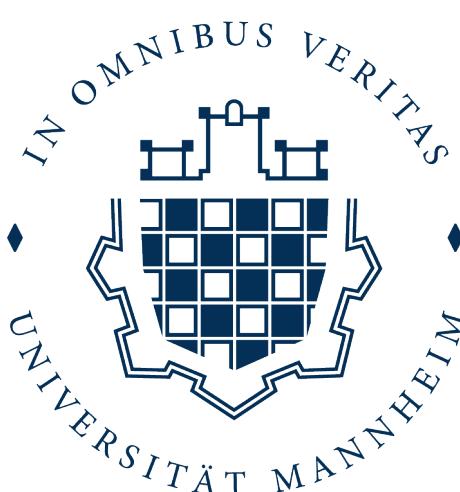


# Gelingensbedingungen für die Implementation von Learning Analytics an Hochschulen

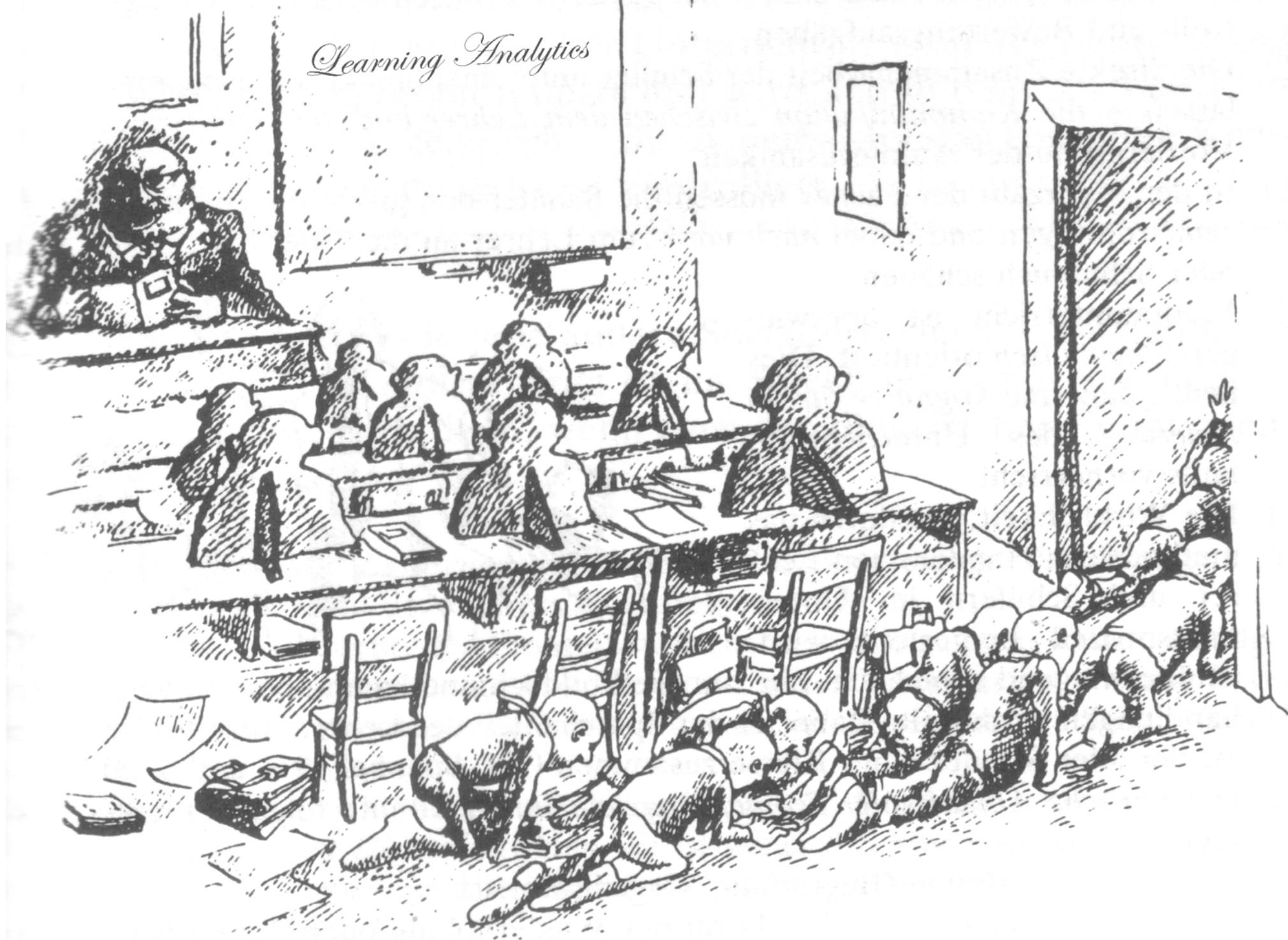


Dirk Ifenthaler

Chair of Learning, Design and Technology  
UNESCO Deputy Chair of Data Science in Higher Education Learning and Teaching

[www.ifenthaler.info](http://www.ifenthaler.info) · [dirk@ifenthaler.info](mailto:dirk@ifenthaler.info)

