, messbaren Lernleistung führen sollte. Eine Schwäche dieses Ansatzes ist es, dass erst im dritten Jahr miteinander vergleichbare Werte produziert werden. Auch sind diese Werte erst am Ende des Kalenderjahres aussagekräftig (siehe Tabelle A.17).

Alternativ kann das Zeitfenster, anhand dessen berechnet wird, nicht am Kalenderjahr ausgerichtet werden, sondern an der ersten Nutzung des Lernenden. Hierdurch wird die Berechnung jedoch komplexer.

Als Mikro-Retention einzuordnen ist die Beobachtung der kontinuierlichen Nutzung innerhalb eines Kurses. Hierfür kann auf die strukturellen Daten eines Kurses

zugegriffen werden, sodass nicht eine strikt zeitgebundene Analyse stattfinden sollte, sondern stattdessen die einzelnen Kurswochen als Tunnel hin zu einem erfolgreichen Abschließen des Kurses betrachtet werden können. Ungenauigkeiten der Daten, etwa wenn eine Kurswoche auf zwei Zeitwochen gestreckt wird, lassen sich somit vermeiden. Anders als Ansätze zur Visualisierung der Besucherflüsse wie sie in [154] diskutiert werden, geht es hierbei nicht um ein genaueres Verständnis des Verhaltens, sondern um eine gut quantifizierbare Metrik.

Im schulischen Kontext sind die Zeiten außerhalb der Schulferien der Kontext der Berechnung. Hier ist als Mikro-Retentions-Metrik demnach das Verhalten innerhalb eines Schulhalbjahres (bereinigt um Ferienzeiten) zu betrachten. Als Makro-Retentions-Metrik bietet sich hingegen eine schuljahr- oder schulhalbjahresbasierte Metrik an.

### 3.6.2. Lerneffizienz

Als zeitbasierte Metrik wird die Lerneffizienz (Lerneffizienz (LE)) eingeführt. Darunter soll, aufbauend auf dem Begriff der Effizienz aus der Usability-Norm, die Menge des erworbenen Wissens im Verhältnis zu der dafür aufgewendeten Zeit verstanden werden. Insbesondere im Bereich des lebensbegleitenden Lernens ist dieser Faktor wichtig, in dem für das Lernen neben dem Privatleben, Familie und Beruf Zeit gefunden werden muss.

$$\text{Lerneffizienz} = \frac{\text{Vermitteltes Wissen}}{\text{Zeit}} \quad (3.1)$$

So kann eine Funktion, die es erlaubt, ein Lernvideo in einer höheren Geschwindigkeit abzuspielen [144], zu einer deutlich erhöhten Lerneffizienz führen, solange man davon ausgeht, dass die beschleunigte Wiedergabe nicht zu einem schlechteren Lernergebnis führt (siehe Abschnitt 1.3).

### 3.6.3. Diskussion und Ausblick

In diesem Abschnitt wurde eine Systematik für Metriken vorgestellt. Hierdurch soll erreicht werden, dass insbesondere für die nutzerzentrierte Optimierung ausreichend quantitative Daten zur Verfügung stehen. Bei der Erstellung und Definition von Metriken sollte auch Verhalten von Lernenden berücksichtigt werden, das nicht erwünscht ist und ein Indikator für Probleme sein kann. Hierzu gehören die Auswertung von Exit-Seiten, das Abmelden von Benachrichtigungen oder das Deaktivieren anderer Funktionen.

Anders als bei den Events, wo es Sinn machen kann, möglichst viele Nutzerinteraktionen mit dem System von Anfang an zu erfassen, können Metriken erst dann implementiert werden, wenn Sie gebraucht werden.

Hierfür bieten sich auch Infrastrukturen an wie sie in Abschnitt A.4 vorgestellt werden. Problematisch bleibt aber die mangelnde Interoperabilität und Standardisierung der Metriken. Eine solche würde einen Hersteller- und Softwareübergreifenden Vergleich erlauben.

### 3.7. Learning Analytics und Datenschutz

Learning Analytics steht seit jeher in einem Spannungsverhältnis mit dem Thema Datenschutz. Spätestens seit Inkrafttreten der General Data Protection Regulation (GDPR) ist das Thema Datenschutz auch in der öffentlichen Wahrnehmung präsent. Mit der in Unterabschnitt 3.5.3 vorgestellten Anbindung von leistungsfähigen externen Analytics-Werkzeugen wird gezeigt, dass Datenschutz und LA sich nicht ausschließen müssen. Allerdings funktioniert dieser Ansatz nur, solange alle Inhalte über die eigene Infrastruktur ausgeliefert werden, wie dies bei der HPI MOOC-Plattform der Fall ist. Insbesondere im schulischen Umfeld und den dort eingesetzten Plattformen ist dies aber nicht der Fall.

Intelligente Lerntools erkennen die Stärken und Schwächen der Lernenden und bieten einen passgenau auf ihre Bedürfnisse zugeschnittenen individuellen Lernpfad an und können Lehrende im Klassenzimmer durch wertvolle Informationen über die spezifischen Stärken und Schwächen der Lernenden unterstützen. Doch dazu müssen diese interaktiven Lerntools Daten über den Lernenden erfassen und speichern. Infolgedessen kommt es zur Verarbeitung von personenbezogenen Daten, sodass zwischen der Schule und jedem Anbieter dieser Lerntools Auftragsdaten-Verarbeitungsverträge abgeschlossen werden müssen. Dies verkompliziert den Einsatz moderner digitaler Lehrmittel ungemein und behindert gleichermaßen beide Seiten, die Nutzer und die Anbieter. Selbst wenn in den jeweiligen Schul-Gesetzen die Nutzung von digitalen Lernplattformen eingeschlossen wäre, so umfasst diese nicht automatisch die Datenweitergabe an Dritte, also die Anbieter der Lerntools. Daher bedarf es einer rechtlichen und technischen Konstruktion, um die Nutzung solcher Inhalte innerhalb von Schul-Clouds nutzbar zu machen. Zwischen Schule und Schul-Cloud wird ein Auftragsdaten-Verarbeitungsvertrag geschlossen und es wird allen Zustimmungserfordernissen Rechnung getragen. Die interaktiven digitalen Lerntools der Anbieter können dann generell nur über die Schul-Cloud erreicht werden, die personenbezogene Daten an diese nur in pseudonymisierter Form weitergibt.

Grundsätzlich lassen sich die digitalen Inhaltsangebote dabei in verschiedene Stufen gliedern:

Anbieter, die lediglich Medien zum Konsumieren bereitstellen (einfache Mediatheken), erlauben eine **Anonyme Nutzung**, da sie keine personenbezogenen Daten benötigen. Sie sind nicht datenschutzrelevant. Gegebenenfalls ist es notwendig, Lizenz-Informationen zu übertragen, dies kann jedoch in anonymisierter Form erfolgen.

Eine **pseudonymisierte Nutzung** ist immer dann notwendig, wenn der Anbieter in der Lage sein muss, Nutzer wiederzuerkennen. Dies ist beispielsweise der Fall, wenn Lernstände gespeichert werden oder ein Nutzer sich in einem eBook digitale Notizen machen kann.

Optional kann die Rückmeldung von Lernständen und Feedback über Push-Mechanismen und xAPI erfolgen. Hierbei übermittelt der Inhalte-Anbieter Feedback in Form von xAPI Aufrufen (Nutzer mit Pseudonym 123 hat Video A betrachtet). Die Schul-Cloud speichert diese Angaben dann in einem zentralen Lern-

RecordStore und kann diese dem Lehrer zur Verfügung stellen. Problematisch ist hierbei, dass schon im Vorhinein durch die Definition der erfassbaren Events mögliche Innovationen auf Anbieterseite behindert werden. Als mögliche Teillösung ist deshalb denkbar, dass Feedback auch in Form von HTML gegeben werden kann, welches dann durch die Schul-Cloud de-pseudonymisiert und ausgeliefert wird.

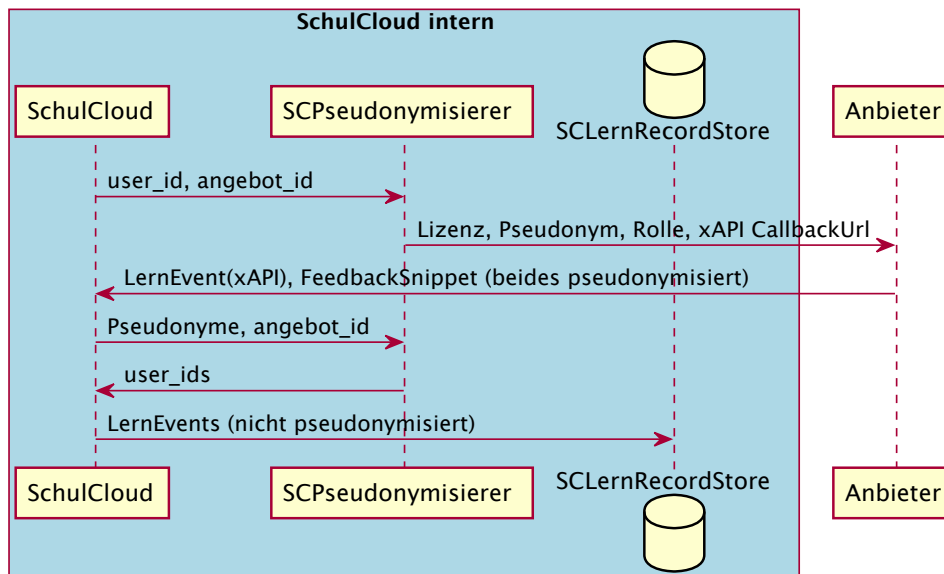


Abbildung 3.6.: Workflow für pseudonymisierte Nutzung mit xAPI Rückkanal

Für Lerntools, bei denen ein Lehrer Informationen über den Lernstand einzelner Schüler und Schülerinnen einsehen soll, ist zusätzlich eine **De-Pseudonymisierung** notwendig. Diese kann im Browser des Lehrers erfolgen. Hierbei muss sichergestellt werden, dass Anbieter keine Maßnahmen treffen, um de-pseudonymisierte Daten zur Laufzeit auszulesen und auf Ihre Systeme zurückspielen.

Eine mögliche Alternative zu den oben beschriebenen Lösungen, welche alle von der Auslieferung durch den Inhaltenanbieter ausgehen, kann darin bestehen, Inhalte in **Containern** zu verpacken, welche von den Clouds ausgeliefert werden. Besonders wenn die Interaktivität durch clientseitige Lösungen (JavaScript) realisiert wird, ist dies ein interessanter Ansatz. Allerdings ist davon auszugehen, dass die Intelligenz von adaptiven Lerninhalten eher in geschlossenen System auf Anbieterseite realisiert wird (um einerseits die Komplexität abbilden zu können, aber andererseits auch um die dahinterliegenden Algorithmen zu schützen). Auch wenn alternative Lösungen (beispielsweise Auslieferungen in zugriffgeschützten Dockercontainern) vorstellbar sind, so sind diese nicht kurzfristig realisierbar.

Nachdem nun die Erfassung und Verarbeitung und datenschutzrechtliche Aspekte von LA-Daten und Diensten diskutiert worden sind, geht es in den folgenden Abschnitten um die Bereitstellung und Nutzung der Daten.

## 3.8. Visualisierungen

Das Zugänglichmachen von Daten durch deren Visualisierung ist eine eigene Fachdisziplin. In diesem Abschnitt soll es daher nur um technische Aspekte der Datenvisualisierung von LA-Daten gehen. Der Learning-Analytics-Dienst bietet als Ausgabeformate nur JSON-basierte Antworten auf den REST-Routen und dateibasierte Exporte im CSV-Format an. Gerade für ein exploratives Arbeiten sind aber Visualisierungen notwendig. Eine gute Übersicht über Visualisierungsmöglichkeiten findet sich unter anderem in [12], hier soll daher auf eine Auflistung verzichtet werden. Vielmehr soll geschildert werden, wie eine effiziente Implementierung erreicht werden kann.

Im Folgenden sollen dabei erläutert werden, wie Visualisierungen unter Erstellung einer eigenen Bibliothek innerhalb der Plattform realisiert wurden, wie Learning Analytics-Daten in öffentlichen Dashboards (Unterabschnitt 3.8.3) eingesetzt werden und wie Visualisierungen in Medien wie E-Mails (Unterabschnitt 3.8.2) oder PDF-Dokumenten erreicht werden können, bei denen eingeschränkte technische Möglichkeiten bestehen.

### 3.8.1. Komponentenbasierte Visualisierung

Für die Visualisierung von Daten ist eine einheitliche und stringente Visualisierung anzustreben, um beim Konsumieren der visualisierten Inhalte die Daten nicht zu verfälschen und die Daten, nicht aber deren Repräsentation, in den Mittelpunkt zu stellen. Als integrale Bestandteile der HPI MOOC-Plattform wurden als erstes Dashboards für die Plattform- und die Kursadministratoren eingeführt, wie sie in Abbildung A.7 und Abbildung A.6 zu sehen sind. An allen Stellen der Plattform, an denen eine Visualisierung von Daten erfolgt, sollen die Daten einheitlich und gut verständlich präsentiert werden. Ähnlich wie bei der Microservice-Architektur des Backends soll hier eine Vereinheitlichung auf Code-Ebene verwendet werden.

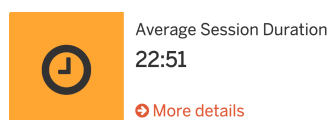


Abbildung 3.7.: Beispiel einer Visualisierungskomponente (KPI-Visualisierung)

Hierzu bietet sich die Verwendung von einheitlichen Frontend-Komponenten an. Da zum Zeitpunkt der initialen Implementierung Web-Komponenten noch nicht die gewünschte Verbreitung in den gängigen Browsern erreicht hatten, wurde eine Visualisierung-Komponenten-Bibliothek auf Basis von Plotly.js [131], D3.js [40] und Polymer.js [133] erstellt (siehe Abschnitt A.8).

Diese wurde dabei als externe Bibliothek umgesetzt, die projektübergreifend eingesetzt werden kann. Die Komponentensammlung sollte dabei zeitgemäße Tech-



nologie verwenden, erweiterbar sein und eine interaktive Darstellung von Daten erlauben, was zu dem Namen m.e.i.n.e.l (Modern, Extensible and Interactive Number Exploration Library) führte. Da es im Bereich der Webvisualisierung bereits eine Vielzahl an bestehenden Lösungen gibt, wurde dabei ein dualer Ansatz verfolgt. Zum einen wurde eine frei verfügbare Bibliothek bestehender Visualisierungen als Grundlage ausgewählt (plotly.js [131]), welche bereits komplette Widgets wie Balkendiagramme, Box Plots und Histogramme bereitstellt. Darüber hinaus können weitere Visualisierungen auf Basis der d3 Bibliothek und Standard Web Technologien (HTML, JS, SVG) erweitert werden. Die Liste der verfügbaren Elemente ist in der Dokumentation einsehbar, sie umfasst momentan mehr als 20 Elemente.

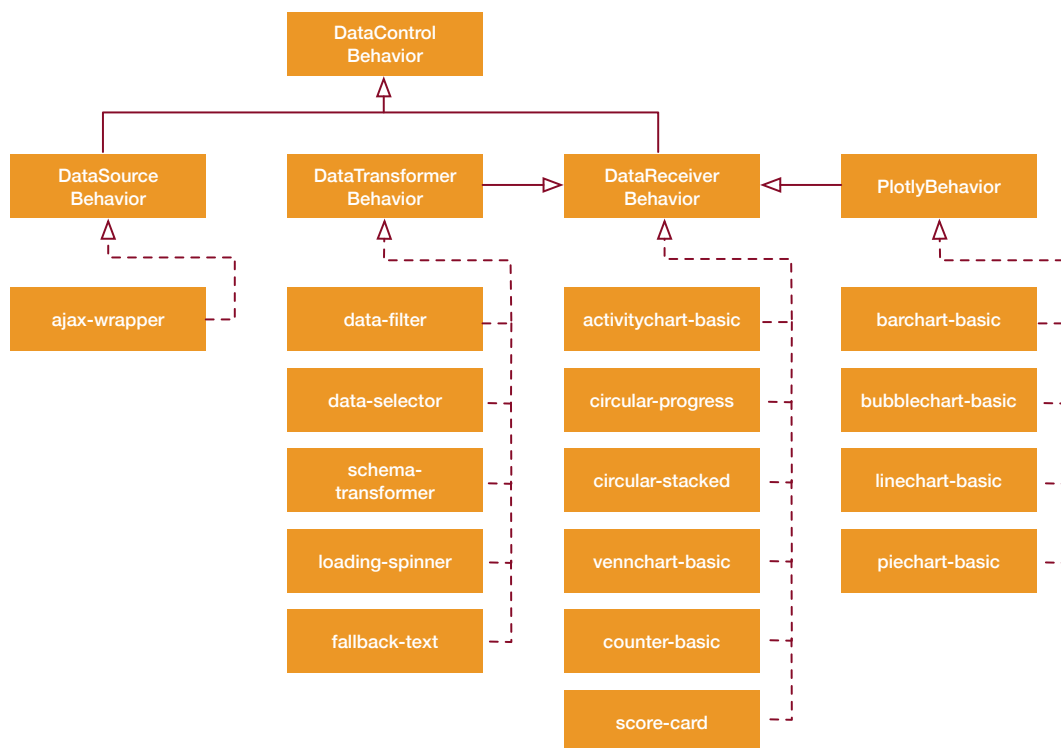


Abbildung 3.8.: Datenflussarchitektur der Visualisierungsbibliothek

Neben reinen Visualisierungselementen sind auch Elemente implementiert worden, die sich plattformunabhängig um das Laden und Verarbeiten von Daten kümmern:

Die *Ajax-Wrapper-Komponente* lädt Daten aus einer per HTTP(S) erreichbaren Ressource und reicht diese an ihrer Kind-Komponenten weiter. Verfügt die Ressource über ein gängiges Daten-Schema wie JSON-API, so wird auch die Paginierung von dieser Komponente übernommen. Auch das regelmäßige Aktualisieren der Daten kann die Komponente durchführen. Die *Daten-Auswahl-Komponente* (data-selector) kann Objekte und Attribute aus einer komplexeren Ressource filtern. Da nicht jede Ressource das benötigte Datenformat für die Visualisierung unterstützt, erlaubt

### 3. Learning Analytics

eine *Transformationskomponente* (schema-transformer) die Daten auf das benötigte Format zu transformieren. Der *Daten-Filter* (data-filter) erlaubt das Filtern von Datensätzen, etwa zur Anzeige in Balkendiagrammen.

Somit können der Komponente wahlweise Daten (inline) oder eine Uniform Resource Identifier (URI) übergeben werden, über den die Lade-Komponente die Daten lädt und an die in ihr liegenden Komponenten weiterreicht. Nachdem die Seite an sich geladen ist, laden die Komponenten die eigentlichen Visualisierungsdaten asynchron nach und zeigen diese nach dem erfolgreichen Laden an. Während des Ladevorgangs zeigen sie hingegen einen definierten Ladezustand an. Durch diese Asynchronität wird ein Blockieren des Anzeigens der Seite beim Laden verhindert.

#### Listing 3.3: Vereinfachtes Codebeispiel einer Visualisierung

```
1 ajax-wrapper refresh-interval="15000" data-url="/api/v2/...json"
2   data-selector key="total_enrollments"
3     score-card name="Course Enrollments (total)" icon-classes="..."
4   data-selector key="total_enrollments_last_day"
5     score-card name="Course Enrollments (last 24h)" icon-classes="..."
```

Wie in Listing 3.3 gut zu erkennen, erlaubt die Auslagerung der Logik in Komponenten auch komplexere clientseitige Datenflüsse schlank abzubilden. So wird im Beispiel eine externe Statistikressource geladen und alle 15000 Sekunden aktualisiert. Die geladenen Daten werden dann jeweils auf einen Wert gefiltert und an die in Abbildung 3.7 gezeigte Visualisierungskomponente durchgereicht. Eine Darstellung des Datenflusses innerhalb der Bibliothek findet sich in Abbildung A.3.

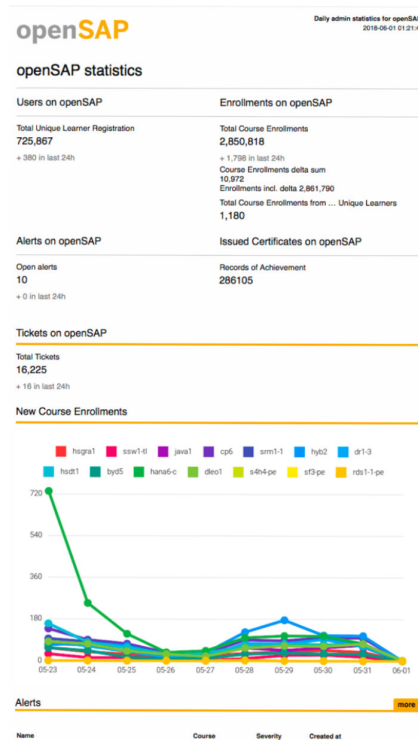
Viele Analytics-Visualisierungen in der HPI MOOC-Plattform sind zum aktuellen Stand mit dieser Bibliothek umgesetzt.

Insgesamt hat sich die Bibliothek bewährt und der damit verbundene Atomic-Design-Ansatz wird inzwischen auch über das Einsatzgebiet der Visualisierung hinaus in der HPI Schul-Cloud verwendet. Doch wie können Nutzungseinsichten aktiv an die Stakeholder und andere Interessierte kommuniziert werden? Dafür wird im Folgenden der Einsatz von Mails und öffentlichen Dashboard untersucht.

#### 3.8.2. Beispiel: Tägliche Statistikmails

Im Gegensatz zu den Dashboards, die von den Nutzern aktiv aufgerufen werden müssen, erlauben E-Mails eine regelmäßige Push-Kommunikation. Daher wurden für die MOOC-Plattformen automatisierte Mails für die Plattformbetreiber und die Teaching-Teams umgesetzt. Neben verschiedenen Metriken und deren Entwicklung innerhalb der vergangenen 24-Stunden im oberen Bereich der Mail, enthält die Mail eine CSV-Datei aller wichtigen Daten sowie Angaben zu Alarmierungen (Abschnitt 3.10) und Details laufender Kurse. Die CSV-Datei, welche die wesentlichen Daten und Metriken aller Kurse enthält, kann zu Archivzwecken verwendet werden oder um diese Daten in Excel oder spezialisierten Auswertungstools weiter zu bearbeiten.

Die einzige Visualisierung innerhalb der Mail stellt dabei eine Grafik dar, die neue Einschreibungen der letzten Tage kursweise aufschlüsselt. Dabei muss sicher-



**Abbildung 3.9.:** Ansicht einer Statistikmail inklusive Visualisierung der Kurseinschreibungen

gestellt sein, dass diese Grafik in allen gängigen Mailprogrammen darstellbar ist, wodurch moderne Technologien wie SVG oder HTML-basierte Visualisierungen nicht genutzt werden können. Daher wird die Visualisierung serverseitig als Bild erstellt und als Teil der Mail ausgeliefert. Der vereinfachte Code hierfür findet sich im Listing A.2. Wie in Abbildung 3.9 gut sichtbar, lassen sich Kurse direkt identifizieren, die an einem Tag viele Einschreibungen erhalten haben.

Während bedingt durch die geringe Anzahl der Empfänger hier keine quantitative Evaluation durchgeführt werden konnte, sondern die Entwicklung im Ko-Innovationsmodus mit einzelnen Nutzern vonstatten ging, zeigte sich, dass die Mails von vielen Empfängern regelmäßig genutzt werden. Bei Ausfällen kamen sofort von mehreren Empfängern Nachfragen, dass die Mails vermisst werden.

Die Mails werden auf den Plattformen meist um Mitternacht verschickt. Dies hat den Nachteil, dass die in ihr enthaltenen Daten beim Öffnen der Nachricht am nächsten Morgen schon veraltet sind. Hier bleibt abzuwarten, inwiefern sich Techniken wie AMP-Mail [3] durchsetzen, die zumindest in unterstützten Mailanwendungen mehr Interaktivität und das dynamische Nachladen von Daten ermöglichen.

### 3.8.3. Öffentliche Dashboards

Am Anfang des Dashboards stand die Frage, wie openHPI als der *größte Hörsaal der Uni-Potsdam* kommuniziert und die Virtualität und Unsichtbarkeit des Angebots

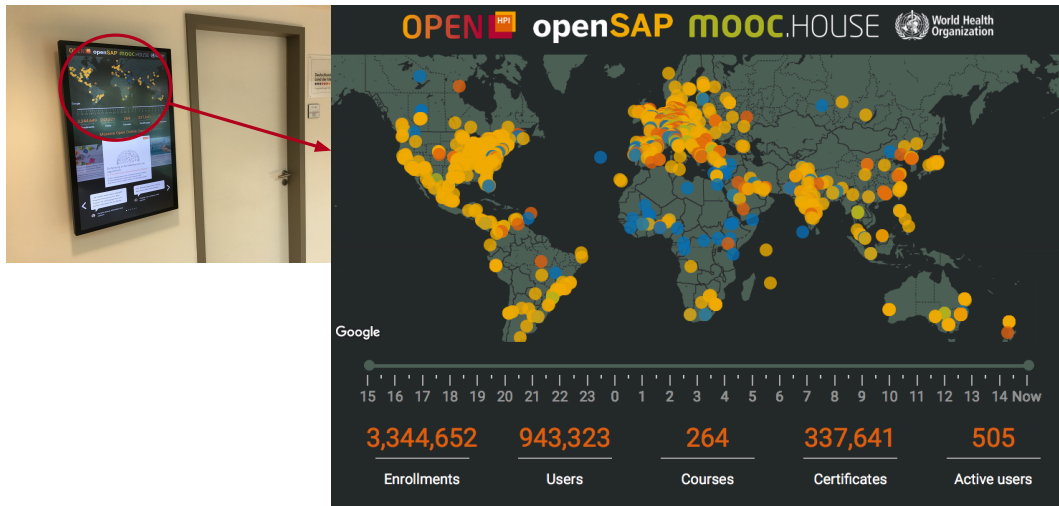


Abbildung 3.10.: Öffentliches Dashboard

für Besucher des HPI zumindest ein Stück weit reduziert werden kann. Daraufhin wurde ein Touchscreen gekauft, der von den Büros des Teams aufgehängt wurde. Anders als die internen Dashboards der HPI MOOC-Plattform ist dieses Dashboard öffentlich zugänglich. Die Oberfläche wurde im Rahmen eines Bachelor-Seminars zur Webprogrammierung als webbasierte Anwendung geschrieben (Abschnitt A.8). Hierbei waren aus architektonischer Sicht verschiedene Aspekte wichtig. Zum einen erfolgt der Zugriff auf die Daten, anders als beim Zugriff auf ein internes Dashboard, nicht während einer aktiven Sitzung eines angemeldeten und berechtigten Nutzers. Hierzu wurden die entsprechenden API-Routen soweit freigeschaltet, dass ein Zugriff auch ohne Autorisierung zulässig ist. Insbesondere bei den Geodaten musste hierfür darauf geachtet werden, dass eine Aggregation auf relativ grober Ebene (Stadt) erfolgt, sodass keine personenbeziehbaren Daten mehr vorliegen. Gleichzeitig sollte das Dashboard Daten optional mehrerer Plattforminstanzen gleichzeitig anzeigen (wie in Abbildung 3.10 zu sehen). Hierfür muss eine Aggregation der Daten erfolgen, was hier innerhalb des Clients umgesetzt wurde.

Anders als die internen Dashboards (Abbildung A.6), bei denen es darum geht viele Daten darzustellen und auch ein weiteres Explorieren der Daten zu ermöglichen, stehen bei öffentlichen Dashboards wenige aussagekräftige KPIs und Visualisierungen im Mittelpunkt (beispielsweise eine Weltkarte und die Anzahl der Einschreibungen über alle Plattforminstanzen hinweg).

### 3.9. Externer Datenzugriff

Die gezeigte Verwendung der Daten ist zwar durchweg sinnvoll, aber es können nicht für alle denkbaren Anwendungen entsprechende Funktionen innerhalb der Plattform bereitgestellt werden.

Da die Möglichkeiten der Datenverwendung innerhalb der Plattform begrenzt sind, ist daher eine Export-Funktion der Daten wichtig, damit diese in externen Werkzeugen weiterverarbeitet werden können.

Daher stellt die HPI MOOC-Plattform Reporte über eine dedizierte Benutzeroberfläche zur Verfügung (Abbildung A.10). Die Reporte sind dabei nur wenigen berechtigten Nutzern zugänglich und standardmäßig pseudonymisiert. Wird ein Report angefragt, so wird dieser als Job auf dem Server angelegt und die Daten können nach Fertigstellung heruntergeladen werden. Die Reportingfunktionalität ist dabei als Teil des LA-Dienstes implementiert.

Je höher die Nutzung einer E-Learning-Anwendung, desto langsamer erfolgt die Erstellung von umfassenden Reporten. Dabei verlangsamt sich die Erstellung von Reporten, welche den Kurskontext beschreiben, mit der Anzahl der Einschreibungen und die Dauer von systemweiten Reporten mit der Anzahl der Nutzer und Kurseinschreibungen, wenn keine Parallelisierung bei den Reporten umgesetzt werden kann.

Selbst wenn Effekte außer acht gelassen werden, die auf Datenbankebene entstehen (und die sich oft durch eine datenbankseitige Optimierung wie beispielsweise das Hinzufügen von Indizes beheben lassen), so ist dieser Zuwachs mindestens linear. Hinzu kommen Effekte, die durch Erweiterungen der Reporte entstehen, wie etwa dem Hinzufügen von weiteren Metriken.

Überschreitet die Dauer, die zum Generieren eines Exportes notwendig ist, nun ein bestimmtes Maß, so kann es notwendig werden, diese Exporte durch geeignete Maßnahmen zu beschleunigen. Das erträgliche Maß hängt dabei davon ab, wie häufig ein Export erstellt wird und inwiefern eine lange Laufzeit für den Nutzer nachvollziehbar ist. Kurseexporte werden in der Regel einmalig nach Abschluss des Kurses erstellt, globale Exporte monatlich.

Die Reporte umfassen dabei sowohl implizite als auch explizite LA-Daten. Eine geringe Erstellungsdauer sorgt nicht nur für eine zeitnähere Bereitstellung der Daten, sie minimiert auch mögliche Seiteneffekte die auftreten können, wenn während eines laufenden Reports neue Versionen der beteiligten Dienste ausgerollt werden.

Da bei der Erstellung eines solchen Reporting eine große Anzahl von Ressourcen aus anderen Services abgerufen wird, ist hier eine entsprechende Performance entscheidend. So werden für ein Reporting alle Nutzer und ihrer Einschreibungen abgerufen. Hierfür werden die Ressourcen nummeriert in Blöcken von 50 Usern abgerufen. Dabei werden nur solche Nutzer abgerufen, die bereits bestätigt sind, also den Registrierungsprozess erfolgreich abgeschlossen haben.

Pro 100.000 Nutzer werden somit 2.000 Requests abgerufen. Wird eine durchschnittliche Antwortzeit von 100 ms erreicht, so kann ein kompletter Export in ca. dreieinhalb Minuten pro 100.000 Nutzer erfolgen.

Da die einzelnen Berechnungen und Abfragen aber deutlich länger dauern, ist die Bereitstellungsdauer von Reporten länger (siehe Tabelle 3.2). Die Dauer hängt dabei auch davon ab, welche Optionen beim Anfordern ausgewählt werden.

Während die Bereitstellungszeiten sehr lange sind (so muss man auf ein Nutzer-Report länger als ein Arbeitstag warten und könnte erst am nächsten Tag eine Auswertung machen), so ist noch kritischer, dass auf openSAP nur 78 % und auf

	openSAP		openHPI	
	erfolgreiche Reporte	∅ Dauer	erfolgreiche Reporte	∅ Dauer
Kurs-Report	70	142 min	52	145 min
Kurs-Report (mehrere Kurse)	24	1096 min	-	-
Nutzer-Report	31	485 min	5	530 min
Quiz-Report	82	7 min	12	8 min

**Tabelle 3.2.:** Auswertung Reporte 1.1.2019 bis 20.9.2019

openHPI nur 93 % der Reporte erfolgreich erstellt werden konnten (siehe Tabelle 3.2). Dies ist durch die Tatsache begründet, dass Reporte bei Aktualisierung der Plattform und bei Fehlerzuständen des Systems abbrechen können. Durch lange Laufzeiten wird dabei die Wahrscheinlichkeit eines Abbruches erhöht.

Während sich durch die anhaltende Nutzung zeigt, dass es einen Bedarf für die externe Bereitstellung von Daten gibt, so zeigt sich auch, dass der gewählte Ansatz, ausschließlich über die definierten REST-Schnittstellen der einzelnen Dienste zu gehen, nicht uneingeschränkt praxistauglich ist.

### 3.10. Learning Analytics basierte Qualitätskontrolle

MOOCs sind unter anderem deshalb so erfolgreich, da sie Lernen bei wenig und nur kleinteiliger freier Zeit ermöglichen. Leider findet sich das Phänomen der Zeitknappheit auch bei Kursproduzenten wieder, was zu vermeidbaren qualitativen Schwächen führen kann. In der Praxis hat sich gezeigt, dass vorhandene Angebote (allgemeine Best Practices, Sammlungen wie das MOOC Book [113] oder systemspezifische Dokumentationen [183]) nicht in dem gewünschten Maße angenommen werden und daher nicht als alleinige Maßnahme der Qualitätssicherung in Frage kommen. Daher soll ein automatisiertes Qualitätssicherungssystem, welches im Folgenden beschrieben wird, diese Aufgaben unterstützen.

#### 3.10.1. Konzept

Learning Analytics zum Zwecke der Qualitätssicherung einzusetzen, ist ein naheliegender Gedanke und wird u.a. in [62] beschrieben. In diesem Konzept soll diese Qualitätssicherung allerdings nicht für die Lehrenden überwachend, sondern assistierend angeboten werden. Als ersten Schritt gilt es, die gelernten Best Practices in maschinenausführbare Regeln zu übersetzen. Diese Regeln (intern QCRules) werden dann periodisch geprüft und erzeugen bei Verletzung eine Warnung (intern QCAlert). Jeder Alarm hat eine Priorität die gering, mittel oder hoch sein kann und jeweils nach Relevanz der hinter der Regel stehenden Best Practice und dem Grad der Verletzung bestimmt wird. Zusätzlich können Regeln mit

Handlungsempfehlungen verknüpft werden, die den Teaching-Teams helfen sollen. Alle Regeln können über eine Web-Oberfläche plattformspezifisch ein- und ausgeschaltet werden (siehe Abbildung A.11).

Betrachtet man die in Tabelle 3.3 aufgeführten Regeln, so fällt zunächst auf, dass nur drei der elf Regeln auf expliziten Learning Analytics Daten aufbauen. Bei aktivitätsbasierten Regeln soll bei einer festgestellten negativen Abweichung eines Kurses von der normalen oder durchschnittlichen Aktivität im Vergleich zu anderen Kursen gewarnt werden. Hierfür kommen kombinierte Metriken aus dem Learning Analytics Dienst zum Einsatz.

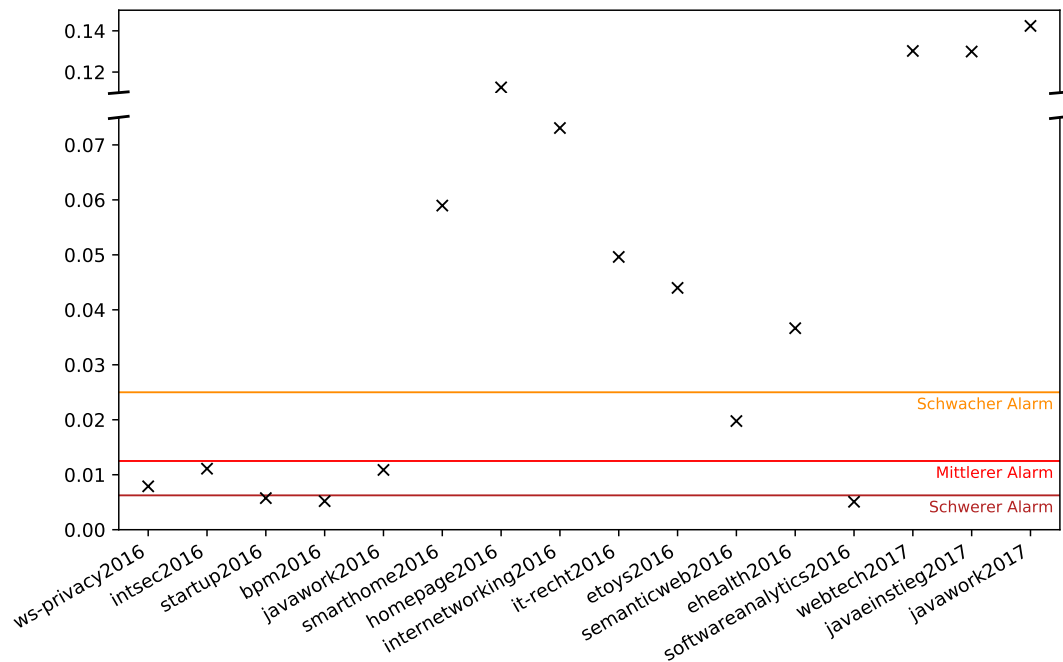
Die Schwierigkeit besteht nun in einer sinnvollen Bestimmung von Grenzwerten. Ab welchen Werten soll eine Warnung mit welcher Priorität erzeugt werden? Hierfür kam eine Kombination von zwei Methoden zum Einsatz. Zunächst wurden in Experteninterviews Kurse abgefragt, die als gute Kurse wahrgenommen wurden und solche bei denen von Expertenseite aus eine Warnung angemessen gewesen wäre. Anschließend wurden die entsprechenden Werte der Kurse berechnet. Ergänzt wurde dieser Ansatz durch eine explorative Analyse aller bestehenden Kurse. Hierfür wurden für alle Kurse die entsprechenden Zahlen, also beispielsweise die KPI *Pinboard-Aktivität* ermittelt und visualisiert (Abbildung 3.11). Auf dieser Grundlage wurden visuell die eingesetzten Grenzwerte ermittelt.

Die Regeln können über ein grafisches Interface (siehe Abbildung A.11) instanzspezifisch aktiviert werden.

Regel	Datenquelle	Filter
Video Events (Anomalien in Videonutzung)	Learning Analytics	Aktive Kurse
Difficult Selftest (Frage zu schwer)	Quiz- und Submission-Dienst	Aktive Kurse
Quiz Performance (Quiz zu schwer)	Learning Analytics	Aktive Kurse
Pinboard Activity (Zu geringe Aktivität in den Foren)	Learning Analytics	Aktive Kurse
Pre-Course Announcement (Keine Mitteilung vor Kursstart versendet)	News-Dienst	Vor Kursstart
Regular Course Communication (Frequenz der Kursmitteilungen zu gering)	News-Dienst	Aktive Kurse
Long Videos (Videos zu lang, siehe [144])	Video- und Kurs-Dienst	Alle Kurse
No-Show Rate (No-Show-Rate zu hoch, siehe [108, 148])	Kurs-Dienst	Alle Kurse

Tabelle 3.3.: Übersicht der Regeln

### 3. Learning Analytics



**Abbildung 3.11.:** Pinboard-Aktivität in der ersten Kurswoche für openHPI-Kurse seit Anfang 2016

#### 3.10.2. Diskussion und Ausblick

In den ersten zwei Jahren nach Veröffentlichung des Systems im Sommer 2016 wurden auf openHPI 349 Warnungen erzeugt. Davon wurden 83 automatisch wieder geschlossen. Von allen erzeugten Events waren: 0 Video Events, 21 Difficult Selftest, 150 Quiz Performance, 1 Announcement Failed, 15 No Show Rate, 11 Pinboard Activity, 23 Pinboard Closed Check, 23 Pre-Course Announcement, 16 Regular Course Communication und 89 Long Videos. Durchschnittlich wurden 13 Events pro Kurs erzeugt. Die durchschnittliche Lebensdauer einer später geschlossenen Warnung beträgt 39,5 Tage<sup>1</sup> und ist als deutlich zu lang anzusehen. Dies lässt sich teilweise damit erklären, dass die Warnungen zwar in den täglichen Mails und den Kursdashboards angezeigt werden, aber eine Nichtbeachtung der Warnungen keine Nachteile verursacht. Manche Warnungen (Video Events) wurden gar nicht erzeugt, was ein Indikator für zu strenge Grenzwerte sein kann.

Abschließend zeigt sich, dass eine automatisierte Qualitätssicherung ein praktikabler Ansatz zur Anwendung und Kontrolle von Best Practices darstellt. Insbesondere, wenn aus Kapazitätsgründen kein direktes Monitoring durch einen Kursmanager durchgeführt werden kann, bietet ein solches System einen Mehrwert. Auch für Plattformen, bei denen ein Kursmanager existiert, kann ein solcher

<sup>1</sup>Viele Regeln schließen Warnungen automatisch zum Kursende. Viele Warnungen wurden also vermutlich nicht bearbeitet.



System den Kursmanager unterstützen und helfen kritische Situationen zeitnah oder im Idealfall präventiv zu identifizieren.

Sinnvoll definierte Grenzwerte sind hierbei einer der wesentlichen Faktoren, die bei dem Betrieb eines solches Systems entscheidend sind. Allerdings ist der Prozess der Definition solcher Werte nicht trivial und selbst für erfahrene Kursmanager schwierig. Durch entsprechend angereicherte Learning Analytics Daten lassen sich komplexe Regeln performant und einfach definieren. Einige der Regeln können nur durch Learning Analytics Daten überprüft werden. Dies zeigt, dass der hier gewählte konzeptuelle Ansatz der Nutzung von Learning Analytics Daten zum Zwecke der Qualitätssicherung schlüssig ist. Jedoch muss gewährleistet werden, dass Teaching-Teams dazu angehalten sind, sich mit den vom System erzeugten Warnungen und Handlungsempfehlungen zu beschäftigen. Das reine passive Bereitstellen der Warnungen reicht nicht aus.

So sollten Teaching-Team-Mitglieder bei Erstellung einer Warnung direkt eine entsprechende Information per Mail und ggf. per mobiler App bekommen. Zusätzlich kann es gerade für Teams mit wenig Erfahrung hilfreich sein, wenn diese Benachrichtigungen mit konkreten Handlungsempfehlungen angereichert sind. Die Grenzwerte der Regeln sollten regelmäßig überprüft und bei Bedarf angepasst werden.

Ein ergänzender Ansatz besteht in einer Automatisierung der Grenzwerte. Dabei könnten global oder mittels bestimmter Kurs-Gruppen eine Ermittlung von Grenzwerten durch lernende Algorithmen erfolgen. Eine neue Version des QC-Dienstes, die als Open-Source Software mit dem Namen Alertify ohne direkte Abhängigkeiten an andere Dienste entwickelt wird, verfolgt daher den Ansatz hier dynamische Grenzwerte zu erlauben Abschnitt A.8. Somit können auch in Fällen Benachrichtigungen erstellt werden, in denen weder durch Expertenwissen noch durch eine datenbasierte oder visuell-explorative Analyse sinnvolle Grenzwerte ermittelt werden können. Hierfür kommen in Alertify sowohl einfachere Clustering-Methoden als auch neuronale Netze zum Einsatz.

Die Nützlichkeit von LA-Daten hängt aber letztlich immer an der Qualität der Regeln und der Möglichkeit die Nutzer hinreichend disruptiv zu benachrichtigen.

### 3.11. A/B/n-Testframework

Nachdem in dem vorangegangenen Abschnitt eine kontinuierliche Nutzung der Daten zur Qualitätssicherung im Fokus stand, sollen die LA-Daten nun für die Bewertung und Beurteilung von kontrollierten Experimenten innerhalb der Lernplattform verwendet werden. Hierfür kommen A/B-Tests zum Einsatz.

Der erste klassische Variante eines A/B-Tests entstand im 18. Jahrhundert. James Lind, ein schottischer Arzt, führte ein Versuch durch, um zu überprüfen, warum die Seemänner auf den Schiffen im mediterranen Klima gesundheitlich besser gegen Skorbut geschützt sind als ihre Kameraden auf Übersee [7].

Dieses Prinzip lässt sich auch in der digitalen Welt anwenden. So hat Greg Linden, ein Softwareentwickler bei Amazon, Ende der 90er einen Prototyp für

Empfehlungen im Browserfenster vor dem Abschluss jedes Einkaufes entwickelt. Er wollte überprüfen, ob Impulseinkäufe vergleichbar zum Kauf von Süßigkeiten vor dem Kassensystem eines Supermarktes auch online stattfinden würden. Er stieß dabei jedoch auf internen Widerstand in der Chefetage. Linden rebellierte und entwickelte den ersten digitalen A/B-Test. Wie das heutige Interface von Amazon zeigt, war der Test ein großer Erfolg [93].

Diese Beispiele zeigen, wie Experimente dabei helfen Hypothesen zu validieren, die auch menschlichen Erwartungen widersprechen können. Normalerweise sind solche Experimente zeit- und kostenintensiv. Das Internet ermöglicht uns, diese Form von systematischen Studien in Form von A/B-Tests einfach online durchzuführen. Das Prinzip folgt denselben Regeln. Teilnehmer werden zufällig in zwei (oder mehrere) gleich große Gruppen aufgeteilt: Eine Gruppe interagiert mit der ursprünglichen Version und die anderen Gruppen mit für das Experiment angepassten Versionen. Während des Experiments werden dann Nutzungsdaten erfasst, und am Ende lässt sich der Erfolg daraus ableiten, wie erfolgreich das neue Interface basierend auf einem statistischen Test gegenüber dem neuen Modell ist.

Auch im E-Learning Bereich gibt es bereits interessante Erkenntnisse, die auf der Basis von A/B-Test gewonnen wurden. So haben Sebastian Thrun und das Team von Udacity getestet, ob Lernende die farbige Videoinhalte konsumieren sich anders verhalten als solche, die schwarz-weiße Inhalte ausgeliefert bekommen. Überraschenderweise führten die schwarz-weißen Videos zu einem besseren Effekt [170]. A/B-Tests können also nicht nur zu unerwarteten Ergebnissen führen. Gerade dadurch, dass sie auf messbaren Ergebnissen basieren, können sich aus ihnen möglichst objektiv Empfehlungen für die graphische und funktionale Gestaltung von digitalen Lernlösungen gewinnen lassen.

