

Nutzbarkeit dynamischer Umgebungen für autonomes Lernen

Uwe Kirschenmann, Hans-Christian Schmitz, Martin Wolpers (Fraunhofer FIT)

Michael Dreusicke (PAUX Technologies)

Autonomes Lernen gibt dem Lernenden die Bürde, seine individuelle Lernumgebung selbst zusammenzustellen. Diese Aufgabe ist nicht leicht zu erfüllen; Lernende können Unterstützung gebrauchen. Wir bestimmen zwei Mittel zu diesem Zweck, nämlich kontextsensitive Empfehlungen und Datenanalysen zur Reflexionsunterstützung. Beide Mittel basieren auf der Erhebung und Auswertungen von Nutzungsdaten. Wir stellen das CAM (Contextualized Attention Metadata) Schema als ein Format für Nutzungsdaten vor und beschreiben, wie CAM lokal und Server-seitig – beispielhaft in den hypermedialen Lernsystemen MACE und PAUX – erhoben und ausgewertet werden können.

Self-regulated learning burdens the learner with configuring his own individual learning environment. The task is hard to accomplish; learners might need help. We define two means to this end, namely context-sensitive recommendations and data analyses for reflection support. Both means are based on the recording and analysis of usage data. We introduce the CAM (Contextualized Attention Metadata) schema as a format for such usage data and describe how CAM can be recorded and exploited locally or on remote servers. As examples we refer to two hypermedia learning systems, namely MACE and PAUX.

In diesem Artikel vorgestellte Arbeiten wurden von der Europäischen Kommission im Rahmen der Projekte MACE (*Metadata for Architectural Contents in Europe*, eContent+, Grant Agreement ECP-2005-EDU-038098) und ROLE (*Responsive Open Learning Environments*, FP7/2007-2013, Grant Agreement 231396) gefördert.

1. Einleitung: Autonomes Lernen mit personalisierten Lernumgebungen

Wir fangen mit einigen Thesen zum Lernen im Allgemeinen und zum Computergestützten Lernen (*Technology Enhanced Learning*) im Speziellen an, leiten daraus Anforderungen für die Gestaltung von Lernumgebungen und die Unterstützung ihrer Nutzbarkeit ab und erläutern den weiteren Aufbau des Artikels.

Autonomes, lebenslanges Lernen

Um in einer dynamischen Wissensgesellschaft wie der, in der wir leben, beruflich ‚am Ball zu bleiben‘, bedarf es lebenslangen Lernens, d.h. fortlaufender Aneignung von Wissen und Können. Lebenslanges Lernen kann nur bedingt von außen gesteuert werden; es ist auf die Autonomie des Lernenden angewiesen. (Vgl. dazu das pointierte Weißbuch *Zukunft Bildung Schweiz*, Akademien der Wissenschaften Schweiz 2009.) Autonomes (selbst-reguliertes) Lernen bedeutet, dass der Lernende weitgehend selbst

entscheidet, was er wann und auf welche Weise lernt; der Lernende entwickelt Interessen und folgt diesen aus eigenem Antrieb (Torrano, González 2004). Autonomie verlangt die intrinsische Motivation des Lernenden zum Lernen. Weil diese lernfördernd ist, ist autonomes Lernen nachweislich besonders erfolgreich (Nota et al. 2004, Kitsanatas 1997, Schunk 1997). Allerdings setzt Autonomie auch die Kompetenz voraus, sich für Lernziele zu entscheiden, den eigenen Lernprozess zu planen und die zu seiner jeweiligen Lernsituation passenden Ressourcen zu finden und auszuwählen. Diese Voraussetzung ist stark; um sie zu erfüllen, muss ein Lernender ggf. unterstützt und beraten werden. Autonomie schließt daher die Anleitung durch einen Lehrer nicht aus. Weil eine solche Anleitung in verschiedenem Maße in Anspruch genommen werden kann, ist Autonomie eher ein graduelles als ein binäres Merkmal.

Zimmerman (1991, 2002) und anderen (u.a. Kitsanatas 1997) zufolge weist autonomes Lernen drei Aspekte auf, die in einem zyklischen Phasenmodell angeordnet werden können: Zuerst plant der Lernende seinen Lernprozess, indem er sich ein Lernziel setzt und die Ressourcen zum Erreichen des Ziels wählt. Dann eignet er sich den gewählten Stoff auf die gewählte Weise an: er lernt. Schließlich reflektiert er, was er mit welchem Erfolg gelernt hat. Das Ergebnis seiner Reflektion soll die Planung zukünftiger Lernprozesse steuern. Lernen muss der Lernende selbst; bei der Planung und der Reflexion kann er aber unterstützt werden.

In informellen Lernsituationen eignet sich der Lernende Wissen ‚nebenbei‘ an – er recherchiert Wissensinhalte während seiner Arbeit oder sonstiger Tätigkeiten, übt neue Prozesse anhand gegebener Aufgaben usw. Sofern eine Grenze zwischen informellem Lernen und sonstigen Aktivitäten besteht, ist sie unscharf (Akademien der Wissenschaften Schweiz 2009). In formalen Lernsituationen wählt der Lernende eine vorgefertigte Lerneinheit – etwa einen Kurs – und gibt für die Zeit des Durchlaufens dieser Lerneinheit seine Autonomie weitgehend auf. Formales Lernen kann allerdings durch informelles Lernen ergänzt werden. Zum einen baut es auf informell erworbenem Wissen auf; zum anderen können Lernende eine formale Lerneinheit mit informellen Lernaktivitäten begleiten, etwa indem sie zusätzliche Information suchen oder ergänzende Übungen machen. (Beispiel: Jemand belegt einen Statistik-Kurs. Er recherchiert parallel zu den Lektionen in Nachschlagewerken und wendet das Gelernte auf Probleme an, die sich ihm im Zuge seiner Arbeit stellen.)

Offene, personalisierte Lernumgebungen

Eine notwendige Voraussetzung von *computergestütztem*, autonomem Lernen ist die Zugänglichkeit von Lernobjekten (Lerninhalten), Anwendungsprogrammen und Lernpartnern. Der Lernenden bestimmt seine Lernziele und wählt aus den erreichbaren Objekten, Programmen und Partnern diejenigen, mit denen er seine Ziele erreichen will. Er stellt sich dadurch eine persönliche Lernumgebung zusammen.

Formales, institutionelles Lernen wird vielfach durch den Einsatz von Lernmanagementsystemen (LMS) unterstützt. Sofern diese Systeme autonomes Lernen ermöglichen, ermöglichen Sie ihren Nutzern, aus einem Pool von Ressourcen auszuwählen und sich dadurch mehr oder weniger individuelle Lernumgebungen im

Rahmen des jeweiligen LMS zu schaffen. Sobald allerdings das formale Lernen durch informelles Lernen ergänzt wird, findet es nicht mehr nur in Interaktion mit dem LMS statt. Informelles Lernen geht Hand in Hand mit anderen Arbeits- und Freizeitaktivitäten und findet in ähnlichen, wenn nicht denselben Umgebungen statt – die Lernumgebung eines Nutzers ist weitgehend identisch mit seiner sonstigen Arbeitsumgebung. Sie beschränkt sich nicht auf ein LMS, sondern umfasst mindestens noch die üblichen Desktop-Anwendungen, wie Webbrowser, Email-Tool, Textverarbeitungssoftware usw. Sie muss prinzipiell offen sein, d.h. dem Nutzer die Integration neuer Anwendungen, die er auch in anderem Zusammenhang verwendet, gestatten. Der Nutzer konfiguriert und aktualisiert seine Arbeits- und Lernumgebung selbst. Gefragt nach seiner Lernumgebung verweist er korrekterweise auf seinen ganzen Rechner anstatt nur auf einzelne, zum ausschließlichen Zweck des Lernens entwickelte Anwendungen.