# *Learning Analytics*



**01**

Begriffsdefinition von  
Learning Analytics

**02**

Forschungsstand zu  
Learning Analytics

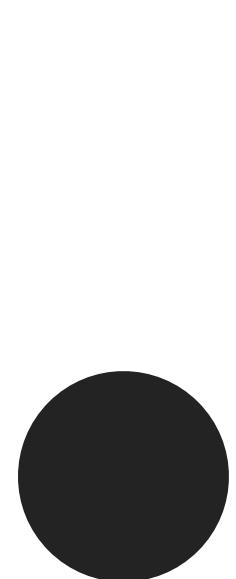
**03**

Handlungs-  
empfehlungen

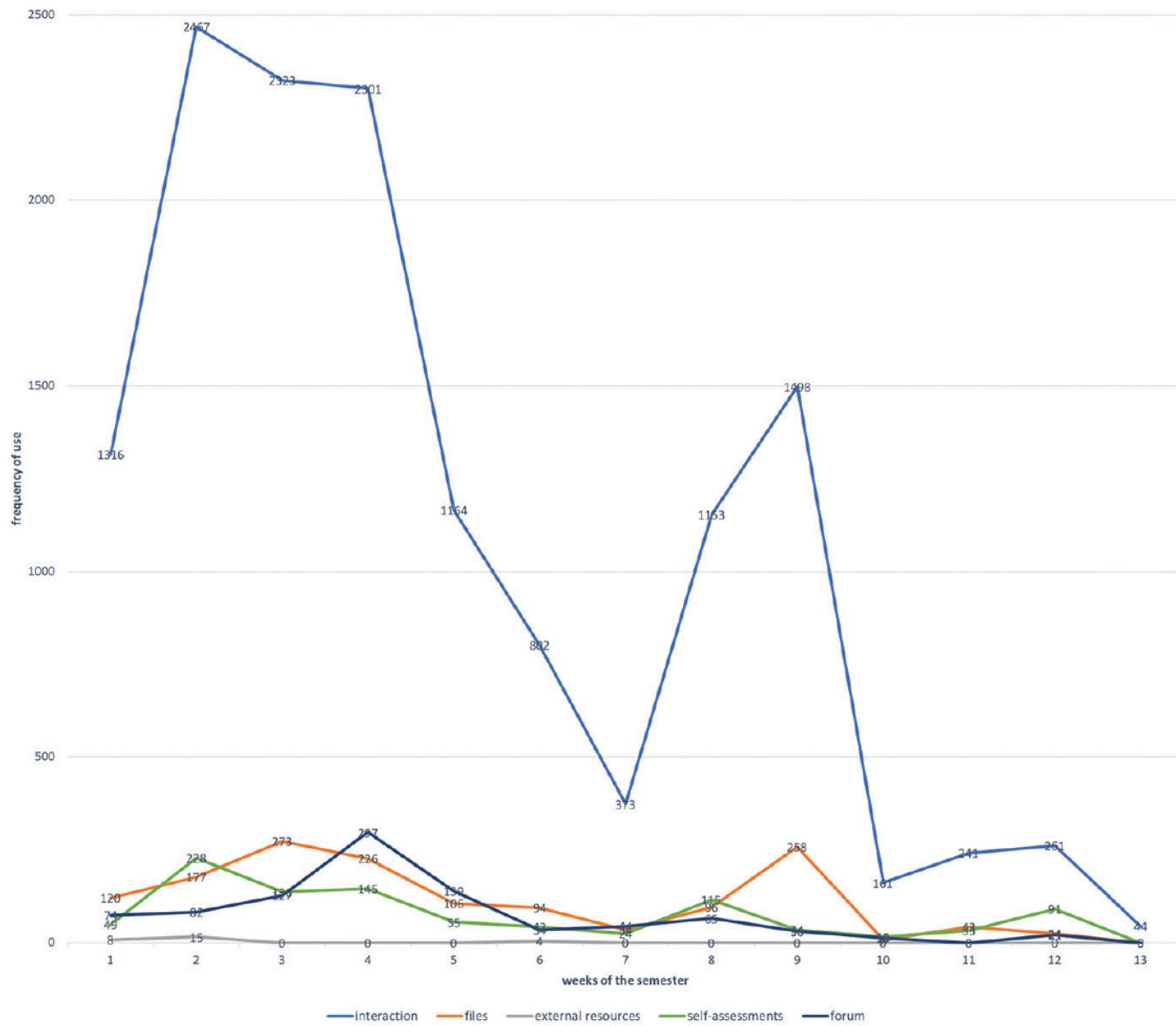
**04**

Gelingens-  
bedingungen



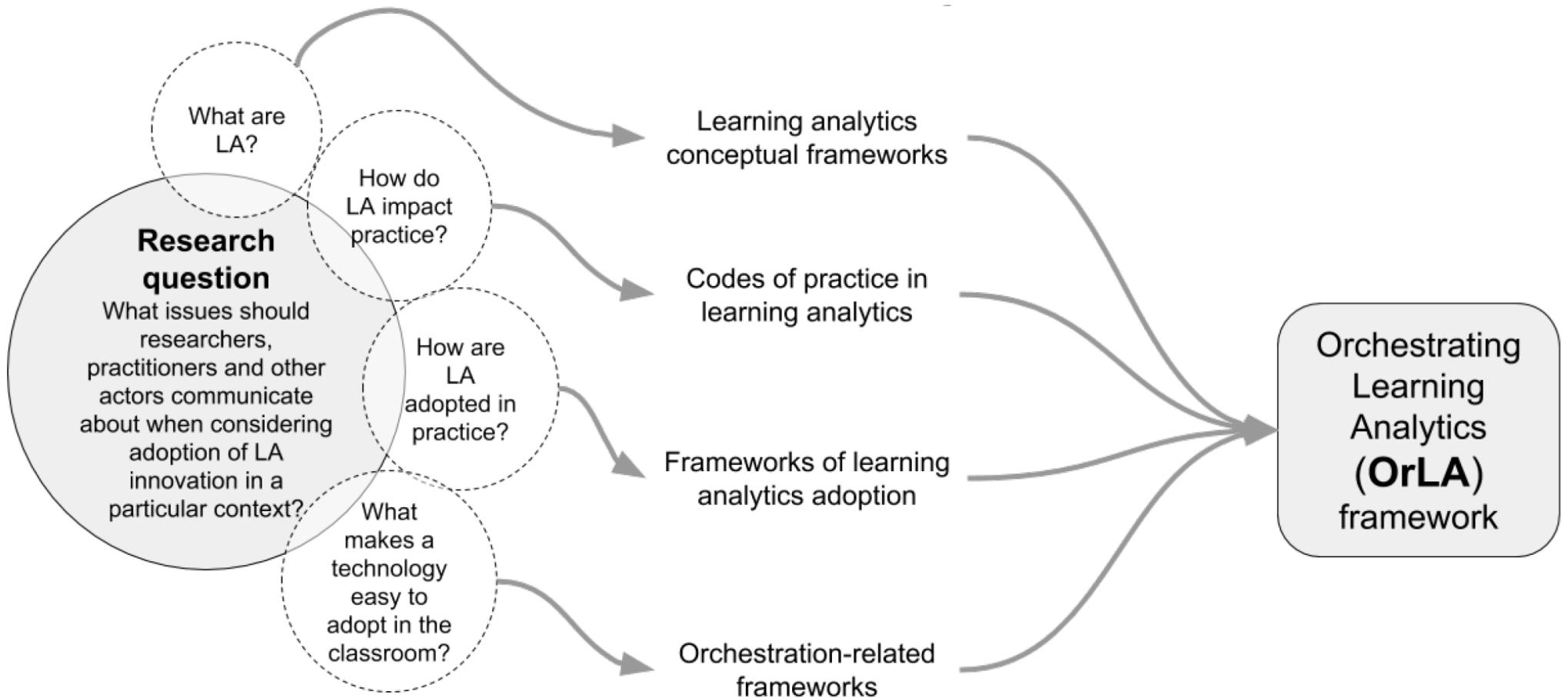


**Learning Analytics entstanden  
aus den zunehmenden  
Möglichkeiten, Daten aus dem  
Bildungsbereich zu sammeln und  
zu analysieren**

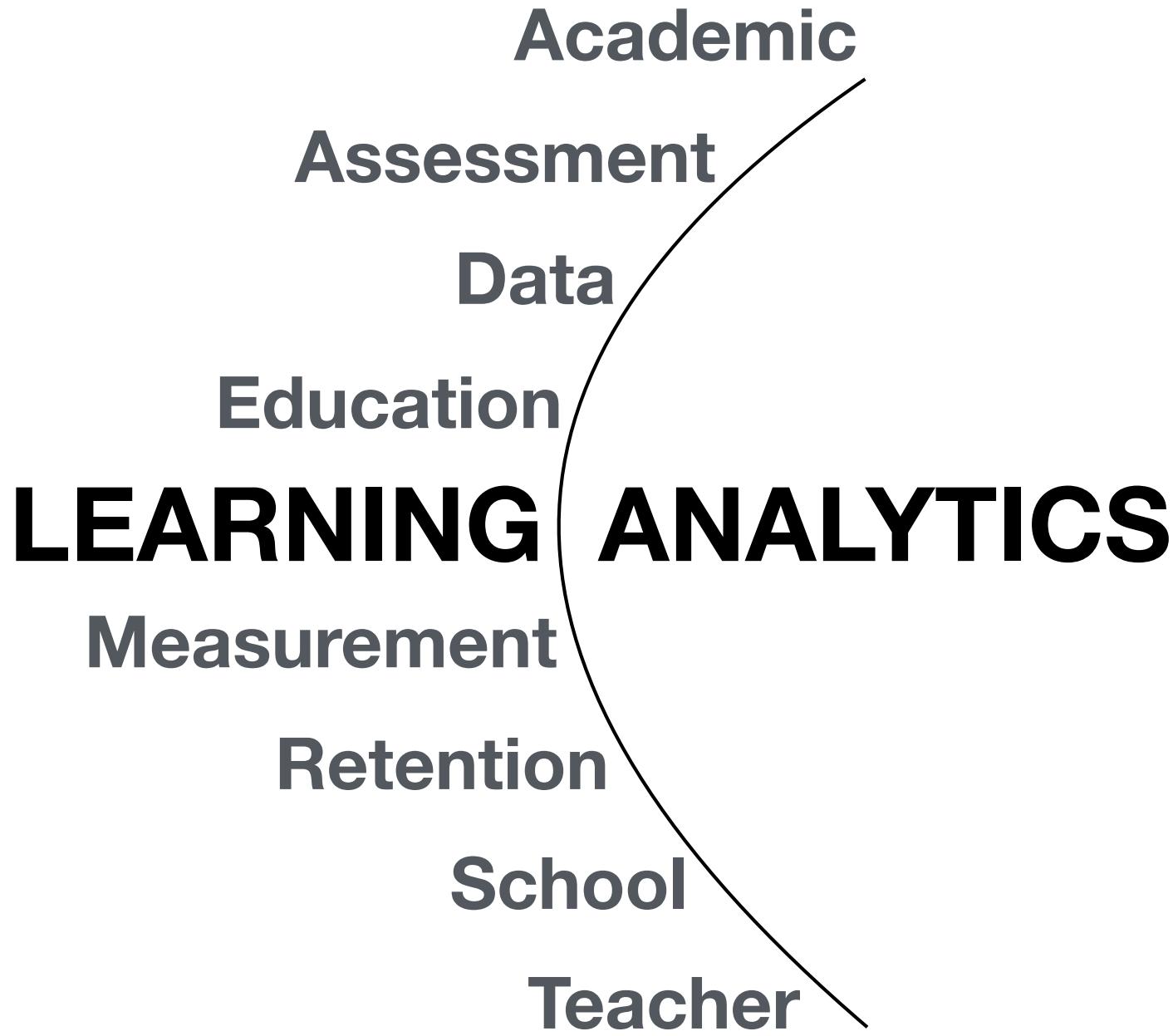


**FIGURE 10.2** Students' frequency of use of the different resources in the learning management system for each week of the semester

Schumacher, C., Klasen, D., & Ifenthaler, D. (2019). Implementation of a learning analytics system in a productive higher education environment In M. S. Khine (Ed.), *Emerging trends in learning analytics* (pp. 177–199). Leiden, NL: Brill.