#### 3.11.1. Konzept

In diesem Abschnitt wird entlang von Konzepten und den Voraussetzungen für diese Konzepte aus der Wahrscheinlichkeitstheorie gezeigt, wie sich ein A/B-Test in einer E-Learning Umgebung aufsetzen lässt. Um bei A/B-Tests zu empirische validen Ergebnissen zu gelangen, werden Hypothesentests verwendet. Die Nullhypothese besagt in diesen Szenarien, dass es keine Unterschiede in der Auswertung der Interfacebenutzung zwischen Kontroll- und Experimentgruppe gibt. Lehnt der statistische Test die Nullhypothese ab, wird die Gegenhypothese angenommen, die besagt, dass eine statistisch relevante Veränderung vorliegt. Des Weiteren wird in den A/B-Tests der typische Aufbau eines Hypothesentests mit Richtungsparametern, Signifikanzlevel, Wahrscheinlichkeitswert, Akzeptanzwahrscheinlichkeit und Umfang der Stichprobe nach [87] verwendet. Um Störeffekte durch äußere Einflüsse auf die Auswertungen auszuschließen, sollten Tests über einen längeren Zeitraum durchgeführt werden, sodass zum Beispiel ein regelmäßiger Rhythmus zwischen Wochentagen und Wochenenden vorliegt. Da die Test- und Kontrollgruppe beide in gleichem Maße durch Effekte (Wochenende, Ferien, Feiertage, Wetter) betroffen sind, werden diese die Ergebnisse des Tests zwar nicht verfälschen, allerdings

könnten bei zu kurzer Laufzeit eines Tests Effekte übersehen werden, die nur bei bestimmten Rahmenbedingungen zum Tragen kommen.

Da sich die Akzeptanzwahrscheinlichkeit nur indirekt kontrollieren lässt, ist es entscheidend bei jedem Test eine möglichst aussagefähige Stichprobengröße zu erreichen. Dazu muss in jedem Szenario vorher abgeschätzt werden, wie sehr die einzelnen Testgruppen voneinander abweichen könnten. Eine Möglichkeit, um dies vor Testbeginn zu bestimmen, ist es zum Beispiele einen kleinen Vorabversuch aufzusetzen oder die kleinstmögliche Abweichungsmenge bei der Interaktion mit dem Interface als Ausgangspunkt zu nehmen, von der ausgegangen wird, das sie relevant ist [205].

### 3.11.2. Implementierung

Da in der HPI MOOC-Plattform Microservices eingesetzt werden, ließen sich vorhandene A/B-Testlösungen (wie Split [185] und Vanity [190]) nicht verwenden. Diese wurden für monolithische Applikationen entwickelt und sind nicht einfach an die Aufteilung der einzelnen Dienste und Programme über verschiedene Microservices anpassbar.

Daher wurde mit [71] ein in der Plattform integriertes A/B/n-Testing-Framework entwickelt, mit der die Reaktionen der Benutzer auf Veränderungen an bestehenden Services bzw. das Hinzufügen neuer Services am Interface überprüft werden können. Um der Architektur des Systems zu folgen, wurde der A/B-Test selbst als Microservice implementiert, benannt als Grouping and Testing Service (kurz Grouping Service).

Grundlage für den A/B-Test ist eine Zufallsverteilung der Nutzer. Diese erfolgt per Zufallszuweisung oder Round-Robin-Verfahren. Aus der Effektgröße und dem Signifikanzlevel berechnet der Dienst im Hintergrund die minimale Stichprobengröße (bzw. Teilnehmerzahl), die notwendig ist, um statisch relevante Ergebnisse zu erhalten. Berechnungsgrundlage hierfür ist die `pwr.p.test` Methode der Statistiksoftware R, die auf einem Signifikanzlevel von 80 % und einer Fehlerrate von 5 % voreingestellt ist [25]. Um nur bestimmte Nutzer zu berücksichtigen, können pro Test Filter eingesetzt werden. Somit können etwa nur neue Nutzer (Filter Kurseinschreibungen = 0) ausgewählt werden. Es kann auch nach Profilinginformationen der Lernenden gefiltert werden, wobei diese Angaben größtenteils freiwillig sind, also nur die Nutzer bei der Gruppenzuordnung berücksichtigt werden können, die hier eine Angabe gemacht haben.

Neben ID, Name und Beschreibung verfügt jeder Test über ein eindeutiges Start- und ein Enddatum, um die genaue Länge jedes Tests zu bestimmen. Jeder dieser UserTests weist dann zwei oder mehr Testgruppen auf, zu denen Nutzer hinzugefügt werden können. Die Metriken werden nach einstellbaren Warteintervallen berechnet. Jeder teilnehmende Proband besitzt einen eigenen Test / Trial, in dem das Ergebnis pro Metrik für einen Durchlauf gespeichert wird.

Mit der Erstellung eines Benutzertestes wird für jede Gruppe eine Test-Gruppe in Account Services erstellt. Hier werden über einen Feature Flipper die Indexe der Test-Gruppen den verschiedenen Tests zugeordnet, wodurch es ermöglicht

wird bestimmte Features der Tests im Browserfenster für bestimmte Testgruppen freizuschalten und zu deaktivieren. Berechtigte Nutzer können im Backend die Tests verwalten und in Echtzeit Ergebnisse verfolgen (Abbildung A.15).

Für jede einzelne Metrik werden folgende drei Eigenschaften angezeigt: Die Anzahl der teilnehmenden Probanden, die Anzahl der Probanden, die den Test nicht abgeschlossen haben und die Anzahl derjenigen Probanden, für die eine Berechnung der Metrik noch nicht abgeschlossen ist, da das Messintervall noch nicht erreicht wurde. Für alle Metriken werden zusätzlich statische Werte (wie der Konfidenzwert) und Boxplot-Diagramme mit den Verteilungen der metrischen Daten visualisiert.

#### 3.11.3. Diskussion und Ausblick

Mit den in im Kapitel 4 beschriebenen Beispielen wird gezeigt, dass sich der hier vorgestellte Ansatz bewähren konnte. Doch zeigen sich im Einsatz auch einige Optimierungsmöglichkeiten. Zum einen wurde der Code so vereinfacht, dass Start und Zuordnung gleichzeitig erfolgten, was zu weniger Komplexität und Anwendungsfehlern bei der Implementierung neuer Tests führte. Zusätzlich zeigte sich, dass es beim Testdesign oft keine klaren Hypothesen über die erwarteten Auswirkungen gab. Somit wurde für ein exploratives Arbeiten eine Vielzahl von Metriken in den Test aufgenommen, worunter die Übersichtlichkeit der Ergebnisseiten leidet. Insgesamt wird die Möglichkeit zur Durchführung von A/B/n-Tests gut angenommen und alle größeren Forschungsarbeiten im Kontext der HPI MOOC-Plattform benutzen diese Möglichkeit. Das (statistische) Potential, das MOOCs mit ihrer hohen Anzahl an Teilnehmern bieten, kann durch solche A/B/n-Tests gut genutzt werden. Interessant erscheint auch der Ansatz neue Optimierungen automatisiert zu testen und durch maschinelles Lernen zu unterstützen. Ein solches Experiment bietet sich beispielsweise an, um zu explorieren, wann ein guter Zeitpunkt ist, um eine aktivierende Nachricht an die Nutzer zu verschicken (deren grundlegende Wirksamkeit vorher evaluiert worden ist). Es ist davon auszugehen, dass hier im Bereich der marketinggetriebenen Testtools weitere Impulse und Erkenntnisse in den kommenden Jahren gewonnen werden, welche dann auf die Adaptierbarkeit innerhalb der in dieser Arbeit untersuchten Kontexte überprüft werden sollte.

Wenig Mehrwert hat hingegen die Integration der Auswertungssichten innerhalb der Plattform gebracht. Zwar erlaubte dies einen einfachen Einstieg, mindestens zwei Tests wurden aber außerhalb der Plattform ausgewertet. In einem Fall wurden weitergehende Analysen angestellt und es gab Expertise in vorhandener Statistiksoftware, im zweiten Fall gab es keine passenden Metriken, da eine komplett neue Funktionalität getestet wurde. Auch wurde kritisch gesehen, dass lediglich die Ergebnisse der Auswertungen, nicht aber die eigentlichen Metriken und deren Anwendung einsehbar waren. Daher soll zukünftig die Steuerung der Experimente und die Auswertung der Daten unterschieden werden. Zusätzlich könnten per Voreinstellung alle Metriken berechnet werden, um ein explorativeres Arbeiten zu ermöglichen und auch Effekte zu identifizieren, die nicht erwartet worden sind.

Eine Skizze einer verbesserten Architektur, in der die Verarbeitung außerhalb der Software erfolgt, findet sich in Abschnitt A.4.

### 3.12. Diskussion und Ausblick

In diesem Kapitel wurde dargestellt, wie mit einer spezialisierten Infrastruktur Interaktionsdaten (explizite LA-Daten) der Lernenden erfasst, verarbeitet und genutzt werden können. Ergänzt werden diese Daten dann durch bereits im System vorhandene Daten, die auch zur Bereitstellung der Dienste innerhalb der Lernplattform benötigt werden (implizite LA-Daten). Es wurde abgegrenzt, warum es nicht ausreicht, bestehende Tools aus der Welt der Web-Analytics zu verwenden. Eine Implementierung innerhalb der HPI MOOC-Plattform wurde erläutert und evaluiert. Dabei wurden Web-Analyse Tools unter Berücksichtigung datenschutzrechtlicher Rahmenbedingungen als Komponente innerhalb der Analytics Infrastruktur implementiert, um deren Funktionalität nicht zu duplizieren. Die datenschutzkonforme Integration von interaktiven Bildungsmedien, die insbesondere für den Lernraum Schule von Bedeutung ist, wurde mit Hilfe von Pseudonymisierung und De-Pseudonymisierung und einem begleitenden Konzept gelöst. Auf Basis der erfassten Interaktionsdaten wurde dann ein Konzept für einen Satz an Metriken entwickelt, mit denen das Verhalten der Lernenden in verschiedenen Kategorien erfasst und analysiert werden kann. Diese Metriken können nicht nur über verschiedenen Kanäle visualisiert werden, sondern auch dafür verwendet werden, ein automatisiertes Qualitätsmonitoring zu implementieren. Eine in die Plattform integrierte A/B/n-Funktionalität erlaubt es, auf Basis der Metriken A/B/n-Tests anzulegen und diese automatisierte auszuwerten.

In der Evaluation der Learning Analytics Infrastruktur [157] wird insbesondere auf die Aspekte Skalierbarkeit, Erweiterbarkeit, Vielseitigkeit und des Datenschutzes eingegangen.

Die technische **Skalierbarkeit** des Systems wurde zuerst in [115] untersucht, wobei vier Instanzen auf einem Laptop 400 Events pro Sekunde mit einer Latenz von unter 500ms verarbeiten konnten. Später wurde darüber hinausgehend unter Praxisbedingungen die Verarbeitung der Nutzungsdaten analysiert: 328.507 Lernende, die innerhalb des Jahres 2018 auf openSAP 126.180.673 Events auslösten. Verteilt man diese Anzahl an Events über das ganze Jahr, so ergibt dies eine Verteilung von einem Event auf alle vier Sekunden, was zunächst nicht viel klingt. Allerdings ist die Nutzung von MOOC-Plattformen stark schwankend, mit Lastspitzen vor Abgabefristen. Insgesamt war in 98,7% der Zeit eine unmittelbare Verarbeitung der Events möglich. Hierbei waren vier Instanzen ausgerollt, eine weitere Skalierbarkeit durch das Hinzufügen von Instanzen ist also möglich.

Die **Erweiterbarkeit** des Systems wurde im Betrieb bewiesen. So wurden mehrfach Datenbanken erweitert. Startete der Learning Analytics Service mit einer Graph-Datenbank, einer Elasticsearch und dem MOOC-DB Schema (siehe [191]) in einer PostgreSQL, so wurden zwei der drei Komponenten innerhalb der Storage-Schicht ausgetauscht. Auch innerhalb des Pipelinekonzeptes wurden Komponenten

### 3. Learning Analytics

hinzugefügt oder entfernt. Zusätzlich wurden weitere Events erfasst und verarbeitet. Somit kann insgesamt von einer sehr guten Erweiterbarkeit des Systems gesprochen werden.

Auch die **Anpassbarkeit** des Systems konnte bewiesen werden. Neben den im Laufe des Projektes vorgenommenen Erweiterungen wie in Abschnitt 3.11 und Abschnitt 3.10 beschrieben, gehört dazu auch die Einführung von Dashboards für die Lernenden [155]. All dies war ohne Änderungen an der grundlegenden Architektur des Learning Analytics Dienstes möglich.

Erweiterte Anforderungen an den **Datenschutz**, die mit dem Inkrafttreten der DS-GVO an die HPI MOOC-Plattform gestellt wurden, konnten ebenso ohne größere Anpassungen des Dienstes realisiert werden.

Insgesamt können mit Rückblick auf die in über fünf Jahren gewonnenen Erfahrungen, die folgenden Architekturentscheidungen als erfolgreich und zur Nachahmung empfohlen identifiziert werden:

Die **entkoppelte Datensammlung und Verarbeitung** in einem eigenen von der Anwendung separierten Dienst. Hierdurch erhöht sich die eigentliche Anwendungslast nicht mehr in Situationen, in denen durch eine intensive Nutzung eine hohe Last und damit auch viele zu verarbeitende Analytics Events geschrieben werden. Im schlimmsten Fall kommt es zu einem Stau bei der Verarbeitung, sodass Daten nicht in Echtzeit dargestellt werden.

Das flexible **Schema-Agnostische Pipeline-Konzept**, welches einen ETL-Prozess implementiert, der erst im letzten Schritt in die entsprechenden Datenspeicher schreibt. Hierdurch müssen bei Ergänzungen oder Anpassungen der verwendeten Datenspeicher nur minimale Anpassungen der Datenverarbeitung vorgenommen werden.

Der zentrale Zugang zu den Rohdaten über **Metriken** erleichtert die Implementierung datengetriebener Werkzeuge und Anwendungen. Auch hier wird durch die Entkoppelung der Datenbanktechnologie eine Flexibilität gewonnen. Allerdings werden implizit über die Auswahl der zur Verfügung gestellten Metriken Annahmen und Beschränkungen getroffen.

Die Wahl des **xAPI-Formates** für die Notation und Speicherung der Events hat sich bewährt, da dieser Standard seitdem zunehmend an Verbreitung gewonnen hat. So kommen auch Open-Source Learning Record Stores als eine der verwendeten Speicherlösungen in Betracht.

Die jeweils geltenden **Datenschutz**-Rahmenbedingungen sind zu beachten, etwa durch Anonymisierung und Aggregation von Daten. Hier ist zu unterscheiden zwischen Daten, bei denen ein Bezug auf den Lernenden notwendig ist (etwa für ein Lernenden-Dashboard) und solchen bei denen eine aggregierte Auswertung ausreicht (da diese nicht mehr personenbeziehbar sein müssen).

Kritischer hingegen ist die **Portabilität** und **Interoperabilität** der vorgestellten Lösung zu beurteilen. Ansätze wie der MOOC-DB konforme Datenspeicher [191], der eine Interoperabilität der Daten mit anderen Plattformen und damit auch deren Tools erschlossen hätte, scheiterte daran, dass das MOOC-DB Projekt nicht weitergeführt wurde. Auch bei den xAPI-Events gibt es über das Format hinaus

kaum Interoperabilität, da oft plattformspezifische Verben und Metadaten (Kontext und Ergebnis) verwendet werden.

Auch das **explorative Arbeiten** mit den Daten ist nur lokal möglich, nachdem die Daten exportiert wurden. Das führt dazu, dass je nach Bearbeiter werkzeugspezifische Skripte entstehen, die nicht geteilt und kollaborativ weiterentwickelt werden.

Wünschenswert ist hier, dass das Potential der Aufgabentrennung durch die Microservices in frei zugänglichen, interoperablen Diensten genutzt wird. Ein Vorschlag hierfür findet sich in Abschnitt A.4.

Im folgenden Kapitel wird gezeigt, wie auf Basis der vorgestellten LA-Infrastruktur und der darin enthaltenen A/B/n-Testfunktionalität ausgewählte Verbesserungen der HPI MOOC-Plattform implementiert und getestet werden.





## 4. Evaluation ausgewählter Verbesserungen

### 4.1. Kapitelübersicht

Die Einführung des A/B/n-Test Frameworks sowie seiner Metriken, die durch den Learning Analytics Dienst erfasst wurden, erlaubt es, basierend auf dem in Abschnitt 2.2 vorgestellten Framework neue Funktionen zu testen. Dabei wurden neue Optimierungsmöglichkeiten zunächst gesammelt, dann priorisiert und getestet. Das Testen kann mit verschiedenen Werkzeugen und Methoden erfolgen. In diesem Kapitel werden ausschließlich solche Tests betrachtet, die durch A/B/n-Tests (siehe Abschnitt 3.11) ausgewertet wurden. In Abhängigkeit der Testergebnisse kann dann entschieden werden, ob eine Funktion dauerhaft zur Verfügung gestellt wird. Dabei wird als erstes untersucht, ob Mails dazu geeignet sind, Lernende zu aktivieren (Abschnitt 4.2, Abschnitt 4.3). Anschließend werden in Abschnitt 4.4 verschiedene Maßnahmen getestet, um neue Nutzer mit der Plattform vertraut zu machen. In Abschnitt 4.5 wird versucht, die Aktivität in den Kursforen zu erhöhen, bevor in Abschnitt 4.6 gezeigt wird, wie Tests von alternativen Lerninhalten durchgeführt werden können. Abschließend wird im Abschnitt 4.7 diskutiert, inwiefern sich die Tests und das dahinterliegende Framework bewährt haben.

### 4.2. Erinnerungsmails für Kursinhalte

Eine der viel diskutierten Fragen im Kontext von MOOC-Kursen beschäftigt sich mit den hohen Abbrecherquoten innerhalb der Kurse und wie diesen entgegengewirkt werden kann [86, 122, 211]. Erinnerungsmails, die in regelmäßigen Abständen an die Kursteilnehmer gesendet werden, scheinen sich dabei als eine naheliegende Methode anzubieten.

#### 4.2.1. Konzept und Implementierung

Neue Inhalte werden in den HPI MOOC-Plattformen in der Regel zum Wochenbeginn veröffentlicht. Daher wird der davorliegende Freitag als einen geeigneter Zeitpunkt ausgewählt, um die Nutzer per E-Mail an ihre noch nicht besuchten Kursmaterialien und Aufgaben zu erinnern. Wie auch bei den im Abschnitt 4.4 beschriebenen E-Mails wird hier eine Cron-Implementierung (in diesem Fall mittel `sidekiq-cron`)[168] verwendet, die es ermöglicht, in regelmäßigen Abständen Erinnerungsmails zu schicken [38]. Zu diesem Zeitpunkt fügt der Sidekiq-Cron-Worker

#### 4. Evaluation ausgewählter Verbesserungen

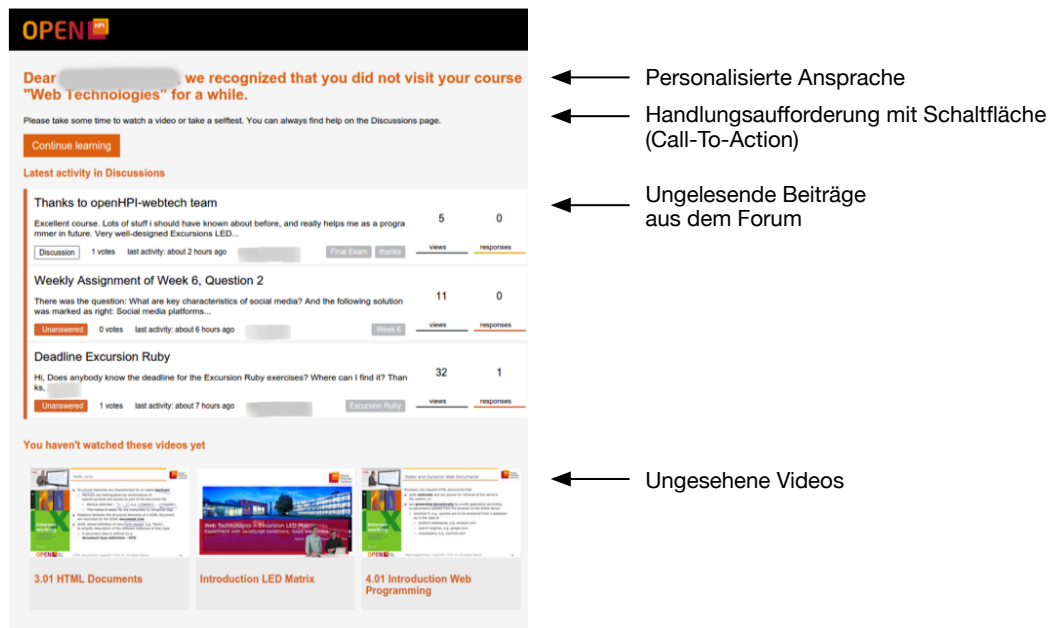


Abbildung 4.1.: Getestete Version der Erinnerungs-Mails

alle Nutzer, die den Kurs in den letzten vier Tagen nicht besucht und die weniger als 90 Prozent der gesamten Kursinhalte angesehen haben, in eine Warteschlange ein und arbeitet diese ab. Der Empfang der Mails lässt sich durch den Nutzer jederzeit deaktivieren. Der Test wurde als multivarianter A/B/n-Test konzipiert. Dabei wurden vier verschiedene Typen von Mails implementiert. Details der Implementierung finden sich in [71].

Gruppen A/B/n-Test	
Gruppe 0	Kontrollgruppe (erhält keine Mail)
Gruppe 1	Eine Erinnerungsmail nur mit einem textuellen Call-To-Action
Gruppe 2	Wie 1, zusätzlich mit aktuellen Posts aus dem Kursforum
Gruppe 3	Wie 1, zusätzlich ungesehene Videos
Gruppe 4	Wie 1, zusätzlich ungesehene Videos und aktuelle Posts aus den Kursforum

Tabelle 4.1.: Gruppeneinteilung für A/B/n-Test zur Evaluation der Erinnerungsmails für Kursinhalte

### 4.2.2. Auswertung

Der Test wurde vom 6. Juli bis zum 19. Juli 2015 im *Web Technologies* Kurs auf openHPI durchgeführt [145]. 9196 Teilnehmer wurden per Zufallsverfahren auf die verschiedenen Gruppen aufgeteilt. Alle Metriken wurden nach sieben Tagen (nach Zuordnung des Lernenden zu dem Test) ausgewertet. Nur bei der Kurszertifikat-Metrik musste bis zum Kursende gewartet werden, da diese Metrik vorher nicht ausgewertet werden kann. Die Auswertungen wurden vollautomatisiert durch das A/B/n-Test Framework erstellt.

Insgesamt lässt sich erkennen, dass die Erinnerungs-Mails positiv zur Kursaktivität beitragen. Allerdings sind die Ergebnisse ausschließlich bei den Erinnerungsmails, welche Videos enthalten, statistisch signifikant (Tabelle 4.2). Ein ähnliches Ergebnis lässt sich für die Anzahl der Besuche der Website (Tabelle 4.3) und die Anzahl der angesehenen Videos (Tabelle 4.4) feststellen.

Gruppe	Teilnehmer	Durchschnitt	Veränderung	Konfidenz
Kontrollgr.	1830	1,12		
Text	1831	1,34	19,92 %	89,11 %
Neue Aktivität	1833	1,2	6,96 %	66,30 %
Videos	1834	1,53	37,36 %	<b>98,01 %</b>
Fragen und Videos	1868	1,6	43,32 %	<b>99,13 %</b>
<b>Gesamt</b>	9196	1,36		

**Tabelle 4.2.:** Erinnerungs-E-Mails: Ergebnisse für die Kursaktivität nach sieben Tagen

Gruppe	Teilnehmer	Durchschnitt	Veränderung	Konfidenz
Kontrollgr.	1830	1,1		
Text	1831	1,33	20,63 %	89,78 %
Neue Aktivität	1833	1,19	7,45 %	67,26 %
Videos	1834	1,53	38,26 %	<b>98,17 %</b>
Fragen und Videos	1868	1,58	43,46 %	<b>99,11 %</b>
<b>Gesamt</b>	9196	1,35		

**Tabelle 4.3.:** Erinnerungs-E-Mails: Ergebnisse für die Anzahl der Besuche der Website nach sieben Tagen

Die Funktion wurde nach Auswertung der Ergebnisse in die HPI MOOC-Plattform übernommen, jedoch instanzspezifisch standardmäßig aktiviert/deaktiviert. Die

#### 4. Evaluation ausgewählter Verbesserungen

Gruppe	Teilnehmer	Durchschnitt	Veränderung	Konfidenz
Kontrollgr.	1830	0,47		
Text	1831	0,6	29,0 %	93,02 %
Neue Aktivität	1833	0,59	26,87 %	89,02 %
Videos	1834	0,75	60,38 %	<b>99,58 %</b>
Fragen und Videos	1868	0,81	73,08 %	<b>99,83 %</b>
<b>Gesamt</b>	9196	0,64		

**Tabelle 4.4.:** Erinnerungs-E-Mails: Ergebnisse für Anzahl der Videoaufrufe nach sieben Tagen

Gruppe	Teilnehmer	Durchschnitt	Veränderung	Konfidenz
Kontrollgr.	1830	0,12		
Text	1831	0,07	-46,22 %	8,51 %
Neue Aktivität	1833	0,08	-38,22 %	15,39 %
Videos	1834	0,06	-51,23 %	6,83 %
Fragen und Videos	1868	0,1	-14,33 %	36,46 %
<b>Gesamt</b>	9196	0,09		

**Tabelle 4.5.:** Erinnerungs-E-Mails: Ergebnisse für Anzahl der Forenaufrufe nach sieben Tagen

Gruppe	Teilnehmer	Durchschnitt	Veränderung	Konfidenz
Kontrollgr.	1830	9,57		
Text	1831	8,43	-11,88 %	10,09 %
Neue Aktivität	1833	7,87	-17,71 %	2,28 %
Videos	1834	8,71	-8,97 %	17,02 %
Fragen und Videos	1868	9,51	-0,63 %	47,36 %
<b>Gesamt</b>	9196	8,82		

**Tabelle 4.6.:** Erinnerungs-E-Mails: Ergebnisse für Kurspunkte der Teilnehmer zum Kursende

nach Abschluss der Tests implementierte finale Version zeigt dabei die ungesesehenen Videos über den ungelesenen Forenbeiträgen an, da dieses Element in den Tests die höchste Wirkung gezeigt hat.

### 4.3. Übersichtsmails Forenaktivität

Die Diskussionen im Forum sollen dazu dienen, das allgemeine Verständnis der Teilnehmer zu verbessern, allerdings wird das Forum oft nur von einer kleinen

Anzahl der Teilnehmer aktiv benutzt [173]. Bei diesem A/B-Test soll festgestellt werden, ob ein täglich versandter Überblick der Diskussionen die Forennutzung der Lernenden erhöht.

**OPEN HPI**

Dear [redacted], here is your daily discussions digest for "Web Technologies".

You have been selected to test this new feature. If you wish to disable it, you can change your [preferences](#).

**Popular questions and discussions**

<p><b>Thanks to openHPI-webtech team</b></p> <p>Excellent course. Lots of stuff I should have known about before, and really helps me as a programmer in future. Very well-designed Excursions LED...</p> <p>Discussion 26 votes last activity: 3 days ago</p>	149	9
<p><b>Final Exam Question 24</b></p> <p>Hi, I wonder why in question 24 - "Which statements in the context of server-side caching are correct?" Answer: "Server-side caching is a solution..."</p> <p>Answered 8 votes last activity: about 1 hour ago</p>	141	20
<p><b>Call for Ratings - Pong</b></p> <p>With the reviews for the "Pong" peer assessment, it is the same as what I just wrote about the CSS peer assessment. So, same appeal here: Please...</p> <p>Discussion 6 votes last activity: 4 days ago</p>	50	2
<p><b>Call for Ratings - CSS Peer Assessment</b></p> <p>As there are still three reviews I wrote which are, according to the list at the bottom of the "View your results" page, "waiting for rating", it...</p> <p>Discussion 6 votes last activity: 3 days ago</p>	49	2
<p><b>Final Exam Question 13?</b></p> <p>I had question 13 marked wrong because I said browsers support several codecs was a problem, meaning that because they don't all support the same...</p> <p>Unanswered 6 votes last activity: 3 days ago</p>	108	8

**Can you answer any?**

<p><b>Undocumented question</b></p> <p>I find it very annoying that questions are asked in the quiz that are not discussed in the video. eg "Data can be reloaded by a script via..."</p> <p>Unanswered 3 votes last activity: about 1 month ago</p>	93	2
<p><b>Weekly Assignment 4 - Question 6</b></p> <p>Hello, I have a question concerning question 6 of the weekly assignment for week 4. My only correct answer is 'document.images' but the test now...</p> <p>Unanswered 3 votes last activity: 18 days ago</p>	42	2
<p><b>Selftest 6.07 Question 3</b></p> <p>Hello, the question asks for methods but in the check boxes only messages are listed. At least as far as I understand the presentation. So I'd...</p> <p>Unanswered 0 votes last activity: 11 days ago</p>	17	0
<p><b>Quiz 5-09 question 2</b></p> <p>Why isn't SVG SGML-based? SVG is XML-based, XML is SGML-based? conclusion SVG is also SGML-based? or?</p> <p>Unanswered 2 votes last activity: 21 days ago</p>	25	0
<p><b>[META] Maybe we can choose more than one?</b></p> <p>For the following question at the end of each quiz: Survey Item: Which subtopic do you consider as the most important one in the previous lecture?</p> <p>Unanswered 3 votes last activity: 28 days ago</p>	74	1

Abbildung 4.2.: Übersichtsmail für Forumsaktivität

#### 4. Evaluation ausgewählter Verbesserungen

##### 4.3.1. Konzept und Implementierung

Die Hypothese dieses Tests lautet, dass Mails mit Aktualisierungen aus dem Kursforum die Neugier der Benutzer wecken können und so zu mehr Aktivität in den Kursforen führen. Die Mails sollen daher vor allem Posts enthalten, die populär sind (also eine hohe Zahl an Aufrufen haben), die aber vom jeweiligen Nutzer noch nicht angesehen wurden. Zusätzlich beinhaltet die Mail einige unbeantwortete Fragen aus den Foren (siehe Abbildung 4.2). Es werden nur Benutzer benachrichtigt, die den Kurs auch innerhalb der letzten zwei Wochen besucht haben. Weitere Details der Implementierung können [71] entnommen werden. Zusätzlich lassen sich auch diese Mails jederzeit vom Nutzer deaktivieren. Die Aufteilung für den A/B-Test erfolgt in zwei Gruppen:

Gruppen A/B-Test	
Gruppe 0	Kontrollgruppe (Keine Mail)
Gruppe 1	Eine E-Mail mit den fünf beliebtesten Posts, die der Nutzer noch nicht aufgerufen hat und fünf Fragen, die noch kein Nutzer beantwortet hat.

**Tabelle 4.7.:** Gruppenaufteilung für A/B-Test zur Evaluation der Übersichtsmails zur Forenaktivität

##### 4.3.2. Auswertung

Der Test lief eine Woche und begann am 15. Juli 2015 im Kurs *Driving Business Results with Big Data* auf openSAP. Es gab insgesamt 4054 Teilnehmer, die mittels des Zufallsverfahrens auf ähnlich große Gruppen aufgeteilt wurden. Der Test zeigt sowohl für die Foren-Aktivität als auch die Anzahl der Foreneinträge bei statisch signifikanter Konfidenz deutlich positive Veränderungen an. Die Funktion wurde daher in die HPI MOOC-Plattform übernommen. Da die Mails aber nur Sinn machen, wenn sie regelmäßig verschickt werden und dies dazu führen könnte, dass andere Mails wie die Kursankündigungen nicht mehr beachtet werden, wurde entschieden die Funktion standardmäßig zu deaktivieren. Der Lernende muss sie also proaktiv in seinen Benachrichtigungs-Einstellungen aktivieren.

Der Test zeigt sowohl für die Foren-Aktivität als auch die Anzahl der Foreneinträge bei statisch signifikanter Konfidenz deutlich positive Veränderungen an. Die Funktion wurde daher in die HPI MOOC-Plattform übernommen. Da die Mails aber nur Sinn machen, wenn sie regelmäßig verschickt werden und dies dazu führen könnte, dass andere Mails wie die Kursankündigungen nicht mehr beachtet werden, wurde entschieden die Funktion standardmäßig zu deaktivieren. Der Lernende muss sie also proaktiv in seinen Benachrichtigungs-Einstellungen aktivieren.

Gruppe	Teilnehmer	Durchschnitt	Veränderung	Konfidenz
Kontrollgr.	2019	0,06		
Übersichtsmails	2035	0,1	63,198 %	19,156 %
<b>Gesamt</b>	4054	0,08		

**Tabelle 4.8.:** Übersichtsmails der Foren: Ergebnisse für Forenaktivität pro Nutzer nach sieben Tagen

Gruppe	Teilnehmer	Durchschnitt	Veränderung	Konfidenz
Kontrollgr.	2019	0,02		
Übersichtsmails	2035	0,04	139,77 %	<b>97,88 %</b>
<b>Gesamt</b>	4054	0,03		

**Tabelle 4.9.:** Übersichtsmails der Foren: Ergebnisse für die Anzahl der Foreneinträge pro Nutzer nach sieben Tagen

## 4.4. On-Boarding

### 4.4.1. Problemstellung

Gute benutzerzentrierte digitale Systeme bemühen sich, eine möglichst intuitive Bedienung zu gewährleisten. Doch mit zunehmend komplexeren Workflows und wachsender Anzahl an Funktionen wird dies zu einer anspruchsvollen Aufgabe. Neue Nutzer drohen in einer Software verloren zu gehen und frustriert die Nutzung einzustellen. Eine hohe und früh einsetzende Abwanderungsquote (auch Churn-Rate genannt) ist hierfür ein Indikator [33].

Der Begriff des Onboardings stammt dabei aus dem Unternehmenskontext und beschreibt, wie sich neue Mitarbeiter durch hierfür bereitgestellte Prozesse und Werkzeuge mit denen zur Ausübung ihres Berufes notwendigen Wissen und Fähigkeiten versorgen lassen, um effektive Mitglieder Ihres Unternehmens zu werden [123].

In Computerspielen, sei es auf dem Desktop oder mobilen Endgeräten, ist Onboarding heute Standard. Kaum einem Spielenden wird zugemutet lange und komplizierte Anleitungen zu lesen. Stattdessen wird die Komplexität des Spieles langsam intensiviert und der Spielende erhält, begleitet durch positives verstärkendes Feedback, kleine aufeinander aufbauende Aufgaben, die ihn inkrementell mit den verschiedenen Funktionen des Spieles vertraut machen [214].

Dort wo das Onboarding nicht gut gestaltet ist, führt dies zu einem Verlust an Spielern, was bei Free2Play Spielen zu direkten Umsatzverlusten führt [129].

Hier soll Onboarding als Summe jener Methoden und Elemente verstanden werden, die einem (in der Regel neuen) Nutzer helfen, mit einem digitalen Produkt wie einem digital gestützten Lernangebot und dessen Nutzung vertraut zu werden. Dem Nutzer soll hierdurch eine effiziente Nutzung erlaubt werden, wobei

#### 4. Evaluation ausgewählter Verbesserungen

gleichzeitig Frustrationen vermieden werden soll. Im Idealfall führt dies zu einer Steigerung sowohl des Lernerlebnisses als auch des Lernergebnisses und der Tiefe und Breite der Nutzung (siehe Abschnitt 3.6).

Gerade die ersten Minuten, die ein Nutzer in einer für ihn neuen Anwendung oder Umgebung verbringt, sind von äußerster Wichtigkeit für die Bindung zwischen Nutzer und Anwendung. In diesem Kontext macht es Sinn, den Onboarding-Prozess als erweiterten Prozess zu definieren und eher in einem LifeCycle-Management-Ansatz zu verorten. Kann der User in der frühen Phase gewonnen werden, die Plattform regelmäßig zu nutzen? Oder verlässt er sie direkt nach der Registrierung und der Anmeldung wieder [134]?

Wie in [149] vorgeschlagen kann die Unterstützung des Nutzers dabei in drei Phasen unterschieden werden: Phase 1 beschreibt das klassische Onboarding, bei dem Lernenden geholfen wird, Funktionalitäten und Prozesse zu verstehen, um sich mit der Nutzung vertraut zu machen.

Phase 2 beschreibt Hilfe und Unterstützung des Lernenden bei der fortlaufenden Nutzung. Hierzu zählen neben kontextsensitiver Hilfe auch Maßnahmen wie Gamification und aktive Kommunikation und Betreuung. Ziel dieser Phase ist es die Nutzung effizienter zu gestalten und damit die Lerneffizienz zu erhöhen, aber auch das Lernerlebnis zu optimieren und die Nutzung zu vertiefen und zu verbreitern.

Phase 3 umfasst Maßnahmen zur Reaktivierung von Lernenden, die vor Abschluss eines Angebotes aus diesem ausgestiegen sind, wie beispielsweise Reaktivierungsmails.

Als finale Phase 4 in einem solchen Model kann das Off-Boarding verstanden werden, wenn ein Nutzer zum Beispiel ein System verlässt, wie es bei einem Wechsel von Schule in Universität vorkommen kann. An dieser Stelle sollte eine hohe Datenportabilität und ein datenschutzkonformes Terminieren des Accounts des Lernenden gewährleistet werden.

Noch vor dem klassischen Onboarding steht der Prozess der Registrierung. Wie in [177] aufgezeigt, sind viele Lerninhalte und Angebote erst nach der initialen Registrierung des Nutzers möglich. Dieser Prozess ist oft aufwendig. Neben der Eingabe von personenbezogenen Daten muss auch oft die verwendete E-Mail-Adresse bestätigt werden, was den Prozess verlangsamt und verkompliziert, da der Nutzer den Kontext der Anwendung verlassen muss, um den Bestätigungslink in seinem Mailprogramm aufzurufen. Es ist daher davon auszugehen, dass schon viele potentielle Nutzer durch diesen Schritt verloren gehen. Durch einen sogenannten Social Login, also das Anmelden über ein vom Nutzer verwendetes Webangebot wie Google oder Facebook, wird dieser Prozess zwar vereinfacht und beschleunigt, es muss ihm aber trotzdem vorher erfolgreich kommuniziert werden, warum er sich anmelden soll.

Ein Angebot, welches über eine verpflichtende Registrierung verfügt, wird durch diese sogenannten Login-Walls [17] in zwei Bereiche aufgeteilt. Inhalte, die für jeden zugänglich sind stehen vor diesem Login-Wall im öffentlichen Bereich, alle anderen stehen hinter dieser Grenze.

Hierdurch entsteht ein Spannungsverhältnis. Zum einen ist es erstrebenswert, möglichst viele Nutzer zu einer Registrierung zu bewegen, weil nur dann die Iden-



tität des Nutzers bekannt ist, eine regelmäßige Kommunikation mit dem Nutzer erfolgen kann und LA-Daten erfasst werden können. Andererseits sprechen die hier genannten Punkte dafür, dem Lerner auch ohne Registrierung und Anmeldung so viel Inhalte zur Verfügung zu stellen, dass sich dieser ein genaues Bild von Plattform und Inhalten machen kann.

In besonderen Situationen gibt es Gründe, die dafür sprechen können vollständig auf eine Registrierung zu verzichten. Eine Registrierung ist immer auch mit einer Personalisierung des Angebotes versehen. Hierdurch werden mehr Rechnerkapazitäten bei der Bereitstellung benötigt, als dies der Fall wäre, würde jeder Nutzer die identischen Inhalte sehen, so wie dies bei Online-Zeitungen der Fall ist. Nur im letzteren Fall kann durch ein Zwischenspeichern der Inhalte in einem CDN eine nahezu unendliche Skalierbarkeit gewährleistet werden.

Wie in [179] gezeigt wird, relativiert sich die Wirkung neuer Funktionen, wenn diese nicht gut in Richtung des Nutzers kommuniziert werden.

#### 4.4.2. Onboarding für MOOC Lerner

Im Kontext der HPI MOOC-Plattformen wurden für diesen Test drei verschiedene Onboarding-Strategien entwickelt, die mittels A/B/n-Tests evaluiert wurden: Ein Screenshot Tutorial, ein Schritt-für-Schritt Tutorial und eine E-Mail basierte Onboarding-Strategie. Hierzu ist es zunächst notwendig zu definieren, welches das erwünschte Verhalten eines Nutzers ist. Dies kann als "Learners Journey" (siehe Abschnitt A.5) definiert werden und beinhaltet messbare Interaktionen mit der Software. Im Falle der HPI MOOC-Plattform wurde diese Learners Journey auf Basis des Lernzyklus (siehe Abbildung 1.1) wie folgt definiert: Ein Lernender registriert sich und meldet sich für einen Kurs an. In diesem Kurs betrachtet er ein Video und überprüft danach sein Wissen in einem Selbsttest. Bei Schwierigkeiten sucht er nach weiteren Informationen im Kursforum oder hilft dort anderen Lernenden. Ist er mit den Grundfunktionen der Plattform vertraut, beginnt er den Lernprozess zu individualisieren und/oder effizienter zu gestalten, etwa indem er die Skalierung der Videos anpasst und Abspielgeschwindigkeit der Videos erhöht (siehe [144]).

#### 4.4.3. Konzept und Implementierung

Die ersten beiden Tutorials beginnen dabei automatisch nach der Registrierung und laufen in folgenden vordefinierten Schritten ab, die dieser Learners Journey entsprechen. Details der Implementierung lassen sich [44] entnehmen.

1. Navigation auf die Kursübersichts-Seite
2. Navigation zum Kurs
3. Einführung in den Kursinhalt (Wochenstruktur, Videos und Quizze)
4. Navigation zum Diskussions-Forum

#### 4. Evaluation ausgewählter Verbesserungen

##### 5. Einführung des Diskussions-Forums

Die Onboarding Mails greifen dieses Konzept auf, setzen es aber anders um. Dem Benutzer sollen hier an den ersten fünf Tagen nach Registrierung auf der MOOC-Plattform folgende Mails zugesendet werden, sofern der Nutzer die jeweiligen Features noch nicht verwendet oder ausgeführt hat. Das System muss also registrieren, welcher Nutzer welche Features verwendet. Hierfür werden vorhandene LA-Events verwendet oder erweitert.

##### 4.4.3.1. Variante A: Screenshot-Tutorial

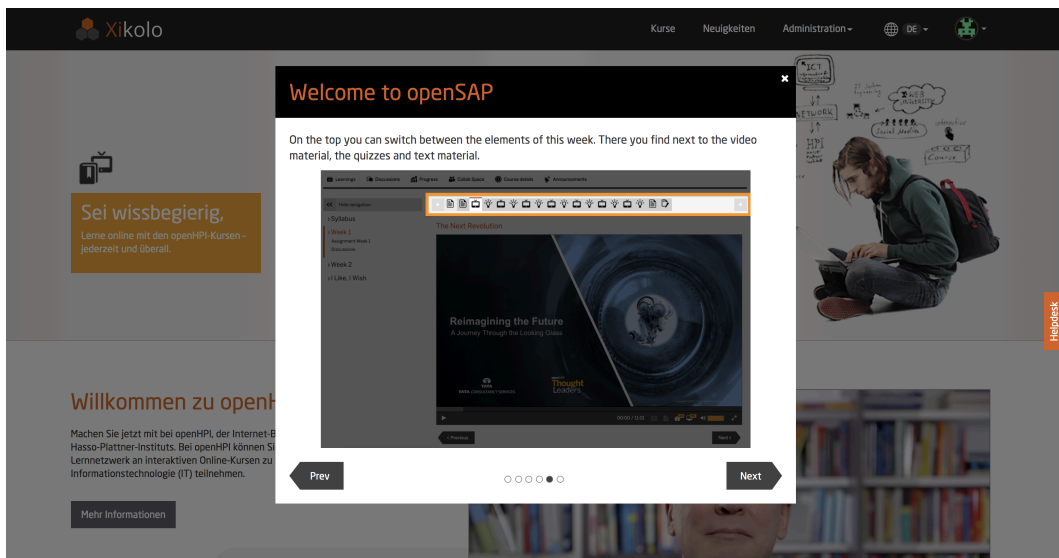


Abbildung 4.3.: Onboarding in einem Modal

Wie in Abbildung 4.3 zu sehen beruht diese Alternative auf einem modalen Pop-Up-Fenster. Wird das Fenster angezeigt, so wird der Hintergrund ausgegraut und der Benutzer kann ausschließlich mit dem Pop-Up-Fenster interagieren. Basierend auf dem vorgestellten Konzept, werden die Elemente in der oben genannten Reihenfolge eingeführt. Allerdings muss das Betreiber-Team die in dem Modal angezeigten Screenshots bei kosmetischen, spätestens aber bei funktionalen Änderungen anpassen - was einen gewissen Mehraufwand pro Instanz erfordert. Auch müssen die verwendeten Screenshots evtl. in verschiedenen Sprachversionen erstellt werden.

##### 4.4.3.2. Variante B: Schritt-für-Schritt Tutorial

Bei dieser in die Plattform integrierten Lösung wird der Benutzer direkt nach der Registrierung beim ersten Besuch eines Kurses durch diesen hindurchgeführt. Die zu erklärenden Elemente werden dabei nacheinander hervorgehoben (siehe Abbildung 4.4). Die Erklärungen sind inhaltlich identisch zu den Erklärungen des

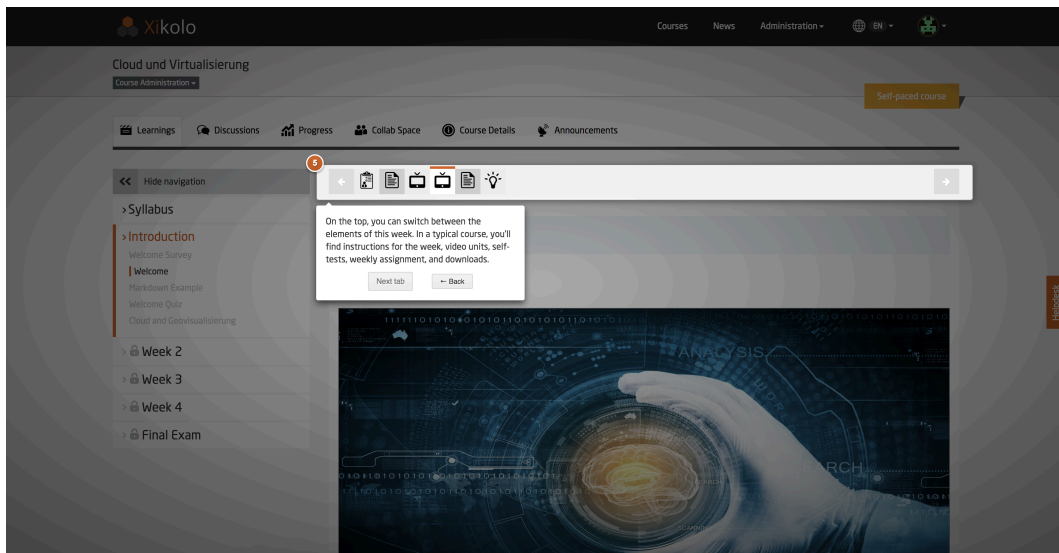


Abbildung 4.4.: Integriertes Onboarding

Screenshot Tutorials. Das Tutorial stoppt nach zwei Schritten (Teil 1) und kann erst fortgesetzt werden, wenn der Benutzer sich für seinen ersten Kurs einschreibt (Teil 2). Grundlage der Implementierung ist die Bibliothek IntroJs [80]. Dabei lässt sich mit dem Tutorial auch über verschiedene Unterseiten der Plattform navigieren, was sich zur Umsetzung der Konzeption des Tutorials als geeignete Lösung erwies. Das Schritt-Schritt Tutorial hat den Vorteil, dass die Verknüpfung zu den HTML-Elementen mittels einer eindeutigen ID bestehen bleiben, auch wenn sich diese Elemente graphisch oder funktional verändern. Daher muss das Tutorial nur bei einer kompletten funktionalen Umgestaltung angepasst werden.