Nutzbarkeit und Anpassung von Lernumgebungen

Die Lern- und Arbeitsumgebung eines Nutzers besteht aus Einzelkomponenten, deren Nutzbarkeit durch die üblichen Verfahren des *Usability Engineering* gewährleistet werden kann. Für die Nutzbarkeit der gesamten Umgebung aber ist der Nutzer selbst verantwortlich. Die Tatsache, dass er seine Umgebung selbst konfiguriert und aktualisiert, gewährleistet nicht unbedingt ihre effiziente und effektive Nutzbarkeit. Wenn ein Nutzer nicht die für ihn optimale Konfiguration wählt, kann das wenigstens zwei Gründe haben: Erstens kann es sein, dass er die für ihn bestgeeigneten Ressourcen nicht findet. Die Menge der bereits verfügbaren Ressourcen ist unüberschaubar groß; Lernende sind deshalb auf Suchunterstützung und Empfehlungen angewiesen. Zweitens kann er zwar die richtigen Objekte finden aber nicht wählen, weil er nicht weiß, dass es sich bei eben diesen um die richtigen handelt. Der Lernende muss Ressourcen – auch empfohlene – hinsichtlich seiner Interessen und Präferenzen bewerten können. Eine wesentliche Voraussetzung dafür ist, dass er seine gegenwärtige Lernsituation einschätzen kann und dass er seine diesbezüglichen Interessen und Präferenzen kennt. Ihm kann geholfen werden, indem er bei der Reflexion seines Lernens und seiner Lernsituation unterstützt wird.

Beide Typen der Unterstützung – situationsgerechte Empfehlungen und Reflexionsunterstützung – setzen voraus, dass ‚Wissen‘ über den Nutzer und seine Situation vorhanden ist. Dieses ‚Wissen‘ muss erworben und fortlaufend angepasst werden – am besten, so scheint es, durch stetige Beobachtung der (Lern-) Aktivitäten des Nutzers. Die Erfassung von Nutzerdaten und die Verwendung dieser Daten zur Unterstützung des Nutzers bei der fortlaufenden Anpassung seiner Lernumgebung und ergo beim autonomen Lernen sind die Themen dieses Artikels.

Gliederung des Artikels

Der Artikel ist wie folgt gegliedert: Im zweiten Kapitel diskutieren wir die Bedingungen von Nutzungsbeobachtung und die Anforderungen an ein Format für Nutzungsdaten. Wir stellen das Contextualized Attention Metadata (CAM) Schema als ein Format vor, das die erkannten Anforderungen erfüllt. Wir skizzieren außerdem ein Framework für

die Sammlung, Speicherung und Auswertung von CAM. Thema des dritten Kapitels ist die Destillation von Nutzungsdaten zum Zweck der Reflexionsunterstützung. Im vierten Kapitel erörtern wir die Auswertung von Nutzungsdaten in zwei hypermedialen Lernsystemen, nämlich MACE und PAUX – einerseits zum Zwecke der Reflexionsunterstützung, andererseits für Empfehlungssysteme. Am Schluss, im fünften Kapitel, fassen wir die Kernpunkte zusammen.

2. Nutzungsbeobachtung: Contextualized Attention Metadata (CAM)

Die in der Einleitung genannten Maßnahmen zur Unterstützung des Nutzers erfordern ein Profil des Nutzers und seiner Situation. Die Situation des Nutzers ändert sich fortlaufend, ergo muss sich auch sein Profil fortlaufend ändern. Die Unterstützungsmaßnahmen sollen dem Nutzer helfen und ihm nicht zusätzliche Mühe bereiten. Es kann deshalb nicht von ihm verlangt werden, dass er sein Profil selbst bereitstellt und auf dem neusten Stand hält. Stattdessen soll es automatisch, ohne die Notwendigkeit seines Zutuns erzeugt und aktualisiert werden. Die für das Profil erforderlichen Daten können durch die fortlaufende Beobachtung des Nutzers bei seinen Aktivitäten gewonnen werden. Beobachtungsdaten werden aufgezeichnet und zu Profilen verdichtet. Zu diesem Zweck wird erstens ein allgemeines Format für Beobachtungsdaten definiert; zweitens wird ein Framework entwickelt, mit dem Daten aufgezeichnet, im definierten Format gespeichert und weiterverarbeitet werden können.

Das Datenformat und das Framework müssen den folgenden Anforderungen genügen:

(i) Nutzungsdaten müssen fortlaufend aufgezeichnet werden; die Aufzeichnung darf den Nutzer aber nicht bei seinen eigentlichen Tätigkeiten stören. Der Einsatz von Eye-Trackern und ähnlichen, behindernden Geräten ist deshalb ausgeschlossen. (ii) Beobachtungsdaten müssen unmittelbar verständlich und für weitergehende Interpretationen durch den Nutzer selbst zugänglich sein. Ein Nutzer soll aufgrund der Aufzeichnungen seine Aktivitäten nachvollziehen und sie in Beziehung zu seinen Nutzungskontexten stellen können. Die Beobachtungsdaten sollten außerdem möglichst wenig Rauschen enthalten, welches die Interpretation beeinträchtigt. Eine Aufzeichnung von Nutzungsdaten auf der Mikro-Ebene von Tastaturanschlägen oder Maus-Gesten ist daher inadäquat. (iii) Nutzungsdaten müssen verlässlich sein. Aufgrund dieser Anforderung darf nicht schon im Zuge der Beobachtung interpretiert werden. Ein Beispiel: Gegeben sei, dass ein Nutzer eine Webseite ansteuert und nach einiger Zeit einem Link von dieser Seite folge. Es ist sehr wahrscheinlich, dass der Nutzer wenigstens Teile der Seite gelesen hat, bevor er dem Link folgte. Es ist allerdings möglich, dass er nichts gelesen hat und dem Link aus Versehen, durch einen Zufallsklick folgte. Um die Verlässlichkeit der Daten zu gewährleisten, darf nicht aufgezeichnet werden, dass der Nutzer die Seite, bzw. Teile der Seite gelesen hat, sondern nur, dass er die Seite angesteuert hat und später einem Link gefolgt ist. Unter Punkt (ii) haben wir gefordert, dass die Nutzungsdaten unmittelbar interpretierbar sind; mit Punkt (iii) fordern wir, dass Gewährleistung der unmittelbaren Interpretierbarkeit nicht auf Kosten der Verlässlichkeit geht. (iv) Nutzungsdaten sind persönliche Daten.

Die Daten müssen unter der Kontrolle des Nutzers stehen; ihr Missbrauch durch andere ist zu verhindern.

Die das Datenformat betreffenden Anforderungen werden vom Contextualized Attention Metadata (CAM) Schema erfüllt. Das CAM-Schema ist ein in Fortentwicklung befindliches XML-Schema mit RDB-Binding. Der Kern der ersten Spezifikation – wie sie von Wolpers et al. (2007) und Schmitz et al. (2011) beschrieben wird – ist stark vereinfacht in Abbildung 1 dargestellt: Ein Nutzer benutzt Anwendungsprogramme, mittels derer er auf Datenobjekte zugreift. Jeder Zugriff ist ein Event, das in einem näher zu spezifizierenden Kontext steht und (üblicherweise) eine Handlung involviert. Ein Beispiel: Gegeben sei, dass ein Nutzer mittels des Thunderbird Email-Clients eine Nachricht verschickt. Zur Repräsentation dieser Handlung wird eine XML-Struktur erzeugt, in der das Anwendungsprogramm Thunderbird als Subelement des Nutzers auftaucht. Die Email-Nachricht wird als Subelement des Anwendungsprogramms hinzugefügt; sie wird durch eine ID identifiziert. Der Verschickungsvorgang ist ein dem Datenobjekt untergeordnetes Event mit der Handlung „send“; das Event wird u.a. mit einem Zeitstempel versehen. Zusätzliche Information zur Email-Nachricht – etwa die Liste der Empfänger, sowie den Inhalt der Nachricht repräsentierende Schlüsselwörter – werden als weitere, handlungsbezogene Daten gespeichert.