Prieto, L. P., Rodríguez-Triana, M. J., Martínez-Maldonado, R., Dimitriadis, Y., & Gašević, D. (2019). Orchestrating learning analytics (OrLA): Supporting inter-stakeholder communication about adoption of learning analytics at the classroom level. *Australasian Journal of Educational Technology*, 35(4), 14–33. doi:10.14742/ajet.4314

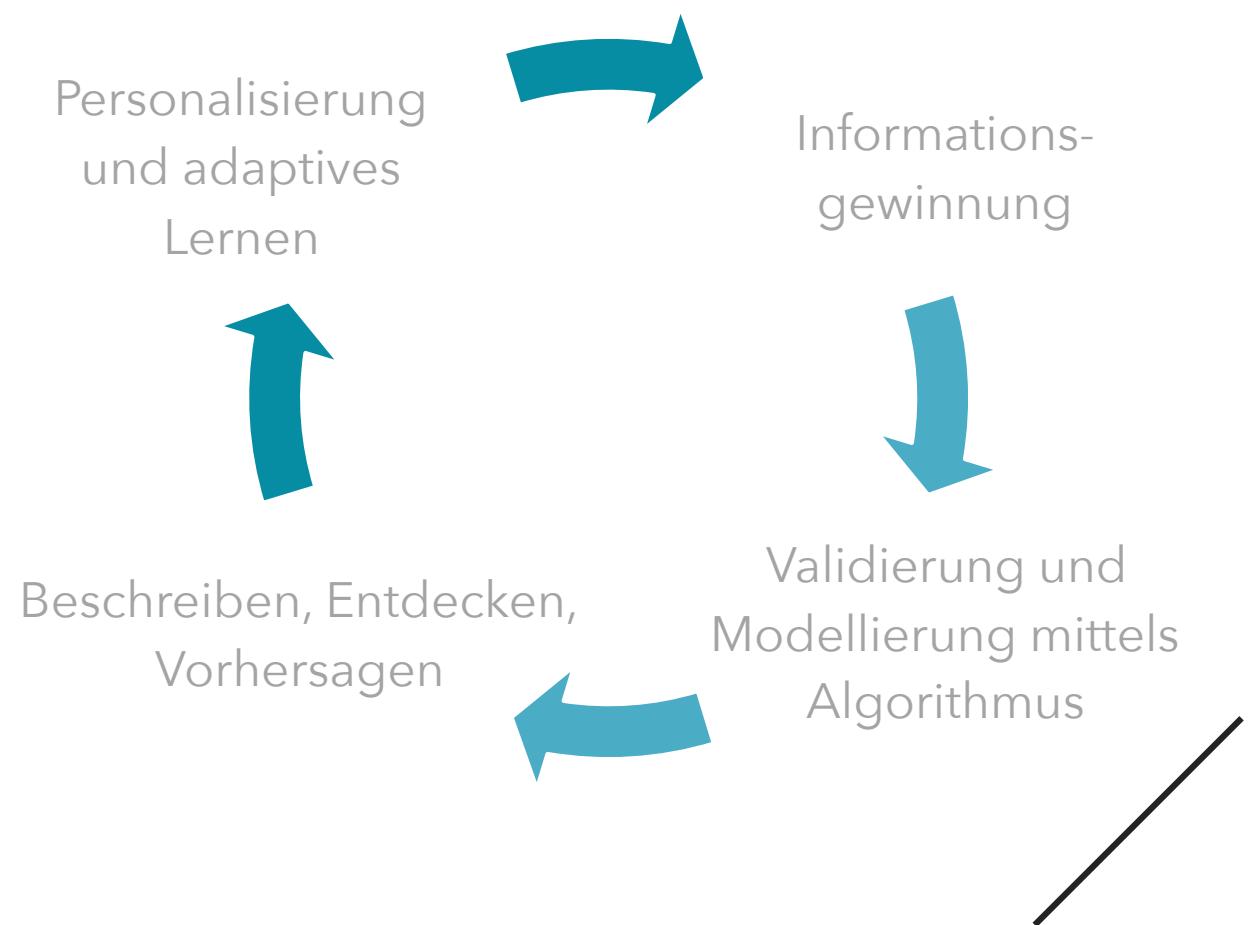


# **LEARNING ANALYTICS**

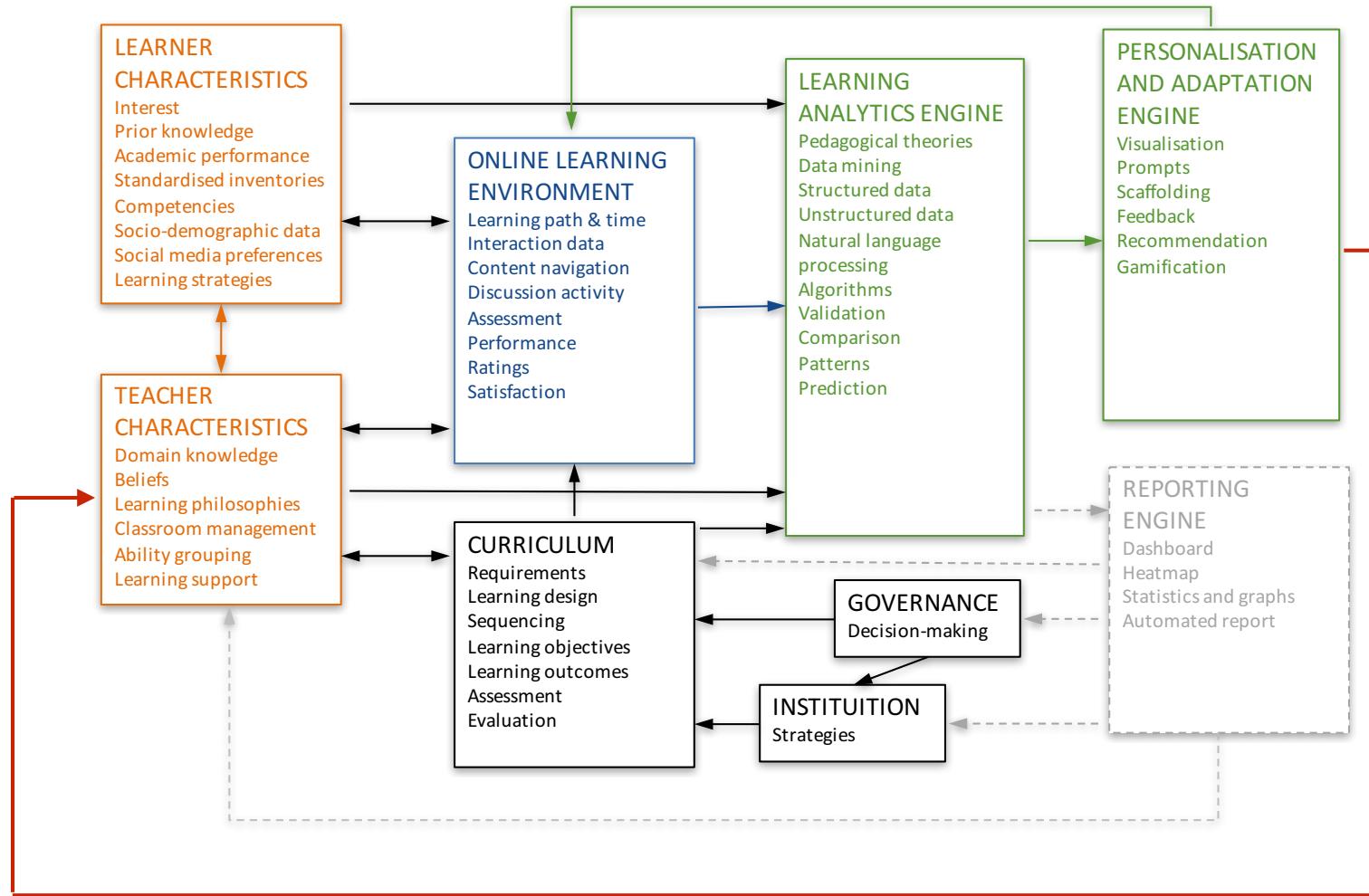
Academic  
Assessment  
Data  
Education  
Measurement  
Retention  
School  
Teacher