#### 4.4.3.3. Variante C: Onboarding mittels Mails

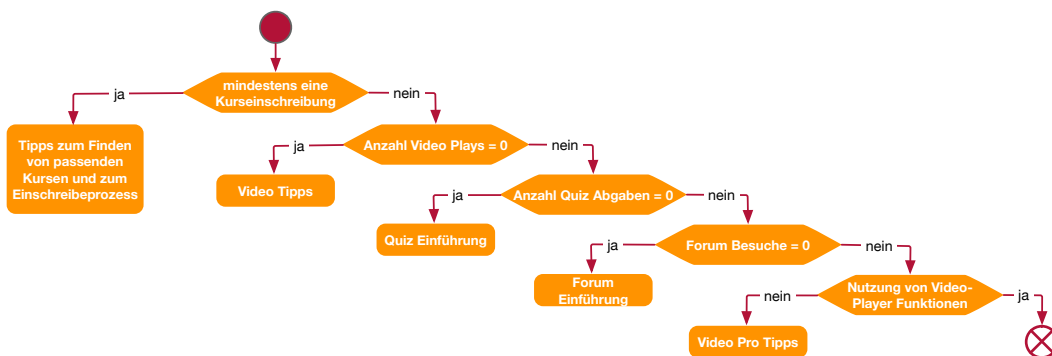


Abbildung 4.5.: Auswahl der On-Boarding-Mail Inhalte in openHPI

#### 4. Evaluation ausgewählter Verbesserungen

Bei dieser Variante findet keine Interaktion innerhalb der Benutzeroberfläche statt, sondern das System sendet E-Mails an den Benutzer. Um jeden Tag zu einer festgelegten Uhrzeit eine Mail zu senden, wird ein Cron-Job verwendet. Wie in Abbildung 4.5 zu sehen, werden die Erinnerungsmails für die Benutzer auf Grundlage der fünf Schritte aus dem Konzeptteil individualisiert. Eine bloße Abarbeitung der Liste ist nicht sinnvoll, da sich der Benutzer schon mit einzelnen Schritten beschäftigt haben könnte und er dann Mails bekommen würde, die ihn auf Funktionen hinweisen die er schon verstanden und angewandt hat. Wurden Funktionen schon verwendet und im LA-Dienst finden sich entsprechende Events, überspringt das System deshalb diese Erinnerungs-Mail dementsprechend und sendet die nächste passende E-Mail.

##### 4.4.4. Auswertung

Die ersten beiden Onboarding-Varianten wurden in einem Test vom 4. April 2018 bis zum 30. Mai 2018 auf openSAP getestet. Insgesamt nahmen 2250 Teilnehmer an dem Test teil, die mittels Zufalls-Verfahrens gleichmäßig auf die einzelnen Gruppen aufgeteilt wurden. Die Mail-Variante wurde im Zeitraum vom 25. Juli 2018 bis zum 2. August 2018 durchgeführt. Hier gab es 2992 Teilnehmer. Ausgehend von den einzelnen Schritten wurden verschiedene Messungen der Metriken jeweils nach 30 Minuten, einem Tag und nach einer Woche vorgenommen. Hierfür wurde das A/B/n-Test System um weitere Metriken wie der Zahl der Kurseinschreibungen pro Nutzer erweitert. Per Filter (Anzahl der Kurs-Einschreibungen kleiner als eins) wurden ausschließlich solche Nutzer zugeordnet, die noch nicht in Kursen aktiv waren.

Gruppe	Teilnehmer	Durchschnitt	Veränderung	Konfidenz
Kontrollgr.	751	0,72		
Schritt-für-Schritt	749	0,72	-0,05 %	49,77 %
Screenshot Tutorial	750	0,75	2,76 %	61,61 %
Mails Kontrollgr.	1495	1,03		
Onboarding Mails	1497	0,94	-9,30 %	3,53 %

**Tabelle 4.10.:** Einfluss der Onboarding-Strategie auf die Anzahl der Einschreibungen pro Nutzer nach Ablauf von 30 Minuten

In Tabelle 4.10 wird ersichtlich, dass die Veränderungen an den kurzfristig erfolgten Einschreibungen pro Nutzer klein sind. Die Messwerte der Erinnerungsmails können hier vernachlässigt werden, weil diese nur einmal am Tag versendet wurden, und dies nicht (unbedingt) mit dem Startzeitpunkt des jeweiligen Tests übereinstimmte.

In Tabelle 4.11 zeigt sich, dass die Verwendung eines Pop-Ups erste kleine positive Effekte erzielt (im Konfidenzintervall von 95 Prozent). Nach sieben Tagen

Gruppe	Teilnehmer	Durchschnitt	Veränderung	Konfidenz
Kontrollgr.	751	0,89		
Schritt-für-Schritt	749	0,92	2,67 %	62,62 %
Screenshot-Tutorial	750	1,13	25,74 %	<b>95,97 %</b>
Mails Kontrollgr.	1497	1,24		
Onboarding-Mails	1498	1,15	-7,85 %	5,99 %

**Tabelle 4.11.:** Einfluss der Onboarding-Strategie auf die Anzahl der Einschreibungen pro Nutzer nach Ablauf eines Tages

verstärkt sich der Effekt und ist für beide webbasierte Gruppen nachweisbar (Tabelle 4.12).

Gruppe	Teilnehmer	Durchschnitt	Veränderung	Konfidenz
Kontrollgr.	747	13,27		
Schritt-für-Schritt	745	16,51	24,27 %	<b>96,23 %</b>
Screenshot-Tutorial	745	17,19	29,37 %	<b>97,32 %</b>
Mails Kontrollgr.	1260	14,06		
Onboarding Mails	1264	14,33	1,86 %	58,10 %

**Tabelle 4.12.:** Einfluss der Onboarding-Strategie auf die Kursaktivität nach sieben Tagen

Gruppe	Teilnehmer	Durchschnitt	Veränderung	Konfidenz
Kontrollgr.	746	0,05		
Schritt-für-Schritt	745	0,12	134,01 %	<b>97,95 %</b>
Screenshot Tutorial	742	0,09	72,91 %	<b>98,59 %</b>
Mails Kontrollgr.	1261	0,07		
Mails	1262	0,07	-10,85 %	27,61 %

**Tabelle 4.13.:** Einfluss der Onboarding-Strategie auf die Forenaktivität nach sieben Tagen

Wie in Tabelle 4.11, Tabelle 4.12 und Tabelle 4.13 zu sehen, kann generell gezeigt werden, dass beide Formen der Tutorials in jedem Fall positive Effekte auf Foren- und Kursaktivität erzielen und diese Effekte zudem ungefähr gleich groß sind. Für die Mails lassen sich hingegen auch nach einer Woche keine belastbaren Aussagen treffen.

##### 4.4.5. Ergebnisse und Ausblick

Da der Wirkungseffekt bei der Messung in einem kurzen Zeitraum (30 Minuten) relativ klein ist, lässt sich die Vermutung widerlegen, dass Benutzer mehr Hilfe bei der Anmeldung brauchen bzw. sie sich wegen mangelnder Navigationshilfe bei der Anmeldung nicht für einen Kurs einschreiben. Die Annahme, die auf Basis einzelner Supportanfragen getroffen wurde, ist somit nicht validiert, hier gibt es demnach keinen Handlungsbedarf. Hingegen führen die Tutorials zu einer eindeutigen Verbesserung der Nutzung, wie sich an den positiven Testergebnissen feststellen lässt, die über einen längerfristigen Zeitraum gemessen wurden. Der Unterschied zwischen den beiden Tutorialvarianten bleibt dabei gering. Die modale Variante ist geringfügig erfolgreicher. Bei einer endgültigen Entscheidung für eine der Varianten sollte aber neben dem gemessenen Effekt auch der erhöhte Verwaltungsaufwand durch die zu erstellenden Screenshots betrachtet werden. Für die Mails konnten keine statisch signifikanten Aussagen getroffen werden. Hier ist davon auszugehen, dass viele Mails in vollen Eingangspostfächern untergehen.

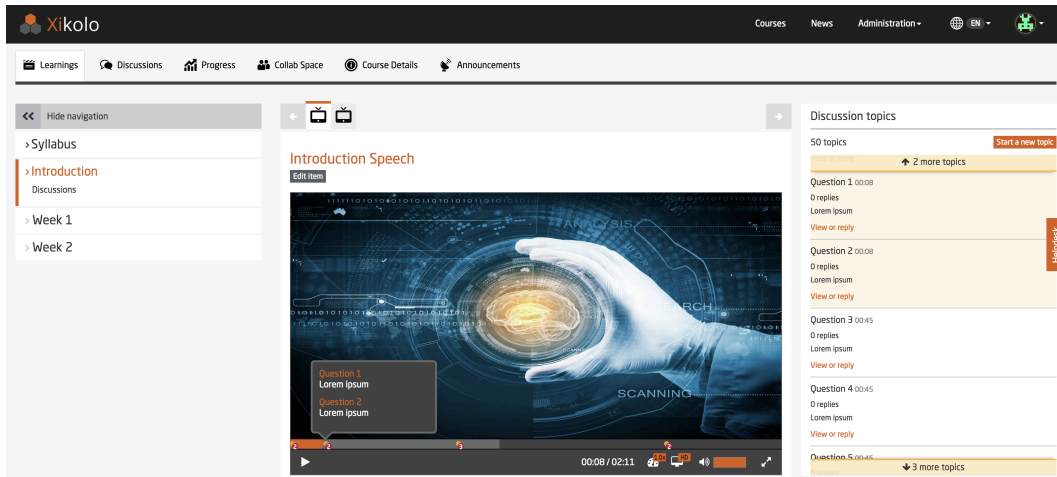
Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass es insbesondere bei komplexeren Lernplattformen und je nach Rolle des Nutzers sinnvoll ist, Nutzer proaktiv durch gezielte Kommunikationsmaßnahmen mit den Konzepten der Plattform vertraut zu machen und diese im Laufe der Nutzung auf weitere Funktionen hinzuweisen. Dabei sollten die Maßnahmen jeweils einfach abgebrochen werden können und unter Berücksichtigung der bisherigen Nutzung der Plattform erfolgen. (Abschnitt A.5)

Differenziertere Lernermodelle und Nutzungspfade können dabei helfen passendere Empfehlungen, insbesondere bei der fortlaufenden Nutzung der Plattform zu geben.

## 4.5. Social Video

### 4.5.1. Problemstellung

MOOCs sind für viele Lernende ein soziales Lernmedium. Dabei treten Fragen auf, die Nutzer nicht selbstständig anhand der Kursmaterialien beantworten können. Hier können andere Nutzer helfen. In manchen MOOC-Plattformen sind jedoch Wissensvermittlung und der sozial-interaktive Forenbereich getrennt. In der HPI MOOC-Plattform sind unter den Videos passende Fragen zu sehen, um diese beiden Bereiche zusammenzuführen, allerdings liegen diese beim Betrachten des Videos auf einem gängigen Monitor oder Laptop unterhalb des sichtbaren Bereiches. Daher soll in diesem Test untersucht werden, ob die Videoseite so optimiert werden kann, dass mehr Personen ihre Fragen miteinander teilen und die Diskussion über diese Fragen so intensiver wird.



**Abbildung 4.6.:** Social Video Konzept (mit Indikatoren in der Timeline, Vorschau und Fragen innerhalb des sichtbaren Bereiches)

### 4.5.2. Konzept und Implementierung

Getestet werden drei Ansätze, die ursprünglich in [44] vorgestellt und evaluiert wurden:

1. Verweise auf alle Fragen in der Fortschrittsleiste des Videos (siehe Abbildung 4.6).
2. Eine Liste aller Fragen neben dem Videoplayer: Bei Bildschirmen größer als 1400px wird diese Liste rechts neben dem Video angezeigt (siehe Abbildung 4.6). Bei kleineren Bildschirmgrößen erfolgt die Anzeige unter dem Video. Zudem wird die anhand der Abspielposition des Players relevanteste Frage für die jeweilige Abspielposition des Videos in der Liste hervorgehoben.
3. Ein Formular, über das beim Pausieren des Videos neue Fragen gestellt werden können: Hierdurch kann eine neue Frage einem genauen Zeitpunkt zugeordnet werden. Dieses Formular kann über ein Folienwahl-Tool am Ende des Videos ergänzt werden, sodass sich den einzelnen Teilen des Videos einfach und nachträglich Fragen zuweisen lassen. Dieses Fragen-Formular soll sowohl in der mobilen als auch der Desktop-Version verfügbar sein (siehe Abbildung A.14).

Technisch muss hierfür jeder Frage einem Zeitstempel zugeordnet werden – entsprechend dem Zeitpunkt innerhalb des Videos, zu dem die Frage gehört. Dieser Zeitstempel soll Fragen im jeweiligen Kontext hervorheben, in denen sie auftauchen, sodass anderen Lernenden die Beantwortung leichter fällt. Besonders bei längeren Videos kann dieses Feature nützlich sein.

Grundsätzlich kann sich bei A/B-Tests der Reifegrad und die Art der Implementierung von einer dauerhaften Implementierung unterscheiden. Da es nicht

#### 4. Evaluation ausgewählter Verbesserungen

Gruppen A/B/n-Test	
Gruppe 0	Kontrollgruppe
Gruppe 1	Neupositionierten Fragenliste
Gruppe 2	Fragenindikatoren in der Fortschrittsleiste des Videos
Gruppe 3	Eine Kombination aus den beiden vorherigen Gruppen

**Tabelle 4.14.:** Gruppeneinteilung für A/B/n-Test zur Evaluation des Social-Video-Features

unwahrscheinlich ist, dass ein Feature nach dem A/B-Test verworfen wird, sollte das Feature daher so umgesetzt werden, dass die Bedienbarkeit und Anmutung einer späteren finalen Version entspricht. Code- oder Effizienzoptimierungen können aber dem Test nachgelagert erfolgen.

In diesem Test wurden alle Funktionen als Komponenten des in EmberJS implementierten Video-Players entwickelt.

Da aber in einigen Varianten die Frageliste außerhalb des Players sichtbar ist, wurden Komponenten mit Hilfe des Plugins Ember Wormhole [49] in den DOM außerhalb des Players verschoben.

Da ein Zeitstempel für das Video ein neues Attribut ist, wurde das Backend entsprechend angepasst und es wurden zwei neue Endpunkte implementiert. Weitere technische Details der Implementierung finden sich in [44]. Damit auch Fragen die am Ende des Videos gestellt werden, mit einem Zeitstempel versehen sind, wurde der Dialog zum Stellen von Fragen und dem Beginnen von Diskussionen um ein Element ergänzt, in welchem alle Folien des Videos angezeigt und ausgewählt werden. Hierfür wurden die für die Slide-Navigation bereits vorhandenen Daten verwendet.

#### 4.5.3. Auswertung

Um das Social-Video-Feature zu evaluieren, wurde ein A/B/n-Test durchgeführt. Der Test wurde am 1. Juli 2018 kursübergreifend auf openHPI durchgeführt. Insgesamt haben 6010 Nutzer daran teilgenommen. Durch ein Zufallsverfahren wurden alle Gruppen nahezu gleichmäßig aufgeteilt. Die Hypothese lautet, dass sowohl die Kurs- als auch die Forenaktivität durch die verschiedenen Varianten zunehmen. Als Metriken wurden daher die Kursaktivität, die Forenaktivität, die Anzahl der Posts in den Foren und zuletzt die Aufrufzahl der Forenartikel pro Nutzer berechnet.

Es fällt auf, dass die erste Variante alleinstehend bei allen Tests durchgängig negativ abschneidet. Die geringe Forenaktivität lässt sich zwar dadurch erklären, dass Nutzer nicht mehr das Forum besuchen müssen, um Fragen anderer Nutzer zu sehen. Es erklärt jedoch nicht, warum weniger Fragen gestellt werden. Möglicherweise fühlen sich Benutzer auch von der Fragenliste abgelenkt oder gestört. Die zweite Variante, bei der die Fragen in der Fortschrittsleiste angezeigt werden, weist fast durchgängig positive Ergebnisse auf, auch wenn kein hinreichendes Kon-



Gruppe	Teilnehmer	Durchschnitt	Veränderung	Konfidenz
Kontrolgr.	1545	50,15		
Fragenliste	1538	47,42	-5,54 %	6,28 %
Indikatoren	1541	48,52	-3,35 %	19,97 %
Beides	1542	52,41	4,47 %	88,25 %
<b>Gesamt</b>	<b>6175</b>	<b>49,55</b>		

Tabelle 4.15.: Der Social-Video-Test für die Kursaktivität nach einer Woche

Gruppe	Teilnehmer	Durchschnitt	Veränderung	Konfidenz
Kontrolgr.	1541	81,27		
Fragenliste	1535	80,74	-0,75 %	42,05 %
Indikatoren	1536	81,67	0,31 %	52,90 %
Beides	1540	87,45	7,53 %	<b>97,50 %</b>
<b>Gesamt</b>	<b>6156</b>	<b>82,71</b>		

Tabelle 4.16.: Der Social-Video-Test für die Kursaktivität nach zwei Wochen

Gruppe	Teilnehmer	Durchschnitt	Veränderung	Konfidenz
Kontrolgr.	1542	1,23		
Fragenliste	1542	1,06	-13,64 %	19,37 %
Indikatoren	1540	1,30	5,32 %	60,18 %
Beides	1543	87,45	0,75 %	51,84 %
<b>Gesamt</b>	<b>6176</b>	<b>1,21</b>		

Tabelle 4.17.: Social-Video-Test für die Foren-Aktivität nach einer Woche

Gruppe	Teilnehmer	Durchschnitt	Veränderung	Konfidenz
Kontrolgr.	1535	2,07		
Fragenliste	1534	2,09	0,94 %	52,46 %
Indikatoren	1540	2,50	21,22 %	82,13 %
Beides	1537	2,43	17,47 %	86,39 %
<b>Gesamt</b>	<b>6155</b>	<b>2,27</b>		

Tabelle 4.18.: Social-Video-Test für die Foren-Aktivität nach zwei Wochen

fidenzintervall erreicht wird. Bei der dritten Alternative hingegen lassen sich keine endgültigen Schlüsse fassen, da die Ergebnisse relativ fluktuierend sind. Insgesamt waren die Ergebnisse zufriedenstellend und die Indikatoren-Variante kann als Roll-Out würdig betrachtet werden. Weitere qualitative Tests und Befragungen könnten zudem weitere Erklärungen der Ergebnisse liefern.

#### 4. Evaluation ausgewählter Verbesserungen

Gruppe	Teilnehmer	Durchschnitt	Veränderung	Konfidenz
Kontrolgr.	1544	0,03		
Fragenliste	1540	0,02	-23,66 %	-
Indikatoren	1548	0,07	144,92 %	<b>95,29 %</b>
Beides	1547	0,03	11,83 %	60,74 %
<b>Gesamt</b>	<b>6183</b>	<b>0,04</b>		

**Tabelle 4.19.:** Die Ergebnisse des Social-Video-Tests für die Forenposts pro Nutzer nach einem Tag.

Gruppe	Teilnehmer	Durchschnitt	Veränderung	Konfidenz
Kontrolgr.	1544	0,11		
Fragenliste	1541	0,06	-46,92 %	6,54 %
Indikatoren	1542	0,17	54,12 %	83,32 %
Beides	1543	0,12	11,83 %	64,44 %
<b>Gesamt</b>	<b>6174</b>	<b>0,11</b>		

**Tabelle 4.20.:** Ergebnisse des Social-Video-Tests für die Forenposts pro Nutzer nach sieben Tagen

Gruppe	Teilnehmer	Durchschnitt	Veränderung	Konfidenz
Kontrolgr.	1538	0,16		
Fragenliste	1536	0,14	-12,64 %	34,51 %
Indikatoren	1537	0,34	114,46 %	94,65 %
Beides	1536	0,25	11,83 %	89,76 %
<b>Gesamt</b>	<b>6151</b>	<b>0,22</b>		

**Tabelle 4.21.:** Ergebnisse des Social-Video-Tests für die Forenposts pro Nutzer nach 14 Tagen

## 4.6. Variierende Inhalte

### 4.6.1. Problemstellung

In den bisher beschriebenen Tests und Experimenten stehen funktionale Verbesserungen im Fokus. Diese benötigen immer ein nicht unerhebliches Maß an Entwicklerkapazitäten für die Implementierung. Doch sind es am Ende des Tages in erster Linie die Lern- und Lehrinhalte, die entscheidend für Lernerfolg und Lernerlebnis des Lernenden sind. Keine noch so gute Lernplattform kann schlechte Inhalte wettmachen. In der anderen Richtung funktioniert ein guter Dozent auch auf einer nicht optimalen Lernplattform. Die Plattformbetreiber sollten sich jedoch nicht allein auf die Dozenten verlassen. Im Alltag findet eine Verbesserung von

Kursinhalten oft nur dann statt, wenn ein Kurs in mehreren Iterationen immer wieder durchlaufen wird [184].

Dann können über das Forum, den Helpdesk oder durch persönliches Feedback, beispielsweise in Form von Interviews, Verbesserungsvorschläge in Kursdesign und Durchführung einfließen und für eine qualitative Verbesserung des Kurses sorgen.

Inhaltsbasierte A/B/n-Tests erlauben hingegen schon bei der ersten Durchführung eines Kurses verschiedene Ansätze und Materialien miteinander zu vergleichen. So verfügte die offene MOOC Plattform OpenEdx schon früh über entsprechende Funktionalitäten [59], die auch erfolgreich eingesetzt wurden und das Potential solcher Inhalts-Tests illustrierten [30, 32]. Auch andere Frameworks, wie das US-amerikanische ASSIST, nutzen einen solchen Ansatz erfolgreich[67].

#### **4.6.2. Konzept und Implementierung**

Während funktionale Experimente immer die Mitwirkung von Entwicklern erfordert, können inhaltsbasierte Tests selbstständig durch die Kursteams erstellt werden. Somit spricht nur noch der höhere Zeitaufwand für die Erstellung von weiteren Inhaltevariationen gegen deren Einsatz.

Für eine einfachere Umsetzung von inhaltsbasierten A/B/n-Tests wurden einige vereinfachende Annahmen getroffen: Werden benotete Materialien ein Teil des Tests, so ist beim Anlegen des Tests darauf zu achten, dass alle Testgruppen am Ende die gleiche Punktzahl erreichen können. Hierzu ist es nicht zwingend notwendig, dass die Punktezahl oder Vergabe pro Lernobjekt gleich ist, lediglich die Gesamtzahl an Punkten sollte identisch sein, um eine Ungleichbehandlung zu vermeiden.

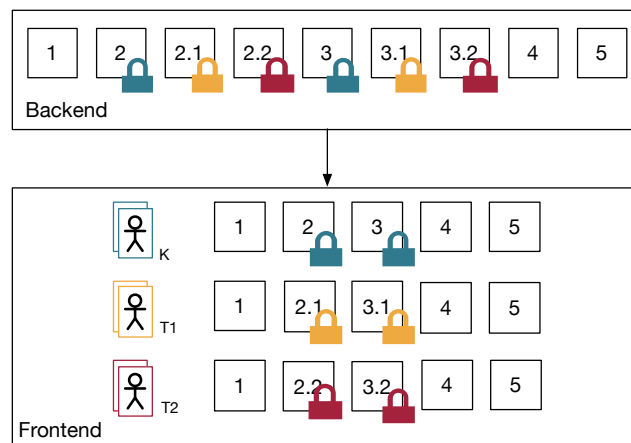
Grundsätzlich funktionieren inhaltsbasierte A/B/n-Tests analog zu der bereits beschriebenen Mechanik. Zu einem definierten Zeitpunkt (hier der erste Besuch eines betroffenen Lernobjektes) wird der Lernende per Zufallsprinzip oder Round-Robin-Verfahren einer der Kontrollgruppen oder einer der Testgruppen zugewiesen. Hierfür muss vorher ein entsprechender A/B/n-Test über die Administrationsoberfläche angelegt werden.

Alle Lernobjekte können nun in dem Kurseditor mit Sichtbarkeiten für die einzelnen Gruppen versehen werden. Standardmäßig sind alle Lerninhalte für alle eingeschriebenen Nutzer eines Kurses sichtbar. Hiervon abweichend, können nun einzelne Lernobjekte ausschließlich für Kontroll- oder Testgruppen freigeschaltet werden.

Werden für den Lerner die verfügbaren Lernobjekte abgerufen, so prüft der hierfür zuständige Kursservice, ob mindestens eines der Objekte mit einer solchen Gruppenbeschränkung gekennzeichnet ist. Wenn dies der Fall ist, erfragt er beim Testservice die Zuordnung, welche sofern noch nicht erfolgt, dann umgehend angelegt wird.

Da das Kursforum und auch die Kurskommunikation alle Nutzer erreichen und hier momentan keine Differenzierung je nach erfolgter Zuordnung des Lernenden vorgenommen werden kann, wird empfohlen bei dem Einsatz von inhaltebasierten

#### 4. Evaluation ausgewählter Verbesserungen



**Abbildung 4.7.:** Schematische Darstellung der Testmechanik: Lernobjekte, die nicht gekennzeichnet sind (1, 4 und 5) werden allen Lernenden angezeigt.

A/B/n-Tests diese entsprechend transparent zu kommunizieren. Eine entsprechende Benennung der Lernobjekte kann zusätzlich helfen, Verwirrung im Forum zu vermeiden. Mittelfristig kann darüber nachgedacht werden, auch die Beiträge im Forum entsprechend zu filtern, zumindest insofern sie den entsprechenden Lernobjekten korrekt zugeordnet sind. Die Implementierung erfolgte zunächst nur prototypisch und wird im folgenden Abschnitt ausgewertet. Um zu untersuchen ob inhaltsbezogene A/B/n-Tests im Kontext der HPI MOOC-Plattformen Potential haben, wurde ein erster Test im Rahmen des Kurses *Einführung in die Mathematik der Algorithmik* [47] durchgeführt. Dieser Kurs wurde im September 2018 in einer zweiten Iteration durchgeführt. Hierbei wurde ein ca. 20-minütiges Video zum Thema *Übersicht Funktionen* ausgewählt, welches Teil der zweiten Kurswoche ist. Zu diesem Themenkomplex gab es in der ersten Iteration des Kurses viele Fragen und es gab im Teaching-Team des Kurses Ideen, wie die Thematik besser vermittelt werden könnte. Daher wurde eine neue Version des Videos aufgenommen und der Testgruppe anstelle des ursprünglichen Videos ausgespielt. Als Metrik wird die Anzahl der Punkte, in dem auf das Video folgenden Selbsttest, beim ersten Versuch des Nutzers ausgewertet.

Gruppen A/B-Test	
Gruppe 0	Kontrollgruppe
Gruppe 1	Neues Video

**Tabelle 4.22.:** Gruppeneinteilung für inhaltsbezogenen A/B-Test

### 4.6.3. Auswertung

Anhand der Ergebnisse in Tabelle 4.23 lässt sich erkennen, dass das neue Video besser abschneidet. Auch in der visuellen Darstellung als Boxplot in Abbildung 4.8 wird dies deutlich. Leider kann aber anhand der geringen Gruppengrößen (je 193 Teilnehmer) keine statistisch hinreichende Aussage getroffen werden, da die berechnete Konfidenz nur bei 69,56% liegt. Zwar waren in dem entsprechenden Kurs 5345 Personen zum Kursstart angemeldet, leider gab es aber in dem Kurs eine sehr hohe Anzahl an Drop-outs, also Nutzern, die vorzeitig aus dem Kurs ausgestiegen sind. Den ausgewerteten Selbsttest haben insgesamt 426 Lernende abgegeben, wovon 386 Teil des A/B-Tests waren. Die Differenz erklärt sich durch App-Nutzer, hier wurde der A/B-Test nicht aktiviert. Da der beobachtete Effekt zwar vorhanden aber doch recht klein ist, wären nach der statistischen Prognose, die automatisiert erstellt wird, 7729 Teilnehmer benötigt worden.

Gruppe	Teilnehmer	Durchschnitt	Veränderung	Konfidenz
Kontrollgruppe	193	14,62		
Testgruppe	193	15,20	+4%	69,56%

Tabelle 4.23.: Ergebnisse des ersten Inhalte-Tests

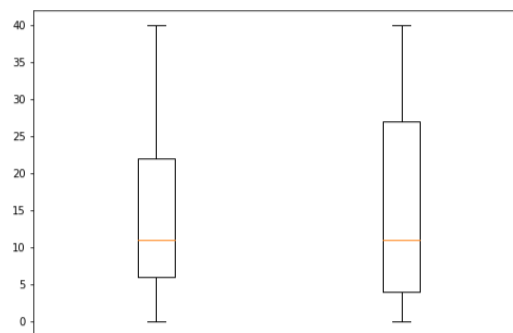


Abbildung 4.8.: Boxplot der Testergebnisse des Inhaltetests, auf der y-Achse die Punkte im Selbsttest nach dem Video, links Kontrollgruppe, rechts die Testgruppe, n=386

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass das Konzept für inhaltsbezogene Tests funktioniert und den Kursteams helfen kann ihre Kursinhalte zu verbessern. Der vorliegende Fall, in dem zu einem komplizierten Thema konkurrierende Erklärungsansätze existieren, zeigt gut das mögliche Potential.

Da der eigentliche Lerninhalt ein enormes Potential für inhaltliche und didaktische Verbesserungen bietet, sind inhaltsbasierte A/B-Tests absolut erstrebenswert.

Leider zeigte sich in der Praxis, dass die Bereitschaft von (internen) Kursanbietern begrenzt ist, die für die Tests benötigten zusätzlichen Inhalte bereitzustellen. Schon die Erstellung der nicht variierenden Materialien ist eine ressourcenseitige Belastung, da die Kursteams die Inhalte zusätzlich zu Lehre und Forschung erstel-

#### 4. Evaluation ausgewählter Verbesserungen

len. Gleiches dürfte für den Einsatz im Lernraum Schule gelten. Um das Potential von inhaltsbasierten Tests zu nutzen, sollte man daher unbedingt schon bei der Ressourcenplanung entsprechende Puffer einplanen. Auch das kleinteilige Strukturieren von Lehrinhalten kann dazu führen, hier die Hürden niedrig zu halten. Zusätzlich sollten Ergebnisse aus Tests mit allen Teaching-Teams geteilt werden. Dies führt nicht nur zu einer Verteilung der gewonnenen Erkenntnisse, sondern motiviert im Idealfall auch andere Kursteams eigene Tests und Experimente durchzuführen.

Die hier prototypisch implementierten Funktionen für die nutzerspezifische Auspielung von Lerninhalten sollte daher so in die HPI MOOC-Plattform implementiert werden, dass solche Tests von den Teaching-Teams eigenständig durchgeführt werden können.

### 4.7. Diskussion, Fazit und Ausblick

Die fünf dargestellten Tests zeigen, dass das A/B/n-Test Framework und der zugrunde liegende LA-Dienst sich im Alltag bewähren konnten. Zudem zeigen Sie, dass die in der Konzeption getroffenen Annahmen nicht immer bestätigt wurden und ohne eine datenbasierte Entscheidungsgrundlage Funktionen implementiert worden wären, die den ihnen zugedachten Zweck nicht nachweislich erfüllen.

Das Test-Framework wird inzwischen von allen relevanten Forschungsarbeiten im Kontext der HPI MOOC-Plattform benutzt. Es ermöglicht, sich bei neuen Funktionen oder Forschungsarbeiten auf die funktionspezifischen Implementierungsdetails zu konzentrieren und bietet ohne weitere Aufwände eine kontrollierte Umgebung für die datenbasierte Erprobung und Auswertung. Somit wurde erreicht, dass innerhalb der Forschenden ein Bewusstsein und eine hohe Akzeptanz für das Instrument der A/B/n-Tests herrscht. Leider führt dies nicht automatisch zu einer Verbesserung der Plattform. Limitierendes Element sind hier die verfügbaren Entwickler-Kapazitäten.

Darüber hinaus zeigten sich weitere limitierende Faktoren.

Die Kursgrößen, insbesondere die Anzahl der Lernenden, die soweit kommen, dass sie einer Testgruppe zugeordnet werden können, sind teilweise zu niedrig, so dass Tests über mehrere Kurse verteilt werden müssen (siehe Unterabschnitt A.2.7). Dies liegt insbesondere an den geringen Effektgrößen [45]. Da aber die Anzahl der Kurse auf openHPI begrenzt ist und auf anderen Plattformen eine zurückhaltendere Einstellung gegenüber Experimenten besteht, kam es zu Situationen, in denen Tests erst später als gewünscht durchgeführt werden konnten.

Eine weitere Schwachstelle des vorgestellten Ansatzes sind die impliziten technischen und konzeptuellen Annahmen. Diese führen zwar zu einer einfachen Nutzung, schließen aber beispielsweise Tests aus, in denen der Effekt binär ist und nicht ordinal messbar.

Auch wird eine weiterführende Analyse der Daten nur insofern unterstützt, dass man die Daten exportieren und in externen Werkzeugen weiterverarbeiten kann. So wurden in [5] auf Basis einer externen Datenauswertung für auf openHPI und

openSAP durchgeführte Tests festgestellt, dass der Gesamteffekt vorhandene Effekte maskierte. Hierbei wurden nicht nur kursspezifische, sondern auch Unterschiede über Teilnehmergruppen (beispielsweise anhand deren Kulturkreises) festgestellt. Die Auswertungstools sollten solche Analysen daher in Zukunft beinhalten, mindestens aber unterstützen. Daher ist es zu empfehlen, die Funktionalität in zwei Komponenten zu trennen. Die erste Funktionsgruppe beinhaltet das Anlegen von Tests, die Zuordnung zu den Gruppen und das Erfassen der Metriken. Diese Funktionen sollen als Teil der Plattform erhalten bleiben. Für den Einsatz in anderen Umgebungen gibt es für diese Funktionalität, die im Wesentlichen auch einer erweiterten Zuweisung von Features entspricht [52], inzwischen gute Open Source Angebote.

Die Auswertung hingegen kann auch gut über externe Tools wie Apache Zeppelin [6] oder Jupyter Notebooks [136] abgebildet werden, insofern diese die entsprechenden Daten zur Verfügung gestellt bekommen. Dies kann über die Reportings oder über entsprechende direkte pseudonymisierte Zugänge erfolgen, was sinnvoll ist, um bereits im Testverlauf Daten auszuwerten. Entsprechende Notebooks stehen inzwischen zur Verfügung und erlauben eine detaillierte und auf Wunsch kollaborative Auswertung.





# 5. Netzwerkinfrastrukturelle Optimierung

## 5.1. Einführung

Digitales Lernen, insbesondere bei großen Mengen an Lernenden in einem Netzwerk wie in Schulen oder bei der Verwendung von breitbandintensiven Inhalten wie in MOOCs, erfordert eine breitbandige Anbindung des Lernortes an das Internet.

Wenn die für die Vorbereitung auf die heutige Lebens- und Arbeitswelt notwendige Einbindung und Nutzung von digitalen Inhalten in den Unterricht in der Breite erfolgt, müssen Lernorte wie Schulen ähnlich zu Universitäten oder großen Unternehmen über eine breitbandige und synchrone Anbindung verfügen. Auch wenn in MOOCs gelernt wird, ist eine zuverlässige und breitbandige Anbindung notwendig. Da MOOCs eine weltweite Nutzerschaft finden, gibt es hier viele Nutzer, die nicht über eine dauerhaft zuverlässige Internetanbindung verfügen. Auch für Schulen ist die Internetanbindung in Deutschland nicht zufriedenstellend [105]. Selbst wenn die Netzanbindung und Verfügbarkeit stetig besser wird, so wird es noch viele Jahre lang Situationen geben, in denen ein netzwerkseitiges Bottleneck existiert. In diesem Kapitel werden daher Strategien und Technologien untersucht, die es erlauben diese Beschränkungen zu umgehen.

Dabei wird im Kontext von videobasierter Wissensvermittlung in Abschnitt 5.2 mit Möglichkeiten zur Vermeidung und der Minimierung von Netzwerkzugriffen und Datenmengen begonnen. Anschließend wird in Abschnitt 5.3 untersucht, wie Lernanwendungen durch eine zeitliche Verschiebung der Netzwerkzugriffe erweitert werden können. Abschließend wird in Abschnitt 5.4 vorgestellt, wie durch den Aufbau eines serverlosen lokalen CDN in lokalen Netzwerken die Internetanbindung entlastet werden kann.

## 5.2. Datenvermeidung und Minimierung

Zur Datenvermeidung lassen sich alle Maßnahmen zählen, die in der Summe die zu übertragende Datenmenge reduzieren. Dazu zählen generische technische Komponenten aus dem Bereich der Internetoptimierung wie eine bessere Komprimierung von Inhalten.

Während bei MOOCs die durch die Videos bedingten großen Datenmengen problematisch sind, ist bei cloudbasierten Lernanwendung im Lernraum Schule eher das hohe Maß der Redundanz der zu übermittelnden Daten problematisch,

etwa wenn alle Schülerinnen und Schüler einer Klasse auf das gleiche Medien zugreifen. Auch die hohe Zahl der gleichzeitigen Nutzung in einem Netzwerk stellt hohe Anforderungen an die benötigten Infrastrukturen. Zur erfolgreichen Datenminimierung sollen als Erstes gängige Best-Practices zur Gestaltung von web-basierten Anwendungen befolgt werden. Hierfür kann eine Anwendung zunächst mit Tools wie [4] analysiert und die empfohlenen Optimierungsschritte umgesetzt werden. So kann beispielsweise durch die Verwendung von Transportprotokollen wie HTTP2 [76] die Datenübertragung komprimiert und optimiert werden oder durch die Verwendung von Image-Sets [39], Media Queries und der Optimierung von Bildern [130]. Auch die Umstellung auf Single Page Applications (SPA) kann bei einer hohen Anzahl an Interaktionen zielführend sein, weil dann nicht komplette HTML-Seiten, sondern lediglich die Nutzdaten übertragen werden müssen. Seiten mit kleiner Datenmenge schonen nicht nur die Umwelt (da sie in der Übertragung weniger Ressourcen verbrauchen) und den Mobilfunkvertrag (bei mobilem Abruf) sondern führen in der Regel auch zu einer schnelleren Ladezeit der Seite. Da solche, auch wirtschaftlich sinnvollen Maßnahmen (geringere Serverkosten, bessere Suchmaschinenplatzierung) gut dokumentiert sind, werden diese hier nicht weiter ausgeführt. Es ist aus Anbietersicht sicherzustellen, dass regelmäßig evaluiert wird, ob neue Möglichkeiten (etwa in Hypertext Markup Language (HTML), neue Bildformate oder Videocodecs [167]) existieren, deren Unterstützung dann implementiert werden kann.

Insbesondere bei MOOCs entfällt ein wesentlicher Anteil des Datenverkehrs auf die Übermittlung der Videoinhalte. Wird das Video wie in vielen openHPI-Kursen als Dual-Stream angezeigt, so verdoppelt sich die Datenmenge sogar. Ist nun die verfügbare Internetgeschwindigkeit nicht ausreichend, dauert der Download zu lange oder das Video stockt, wird der Lernprozess gestört und behindert, was zu Kursabbrüchen führt [99].

Im Kontext der HPI MOOC-Plattform wurden drei sich ergänzende Ansätze verfolgt.

### 5.2.1. Dynamische Videoqualität

Ursprünglich verfügte die HPI MOOC-Plattform nur über zwei Videoqualitäten. Die HD-Qualität bietet die bessere Qualität, die SD-Qualität hingegen die geringere Datenmenge. Sowohl beim Betrachten der Videos als auch bei deren Download kann sich der Nutzer aussuchen, welche Version er verwenden möchte, wobei seine Auswahl dann für weitere Videos gespeichert wird. Zwischenzeitlich etablierte Videoformate wie HTTP Live Streaming (HLS) sind eine weiterführende Alternative [151]. Hier bestehen die Videos aus kleineren, meist ca. sechs Sekunden langen Stücken, die vom Videospieler einzeln geladen und hintereinander abgespielt werden (für den Betrachtenden ist dieser Prozess dabei nicht zu merken). Es wird hier also nicht mehr eine einzelne Datei, sondern eine Liste von Videoschnipseln bereitgestellt. Diese Liste erlaubt es mehrere alternative Varianten anzubieten, dem Client (bzw. dem Videoplayer) bleibt es dann überlassen, welche Variante er verwendet. Diese Auswahl kann automatisiert (beispielsweise

anhand der verfügbaren Netzwerkbandbreite bzw. dem Monitoring des bisherigen Ladeverhaltens) oder anhand einer Benutzereinstellung erfolgen. So verfügt die iOS-Anwendung der HPI MOOC-Plattform über vier verschiedene Qualitätseinstellungen (Abbildung A.9). Videoauslieferungsplattformen wie das zurzeit von der HPI MOOC-Plattform verwendete Vimeo erzeugen diese verschiedenen Qualitäten automatisch. Die in der Anwendung getroffenen Präferenzen zeigen dabei nicht auf eine spezifische Version, sondern definieren Anforderungen (beispielsweise einen maximalen Datendurchsatz). Dadurch ist die Lösung zukunftssicher.

### 5.2.2. Audioextraktion

Durch Nutzerbefragungen wurde herausgefunden, dass Nutzer die Videos der MOOCs als Nebentätigkeit konsumieren, beispielsweise im Fitnessstudio oder im Auto, im Wesentlichen nur der Audiospur lauschen. Auch kam es in openHPI Kursen vor, dass Nutzer die Audiospuren aus den Videos extrahierten und im Kursforum anderen Lernenden bereitstellten. Um sicherzustellen, dass in jedem Fall eine Audiodatei zur Verfügung steht, wurde die Audioextraktion automatisiert. Bei jeder Änderung eines Videos in einem Kurs wird dieses nun automatisch heruntergeladen, die Audiospur wird via FFmpeg extrahiert, zum Download auf dem S3-Server bereitgestellt und unter dem zugehörigen Video verlinkt. Auf openSAP haben sich knapp 3,9 % der Lernenden Audiodateien heruntergeladen, auf openHPI 2,6 % (Tabelle A.1). Es ist vorstellbar, dass auf Basis der Audiodaten automatisiert ein Audio-Podcast eines Kurses erstellt oder in den mobilen Apps ein Audio-Autoplay Modus implementiert wird. Beide Ideen wurden noch nicht weiterverfolgt.

### 5.2.3. Fallback Videoplayer

Videos sind in der HPI MOOC-Plattform entweder einzeln oder als Dual-Stream eingebunden. Bei den einzelnen Videos sind Folien und der Dozierende im selben Video zu sehen, bei dualen Video sind in dem linken Video der Dozierende und in dem rechten Video die Folien bzw. die zu präsentierenden Inhalte zu sehen (siehe Abbildung 1.2). Da die Videos an eine Schnittstelle (siehe [29]) gesendet werden, welche sich um eine automatische Erkennung von Folienübergängen kümmert, liegt von jedem Video eine Liste von Zeitpunkten und automatisch erzeugten Screenshots vor. Auf diesen Daten und den in Unterabschnitt 5.2.2 erzeugten Audiodaten basiert eine Erweiterung des Videoplayers. Dabei wird der videobasierte Lerninhalt unterschieden in die Visuellen- und die Audio-Inhalte. Die visuellen Inhalte entsprechen dabei den Folien. Diese können als Video und/oder als PDF vorliegen. Liegt nur ein Video vor, so kommt die automatische Erkennung von Folienübergängen zum Einsatz, die von jedem erkannten Folienübergang ein Bild zur Verfügung stellt. Liegt zusätzlich eine PDF-Datei der Folien vor, so wird automatisiert für jede Seite ein Bild erzeugt. Nun wird im Player anstatt des Videos das erzeugte Bild gezeigt. Damit der Player weiß, wann er welches Bild anzeigen soll, sind hierfür die entsprechenden Zeitstempel notwendig. Während diese für die

## 5. Netzwerkinfrastrukturelle Optimierung

Videovariante vorliegen, musste die automatische Erkennung so erweitert werden, dass diese auch für PDFs Zeitstempel berechnen konnte. Dafür wurde von Che, wie in [27] beschrieben, die Erkennung erweitert. Führend ist nun das PDF-Dokument. Das Video wird dabei nur verwendet, um zu erkennen, an welcher Stelle die Inhalte einer Seite im Video vorkommen.

An einem Testvideo, welches über eine für die Plattform durchschnittliche Anzahl von Folien pro Minute verfügt, lässt sich die Einsparung des Datenvolumens zeigen: Das achtminütige Video hatte hierbei eine Dateigröße von 50 MB. Für die Darstellung der Inhalte im Fallback-Player werden nun 0,59 MB für die Bilder und 1.88 MB für die Audiodatei benötigt. Zusammen sind dies also rund 2,5 MB und somit nur ein Zwanzigstel des ursprünglichen Volumens. Basierend auf einer explorativen Anwendung des Prototypen auf Videos von unterschiedlichen Kursen wird angenommen, dass diese Variante eine hinreichende Informationsvermittlung bei enormer Einsparung des zu übertragenden Datenvolumens anbieten kann.

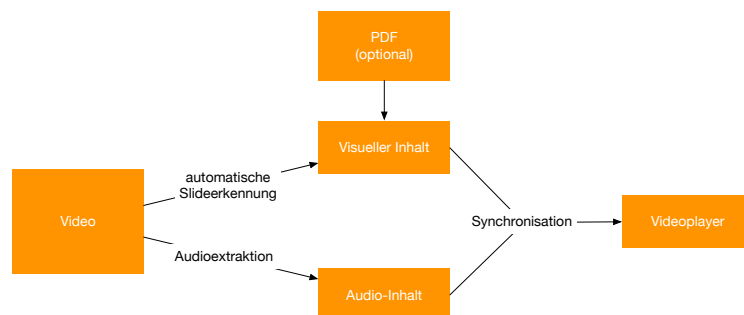


Abbildung 5.1.: Konzept des Fallback-Players

Es gibt ein deutliches Potential die Datenmenge von cloudbasierten Lernanwendungen durch Datenvermeidung und Minimierung zu reduzieren. Da die oben gezeigten Maßnahmen technischer Natur sind, lassen sich diese gut automatisieren und ihr Einsatz ist mit keinen größeren Aufwänden verbunden. Hierdurch profitieren sowohl die Lernenden als auch die Anbieter. Während die Anbieter Geld sparen (Netzwerktraffic kostet Geld) können die Lernenden an mehr Lernorten lernen. Die Menge der möglichen Lernenden wird damit vergrößert. Es bleibt aber immer ein Rest an zu übertragenden Daten übrig. Im folgenden Abschnitt soll daher untersucht werden, welches Potential in der zeitlichen und örtlichen Verschiebung von Ladevorgängen liegt und ob dies ein Lernen bei nicht verfügbarer Internetverbindung ermöglichen kann.