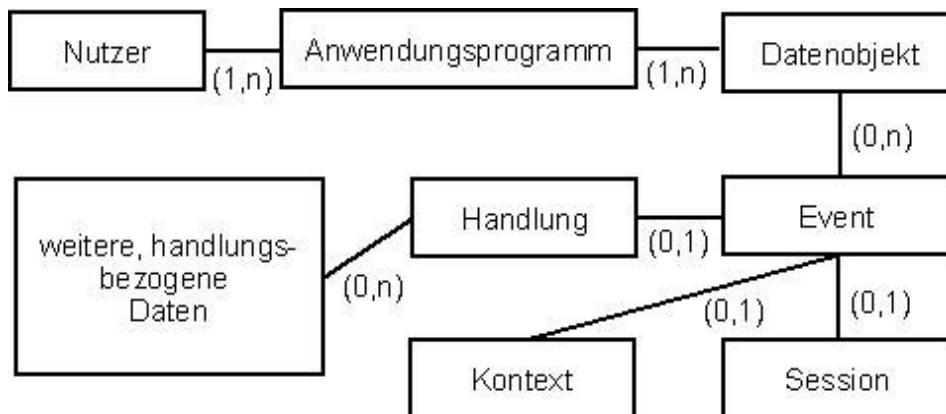


Abbildung 1: Stark vereinfachte Grundstruktur des CAM-Schemas, Version 1

Eine CAM-Struktur ist Nutzer-zentriert und bildet das Aktivitätsprofil eines Nutzers ab. Sie kann leicht umformatiert werden, so dass statt des Nutzers beispielsweise ein ausgewähltes Datenobjekt zum Wurzelement wird, für das alle Zugriffe – ggf. verschiedener Nutzer – spezifiziert werden. Durch eine solche Umformatierung erhält man ein nutzungsbasiertes Objektprofil (Schmitz et al 2011, s. auch Kapitel 4).

CAM wird derzeit in verschiedener Hinsicht optimiert. Im Zuge der Optimierung rückt das Event-Element an die Wurzel, die anderen Elemente – auch die bislang übergeordneten Anwendungsprogramme und Datenobjekte – werden den Events untergeordnet. Die andauernde Entwicklung des CAM Schemas wird dokumentiert und

ist über das folgende Dokument einsehbar: sites.google.com/site/camschema (Friedrich, Wolpers 2010).

Zur effektiven Unterstützung des Nutzers soll seine Interaktion mit Datenobjekten durch Anwendungsprogramme aufgezeichnet werden. Es kann nicht über längere Zeiträume vorhergesehen werden, welche Anwendungsprogramme der Nutzer verwendet. Ergo muss das Framework zum Sammeln, Zusammenführen, Speichern und Auswerten von CAM offen und erweiterbar sein. In seinen Grundzügen besteht das Framework erstens aus Wrappern, die Nutzungsdaten von Anwendungsprogrammen aufzeichnen und ins CAM Format übertragen. Viele Anwendungsprogramme erzeugen bereits Nutzungsdaten, die sie in Log-Dateien hinterlegen; dazu gehören z.B. Mozilla Firefox oder das Skype Chat-Tool. Wrapper für diese Anwendungen müssen lediglich die bestehenden Daten ins CAM-Format übertragen; sie brauchen nicht eigens Beobachtungsdaten zu generieren. Lauffähige Wrapper existieren bereits u.a. für das Windows-Betriebssystem, Webbrowser wie Firefox, Mailtools wie Thunderbird usw.

Zweitens werden die Daten lokal in einer Datenbank gespeichert. Als XML-Daten können sie entweder in einer XML-Datenbank wie eXist (exist.sourceforge.net) oder qua RDB-Binding in einer relationalen Datenbank gespeichert werden; das Framework ist auch diesbezüglich offen. Lokal erhobene und gespeicherte Nutzungsdaten sind privat und stehen unter der Kontrolle des jeweiligen Nutzers. Grundsätzlich ist es möglich, die Daten – ggf. anonymisiert – freizugeben und dadurch die kumulative Auswertung von Daten mehrerer Personen zu ermöglichen, was allerdings die Einwilligung des Nutzers voraussetzt.

Drittens können Analysekomponenten CAM-Daten abrufen und auswerten. Datenanalysen, respektive -destillationen sind Themen der folgenden beiden Kapitel 3 und 4. Eine nähere Erläuterung des gesamten Frameworks findet sich bei Schmitz et al. (2011). Ebenso wie das CAM Schema wird auch das Framework kontinuierlich weiterentwickelt. Die API ist unter sourceforge.net/projects/camapi (Friedrich 2011) abrufbar.

3. Reflexionsunterstützung: CAMera

CAMera ist ein Tool, mittels dessen ein Nutzer sich seine bisherigen (Lern-) Aktivitäten vor Augen führen kann. Information über die eigenen Aktivitäten ist eine Voraussetzung ihrer Reflexion; qua Erfüllung dieser Voraussetzung leistet das CAMera-Tool Reflexionsunterstützung. Das Tool setzt auf dem eben beschriebenen Framework auf: Wrappers sammeln Nutzungsdaten von Anwendungsprogrammen und speichern sie als CAM in einer lokalen Datenbank. Der Nutzer kann die Daten über eine Oberfläche direkt durchforsten (vgl. Abbildung 2). Alternativ kann er sie durch Analysekomponenten destillieren, so dass sie leichter nachvollziehbar sind und weitergehende Interpretationen anregen. Das CAMera-Tool ist *work in progress*. Es wurde von Schmitz et al. (2009) und Scheffel et al. (2009) beschrieben.

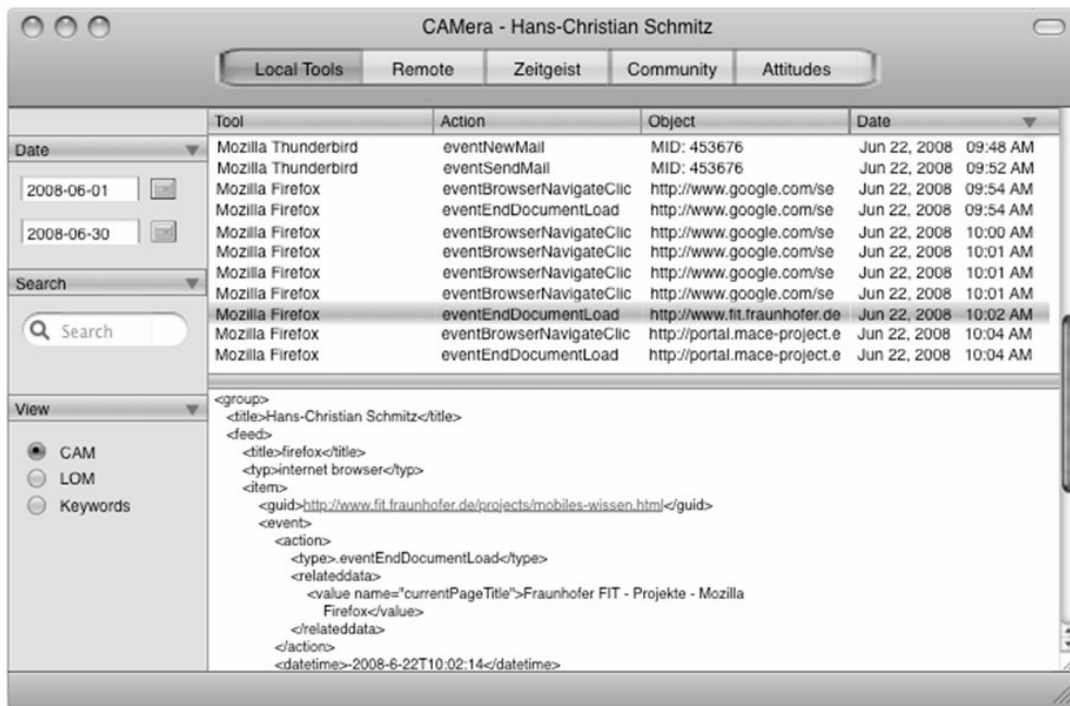


Abbildung 2: CAMera-Tool, Anzeige ‚reiner‘ CAM

Die reinen CAM-Datensätze sind verhältnismäßig unübersichtlich und daher zur Reflexionsunterstützung nur bedingt geeignet. Deshalb ist es von Bedeutung, die elementaren CAM-Datensätze zu destillieren, d.h. zusammenzufassen und auf ein höheres Abstraktionsniveau zu heben. Bislang haben wir gute Ergebnisse mit zwei Arten der Destillation: Erstens kann aus Kommunikationsdaten – insbesondere Daten über den Email-Verkehr – ein egozentrisches soziales Netzwerk des Nutzers erzeugt werden. In diesem Netzwerk werden der Nutzer und seine Kontakte dargestellt. Die Kontakte werden zum einen nach Häufigkeit gewichtet, zum anderen mit Schlüsselwörtern, die die Inhalte der jeweils geführten Diskurse repräsentieren, annotiert. Einmal erzeugt kann das Netzwerk gefiltert werden – es ist z.B. möglich, die Kontakte auf näher bestimmte Zeiträume einzugrenzen oder auf nur solche Diskurse zu beschränken, die thematisch durch ausgewählte Schlüsselwörter charakterisiert sind. Das Netzwerk ermöglicht es damit dem Nutzer, sein Kommunikationsverhalten in verschiedenerlei Hinsicht Revue passieren zu lassen und auszuwerten (vgl. Scheffel et al. 2009 und Schmitz et al. 2009). Zweitens wenden wir Techniken der *Key Word Extraction* auf die CAM-Datensätze an, um *Key Actions* und *Key Objects* zu bestimmen. Die Idee besteht im ersten Fall darin, einzelne Handlungen oder Ketten von Handlungen zu erkennen, die für einen gewählten Zeitraum von besonderer Aussagekraft sind, also einerseits hinreichend häufig vorkamen, andererseits aber nicht in allen Zeiträumen vorkommen. *Key Actions* sind diejenigen (Ketten von) Handlungen, die einen vorgegebenen Zeitraum auszeichnen; sie beantworten die Frage, was ein Nutzer im Wesentlichen gemacht hat (nicht: was er *alles* gemacht hat). Entsprechend