# LA

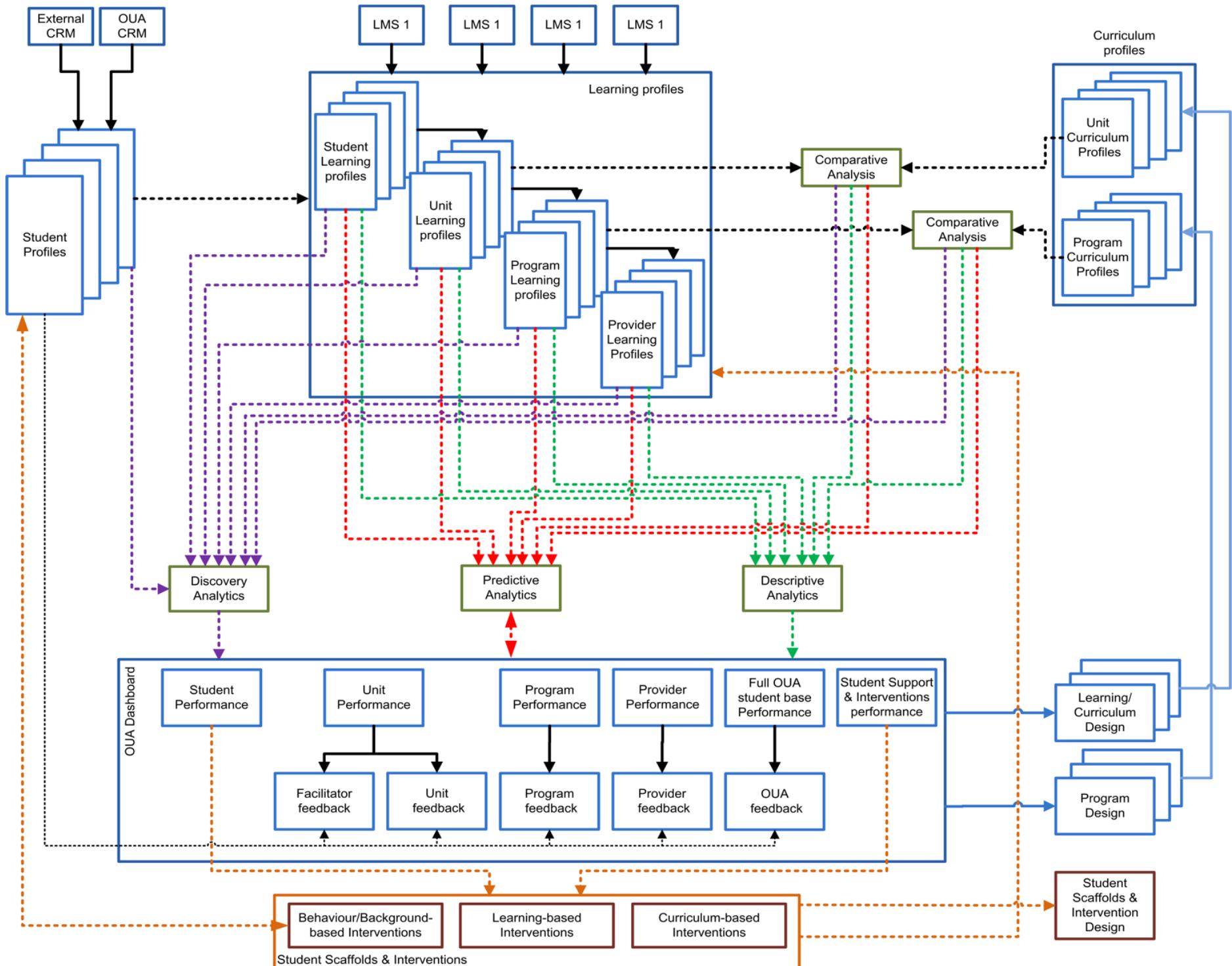
Learning Analytics

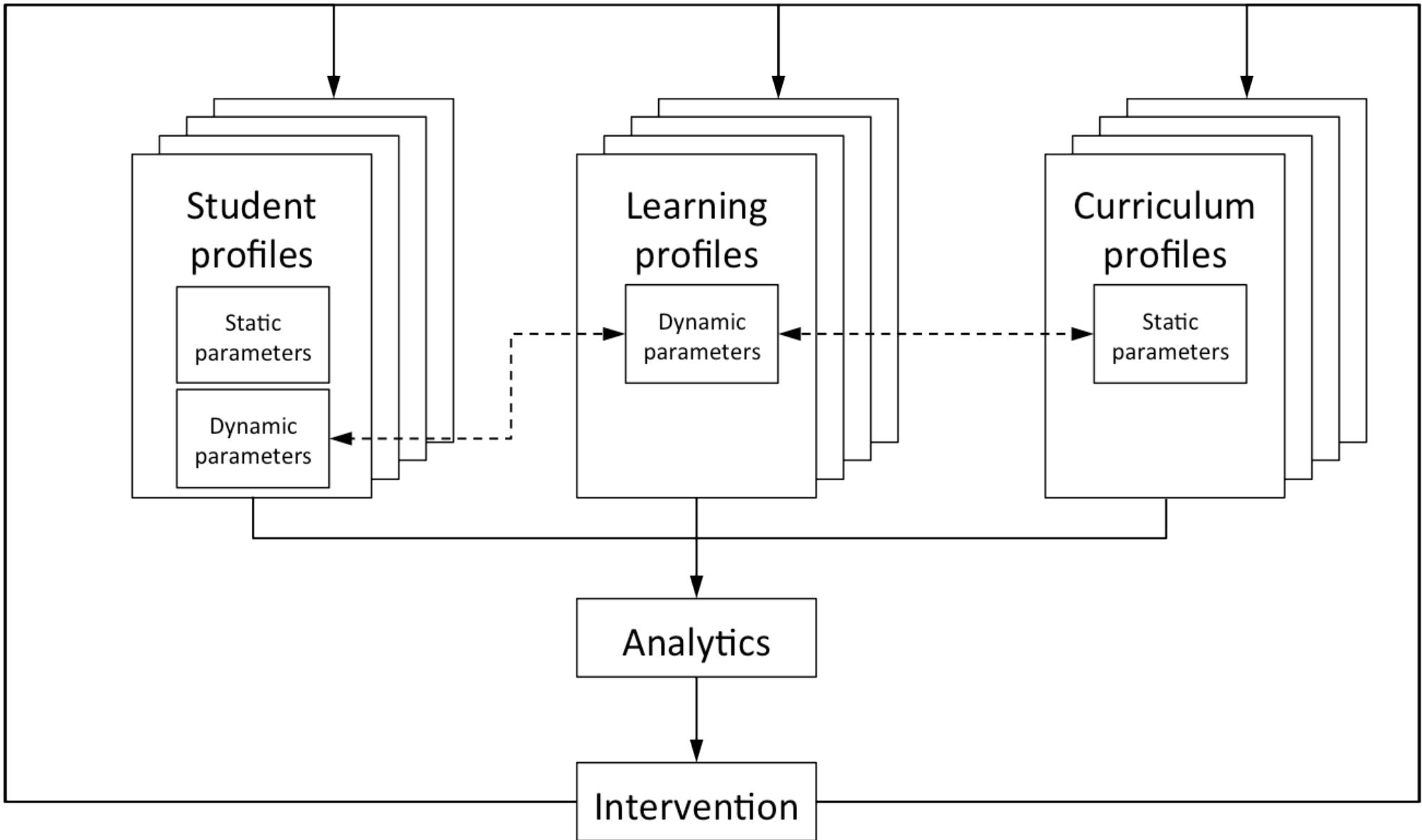


**Learning Analytics verwenden statische Daten von Lernenden und dynamische, in Lernumgebungen gesammelte, Daten über Aktivitäten (und den Kontext) des Lernenden, um diese in nahezu Echtzeit zu analysieren und zu visualisieren, mit dem Ziel der Modellierung, Unterstützung und Optimierung von Lehr-Lernprozessen und Lernumgebungen**