### 5.3. Datenverschiebung und Offlinefähigkeit

Wenn von dem technischen Begriff des offline Lernens gesprochen wird, steckt dahinter der Wunsch ubiquitäres Lernen auch dann zu ermöglichen, wenn kein oder nur langsames Internet verfügbar ist.

Als ubiquitäres Lernen soll Lernen verstanden werden, welches am besten Ort zur besten Zeit in der besten Art und Weise erfolgt [210]. Der beste Ort und die Art und Weise sollen sich dabei an den Bedürfnissen des Nutzers und nicht an technischen Rahmenbedingungen wie Netzverfügbarkeit messen. Im Kontext der immer stärker werdenden Mobilisierung von technischen Endgeräten (Tablets, Notebooks) ist dieses Thema von zunehmender Bedeutung. Interessanterweise ist die Nutzererwartung bei mobilen Endgeräten oft entgegengesetzt zu den tatsächlichen Rahmenbedingungen. Stattdessen erwarten Nutzer auf mobilen Endgeräten eine bessere und schnellere Verbindung [138, 197].

Eine Umfrage unter openHPI Nutzern (861 Antworten) hat ergeben, dass jeder vierte Nutzer Videos heruntergeladen hat und nicht online innerhalb der Plattform gestreamt hat. Diese Zahlen decken sich mit Auswertungen von LA-Daten. Hierfür wurden Daten der Jahre 2018 und 2019 ausgewertet. Für die mobile Android-Anwendung haben auf openHPI 27 % und bei openSAP 32 % der Lernenden Videos heruntergeladen. Innerhalb der Web-Anwendung haben auf openHPI 19 % und auf openSAP 24 % der Lernenden Videos heruntergeladen. Betrachtet man nur die Nutzer, die auch Videos abgespielt haben, so sind dies sogar bis zu 32 %. Die gesamte Auswertung der Daten finden sich in Tabelle A.1. Während es die mobile Anwendung erlaubt heruntergeladene Videos innerhalb der App anzuschauen, andere Inhalte offline zu konsumieren und die Anwendung den Lernfortschritt dann bei bestehender Internetverbindung wieder mit dem Server synchronisiert, führt das Betrachten von heruntergeladenen Videos auf Laptops und Desktops dazu, dass die MOOC-typische Lernabfolge Wissensvermittlung und Überprüfung nicht eingehalten wird.

Wie Weiser in [200] schreibt, sind die tiefgreifenden Technologien jene, die unsichtbar werden. Vor diesem Hintergrund lassen sich drei Qualitäten von offline unterstützen Lernen definieren: Die *erste Stufe* besteht in einem expliziten durch den Nutzer veranlassten Download von Inhalten und dem späteren Aufruf dieser Inhalte außerhalb der Lernanwendung.

Die *zweite Stufe* besteht in einem durch eine explizite Nutzerinteraktion ausgelösten Download, in einen lokalen Zwischenspeicher und den späteren Aufruf innerhalb der Lernanwendung.

Die *dritte und anspruchsvollste Stufe* besteht in einem von dem System gesteuerten Download von Daten. Diese Stufe lässt sich nur dann erreichen, wenn durch ein hohes Maß an Domänenkenntnis oder intelligenten Algorithmen mit einer hohen Wahrscheinlichkeit vorausgesagt werden kann, auf welche Inhalte der Nutzer als Nächstes zugreifen wird.

Offlinefähigkeit kann auf Basis verschiedener technischer Konzepte erreicht werden. Hier beschrieben werden sollen drei verschiedene Ausprägungen: native mo-

mobile Applikationen, clientseitige Webanwendungen (SPA) und requestbasierte Webanwendungen.

Nicht weiter behandelt werden, sollen in diesem Zusammenhang hybride Lösungen wie [2], Flutter [55] oder ReactNative [141]. Der Vorteil von nativen mobilen Anwendungen besteht, neben der an das Betriebssystem des mobilen Endgerätes (also Android oder iOS) angepassten Benutzeroberfläche, in dem Zugriff auf systemnahe Schnittstellen, die etwaige Zugriffe auf das Dateisystem gewähren. Nachteilig sind allerdings die zusätzlichen Aufwände und Kompetenzen, die für die Erstellung von nativen Apps benötigt werden [26]. Web Anwendungen hingegen erlauben ein einfaches Deployment durch das Bereitstellen einer neuen Version auf den eigenen Webservern, ohne über ein App-Store zu gehen. Nachteilig sind Performance-Beeinträchtigungen durch die zusätzlichen Abstraktionsschichten sowie der begrenzte Zugriff auf systemnahe Schnittstellen. So ist das explizite Speichern von Inhalten auf dem lokalen Gerät momentan nur durch Schnittstellen möglich, die jenen Schnittstellen nachstehen, die den nativen Anwendungen zur Verfügung stehen. Darüber hinaus ist durch die hohe Fragmentierung an Browserherstellern und Versionen immer davon auszugehen, dass auch eine bestimmte Anzahl von Nutzern mit Browsern zugreifen, die benötigte Funktionen und Schnittstellen nicht oder nicht korrekt bereitstellen.

Daher soll zunächst diskutiert werden, wie in den nativen Applikationen offline unterstützendes Lernen ermöglicht wird, bevor die Unterstützung in reinen web-basierten Applikationen genauer erläutert wird. Eine genauere Einführung in das Thema mit dem Schwerpunkt MOOCs findet sich in [11].

Native mobile Anwendungen wie die iOS und Android Versionen der HPI MOOC-Plattformen (siehe Unterabschnitt 1.2.1) basieren auf den entsprechenden SDKs der Betriebssysteme, die bereits darauf ausgelegt sind offlinefähig zu sein. Dafür kommt eine lokale Datenbank auf Basis von SQLite zum Einsatz. Abfragen von serverseitigen Daten, werden über Abstraktionsschichten (wie CoreData in iOS) durchgeführt. Die übermittelten Daten werden hierbei nicht nur zur Verarbeitung in der Anwendung zur Verfügung gestellt, sondern es wird zusätzlich eine Kopie in der lokalen Datenbank angelegt. Datenzugriffe können dann bei fehlender Internetverbindung lokal beantwortet werden. Auch ein Modus in dem erst lokale Daten angezeigt werden, diese im Hintergrund aktualisiert werden und dann auch in der Anzeige aktualisiert, ist hier einfach möglich. Diese Aktualisierung kann sogar erfolgen, wenn die Anwendung nicht aktiv ist [188]. Web-Anwendungen müssen also lediglich in der Lage sein ihre Daten strukturiert über APIs, beispielsweise über REST oder GraphQL bereitzustellen. Es macht daher Sinn, Lernanwendungen so zu konzipieren, dass alle Daten über APIs verfügbar sind. Dies kann architektonisch erzwungen werden, indem Backend und Web-Frontend getrennt werden und auch das Web-Frontend alle Daten, die es benötigt, über eine API anfordert. Eine entsprechende Architektur findet sich in der HPI Schul-Cloud [104].

Um nun die native Anwendung offlinefähig zu machen, muss also lediglich eine zeitliche Verschiebung des Datenzugriffs erfolgen. Dies kann explizit oder automatisiert erfolgen. Eine **explizite Verschiebung** erfolgt beispielsweise durch eine Nutzerinteraktion. So können in den mobilen Anwendungen der HPI MOOC-

Plattformen einzelne Lerninhalte bis hin zu ganzen Wochen heruntergeladen werden (siehe Abbildung A.8). Eine **automatisierte Verschiebung** kann zeitgesteuert oder durch Events wie Datenaktualisierungen auf dem Server ausgelöst werden.

### 5.3.1. Traditionelle Offlinenutzung via Browser Cache

Schon seit den ersten Versionen unterstützt HTML das Zwischenspeichern (Caching) von Ressourcen in einem Zwischenspeicher des Browsers. Hierfür sendet der Server beim Ausliefern einer Ressource in den HTTP-Headern entsprechende Informationen mit, die das Caching-Verhalten des Browsers beeinflussen. Die Header E-Tag (enthält ein Hash des Inhaltes der Ressource) und der Last-Modified-Header (enthält den Zeitpunkt der letzten serverseitige Aktualisierung), helfen dem Browser zu vergleichen, ob eine von ihm lokal zwischengespeicherte Variante mit der angefragten Ressource übereinstimmt. In diesem Fall muss lediglich per HTTP-Header-Kommunikation auf dem Server nachgefragt werden, ob eine neuere Version existiert. Die Übertragung der eigentlichen Ressource kann dann gegebenenfalls entfallen. Die Größe des von dem Browser zur Verfügung gestellten Caches variiert je nach Browser und Systemumgebung, insbesondere auf persönlichen Endgeräten (Smartphone und Tablet) ist die Gesamtgröße eingeschränkt. Zhen Wang et al zeigen darüber hinaus in [195, 196], dass das einfache Vergrößern des Zwischenspeichers nur einen eingeschränkten positiven Effekt hat. Steve Souders schlägt daher ein intelligentes Zwischenspeichern vor, indem häufig besuchte Webseiten vom Browser gegenüber selten besuchten Seiten bevorzugt werden [172].

Wie in Tabelle A.3 gezeigt, ist bei korrekter Verwendung des Browsercaches eine enorme Dateneinsparung zu realisieren. Die Verwendung des Browser Caches darf also getrost als Best-Practice gelten, hat aber Limitierungen, die ergänzende Maßnahmen erforderlich machen. So werden nur jene Ressourcen gecacht, die vom Browser bereits abgerufen wurden. Dies reicht nicht für die beabsichtigten Nutzungsszenarien, in denen ein proaktives Zwischenspeichern von Ressourcen erforderlich ist, die der Nutzer zu einem in der Zukunft liegenden Zeitpunkt aufrufen möchte. Auch ist eine direkte Kontrolle des Caches durch die Web-Anwendung nicht möglich.

Da das Web und die dort verwendeten Technologien regelmäßiger Weiterentwicklung unterliegen, wurden mit der Version 5 des HTML-Standards [74] Erweiterungen verabschiedet, deren Eignung für die hier untersuchten Szenarien im Folgenden untersucht werden soll.

Beim **Prefetching** wird der Browser durch entsprechende Auszeichnungen im Quellcode einer Seite gebeten, bestimmte Ressourcen bereits vorzuladen, obwohl diese nicht zum Darstellen der aktuellen Seite benötigt werden. So kann beispielsweise bei sequentiellen Lerninhalten mit einer hohen Wahrscheinlichkeit davon ausgegangen werden, dass die im Lernpfad nachfolgende Seite von dem Nutzer in der Zukunft aufgerufen wird. Hierbei gibt es zwei Problematiken: Zum einen kann es sein, dass die entsprechende Seite vergebens geladen wird, beispielsweise weil der Nutzer sie nicht oder auf einem anderen Endgerät besucht. Zum anderen muss sichergestellt sein, dass die Seite keine dynamischen Inhalte bein-

haltet, die zu einem späteren Zeitpunkt nicht mehr valide sind. Dies ist bereits der Fall, wenn wie bei der HPI MOOC-Plattform eine Navigation inklusive Fortschrittsanzeige ein Teil der Seite ist. Da aus Sicht des Web-Servers nicht sichtbar ist, ob eine Seite normal geladen oder vorausgeladen wird, muss sichergestellt sein, dass das Laden der Seite nicht zu unerwünschten Seiteneffekten führt, wie etwa einer verfälschten Fortschrittsanzeige oder inkorrekten Learning Analytics Daten.

### Listing 5.1: Resource Hint Beispiel von open.hpi.de

```
1 <link href="https://player.vimeo.com/" rel="preconnect" />
```

So verursacht die im Listing 5.1 verwendete Attribuierung des Preconnects ein DNS-Lookup, einen TCP-Handshake und auch die TLS-Aushandlung zur Herstellung einer sicheren HTTPS-Verbindung. Da dieser Code im Header-Bereich der Seite enthalten ist, wird das Laden des in der Seite enthaltenen Video Streams von der Domain vimeo.com beschleunigt. Im Standard sind darüber hinaus die Varianten prefetch und prerender vorgesehen, bei denen eine HTML-Seite vorausgeladen wird. Bei der Prerender-Variante kann der Browser darüber hinaus auch zur Darstellung der Seite benötigte Daten vorausladen. Aber auch hier behält der Browser die Kontrolle und die Webapplikation hat keine direkte Kenntnis über ein erfolgreiches Prefetching. Während diese Maßnahmen also durchaus zur Performance-optimierung geeignet sind, ist ihr Einsatz für ein darüber hinausgehendes Szenario nicht zielführend.

Der ebenfalls als Teil der HTML5 Spezifikation vorgestellte **HTML5 Anwendungscache** [75] erlaubt das Speichern von Dateien in einem hierfür vom Browser bereitgestellten dedizierten Speicher. Dieser ist nicht identisch mit dem in Abschnitt 5.3.1 beschriebenen Browser Cache. Stattdessen ist dieser Speicher explizit für die Bereitstellung von offlinefähigen Webanwendungen gedacht. Unklar hingegen ist der zur Verwendung stehende Speicherplatz. Je nach Browserhersteller scheinen hier 20 MB (IE 10 und 11) oder unbegrenzter Speicherplatz zur Verfügung zu stehen [14]. Diese Limitierungen ändern sich aber und unterscheiden sich auch nach Plattform und Browser.

Der Speicher kann dabei über ein App-Manifest befüllt werden. Dieses Manifest wird in der HTML-Seite verlinkt und listet alle Ressourcen auf, die gecacht werden sollen, sowie das Verhalten des Browsers im Offline-Zustand [121]. Alternativ kann der Cache direkt über eine API angesprochen werden, beispielsweise von den im folgenden erläuterten ServiceWorkern.

Der **WebStorage** entstammt den HTML5 frühen Spezifikationsentwürfen, ist inzwischen aber eigenständig verfügbar [198]. Hierbei wird zwischen dem Session Storage und dem Local Storage unterschieden. Beide sind als Key-Value Speicher konzipiert. Beide verfügen über die gleiche einfache Schnittstelle, die das Anlegen, Auslesen und Löschen von Einträgen erlaubt. Der Speichervorgang erfolgt dabei synchron, wodurch es bei einem Aufruf innerhalb des UI-Threads zu spürbaren



Performance-Beeinträchtigungen kommen kann. Während der Session Storage nur während einer Session aktiv ist und beispielsweise beim Schließen des Browsers verworfen wird, stellt der Local Storage eine persistente Möglichkeit zur Datenspeicherung bereit, wie in [103] gezeigt ist. Dabei ist gerade auf mobilen Endgeräten eine Verwendung interessant, da der Zugriff bis zu fünfmal schneller erfolgt.

Die **IndexedDB** [79] erlaubt das Speichern von großen Datenmengen. Anders als Web Storage wird dabei das sortierte Abrufen von Keys erlaubt. Auch die Suche in gespeicherten Werten und das Speichern von Objekten wird dabei unterstützt. Die API ist hierbei, wie inzwischen im JavaScript Bereich üblich, asynchron ausgeführt. Die Browser-Unterstützung für IndexedDB ist inzwischen hinreichend.

### 5.3.2. Machbarkeitsstudie für MOOCs

Der Bedarf für eine Offline-Verfügbarkeit wurde seit Beginn der HPI MOOC Plattform geäußert, die eingeführte Möglichkeit Videos herunterzuladen gut genutzt.

Laden sich Lernende die Videos herunter, fallen sie jedoch aus dem didaktischen Konzept der MOOCs (Abschnitt 1.2) heraus, Wissen wird nur noch übermittelt, aber nicht mehr überprüft.

Im Jahre 2014, als noch viele der oben genannten Standards im Entwurfsstatus waren und Service Worker noch nicht produktiv nutzbar waren, wurde daher eine erste Machbarkeitsstudie durchgeführt, die eine Offlinefähigkeit der Plattform implementierte.

Dabei sollte ein auch auf mobilen Endgeräten im Web-Browser lauffähiger Prototyp erstellt werden, der im offline Zustand dann Zugriffe auf sowohl interaktive (Quiz) als auch auf nicht interaktive Bandbreiten-Inhalte (Videos) zulässt. Hierzu wurde in [180] ein expliziter Offline-Modus, genannt Travel Mode, konzipiert und als Proof of Concept implementiert. Der Nutzer kann dann in der Kursliste für einzelne Kurse explizit den Download starten und Kursinhalte im Browser konsumieren. Da Service Worker zu diesem Zeitpunkt noch nicht verfügbar waren, wurde hierfür eine lokale Datenbank verwendet, die dann mit der entfernten Datenbank synchronisiert wurde (siehe Abbildung 5.2), was sowohl den Implementierungsaufwand als auch den Wartungsaufwand erhöht.

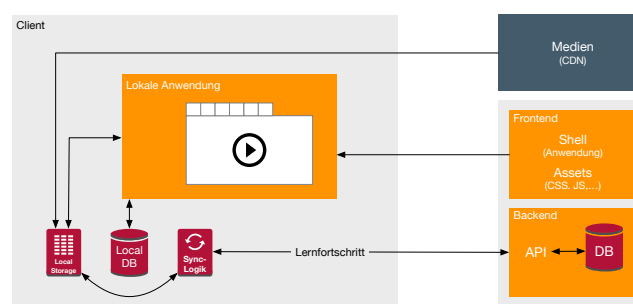


Abbildung 5.2.: Offline Architektur mit clientseitiger Datenbank

Um dies zu erreichen, wurden Teile der Kursoberfläche in einem clientseitigen Framework (EmberJS) implementiert. Dieser erlaubte dann die Darstellung von lokal in der Datenbank (die mit OrbitJS implementiert wurde) verfügbaren Inhalten. Der eigentliche Ablauf ist dabei analog zu dem Verhalten der nativen mobilen Applikationen: Die Website (die Anwendungsshell) selbst ist lokal gespeichert und kann auch ohne Internetverbindung aufgerufen werden. Alle Abfragen nach Daten laufen an die lokale Datenbank, die die Daten falls möglich online abrufen oder ansonsten die lokal zwischengespeicherten Daten ausliefert. Der Nutzer kann Kursinhalte explizit herunterladen. In diesem Fall werden alle zu einem Kurs gehörigen und bereits öffentlich zugänglichen Lerninhalte (JSON) in der Datenbank und die Videos und Bilder (Binärdaten) im LocalStorage gespeichert. Greift der Nutzer nun auf den Kurs zu, während er offline ist, werden diese lokalen Daten verwendet. Lernstandsdaten werden lokal gespeichert und erst an den Server geschickt, wenn der Browser online ist. Auch wenn der Nutzer online ist können diese lokalen Daten verwendet werden, was zu einer erheblichen Performanceverbesserung führt (siehe Abbildung A.16 und A.17). Dabei wurden drei verschiedene Interaktionen evaluiert: Das erstmalige Aufrufen der Seite im Offline-Modus, das Navigieren zum Kurs und das Navigieren innerhalb des Kurses. Während auf einem Laptop (Mac Book Air, 2013, Chrome 37) bei allen Szenarien der lokale Ansatz schneller war, war auf einem Android Tablet (Lenovo B8080-F, Android 4.4.2, Chrome 37) das erste Szenario in der lokalen Version langsamer. Diese längere initiale Ladezeit bei langsamen Geräten ist allerdings zu verschmerzen, da die restliche Navigation schneller ist und da sich der Effekt über jede neue Gerätegeneration minimieren wird, wenn er überhaupt noch auftritt. In Verbindung mit einer einfachen Vorladestrategie können sogar dank des linearen Lernpfades in MOOCs bereits die nächsten Lerninhalte geladen und sofort angezeigt werden. Im Hintergrund kann dann überprüft werden, ob diese Daten noch aktuell sind. Dank des Bindings von Datenschicht und Darstellungsschicht in EmberJS [9] werden dabei Aktualisierungen der Daten in der Datenbank direkt in der Oberfläche dargestellt.

Während mit dem Prototypen gezeigt werden konnte, dass Videos von der Länge wie sie in MOOCs verwendet werden, in Web-Anwendungen offline gespeichert und später abgespielt werden können, zeigte der Prototyp auch, dass grundlegende architektonische Änderungen an der HPI MOOC-Plattform notwendig sind, um diese offlinefähig zu gestalten.

Hier sind insbesondere die Umstellung des Frontends auf einer SPA und damit die Nutzung einer clientseitigen Technologie (wie EmberJS, ReactJS oder VueJS) und der Umbau zu nennen, der alle Daten über APIs verfügbar macht. Gleichzeitig wurde gezeigt, dass die technologischen Änderungen auch dazu führen, dass sich bei der normalen Onlinenutzung die Geschwindigkeit der Plattform verbessert.

Nach der Verfügbarkeit von Service Workern in modernen Browsern konnte der Prototyp so adaptiert werden, dass keine lokale Datenbank mehr notwendig ist. Dies reduzierte zwar die Komplexität, führt aber dazu, dass die Anwendung jetzt nicht mehr über die Informationen verfügt, welche Informationen offline verfügbar sind.

Damit die clientseitige Webanwendung anzeigen kann, welche Inhalte offline verfügbar sind, muss diese Information der lokalen Anwendung bereitgestellt werden. Da der Server aber keine Kenntnis darüber besitzt, welche Daten und Inhalte lokal verfügbar sind, muss eine Manipulation in der Service-Worker-Schicht erfolgen. Hierzu sendet der Server Platzhalter Attribute mit Standardwerten:

```
course.is_available_offline = false
```

Dieser eingehende JSON-Request wird nun durch den Service Worker bearbeitet. Dieser verfügt sowohl über die Domänenkenntnis (das ein Kurs als offline verfügbar betrachtet wird, wenn mindestens ein Kurselement offline verfügbar ist) als auch auf den Zugriff auf den lokalen Zwischenspeicher.

Ruft der Nutzer die Kursliste ab, so prüft der Service Worker für jeden in der Antwort enthaltenen Kurs, ob er für diesen Kurs mindestens ein Kurselement in seinem lokalen Cache gespeichert hat (und dieses Element auch noch vorhanden ist und nicht zwischenzeitlich wegen Speicherknappheit durch den Browser gelöscht wurde). Ist dies der Fall, so wird das entsprechende Attribut manipuliert. Die clientseitige Anwendung weiß nun, dass dieser Kurs offline verfügbar ist, und kann dies dem Nutzer entsprechend anzeigen.

### 5.3.3. Konzept und Umsetzung in der HPI Schul-Cloud

Die Umsetzung in der HPI Schul-Cloud erfolgte 2019, so dass inzwischen Technologien wie Service Worker in den Browsern produktiv zur Verfügung stehen.

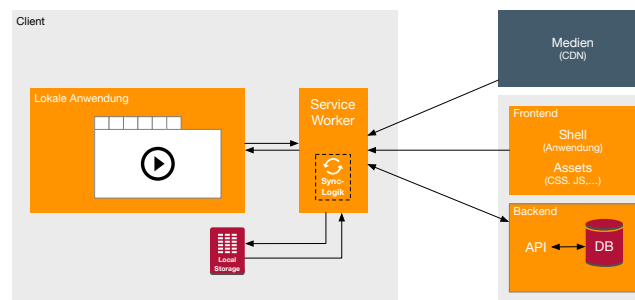


Abbildung 5.3.: Offline Architektur mit Service Worker

Service Worker laufen als eigener Prozess unabhängig von der eigentlichen Webseite und fungieren als Proxy zwischen Webseite und Server. [166] Die Architektur der HPI Schul-Cloud berücksichtigte wichtige Voraussetzungen für eine Offlinefähigkeit von Anfang an, insbesondere die Verfügbarkeit aller Daten per API, sodass hier eine Erweiterung um diese Funktionalität mit geringerem Aufwand hergestellt werden konnte. Allerdings wurde sich nach reiflicher Abwägung gegen eine Umsetzung als SPA entschieden. Stattdessen kam ein hybrider Ansatz zum Einsatz, bei dem serverseitig gerenderte Seiten durch dynamische Web-Komponenten ergänzt

wurden. Inzwischen läuft die Umstellung auf eine SPA, was weitere Anwendungsfälle vereinfacht.

Bedingt durch die Funktionsweise der Service Worker lassen sich verschiedene Ansätze im Umgang mit Daten unterscheiden.

Bei einem **Online-Only**-Ansatz werden Daten nur angezeigt, wenn diese vom Server abgerufen werden können. Ausnahmen bilden hier nur Daten, die explizit gecacht werden können.

Beim **Precaching und Offline-First**-Ansatz werden lokale Daten angezeigt, falls sie verfügbar sind. Die Anwendungsdaten können mit Hilfe von inzwischen verfügbaren Werkzeugen wie [208] einfach gespeichert werden. Dabei wird dem Service Worker per Manifest mitgeteilt, welche Daten er laden soll. Wird nun eine Ressource angefragt, so wird im Service Worker geschaut, ob diese im lokalen Speicher verfügbar ist und wenn dies der Fall ist, wird die Datei aus dem lokalen Speicher ausgeliefert. Um sicher zu stellen, dass dabei innerhalb der Anwendung durch Auslieferung veralteter Ressourcen keine Kompatibilitätsprobleme entstehen, können die URIs der Ressourcen mit einem ressourcenspezifischen Fingerprint versehen werden.

Bei der erweiterten Variante **Offline-First und Update** werden zunächst die lokal gespeicherten Daten angezeigt, während im Hintergrund die Daten aktualisiert werden. Unterscheiden sich die geladenen Daten nun von den lokalen und bereits angezeigten Daten, so muss die Anzeige aktualisiert werden. Dies ist je nach verwendeter Frontend-Technologie einfach implementierbar oder erfolgt sogar automatisiert.

Einen Schritt weiter geht die **Offline-First und Push** Strategie. Diese ergibt sich nicht implizit durch die in Service Workern vorhandenen Ladestrategien, sondern macht sich zusätzlich die Möglichkeit zu nutzen, dass moderne Browser per Push-Benachrichtigung vom Server aus angesprochen werden. Hierdurch kann auf eine durch den Client ausgelöste Aktualisierung der Inhalte verzichtet werden. Es wird also stets auf der lokalen Version der Daten gearbeitet. Erfolgt nun eine serverseitige Aktualisierung der Daten (neue Kurse, neue Inhalte) muss der Client hierüber informiert werden. Dies kann mittels Web-Push-Benachrichtigungen erfolgen. Hierfür wurde ein dedizierter Dienst entwickelt und als Open Source veröffentlicht. (siehe Abschnitt A.8). Da in diesem Fall eine Datenübermittlung nur stattfindet, wenn sich Daten geändert haben, wird der Datenverbrauch maximal reduziert. Ein solcher Ansatz ist beispielsweise für Messaging-Funktionen sinnvoll. Je nach Art der dargestellten Daten können die drei Ansätze miteinander kombiniert werden.

Die Funktionen wurden unter Nutzung der Bibliothek Workbox [208] in die HPI Schul-Cloud implementiert, die technischen Details lassen sich [207] und dem Code auf GitHub entnehmen. Durch die Aktivierung des Precaching mussten statt 2,0 MB nur noch 7,9 KB geladen werden. Der zusätzliche Request um zu überprüfen, ob die Daten noch aktuell sind, kann somit vernachlässigt werden. Das Offline-First und Update Pattern wurde für die Kalenderseite implementiert. Hier wurde in einem A/B-Test für die Hälfte der Nutzer das Offline-First und Update Pattern aktiviert. Gemessen wurden verschiedene Performanzmetriken (Tabelle A.2), wobei gemessen werden konnte, dass die Seite nicht nur schneller geladen hat, sondern

Strategie	Beispiel für Anwendung
Online-only	Wetterdaten, Börsenkurse
Precaching und Offline-First	Anwendungsdaten
Offline-First und Update	Kalenderdaten, Hausaufgaben, Dateien
Offline-First und Push	Benachrichtigungen, Chats

**Tabelle 5.1.:** Übersicht der Offline-Strategien mit Anwendungsbeispielen

auch schneller bedienbar war. Das Offline-First und Push Pattern benötigt zunächst die Möglichkeit, Push-Benachrichtigungen an den Browser zu schicken. Sobald der Browser nun die Nachricht empfängt, können im Service Worker nun Aktionen wie das Aktualisieren von Daten ausgelöst werden. Allerdings ist es anhand der im Browser vorhandenen Informationen noch nicht einfach möglich zu beurteilen, ob gerade ein passender Zeitpunkt für diese Aktualisierung ist, da genaue Informationen über die bestehende Internetverbindung und den Gerätestatus noch nicht ausreichend verfügbar sind. Entsprechende APIs existieren aber bereits und werden in Zukunft sowohl eine weitere Verbreitung als auch mehr Funktionen erhalten.

#### 5.3.4. Diskussion und Ausblick

Die beiden vorgestellten Konzepte haben beide Vor- und Nachteile. Aus Nutzersicht bietet eine lokale Datenbank die meiste Flexibilität, da auch komplexere Anwendungslogik abgebildet werden kann, wenn der Browser offline ist. Dies führt aber zu erheblichen Mehraufwänden in der Erstellung und Wartung der Lernanwendungen, insbesondere wenn schon mit der Implementierung begonnen wurde. Die Anwendungslogik muss server- und clientseitig implementiert werden, wenn dies nicht explizit durch das verwendete Softwareframework erfolgt (wie es zum Beispiel in Meteor [109] der Fall ist). Der Einsatz von Service Workern reduziert die Abhängigkeiten der Implementierung mit der Anwendung selbst. Er ist somit auch für Varianten geeignet, die über eine lokale datenbankbasierte Datenhaltung verfügen. Eine solche kombinierte Variante ist damit als bevorzugte Lösung anzusehen. Hierbei kann mit einem leichtgewichtigen Ansatz begonnen werden, der über wenig Domänenwissen verfügt. Dieses kann dann iterativ im Service Worker ergänzt werden, um weitere Use Cases abzubilden, zum Beispiel das automatisierte Vorladen von Inhalten. Hier kann zwischen drei Kategorien von Inhalten unterschieden werden:

Alle Inhalte, die nur wenig Speicher belegen, können für jeden belegten Kontext komplett geladen werden.

Dem entgegen stehen Daten, die viel Speicherplatz benötigen. Hierzu zählen Binär und Mediendaten, also Videos, Audiodateien und Dokumente oder vom Nutzer hochgeladenen Dateien. Diese werden hier als datenintensive Objekte bezeichnet und sollten mit einer zurückhaltenden Vorladestrategie geladen werden.

Die dritte Kategorie bilden Daten, die nicht sinnvoll offline verfügbar gemacht werden können, da sie zu dynamisch sind. Hierzu zählen etwa Chats oder auf dem Server berechnetes Feedback. Die genaue Ausgestaltung ist stark vom genauen Anwendungszweck abhängig, es ist aber davon auszugehen dass bei den meisten Lernanwendungen- und Inhalten eine relevante Menge an vorladefähigen Inhalten vorliegt.

Negative Effekte etwa im Punkte Geschwindigkeit, wie sie im ersten Prototyp noch auf langsamen Geräten identifiziert wurden, spielen in der Praxis heute keine Rolle mehr, wie in [207] gezeigt werden konnte. Fast alle populären Frontendframeworks verfügen inzwischen über Funktionen und Bibliotheken, um den Entwicklern bei der Bereitstellung von Offlineverfügbarkeit die Arbeit zu erleichtern. Es ist davon auszugehen, dass zukünftige internetbasierte Lernanwendungen und Plattformen zumindest für einen Teil der Funktionalitäten, unabhängig von der Qualität und Verfügbarkeit der Internetanbindung nutzbar sind. Technische Gründe, die dagegen sprechen, konnten auf Basis der diskutierten Machbarkeitsstudien nicht identifiziert werden. Lediglich die genaue Identifikation von günstigen Ladezeitpunkten benötigt noch mehr zugängliche Informationen über den Kontext des Gerätes.

### 5.4. Lokale Netzwerkbezogene-Optimierung durch Peer2Peer

Eine cloudbasierte Lernanwendung lädt im Browser eine Vielzahl von Ressourcen. Diese lassen sich in statische und dynamische Ressourcen klassifizieren. Zu den **dynamischen Ressourcen** gehören alle Anfragen, die vom Server (meist nutzerspezifisch) berechnet werden. Je nach technischer Ausführung sind hier in erster Linie HTML- und JSON-Ressourcen zu nennen. Zu den **statischen Ressourcen** gehören hingegen alle Ressourcen, die ohne weitere Berechnung und Manipulation nur ausgeliefert werden und für mehrere Nutzende identisch sind. Hierzu zählen der Anwendungscode (JS), Styling-Information (CSS) und Medien wie Bilder, Fonts und Videos. Diese Daten eignen sich gut dafür, nicht durch die eigentlichen Anwendungsserver, sondern durch eine verteilte Infrastruktur ausgeliefert zu werden. Hierfür kommen sogenannte Content-Delivery-Networks ((!( (!)CDN)) in Frage. Dabei werden von Anbietern wie Akamai, Amazon, Google oder Microsoft weltweit verteilte Server betrieben, auf denen Kopien der Daten vorhanden sind. Ruft ein Nutzender nun eine Website auf, so werden die Daten von einem nahegelegenen Server ausgeliefert.

Wie in [125] am Beispiel von OpenWHO gezeigt, kann ein CDN zu einer deutlichen Reduktion der Ladezeiten führen. Für weit entfernte Aufruforte (im Beispiel Sydney in Australien) konnte hierdurch eine Verminderung der Ladezeit um mehr als 50% erreicht werden. Gleichzeitig entlastet der Einsatz eines CDN die Server und Netzwerkanbindung des Hosters.

Leider ist die Anbindung von Schulen in Deutschland trotz Förderprogrammen noch weit hinter den Anforderungen [105]. So hatte in Brandenburg zum Erhebungszeitpunkt 2017 nur jede fünfte Schule ein Internetanschluss von mehr als 25 Mbit/s. Und selbst ein solcher Anschluss ist nicht ausreichend, sobald in mehr als nur einzelnen Klassen digitale Endgeräte zur Verfügung gestellt werden oder private Geräte das Schul-Internet nutzen dürfen. Doch wenn Lernanwendungen und Inhalte aus zentralen cloudbasierten Infrastrukturen bezogen werden sollen (siehe hierzu [104]), kommt es auch in gut angebunden Schulen zu Situationen, in denen der Internetanschluss der Schule überfordert ist. Gleichzeitig hat der Lernraum Schule aber Besonderheiten, die man sich zunutze machen kann. Zum einen befinden sich alle Endgeräte in einem lokalen Netzwerk. Des Weiteren gibt es immer Gruppen von Nutzern, die gleiche Daten laden wollen. So benötigen alle Schüler und Lehrer die eigentlichen Lernanwendungen (CSS, JS) sowie einzelne Kurse und Gruppen jeweils gleiche Daten, beispielsweise Daten über eine Aufgabenstellung oder einzelne Medien. Auch das Laden dieser Daten durch die einzelnen Nutzer erfolgt in einem zeitlich engen Zusammenhang.

Um diese Anfragen nicht mehrfach über die Internetanbindung der Schule zu versenden kommen in einem traditionellen Ansatz hierfür lokale Proxyserver in Betracht. Doch diese haben mehrere Nachteile. Zum einen müssen sie gewartet und betrieben werden. Hierfür fehlen oft fachkundiges Personal und zeitliche Ressourcen. Nicht gepflegte Server werden zum Sicherheitsrisiko. Darüber hinaus hat sich inzwischen durchgesetzt, dass Internetseiten ausschließlich über ein verschlüsseltes Protokoll (HTTPS) erreichbar sind. So zeigen mehrere Browser seit Mitte 2019 Warnungen an, wenn Internetseiten nur über das unverschlüsselte HTTP erreichbar sind. Zwar ist es technisch durchaus möglich, die dynamischen Inhalte von Webseiten über HTTPS auszuliefern und statische Daten per HTTP, doch wird eine solche Konstruktion nicht als Best Practice angesehen und erzeugt eine Warnung oder verhindert das Ausführen der Datei [202]. Daher gilt es im Folgenden zu untersuchen, ob nicht die vorhandenen Endgeräte und die auf Ihnen bereits zwischengespeicherten Daten als lokales CDN genutzt werden können.

### 5.4.1. Anforderungen und Konzept

Basierend auf dem Ansatz bereits vorhandene Endgeräte zu einem lokalen verteilten CDN zu machen, lassen sich die folgenden technischen Anforderungen identifizieren:

- Die Geräte müssen in der Lage sein Daten zwischenzuspeichern.
- Die Geräte müssen diese Daten an andere Geräte im selben Netzwerk ausliefern.
- Nutzer im lokalen Netzwerk müssen Ressourcen von anderen Geräten laden können.
- Eine Installation von Apps oder Plugins sollte vermieden werden.

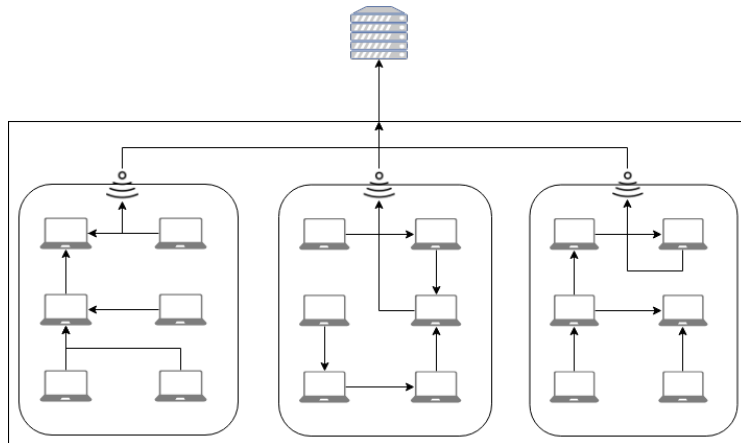


Abbildung 5.4.: Konzept von einem lokalen CDN-Ansatz

- Die Lösung sollte optional und modular sein, sodass einem Nutzer, der einen veralteten Browser verwendet, keine Nachteile entstehen.

Die Anforderung, Daten lokal im Browser zwischenspeichern, wurde bereits durch die in Abschnitt 5.3 vorgestellte auf Service Workern basierende Implementierung erfüllt. Doch die Frage ist, wie diese Daten nun anderen Nutzern im selben lokalen Netzwerk zur Verfügung gestellt werden können.

Hierfür wird sich konzeptuell eines Peer-to-Peer(P2P)-Ansatzes bedient. Allerdings soll dabei anders als bei klassischen P2P-Anwendungen darauf verzichtet werden, Anwendungen auf dem Rechner zu installieren. Es kommen also lediglich die Möglichkeiten jener Technologien in Betracht, die in einem modernen Browser zu finden sind.

Dabei sind zwei Aufgaben zu erfüllen. Als Erstes muss ein **Peering** der lokalen Geräte erfolgen, sodass ein Client beim Anfragen einer Ressource weiß, wo er diese anfragen kann, dann muss die eigentliche **Dateiübertragung** durchgeführt werden.

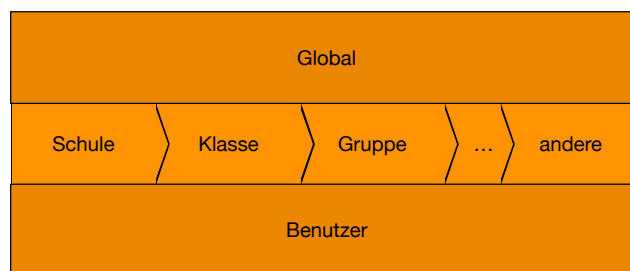


Abbildung 5.5.: Scoping von Daten am Beispiel Schule



### 5.4.2. Implementierung

Die Implementierung erfolgte zunächst als Machbarkeitsstudie. Hierzu galt es zu untersuchen, ob der Ansatz grundsätzlich technisch möglich ist. So standen mit WebRTC und Service Workern die benötigten Technologien zur Verfügung, allerdings sind sie nicht miteinander konnektierbar, da WebRTC-Verbindungen nicht aus Service-Workern sondern nur aus dem DOM-Kontext heraus initialisiert werden können. Die Implementierung ist daher zum Zeitpunkt der Veröffentlichung dieser Arbeit komplex.

Ruft ein Browser eine Ressource von einem Server auf, so wird der Request zunächst von einem ServerWorker abgefangen, der die Ressource falls vorhanden, aus seinem lokalen Cache ausliefert. Ist die Ressource nicht vorhanden, so wird diese bei einem anderen Peer angefordert, der über die gewünschte Ressource verfügt. Hierfür verfügt der Browser über ein Verzeichnis der lokalen Peers und der dort vorhandenen Ressourcen. Nun bietet WebRTC zwar die Möglichkeit an, Daten zwischen zwei Peers zu übertragen, allerdings gibt es hier zwei Einschränkungen. Die erste ist die Beschränkungen der Nachrichtengröße von Daten im SCTP (Data-Channel) auf 64 KB [199]. Somit können größere Ressourcen nicht out-of-the-box übertragen werden. Diese Größenbeschränkung lässt sich durch ein Chunking der Daten umgehen, die in Unterunterabschnitt 5.4.2.1 beschrieben ist. Die zweite Beschränkung ist, dass WebRTC Verbindungen nur aus dem Kontext der eigentlichen Seite, nicht aber aus dem Service Worker heraus, aufgebaut werden können. Somit muss ein Weg gefunden werden, die Daten zwischen dem Service Worker und der im Kontext der Seite laufenden WebRTC Verbindung zu transportieren. Hierfür wird eine Event-Basierende-Kommunikation zwischen Service Worker und der WebRTC-Verbindung implementiert. Die Implementierung wurde als Open-Source-Bibliothek umgesetzt, die einfach in verschiedene Projekte eingebunden und konfiguriert werden kann (siehe Listing A.1). Der vereinfachte Datenfluss ist Abbildung 5.6 zu entnehmen, eine Darstellung als Sequenzdiagramm findet sich in Unterabschnitt A.2.1.

#### 5.4.2.1. Datenübertragung

Für die eigentliche Kommunikation zwischen den Peers werden die von WebRTC angebotene DataChannel genutzt. Hierfür wird das Stream Control Transmission Protocol (SCTP) verwendet. Das Problem hierbei ist, dass dieses Protokoll ursprünglich für die Übertragung von Kontrollinformationen konzipiert wurde und nicht für die Übertragung von größeren Datenmengen. Deshalb sollte aus Kompatibilitätsgründen eine Paketgröße von 16kB nicht überschritten werden. Der Sender zerteilt daher die zu sendende Datei in entsprechend kleine Pakete (chunking), die vom Empfänger dann wieder zusammengesetzt werden. Weitere Details lassen sich dem öffentlichen Quellcode entnehmen.

## 5. Netzwerkinfrastrukturelle Optimierung

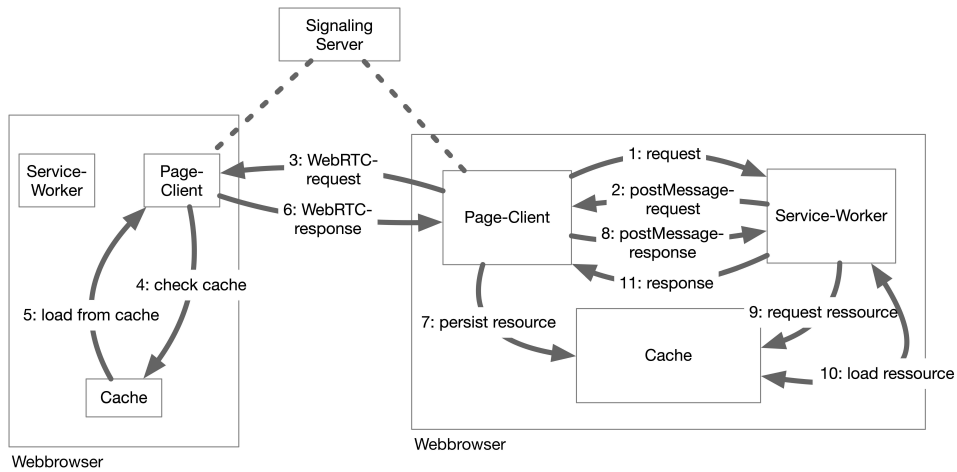


Abbildung 5.6.: Datenflussdiagramm des P2PCDN

### 5.4.3. Evaluation und Ausblick

Nachdem in der ersten Machbarkeitsstudie bereits gezeigt wurde, dass die Übertragung funktioniert und ein HLS-Video erfolgreich von einem anderen Rechner abgespielt werden kann, soll in der Evaluation betrachtet werden, welche maximalen Dateigrößen mit der erstellten Bibliothek übertragen werden können, wie die Mash-Größen sich auf die Leistung und das Verhalten auswirken und wie die Bibliothek sich im Einsatz innerhalb verschiedener Use-Cases verhält.

Um die Auswirkung der Dateigröße auf Chunking und Übertragung zu untersuchen, wurden auf einem MacBook Pro (2013, 16 GB, 2,3 GHz CPU) Dateien verschiedener Größen (1,5,10,20,30,40,50,60,70,80,90,100 MB) zuerst in den lokalen Speicher eines Browsers geladen und dann lokal über die P2PCDN-Bibliothek in einen anderen lokalen Browser.

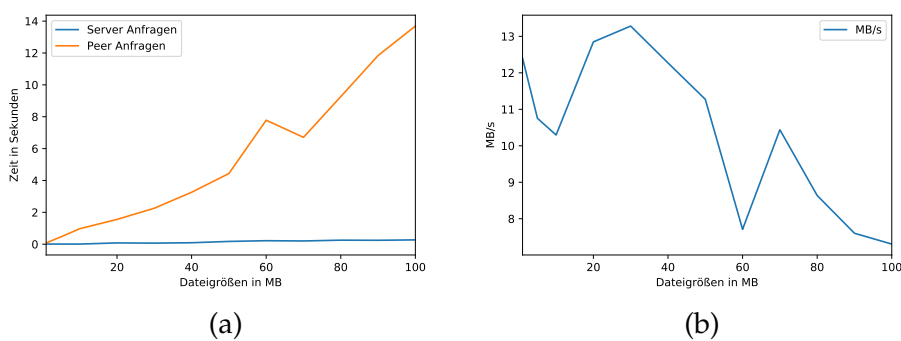


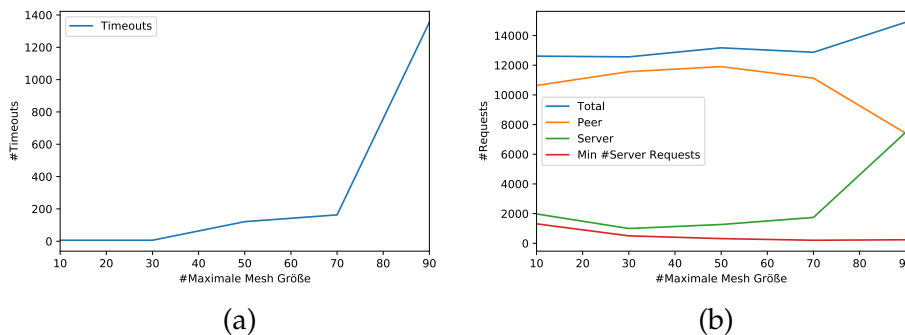
Abbildung 5.7.: Auswirkung der Dateigröße auf den Übertragungsdauer (a) und den Durchsatz (b)

Die Ergebnisse (Abbildung 5.7) zeigen, dass unabhängig von der Dateigröße die Requests von einem anderen Peer vollständig beantwortet werden konnten und die Übertragungsdauer fast linear ansteigt. Hierdurch kann man sehen, dass, zumindest in dem getesteten Bereich von 1-100 MB, keine größeren nachteiligen Effekte durch das Chunking und die Verarbeitung der Daten innerhalb der Browser entstehen. Allerdings verringert sich der Durchsatz mit steigender Dateigröße. Das Verhalten mit großen Dateien sollte daher im Praxiseinsatz genauer analysiert werden, hierfür stellt die Bibliothek Statistikfunktionalitäten zur Verfügung.