sind *Key Objects* diejenigen Datenobjekte, mit denen ein Nutzer in einem vorgegebenen Zeitraum häufig interagiert hat und die diesen Zeitraum von anderen Zeiträumen unterscheiden. (Zur *Key Action Extraction* vgl. Kirschenmann et al. 2010.)

Netzwerkanalysen und die Bestimmungen von Schlüsseln – *Key Actions* und *Objects* – sind Analysen, die einen Nutzer in der Interpretation seines Verhaltens unterstützen können. Der Nutzer muss allerdings die Kompetenz besitzen, die Daten in Hinblick auf seine spezifischen Lernziele und seine Lernsituation zu interpretieren. Die genannten Analysen nehmen ihm eine solche Interpretation nicht ab. Ein weitergehender Anspruch besteht deshalb darin, CAM-Datensätze so auf ein höheres Abstraktionsniveau zu heben, dass das durch sie repräsentierte Verhalten mit dem Vokabular der Pädagogik und Lernpsychologie greifbar und interpretierbar wird. Es wäre damit möglich, Lernprozesse transparent zu gestalten (Nachimas, Hershkovitz 2007). Ein Beispiel aus dem Bereich des Vokabellernens soll diesen Punkt verdeutlichen: Angenommen, ein Nutzer verfüge über ein Tool, mit dessen Hilfe er für ihn interessante Texte aus englischsprachigen Wirtschaftszeitungen aus dem Internet herunterladen könne. Sein Ziel sei es, Wirtschaftsenglisch zu lernen. Gleichzeitig verfüge er über ein elektronisches Lexikon, mit dessen Hilfe er in der Lage sei, ihm unbekannte Wörter nachzuschlagen. Außerdem habe er ein elektronisches Vokabelheft, das er verwende, um Vokabeln zu wiederholen oder neu einzutragen. Anhand von elementaren Handlungen wie beispielsweise den Neueinträgen ins Vokabelheft ließe sich mit einer gewissen Unsicherheit schließen, welche Wörter der Lernende gut und welche er weniger gut memoriert. Ein Indikator dafür wären mehrfache Einträge desselben Wortes ins Heft. (Ein ähnliches, im Rahmen des ROLE-Projektes implementiertes Szenario wird von Scheffel et al. (2010) beschrieben.) Das Beispiel ist beliebig erweiterbar, doch zeigt es zugleich die Schwierigkeit bei der Ableitung allgemeingültiger Lernindikatoren: Meistens sind die Verfahren situationspezifisch. Es ist aber denkbar, dass grundlegende kognitive Leistungen wie das Lesen und Verstehen von Texten bzw. von Textelementen erfassbar sind – wird ein Text mehrfach bearbeitet, so ist davon auszugehen, dass der Anwender den Inhalt verstanden hat. Sehr viel schwieriger gestaltet sich das Auffinden von Lernindikatoren noch höherer Ordnung wie beispielsweise von Selbstregulations- oder Domänenaktivitäten, die Aufschluss darüber geben sollen, ob der Lernende experimentiert, wiederholt, erforscht usw. (Verpoorten et al. 2006). Diese Aussagen lassen sich wohl nur in Zusammenhang mit einem Lernmodell, das genauere Aussagen über diese Aktivitäten zulässt, überprüfen. Obwohl der Ansatz also mit einigen Hürden verbunden ist, gibt es einige vielversprechende Umsetzungen wie z.B. von Hwang (1998), Nachimas und Hershkovitz (2007) und Jovanovic und Kollegen (Jovanovic et al. 2008) – letztere betrachten das Verhalten des Anwenders mit dem Ziel, kognitive oder motivationale Rückschlüsse zuzulassen.

Die genannten Umsetzungen verfolgen in erster Linie das Ziel, das Lernverhalten des Nutzers auszuwerten, um Rückmeldungen an Lehrende (nicht den Nutzer selbst) zu geben, damit diese in den individuellen Lernprozess eingreifen und den Lernenden unterstützen können. Darüber hinaus können die Daten zur Evaluation und infolgedessen zur Verbesserung ganzer Kurse genutzt werden. Unser Fokus liegt

weniger auf der Unterstützung von Lehrenden als vielmehr von Lernenden. Wir setzen tentativ voraus, dass Analysen für Lehrende auch für kompetente, autonome Lerner von Interesse sind und geeignet, die Lernreflexion zu unterstützen. Es ist daher unser Bestreben, derartige Ansätze zu operationalisieren und im Rahmen des CAMera-Tools zu implementieren (vgl. Kirschenmann et al. 2010). Arbeiten in dieser Richtung werden insbesondere im Rahmen des ROLE-Projekts (www.role-project.eu) durchgeführt; Ergebnisse können an dieser Stelle noch nicht genannt werden.

4. Hypermediale Lernsysteme

Nutzungsdaten können zum einen lokal auf dem Rechner des Nutzers erhoben werden – so wie im letzten Kapitel beschrieben. Zum anderen können sie Server-seitig, z.B. in hypermedialen Lernsystemen erhoben werden. Während durch die lokale Aufzeichnung wenigstens potentiell das Verhalten eines Nutzers vollständig beschrieben werden kann, wird durch Server-seitige Aufzeichnung nur die Interaktion mit einem einzelnen System erfasst und ergo ein nur partielles Nutzerprofil erzeugt. Trotz dieses Nachteils bietet die Server-seitige Datenerfassung Vorteile, indem nämlich durch sie Nutzungsdaten verschiedener Nutzer zusammengeführt und kumuliert ausgewertet werden können. Dies kann zu nützlichen Ergebnissen führen, die sich nicht qua Auswertung der Daten nur eines Nutzers erzielen lassen. So operieren etwa Algorithmen des *Collaborative Filtering*, wie sie für Empfehlungssysteme (z.B. die Amazon-Produktempfehlung) angewendet werden, mit in großer Breite erhobenen Daten verschiedener Nutzer (vgl. Jannach et al. 2010).

In diesem Kapitel diskutieren wir die Server-seitige Erhebung und Auswertung von Nutzungsdaten zum Zwecke der Reflexionsunterstützung und für Empfehlungssysteme. Wir tun dies anhand von zwei Systemen, und zwar dem Portal für Architektur-bezogene Lernmaterialien MACE und dem für das autonome Lernen entwickelten Content Management System PAUX. Während in MACE bereits Nutzungsdaten erhoben und ausgewertet werden, stellen wir PAUX nur als potentielles, aber in besonderer Weise geeignetes und interessantes Anwendungssystem vor.

4.1 MACE

MACE (*Metadata for Architectural Contents in Europe*, portal.mace-project.eu) ist ein Portal zum Durchsuchen und Durchforsten großer Mengen architekturbezogener Daten. Das MACE-Portal wurde im Rahmen des EU-geförderten eContent+-Projekts selben Namens entwickelt. Nach Beendigung des Projekts wurde im Sommer 2010 der Verein MACE e.V. gegründet, der die Aktivitäten des Projekts übernommen hat und weiterentwickelt. (Insbesondere werden im Rahmen der Vereinstätigkeit fortlaufend weitere Repositorien (s.u.) integriert und somit die Datenbasis erweitert. Darüber hinaus betreibt der Verein *Outreach* Aktivitäten, in Folge derer zahlreiche Hochschullehrer Europa-weit MACE in der Aus- und Weiterbildung einsetzen.) Konzise Darstellungen

von MACE, auf die wir uns im Folgenden beziehen, geben Stefaner et al. (2007) und Wolpers et al. (2010).