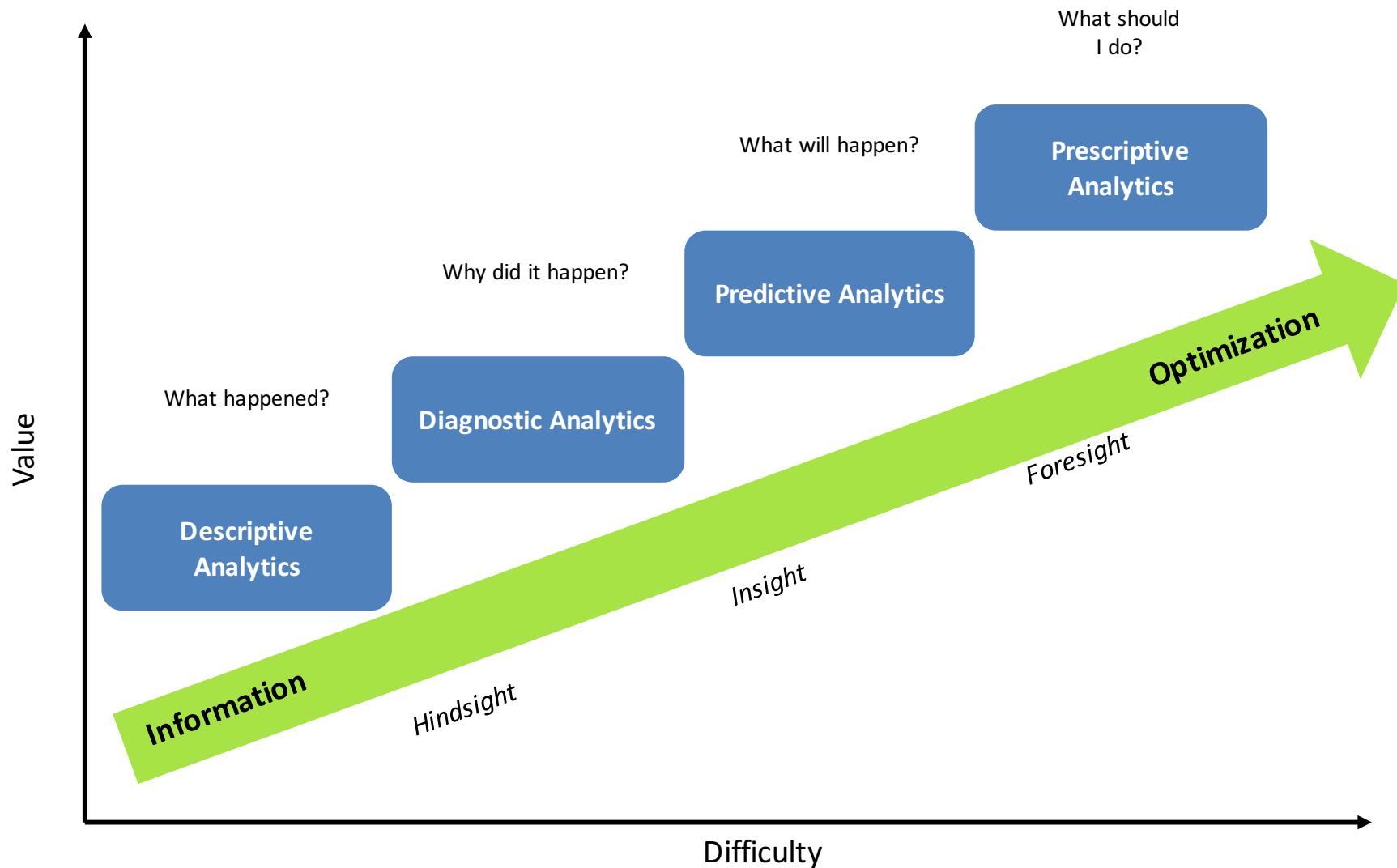
Ifenthaler, D. (2015). Learning analytics. In J. M. Spector (Ed.), *The SAGE encyclopedia of educational technology* (Vol. 2, pp. 447–451). Thousand Oaks, CA: Sage.





Ifenthaler, D., & Widanapathirana, C. (2014). Development and validation of a learning analytics framework: Two case studies using support vector machines. *Technology, Knowledge and Learning*, 19(1–2), 221–240. doi:10.1007/s10758-014-9226-4

**Mehrwerte durch Learning  
Analytics können aus summativer,  
formativer (Echtzeit) und  
prädiktiver Perspektive erzielt  
werden**



Gibson, D. C., & Ifenthaler, D. (2017). Preparing the next generation of education researchers for big data in higher education. In B. Kei Daniel (Ed.), *Big data and learning analytics: Current theory and practice in higher education* (pp. 29–42). New York, NY: Springer.

	<b>Summative</b>	<b>Real-time/ Formative</b>	<b>Predictive/ Prescriptive</b>
<b>Governance</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Apply cross-institutional comparisons</li> <li>• Develop benchmarks</li> <li>• Inform policy making</li> <li>• Inform quality assurance processes</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Increase productivity</li> <li>• Apply rapid response to critical incidents</li> <li>• Analyse performance</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Model impact of organisational decision-making</li> <li>• Plan for change management</li> </ul>
<b>Organisation</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Analyse processes</li> <li>• Optimise resource allocation</li> <li>• Meet institutional standards</li> <li>• Compare units across programs and faculties</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Monitor processes</li> <li>• Evaluate resources</li> <li>• Track enrolments</li> <li>• Analyse churn</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Forecast processes</li> <li>• Project attrition</li> <li>• Model retention rates</li> <li>• Identify gaps</li> </ul>
<b>Learning design</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Analyse pedagogical models</li> <li>• Measure impact of interventions</li> <li>• Increase quality of curriculum</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Compare learning designs</li> <li>• Evaluate learning materials</li> <li>• Adjust difficulty levels</li> <li>• Provide resources required by learners</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Identify learning preferences</li> <li>• Plan for future interventions</li> <li>• Model difficulty levels</li> <li>• Model pathways</li> </ul>
<b>Teacher</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Compare learners, cohorts and courses</li> <li>• Analyse teaching practises</li> <li>• Increase quality of teaching</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Monitor learning progression</li> <li>• Create meaningful interventions</li> <li>• Increase interaction</li> <li>• Modify content to meet cohorts' needs</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Identify learners at risk</li> <li>• Forecast learning progression</li> <li>• Plan interventions</li> <li>• Model success rates</li> </ul>
<b>Student</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Understand learning habits</li> <li>• Compare learning paths</li> <li>• Analyse learning outcomes</li> <li>• Track progress towards goals</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Receive automated interventions and scaffolds</li> <li>• Take assessments including just-in-time feedback</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Optimise learning paths</li> <li>• Adapt to recommendations</li> <li>• Increase engagement</li> <li>• Increase success rates</li> </ul>

Ifenthaler, D. (2015). Learning analytics. In J. M. Spector (Ed.), *The SAGE encyclopedia of educational technology* (Vol. 2, pp. 447–451). Thousand Oaks, CA: Sage.

01

02

03

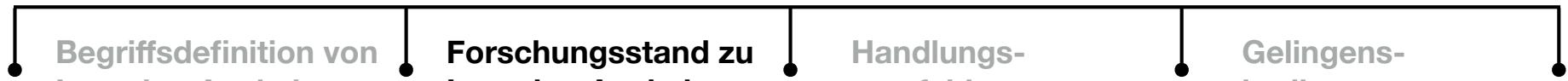
04

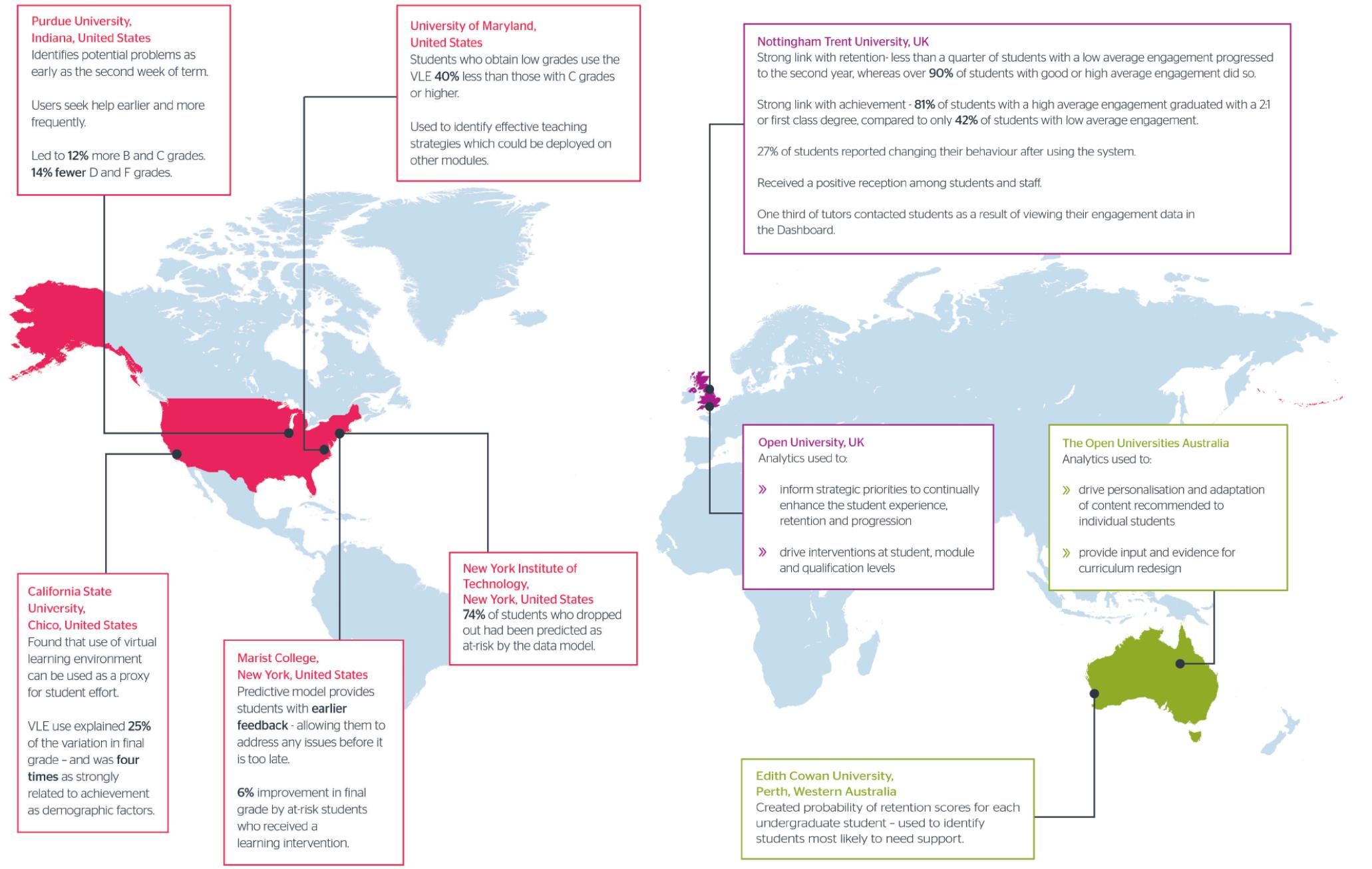
Begriffsdefinition von  
Learning Analytics