Die Bibliothek basiert auf vollvermashten (Sub-)Netzwerken, was bedeutet das jeder Client mit jedem anderen Client in seinem Mash vernetzt ist und mit diesem Daten austauschen kann. Hierdurch muss jeder Client mit wachsender Meshgröße mehr WebRTC-Verbindungen und die dazugehörigen Lookup-Tabellen verwalten.

Um den Einfluss der Meshgröße zu untersuchen, wurden daher auf mehreren Servern (AWS) jeweils 25 Browser pro Server automatisiert deployed. Die Clients mussten dann einen HLS-Videostream abrufen, der von einem entfernten Server geladen wurde. Da diese Videostreams in kleinere meist sechs Sekunden lange Videoabschnitte unterteilt sind, lässt sich hierdurch ein stetiger Datenstrom erzielen.

Dabei wurde die Meshgröße in Zehnerschritten erhöht und es wurde gemessen, ob Timeouts in der P2P-Kommunikation auftreten und wie viele der Netzwerkanfragen lokal durch einen Peer beantwortet wurden.

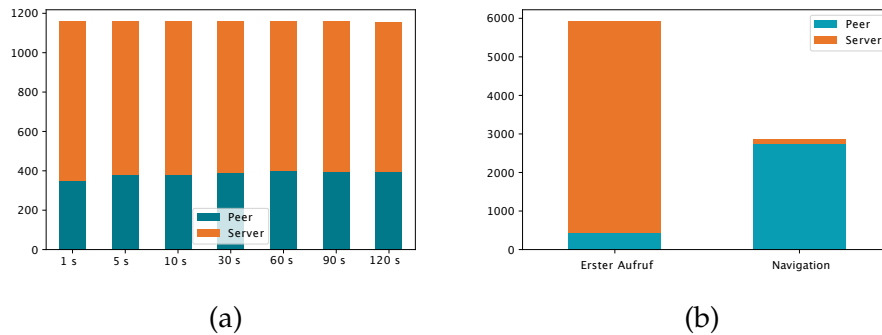


**Abbildung 5.8.:** Auswirkung der Meshgröße auf die Anzahl der Timeouts (a) und die Verteilung der Netzwerkanfragen (b), 125 Clients

Wie aus den Ergebnissen (Abbildung 5.8) ersichtlich, treten bei Meshgrößen bis 30 keine Timeouts auf. Auch ist bei einer Meshgröße von 30 ein optimales Verhältnis von lokalen und Serveranfragen zu beobachten. Somit bietet es sich an die Meshes im schulischen Kontext anhand der Klassen/Kurse aufzubauen. Dort wo größere lokale Netzwerke bestehen, sollten diese in Sub-Mashes jeweils mit 30 Geräten unterteilt werden. Hierdurch kann ein nahezu lineares Verhalten (siehe Abbildung A.2) erreicht werden.

Um den Zugriff innerhalb der HPI Schul-Cloud zu evaluieren, durchliefen 30 Browser automatisiert das folgende Szenario: Erstmaliges Laden der HPI Schul-

## 5. Netzwerkinfrastrukturelle Optimierung



**Abbildung 5.9.:** Abruf der HPI Schul-Cloud bei aktivierten P2PCDN. Links (a) die Verteilung auf lokale und serverseitige Abfragen bei unterschiedlich Streuung des Zeitraumes über den neue Nutzer hinzukommen. Rechts (b) Verteilung der Anfragen differenziert nach erstem Request (inkl. erstmaligem Laden der Anwendung) und folgenden Anfragen beim Navigieren innerhalb der Anwendung.

Cloud, Login mit Schüleraccount, Besuchen der Kursliste und einer Kursdetailseite, Laden eines Themas. Der Start des Szenarios erfolgte mit einem zeitlichen Versatz von unterschiedlicher Länge.

Aus den Messergebnissen (Abbildung 5.9) lassen sich zwei wesentliche Erkenntnisse ableiten. Ein höherer zeitlicher Versatz beim Betreten des Meshes durch die Geräte hat einen positiven Effekt auf die Effizienz des P2PCDN. In der Praxis sollte hier die natürliche Streuung beim Rausholen und Starten der Endgeräte im Klassenzimmer ausreichen. Manche Geräte haben im Idealfall schon Daten lokal gespeichert und können diese im lokalen CDN bereitstellen, sodass der Starteffekt zusätzlich vermindert wird. In den Tests können fast alle Requests durch die lokalen Peers beantwortet werden, sobald die Anwendung geladen ist. Allerdings ist das erstmalige Laden einer Anwendung mit großen Downloads (Javascript, Stylesheets) verbunden. Dieser Effekt minimiert sich allerdings, wenn diese Dateien bereits lokal zwischengespeichert wurden. Die Lernanwendungen können diesen Effekt zusätzlich minimieren, in dem sie zunächst eine schlanke Startseite laden, gleichzeitig die Service Worker initialisieren und die Hauptanwendung und die hierfür notwendigen Dateien erst laden, nachdem die Verbindung zu den Peers aufgebaut ist. Ein weiterer Ansatz diesen Effekt zu minimieren, besteht darin, dass die Peers die Verfügbarkeit von Ressourcen nicht erst mitteilen, wenn die Ressource fertig geladen ist, sondern bereits beim Beginn des Ladevorganges von einem entfernten Server mitteilen, dass sie diese Ressource laden und diese in Kürze zur Verfügung stellen können.

Kritisch ist die Frage der Sicherheit zu beurteilen. Es kann nicht ausgeschlossen werden, dass die zwischengespeicherten Ressourcen von einem Peer vor dem Weitersenden verändert und manipuliert werden. Hierfür kann die Integrität von Ressourcen beim Einbetten durch ein Hashing-Verfahren ([182]) sichergestellt werden. Dieses Verfahren kann für alle Ressourcen angewendet werden, die durch ein Script oder ein Link-Element geladen werden, die Überprüfung der Integrität

erfolgt in unterstützten Browsern dann automatisch. Ressourcen, die über Links referenziert werden, können dieses Verfahren adaptieren, die Überprüfung muss hier allerdings explizit in der Applikationslogik erfolgen. So kann die Prüfsumme als Get-Parameter an den Link angehängt werden, der Service Worker kann dann die Überprüfung vor dem Ausliefern der Ressource vornehmen. Alternativ kann darüber nachgedacht werden, Ressourcen verschlüsselt zu übertragen und dann erst im Browser zu entschlüsseln. Hierfür kommen kontextspezifische Schlüssel, etwa pro Klasse und Kurs, in Betracht.

Insgesamt zeigt sich, dass der Ansatz, vorhandene lokale Endgeräte als lokales CDN zu benutzen, Erfolg versprechend ist und zu einer massiven Entlastung der Internetanbindung der Schulen beitragen kann.

## 5.5. Diskussion und Ausblick

In diesem Kapitel wurde gezeigt, wie Anbieter von digitalen Lernplattformen und Anwendungen ihre Nutzer unterstützen können, wenn diese nicht über eine ausreichende Internetanbindung verfügen. Diese Maßnahmen werden auch bei stetig besserem Netzwerkausbau relevant bleiben. Die Vermeidung und Minimierung von Datenübertragungen (Abschnitt 5.2) ist dabei unabhängig von der Fachdomäne als äußerst erstrebenswert zu betrachten. Ob dabei statt Videos auch Bilder verwendet werden sollten, wie in einer Machbarkeitsstudie (Unterabschnitt 5.2.3) gezeigt, sei dahingestellt. Vielversprechender, weil universeller, sind dagegen Ansätze, die sich eine zeitliche Verschiebung des Datenabrufes (Abschnitt 5.3) zu Nutze machen, da oft zumindest zu bestimmten Zeiten oder in einzelnen Örtlichkeiten eine gute Internet-Anbindung besteht. Auch wenn die entsprechenden Funktionen noch nicht abschließend standardisiert sind, so lassen sich bereits jetzt auf den meisten Browsern entsprechende Funktionen hinreichend stabil anbieten. Selbst Videos können so gespeichert werden. Durch die Möglichkeit der zeitlichen Verschiebung ergibt sich nicht nur eine Entlastung von schmalbandigen Internetanbindungen, sondern der technische Ansatz führt auch dazu, dass Teile einer Lernanwendung ohne Internetverbindung nutzbar werden. Leider sind die entsprechenden Konzepte nur dann anwendbar, wenn bei der Erstellung der Anwendung entsprechende Voraussetzungen beachtet wurden, was bei der HPI MOOC Plattform (noch) nicht der Fall ist.

Ein lokales verteiltes CDN wie es in Abschnitt 5.4 vorgestellt wird, ist ein interessantes Konzept, welches ohne zusätzliche Hardware auskommt, aber leider nur an wenigen Lernorten in Betracht kommt. Es ist absehbar, dass die Browser-Unterstützung der für die hier vorgestellten Lösung benötigten Technologien in Zukunft verbessert und ausgebaut wird. Hierzu zählen persistente lokale Speicher mit weniger Restriktionen, die Verbesserung der Datenübertragungen in WebRTC und die Möglichkeiten, diese direkt aus Service Workern heraus zu initiieren. Progressive Web App (PWA)s und SPAs werden weiter an Popularität gewinnen. Bereits jetzt haben sie den Sprung von mobilen Endgeräten auf Desktopgeräte geschafft [135]. Damit einhergehend ist die Verfügbarkeit von Funktionen und APIs,

## *5. Netzwerkinfrastrukturelle Optimierung*

die dazu genutzt werden können, um die Nutzung von E-Learning Anwendung unabhängiger von der Netzwerkanbindung zu machen.

Insgesamt ist ein duales Vorgehen sinnvoll: Während die Internetverbindung an allen Lernorten zuverlässiger und breitbandiger werden sollte, können die in diesem Kapitel beschriebenen Brückentechnologien und Optimierungen dazu führen, dass technische Infrastrukturen geschont werden. Gleichzeitig erhöht sich die lokale Performance, was zu einem positiveren Lernerlebnis führt.

## 6. Zusammenfassung und Ausblick

In diesem Kapitel soll zunächst in Abschnitt 6.1 diskutiert werden, wie die hier vorgestellten Lösungen und Konzepte anhand aktueller Technologietrends einzuordnen sind. Die Erkenntnisse der vorangegangenen Kapitel werden dann anhand der Forschungsfragen in Abschnitt 6.2 zusammengefasst, bevor in Abschnitt 6.3 über mögliche nächste Schritte gesprochen wird.

### 6.1. Das Potential innovativer Technologien für das digitale Lernen

Die vorangegangenen Kapitel haben gezeigt, wie Technologien sinnvoll zur Verbesserung des Lernens in einer zunehmend digitaleren Welt eingesetzt werden können. Dabei wurden vielfältige Technologien eingesetzt, die durchweg als zeitgemäß betrachtet werden können. Doch finden sich wenige der Technologien darunter, die in der öffentlichen Wahrnehmung als zukunftsweisend wahrgenommen werden und sich in den Top 10 Technologietrends [57] widerspiegeln. Betrachtet man die Tatsache, dass laut [92] viele Technologietrends gerade in ihrer Anfangsphase überbewertet werden, so macht es durchaus Sinn mit einer gewissen Gelassenheit auf technologische Entwicklungen zu schauen, und hier mit kühlem Kopf nicht technologiegetrieben, sondern anwendungs- und nutzergetrieben zu handeln.

Betrachtet man die Themen der Fachbeiträge auf Konferenzen, die sich mit Themen wie elektronisch unterstütztem Lernen [126] oder skalierendem Lernen [94] beschäftigen, so sieht man, dass im Bildungsbereich eher eine technologische Evolution als eine Disruption erfolgt. Zu etabliert scheinen nicht nur die herkömmlichen staatlichen und privaten Bildungssysteme, zu hoch scheint auch die Komplexität, da Lösungen technologische, inhaltlich-didaktische und vermarktungsseitige Aspekte vereinen müssen, um erfolgreich zu sein.

Werfen wir daher ein Blick auf einige Projekte im Kontext der HPI Lernlösungen, in denen Trendtechnologien eingesetzt werden:

Projekte wie das europäische TraMOOC [24, 88] beschäftigen sich insbesondere mit der Anwendung von automatisierten Übersetzungen von MOOCs, um sprachlich bedingte Grenzen der Verbreitung zu überwinden. Auch die Analyse von Kursmaterialien und Videos, wie sie beispielsweise von Che, Staubitz, Yang und Meinel in [28] beschrieben wird, ist technisch spannend und innovativ, letztendlich aber nicht domänenspezifisch. Außerhalb von Europa geht man deutlich weiter. So hat China 2017 eine Policy [1] veröffentlicht, in der der Einsatz von künstlicher Intelligenz auch für schulische und lebensbegleitende Bildung als Ziel definiert

wird. Ein Beispiel wie eine solche Anwendung aussehen kann, ist das chinesische Class Care System [21]. Hier werden die Schüler im Klassenraum dauerhaft durch eine kleine Kamera gefilmt. Eine automatisierte Gesichtserkennung registriert die Schüler und klassifiziert mit Deep-Learning [60] deren Verhalten. Lehrende können dann sehen wie sich Ihre Schüler und Schülerinnen verhalten. Auch wenn solche Systeme versprechen, eine gewisse Objektivität in der Bewertung und der Analyse von Schülerverhalten zu bringen, so scheinen sie in einem europäisch geprägten Wertesystem schwer vorstellbar.

Digitale Zeugnisse, wie sie auch die HPI MOOC-Plattform ausstellt, lassen sich momentan relativ einfach fälschen. Auch das Sperren der PDF-Dokumente gegen die nachträgliche Bearbeitung lässt sich leicht aushebeln. Daher wurden die von den HPI MOOC-Plattformen ausgestellten Dokumente mit einem Link versehen. Dieser lässt sich auch über einen abgedruckten QR-Code aufrufen, der auf die URL der Plattform zeigt, auf der sich das Originaldokument findet. Somit können zumindest nachträgliche Manipulationen an dem Dokument erkannt werden. Diese Funktionalität ist aber nur gewährleistet, solange die Plattform unter dieser URL betrieben wird. Im Kontext des Projektes Open Credentials, welches zusammen mit der TU München sowie weiteren internationalen Universitäten durchgeführt wird, werden daher Abschlüsse dauerhaft verifizierbar gemacht. Ein Alleinstellungsmerkmal, welches dieses Projekt ausmacht, ist die dezentrale/föderierte Infrastruktur. Hierfür bietet sich eine auf einer **Blockchain** basierende Infrastruktur an.

Chatbots sind text- oder sprachbasierte, automatisierte Dialogsysteme, die einem Nutzer die Möglichkeit geben, sich in natürlicher Sprache mit einem computerbasierten System zu unterhalten. In mehreren Seminaren wurden Prototypen und Machbarkeitsstudien für Chatbot-basierte Lösungen wie Hilfesysteme für MOOCs und Zugriff über Sprachassistenten erstellt (Abschnitt A.8).

Die beschriebenen Projekte zeigen, wie innovative Technologien mehrwertbringend eingesetzt werden können. Dabei handelt es sich aber durchweg um die Nutzung von Technologien und Konzepten, die unabhängig von dem Kontext der digitalen Bildung bereits existierten und deren Innovationscharakter im Wesentlichen nur in der Anwendung im Bildungskontext besteht.

Doch woran liegt es, dass domänenspezifische Innovationen im Bildungsbereich so einen schweren Stand haben? Geht man davon aus, dass Technologien wie KI und Deep Learning zunächst trainiert werden müssen, so ist die Existenz von ausreichenden Mengen an Trainingsdaten eine wichtige Bedingung. Im Kontext von MOOCs sind diese Daten durchaus vorhanden und auch die Infrastruktur, um diese Daten zu nutzen, nicht zuletzt durch die in dieser Arbeit eingeführten Erweiterungen und Konzepte. Im schulischen Bereich allerdings fehlt es in Deutschland an Daten, insbesondere wenn es um einen ganzheitlichen Ansatz geht, der die Nutzung von interaktiven Lerninhalten von externen Anbietern bei der Datenerhebung berücksichtigt. Auch hierfür wurden in dieser Arbeit die notwendigen Vorarbeiten geleistet, damit mit Einführung von landesweiten Schul-Clouds die anfallenden Daten auch datenschutzkonform und zielführend, nämlich zur Verbesserung des Lernens und Lehrens, eingesetzt werden.



Insgesamt muss ein realistischer Erwartungshorizont hergestellt werden: KI und andere Technologien werden das Lehren und Lernen nicht von heute auf morgen revolutionieren. Die Digitalisierung des Bildungssektors ist ein Prozess, und in diesem Prozess haben auch innovative Technologien ihren Platz. Doch können diese ihr Wirken nur entfalten, wenn sie als sinnvoller Baustein im Rahmen einer ganzheitlichen Strategie eingesetzt werden. Gute Inhalte und nutzerfreundliche Konzepte und Plattformen stehen dabei im Mittelpunkt. Nur wenn alle Maßnahmen und Konzepte auf die Bedürfnisse der Nutzer fokussieren und sich nicht in Technologieverliebtheit oder zu starken kommerziellen Interessen verlieren kann eine dauerhafte Transformation gelingen.

## 6.2. Zusammenfassung und Ausblick

Anhand der in Abschnitt 1.1 postulierten Forschungsfragen werden im Folgenden diese Dissertation und ihre Kontributionen zusammengefasst.

### **Was sind Erfolgsfaktoren digital gestützten Lernens auf Lernplattformen und wie können diese gemessen werden?**

Lernen ist dann erfolgreich, wenn Wissen erfolgreich vermittelt wird. In einer Zeit in der Lernen dabei lebensbegleitend erfolgt, ist eine Flexibilisierung des Lernens erforderlich. Online-Lernplattformen sind hier ein wichtiger Baustein, da sie Struktur und Flexibilität vereinen. Dabei sollte Erfolg stets mit Fokus auf den einzelnen Lernenden gemessen werden. Hierfür kann das vorgestellte System von Metriken (Abschnitt 3.6) verwendet werden. Dabei soll der Blick von der reinen Interaktion und Wissensvermittlung auf das Lernerlebnis erweitert werden. Das EmoSat-Tool (Abschnitt A.5) bietet hierfür ein Werkzeug, um dieses langfristig zu erfassen.

### **Wie kann die stetige Verbesserung von Lernplattformen ermöglicht werden?**

Durch das in Abschnitt 2.2 vorgestellte Framework kann die stetige Verbesserung gestaltet werden. Dabei kommen zunächst qualitative und quantitative Methoden zum Einsatz, um Verbesserungspotentiale zu identifizieren. Diese werden dann anhand ihrer Wirkung priorisiert (Abschnitt 2.3). Für Funktionen, die innerhalb des Lernprozesses verortet sind, können hierbei die potentielle Auswirkung auf das Lernerlebnis und die Lerneffizienz verwendet werden. Funktionen die eher neue Nutzende betreffen, etwa beim On-Boarding, können mit Hilfe des Kano-Framework bewertet werden. Eine solche Quantifizierung kann auch helfen, Priorisierungen in Multi-Stakeholderumgebungen transparent zu gestalten. Letztendlich hilft eine solche Priorisierung aber nur, wenn für die Umsetzung der identifizierten Maßnahmen ausreichende Ressourcen bereitgestellt werden, sei es durch thematische festgelegte Sprints als Teil eines agilen Entwicklungsablaufs, dedizierte UX/LX-Teams oder eine Gesamtpriorisierung aller Tickets und Aufgaben.

### **Wie können die hierfür notwendigen Daten in komplexen dienstbasierten Lerninfrastrukturen unter Berücksichtigung der rechtlichen Rahmenbedingungen erhoben, verarbeitet und genutzt werden?**

Für das Erfassen, Verarbeiten und die Nutzung wurde in Kapitel 3 ein dedizierter Learning Analytics Service eingeführt und evaluiert. Durch den Einsatz von externen Webanalytics-Tools (Abschnitt 3.4) werden dabei auch komplexe Berechnungen möglich, allerdings ohne den einzelnen Lernenden zu betrachten. Ein ETL-Ansatz erlaubt dabei die flexible Verarbeitung der Events, die durch Metriken erschlossen werden. Der konzeptuelle Ansatz lässt sich dabei auch unabhängig von der konkreten Implementierung mit Werkzeugen wie Apache Nifi nutzen. Die Nutzung der Daten in Dashboards und Mails (Abschnitt 3.8) sorgt für Sichtbarkeit und einfachen Zugang. Auch die automatisierte Qualitätsüberprüfung (Abschnitt 3.10) und die integrierten A/B/n-Testfunktionen (Abschnitt 3.11) demonstrieren eine zielführende Nutzung der LA-Daten im Kontext der nutzerzentrierten Optimierung.

Dies wurde mit fünf verschiedenen Verbesserungen der HPI MOOC Plattform, auf der auch openHPI und openSAP läuft, evaluiert. Dabei konnte gezeigt werden, dass sich Lernende mit reaktivierenden Mails zurück in den Kurs holen lassen. Dabei sind es primär die Kommunikation der unbearbeiteten Lerninhalte der Nutzer, die eine reaktivierende Wirkung haben. Auch Übersichtsmails, die die Forenaktivität zusammenfassen, haben einen positiven Effekt. Ein gezieltes On-Boarding kann dazu führen, dass die Nutzer die Plattform besser verstehen und hierdurch aktiver sind. Der vierte Test konnte zeigen, dass die Zuordnung von Forenfragen zu einem bestimmten Zeitpunkt im Video und die grafische Anzeige dieser Informationen zu einer erhöhten Forenaktivität führt. Auch die experimentelle Erprobung von unterschiedlichen Lernmaterialien wie sie im fünften Test durchgeführt wurde, ist in MOOCs hilfreich, um eine Verbesserung der Kursmaterialien zu erreichen.

Ein Nachteil der vorgestellten LA-Architektur ist die Schwierigkeit, über die vorhandenen Visualisierungen und Benachrichtigungen hinaus explorativ mit den Daten zu erarbeiten. Hier bieten die Exporte (Abschnitt 3.9) zwar einen technischen Zugang, der auch regelmäßig genutzt wird, aber die Zuverlässigkeit und Performance ist nicht zufriedenstellend. Mit der vorgestellten Erweiterung (Abschnitt A.4) werden diese Probleme adressiert, wobei diese Erweiterung noch nicht hinreichend getestet und evaluiert wurde.

### **Wie können internetbasierte Lernplattformen unabhängiger von Netzqualität, Anbindung und Verfügbarkeit gemacht werden?**

Neben funktionalen und das Lernerlebnis betreffenden Anpassungen und Erweiterungen besitzen Maßnahmen, die Geschwindigkeit und die zeitlich und räumliche Verfügbarkeit erhöhen, das höchste Potential für eine nutzerbasierte Optimierung. Die Minimierung des zu übertragenden Datenvolumens (Abschnitt 5.2) durch technische Optimierung, die zu geringeren Kosten beim Anbieter und schnellere Ladezeiten beim Lernenden sollten regelmäßig evaluiert werden, da sich die Fähigkeiten der Browser und Endgeräte, bzw. die dahinterstehenden Standards schnell weiterentwickeln. Mobile native Anwendungen sind eine gute Brückentechnologie, um unabhängig vom Netzwerk zumindest eine Untermenge an Use-Cases abzubilden, insbesondere die uni-direktionale Wissensvermittlung und eine einfache Wissenüberprüfung. Wie in Abschnitt 5.3 gezeigt, lassen sich diese Konzepte aber webbasiert auch unabhängig von Gerät und Browser umsetzen.

Hierbei sind zwei architektonische Ansätze zu unterscheiden: Der erste Ansatz stellt dabei grundlegende Anforderungen an die Architektur und Technologie der Lernplattform, bietet dafür aber am meisten Use-Cases. Der zweite Service-Worker-Ansatz besticht durch seine Modularität und kann somit gut in bestehende Anwendungen integriert werden. Ein lokales verteiltes CDN (Abschnitt 5.4), welches ohne zusätzliche Hardware auskommt, kann zudem die Last auf der WAN-Anbindung reduzieren. Insofern ist gewährleistet, dass eine gewisse Anzahl von Nutzern sich zeitlich synchron mit identischen Inhalten beschäftigen. Dies ist beispielsweise bei Live-Streamings und dem Konsumieren von Inhalten im Klassenzimmer der Fall.

### **Wie lassen sich innovative Technologien nutzen, um domänenspezifische Potentiale zu entfalten und digitales Lernen zukunftsfähig zu gestalten?**

Die dialogische Interaktion mit Lernsystemen dank Spracherkennung erschließt einzelne Funktionen für die Welt von Bots und Sprachassistenten. Das Bereitstellen von Zeugnissen, die dank Blockchain auch dann verifizierbar sind, wenn die herausgegebene Website nicht mehr (oder nicht mehr unter der ursprünglichen Domain) verfügbar sind. Automatisierte Übersetzungen von Kursmaterialien vergrößern die Zielgruppe von Kursen. Und auf Maschine Learning basierende Empfehlungssysteme helfen, das Lernende die Inhalte finden, die zu ihnen passen. Alle diese Innovationen sind jedoch auch in domänenfremden Kontexten zu finden. Daraus lässt sich schließen, dass es lohnenswert ist, den gesamten Innovationsraum stetig zu betrachten und dortige Innovationen in den Kontext des digitalen Lernens zu transferieren. All diese Innovationen verpuffen, wenn sie nicht auf einem soliden Fundament platziert werden können. Daher sollte man sich nicht durch Buzzwords und Technologien, sondern stets durch den Mehrwert für den Nutzenden leiten lassen. Gleichzeitig gilt es die mittelbaren Voraussetzungen zu schaffen, um domänenspezifische Potentiale zu erschließen. Hierzu zählen die Interoperabilität von Inhalten, die Erschließung und Auszeichnung von Inhalten und die Klärung von datenschutzrechtlichen Fragen.

#### **6.2.1. Software-Kontributionen**

Im Kontext dieser Arbeit sind mehrer Anwendungen und Bibliotheken entstanden, die vollständige Liste findet sich in Abschnitt A.8. Alle Teile, die direkt zum Funktionsumfang der HPI MOOC-Plattform gehören, sind dabei auf Grund von Lizenzbedingungen des Gesamtprojektes nicht öffentlich. Hiervon ausgenommen sind die Visualisierungsbibliothek m.e.i.n.e.l, das öffentliche Dashboard, der Videoplayer und die mobilen Apps. Die automatisierte Qualitätsüberwachung wurde als eigenständiges Projekt in einer neuen Version veröffentlicht. (Abschnitt A.8) Eine Open-Source Implementierung eines LA-Dienstes, der auf dem hier beschriebenen Konzept basiert, findet innerhalb der HPI Schul-Cloud und bei dem Anbieter Serlo statt, ist aber zum jetzigen Zeitpunkt noch nicht abgeschlossen. Die P2PCDN-Bibliothek ist frei verfügbar.

### 6.3. Ausblick

Diese Arbeit zeigt, wie ein definiertes Vorgehen bei der stetigen Optimierung von komplexen Lernanwendungen unabdingbar ist. Dafür bedarf es einer in ihrer Komplexität nicht zu unterschätzenden Infrastruktur. Leider ergeben sich aber keine Automatismen, nur weil eine Infrastruktur bereitsteht. Dedizierte Ressourcen müssen langfristig bereitgestellt werden, sonst verpuffen singuläre Maßnahmen. Auch produziert jede einzelne neue Funktionen weitere Aufwände für Wartung, Weiterentwicklung und technologische Abhängigkeiten. Beispielhaft kann hier die automatisierte Qualitätskontrolle genannt werden, bei der durch direkte Benachrichtigungen auf mobilen Endgeräte ein höherer Effekt zu erwarten ist. Es ist zu hoffen, dass dem Thema der nutzerzentrierten Optimierung in Lernumgebungen in Zukunft neben mehr Ressourcen auch ein erhöhtes Bewusstsein entgegengebracht wird, wozu diese Arbeit einen expliziten Beitrag leisten möchte.

Die **Interoperabilität** der vorgestellten Lösungen und Dienste kann und sollte erweitert werden. Für den Bereich Learning Analytics zählt eine gemeinschaftliche Fortentwicklung dazu. Hierbei sollte auf einem gemeinschaftlichen xAPI-Vokabular aufgebaut werden, welches dann die synergetische Entwicklung von Metriken und die einfachere Integration von Werkzeugen erlaubt. Dieser Prozess wurde mit einzelnen Akteuren bereits begonnen. Unterstützt wird dies mit der Veröffentlichung (oder einer erneuten Implementierung) von einzelnen Komponenten als offene und freie Software. Ziel ist es hier eine modulare LA-Infrastruktur bereitzustellen, die unabhängig von Technologie und Architektur einer Lernplattform einzusetzen ist.

Die **Offlinefähigkeit** bzw. die Fähigkeit von Lernanwendungen in netzwerktechnisch schwierigen Umgebungen zu laufen, wird sich hoffentlich als Best Practice etablieren. Entsprechende Bemühungen sind auch bei kommerziellen Inhalte- und Plattformanbietern zu beobachten, wobei dank der hier vorgestellten Machbarkeitsstudien sowohl Lösungen zum Nachrüsten als auch Architekturen für Neuentwicklungen als Startpunkt vorhanden sind.

Da nicht davon auszugehen ist, dass es immer persönliche Endgeräte gibt, muss untersucht werden wie Daten auch bei einem Benutzerwechsel erhalten bleiben können, um ein vollständiges Löschen der lokalen Zwischenspeicher bei jedem Logout zu vermeiden. Das ist insbesondere dann von Interesse, wenn ein webbasierter Zugang durch mehrere Nutzer auf gemeinsam genutzten Geräten erfolgt. Denkbar ist eine Verwendung von **mehreren lokalen Speicher** anhand der Bereiche für die verschiedenen Nutzer. Diese könnten auf dem Gerät verschlüsselt vorliegen und beim Login erhält der Nutzer die privaten Schlüssel für die entsprechenden Bereichsspeicher.

Auch wenn dank der in dieser Arbeit vorgestellten Infrastrukturen die gewonnenen LA-Daten automatisiert und auch für weitere Zwecke genutzt werden, so gibt es noch ein großes Potential, welches nicht ausgeschöpft wird. Immerhin wurde im Falle der HPI MOOC-Plattform erreicht, dass innerhalb der Forschungsgruppe, der Anbieter und der Teaching-Teams datengestützte Forschung der Regelfall ist.

Um den vorhanden Datenschatz weiter zu heben, sollte zunächst eine Anonymisierung der Daten erfolgen um dann Dritten den Zugriff auf die Daten zu er-

möglichen. Mit zunehmender Nutzung der Plattformen kommt es perspektivisch zu **Datenmengen** der LA-Daten die dedizierte Maßnahmen erforderlich machen können. Hier könnte ein Data Aging in Betracht kommen, also das Löschen oder Ausdünnen alter Daten oder die Einführung von aggregierten Daten. Auch der Austausch oder eine Erweiterung der Persistenzschicht kann mittelfristig sinnvoll werden.

Die Erfassung von LA-Daten und deren Einsatz zum Wohle des Lerner sind leider in der Praxis immer noch nicht so selbstverständlich, wie dies wünschenswert wäre. Der in dieser Arbeit vorgeschlagene Rahmen bietet eine gute Möglichkeit, strukturiert eine langfristige nutzerzentrierte Optimierung von digitalen Lernplattformen zu gestalten. Wie viele moderne Frameworks soll er dabei nicht als strenges Korsett, sondern als Rahmen und Portfolio an Möglichkeiten verstanden und genutzt werden. Nur wenn dieser Perspektivenwechsel auf die Bedürfnisse des Lernenden verstetigt wird, können digitale Lernumgebungen- und Plattformen ihr volles Potential entfalten und somit ihren Beitrag zum Wohle der Gesellschaft leisten.

# Literaturverzeichnis

- [1] *A New Generation of Artificial Intelligence Development Plan*. 2017. URL: <https://flia.org/wp-content/uploads/2017/07/A-New-Generation-of-Artificial-Intelligence-Development-Plan-1.pdf> (besucht am 2019-08-22).
- [2] *Adobe PhoneGap*. URL: <https://phonegap.com/> (besucht am 2019-08-25).
- [3] *AMP for Gmail*. URL: <https://developers.google.com/gmail/ampemail/> (besucht am 2019-08-06).
- [4] *Analyze and optimize your website with PageSpeed tools*. URL: <https://developers.google.com/speed/> (besucht am 2019-08-09).
- [5] M. A. Andor, K. M. Fels, J. Renz und S. Rzepka. *Do planning prompts increase educational success? Evidence from randomized controlled trials in MOOCs*. 790. Ruhr Economic Papers, 2018.
- [6] *Apache Zeppelin*. URL: <https://zeppelin.apache.org/> (besucht am 2019-08-25).
- [7] H. Attlee. *The Land where Lemons Grow: The Story of Italy and Its Citrus Fruit*. Penguin UK, 2014, Seite 62.
- [8] L. Beuster, M. Elkina, A. Fortenbacher, L. Kappe, A. Merceron, A. Pursian, S. Schwarzrock und B. Wenzlaff. „Learning Analytics und Visualisierung mit dem LeMo-Tool“. In: *DeLFI 2013: Die 11 e-Learning Fachtagung Informatik*. Herausgegeben von A. Breiter und C. Rensing. Bonn: Gesellschaft für Informatik e.V., 2013, Seiten 245–250.
- [9] *Bindings - The Object Model - Ember Guides*. URL: <https://guides.emberjs.com/release/object-model/bindings/> (besucht am 2019-09-06).
- [10] K. Boda, Á. M. Földes, G. G. Gulyás und S. Imre. „User tracking on the web via cross-browser fingerprinting“. In: *Nordic conference on secure it systems*. Springer. 2011, Seiten 31–46.
- [11] M. Bothe und C. Meinel. „Applied Mobile-Assisted Seamless Learning Techniques in MOOCs“. In: *Digital Education: At the MOOC Crossroads Where the Interests of Academia and Business Converge*. Herausgegeben von M. Calise, C. Delgado Kloos, J. Reich, J. A. Ruiperez-Valiente und M. Wirsing. Cham: Springer International Publishing, 2019, Seiten 21–30. ISBN: 978-3-030-19875-6.

- [12] F. Brouns, M. Zorrilla, E. Álvarez, P. Solana-González, A. Cobo, R. Rocha, M. Collantes Viaña, C. Hoyos, M. De Lima Silva, C. Lazo, J. Antonio Gabelas Barroso, P. Arranz, L. García, A. Silva, J. Manuel Sáez López, P. Ventura Expósito, M. Jordano de la Torre, F. María und J. Viñuales. *ECO D2.5 Learning Analytics Requirements and Metrics Report*. Jan. 2015.
- [13] V. Brovkov, A. Fortenbacher, H. Yun und D. Junker. „Prototype of a sensor device for learning environments“. In: *2016 3rd International Symposium on Wireless Systems within the Conferences on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems (IDAACS-SWS)*. IEEE. 2016, Seiten 134–137.
- [14] *Browserscope - AppCache Default Size*. URL: <http://www.browserscope.org/user/tests/table/agt1YS1wcm9maWxlcniNCxIEVGVzdBjwwK0RDA?v=3&layout=simple> (besucht am 2017-01-10).
- [15] D. Brüchner. *Improving Teachers' Acceptance of Digital Education*. 2019.
- [16] D. Bruechner, J. Renz und M. Klingbeil. „Creating a Framework for User-Centered Development and Improvement of Digital Education“. In: *Proceedings of the Sixth (2019) ACM Conference on Learning @ Scale. L@S '19*. Chicago, IL, USA: ACM, 2019, 31:1–31:4. ISBN: 978-1-4503-6804-9. DOI: 10.1145/3330430.3333644.
- [17] R. Budiu. *Login Walls Stop Users in Their Tracks*. Accessed June 19th 2019. 2014.
- [18] L. Buley. *The User Experience Team of One*. Rosenfeld Media, 2013.
- [19] P.-u. I. der Bundesregierung. *Unsere Digitale Agenda für Deutschland*. 2015.
- [20] *By The Numbers: MOOCs in 2018*. URL: <https://www.classcentral.com/report/mooc-stats-2018/> (besucht am 2019-08-22).
- [21] *Camera Above the Classroom*. URL: <https://www.sixthtone.com/news/1003759/camera-above-the-classroom> (besucht am 2019-08-22).
- [22] *Canvas the Learning Management Platform*. URL: <https://www.instructure.com/canvas/?newhome=canvas> (besucht am 2019-08-25).
- [23] N. Carr. „The crisis in higher education“. In: *Technology Review* (2012).
- [24] S. Castilho, F. Gaspari, J. Moorkens und A. Way. „INTEGRATING MACHINE TRANSLATION INTO MOOCs“. In: März 2017, Seiten 9360–9365. DOI: 10.21125/edulearn.2017.0765.
- [25] S. Champely u. a. „pwr: Basic functions for power analysis“. In: *R package version 1.1* (2015), Seite 37.
- [26] A. Charland und B. Leroux. „Mobile application development: web vs. native“. In: *Communications of the ACM* (2011), Seiten 0–4. DOI: 10.1145/1941487.
- [27] X. Che. „E-lecture material enhancement based on automatic multimedia analysis“. Dissertation. Jan. 2017.

- [28] X. Che, T. Staubitz, H. Yang und C. Meinel. „Pre-Course Key Segment Analysis of Online Lecture Videos“. In: *Proceedings of The 16th IEEE International Conference on Advanced Learning Technology (ICALT2016)*. Austin, Texas, USA, Juli 2016.
- [29] X. Che, H. Yang und C. Meinel. „Lecture video segmentation by automatically analyzing the synchronized slides“. In: *Proceedings of the 21st ACM international conference on Multimedia*. ACM. 2013, Seiten 345–348.
- [30] Z. Chen, C. Chudzicki, D. Palumbo, G. Alexandron, Y.-J. Choi, Q. Zhou und D. E. Pritchard. „Researching for better instructional methods using AB experiments in MOOCs: results and challenges“. In: *Research and Practice in Technology Enhanced Learning* 11.1 (Apr. 2016), Seite 9. ISSN: 1793-7078. DOI: 10.1186/s41039-016-0034-4.
- [31] Y. Cheng, F. C. Liu, S. Jing, W. Xu und D. H. Chau. „Building Big Data Processing and Visualization Pipeline Through Apache Zeppelin“. In: *Proceedings of the Practice and Experience on Advanced Research Computing*. PEARC '18. Pittsburgh, PA, USA: ACM, 2018, 57:1–57:7. ISBN: 978-1-4503-6446-1. DOI: 10.1145/3219104.3229288.
- [32] C. Chudzicki, D. E. Pritchard und Z. Chen. „Learning Experiments Using AB Testing at Scale“. In: *Proceedings of the Second (2015) ACM Conference on Learning @ Scale*. L@S '15. Vancouver, BC, Canada: ACM, 2015, Seiten 405–408. ISBN: 978-1-4503-3411-2. DOI: 10.1145/2724660.2728703.
- [33] *Churn Rate Definition*. URL: [https://www.gruenderszene.de/lexikon/begriffe/churn-rate?interstitial\\_click](https://www.gruenderszene.de/lexikon/begriffe/churn-rate?interstitial_click) (besucht am 2019-06-17).
- [34] *CodeOcean - An automated assessment tool for web-based coding exercises*. URL: <https://github.com/openHPI/codeocean> (besucht am 2019-08-14).
- [35] J. Conklin. *A Taxonomy for Learning, Teaching, and Assessing: A Revision of Bloom's Taxonomy of Educational Objectives Complete Edition*. 2005.
- [36] A. Cooper. „Learning Analytics Interoperability-The Big Picture In Brief“. In: *Learning Analytics Community Exchange* (2014).
- [37] A. Croll und B. Yoskovitz. *Learn analytics: Use data to build a better startup faster*. O'Reilly Media, Inc., 2013.
- [38] *Cron Format*. URL: <http://www.nncron.ru/help/EN/working/cron-format.htm> (besucht am 2019-08-14).
- [39] *CSS image-set()*. URL: <https://developer.mozilla.org/de/docs/Web/CSS/image-set> (besucht am 2019-08-09).
- [40] *D3.js - Data-Driven Documents*. URL: <https://d3js.org/> (besucht am 2019-08-14).
- [41] *Datenschutz-Grundverordnung, Artikel 7 - Bedingungen für die Einwilligung*. URL: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/DE/TXT/HTML/?uri=CELEX:32016R0679&from=EN#d1e2019-1-1> (besucht am 2019-08-14).



- [42] M. Degeling, C. Utz, C. Lentzsch, H. Hosseini, F. Schaub und T. Holz. „We Value Your Privacy... Now Take Some Cookies: Measuring the GDPR’s Impact on Web Privacy“. In: *arXiv preprint arXiv:1808.05096* (2018).
- [43] N. K. Denzin. *The research act: A theoretical introduction to sociological methods*. Routledge, 2017.
- [44] H. Dinger. *Developing User-Oriented Improvements on The HPI MOOC Platforms*. 2018.
- [45] E. W. Djimeu und D.-G. Houndolo. *Power calculation for causal inference in social science*. 2016.
- [46] J. Dräger und R. Müller-Eiselt. „Die digitale Bildungsrevolution“. In: *Der radikale Wandel des Lernens und wie wir ihn gestalten können* (2015).
- [47] *Einführung in die Mathematik der Algorithmik | openHPI*. URL: <https://open.hpi.de/courses/mat-ws2018/> (besucht am 2019-08-14).
- [48] T. Elias. „Learning analytics: Definitions, processes and potential“. In: *Learning* 23 (2011). Accessed March 1st 2015, Seiten 134–148.
- [49] *Ember Wormhole*. URL: <https://github.com/yapplabs/ember-wormhole> (besucht am 2019-08-14).
- [50] *emosat - Measuring LX*. URL: <https://github.com/schul-cloud/emosat> (besucht am 2019-08-25).
- [51] T. Erl. *Service-oriented architecture: a field guide to integrating XML and web services*. Prentice Hall PTR, 2004.
- [52] *Feature Toggles (aka Feature Flags)*. URL: <https://martinfowler.com/articles/feature-toggles.html> (besucht am 2019-08-25).
- [53] R. Ferguson. „Learning analytics: drivers, developments and challenges“. In: *International Journal of Technology Enhanced Learning* 4.5/6 (2012), Seite 304. ISSN: 1753-5255. DOI: 10.1504/IJTEL.2012.051816.
- [54] G. Fischer. „User Modeling in Human-Computer Interaction“. In: *User Modeling and User-Adapted Interaction* 11 (Aug. 2000). DOI: 10.1023/A:1011145532042.
- [55] *Flutter - Beautiful native apps in record time*. URL: <https://flutter.dev/> (besucht am 2019-08-25).
- [56] M. Fowler. *Microservices*. März 2014. URL: <http://martinfowler.com/articles/microservices.html> (besucht am 2014-10-17).
- [57] J. Garfinkel. *Gartner Identifies the Top 10 Strategic Technology Trends for 2019*. 2018. URL: <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2018-10-15-gartner-identifies-the-top-10-strategic-technology-trends-for-2019> (besucht am 2019-08-22).
- [58] T. Geis. *Usability und User Experience unterscheiden*. März 2010. URL: [www.procontext.de/aktuelles/2010/03/usability-und-user-experience-unterscheiden.html](http://www.procontext.de/aktuelles/2010/03/usability-und-user-experience-unterscheiden.html) (besucht am 2019-08-22).

- [59] M. A. Gilbert. *edX E-Learning Course Development*. Packt Publishing Ltd, 2015.
- [60] I. Goodfellow, Y. Bengio und A. Courville. *Deep learning*. MIT press, 2016.
- [61] C. R. Graham. „Blended learning systems“. In: *The handbook of blended learning* (2006), Seiten 3–21.
- [62] W. Greller und H. Drachsler. „Translating Learning into Numbers: A Generic Framework for Learning Analytics“. In: *Educational Technology & Society* 15 (Juli 2012), Seiten 42–57.
- [63] J. Grenning. „Planning poker or how to avoid analysis paralysis while release planning“. In: *Hawthorn Woods: Renaissance Software Consulting* 3 (2002), Seiten 22–23.
- [64] F. Grünewald, C. Meinel, M. Totschnig und C. Willems. „Designing MOOCs for the Support of Multiple Learning Styles“. English. In: *Scaling up Learning for Sustained Impact*. Herausgegeben von D. Hernandez-Leo, T. Ley, R. Klamma und A. Harrer. Band 8095. Lecture Notes in Computer Science. Springer Berlin Heidelberg, 2013, Seiten 371–382. ISBN: 978-3-642-40813-7.
- [65] C. Hagedorn, H. Utunen, J. Renz und C. Meinel. „Exploring possibilities to partially transform simulation exercises into interactive games on OpenWHO.org digitizing live role-playing game exercises online for epidemics and health emergency work“. In: *2018 IEEE 6th International Conference on Serious Games and Applications for Health (SeGAH)*. IEEE. 2018, Seiten 1–6.
- [66] Hasso Plattner Institut. *92 Prozent der Online-Lerner zufrieden mit dem Nutzen, sagt openHPI-Studie*. URL: <https://hpi.de/pressemitteilungen/2019/92-prozent-der-online-lerner-zufrieden-mit-dem-nutzen-sagt-openhpi-studie.html> (besucht am 2019-05-24).
- [67] N. T. Heffernan und C. L. Heffernan. „The ASSISTments Ecosystem: Building a Platform that Brings Scientists and Teachers Together for Minimally Invasive Research on Human Learning and Teaching“. In: *International Journal of Artificial Intelligence in Education* 24.4 (Dez. 2014), Seiten 470–497. ISSN: 1560-4306. DOI: 10.1007/s40593-014-0024-x.
- [68] F. Heidmann und J. Ziegler. „WebSCORE—A structured method for evaluating web applications“. In: *Interaction* 5 (2009), Seite 10.
- [69] *Heise online: Lehrerverband beklagt mangelhafte digitale Ausstattung an Schulen*. März 2017. URL: <https://www.heise.de/newsticker/meldung/Lehrerverband-beklagt-mangelhafte-digitale-Ausstattung-an-Schulen-3663645.html> (besucht am 2019-08-22).
- [70] A. Hinderks, M. Schrepp, F. J. Domínguez Mayo, M. J. Escalona und J. Thomaschewski. „Developing a UX KPI based on the user experience questionnaire“. In: *Computer Standards & Interfaces* (Jan. 2019), Seiten 1–10.
- [71] D. Hoffmann. *Designing and Implementing an Automated and Experimentation Framework for Optimizing Learning Outcomes in MOOC Environments*. 2015.