Ein Student der Architektur soll lernen, architektonische Phänomene zu verstehen und selbst zu erschaffen. Er soll verschiedene – alternative, konkurrierende – Lösungen architektonischer Probleme eruieren und bewerten können. Er soll eigene Lösungen erarbeiten. Um dies zu lernen, muss er große Mengen von Informationen – über Gebäude, ihre Architekten, deren architektonische Konzepte und Ideen, ortsgebundene und andere Randbedingungen etc. pp. – entdecken und assoziieren. Er legt damit die Grundlage, um in der Projektarbeit andere, ggf. abgeschlossene Projekte zu erinnern oder neu zu entdecken, miteinander zu vergleichen und aus einer Menge möglicher Lösungen einzelne Ansätze auszuwählen und hinsichtlich seiner jeweiligen Aufgabe zu überarbeiten. Er muss dazu einen Informationsraum durchstreifen. Die Informationen liegen in sehr großen Mengen elektronisch gespeichert vor – in Form von Texten, Bildern, Karten etc. –, jedoch nicht zentral an einer Stelle, sondern über verschiedene Repositorien verteilt. Das MACE-Portal erschließt verschiedene Repositorien architekturbezogener Ressourcen, indem es Metadaten über die in den Repositorien vorhandenen Datenobjekte erzeugt, zentral speichert und verfügbar macht. Nutzern – insbesondere Architekturstudenten – wird es ermöglicht, mittels der Metadaten die verschiedenen Bestände zu durchstreifen und auf die jeweiligen Datenobjekte zuzugreifen.

Jedes MACE-Objekt wird durch Metadaten erschlossen. Die Metadaten werden LOM-konform (*Learning Objects Metadata*, IEEE 2002) kodiert. Sie bestehen zum Teil aus Metadaten, die schon in den Repositorien, die das jeweilige Objekt bereitstellen, vorhanden waren. Weitere Metadaten über den Format und Inhalt der Datenobjekte, die Klassifikation der Inhalte, die zur ihrer Rezeption nötigen Kompetenzen usw. wurden und werden von Experten hinzugefügt. Schließlich hat MACE über das am DFKI in Kaiserslautern entwickelte ALOE-System (aloe-project.de) Web 2.0/ Community-Funktionalitäten, die es Nutzern u.a. ermöglichen, selbst Metadaten hinzuzufügen und Datenobjekte zu bewerten.

Viele der erschlossenen Datenobjekte handeln von Entitäten wie Gebäuden oder Architekten. Diese *Real World Objects* werden dem System als Verknüpfungsobjekte hinzugefügt (Niemann, Wolpers 2010). Darüber hinaus kann ein Metadatensatz nicht nur auf ‚sein‘ Objekt verweisen, sondern auch auf andere, verwandte Objekte; Datenobjekte können also auch über ihre Metadaten verknüpft werden. Wegen dieser sehr zahlreichen Verknüpfungen ist MACE ein hypermediales System.

Zur Durchsuchung der MACE-Daten wurde ein Suchsystem mit Facettenklassifikation (*faceted/ filtered search*) implementiert, mit dem Nutzer ihre Suchen zielgerecht steuern können, indem sie Sucherergebnisse mit Bezug auf die in den Metadaten enthaltenen Klassifikationen sukzessive verfeinern oder modifizieren. Die Ergebnisseiten geben Überblicke über die Metadatensätze zusammen mit Links zu den ‚eigentlichen‘ und weiteren, verwandten Datenobjekten. Zusätzlich kann ggf. der Ort des Referenzobjekts, von dem das gefundene Datenobjekt handelt, mittels eines Google-Maps Widgets angezeigt werden usw. (Dieser Artikel ist nicht der Ort, um den Umfang der Metadaten

und die Funktionalitäten des Portals erschöpfend zu beschreiben. Der Leser sei vielmehr eingeladen, MACE selbst auszuprobieren. Das Portal ist frei zugänglich.)

Über Kompetenz-Metadaten kann in MACE so etwas wie eine *Mass Customization* vorgenommen werden. Darüber hinaus passen sich die bislang geschilderten Funktionalitäten aber nicht dem individuellen Nutzer an. Um eine stärkere Individualisierung zu ermöglichen, werden Interaktionsdaten mit MACE protokolliert und im CAM-Format gespeichert. (Die Nutzer erklären dazu ihr Einverständnis.) MACE ist damit ein Test-Bed für die Erfassung und Auswertung von Nutzungsdaten. In diesem Test-Bed führen wir Experimente zur Reflexionsunterstützung und zu Nutzungskontext-sensitiven Empfehlungen durch.

Für die Reflexionsunterstützung lassen wir uns von *Google Zeitgeist* (www.google.com/intl/en/press/zeitgeist/) inspirieren: Wir präsentieren dem Nutzer eine einfache Statistik seiner Handlungen für einen zu bestimmenden Zeitraum, etwa einen Monat. Wir fassen zusammen, was für Interaktionen er wie oft vorgenommen hat (*usage summary*), wie sich sein Verhalten über den Zeitraum hin entwickelt hat (*usage history*) und mit welchen Objekte er am häufigsten interagiert hat (*content history*). Abbildung 3 zeigt die vergleichende Auswertung eines Nutzers für zwei aufeinander folgende Monate.

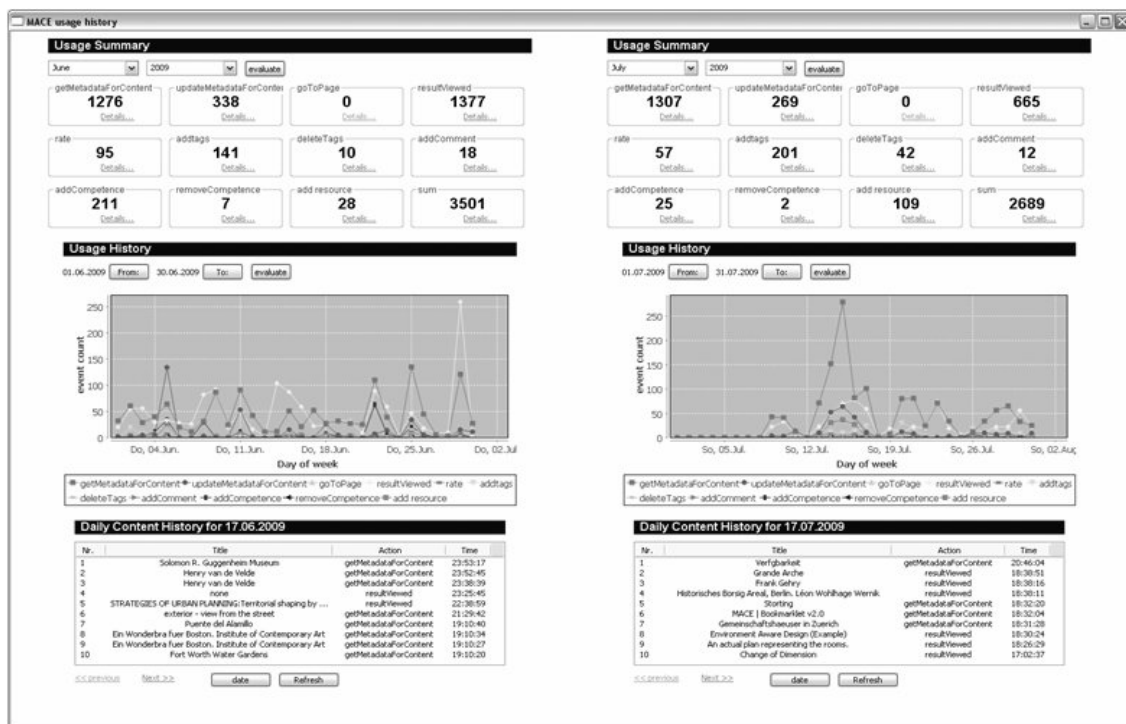


Abbildung 3: MACE Zeitgeist

Zeitgeist-Auswertungen können nicht nur für einzelne Nutzer, sondern auch für beschränkte Nutzergruppen – beispielsweise die Teilnehmer eines Kurses – oder die Gesamtheit aller MACE-Nutzer durchgeführt werden. Aus diesen Auswertungen ergeben sich allgemeine Trends in der Nutzung von MACE. Nutzer können sich an

solchen Trends orientieren – etwa indem sie ihnen folgen oder indem sie, im Gegenteil, bewusst von den Trends abweichen und sich bemühen neues Terrain zu erschließen. Lehrende können anhand der Trends ihrer Studierenden erkennen, ob ihr Kurs in die ‚richtige‘ Richtung geht oder ob sie gegensteuern und den Studierenden weitere Anregungen geben müssen.