**Forschungsstand zu  
Learning Analytics**

Handlungs-  
empfehlungen

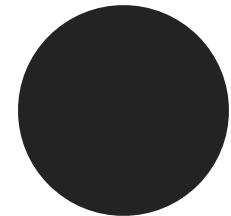
Gelingens-  
bedingungen

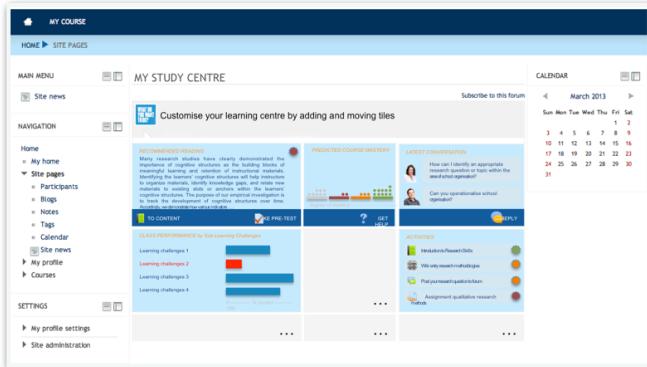
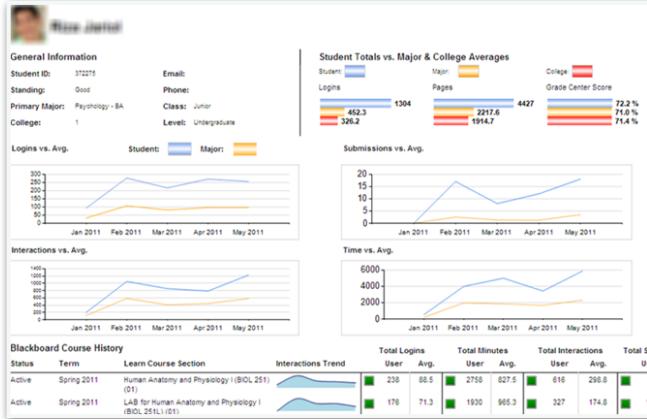




Sclater, N., Peasgood, A., & Mullan, J. (2016). Learning analytics in higher education: A review of UK and international practice. Bristol: JISC.

**Learning Analytics Funktionen  
sollen Studierende während  
deren Lernprozessen  
unterstützen und Hilfestellungen  
zur Planung von Lernaktivitäten  
bieten**





01 Learning history.

07 Content rating.

02 Activity time.

08 Visual signals.

03 Recommendation.

09 Newsfeed.

04 Goal setting.

10 Study planer.

05 Study buddy.

11 Feedback.

06 Self assessment.

• • •

Schumacher, C., & Ifenthaler, D. (2018). Features students really expect from learning analytics. *Computers in Human Behavior*, 78, 397–407. doi:10.1016/j.chb.2017.06.030



MY COURSE

HOME ▶ SITE PAGES

MAIN MENU

- Site news

NAVIGATION

- Home
- My home
- Site pages
  - Participants
  - Performance level
  - Tags
  - Calendar
  - Site news
- My profile
- Courses

SETTINGS

- My profile settings
- Site administration

MY STUDY

Customise your learning centre by adding and moving tiles

RECOMMENDED READING

Many research studies have clearly demonstrated the importance of cognitive structures as the building blocks of meaningful learning and retention of instructional materials. Identifying the learners' cognitive structures will help instructors to organize materials, identify knowledge gaps, and relate new materials to existing slots or anchors within the learners' cognitive structures. The purpose of our empirical investigation is to track the development of cognitive structures over time. Accordingly, we demonstrate how various indicators ...

TO CONTENT TAKE PRE-TEST

PREDICTED COURSE MASTERY

degree of mastery

GET HELP

LATEST CONVERSATION

How can I identify an appropriate research question or topic within the area of school organisation?

Can you operationalise school organisation?

REPLY

CLASS PERFORMANCE by Sub-Learning Challenges

Learning challenges 1	Correct ----- 100
Learning challenges 2	Correct ----- 100
Learning challenges 3	Correct ----- 100
Learning challenges 4	Correct ----- 100

ACTIVITIES

- Introduction to Research Skills
- Wiki entry research methodologies
- Post your research question to forum
- Assignment qualitative research methods

Personalise environment

Self-assessment

Visual signals

Predictive course mastery

Highlight social interaction

Recommended activities

**March 2013**

Sun	Mon	Tue	Wed	Thu	Fri	Sat
1	2					
8	9					
14	15	16				
21	22	23				
28	29	30				
31						

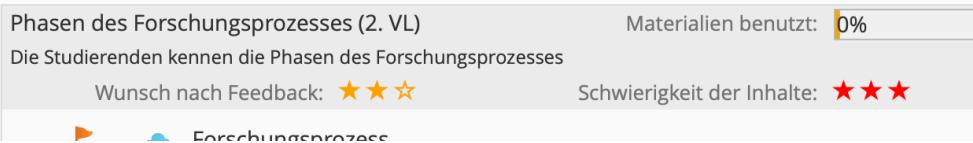
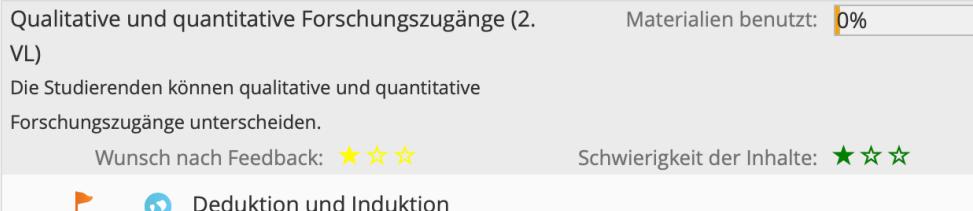
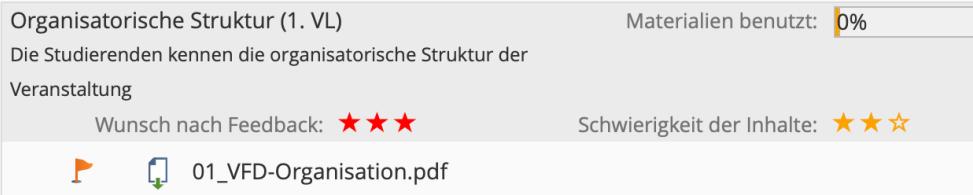
Ifenthaler, D., & Widanapathirana, C. (2014). Development and validation of a learning analytics framework: Two case studies using support vector machines. *Technology, Knowledge and Learning*, 19(1–2), 221–240. doi:10.1007/s10758-014-9226-4

# A Verarbeitung von Forschungsdaten [V] (HWS 2018)

Inhalt Lernziele Einstellungen Mitglieder Rechte LeAP Zum Portal<sup>2</sup> Portal<sup>2</sup>-Funktionen Info Voransicht als Mitglied aktivieren ➔

Dashboard Settings

## Lernziele



## Persönliche Kursziele

Startdatum	EndDatum	Betreff	Fortschritt
18.09.2018	25.09.2018	Zeitmanagement	<div style="width: 100%; background-color: #2e7131;"></div>
18.09.2018	25.09.2018	Lernstrategien	<div style="width: 50%; background-color: #dc3545; height: 10px;"></div> <div style="width: 50%; background-color: #6c757d; height: 10px;"></div>
18.09.2018	25.09.2018	Informationstechnologische Fähigkeiten	<div style="width: 100%; background-color: #2e7131;"></div>
18.09.2018	25.09.2018	Selbstreflexion	<div style="width: 10%; background-color: #dc3545; height: 10px;"></div> <div style="width: 90%; background-color: #6c757d; height: 10px;"></div>
18.09.2018	25.09.2018	Forschungsmethoden und wissenschaftliches Schreiben	<div style="width: 10%; background-color: #dc3545; height: 10px;"></div> <div style="width: 90%; background-color: #6c757d; height: 10px;"></div>

neues Ziel anlegen

## Reminder

Klasen, D., & Ifenthaler, D. (2019). Implementing learning analytics into existing higher education legacy systems. In D. Ifenthaler, J. Y.-K. Yau, & D.-K. Mah (Eds.), *Utilizing learning analytics to support study success* (pp. 61–72). New York, NY: Springer.