- [72] K. S. Hone und G. R. E. Said. „Exploring the factors affecting MOOC retention: A survey study“. In: *Computers & Education* 98 (2016), Seiten 157–168. ISSN: 0360-1315. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2016.03.016>.
- [73] O. Horak, M. Novak und V. Zakoutsky. „GeoWeb application user-interface evaluation using heatmaps“. In: *Recent Advances in Applied & Biomedical Informatics and Computational Engineering in Systems Applications, Florence (Italy)* (2011).
- [74] *HTML Standard*. URL: <https://html.spec.whatwg.org/multipage/> (besucht am 2019-09-09).
- [75] *HTML5 - Offline Web applications*. URL: <http://www.w3.org/TR/2011/WD-html5-20110525/offline.html> (besucht am 2014-10-27).
- [76] *Hypertext Transfer Protocol Version 2*. URL: <https://httpwg.org/specs/rfc7540.html> (besucht am 2019-08-09).
- [77] *identifierForVendor - UIDevice | Apple Developer Documentation*. URL: <https://developer.apple.com/documentation/uikit/uidevice/1620059-identifierforvendor> (besucht am 2019-08-25).
- [78] edX Inc. *Open edX Developer's Guide - Analytics*. URL: <http://edx.readthedocs.io/projects/edx-developer-guide/en/latest/analytics.html> (besucht am 2018-07-03).
- [79] *Indexed Database API 2.0*. URL: <https://www.w3.org/TR/IndexedDB/> (besucht am 2019-08-14).
- [80] *Intro.js - Step-by-step guide and feature introduction*. URL: <https://introjs.com/> (besucht am 2019-08-14).
- [81] ISO. *ISO 9241-11 Ergonomics of human-system interaction — Part 11: Usability: Definitions and concepts*. 2018.
- [82] ISO. *ISO 9241-210. Ergonomics of human system interaction - Part 210: Human-centered design for interactive systems*. 2010.
- [83] K. Jordan. „Massive open online course completion rates revisited: Assessment, length and attrition“. In: *The International Review of Research in Open and Distributed Learning* 16.3 (2015).
- [84] N. KANO. „Attractive quality and must-be quality“. In: *Hinshitsu (Quality, the Journal of Japanese Society for Quality Control)* 14.751 (1984), Seiten 39–48.
- [85] S. Khan. *Let's use video to reinvent education*. Accessed March 1st 2015. 2011.
- [86] M. Kloft, F. Stiehler, Z. Zheng und N. Pinkwart. „Predicting MOOC dropout over weeks using machine learning methods“. In: *Proceedings of the EMNLP 2014 workshop on analysis of large scale social interaction in MOOCs*. 2014, Seiten 60–65.
- [87] R. Kohavi, R. M. Henne und D. Sommerfield. „Practical guide to controlled experiments on the web: listen to your customers not to the hippo“. In: *Proceedings of the 13th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*. ACM. 2007, Seiten 959–967.

- [88] V. Kordoni, K. Cholakov, M. Egg, A. Way, L. Birch, K. Kermanidis, V. Sosoni, D. Tsoumakos, A. van den Bosch, I. Hendrickx u. a. „TraMOOC: Translation for Massive Open Online Courses“. In: *Proceedings of the 18th Annual Conference of the European Association for Machine Translation*. 2015.
- [89] J. B. Kühnapfel. „Das Vorgehen bei der Nutzwertanalyse“. In: *Nutzwertanalysen in Marketing und Vertrieb*. Springer, 2014, Seiten 5–20.
- [90] S. der Kultusministerkonferenz. „Bildung in der digitalen Welt: Strategie der Kultusministerkonferenz“. In: *Berlin: KMK. Zugriff 16 (2016)*, Seite 2017.
- [91] C. Lallemand. *Dear diary: using diaries to study user experience*. 2012. URL: <http://uxpamagazine.org/dear-diary-using-diaries-to-study-user-experience/> (besucht am 2019-07-15).
- [92] A. Linden und J. Fenn. *Understanding Gartner’s Hype Cycles*. 2003. URL: <https://www.bus.umich.edu/KresgePublic/Journals/Gartner/research/115200/115274/115274.pdf> (besucht am 2019-08-22).
- [93] G. Linden. „Early Amazon: Shopping cart recommendations“. In: *Geeking with Greg (2006)*, Seiten 1900–1990.
- [94] R. Luckin, S. Klemmer und K. R. Koedinger, Herausgeber. *Proceedings of the Fifth Annual ACM Conference on Learning at Scale, London, UK, June 26-28, 2018*. ACM, 2018. DOI: 10.1145/3231644.
- [95] H. Luo, S. Rocco und C. Schaad. „Using Google Analytics to Understand Online Learning: A Case Study of a Graduate-Level Online Course“. In: *2015 International Conference of Educational Innovation through Technology (EITT)*. Okt. 2015, Seiten 264–268. DOI: 10.1109/EITT.2015.62.
- [96] M. Malchow, J. Renz, M. Bauer und C. Meinel. „Embedded smart home—remote lab grading in a MOOC with over 6000 participants“. In: *2017 Annual IEEE International Systems Conference (SysCon)*. IEEE. 2017, Seiten 1–6.
- [97] M. Malchow, J. Renz, M. Bauer und C. Meinel. „Enhance embedded system e-learning experience with sensors“. In: *2016 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*. IEEE. 2016, Seiten 175–183.
- [98] M. Malchow, J. Renz, M. Bauer und C. Meinel. „Improved e-learning experience with embedded LED system“. In: *2016 Annual IEEE Systems Conference (SysCon)*. IEEE. 2016, Seiten 1–6.
- [99] N. Mangain, A. Sharma und P. Goyal. „Learner’s perspective on video-viewing features offered by MOOC providers: Coursera and edX“. In: *2014 IEEE International Conference on MOOC, Innovation and Technology in Education (MITE)*. IEEE. 2014, Seiten 331–336.
- [100] J. Manyika, M. Chui, B. Brown, J. Bughin, R. Dobbs, C. Roxburgh und A. Hung Byers. *Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity*. Mai 2011.
- [101] J. Matejka, T. Grossman und G. W. Fitzmaurice. „Patina - dynamic heatmaps for visualizing application usage.“ In: *CHI (2013)*, Seite 3227.

- [102] D. Mayer, M. Schrepp und T. Held. „Beurteilung der UX Qualität durch Experten“. In: *Mensch und Computer 2018 - Usability Professionals*. Herausgegeben von S. Hess und H. Fischer. Bonn: Gesellschaft für Informatik e.V. Und German UPA e.V., 2018, Seiten 3–14.
- [103] P. McLachlan. *Smartphone Browser localStorage is up to 5x Faster than Native Cache (New Research)*. Mai 2013. URL: <http://www.mobify.com/blog/smartphone-localstorage-outperforms-browser-cache/> (besucht am 2014-06-10).
- [104] C. Meinel, J. Renz, C. Grella, N. Karn und C. Hagedorn. *Die Cloud für Schulen in Deutschland: Konzept und Pilotierung der Schul-Cloud*. Band 116. Universitätsverlag Potsdam, 2017.
- [105] C. Meinel, J. Renz, M. Luderich, V. Malyska, K. Kaiser und A. Oberländer. *Die HPI Schul-Cloud: Roll-Out einer Cloud-Architektur für Schulen in Deutschland*. Band 125. Universitätsverlag Potsdam.
- [106] C. Meinel, M. Totschnig und C. Willems. „openHPI: Evolution of a MOOC platform from LMS to SOA“. In: *Proceedings of the 5th International Conference on Computer Supported Education (CSEDU), INSTICC, Aachen, Germany*. Band 5. 2013.
- [107] C. Meinel und C. Willems. *openHPI: the MOOC offer at Hasso Plattner Institute*. Technische Berichte des Hasso-Plattner-Instituts für Softwaresystemtechnik an der Universität Potsdam 80. Universitätsverlag Potsdam, 2013. ISBN: 9783869562643.
- [108] C. Meinel, C. Willems, J. Renz und T. Staubitz. „Reflections on enrollment numbers and success rates at the openhpi mooc platform“. In: *Proceedings of the European MOOC Stakeholder Summit (2014)*, Seiten 101–106.
- [109] *Meteor - Build Apps with JavaScript*. URL: <https://www.meteor.com> (besucht am 2019-09-06).
- [110] M. Minge, L. Riedel und M. Thüning. „Modulare Evaluation interaktiver Technik. Entwicklung und Validierung des meCUE Fragebogens zur Messung der User Experience.“ In: *Grundlagen und Anwendungen der Mensch-Technik-Interaktion* 10 (2013), Seiten 28–36.
- [111] B. Moissa, L. S. de Carvalho und I. Gasparini. „A Web Analytics and Visualization Tool to Understand Students’ Behavior in an Adaptive E-Learning System“. In: *Learning and Collaboration Technologies. Designing and Developing Novel Learning Experiences*. Herausgegeben von P. Zaphiris und A. Ioannou. Cham: Springer International Publishing, 2014, Seiten 312–321. ISBN: 978-3-319-07482-5.
- [112] S. Möller. *Quality Engineering - Qualität kommunikationstechnischer Systeme*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2010. ISBN: 978-3-642-11548-6. DOI: 10.1007/978-3-642-11548-6.
- [113] *MOOC BOOK 1.0*. URL: <http://bizmooc.eu/mooc-manual/> (besucht am 2019-05-09).

- [114] C. Moser. „User Experience Design“. In: *User Experience Design*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2012, Seiten 1–22. DOI: 10.1007/978-3-642-13363-3.
- [115] G. Navarro-Suarez. „Enabling Learning Analytics in a service-oriented MOOC platform“. Magisterarbeit. Potsdam, Germany: Hasso-Plattner-Institute, 2015.
- [116] *Net Promoter Score explained*. 2016. URL: <https://customer.guru/net-promoter-score/> (besucht am 2019-06-18).
- [117] J. Nielsen. „Guerrilla HCI: Using Discount Usability Engineering to Penetrate the Intimidation Barrier“. In: *Cost-justifying usability* (1994), Seiten 242–272.
- [118] J. Nielsen. *Thinking Aloud: The #1 Usability Tool*. 2012. URL: <https://www.nngroup.com/articles/thinking-aloud-the-1-usability-tool/> (besucht am 2019-07-15).
- [119] J. Nielsen. *Usability Engineering*. Elsevier Science, 1994. ISBN: 9780125184069.
- [120] R. Nihalani. *Video Is Great , But Unlocking MOOC Data Is The Game Changer*. 2013. URL: <http://www.skilledup.com/blog/mooc-data/> (besucht am 2014-11-20).
- [121] *Offline Web Applications*. URL: <https://www.w3.org/TR/offline-webapps/> (besucht am 2019-06-20).
- [122] D. F. Onah, J. Sinclair und R. Boyatt. „Dropout rates of massive open online courses: behavioural patterns“. In: *EDULEARN14 proceedings 1* (2014), Seiten 5825–5834.
- [123] *Onboarding Definition in der Wikipedia*. URL: <http://en.wikipedia.org/wiki/Onboarding> (besucht am 2013-05-20).
- [124] *openSAP: Why are Enterprise MOOCs Working?* URL: [https://www.icelw.org/proceedings/2019/ICELW2019/Papers/Renz\\_Meinel.pdf](https://www.icelw.org/proceedings/2019/ICELW2019/Papers/Renz_Meinel.pdf) (besucht am 2019-08-28).
- [125] *Page speed matters*. URL: <https://medium.com/@openhpi/page-speed-matters-36652b7fbf5a> (besucht am 2019-08-14).
- [126] V. Pammer-Schindler, M. Pérez-Sanagustín, H. Drachsler, R. Elferink und M. Scheffel. *Lifelong Technology-Enhanced Learning*. Springer, 2018. ISBN: 978-3-319-98571-8. DOI: 10.1007/9783319985725.
- [127] L. Pappano. „The Year of the MOOC“. In: *The New York Times* 2.12 (2012), Seite 2012.
- [128] P. Paule, S. Kenaan und T. Schneidermeier. „Der Nutzer im Rad der Zeit - Die Durchführung einer Tagebuchstudie am Fallbeispiel“. In: *Mensch und Computer 2015 – Usability Professionals* (2015). Herausgegeben von A. Endmann, H. Fischer und M. Krökel, Seiten 302–306.

- [129] F. W. Petersen, L. E. Thomsen, P. Mirza-Babaei und A. Drachen. „Evaluating the Onboarding Phase of Free-toPlay Mobile Games: A Mixed-Method Approach“. In: *Proceedings of the Annual Symposium on Computer-Human Interaction in Play*. CHI PLAY '17. Amsterdam, The Netherlands: ACM, 2017, Seiten 377–388. ISBN: 978-1-4503-4898-0. DOI: 10.1145/3116595.3125499.
- [130] *Pichasso - Smart image storing and manipulation service*. URL: <https://github.com/pichasso/pichasso> (besucht am 2019-08-09).
- [131] *Plotly | JavaScript Graphing Library*. URL: <https://plot.ly/javascript/> (besucht am 2019-08-14).
- [132] E. Politou, E. Alepis und C. Patsakis. „Forgetting personal data and revoking consent under the GDPR: Challenges and proposed solutions“. In: *Journal of Cybersecurity* 4.1 (2018), tyy001.
- [133] *Polymer Project*. URL: <https://www.polymer-project.org/> (besucht am 2019-08-14).
- [134] J. Porter. *Designing for the social web*. Thousand Oaks, CA, USA, 2008.
- [135] *Progressive Web Apps on Desktop*. URL: <https://developers.google.com/web/progressive-web-apps/desktop> (besucht am 2019-08-14).
- [136] *Project Jupyter*. URL: <https://jupyter.org/> (besucht am 2019-08-25).
- [137] *RabbitMQ*. URL: <https://www.rabbitmq.com/> (besucht am 2019-08-25).
- [138] Radware. *Mobile Web Stress: The Impact of Network Speed on Emotional Engagement and Brand Perception*. 2013. URL: <http://www.radware.com/mobile-eeg2013/> (besucht am 2014-05-12).
- [139] M. Rauschenberger, M. Schrepp und J. Thomaschewski. „User Experience mit Fragebögen messen - Durchführung und Auswertung am Beispiel des UEQ.“ In: *Usability Professionals* (2013).
- [140] I. Rauth, E. Köppen, B. Jobst, C. Meinel u. a. „Design thinking: an educational model towards creative confidence“. In: *DS 66-2: Proceedings of the 1st international conference on design creativity (ICDC 2010)*. 2010.
- [141] *React Native - A framework for building native apps using React*. URL: <https://facebook.github.io/react-native/> (besucht am 2019-08-25).
- [142] J. Redish und J. T. Hackos. *User and Task Analysis for Interface Design*. Wiley New York. 1998.
- [143] F. F. Reichheld. „The one number you need to grow“. In: *Harvard business review* 81.12 (2003), Seiten 46–55.
- [144] J. Renz, M. Bauer, M. Malchow, T. Staubitz und C. Meinel. „Optimizing the video experience in moocs“. In: *EDULEARN15 Proceedings, 7th International Conference on Education and New Learning Technologies*. 2015, Seiten 5150–5158.
- [145] J. Renz, D. Hoffmann, T. Staubitz und C. Meinel. „Using A/B testing in MOOC environments“. In: *Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge*. ACM. 2016, Seiten 304–313.

- [146] J. Renz und C. Meinel. „The “Bachelor Project”: Project Based Computer Science Education“. In: *2019 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*. IEEE. 2019, Seiten 580–587.
- [147] J. Renz, G. Navarro-Suarez, R. Sathi, T. Staubitz und C. Meinel. „Enabling schema agnostic learning analytics in a service-oriented MOOC platform“. In: *Proceedings of the Third (2016) ACM Conference on Learning@ Scale*. ACM. 2016, Seiten 137–140.
- [148] J. Renz, F. Schwerer und C. Meinel. „openSAP: Evaluating xMOOC usage and challenges for scalable and open enterprise education“. In: *International Journal of Advanced Corporate Learning (ijAC)* 9.2 (2016), Seiten 34–39.
- [149] J. Renz, T. Staubitz, J. Pollack und C. Meinel. *IMPROVING THE ONBOARDING USER EXPERIENCE IN MOOCS*. Accessed June 19th 2019. 2014.
- [150] J. Renz, T. Staubitz und C. Prof. Meinel. „MOOC TO GO“. In: *PROCEEDINGS OF THE 10th INTERNATIONAL CONFERENCE ON MOBILE LEARNING 2014*. Madrid, Spain, 2014.
- [151] *RFC 8216 - HTTP Live Streaming*. URL: <https://tools.ietf.org/html/rfc8216> (besucht am 2019-08-15).
- [152] K. Rodden, H. Hutchinson und X. Fu. „Measuring the user experience on a large scale: user-centered metrics for web applications“. In: *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. ACM. 2010, Seiten 2395–2398.
- [153] E. M. Rogers. *Diffusion of innovations*. Free Press. New York NY, 1983.
- [154] T. Rohloff, M. Bothe und C. Meinel. „Visualizing Content Exploration Traces of MOOC Students“. In: März 2019.
- [155] T. Rohloff und C. Meinel. „Towards Personalized Learning Objectives in MOOCs“. In: *European Conference on Technology Enhanced Learning*. Springer. 2018, Seiten 202–215.
- [156] T. Rohloff, S. Oldag, J. Renz und C. Meinel. „Utilizing web analytics in the context of learning analytics for large-scale online learning“. In: *2019 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*. IEEE. 2019, Seiten 296–305.
- [157] T. Rohloff, J. Renz, G. N. Suarez und C. Meinel. „A Ubiquitous Learning Analytics Architecture for a Service-Oriented MOOC Platform“. In: *Digital Education: At the MOOC Crossroads Where the Interests of Academia and Business Converge*. Herausgegeben von M. Calise, C. Delgado Kloos, J. Reich, J. A. Ruiperez-Valiente und M. Wirsing. Cham: Springer International Publishing, 2019, Seiten 162–171. ISBN: 978-3-030-19875-6.
- [158] T. Rohloff, H. Utunen, J. Renz, Y. Zhao, G. Gamhewage und C. Meinel. *Open-WHO: Integrating Online Knowledge Transfer into Health Emergency Response*. Sep. 2018.



- [159] B. Romanowski und A. Konak. *Using Google Analytics to Improve the Course Website of a Database Course*. 2016. URL: <https://www.hofstra.edu/pdf/academics/colleges/seas/asee-fall-2016/asee-midatlantic-f2016-konak.pdf> (besucht am 2019-08-22).
- [160] V. Roto, M. Obrist und K. V.-V.-M. the. „User experience evaluation methods in academic and industrial contexts“. In: *Proceedings of the Workshop UXEM*. 2009, Seiten 1–5.
- [161] B. Samal und M. Panda. „Real Time Product Feedback Review and Analysis Using Apache Technologies and NOSQL Database“. In: *Int. J. Eng. Comput. Sci.* 6.10 (2017), Seiten 22551–22558.
- [162] *SAP kauft Qualtrics für acht Milliarden Dollar*. 2018. URL: <https://www.faz.net/aktuell/wirtschaft/diginomics/uebernahme-sap-kauft-qualtrics-fuer-acht-milliarden-dollar-15886235.html> (besucht am 2019-06-17).
- [163] J. Sauer und A. Sonderegger. „The influence of prototype fidelity and aesthetics of design in usability tests: Effects on user behaviour, subjective evaluation and emotion“. In: *Applied Ergonomics* 40.4 (2009), Seiten 670–677.
- [164] V. Schillings und C. Meinel. „tele-TASK: teleteaching anywhere solution kit“. In: *Proceedings of the 30th annual ACM SIGUCCS conference on User services*. ACM. 2002, Seiten 130–133.
- [165] S. Serth, R. Teusner, J. Renz und M. Uflacker. „Evaluating Digital Worksheets with Interactive Programming Exercises for K-12 Education“. In: *2019 IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)*. Cincinnati, OH, USA: IEEE, 16. Okt. 2019, Seiten 1–9.
- [166] *Service Workers 1*. URL: <https://www.w3.org/TR/service-workers-1/> (besucht am 2019-09-06).
- [167] M. P. Sharabayko und N. G. Markov. „Contemporary video compression standards: H.265/HEVC, VP9, VP10, Daala“. In: *2016 International Siberian Conference on Control and Communications (SIBCON)*. Mai 2016, Seiten 1–4. DOI: 10.1109/SIBCON.2016.7491791.
- [168] *Sidekiq-Cron*. URL: <https://github.com/ondrejbartas/sidekiq-cron/> (besucht am 2019-08-14).
- [169] G. Siemens. „Learning analytics: envisioning a research discipline and a domain of practice“. In: ... *the 2nd International Conference on Learning Analytics* ... May (2012).
- [170] T. Simonite. *As data floods in, massive open online courses evolve*. 2013. URL: <http://www.technologyreview.com/news/515396/as-data-floods-in-massive-open-online-courses-evolve> (besucht am 2019-08-22).
- [171] C. Snyder. *Paper prototyping: The fast and easy way to design and refine user interfaces*. 2003.

- [172] S. Souders. *Browser Wishlist 2013*. Accessed: 02-06-2014. Jan. 2014. URL: <http://www.stevesouders.com/blog/2014/01/22/browser-wishlist-2013/>.
- [173] T. Staubitz und C. Meinel. „Collaborative Learning in MOOCs Approaches and Experiments“. In: *2018 IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)*. Okt. 2018, Seiten 1–9. DOI: 10.1109/FIE.2018.8659340.
- [174] T. Staubitz, H. Klement, R. Teusner, J. Renz und C. Meinel. „CodeOcean-A versatile platform for practical programming excercises in online environments“. In: *2016 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*. IEEE. 2016, Seiten 314–323.
- [175] T. Staubitz und C. Meinel. „Collaboration and teamwork on a mooc platform: A toolset“. In: *Proceedings of the Fourth (2017) ACM Conference on Learning@ Scale*. ACM. 2017, Seiten 165–168.
- [176] T. Staubitz, D. Petrick, M. Bauer, J. Renz und C. Meinel. „Improving the peer assessment experience on MOOC platforms“. In: *Proceedings of the third (2016) ACM conference on Learning@ Scale*. ACM. 2016, Seiten 389–398.
- [177] T. Staubitz, J. Renz, C. Willems und C. Meinel. „Supporting social interaction and collaboration on an xMOOC platform“. In: *Proc. EDULEARN14 (2014)*, Seiten 6667–6677.
- [178] T. Staubitz, R. Teusner und C. Meinel. „openHPI’s Coding Tool Family: CodeOcean, CodeHarbor, CodePilot.“ In: *ABP*. 2017.
- [179] T. Staubitz, C. Willems, C. Hagedorn und C. Meinel. „The gamification of a MOOC platform“. In: *2017 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*. IEEE. 2017, Seiten 883–892.
- [180] J. Streek. *A Travel Mode for MOOCs: Possibilities of HTML5 and Client-Side Rendering for Ubiquitous Learning*. Master’s Thesis at Hasso Plattner Institute. Nov. 2014.
- [181] G. N. Suarez. „Implementierung von Learning Analytics in einer service-orientierten MOOC Plattform“. In: (2015), Seiten 16–17.
- [182] *Subresource Integrity - Web security | MDN*. URL: [https://developer.mozilla.org/en-US/docs/Web/Security/Subresource\\_Integrity](https://developer.mozilla.org/en-US/docs/Web/Security/Subresource_Integrity) (besucht am 2019-09-09).
- [183] *Teaching Team Guidelines*. URL: <https://teachingteamguidelines.readthedocs.io> (besucht am 2019-08-28).
- [184] R. Teusner, K. Richly, T. Staubitz und J. Renz. „Enhancing Content between Iterations of a MOOC–Effects on Key Metrics“. In: *Proceedings Papers (2015)*, Seite 147.
- [185] *The Rack Based A/B testing framework*. URL: <https://github.com/splitrb/split> (besucht am 2019-08-06).
- [186] P. A. Thompson und R. L. Craig. „Promises and realities of desktop publishing“. In: *The Journalism Educator* 46.1 (1991), Seiten 22–28.

- [187] M. Tohidi, W. Buxton, R. Baecker und A. Sellen. „Getting the Right Design and the Design Right: Testing Many Is Better Than One“. In: *Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems*. ACM. 2006, Seiten 1243–1252.
- [188] *Updating Your App with Background App Refresh*. URL: [https://developer.apple.com/documentation/uikit/app\\_and\\_environment/scenes/preparing\\_your\\_ui\\_to\\_run\\_in\\_the\\_background/updating\\_your\\_app\\_with\\_background\\_app\\_refresh](https://developer.apple.com/documentation/uikit/app_and_environment/scenes/preparing_your_ui_to_run_in_the_background/updating_your_app_with_background_app_refresh) (besucht am 2019-08-14).
- [189] H. Utunen, P. Christen, G. M. Gamhewage, U. Zhao und M. Attias. „Knowledge transfer for Ebola outbreak–production and use of OpenWHO.org online learning resources“. In: *2018 14th International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob)*. IEEE. 2018, Seiten 20–27.
- [190] *Vanity - Experiment Driven Development*. URL: <http://vanity.labnotes.org/> (besucht am 2019-08-06).
- [191] K. Veeramachaneni, S. Halawa, F. Dernoncourt, U.-M. O’Reilly, C. Taylor und C. Do. „MOOCdb: Developing Standards and Systems to Support MOOC Data Science“. In: *CoRR abs/1406.2015* (2014).
- [192] *video-player - The new universal tele-TASK and openHPI Player*. URL: <https://github.com/openHPI/video-player> (besucht am 2019-08-14).
- [193] W3Techs. *Usage of traffic analysis tools for websites*. [https://w3techs.com/technologies/overview/traffic\\_analysis/all](https://w3techs.com/technologies/overview/traffic_analysis/all).
- [194] M. Walker, L. Takayama und J. A. Landay. „High-Fidelity or Low-Fidelity, Paper or Computer? Choosing Attributes when Testing Web Prototypes“. In: *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting* 46.5 (2002), Seiten 661–665.
- [195] H. Wang, J. Kong, Y. Guo und X. Chen. „Mobile Web Browser Optimizations in the Cloud Era: A Survey“. In: *2013 IEEE Seventh International Symposium on Service-Oriented System Engineering* (März 2013), Seiten 527–536. DOI: 10.1109/SOSE.2013.18.
- [196] Z. Wang, F. X. Lin, L. Zhong und M. Chishtie. „How effective is mobile browser cache?“ In: *Proceedings of the 3rd ACM workshop on Wireless of the students, by the students, for the students - S3 ’11* (2011), Seite 17. DOI: 10.1145/2030686.2030693.
- [197] Z. Wang, F. X. Lin, L. Zhong und M. Chishtie. „Why are web browsers slow on smartphones?“ In: *Proceedings of the 12th Workshop on Mobile Computing Systems and Applications - HotMobile ’11* (2011), Seite 91. DOI: 10.1145/2184489.2184508.
- [198] *Web Storage (Second Edition)*. URL: <https://www.w3.org/TR/webstorage/> (besucht am 2019-09-01).
- [199] *WebRTC*. URL: <https://webrtc.org/web-apis/chrome/> (besucht am 2019-08-14).

- [200] M. Weiser. „The computer for the 21st century“. In: *Scientific american* (1991).
- [201] C. Wharton, J. Rieman, C. Lewis und P. Polson. *The cognitive walkthrough: a practitioner's guide. Usability Inspection methods*. New York: John Wiley & Sons Inc. 1994.
- [202] *What Is Mixed Content?* URL: <https://developers.google.com/web/fundamentals/security/prevent-mixed-content/what-is-mixed-content> (besucht am 2019-08-09).
- [203] C. D. Wickens, J. G. Hollands, S. Banbury und R. Parasuraman. *Engineering Psychology and Human Performance*. Always learning. Pearson, 2013.
- [204] A. Wiggins. *The Twelve-Factor App*. 2017. URL: <https://12factor.net> (besucht am 2019-08-10).
- [205] R. Wimmer und J. Dominick. „Sample size calculator“. In: *Mass Media Research: An Introduction (8th Edition)*. CA: Thomson Wadsworth. Retrieved (2012), Seiten 06–12.
- [206] D. Winter, A. Hinderks, M. Schrepp und J. Thomaschewski. „Welche UX Faktoren sind für mein Produkt wichtig?“ In: *Mensch und Computer - Usability Professionals* (Sep. 2017), Seiten 1–10. DOI: 10.18420/muc2017-up-0002.
- [207] T. Wollowski. *Optimierung von Web-Anwendungen für den Einsatz im Klassenzimmer*. 2019.
- [208] *Workbox - JavaScript Libraries for adding offline support to web apps*. URL: <https://developers.google.com/web/tools/workbox/> (besucht am 2019-08-14).
- [209] *xMOOCs (Blogbeitrag)*. URL: <https://mooc13.wordpress.com/kategorie/n/xmoocs/> (besucht am 2019-06-17).
- [210] S. Yahya, E. A. Ahmad, K. A. Jalil und U. T. Mara. „The definition and characteristics of ubiquitous learning: A discussion“. In: *International Journal of Education and Development using Information and Communication Technology (IJEDICT)* (2010).
- [211] D. Yang, T. Sinha, D. Adamson und C. P. Rosé. „Turn on, tune in, drop out: Anticipating student dropouts in massive open online courses“. In: *Proceedings of the 2013 NIPS Data-driven education workshop*. Band 11. 2013, Seite 14.
- [212] L. Yuan und S. Powell. *MOOCs and Open Education: Implications for Higher Education*. 2013. URL: <http://publications.cetis.org.uk/wp-content/uploads/2013/03/MOOCs-and-Open-Education.pdf> (besucht am 2019-06-17).
- [213] J. Zheng und S. Peltsverger. „Web Analytics Overview“. In: *Encyclopedia of Information Science and Technology, Third Edition*. Jan. 2015.
- [214] G. Zichermann und C. Cunningham. *Gamification by design: Implementing game mechanics in web and mobile apps*. O'Reilly Media, Inc., 2011.

# A. Anhang

## A.1. Abbildungsverzeichnis

1.1.	Der MOOC-Lernzyklus . . . . .	3
1.2.	Der Kursbereich von openHPI mit Wissensvermittlung (links) und Wissensüberprüfung (rechts) . . . . .	5
1.3.	Anzahl der mit Zertifikat abgeschlossene Kurse auf openSAP, Stand August 2019 . . . . .	7
1.4.	Das OpenWHO Modell . . . . .	11
1.5.	Plattformaktivität nach Wochentag und Uhrzeit, openHPI links, openSAP rechts . . . . .	13
1.6.	Seitenaufrufe und durchschnittliche Nutzungsdauer, openHPI unten, openSAP oben . . . . .	14
1.7.	Abschlussquoten in Prozent von openSAP (links, 263 Kurse berücksichtigt) und openHPI (rechts, 58 Kurse berücksichtigt). Berechnet wurde auf Grundlage der Einschreibungen zur Kursmitte. . . . .	14
2.1.	Usability (Gebrauchsfähigkeit und) und UX (Nutzererlebnis) . . . . .	18
2.2.	Usability, Nutzererlebnis (UX) und Lernerlebnis (LX) . . . . .	19
2.3.	Das Optimierungsframework . . . . .	21
2.4.	Gewichtung der UX Faktoren für Schüler und Schülerinnen in der HPI Schul-Cloud (n=11) . . . . .	25
2.5.	Gewichtung der UX Faktoren für Lehrer und Lehrerinnen in der HPI Schul-Cloud (n=30) . . . . .	25
2.6.	Gewichtung der UX Faktoren für Lernende in der HPI MOOC-Plattform (n=105) . . . . .	26
3.1.	Zusammenhang zwischen Web Analytics und Learning Analytics . . . . .	35
3.2.	Konzept . . . . .	36
3.3.	Architektonische Übersicht des Learning Analytics Dienstes . . . . .	37
3.4.	Schematische Darstellung der Verarbeitung der LA-Daten im LA-Dienst in einem ETL-Prozess . . . . .	40
3.5.	Beispiel einer Retention-Visualisierung in Firebase . . . . .	44
3.6.	Workflow für pseudonymisierte Nutzung mit xAPI Rückkanal . . . . .	47
3.7.	Beispiel einer Visualisierungskomponente (KPI-Visualisierung) . . . . .	48
3.8.	Datenflussarchitektur der Visualisierungsbibliothek . . . . .	49
3.9.	Ansicht einer Statistikmail inklusive Visualisierung der Kurseinschreibungen . . . . .	51
3.10.	Öffentliches Dashboard . . . . .	52

## A. Anhang

3.1.1. Pinboard-Aktivität in der ersten Kurswoche für openHPI-Kurse seit Anfang 2016 . . . . .	56
4.1. Getestete Version der Erinnerungs-Mails . . . . .	66
4.2. Übersichtsmail für Forumsaktivität . . . . .	69
4.3. Onboarding in einem Modal . . . . .	74
4.4. Integriertes Onboarding . . . . .	75
4.5. Auswahl der On-Boarding-Mail Inhalte in openHPI . . . . .	75
4.6. Social Video Konzept (mit Indikatoren in der Timeline, Vorschau und Fragen innerhalb des sichtbaren Bereiches) . . . . .	79
4.7. Schematische Darstellung der Testmechanik: Lernobjekte, die nicht gekennzeichnet sind (1, 4 und 5) werden allen Lernenden angezeigt. . . . .	84
4.8. Boxplot der Testergebnisse des Inhaltetests, auf der y-Achse die Punkte im Selbsttest nach dem Video, links Kontrollgruppe, rechts die Testgruppe, n=386 . . . . .	85
5.1. Konzept des Fallback-Players . . . . .	92
5.2. Offline Architektur mit clientseitiger Datenbank . . . . .	97
5.3. Offline Architektur mit Service Worker . . . . .	99
5.4. Konzept von einem lokalen CDN-Ansatz . . . . .	104
5.5. Scoping von Daten am Beispiel Schule . . . . .	104
5.6. Datenflussdiagramm des P2PCDN . . . . .	106
5.7. Auswirkung der Dateigröße auf den Übertragungsdauer (a) und den Durchsatz (b) . . . . .	106
5.8. Auswirkung der Meshgröße auf die Anzahl der Timeouts (a) und die Verteilung der Netzwerkanfragen (b), 125 Clients . . . . .	107
5.9. Abruf der HPI Schul-Cloud bei aktivierten P2PCDN. Links (a) die Verteilung auf lokale und serverseitige Abfragen bei unterschiedlich Streuung des Zeitraumes über den neue Nutzer hinzukommen. Rechts (b) Verteilung der Anfragen differenziert nach ersten Request (inkl. erstmaligem Laden der Anwendung) und folgenden Anfragen beim Navigieren innerhalb der Anwendung. . . . .	108
A.1. Datenflussdiagramm des P2PCDN . . . . .	136
A.2. Verhalten eines lokalen P2P Netzes bei Mashgröße 30 und wachsender Anzahl an Teilnehmern . . . . .	137
A.3. Datenflussarchitektur der Visualisierungsbibliothek . . . . .	138
A.4. Workflow für pseudonymisierte Nutzung mit xAPI Rückkanal . . . . .	139
A.5. Workflow für pseudonymisierte Nutzung mit Javascript basierter De-Pseudonymisierung . . . . .	139
A.6. openHPI Admin-Dashboard . . . . .	141
A.7. openHPI Kurs-Dashboard . . . . .	142
A.8. UI zum Download von Kursinhalten in der iOS Anwendung der HPI MOOC-Plattform . . . . .	143
A.9. Einstellungen für die Videoqualität in der HPI MOOC-Plattform . . . . .	143
A.10. Benutzeroberfläche für Reporte . . . . .	144

A.11.Interface zur Verwaltung der QC-Regeln . . . . .	144
A.12.openHPI Video-Quiz . . . . .	145
A.13.openSAP Video-Quiz . . . . .	145
A.14.Social Video Pausen-Zustand . . . . .	146
A.15.Screenshot des Administratoren-Dashboards eines Benutzertests, der 1) allgemeine Eigenschaften des Tests, und 2) für jede Metrik die Indi- zes und 3) Namen der Testgruppen, 4) die Anzahl der Teilnehmer, 5) die Anzahl der Teilnehmer, die den Test nicht beendet haben, 6) die auf das Ergebnis wartenden Versuche, 7) den Mittelwert der Gruppe, 8) den p-Wert der statistischen Signifikanz, 9) die Effektgröße, 10) die erforderliche Anzahl von Teilnehmern für eine Leistung von 0,8 und 11) Boxplots der Gruppenergebnisse zeigt . . . . .	147
A.16.Leistungsvergleich für ein Android-Tablet . . . . .	148
A.17.Leistungsvergleich für ein MacBook Air . . . . .	148
A.18.Geographische Nutzung von openHPI, Erhebungszeitraum der Da- ten: 1.3.2019 bis 19.08, Verteilung der Sitzungen, Erhebung über Web Analytics . . . . .	149
A.19.Geographische Nutzung von openSAP, Erhebungszeitraum der Da- ten: 1.3.2019 bis 19.08, Verteilung der Sitzungen, Erhebung über Web Analytics . . . . .	149
A.20.Geographische Nutzung von openWHO, Erhebungszeitraum der Daten: 1.3.2019 bis 19.08, Verteilung der Sitzungen, Erhebung über Web Analytics . . . . .	150
A.21.Verteilung der Geburtsjahrgänge der Nutzer von openSAP (Freiwilli- ge Angabe) . . . . .	151
A.22.Verteilung der Geburtsjahrgänge der Nutzer von openHPI (Freiwilli- ge Angabe) . . . . .	151
A.23.Klassendiagramm des A/B-Test-Dienstes (intern Grouping-Service), zuerst in [71] veröffentlicht . . . . .	155
A.24.Ergänzungen zur aktuellen HPI MOOC-Analytics Architektur . . . .	159

## A.2. Schaubilder und Screenshots

### A.2.1. Datenflussarchitektur des P2PCDN

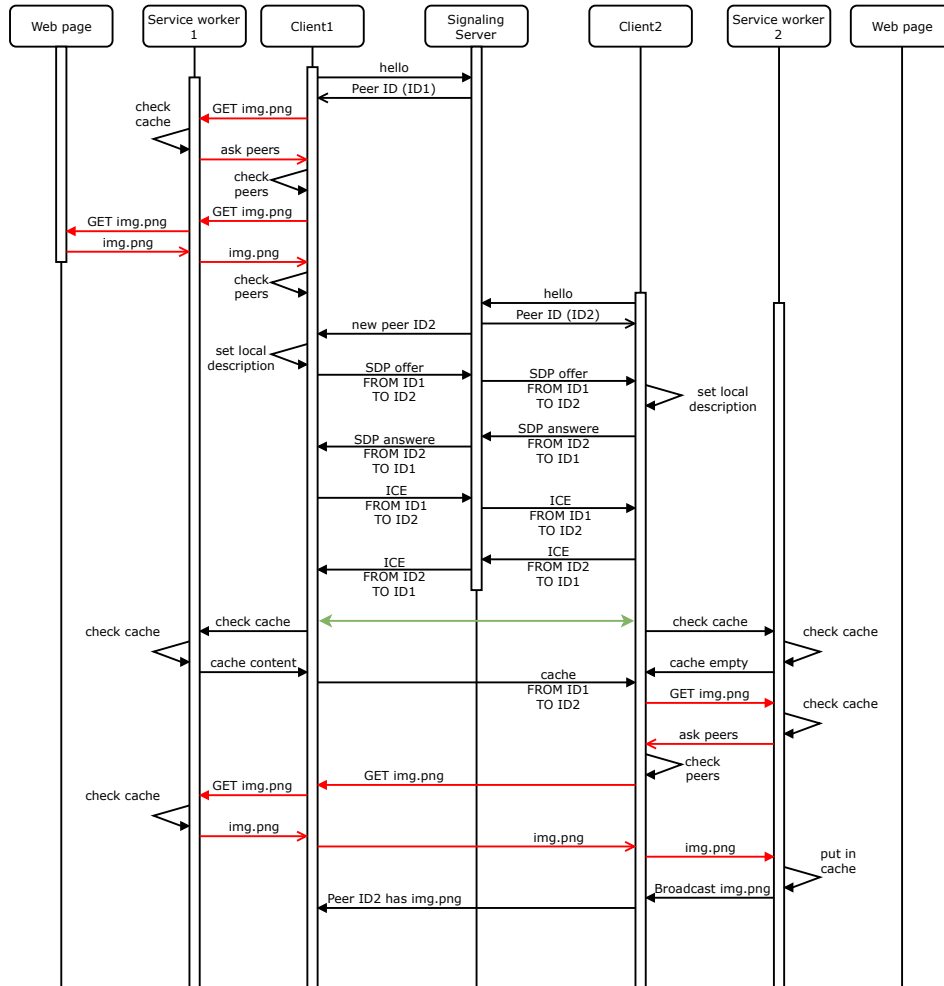
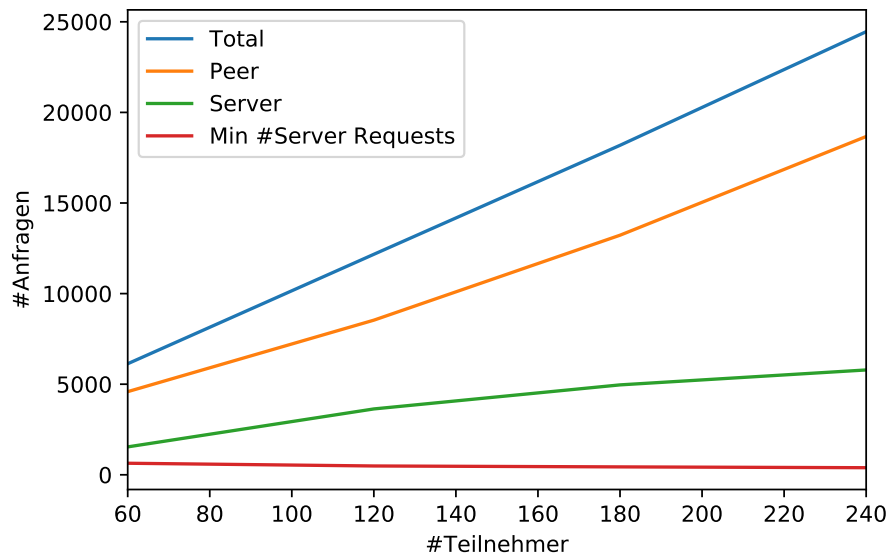


Abbildung A.1.: Datenflussdiagramm des P2PCDN





**Abbildung A.2.:** Verhalten eines lokalen P2P Netzes bei Meshgröße 30 und wachsender Anzahl an Teilnehmern

### A.2.2. Datenflussarchitektur der Visualisierungsbibliothek

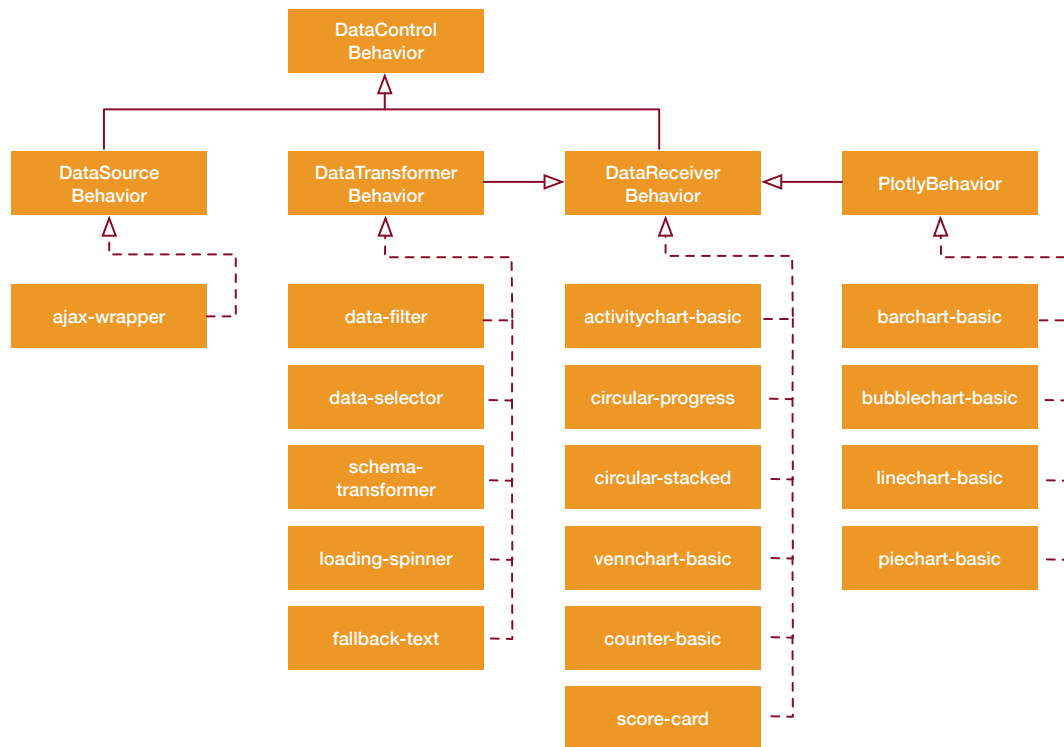


Abbildung A.3.: Datenflussarchitektur der Visualisierungsbibliothek

### A.2.3. Pseudonymisierte Nutzung

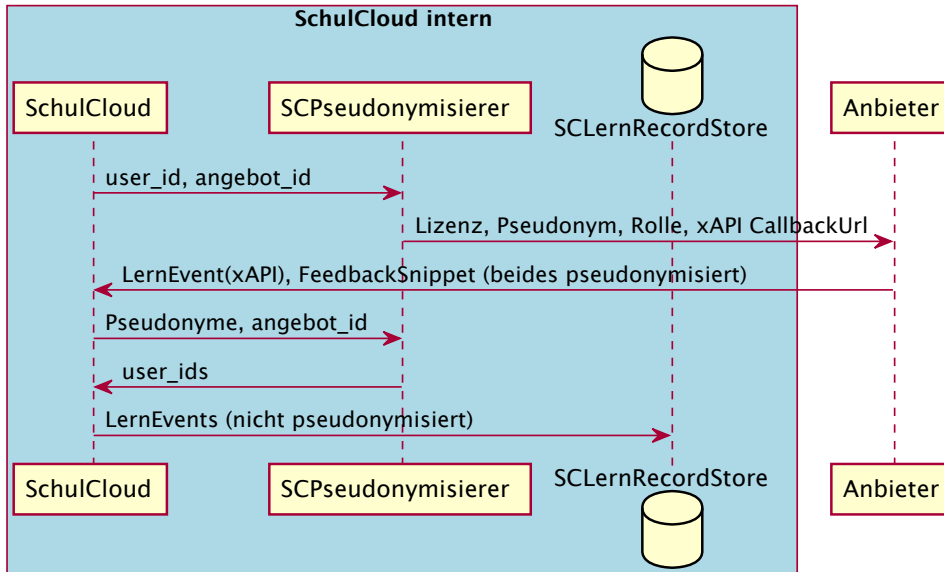


Abbildung A.4.: Workflow für pseudonymisierte Nutzung mit xAPI Rückkanal

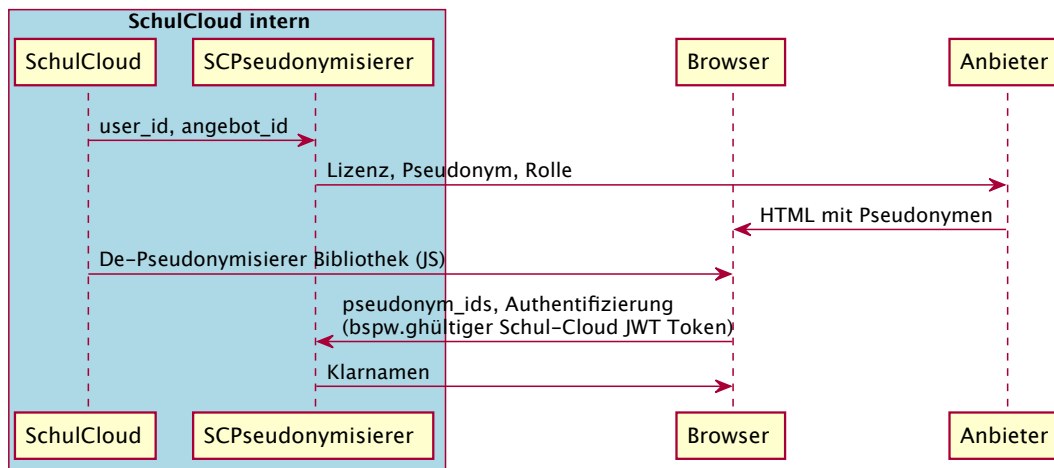


Abbildung A.5.: Workflow für pseudonymisierte Nutzung mit Javascript basierter De-Pseudonymisierung