MACE Zeitgeist ist eine Destillationsmethode für Nutzungsdaten. Wie für alle Destillationsmethoden ist zu prüfen, ob sie ihren Zweck der Reflexionsunterstützung erfüllt. Wir stellen fest, dass Zeitgeist-Auswertungen Interesse erzeugen. Eine formale Evaluation ihres darüber hinaus gehenden Nutzens steht noch aus. MACE Zeitgeist wird von Wolpers und Kollegen (2009b) beschrieben. Die Nutzungsevaluation von MACE im Ganzen wird im entsprechenden *Project-Deliverable* (MACE 2009) und im Artikel von Wolpers und Kollegen (2009a) behandelt.

Neben der Reflexionsunterstützung gilt es, den Nutzer auf in seiner jeweiligen Situation adäquate und relevante Ressourcen hinzuweisen und damit die optimale Ausstattung der Lernumgebung zu fördern. MACE dient uns als Test-Bed zur Erforschung der Möglichkeiten kontextsensitiver Empfehlungen. Im zweiten Kapitel haben wir darauf hingewiesen, dass CAM nicht nur zu Nutzerprofilen verdichtet werden können, sondern ebenso Aufschluss über die Nutzung von Datenobjekten geben. Zur Erzeugung von Nutzungsprofilen für Datenobjekte lassen wir uns von dem folgenden Gedanken leiten: MACE-Nutzer interagieren mit dem System in Sessions, die aus allen Interaktionen zwischen einem Login- und einem Logout-Event bestehen. In diesen Sessions greifen die Nutzer auf Datenobjekte zu. Nehmen wir an, ein Nutzer greife in einer Session auf die Objekte a , b , c und d (in dieser Reihenfolge) zu. Die Nutzung eines Objekts steht im Kontext der Nutzung anderer Objekte: so besteht im gegebenen Beispiel der Präkontext des Zugriffs auf c in der Nutzung von a und b ; der Postkontext von c besteht in der Nutzung von d . Abstrahieren wir von der Zugriffsweise und auch bedingt von der Reihenfolge, dann definieren wir den Präkontext von c als die Menge der Objekte, die vor c genutzt wurden ($\{a,b\}$) und den Postkontext als die Menge der Objekte, die nach c genutzt wurden ($\{d\}$). Der Gesamtkontext sei das Paar bestehend aus Prä- und Postkontext: $\langle\{a,b\},\{d\}\rangle$. Wenn c in mehr als einer Session genutzt wurde, dann gibt es für c mehr als einen Nutzungskontext. Wir können alle Nutzungskontexte in einer Menge zusammenfassen; diese Menge nennen wir das Nutzungskontextprofil (*usage context profile*: UCP) des Datenobjekts c .

Datenobjekte können hinsichtlich ihrer UCPs miteinander verglichen werden. Wir stellen die Hypothese auf, dass Objekte mit ähnlichen UCPs – also ähnlichen Nutzungskontexten – auch inhaltlich ähnlich sind. Verschiedene Experimente zur Evaluation dieser Hypothese sind sehr ermutigend verlaufen. (Vgl. Niemann et al. 2010 und Niemann et al. 2011.) Es ergibt sich, dass Datenobjekte bezugnehmend auf ihre UCPs inhaltlich geclustered werden können. Datenobjekte können über ihre UCPs außerdem mit Kontexten von Nutzern verglichen werden – spezifiziert jeweils durch die Objekte, mit denen ein Nutzer in seiner gegenwärtigen Session schon interagiert hat. Schließlich können UCPs auch für Suchanfragen definiert und mit denen von Datenobjekten verglichen werden. Bezugnehmend auf diese Vergleichsmöglichkeiten

entwickeln wir Empfehlungsstrategien, die von bestehenden Strategien des *Content-based Filtering* und *Collaborative Filtering* (vgl. Jannach et al. 2010) abweichen. Dazu gehören z.B. die folgenden (Niemann et al. 2010):

- Es sind solche Objekte zu empfehlen, deren UCPs große Ähnlichkeiten zu den in der aktuellen Session bislang genutzten Objekten aufweisen.
- Es sind solche Objekte zu empfehlen, deren Präkontexte dem gegenwärtigen Nutzerkontext (der Menge der bislang in der Session genutzten Objekte) ähnlich sind.
- Gegeben sei, dass ein Nutzer eine Suchanfrage stelle, für die es bereits ein UCP gibt. Vergleiche die Präkontexte der Suchanfrage mit dem gegenwärtigen Nutzerkontext. Ordne Elemente von Postkontexten, deren korrespondierende Präkontexte dem aktuellen Nutzerkontext ähnlich sind, in der Ergebnisliste hoch ein.

Die Strategien ermöglichen personalisierte, der jeweilige Situation des Nutzer Rechnung tragende Empfehlungen. Wie gut diese Empfehlungen sind und inwieweit sie dem Nutzer bei der Einrichtung seiner Lernumgebung wirklich helfen, ist Gegenstand der laufenden Forschung.

4.2 PAUX

Mit PAUX stellen wir ein weiteres hypermediales System als Anwendung für die Erhebung und Auswertung von CAM vor. Bislang erheben wir in PAUX keine CAM. Das System ist aber in besonderer Weise interessant und vielversprechend; seine Erschließung ist in Planung.

PAUX (www.paux.de) ist ein Content Management System, das für den Einsatz in der Computer-gestützten Lehre entwickelt wurde. Mit PAUX kann Lehrmaterial verwaltet und bereitgestellt werden; Lernobjekte können aus einem Pool ausgewählt und zu Lernpfaden zusammengefügt werden. Für PAUX gibt es Lerninhalte aus verschiedenen Bereichen, u.a. der Rechtslehre und der Statistik.

PAUX zeichnet sich gegenüber anderen Systemen u.a. durch die Feingranularität der verwalteten Einheiten aus. Textteile werden bis auf Wortebene als eigenständige Datenbankobjekte gespeichert. Wörter werden zu Sätzen aggregiert, weiter zu Absätzen, zu Kapiteln usw. Auf diese Weisen können aus kleinsten Einheiten größere Einheiten erzeugt werden, wie beispielsweise Definitionen, Begründungen und Tests. Diese Einheiten können differenziert bearbeitet und zu feingliedrigen und variantenreichen Lernpfaden zusammengesetzt werden. Die Inhaltsobjekte jeder Granularitätsebene können miteinander verknüpft werden, z.B. ein Wort mit mehreren Sätzen, Bildern, Videos etc. Zu diesem Zweck werden der Datenbank eigene Verknüpfungsobjekte hinzugefügt. Inhaltsobjekte bilden mit den Verknüpfungsobjekten ein semantisches Netzwerk, das über einen *einfachen* Lernpfad weit hinausreicht.

The screenshot shows a web interface for a statistics course. The main content area is titled 'Normalverteilung' and contains a list of bullet points. One bullet point, '3. sich der x-Achse asymptotisch annähert und', is highlighted with a mouse cursor. A tooltip window is open over the word 'asymptotisch', providing a definition: 'Asymptotische Verteilung: Unter einer asymptotischen Verteilung ist in der Statistik eine Verteilung zu verstehen, deren Enden sich der x-Achse annähern, ohne sie zu berühren. Diese Definition ist für den Mathematiker sicher unbefriedigend. Für eine Einführung in die Statistik für Sozialwissenschaftler ist sie jedoch ausreichend.'