ILIAS

PERSONAL DESKTOP

Repository &gt; Bildungsmanagement



Bildungsma

Erster Testkurs

Content

Info

Members

## CONTENT



Demo Ordner

## Zugang zu Lernmaterialien

Wie gut empfinden Sie den Zugang zu den Lernmaterialien? (1=schlecht, 5=sehr gut)



Ok

Actions ▾

## Calendar

&lt; September 2017 &gt;

W Mo Tu We Th Fr Sa Su

35 28 29 30 31 1 2 3

36 4 5 6 7 8 9 10

37 11 12 13 14 15 16 17

38 18 19 20 21 22 23 24

39 25 26 27 28 29 30 1

Klasen, D., & Ifenthaler, D. (2019). Implementing learning analytics into existing higher education legacy systems. In D. Ifenthaler, J. Y.-K. Yau, & D.-K. Mah (Eds.), *Utilizing learning analytics to support study success* (pp. 61–72). New York, NY: Springer.

## Verarbeitung von Forschungsdaten [V] (HWS 2018)

Inhalt Lernziele Einstellungen Mitglieder Rechte LeAP Zum Portal<sup>2</sup> Portal<sup>2</sup>-Funktionen Info Voransicht als Mitglied aktivieren ➔

[Dashboard](#) [Settings](#)

### Nutzung und Einschätzung der Lerninhalte

#### Organisatorische Struktur (1. VL)

 01\_VFD-Organisation.pdf

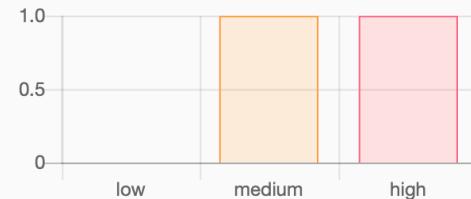
0%

Die Studierenden kennen die organisatorische Struktur der Veranstaltung

Need for feedback:



Rating of difficulty:



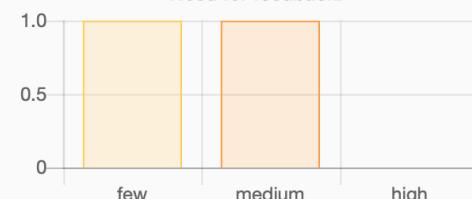
#### Qualitative und quantitative Forschungszugänge (2. VL)

 Deduktion und Induktion

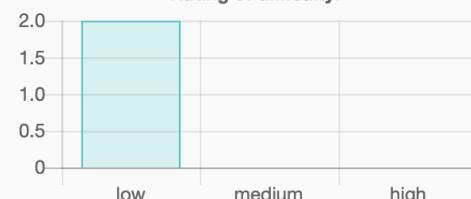
0%

Die Studierenden können qualitative und quantitative Forschungszugänge unterscheiden.

Need for feedback:



Rating of difficulty:



Leitfaden

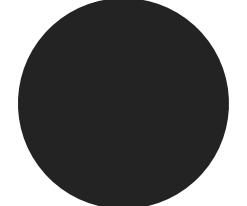
 Wissenschaftliche Erkenntnis Teil 1

0%

 Wissenschaftliche Erkenntnis Teil 2

0%

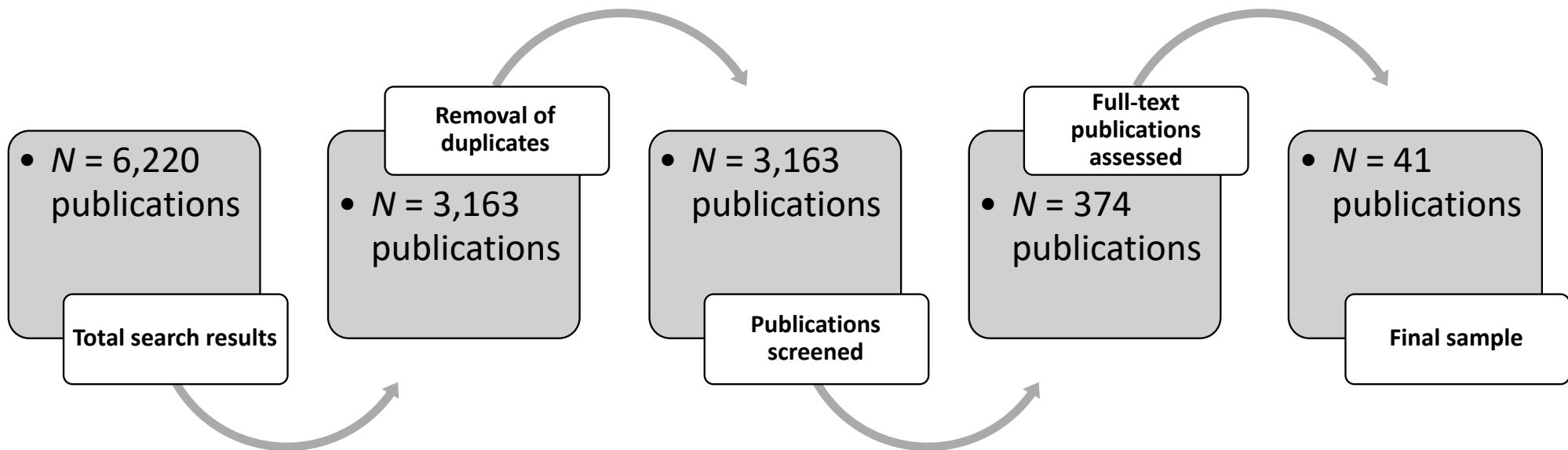
Klasen, D., & Ifenthaler, D. (2019). Implementing learning analytics into existing higher education legacy systems. In D. Ifenthaler, J. Y.-K. Yau, & D.-K. Mah (Eds.), *Utilizing learning analytics to support study success* (pp. 61–72). New York, NY: Springer.



**Learning Analytics haben das  
Potential den Studienerfolg an  
Hochschulen zu unterstützen**

24

# Systematic Review Process

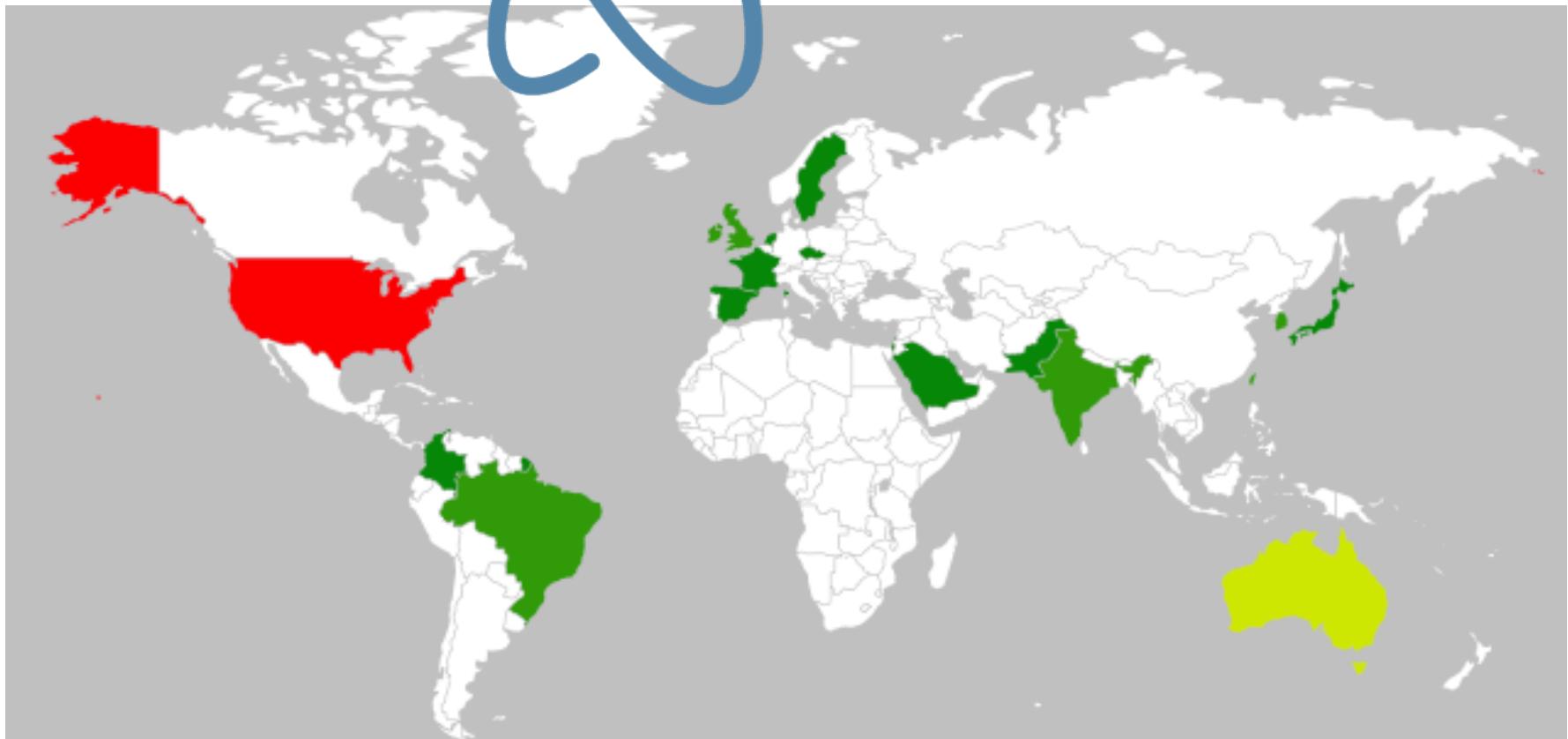


Ifenthaler, D., Mah, D.-K., & Yau, J. Y.-K. (2019). Utilising learning analytics for study success. Reflections on current empirical findings. In D. Ifenthaler, J. Y.-K. Yau, & D.-K. Mah (Eds.), *Utilizing learning analytics to support study success*. New York, NY: Springer.