**Listing A.1:** Vereinfachtes Konfigurationsbeispiel

```
1 var config = {
2   channel: 'FIXED_CLASS_1',
3   clientId: '<%= peerId %>',
4   stunServer: {
5     'iceServers': [
6       // {
7       //   'urls': 'stun:stun.l.google.com:19302',
8       // },
9     ]
10  },
11  serviceWorker: {
12    urlsToShare:
13      [
14        '/img/',
15        '/video/',
16        '/testfiles/'
17      ],
18    path: '/p2pCDNsw.js',
19    scope: '/',
20    basePath: '/',
21    storageQuota: '10000',
22  }
23 };
24 var cdn = new P2pCDN(config);
```

**Listing A.2:** Bildbasierte Visualisierung mit Gruff

```
1 g = Gruff::Line.new('800x500')
2 active_courses_with_enrollments do |stat|
3   g.data stat.course_code, stat.enrollments_per_day
4 end
5 g.labels = last_10_days_labels
6 g.to_blob
```

A.2.4. Screenshots

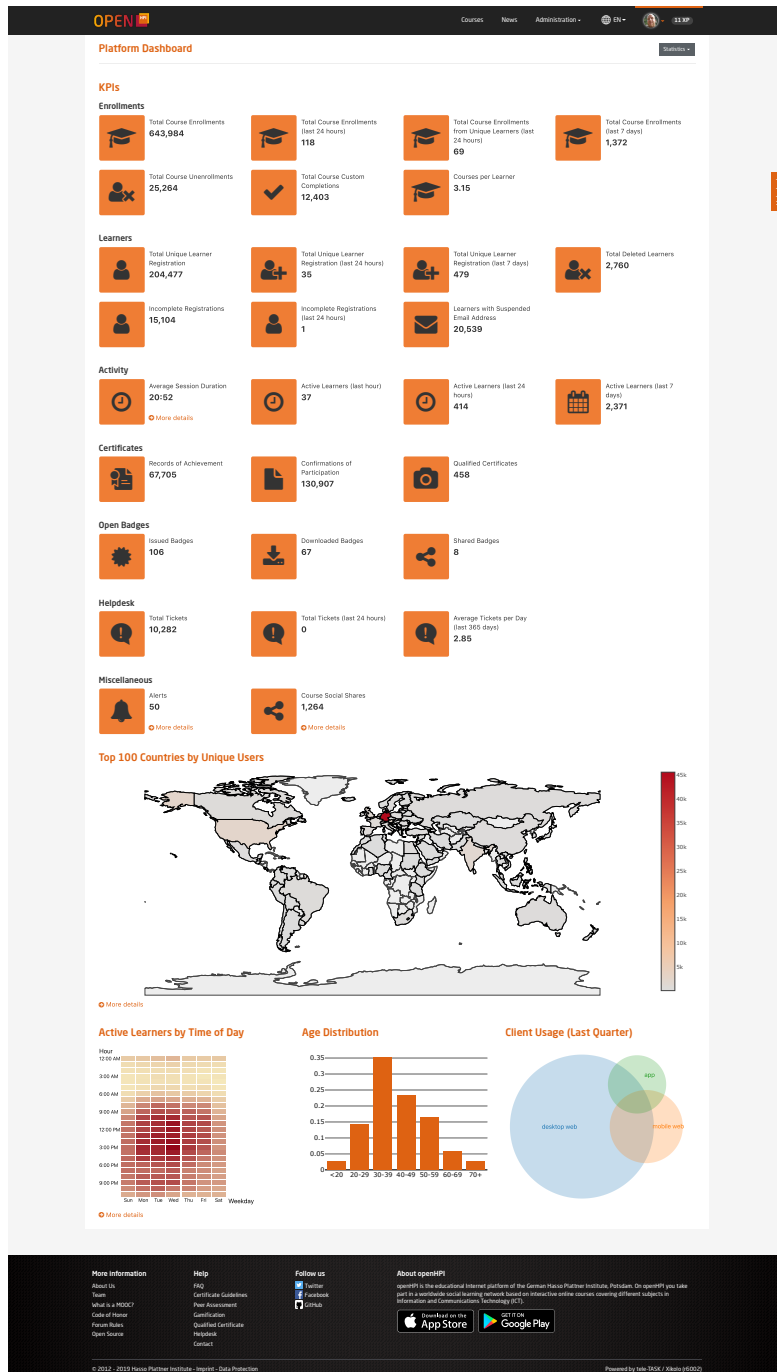


Abbildung A.6.: openHPI Admin-Dashboard

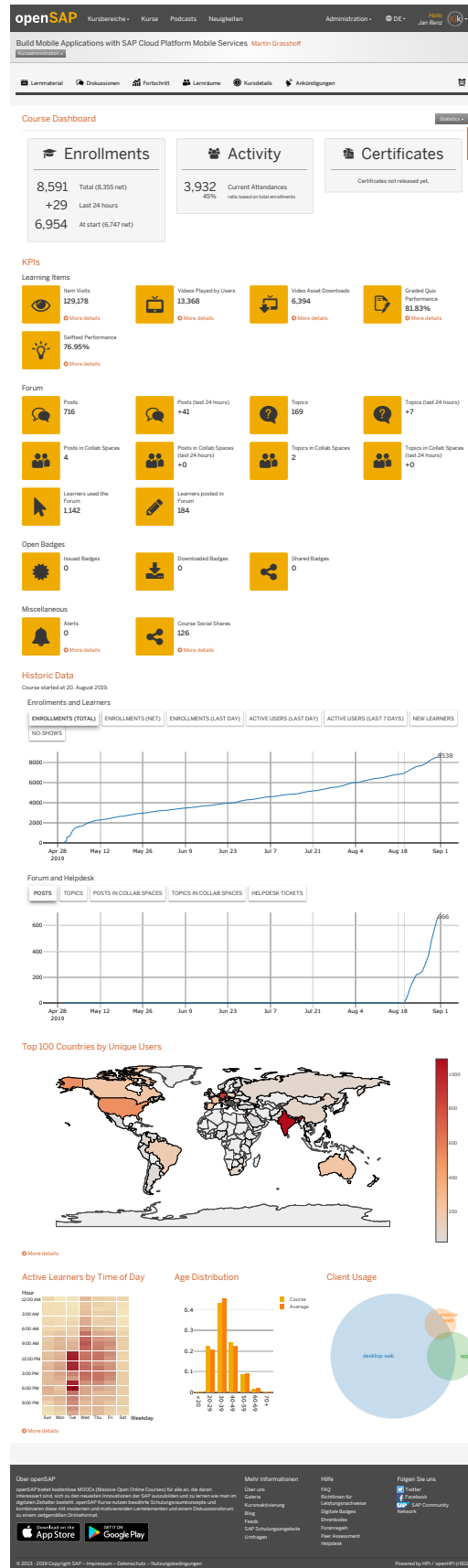


Abbildung A.7.: openHPI Kurs-Dashboard

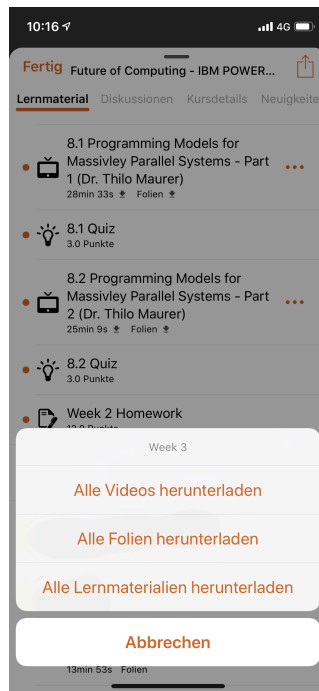


Abbildung A.8.: UI zum Download von Kursinhalten in der iOS Anwendung der HPI MOOC-Plattform

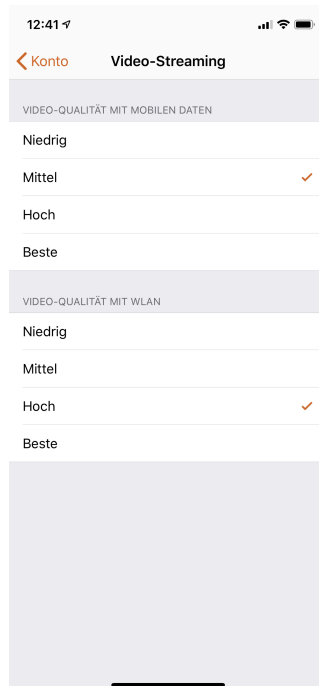


Abbildung A.9.: Einstellungen für die Videoqualität in der HPI MOOC-Plattform

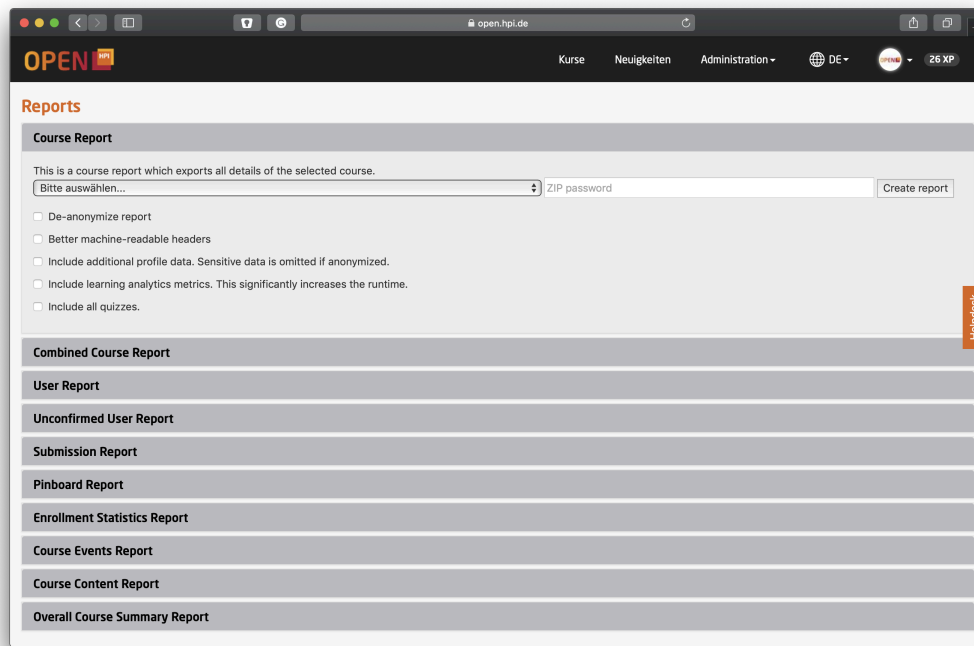


Abbildung A.10.: Benutzeroberfläche für Reports

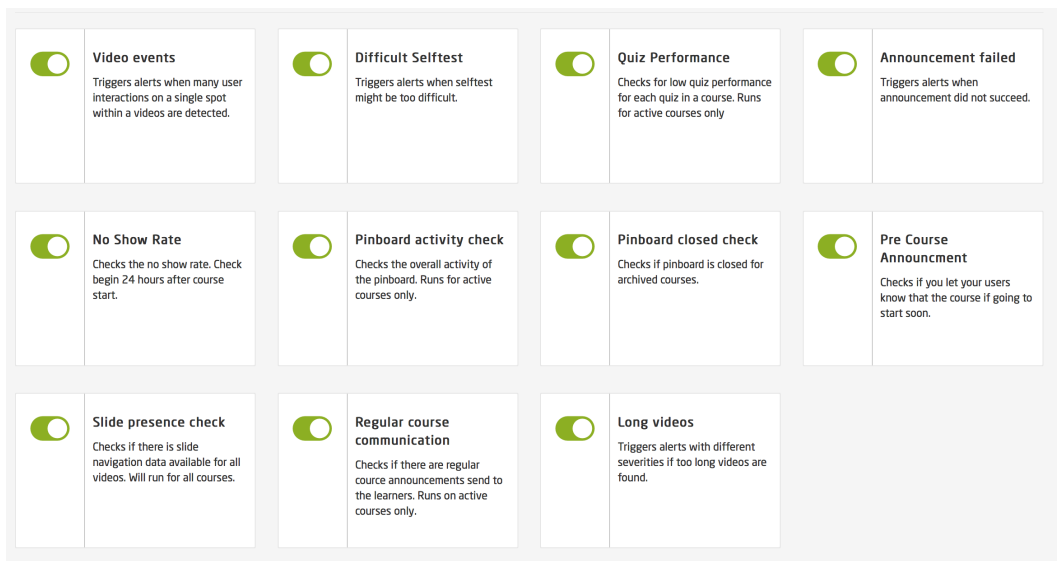


Abbildung A.11.: Interface zur Verwaltung der QC-Regeln



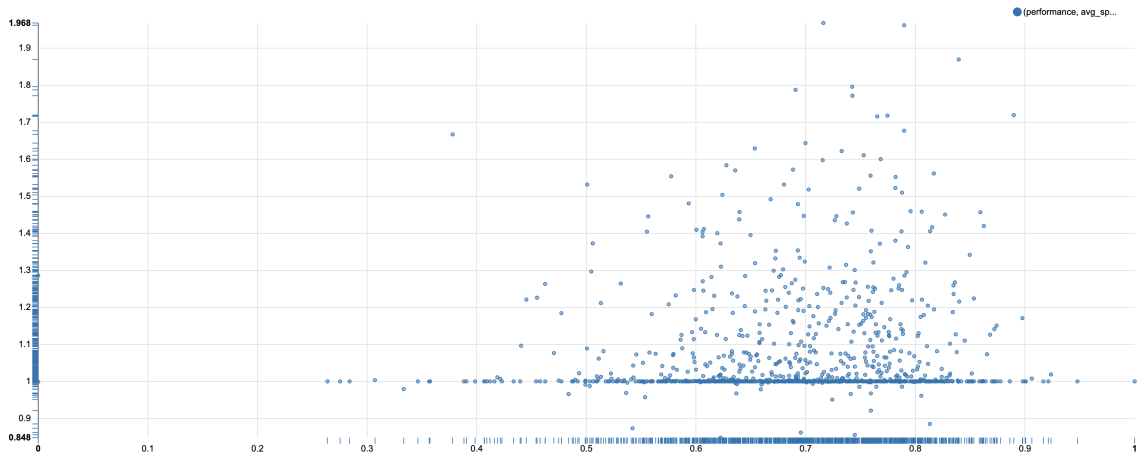


Abbildung A.12.: openHPI Video-Quiz

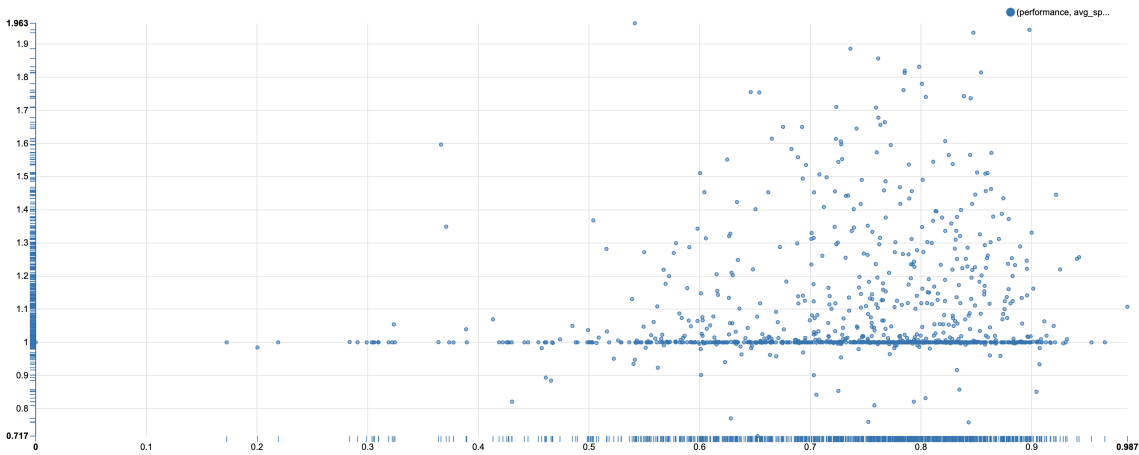


Abbildung A.13.: openSAP Video-Quiz

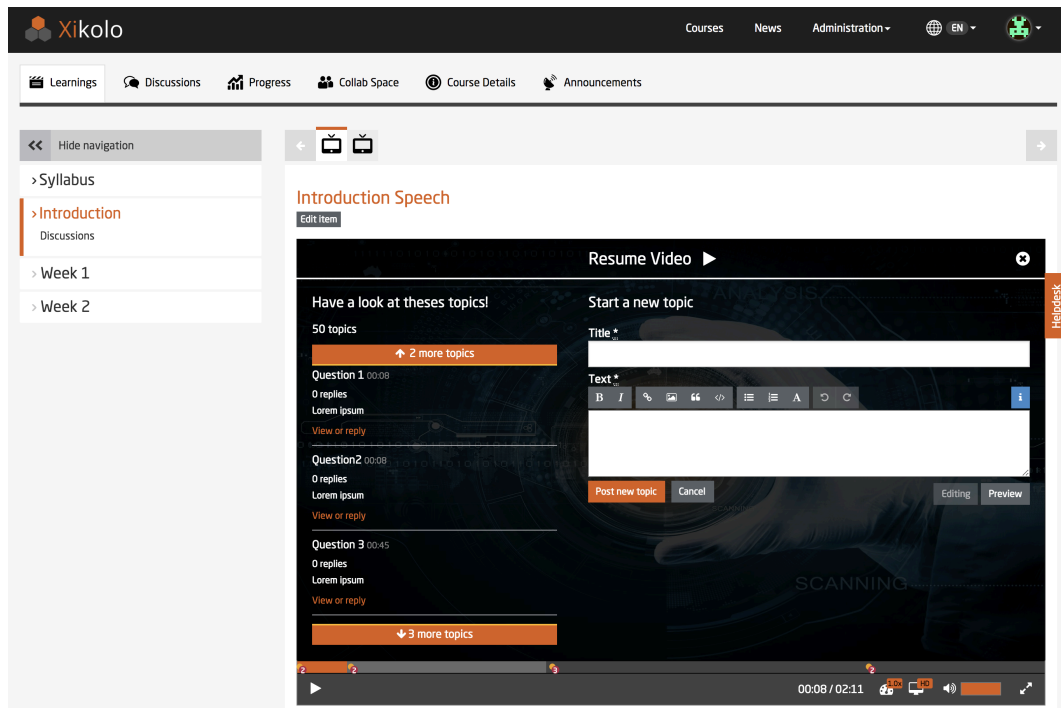
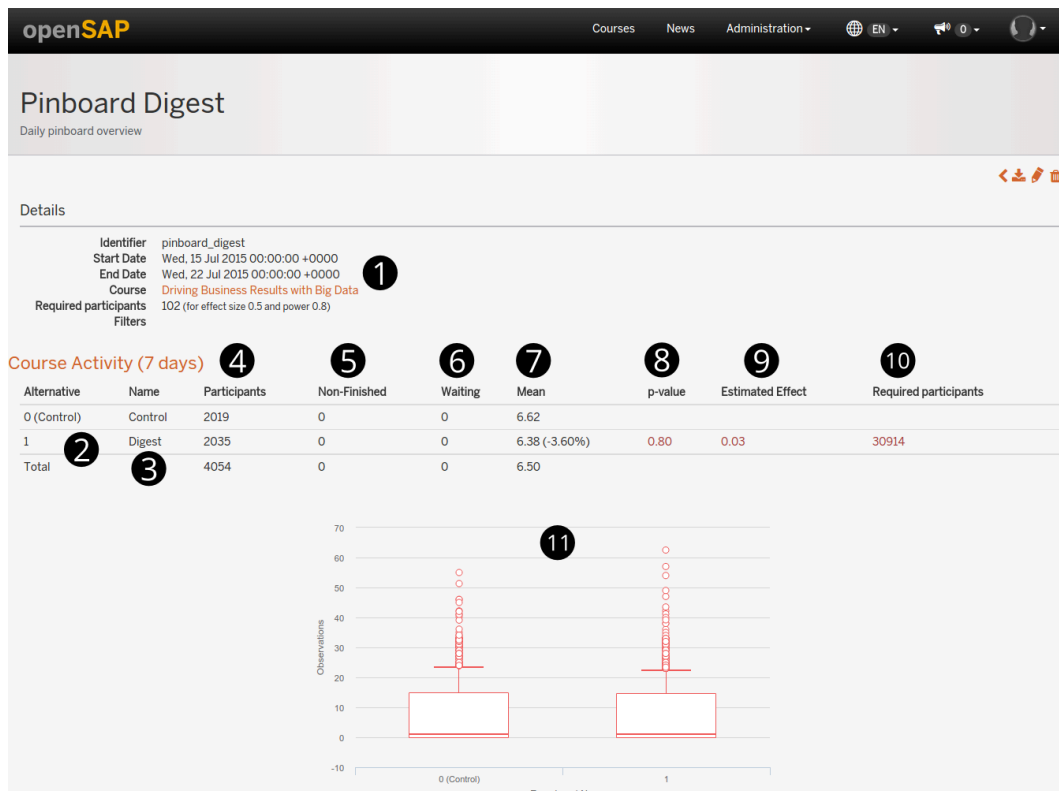


Abbildung A.14.: Social Video Pausen-Zustand



**Abbildung A.15.:** Screenshot des Administratoren-Dashboards eines Benutzertests, der 1) allgemeine Eigenschaften des Tests, und 2) für jede Metrik die Indizes und 3) Namen der Testgruppen, 4) die Anzahl der Teilnehmer, 5) die Anzahl der Teilnehmer, die den Test nicht beendet haben, 6) die auf das Ergebnis wartenden Versuche, 7) den Mittelwert der Gruppe, 8) den p-Wert der statistischen Signifikanz, 9) die Effektgröße, 10) die erforderliche Anzahl von Teilnehmern für eine Leistung von 0,8 und 11) Boxplots der Gruppenergebnisse zeigt

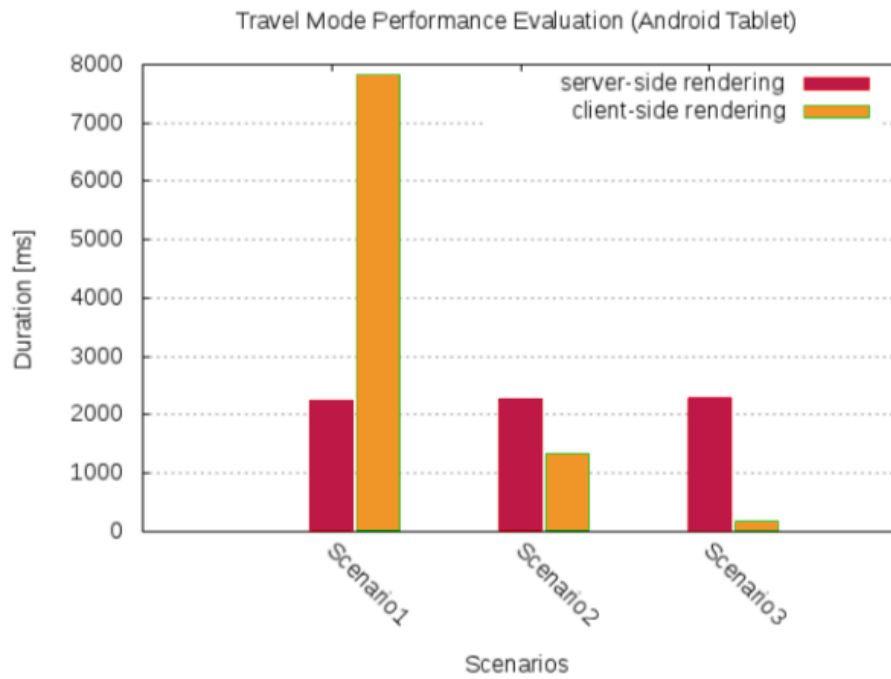


Abbildung A.16.: Leistungsvergleich für ein Android-Tablet

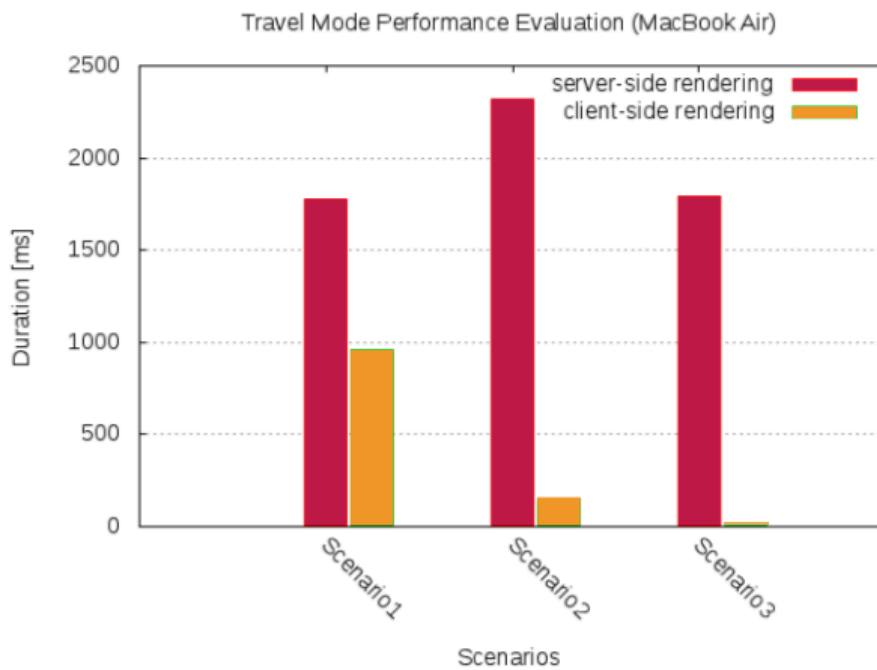
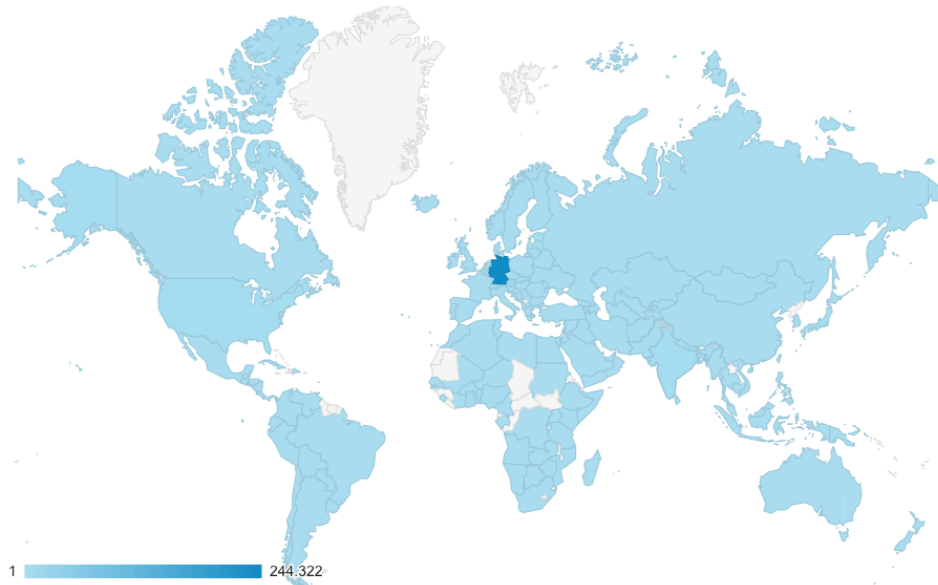
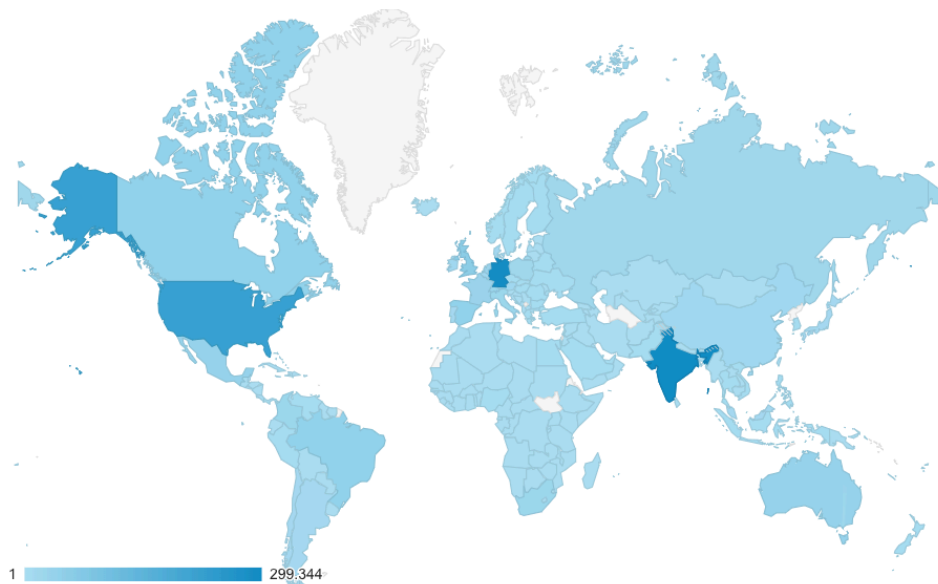


Abbildung A.17.: Leistungsvergleich für ein MacBook Air

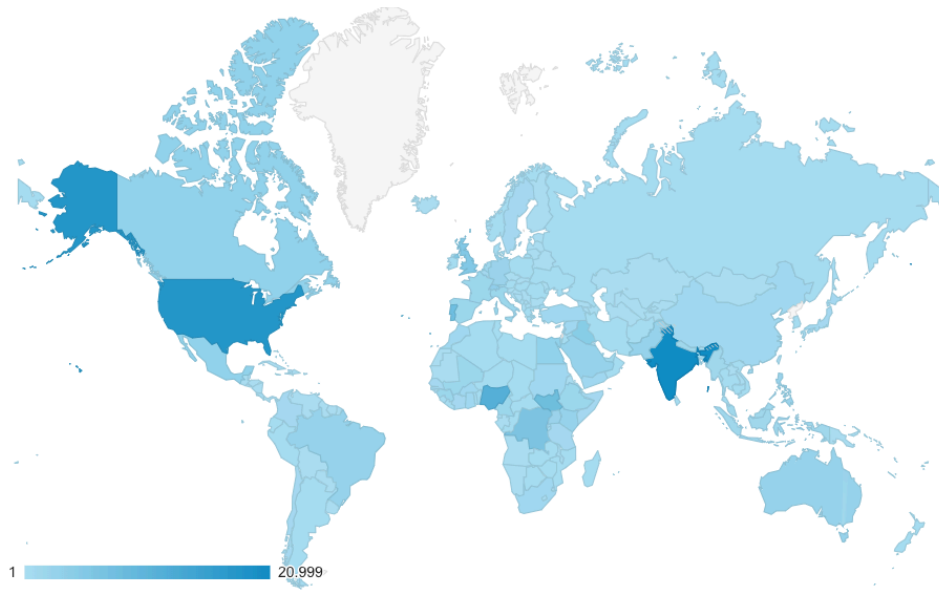
### A.2.5. Geographische Nutzung



**Abbildung A.18.:** Geographische Nutzung von openHPI, Erhebungszeitraum der Daten: 1.3.2019 bis 19.08, Verteilung der Sitzungen, Erhebung über Web Analytics

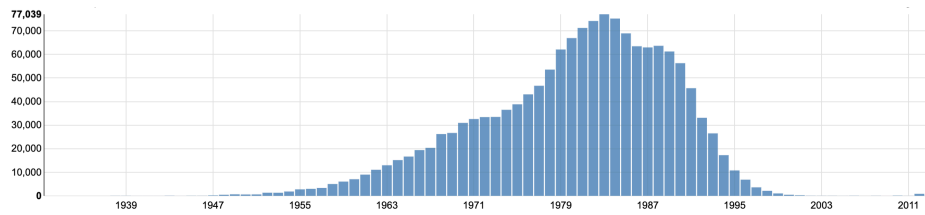


**Abbildung A.19.:** Geographische Nutzung von openSAP, Erhebungszeitraum der Daten: 1.3.2019 bis 19.08, Verteilung der Sitzungen, Erhebung über Web Analytics

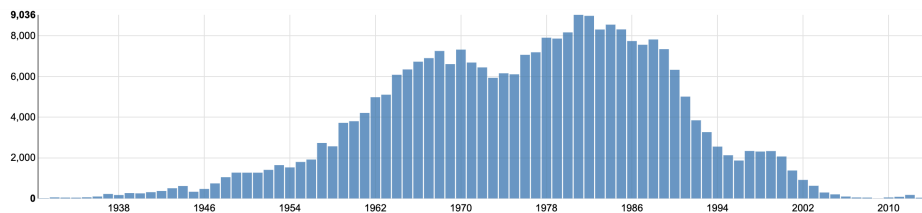


**Abbildung A.20.:** Geographische Nutzung von openWHO, Erhebungszeitraum der Daten: 1.3.2019 bis 19.08, Verteilung der Sitzungen, Erhebung über Web Analytics

### A.2.6. Altersverteilung auf openHPI und openSAP



**Abbildung A.21.:** Verteilung der Geburtsjahrgänge der Nutzer von openSAP (Freiwillige Angabe)



**Abbildung A.22.:** Verteilung der Geburtsjahrgänge der Nutzer von openHPI (Freiwillige Angabe)

### A.2.7. Übersicht über die größten Kurse auf openHPI

Kurs-Code	Einschreibungen zur Kursmitte
imdb2013	14757
imdb2012	12157
linux2018	11146
javaeinstieg2015	10923
intsec2016	10681
webtech2015	10028
internetworking	9950
intsec2014	9941
bigdata2017	9373
javaeinstieg2017	9242
blockchain2018	8666
bpm2013	8617
imdb2015	8530
imdb2014	8281
pythonjunior2015	7840
intsec2018	7734
webtech2017	7653
internetworking2016	7551
mat-ws	7004
javawork2015	6947
pythonjunior2014	6686
www	6675
semanticweb2015	6038
identities2019	5936
sql	5908
parprog2014	5811
mat-ws2018	5779
startup2016	5712



	Web		Android	
	openHPI	openSAP	openHPI	OpenSAP
Min 1 video download	5595	69688	1620	11762
Min 1 visited_item	29261	303436	5914	36592
Min 1 Video-play	20218	217030	3969	27456
Min 1 downloaded_audio	757	11984	67	569
HD Download	4347	58445	924	8506
SD Download	2509	33111	1022	6487
Slides Download	6281	90203	1259	9273
Anteil Nutzer die Video geladen haben	0,19121	0,22966	0,27393	0,32144
Anteil Nutzer die Audio geladen haben	0,02587	0,03949	0,01133	0,01555
Anteil Nutzer an Nutzern die Video geschaut haben, die Video geladen haben	0,27673	0,32110	0,40816	0,42839
Anteil Nutzer die Folien heruntergeladen haben	0,21465	0,29727	0,21288	0,25342

Tabelle A.1.: Download-Nutzung

## A. Anhang

Zeitspanne	Gruppe	N	Mittelwert (ms)	Signifikanz
reqStart-PageLoad	B	273	1770	,000
	A	184	1051	
resEnd-PageLoad	B	273	1306	,054
	A	184	1036	
reqStart-TTI	B	273	1245	,000
	A	184	603	
resEnd-TTI	B	273	781	,000
	A	184	588	

**Tabelle A.2.:** Auswertung der Ladezeiten zum Aufruf der Kalenderseite der SchulCloud. Für Gruppe A wurde das Pattern II aktiviert.

### A.2.8. Ladezeitverkürzung von open.hpi.de durch Browsercache

Aufruf	Ladezeit (s)	Eingehende Daten (KB)
Erster Aufruf	24,3	11.653
Zweiter Aufruf	2,1	253

**Tabelle A.3.:** Ladezeitverkürzung von open.hpi.de durch Browsercache, gemessen am 4.1.2018 via webpagetest.org, Standort Frankfurt, Chrome, DSL

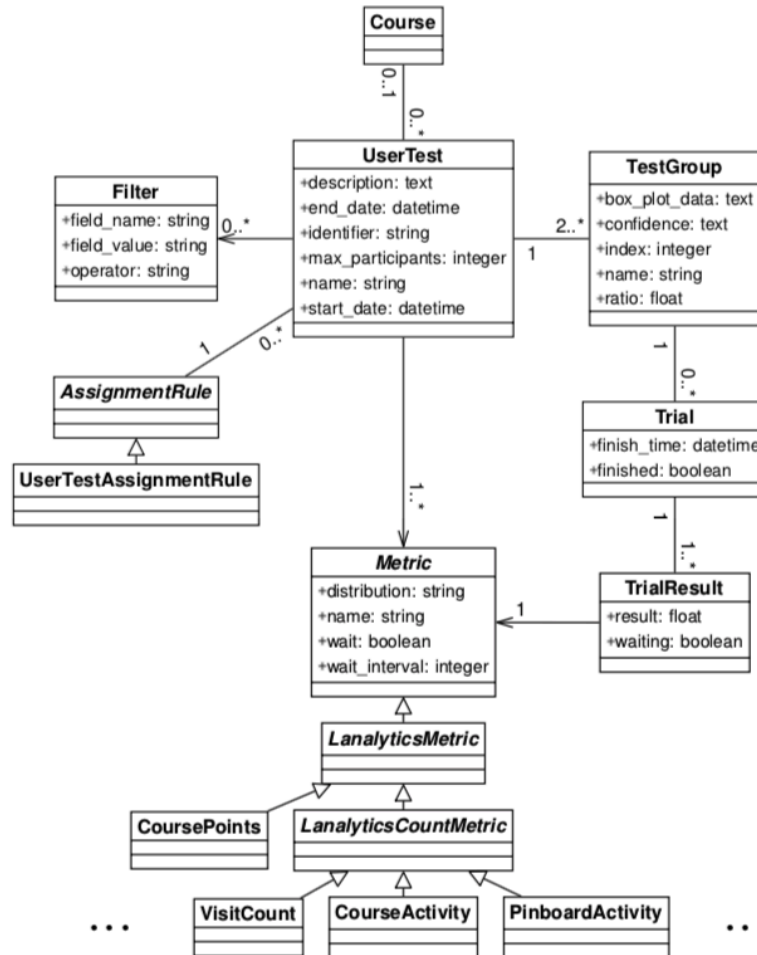


Abbildung A.23.: Klassendiagramm des A/B-Test-Dienstes (intern Grouping-Service), zuerst in [71] veröffentlicht

### A.3. Beispielhafte Nutzwertanalysen

	Effort	Impact LX	Impact LE	Relevance	Stakeholder ranking	CUA value
Onboarding process	13 <i>0.4</i>	8 <i>0.6</i>	8 <i>1</i>	30 <i>0.3</i>	2 <i>0.92</i>	<b>0.63</b>
Consistent wording	0.5 <i>1.0</i>	2 <i>0.12</i>	1 <i>0.07</i>	100 <i>1.0</i>	12 <i>0.21</i>	<b>0.48</b>
Clear typography	0.5 <i>1.0</i>	2 <i>0.12</i>	1 <i>0.07</i>	100 <i>1.0</i>	14 <i>0.07</i>	<b>0.45</b>
Consequent grid system	0.5 <i>1.0</i>	2 <i>0.12</i>	1 <i>0.07</i>	100 <i>1.0</i>	13 <i>0.14</i>	<b>0.46</b>
Improve submitting process of quiz	1 <i>0.97</i>	2 <i>0.12</i>	3 <i>0.33</i>	100 <i>1.0</i>	9 <i>0.42</i>	<b>0.57</b>
Single questions in quiz	3 <i>0.87</i>	2 <i>0.12</i>	3 <i>0.33</i>	100 <i>1.0</i>	3 <i>0.85</i>	<b>0.63</b>
Change the quiz icon	0.5 <i>1.0</i>	1 <i>0.04</i>	2 <i>0.2</i>	100 <i>1.0</i>	15 <i>0.0</i>	<b>0.44</b>
Continuous scrolling	5 <i>0.77</i>	5 <i>0.36</i>	1 <i>0.07</i>	100 <i>1.0</i>	7 <i>0.57</i>	<b>0.55</b>
Increase social interactivity	21 <i>0.0</i>	13 <i>1</i>	8 <i>1.0</i>	100 <i>1.0</i>	1 <i>1.0</i>	<b>0.8</b>
Recommended	3 <i>0.87</i>	2 <i>0.12</i>	2 <i>0.2</i>	100 <i>1.0</i>	6 <i>0.64</i>	<b>0.56</b>
Fine-Grained	3 <i>0.87</i>	0.5 <i>0.0</i>	0.5 <i>0.0</i>	100 <i>1.0</i>	11 <i>0.28</i>	<b>0.43</b>
Show weekly	2 <i>0.92</i>	2 <i>0.12</i>	1 <i>0.07</i>	100 <i>1.0</i>	10 <i>0.35</i>	<b>0.49</b>
Restructure profile page	0.5 <i>1.0</i>	1 <i>0.04</i>	0.5 <i>0.0</i>	100 <i>1.0</i>	4 <i>0.78</i>	<b>0.56</b>
<b>Gewichtung</b>	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	

**Tabelle A.4.:** Gekürztes Beispiel einer auf die HPI MOOC-Plattform angewandten Nutzwertanalyse. Der Aufwand, der Einfluss auf das Lernergebnis (LE) und das Lernerlebnis (LX) sind in Scrum-Punkten geschätzt. Normalisierte Werte sind blau gefärbt dargestellt.

Options/Attributes	Kano	UX	Relevanz	CUA value
Information Architecture	2/3	0,761	0,168	1,595
First Flow Optimisation	1/3	1	0,136	1,469
Visibility Modes	1/3	0,713	0,168	1,215
Welcome Page	1/3	0,643	0,168	1,145
Empty States	1/3	0,624	0,168	1,125
Help	1/3	0,614	0,136	1,084
Sign-Up	1/3	0,568	0,168	1,069
Feature Highlighting	1/3	0,432	0,168	0,934
Carousel	1/3	0,433	0,136	0,902
Demo Material	1/3	0,423	0,136	0,893
Welcome Mail	1/3	0,372	0,168	0,874
Icons	1/3	0,316	0,168	0,817
Invite Mail	1/3	0,170	0,168	0,672
Creating Identity	1/3	0	0,168	0,501
<b>Gewichtung</b>	1/3	1/3	1/3	

**Tabelle A.5.:** Anwendung des Priorisierungsframeworks für Onboarding-Funktionen in der HPI Schul-Cloud, unter Verwendung von *Kano*, *UX*, und *Relevanz*

## A.4. Entwurf einer verbesserten offenen Learning Analytics Architektur

Die bestehende Plattform wird so erweitert, dass die verschiedenen Datenquellen vereinheitlicht werden und eine Arbeitsumgebung geschaffen wird, die es erlaubt, Analysen direkt auf diesen Daten zu entwickeln.

Das Zusammenführen der Datenquellen kann durch einen Data-Warehouse Ansatz gelöst werden. Dabei werden automatisch alle Daten aus den Produktivdatenbanken in einen speziell für die Analyse optimierten Speicher übertragen.

Der Übertragungsprozess ermöglicht zusätzlich, die Daten zu transformieren, so können Nutzerdaten zum Beispiel gleich anonymisiert werden.

Um die Analytics-Daten mit weiteren Daten zu kombinieren, die nicht schon in der Datentransformation berücksichtigt wurden, wird Zugriff auf mehrere Datenbanken gleichzeitig benötigt. Tools zur Query Federation erlauben es, in einer Anfrage mehrere Datenquellen zu nutzen. Apache Presto erfüllt genau diese Anforderungen. So lassen sich auch Daten aus verschiedenen Quellen korrelieren.

Um den Export der Daten und die lokale Analyse weitgehend zu vermeiden, wird eine gehostete Arbeitsumgebung geschaffen. Diese erlaubt es, mittels SQL und anderen Sprachen, Anfragen an die Datenspeicher zu stellen, um auf die Daten zuzugreifen und diese auszuwerten. Die Möglichkeit zur weiteren Verarbeitung der Resultate wäre wünschenswert, ihre Visualisierung kann als essentiell angesehen werden. Um die Kontrolle über die Daten und ihre Verarbeitung zu behalten, soll das dafür genutzte Tool innerhalb des Ecosystems der HPI MOOC-Plattform bereitgestellt werden können. Um alle Stakeholder [62] mit Informationen zu versorgen, bekommen die Institutionen und bei Bedarf Lehrende und andere Akteure Zugriff auf die Daten.

Um die Analysen anderen Services zugänglich machen zu können, müssen diese maschinell lesbar sein und über eine zur serviceorientierten Architektur passende Schnittstelle verfügen. Diese Aufgabe übernimmt der Metrics-Proxy.

Die daraus resultierenden Datenflüsse sind in Abbildung A.24 durch Pfeile gekennzeichnet.