Abbildung 4: Inhaltsanzeige: ein hinterlegtes Wort wurde angeklickt, es öffnet sich ein verknüpfter Satz, der Hintergrund-Informationen enthält

Der Leser anspruchsvoller Texte sieht sich zwei Herausforderungen gegenüber: Zunächst gilt es, die im Text enthaltenen Informationen aufzunehmen und in sinnvoller Weise mit dem eigenen Wissen in Beziehung zu setzen oder dort einzuordnen. Zum anderen kommt in manchen Fällen das Bedürfnis hinzu, die Informationen dauerhaft zum aktiven Wissen oder sogar zu eigenen Fertigkeiten zu machen, sich also an sie nicht nur als isolierte Fakten zu erinnern, sondern die Informationen und ihre Zusammenhänge sowohl herleiten als auch anwenden zu können. Beim Lesen eines Texts muss der Leser die Bedeutung der einzelnen Textbestandteile interpretieren und darauf aufbauend die Textbedeutung erschließen. Wie gut dies gelingt, hängt maßgeblich von seinem Vorwissen ab, also davon, in welchem Umfang der Leser die hinter den Wörtern und Sätzen stehenden Konzepte bereits kennt. Leser unterscheiden sich stark in ihrem Vorwissen. Daher ist es hilfreich, dass Wissenslücken durch mit Textbestandteile (Wörter, Sätzen, Absätzen, ...) verknüpfte Hintergrundinformationen geschlossen werden können, ohne dass diese Hintergrundinformationen die Rezeption durch den fortgeschrittenen Lerner stören. In Abbildung 4 sehen wir Sätze zur statistischen Normalverteilung. Mit Wörtern dieser Sätze können Hintergrundinformationen verknüpft sein. Für ein Wort – „asymptotisch“ – wird eine solche Hintergrundinformation beispielhaft aufgerufen.

Zum Einprägen bestimmter Informationen reicht einmaliges Lesen nicht aus. Möchte der Leser die Informationen zu seinem aktiven Wissen machen, kann er die Sätze aufgrund weiterer Lernebenen mit unmittelbarem Feedback trainieren, und zwar u.a. durch Multiple Choice Tests und Lückentexte.

Größere Inhaltseinheiten – sowohl Texte als auch Multimedia-Bestandteile – setzen sich in aller Regel aus Objekten zusammen, die für verschiedene Nutzergruppen unterschiedlich gut geeignet sind. So kann ein Text aus Absätzen bestehen, die für Fortgeschrittene teilweise überflüssig oder für Einsteiger zu schwierig sind, und in einer Liste von Lehrbüchern können einige z.B. für Einsteiger besonders gut geeignet sein, andere nicht. Daher verwendet PAUX Bewertungsobjekte, die für eine Nutzergruppe mit einem bestimmten Vorwissen die Schwierigkeit, Relevanz und Qualität ihrer Referenzobjekte bestimmen. Die Bewertungsobjekte erlauben eine Nutzergruppen-sensitive Auswahl und Sortierung von Inhaltsobjekten. Autoren können sowohl auf Absatz- als auch auf Satz-Ebene festlegen, welche Textbestandteile im Einzelfall eingeblendet werden sollen. Die Auswahl der Nutzergruppe kann der Leser jederzeit seinen Bedürfnissen anpassen. Das betrifft auch die hiermit verknüpften Hintergrund-Informationen. Bewertungsobjekte sind also ein Mittel der *Mass-Customization* in PAUX.

Anhand von Verknüpfungen können semantische Abfragen generiert werden, wie z.B. „Zeige mir Definitionen aus einem bestimmten thematischen Bereich, die für Einsteiger wichtig und einfach sind. Als Trefferlisten können statt Seiten Überschriften ausgegeben werden, so dass der Nutzer anhand der erscheinenden Gliederung die Relevanz der Treffer gut einschätzen und innerhalb dieser Gliederung sofort an die gewünschte Stelle navigieren kann.

Schließlich bietet PAUX Web 2.0/ Community-Funktionen an, mittels derer ein Nutzer Inhaltsobjekte annotieren und mit Notizen versehen kann. Der Leser kann seine Annotationen und Notizen mit anderen Lesern austauschen und diskutieren. Autoren können darüber automatisch benachrichtigt werden und Nutzerbeiträge beispielsweise zum Anlass nehmen, Fehler im Ausgangstext zu korrigieren oder zusätzliche Erklärungen einzufügen.

PAUX ist aus Autorensicht ein Tool zur Erstellung und fortlaufenden Pflege von Lehrmaterialien. Ein PAUX-Kurs kann erstellt werden, indem ein größerer Quelltext – z.B. ein bestehendes Lehrbuch – digitalisiert und teilautomatisch in Bestandteile zerlegt wird. Zwischen diesen Bestandteilen werden erste Verknüpfungen automatisch erstellt. Die Erstellung weiterer Verknüpfungen sowie ihre Gewichtung sind dann Aufgaben der Autoren. Abbildung 5 zeigt ein Lernmodul in der Autorenumgebung. Die Gliederung des Moduls wird im oberen Fenster angezeigt; im unteren Fenster stehen die zu den jeweiligen Gliederungspunkten gehörenden Sätze.



Abbildung 5: Autorenumgebung: geöffnetes Lernmodul, Anzeige der Gliederung oben, Anzeige der korrespondierenden Sätze unten

Die feine Granulierung der Daten erlaubt es, PAUX-Objekte in verschiedenen Kontexten wiederzuverwenden und auf verschiedene Weisen – verschiedenen Lehrmethoden folgend – zusammensetzen. Zur Sicherung der Qualität von PAUX-Objekten und ihren Verknüpfungen werden bestehende Lernmaterialien von Fachexperten verwaltet, die gemeinsam deren Struktur pflegen. Insofern stellt PAUX ein durch Experten kontrolliertes E-Learning-Tool und Wiki dar.

Die Erschließung von PAUX für die Erhebung und Auswertung von CAM ist technisch leicht möglich. Aus mindestens drei Gründen halten wir PAUX für eine diesbezüglich besonders interessante Anwendung:

- Weil die von PAUX verwalteten Einheiten feingranular sind, können Lernwege des Nutzers präzise nachvollzogen werden. Darüber hinaus können Notizen des Nutzers und seine Ergebnisse in verschiedenen Tests ausgewertet und zu seinen sonstigen Handlungen in Beziehung gesetzt werden. Es ist zu erwarten, dass sich daraus robuste Indikatoren für die Lernwege und -fortschritte des Nutzers ableiten lassen. Wir gehen also davon aus, dass sich in PAUX erhobene CAM erfolgreich auf ein höheres Abstraktionsniveau bringen lassen, so dass sie – wir in Kapitel 3 beschrieben – mit dem Vokabular der Pädagogik und Lernpsychologie greifbar und

interpretierbar werden. Dies dient zu einem der Reflexionsunterstützung und zum anderen der fortlaufenden Evaluation bestehender Lernmaterialien.

- Kontextsensitive Empfehlungen können in PAUX wirksam durch die Erzeugung und prominente Darstellung von Verknüpfungen gegeben werden. Ein Empfehlungssystem lässt sich so implementieren, dass es direkt die hypermediale Struktur der angebotenen Materialien beeinflusst. Es ist zu erwarten, dass auf diese Weise gegebene Empfehlungen einen wirklichen Effekt auf das Nutzungsverhalten haben, ohne aber die Handlungsmöglichkeiten des Nutzers einzuschränken.
- Die Möglichkeiten, gut interpretierbare Nutzungsdaten zu erheben und effektiv wirksame Empfehlungen zu geben, lassen erwarten, dass PAUX qua Erweiterung durch Funktionen der Reflexionsunterstützung und nutzungssensitive Empfehlungen merklich verbessert werden kann.

5. Zusammenfassung

Fassen wir die Kernpunkte des Artikels zusammen: Im Bereich des Technology Enhanced Learning (TEL) stellen Nutzer ihre individuellen Lernumgebungen durch die Auswahl von Inhaltsobjekten und Anwendungsprogrammen (außerdem Lernpartnern) selbst zusammen. Die Nützlichkeit und Nutzbarkeit der einzelnen Inhaltsobjekte und Programme kann unabhängig vom einzelnen Nutzer evaluiert werden; für die Nutzbarkeit ihrer vollständigen Lernumgebungen müssen die Nutzer aber selbst sorgen. Allgemeiner: Die effiziente und effektive Nutzbarkeit von Umgebungen, die sich an den Nutzer anpassen und die durch ihren Nutzer fortwährend angepasst werden, wird nicht durch einen einmaligen *Usability Engineering* Prozess gewährleistet, sondern erfordert die kontinuierliche Evaluation durch den Nutzer selbst. Der Nutzer ist darin zu unterstützen, und zwar erstens durch personalisierte, situationsgerechte Empfehlungen und zweitens durch Reflexionsunterstützung.