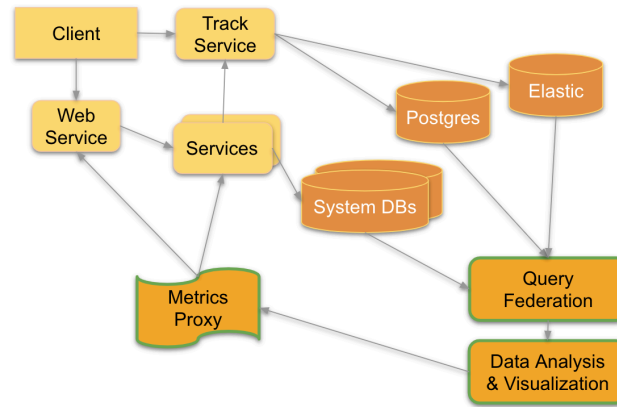
Im Folgenden werden die einzelnen Tools vorgestellt.

In der ursprünglichen Konzeption des Learning Analytics Services wurden datenbankenübergreifende Analyseabfragen diskutiert und zunächst verworfen [181].

Mit den Tools die mittlerweile zur Verfügung stehen, kann man von außen auf die Datenbanken zugreifen, ohne diese ändern zu müssen. Die Referenzen können damit nach Bedarf in der Anfrage definiert werden.

Eine SQL-Query-Engine wird dazu genutzt, Datenbankabfragen aus der SQL-Sprache in Abfragen an die Daten einer Datenbank zu übersetzen und auszuführen. Man spricht hierbei von Query Federation, wenn dabei mehr als eine Datenbank angesprochen wird. Dies ist bei verteilten Systemen oftmals nötig, da nicht alle benötigten Daten in einer Datenbank gespeichert sind. Möchte man beispielsweise Informationen über das Alter der Kursteilnehmer auswerten, so liegen die Daten über die Kurszugehörigkeit im Kursservice, die des Alters hingegen im Benutzerservice. Darüber hinaus ist es mit den passenden Tools möglich Query Federation

#### A.4. Entwurf einer verbesserten offenen Learning Analytics Architektur



**Abbildung A.24.:** Ergänzungen zur aktuellen HPI MOOC-Analytics Architektur

auch über verschiedenen Datenbanktechnologien hinweg umzusetzen. So können in vorliegenden Fall Daten aus der Elasticsearch-Datenbank mit denen in der Postgres-Datenbank in Verbindung gebracht werden.

Presto<sup>1</sup> ist eine Open Source Distributed SQL-Query-Engine, welche es erlaubt Anfragen an große Datenmengen zu stellen. Mit Hilfe von sogenannten Connectoren werden Anfragen an über 20 verschiedene Datenspeichertechnologien unterstützt<sup>2</sup>.

Presto wird nun genutzt, um die verteilten Datenbanken über eine zentrale Schnittstelle anzusprechen und serviceübergreifende Anfragen an mehrere Datenbanken zu stellen.

Zum Analysieren und Visualisieren von Daten können somit eine Vielzahl von Tools und Programmiersprachen verwendet werden. Die geeigneten Programme zu finden, sie aufzusetzen und einzurichten um dann mit ihnen arbeiten zu können ist zeitintensiv und schafft eine Hürde, die genommen werden muss, bevor überhaupt mit der Analyse der Daten begonnen werden kann. Zudem kann eine solche lokale Arbeitsumgebung schwer reproduziert werden, um die Analysen eines Kollegen oder einer Kollegin zu reproduzieren.

Eine Lösung für diese Probleme bieten zentral bereitgestellte Analyse-Plattformen. Nutzer können über diese Plattformen auf konfigurierte Datenbanken zugreifen, ihre Anfragen speichern und mit anderen Nutzern teilen. Zusätzlich können die Anfrageergebnisse visualisiert werden und diese Visualisierungen auf verschiedene Weisen weiterverwendet werden: Von anderen Nutzern, aber auch maschinenlesbar über eine API Schnittstelle, damit andere Services von den Auswertungen Gebrauch machen können. Eine Anforderung an das zu nutzende Tool ist die Lauffähigkeit in der bestehenden Infrastruktur und das Vermeiden von Lizenzkosten. Es muss im existierenden Ökosystem gehostet werden können. Um auch

<sup>1</sup><https://prestodb.github.io/>

<sup>2</sup><https://prestodb.github.io/docs/current/connector.html>

komplexe Analysen wie Vorhersagen berechnen zu können, muss die Lösung eine Schnittstelle zu Programmiersprachen wie Python, Julia oder R bieten.

Metabase<sup>3</sup> ist eine interaktive Plattform, die es erlaubt auch ohne Kenntnisse der SQL-Sprache Such- und Filteranfragen an eine Datenbank zu stellen. Falls benötigt, können aber auch handgeschriebene SQL Anfragen über das Interface ausgeführt werden. Die Ergebnisse können dann visualisiert und Kollegen zugänglich gemacht werden.

Die kostenlose Version von Metabase kann selbst gehostet werden, lässt allerdings einige Features vermissen, die ausschließlich in der Enterprise Variante enthalten ist. Diese erlaubt die Visualisierungen in anderen Anwendungen einzubinden, den Zugriff auf verschiedene Datenbanken zu beschränken und Authentifizierung über SAML-basierten SSO.

Metabase überzeugt durch seine einfache Bedienbarkeit, fortgeschrittene Nutzer stoßen allerdings schnell an die Grenzen des Tools. Superset bietet hingegen einen viel größeren Umfang an Visualisierungen, kann aber nur per SQL auf Daten zugreifen und erlaubt keine weitergehenden Analysen der Daten. Aufgrund der Flexibilität einfache, sowie auch beliebig komplexe Analysen in Apache Zeppelin ausführen zu können und diese wieder- und weiterverwendbar zu strukturieren [31] bietet die Plattform den besten Funktionsumfang für die hier beschriebene Problemstellung. Alternativ können Tools wie Zeppelin oder Jupyter Notebooks genutzt werden.

Der **Metrikproxy** kann vor die Schnittstelle von Zeppelin geschaltet werden, um diese mit für den produktiven Einsatz benötigten Garantien zu erweitern. Der Proxy stellt anderen Services Metriken zur Verfügung, die auf Zeppelin-Notbooks basieren.

Komplexe Analyseanfragen können die Performance der Produktivdatenbanken beeinflussen, da bei Analysen üblicherweise große Teile einer Tabelle durchsucht und aggregiert werden müssen. Die Produktivdatenbanken der Services sind für Online-Transaction-Processing (OLTP) ausgelegt, dabei werden meist einzelne Zeilen ohne nennenswerte Zeitverzögerung zurückgegeben. Datenbanken, die für die Analyse von Daten optimiert sind, werden für Online-Analytical-Processing (OLAP) genutzt. Um die Produktivdatenbanken zu entlasten und die Daten in einem für die Analyse optimierten Format zu speichern, könnte man sie in ein Data-Warehouse übertragen.

Ein weiteres Problem stellen nutzerbezogene Daten in den Produktivdatenbanken dar. Durch direkten Zugriff auf die Produktivdatenbanken wäre es möglich, diese Daten zu lesen, sodass der Kreis an Akteuren durch Datenschutzanforderungen beschränkt wird. Dies widerspricht allerdings dem Anliegen möglichst vielen Stakeholdern die Möglichkeit zu geben Daten auszuwerten und explorativ mit diesen zu arbeiten. Im Zuge der Übertragung der Daten aus den Produktivdatenbanken in ein Data-Warehouse können diese transformiert werden. Dabei lassen sich nutzerbezogene und -beziehbare Daten herausfiltern oder soweit an-

---

<sup>3</sup><https://metabase.com/>



onymisieren, dass sie weiterhin für Analysen genutzt werden können aber keine Rückschlüsse auf einen einzelnen Nutzer mehr möglich sind.

Ein solches Data-Warehouse kann als Zwischenebene zwischen den Produktivdatenbanken und der Query Federation etabliert werden. Datenbanken wie Elasticsearch sind schon für die Analyse optimiert und beinhalten nur die Eventdaten, sodass es nur Analyseanfragen gibt. Die Daten nochmal zu duplizieren ist nicht unbedingt nötig, solange der Datenschutz hier berücksichtigt wird. Es kann stattdessen direkt darauf zugegriffen werden. Hierfür wird aber weiterhin die Query Federation benötigt, um diese Daten mit denen aus dem Data-Warehouse in Verbindung zu setzen.

Die Analytics-Eventtransformation und Speicherung (also das T und L im ETL Prozess) ist in einem hierfür erstellten Teil des Analytics Dienstes spezifisch für HPI MOOC-Plattform implementiert. Tools wie Nifi<sup>4</sup> erlauben aber inzwischen per Nutzeroberfläche solche Pipelines zu definieren und diese gezielt zu überwachen [161]. Der Einsatz von Standardsoftware für dieses Problem hat gleich mehrere Vorteile: Der Funktionsumfang ist umfangreich, die Software robust und skalierbar. Die Pflege von eigenem Programmcode entfällt. Es muss nur die regelmäßige Aktualisierung gewährleistet werden, da neue und komplexere Software auch immer mit neuen Angriffsmöglichkeiten einhergeht.

---

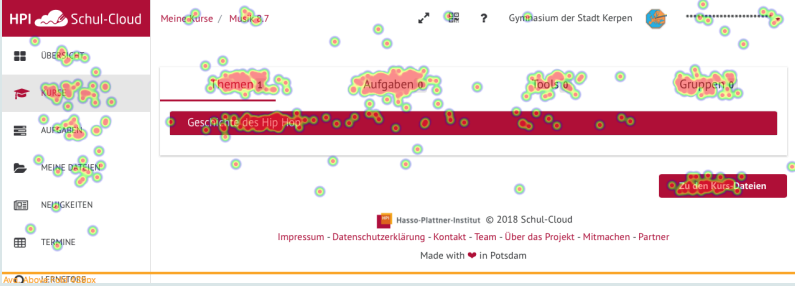
<sup>4</sup><https://nifi.apache.org/>

## A.5. Methodenübersicht

Cognitive Walkthrough	
Wann	Sammeln und Verstehen
Wer	Developer/Designer
In Kürze	<p>Das Ziel eines Cognitiv Walkthrough (kognitiver Durchgang) ist es, mögliche Stolpersteine bei der Erstanwendung eines Produktes zu finden. Dafür wird ein spezieller Anwendungsexperte engagiert, der Schritt für Schritt durch ein System navigiert und testet, ob die Interaktionen des Produktes für einen Erstanwender verständlich sind. Wharton et al. [201] haben dazu ein Reihe von Fragestellungen aufgestellt:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Wird der User das Produkt im Sinne des vorgesehenen Zieles nutzen?</li> <li>• Wird der Nutzer bemerken, dass eine bestimmte Handlung/Ausführung möglich ist?</li> <li>• Wird der Nutzer bemerken, dass eine bestimmte Handlung/Ausführung mit einem Ziel zusammenhängt, dass er selbst erreichen möchte?</li> <li>• Solange die richtigen Schritte wiederholt werden: Wird der Benutzer einen langfristigen Fortschritt für sein Ziel durch das Produkt sehen?</li> </ul>
Artefakte	Auflistung der möglichen Probleme bei der Nutzung
Literatur	[112, 201]
Comparative Assessment	
Wann	Sammeln und Verstehen
Wer	Developer/Designer
In Kürze	<p>Innerhalb der vergleichenden Analyse werden direkte Konkurrenten oder Produkte betrachtet, die als Vorbilder dienen können. Sie müssen dabei nicht unbedingt dieselben Use Cases abbilden, sondern sollen vor allem als Vorbilder für potenzielle Features des Produktes dienen. Das Ziel der Analyse ist es Inspiration aber auch konkrete Best und Worst Practices abzuleiten.</p>
Artefakte	Spreadsheets; Screenshots; Evaluationsergebnisse
Literatur	[18]

Emosat	
Wann	Sammeln und Verstehen, Monitoring
Wer	Nutzende
In Kürze	Emosat ist ein UX Evaluations-Tool zur kontinuierlichen Sammlung von User-Feedback. Mit Hilfe von Emosat können UX-Kennzahlen (bzw. KPIs) zu einzelnen Dimensionen der User Experience, beispielsweise Vertrauen oder Kontrollierbarkeit gesammelt werden. Dabei werden einzelne Gruppen von verschiedenen relevanten, standardisierten, Fragebögen an die Nutzer ausgegeben. Emosat kann beispielsweise nach dem Erreichen verschiedener Task-Goals ausgespielt werden.
Artefakte	Kennzahlen für Dimensionen der Usability und UX im Zeitverlauf
Literatur	[50, 70]
Fokusgruppe (Gruppendiskussion)	
Wann	Sammeln und Verstehen, Design
Wer	6-9 Nutzende, Moderator
In Kürze	Im Rahmen einer Fokusgruppe werden sechs bis neun Nutzer eingeladen, um an einer Gruppendiskussion über das Design des Systems, der Erfahrungen und möglichen Problemen bei der Anwendung teilzunehmen. Die Diskussion wird von einem Moderator nach bestimmten Fragestellungen geleitet, der jedoch einen möglichst offenen Austausch von Gedanken zulassen soll.
Artefakte	Ideensammlung; Ergebnisse der Diskussion
Literatur	[112]

Guerrilla HCI	
Wann	Prototyping und Testen
Wer	Nutzende
In Kürze	Das Prinzip der Guerrilla HCI stammt von Jakob Nielsen. [117] Es basiert auf dem Gedanken, nicht die bestmögliche Methode, sondern diejenige Methode mit dem besten Kosten/Nutzen-Ratio auszuwählen, um sinnvolle Ergebnisse aus einem Anwendungsfall abzuleiten. Dabei werden in Niensens Methode zuallererst verschiedene Szenarien mit Prototypen, dem Think-Aloud-Protokoll und heuristischen Evaluierungen ausgetestet, bis der optimale Kosten/Nutzen-Ratio über alle Methoden hinweg gefunden wurde.
Artefakte	Auflistung von Anwendungsproblemen; User Feedback
Literatur	[18, 117]

Heatmap	
Wann	Prototyping und Testen, Monitoring
Wer	Entwickler, Designer, Stakeholder
In Kürze	Mit Hilfe von Heatmaps können Entwickler und Designer erforschen, in welcher Art und Weise Benutzer mit einer Webseite interagieren. Dabei werden besonders häufig geklickte Bedienelemente einer Web-Applikation durch einen Farbcode hervorgehoben. Heatmaps bieten einen Nutzungsdaten getriebenen Ansatz zur Verbesserung von Interfaces. Es wird zwischen Klick-, Bewegung- und Scroll-Heatmaps unterschieden
Artefakte	Heatmaps
Literatur	[73, 101]
Beispiel	<p>Heatmap einer HPI Schul-Cloud Seite</p> 

Heuristische / Experten Evaluation	
Wann	Prototypen und Testen, Post-Rollout
Wer	UX Experten
In Kürze	Innerhalb der heuristischen bzw. der Experten Evaluation wird eine Anwendung unter bestimmten Faustregeln oder auch Heuristiken betrachtet, die sich zumeist aus der praktischen Anwendung und Erfahrungen der Experten ergeben. Dabei sollte jede Funktionalität des Produktes mindestens einmal eingesehen werden, was jedoch keine Garantie beinhaltet, dass alle Probleme innerhalb des Interfaces auch gelöst werden. Die tatsächlichen Nutzer des Produktes wirken bei der Auswertung der Heuristiken nicht mit. Dennoch bleibt diese Methode eine relativ schnelle und beliebte Variante, um eine erste grundlegende Analyse von Softwareprodukten durchzuführen.
Artefakte	Bericht über Nutzbarkeit und die UX mit einer Liste konkreter Probleme
Literatur	[68, 102, 112, 119]
Heuristisches Markup	
Wann	Prototyping und Testen   Vor und nach der Veröffentlichung (Pre/Post-Rollout)
Wer	Developer/Designer
In Kürze	Das heuristische Markup ist eine vereinfachte Variante der heuristischen Evaluation. Diese Methode kann benutzt werden, um bestimmte Prototypen auf Schwachstellen zu überprüfen. Dazu kann bei der Evaluation nach Bauchgefühl vorgegangen werden, während parallel bestimmte Heuristiken angelegt sind. Dies sollte jedoch stets aus Perspektive des Anwenders unter Berücksichtigung der Designmuster, des Layouts sowie der Konformität der Heuristiken geschehen.
Artefakte	Evaluierungs-Ergebnisse
Literatur	[18]

Hierarchische Aufgaben-Analyse	
Wann	Sammeln und Verstehen
Wer	Developer/Designer, Nutzende
In Kürze	In der hierarchischen Aufgaben-Analyse wird eine Aufgabe in ihre einzelnen Unteraufgaben zerlegt. Dies erlaubt ein Verständnis der notwendigen Arbeitsschritte, um die Aufgabe zu erfüllen.
Artefakte	Einzelne Arbeitsschritte
Literatur	[142]

High-fidelity und interaktive Prototypen	
Wann	Ideen bewerten   Prototyping und Testen
Wer	Nutzende, Stakeholder, Andere
In Kürze	Oft auf vorherigen Low Fidelity-Prototypen basierend (Prototypen mit geringerer Granularität) sind High Fidelity (feingranulare) Prototypen gestalterisch nah am finalen Produkt orientiert. Dadurch benötigt ihre Erstellung auch längere Zeit. Sie können im Idealfall direkt als interne Referenz für die Umsetzung herangezogen werden. Interaktive Prototypen können sowohl auf Basis von Low und High Fidelity-Prototypen erstellt werden. Dabei kann sowohl Software (Sketch oder Adobe UX) als auch ein Papier, Schere und Kleber verwendet werden (beispielsweise bei Papierprototypen). Die Wahl der effizientesten Prototypenart (die richtige Stufe der Granularität) hängt dabei vom Zweck des Prototypen ab. Da durch die Variation des Prototypen das Verhalten der Nutzer, die Subjektivität und das Empfinden beim Testen beeinflusst werden.
Artefakte	Wireframes; Interaktive Prototypen
Literatur	[163, 194]

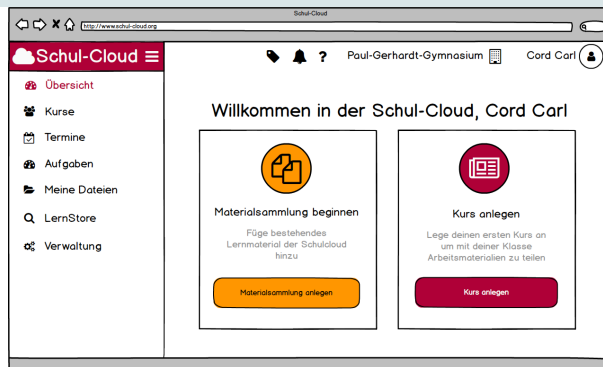
Beispiel



High-fidelity Wireframe

Low-fidelity Prototypen und Wireframes	
Wann	Sammeln und Verstehen, Ideen bewerten, Prototypen bauen und testen
Wer	Nutzende, Stakeholder, Andere
In Kürze	Die Bedienoberfläche oder die Interaktionen mit einem Produkt werden als Wireframes (Blaupause) skizziert. Ziel ist es, anfassbare Artefakte zu erhalten, die mit dem Team diskutiert und mit Nutzern getestet werden können. Änderungen können in dieser Phase einfach durchgeführt werden. Low Fidelity-Prototypen lenken dabei die Aufmerksamkeit vom Design weg zur eigentlichen Funktionalität. Gleichzeitig verringern sie die Hemmschwelle der Benutzer offenes Feedback zu geben, da sichtlich erkennbar ist, dass es sich um Prototypen handelt. Der Einsatz von verschiedenen Varianten kann helfen kritischeres und offeneres Feedback zu bekommen[187]. Papier-Prototypen und Wireframes sind hilfreich um Annahmen zu validieren und frühzeitig im Entwicklungsprozess unerkannte Probleme zu identifizieren.
Artefakte	Papierprototypen; Wireframes
Literatur	[18, 171, 187]

Beispiele



Low Fidelity Wireframe

Net Promoter Score	
Wann	Monitoring
Wer	Nutzende
In Kürze	Der Net Promoter Score berechnet technisch den Überhang der Promotoren eines Produktes im Gegensatz zu den Detraktoren. Die Kennzahl wird auf Basis einer einzigen Frage ermittelt, die wie folgt lautet: Wie wahrscheinlich ist es, dass Sie [Produktname] einem Freund oder Kollegen weiterempfehlen werden? Die Antwortskala reicht dabei von 0 (unwahrscheinlich) bis hin zu 10 (äußerst wahrscheinlich). Die Antworten werden in drei Cluster sortiert: Antworten von 0 bis 6 zählen als Detraktoren und Nutzer die 9 oder 10 Antworten als Promotoren. Die restlichen Antworten werden nicht weiter betrachtet. Zur Berechnung des NPS wird der prozentuale Anteil der Detraktoren von dem prozentualen Anteil der Promotoren abgezogen.
Artefakte	Net Promoter Score (ggf. über die Zeit)
Literatur	[116]
Beispiel	Befragung am Kursende in openSAP

Nutzerkontextanalyse	
Wann	Sammeln und Verstehen
Wer	Developer/Designer, Nutzende, Analoge Nutzende
In Kürze	Um den Kontext und die Bedürfnisse der Nutzer zu verstehen, ist notwendig, Erkenntnisse der Nutzerforschung entsprechend einzuordnen. Das Umfeld des Nutzers kann sich in dabei in vielerlei Hinsicht auf die tatsächliche Nutzung auswirken. Neben technischen Rahmenbedingungen (beispielsweise Netzabdeckung und Qualität) sind auch Faktoren interessant, die die Stimmung des Nutzers beeinflussen (Ist der Nutzende zum Beispiel gestresst, weil er unter Zeitdruck steht?).
Artefakte	User Journey Maps
Literatur	[114]

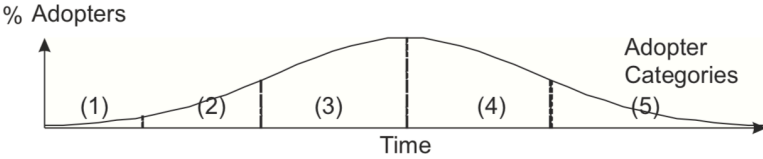


Nutzertagebuch	
Wann	In allen Anwendungsschritten
Wer	Nutzende
In Kürze	Ein Nutzertagebuch ermöglicht es, das Nutzverhalten der Anwender über einen längeren Zeitraum zu evaluieren, während die Anwender das Produkt unter Alltagsbedingungen testen. Hierdurch können Fragen über die regelmäßige Anwendung bestimmter Features, die subjektive Sinnhaftigkeit oder selbst emotionale Aspekte im Nutzungsverhalten ausgewertet werden. Für das Schreiben des Tagebuches werden den Nutzern bestimmte Schablonen bereitgestellt (zum Beispiel im Form eines Notizbuches oder eines privaten Online Blogs).
Artefakte	Nutzertagebuch
Literatur	[91, 128]
Nutzertest	
Wann	Prototyping und Testen
Wer	Nutzende
In Kürze	User Tests (Nutzertest) können in verschiedenen Variationen durchgeführt werden, um die Interaktion zwischen Nutzer und System hervorzuheben. [112] In wissenschaftlichen Studien innerhalb der Informatik werden User Tests eingesetzt, um Hypothesen mit Hilfe der wissenschaftlichen Methode auszuwerten. Mittels dieser Hypothesen sollen konkret Probleme bei der Nutzung ausfindig gemacht werden. Dafür genügen bereits kleine Studien mit drei bis sechs Teilnehmern: Für eine formative Evaluation (eine Evaluation mittels Kriterien, die vor der Evaluation festgelegt wurden und festgesetzten Zwischenintervallen zur Auswertung) eignet sich dann zum Beispiel das Think-Aloud-Protokoll. Für eine ausschließliche Ergebnis-Evaluation lassen sich aber auch User Tests mit großen Nutzergruppen durchführen.
Artefakte	Auflistung der Design und Nutzbarkeitsprobleme; Qualitative Metriken
Literatur	[112]

Persona	
Wann	Sammeln und Verstehen
Wer	Developer/Designer, Stakeholder
In Kürze	Ein Persona repräsentiert stereotypisch und oft leicht überzeichnete eine Nutzergruppe. Dafür wird ein imaginäres Nutzerprofil erstellt, welches auf Eigenschaften echter Nutzer basieren kann, die durch andere Methoden identifiziert wurden. Sie hilft das emphatische Denken über Nutzer und Ihre Wünsche, Ziele und Herausforderungen von einer abstrakten Ebene zu konkretisieren [18]. Eine Persona repräsentiert dabei ein abstraktes Nutzermodell, für welches ein Produkt entwickelt und später von tausenden von Nutzern verwendet wird [54]. Die Persona enthält dabei solche Attribute, die bei der Nutzung des Produktes relevant sind, als auch solche, die dazu dienen sich die Person besser vorstellen zu können.
Artefakte	Persona-Karten oder Poster; Nutzer-Modelle
Literatur	[18, 54, 142]
Beispiel	 <p>The example shows a persona card for 'franz seifert', a 49-year-old teacher from Baden-Württemberg, Germany. The card features a sketch of the person, a quote: "Although I am sceptic about digitalisation I want to adapt to the student's needs and integrate technology in my lessons, while keeping them dynamic and active.", and several scales for attributes like technology (computer, tablet, mobile, social media), routine, needs, personality (extrovert/introvert, thinking/feeling, progressive/traditional, stressed/calm, adventurous/risk-averse), pains, and gains.</p>

Stakeholder Analyse	
Wann	Sammeln und Verstehen
Wer	Stakeholder
In Kürze	Durch Interviews [43] mit Stakeholdern soll mehr über die oft nicht dokumentierten Rollen und Interessen der verschiedenen Stakeholder herausgefunden werden. Auch generelle Produktanforderungen können sich aus diesen Interviews ergeben [114]. Die Stakeholder sind dabei oft Experten in ihren jeweiligen Fachdomänen und können so wertvollen Input liefern. Ziele von Stakeholder-Interviews sind es neue Erkenntnisse zu gewinnen. Dazu zählen die Domäne des Projektes, die Nutzer und Nutzung, vorhandene Daten und Erfahrungen, Rahmenbedingungen und Beschränkungen wie Prioritäten.
Artefakte	Dokumentation oder Transkripte der Interviews; Wissensvermittlung
Literatur	[43, 114]
Think-Aloud-Protokoll	
Wann	Prototyping und Testen
Wer	Nutzende
In Kürze	Beim Think-Aloud-Protokoll wird ein systematischer Ansatz verfolgt, in dessen Rahmen Test-Teilnehmer beständig ihre Gedanken verbalisieren sollen, während sie durch das Interface einer Anwendung navigieren [119]. Diese Gedanken werden im Protokoll aufgezeichnet, mit einem Fokus auf intuitive und unerwartete Bedeutungskontexte. Zugleich entsteht eine ungewohnte Situation für die Teilnehmer. Dies sollte stets beachtet werden, dass geäußerte Gedanken nicht immer der realen Nutzungssituation entsprechen. Dennoch sind Think-Aloud-Protokolle eine günstige und flexible wie stabile Methode, um neue Erkenntnisse über das Nutzungsverhalten zu gewinnen.
Artefakte	Dokumentation der Gedanken der Nutzer
Literatur	[118, 119]

Umfragen mit Fragebögen	
Wann	Sammeln und Verstehen, Testen, Monitoring
Wer	Nutzer
In Kürze	Fragebögen bieten einen standardisierten Weg, um subjektives Feedback zu erfassen. Sie sind leicht anzuwenden und überaus hilfreich darin, Nutzfeedback im Zeitverlauf zu messen, das sich bei agiler Softwareentwicklung häufig ändert. Fragebögen können vor der Designphase, nach Usability-Tests von bestimmten Funktionen oder auf das finale Produkt angewendet werden.
Artefakte	Kennzahlen für Dimensionen der Usability und UX
Literatur	[110, 139, 160]
User Flow	
Wann	Sammeln und Verstehen, Prototyping und Testen
Wer	Developer/Designer
In Kürze	Ein User Flow beschreibt den prozeduralen Ablauf um bei der Benutzung eines Softwareproduktes von einem bestimmten Ausgang zu einem bestimmten Ergebnis zu gelangen. Nach dem Erstellen eines User Flows können Schwachstellen bei Übergängen zwischen den Schritten gezielt analysiert werden. Der User Flow grenzt sich von der User Journey demnach in seiner Detailtiefe ab.
Artefakte	User Flow Charts
Literatur	[18]
User Journey Mapping	
Wann	Sammeln und Verstehen
Wer	Developer/Designer, Nutzende
In Kürze	Ein Nutzerverlauf-Leitpfaden (User Journey Guide) navigiert durch den Prozess, den ein Nutzender bei der Bearbeitung einer bestimmten Aufgabe durchläuft. Hierfür wird zunächst eine Ablauf-Analyse innerhalb der realen Welt durchgeführt. Auf dieser Basis wird eine Userstory formuliert, welche neben den verschiedenen Stakeholdern die Berührungspunkte mit dem jeweiligen Produkt und die Absichten und Bedürfnisse des Nutzers beinhaltet.
Artefakte	User Journey Maps
Literatur	[142]
Beispiel	Vorbereitung und Durchführung einer Unterrichtsstunde in der HPI Schul-Cloud.

Zielgruppenanalyse	
Wann	Sammeln und Verstehen
Wer	Nutzende
In Kürze	<p>Diese Methode unterstützt das Verständnis über die von einem Produkt adressierte Zielgruppe und insbesondere deren Eigenschaften, Ziele und Herausforderungen. Die Identifikation und Beschreibung der Zielgruppe ist eine der wichtigen Voraussetzungen für die Erstellung von Personas (siehe Abschnitt A.5). Dabei sollte die Zielgruppe nicht als homogene sondern als vielschichtige Menge begriffen werden. Die Differenzierung der Zielgruppe kann anhand jeglicher Eigenschaften oder etablierter Modelle getroffen werden. Hier bieten sich etwa der User Cube von Nielsen [119] oder die von Rogers vorgeschlagenen Kategorien der Innovationsadoptivität [153] an. Dabei wird die Gesamtheit der Zielgruppe je nach der Phase unterteilt, in der Nutzer neue Innovationen im Entwicklungsverlauf für sich nutzen.</p>  <p>Roger's Diffusion of Innovations Model [112]</p>
Artefakte	Zielgruppenkarte mit Bedürfnissen, Zielen und Problemen
Literatur	[112, 119, 153]

## A.6. Metriken der HPI MOOC-Plattform

**Tabelle A.6.:** Übersicht der Erlebnis-Metriken

Kürzel	Name	Erläuterung
PE	Plat(t)form Exploration	Misst die Anzahl der distinkten Verben pro Nutzer. Diese Metrik ist global und soll die funktionale Breite widerspiegeln, die ein Nutzer in der Interaktion mit Materialien und Plattform erfahren hat.
QE	Quiz Exploration	Gibt an, wie viel Prozent der vorhandenen Quizze von einem Nutzer besucht worden.
VE	Video Exploration	Gibt an, wie viel Prozent der vorhandenen Videos von einem Nutzer besucht wurden.

**Tabelle A.7.:** Übersicht der zugangsspezifischen Metriken

Kürzel	Name	Erläuterung
DE	Geräte Nutzung	Misst die Anzahl der Nutzung aufgeteilt in Nutzer, die die Website nutzen, eine der nativen Anwendungen für Android und iOS verwenden oder beides nutzen (mixed).

**Tabelle A.8.:** Übersicht der Sitzungsmetriken

Kürzel	Name	Erläuterung
S	Sitzungen	Anzahl der Sitzungen, gemessen als Blöcke von zusammenhängenden Events, deren Zeitstempel nicht mehr als 30 Minuten auseinander sind. Der Schwellenwert von 30 Minuten erlaubt aufgrund der Videolängen auch, dass Benutzer, die ein Video ohne Interaktion schauen, sich danach noch in derselben Sitzung befinden. Auf welchem Gerät ein Zugriff erfolgt wird in dieser Metrik nicht ausgewertet.
SDG	Sitzungsdauer Gesamt	Gesamte Anzahl aller Sitzungen eines Nutzers in Sekunden.
SDA	Sitzungsdauer Durchschnitt	Durchschnittliche Dauer aller Sitzungen eines Nutzers in Sekunden.
TLS	Tage seit letzter Sitzung	Tage seit letzter Sitzung (nicht personenbezogen)

**Tabelle A.9.:** Übersicht der Aktivitätsmetriken

Kürzel	Name	Erläuterung
AU	Aktive Nutzer	Anzahl der Nutzer, die in einem gegebenen Zeitraum auf der Plattform aktiv waren
PA	Plattformaktivität	Summe der Events aller Nutzer pro Zeitraum
KA	Kursaktivität	Summe aller Aktivitäten innerhalb eines Kurses pro Zeitraum
FA	Forenaktivität	Übermetrik aus Lesenden und schreibenden Interaktionen in den Kursforen
FS	Forenaktivität schreibend	Summe der schreibenden Interaktionen (Beiträge und Kommentare)
FL	Forenaktivität lesend	Summe der Lesezugriffe auf Forenbeiträge
DA	Downloadaktivität	Summe aller Downloads von Videos oder Slides
SA	Sharingaktivität	Summe der geteilten Beiträge in sozialen Netzwerken
FAZ	Antwortzeit	Durchschnittliche Zeit, in der im Forum auf eine Frage geantwortet wird (deprecated)

**Tabelle A.10.:** Übersicht der videobasierten Metriken

Kürzel	Name	Erläuterung
VP-A	Video-Player Aktivität	Anzahl der Interaktionen eines Nutzers mit Videos (Play, Pause, Größenverhältnis geändert, Vollbild an/aus, Geschwindigkeitswechsel, Untertitel an/aus, Untertitel Sprachauswahl, Transkript an/aus, Transkript Sprachauswahl)
VP-EA	Erweiterte Videoaktivität	Anzahl der erweiterten Interaktionen eines Nutzer mit Videos (Größenverhältnis geändert, Vollbild an/aus, Geschwindigkeitswechsel)
VP-N	In-Videonavigation	Anzahl der Navigations-Interaktionen eines Nutzers in Videos (Play, Pause, Play durch Klick auf Timeline, Play durch Klick auf Slides, Play durch Klick auf Transkript)
VP-G	Wechsel der Video Abspielgeschwindigkeit	Anzahl der Wechsel der Abspielgeschwindigkeit
VP-S	Slidenavigation	Anzahl der Play-Interaktionen durch Klick auf die Slides

**Tabelle A.11.:** Übersicht der lernobjekte Nutzung

Kürzel	Name	Erläuterung
LO	Zugriffe Lernobjekte	Summe der Zugriffe auf Lernobjekte (Videos und Quiz, filterbar nach Kurs)
LO-Q	Zugriffe Quiz	Summe der Zugriffe auf Lernobjekte (nur Quiz, filterbar nach Kurs)
LO-V	Zugriffe Videos	Summe der Zugriffe auf Lernobjekte (nur Videos, filterbar nach Kurs)
LO-UNIQ	Nutzer Lernobjekte	Summe der Nutzer, die auf ein Lernobjekt in einem bestimmten Zeitraum zugegriffen haben
LO-DD	Durchschnittliche Zugriffsdauer	Durchschnittliche Verweildauer pro Lernobjekt
LO-ANZ	Zugriffe pro Lernobjekt	Anzahl der Zugriffe auf ein Lernobjekt in einem gegebenen Zeitraum



**Tabelle A.12.:** Übersicht der Leistungsmetriken

Kürzel	Name	Erläuterung
LC-B	Leistung Course (nur benotet)	Erreichte Punkte des Nutzers im Kurs
LQ-U	Leistung Quiz (nur unbenotet)	Durchschnittliche Prozent der erreichten Punkte eines Nutzers aller unbenoteten Quizabgaben
LQ-B	Leistung Quiz (nur benotet)	Durchschnittliche Prozent der erreichten Punkte eines Nutzers aller benoteten Quizabgaben
LQ-BH	Leistung Quiz (nur Hausaufgaben)	Durchschnittliche Prozent der erreichten Punkte aller Hausaufgaben eines Nutzers
LQ-BB	Leistung Quiz (nur Bonusaufgaben)	Durchschnittliche Prozent der erreichten Punkte aller Bonusabgaben eines Nutzers

**Tabelle A.13.:** Übersicht der Kurseinschreibe-Metriken

Kürzel	Name	Erläuterung
K-NEU	Kursanmeldungen	Neue Kursanmeldungen eines Nutzers (pro Zeitspanne)
K-AB	Kursabmeldungen	Kursabmeldungen eines Nutzers (pro Zeitspanne)

**Tabelle A.14.:** Übersicht der Navigations-Metriken

Kürzel	Name	Erläuterung
N-BJ	Back-Jumps	Anzahl wie oft auf ein Lernobjekt zurücknavigiert wurde. Quelle: GA
N-E	Exits	Anzahl wie oft auf ein Lernobjekt, das letzte in einer Navigationsfolge war. Quelle: GA

**Tabelle A.15.:** Geobasierte Metriken

Kürzel	Name	Erläuterung
GEO	Zugriffe nach Ort	Zugriffe nach Ort und/oder Land gruppiert

**Tabelle A.16.:** Kommunikationsbasierte Metriken

Kürzel	Name	Erläuterung
MR	Öffnungsrate	Anteil der Mails mit denen nachweislich interagiert wurde. Dazu zählt ein erfolgreich getracktes Öffnen oder ein Klicken eines in der Mail enthaltenen Links. Dabei bestehen bei beiden Events erhebliche Abweichungen. Nur ein Teil der Mailclients lädt, je nach Konfiguration, die in den Mails enthaltenen Bilder, welche nach dem Prinzip eines Tracking-Pixels zum Zählen der Öffnung führt. Auf der anderen Seite kann es vorkommen, dass Viren- und andere Sicherheitsfilter in den Mails enthaltene Links zum Zwecke einer Sicherheitsüberprüfung aufrufen und somit zu fälschlich den Zähler erhöhen. Durch diese Ungenauigkeiten können diese Werte nicht absolut interpretiert werden. Da aber davon auszugehen ist, dass sich die Effekte hinreichend gleichmäßig über alle Nutzer verteilen, können Werte beispielsweise über verschiedene Kurse hinweg verglichen werden.

**Tabelle A.17.:** Berechnung der Retention Daten pro Kalenderjahr

Jahr	Neu	Retained	Lost	Reaktiviert
1	i	x	x	x
2	i	o	-1	x
3	i	o	-1	+1

## A.7. Übersicht der UX-Faktoren

**Tabelle A.18.:** Übersicht der UX-Faktoren, in personaler Perspektive formuliert

Kürzel	Name	Erläuterung
IN	Inhaltsqualität (Content Quality)	Die Informationen, die mir das Produkt liefert, sind stets auf dem aktuellen Stand und von guter Qualität.
AN	Anpassbarkeit (Customization)	Ich kann das Produkt an meine persönlichen Vorlieben bzw. meinen persönlichen Arbeitsstil anpassen.
DU	Durchschaubarkeit (Perspicuity)	Es fällt mir leicht, die Bedienung des Produkts zu verstehen und zu erlernen.
EF	Effizienz (Efficiency)	Ich kann meine Ziele mit minimalem zeitlichem und physischem Aufwand erreichen. Das Produkt reagiert schnell auf meine Eingaben.
IM	Immersion (Immersion)	Wenn ich mich mit dem Produkt beschäftige, vergesse ich die Zeit. Ich versinke völlig in der Beschäftigung.
IB	Intuitive Bedienung (Intuitive Usage)	Ich kann das Produkt unmittelbar und ohne jegliche Einarbeitung oder Anleitung durch andere bedienen.
NÜ	Nützlichkeit (Usefulness)	Die Benutzung des Produkts bringt mir Vorteile, spart mir Zeit und Mühe und macht mich produktiver.
OR	Originalität (Novelty)	Das Produkt ist interessant und ungewöhnlich gestaltet. Es erregt durch seine originelle Gestaltung mein Interesse.
SC	Schönheit (Beauty)	Ich finde, das Produkt ist schön und ansprechend gestaltet.
ID	Identität (Identity)	Das Produkt hilft mir Kontakte zu knüpfen und mich selbst positiv darzustellen.
ST	Steuerbarkeit (Controllability)	Das Produkt reagiert immer vorhersehbar und konsistent auf meine Eingaben. Ich habe stets die volle Kontrolle über die Interaktion.
SL	Stimulation (Stimulation)	Ich finde das Produkt anregend und spannend. Es macht Spaß, sich damit zu beschäftigen.
ÜB	Übersichtlichkeit (Clarity)	Ich finde, die Benutzeroberfläche des Produktes wirkt aufgeräumt und übersichtlich.
VB	Verbundenheit (Loyalty)	Auch wenn es andere, gleichwertige Produkte für die gleichen Aufgaben gibt, würde ich das Produkt nicht wechseln.
VT	Vertrauen (Trust)	Meine eingegebenen Daten sind in sicheren Händen. Die Daten werden nicht missbraucht, um mich zu schädigen.
WE	Wertigkeit (Value)	Ich finde das Produkt macht einen hochwertigen und professionellen Eindruck.

**Tabelle A.19.:** Zusätzliche UX-Faktoren nach Klingbeil und Brüchner

Kürzel	Name	Erläuterung
FT	Fehlertoleranz (Error Tolerance)	Ich kann versehentliche Eingaben ohne zusätzliche Hilfe zurücksetzen.
UN	Unterstützung (Support)	Wenn ich das Produkt nutze, weiß ich genau, wo ich Hilfe und Unterstützung bekomme.
GE	Gefühle (Emotions)	Wenn ich an das Produkt denke, habe ich nur positive Assoziationen.
SP	Spaß (Fun)	Die Benutzung des Produktes macht mich glücklich.
ZU	Zufriedenheit (Satisfaction)	Insgesamt bin ich mit dem Produkt zufrieden.

## A.8. Verzeichnis der im Kontext dieser Arbeit entstanden Software und Bibliotheken

A/B/n-Testframework	
Beschreibung	A/B/n-Testframework
Technologie	RubyOnRails
Lizenz	Closed Source
Status	In Verwendung
Alertify (vormals QCAAlerts)	
Beschreibung	Regelbasierte Überwachung von KPIs
Technologie	NodeJS
Lizenz	Open Source, MIT
Link	<a href="https://github.com/openHPI/alertify">https://github.com/openHPI/alertify</a>
Status	(noch) nicht verwendet
Backend der HPI Schul-Cloud	
Beschreibung	Backend der HPI Schul-Cloud. Zusätzlich diverse Microservices in eigenen Repos
Technologie	NodeJS, FeatherJS
Lizenz	Open Source, APGLv3
Link	<a href="https://github.com/schul-cloud/schulcloud-server/">https://github.com/schul-cloud/schulcloud-server/</a>
Status	In Verwendung
Benachrichtigungs Dienst	
Beschreibung	Versand von Push-Benachrichtigungen und E-Mails mit Eskalationslogik
Technologie	NodeJS
Lizenz	Open Source, GPLv3
Link	<a href="https://github.com/schul-cloud/node-notification-service">https://github.com/schul-cloud/node-notification-service</a>
Status	Im Einsatz (Schul-Cloud)
EmoSAT	
Beschreibung	Tool zur LX-Messung
Technologie	ExpressJS
Lizenz	Open Source, GNU Affero General Public License v3.0
Link	<a href="https://github.com/schul-cloud/emosat/">https://github.com/schul-cloud/emosat/</a>
Status	Beta

## A. Anhang

Frontend der HPI Schul-Cloud	
Beschreibung	Web-Frontend der HPI Schul-Cloud
Technologie	ExpressJS
Lizenz	Open Source, APGLv3
Link	<a href="https://github.com/schul-cloud/schulcloud-client/">https://github.com/schul-cloud/schulcloud-client/</a>
Status	In Verwendung, Deprecated
HPI MOOC-Plattform, Android-App	
Beschreibung	Native App der HPI MOOC-Plattform für Android-Geräte
Technologie	Kotlin
Lizenz	Open Source, GPLv3
Link	<a href="https://github.com/openHPI/xikolo-android">https://github.com/openHPI/xikolo-android</a>
Status	In Verwendung
HPI MOOC-Plattform, iOS-App	
Beschreibung	Native App der HPI MOOC-Plattform für Apple-Geräte
Technologie	Swift
Lizenz	Open Source, GPLv3
Link	<a href="https://github.com/openHPI/xikolo-ios">https://github.com/openHPI/xikolo-ios</a>
Status	In Verwendung
HPI Schul-Cloud, App (Android)	
Beschreibung	Native App der HPI Schul-Cloud für Android-Geräte
Technologie	Kotlin
Lizenz	Open Source, GPLv3
Link	<a href="https://github.com/schul-cloud/schulcloud-mobile-android">https://github.com/schul-cloud/schulcloud-mobile-android</a>
Status	In Verwendung (Beta)
HPI Schul-Cloud, App (iOS)	
Beschreibung	Native App der HPI Schul-Cloud für Apple-Geräte
Technologie	Swift
Lizenz	Open Source, GPLv3
Link	<a href="https://github.com/schul-cloud/schulcloud-mobile-ios/">https://github.com/schul-cloud/schulcloud-mobile-ios/</a>
Status	In Verwendung (Beta)

A.8. Verzeichnis der im Kontext dieser Arbeit entstanden Software und Bibliotheken

HPI Schul-Cloud, App (Multiplattform)	
Beschreibung	Native App der HPI Schul-Cloud für iOS und Android
Technologie	Dart, Flutter
Lizenz	Open Source, GPLv3
Link	<a href="https://github.com/schul-cloud/schulcloud-flutter">https://github.com/schul-cloud/schulcloud-flutter</a>
Status	POC
Jenz	
Beschreibung	Dashboard für die HPI MOOC-Plattformen
Technologie	AngularJS,
Lizenz	Open Source, GPLv3
Link	<a href="https://github.com/openHPI/jenz">https://github.com/openHPI/jenz</a>
Status	Im Einsatz, deprecated, nicht gewartet
Learning Analytics Service	
Beschreibung	Learning Analytics Service inkl. Reporting, Metriken und automatisierter Qualitätsüberwachung
Technologie	RubyOnRails
Lizenz	Closed Source
Status	In Verwendung
M.E.I.N.E.L.	
Beschreibung	Modern, Extensible and Interactive Number Exploration Library, eine Visualisierungsbibliothek
Technologie	Plotly und D3,
Lizenz	Open Source, GPLv3
Link	<a href="https://github.com/openHPI/m.e.i.n.e.l">https://github.com/openHPI/m.e.i.n.e.l</a>
Status	Im Einsatz
PeerToPeer CDN	
Beschreibung	Lokales CDN im Klassenzimmer
Technologie	Javascript, WebRTC
Lizenz	Open Source, MIT
Link	<a href="https://github.com/schul-cloud/p2p">https://github.com/schul-cloud/p2p</a>
Status	Alpha

## A. Anhang

SPA-Frontend der HPI Schul-Cloud	
Beschreibung	Web-Frontend der HPI Schul-Cloud, ausgeführt als SPA
Technologie	VueJS
Lizenz	Open Source, APGLv3
Link	<a href="https://github.com/schul-cloud/nuxt-client/">https://github.com/schul-cloud/nuxt-client/</a>
Status	In Verwendung
Videoplayer	
Beschreibung	Mehr-Streamfähiger Video Player
Technologie	Polymer (V3)
Lizenz	Open Source, HPI Lizenz
Link	<a href="https://github.com/openHPI/video-player">https://github.com/openHPI/video-player</a>
Status	In Verwendung