Beide Dienste erfordern die Erhebung und Auswertung von Nutzungsdaten. Wir haben das CAM Schema als ein geeignetes Format für solche Daten bestimmt und ein Framework zu ihrer Erhebung, Speicherung und Auswertung vorgestellt. Aufbauend auf dem Framework haben wir das CAMera-Tool als Werkzeug zur Reflexionsunterstützung eingeführt. Das Tool ist *work in progress*; für seine Weiterentwicklung ist es von entscheidender Bedeutung, zusätzliche Methoden der Datendestillation zu entwickeln, mittels derer der Nutzer zu relevanten Schlussfolgerungen über sein eigenes Verhalten geführt werden kann. Relevante Schlussfolgerungen sind solche, aufgrund derer ein Nutzer seine Lernumgebung anpassen und sein eigenes Verhalten ggf. ändern kann.

Schließlich haben wir zwei hypermediale Systeme – MACE und PAUX – als Anwendungen für die Server-seitige Erhebung und Auswertung von CAM beschrieben. Wir haben gezeigt, wie auch Server-seitig erhobene CAM, die für sich nur einen Ausschnitt des Nutzerverhaltens repräsentieren, zur Reflexionsunterstützung und für kontextsensitive Empfehlungen verwendet werden können und wie ergo durch ihre Erhebung und Auswertung die Interaktion mit den Systemen verbessert werden kann.

Literatur

- Akademien der Wissenschaften Schweiz (2009): *Zukunft Bildung Schweiz. Anforderungen an das schweizerische Bildungssystem 2030*. www.akademien-schweiz.ch/downloads/ZukunftBildungSchweiz.pdf (letzter Zugriff: 3.1.2011).
- Martin Friedrich, Martin Wolpers (2010): *CAM Schema*, Online-Dokument: sites.google.com/site/camschema (letzter Zugriff: 3.1.2011).
- Martin Friedrich (2011): *CAM API*, Online-Dokument: sourceforge.net/projects/camapi/ (letzter Zugriff: 4.1.2011).
- Gwo-Jen Hwang (1998): A tutoring strategy supporting system for distance learning on computer networks. *IEEE Transactions on Education*, 41.
- IEEE Learning Technology Standards Committee (2002): IEEE Standard for Learning Object Metadata (draft), *IEEE Standard 1484.12.1*, New York.
- Dietmar Jannach, Markus Zanker, Alexander Felfernig, Gerhard Friedich (2010): *Recommender Systems. An Introduction*, Cambridge: CUP.
- Jelena Jovanovic, Dragan Gasevic, Christopher Brooks, Vladan Devedžić, Marek Hatala, Timmy Eap, and Griff Richards (2008): LOCO-Analyst: semantic web technologies in learning content usage analysis. *International Journal of Continuing Engineering Education and Life-Long Learning*, 18.
- Uwe Kirschenmann, Maren Scheffel, Martin Wolpers (2010): An Attempt to Close the Gap: Recommending Learning Activities in PLE. *Proceedings of the ICL 2010*, Hasselt, Belgien.
- Anastasia Kitsantas (1997): Self-monitoring and attribution influences on self-regulated learning of motoric skills. *Annual meeting of the American Educational Research Association 1997*.
- MACE (2009): *Joint Deliverable JD11. Evaluation of the MACE System*. (Kann über den Projektkoordinator bezogen werden: wolpers@fit.fraunhofer.de.)
- Rafi Nachimas, Arnon Hershkovitz (2007): A case study of using visualization for understanding the behavior of the online learner. In *Proceedings of the International Workshop on Applying Data Mining in e-Learning 2007*.
- Katja Niemann, Maren Scheffel, Martin Friedrich, Uwe Kirschenmann, Hans-Christian Schmitz, Martin Wolpers (2010): Usage-based Object Recommendation, *Journal of Universal Computer Science*, 16 (Special Issue on Context-aware Recommender Systems).
- Katja Niemann, Martin Wolpers (2010): Connecting Contents in Distributed Repositories through the Use of Real World Objects, *Sprache und Datenverarbeitung*, 34 (2).
- Katja Niemann, Hans-Christian Schmitz, Maren Scheffel, Martin Wolpers (erscheint 2011): Usage Contexts for Object Similarity: Exploratory Investigations, *First International Conference on Learning Analytics and Knowledge*, Banff, Kanada.

- Laura Nota, Salvatore Soresi, Barry J. Zimmerman (2004): Self-regulation and academic achievement and resilience: A longitudinal study. *International Journal of Educational Research*, 41 (3), 198-215.
- Maren Scheffel, Martin Friedrich, Marco Jahn, Uwe Kirschenmann, Katja Niemann, Hans-Christian Schmitz, Martin Wolpers (2009): Self-monitoring for Computer Users, in Stefan Fischer, Erik Maehle, Rüdiger Reischuk (Hrsg.), *Informatik 2009. Im Focus das Leben*, Bonn: LNI, 184, 1680-1687.
- Maren Scheffel, Hans-Christian Schmitz, Ruimin Shen, Carsten Ullrich, Martin Wolpers (2010): Responsive Open Learning Environments for Computer-assisted Language Learning, *Sprache und Datenverarbeitung*, 34 (2).
- Hans-Christian Schmitz, Maren Scheffel, Martin Friedrich, Marco Jahn, Katja Niemann, Martin Wolpers (2009), CAMera for PLE. In Ulrike Cress, Vania Dimitrova, Marcus Specht (Hrsg.), *Learning in the Synergy of Disciplines. EC-TEL 2009*, Heidelberg: Springer LNCS 5794, 507-520.
- Hans-Christian Schmitz, Martin Wolpers, Uwe Kirschenmann, Katja Niemann (2011): Contextualized Attention Metadata. In Claudia Roda (Hrsg.), *Human Attention in Digital Environments*, Cambridge: CUP.
- Dale H. Schunk (1997): Self-Monitoring as a motivator during instruction with elementary school students. *Annual Meeting of the American Educational Research Association 1997*.
- Moritz Stefaner, Ellisa Dalla Vecchia, Massimiliano Condotta, Marcus Specht, Stefan Appelt, Erik Duval (2007): Mace – enriching architectural learning objects for experience multiplication, In Erik Duval, Ralf Klamma, Martin Wolpers (Hrsg.), *Creating New Learning Experiences on a Global Scale. EC-TEL 2007*, Heidelberg: Springer LNCS 4753, 322-336.
- Fermin Torrano Montalvo, Maria Carmen González (2004): Self-regulated learning: current and future directions. *Electronic Journal of Research in Educational Psychology*, 2 (1), 1-34.
- Dominique Verpoorten, Marianne Poumay, Dieudonne Leclercq (2006): The Eight Learning Events Model: a Pedagogic Conceptual Tool Supporting Diversification of Learning Methods. In *Proceedings of International Workshop in Learning Networks for Lifelong Competence Development*, Sofia.
- Martin Wolpers, Jehad Najjar, Katrien Verbert, Erik Duval (2007): Tracking actual usage: the attention metadata approach. *International Journal Educational Technology and Society*, 10/ 3.
- Martin Wolpers, Martin Memmel, Alberto Giretti (2009a): Metadata in Architecture Education – First Evaluation results of the MACE System. In Ulrike Cress, Vania Dimitrova, Marcus Specht (Hrsg.), *Learning in the Synergy of Disciplines. EC-TEL 2009*, Heidelberg: Springer LNCS 5794, 112-126.

Martin Wolpers, Hans-Christian Schmitz, Martin Friedrich, Marco Jahn, Martin Memmel, Raffael Schirru (2009b): Usage metadata based support for learning activity reflection. In *Proceedings of IKNOW 2009*, 354-359.

Martin Wolpers, Martin Memmel, Moritz Stefaner (2010): Supporting Architecture Education Using the MACE System, *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 2 (1/2), 132-144.

Barry J. Zimmerman (1990): Self-regulated learning and academic achievement: An overview. *Educational Psychologist* 25 (1), 3-17.

Barry J. Zimmerman (2002): Becoming a self-regulated learner: An Overview. *Theory into Practice*, 41 (2), 64-70.