GEFÖRDERT VOM



Bundesministerium  
für Bildung  
und Forschung



Ifenthaler, D., Mah, D.-K., & Yau, J. Y.-K. (2019). Utilising learning analytics for study success. Reflections on current empirical findings. In D. Ifenthaler, J. Y.-K. Yau, & D.-K. Mah (Eds.), *Utilizing learning analytics to support study success* (pp. 27–36). New York, NY: Springer.

Author/Year	Country	Sample size	Demographic background (age, study year)	Data collection/ sources	Data analytics methods	Key aim	Key indicators	Intervention (used as specified LA tool, Intervention)	Study success/ retention/dropout/ withdrawal non-completion/failure rate
Aulck, Aras, Li, L'Heureux, Lu, & West (2017)	USA	66,060	First year/freshman. Age not specified.	University databases (demographic, pre-college entry (e.g. standardized test scores, high school grades, parents' educational attainment) & transcript records)	Machine learning experiments	Prediction of course completion.	Demographic, pre-college entry information (standardized test scores, high school grades, parents' educational attainment, and application zip code ), complete transcript records.	Not specified.	30% increase in prediction accuracy
Bukralia, Deokar, & Sarnikar, (2014)	USA	1,376	28% - freshman, 4% - remedial, remaining unspecified. Age not specified.	Variables from Student Information Systems and Course Management System	Binary classification problem, descriptive statistics, data mining techniques	Prediction of student dropout	Academic ability, financial support, academic goals, technology preparedness, demographics, course engagement and motivation, course characteristics	Not specified.	90.97% prediction accuracy
Bydzovska, & Popelinsky, (2014)	Czech Republic	7457	Not specified.	Datasets: Study-related, social behavior and data about previously passed courses	Social network analysis	Predict student social behaviour	Study-related data, social behaviour data, data about previously passed courses.	Not specified.	The accuracy of predicting student social behaviour increased by 3%.
Cambruzzi, Rigo, & Barbosa (2015)	Brazil	2491	Not specified.	Datasets	Case study	Prediction of student dropout	Interactions between students in forum	Set of pedagogical actions which are individualised depending on each of the students' weekly reports	87% accuracy, reduction of 11% in dropout rate
Carroll, & White (2017)	Ireland	524	On average 19.1 years, early stage students (87% entering directly from secondary school)	Datasets: lecture attendance, tutorial attendance, online scheduled access, print access, online full access	Latent class analysis	Predict student learner behaviour	Lecture/tutorial/online scheduled attendance, print, online access to learning materials	Rigorous attendance requirements, assessment prompted engagement	Results showed that students were able to transition successfully to self-directed learners.
Carter, Hundhausen, & Adesope, (2017)	USA	140	Not specified.	Programming log data and course grades	Statistical analysis and machine learning	Predict student performance-(1)grades on individual assignment, 2)students' overall assignment average, 3)students' final grades	Programming activities-(1) students' grades on individual assignments; (2) students' overall assignment average, and (3) students' final grades	Not specified.	28% of the variance of the final grade can be explained.
Casey (2017); Casey, & Azcona (2017)	Ireland	111	Not specified (dataset).	Datasets	Basic and extended Pass-fail classifier, linking keystroke metrics	Prediction of low-performing students.	No. of successful/ failed compilations, no. of connections, time spent, slides coverage	Structure students learning so that students can front-load their online work	Average week-by-week improvement is 0.028.
Chai, & Gibson (2015)	Australia	23,291	First semester, Age not specified.	Datasets	Cross-validation technique	Prediction of at-risk dropout	Logins for materials access/submit assignment, course average, participation in	Not specified.	An interactive model shows students' attrition risk and factors. Study success not

Ifenthaler, D., Mah, D.-K., & Yau, J. Y.-K. (2019). Utilising learning analytics for study success. Reflections on current empirical findings. In D. Ifenthaler, J. Y.-K. Yau, & D.-K. Mah (Eds.), *Utilizing learning analytics to support study success*. New York, NY: Springer.

# Positive evidence



[https://www.iadlearning.com/wp-content/uploads/2016/11/blog\\_e-Learning-analytics.jpg](https://www.iadlearning.com/wp-content/uploads/2016/11/blog_e-Learning-analytics.jpg)

01

## **Interventions.**

Study success can be achieved by students who utilised learning analytics interventions.

02

## **Engagement.**

Engagement of students is a predictor of study success.

03

## **Recommender system.**

Recommender systems produce positive effects toward study success.

04

## **Data quality.**

Prediction accuracy for study success increases over time (80% from week 12 of a semester)

05

## **Dropouts.**

Reduction of dropout rates and prognosis of dropouts can be based on the specific courses attended.

06

## **Indexing.**

Indexing methods can be utilised which produce accurate predictions of dropout and study success.

Ifenthaler, D., Mah, D.-K., & Yau, J. Y.-K. (2019). Utilising learning analytics for study success. Reflections on current empirical findings. In D. Ifenthaler, J. Y.-K. Yau, & D.-K. Mah (Eds.), *Utilizing learning analytics to support study success* (pp. 27–36). New York, NY: Springer.

# Insufficient evidence



[http://www.unglobalpulse.org/sites/default/files/UNGP\\_Privacy.jpg](http://www.unglobalpulse.org/sites/default/files/UNGP_Privacy.jpg)

01

## Early stage adoption.

Most LA studies are in early stage and lack deep concrete empirical evidence

02

## Geographical spread.

Use of LA concentrated in US, Australia and UK as well as lack of attention to LA cycle.

03

## National policies.

National policies of LA exist in Denmark, Netherlands, Norway and some UK universities

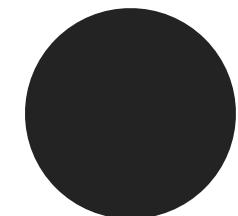
04

## Concerns.

Temporary character of data, incompleteness of data, ethics, data privacy.

Ifenthaler, D., & Yau, J. (2019). Higher education stakeholders' views on learning analytics policy recommendations for supporting study success. *International Journal of Learning Analytics and Artificial Intelligence for Education*, 1(1), 28–42. doi:10.3991/ijai.v1i1.10978

**Herausforderungen für die  
Implementation von Learning  
Analytics Systemen sind die  
Interaktion und Fragmentation  
von Informationen sowie deren  
kontextuellen Eigenarten**



30

Table 1. Student profile – comparison of institutions predicting pass/fail rates

Institution	N	R <sup>2</sup>	Adjusted R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> -SVR	Predictive accuracy (SVM)
UNI1	244494	0.4635	<b>0.4633***</b>	0.4889	<b>0.817</b>
UNI2	217039	0.4528	0.4526***	0.4603	0.796
UNI3	127218	0.431	0.4306***	0.4595	0.796
UNI4	114432	0.372	0.3716***	0.3807	0.766
UNI5	88026	0.4379	0.4374***	0.4430	0.807
UNI6	84510	0.3641	<b>0.3635***</b>	0.3530	<b>0.763</b>
UNI7	76278	0.434	0.4334***	0.4604	0.803
UNI8	73043	0.3718	0.3711***	0.3562	0.783
<i>SD</i>		0.096	0.097	0.126	0.024

Note. \*  $p < .05$ , \*\*  $p < .01$ , \*\*\*  $p < .001$

Table 2. Student profile – comparison of areas of study predicting pass/fail rates

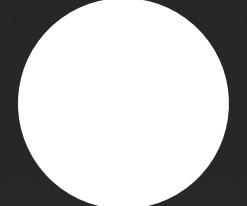
Areas of study	N	R <sup>2</sup>	Adjusted R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> -SVR	Predictive accuracy (SVM)
Arts & Humanities	386059	0.4299	0.4297	0.45039	0.799
Business	269410	0.4054	0.4053	0.4360	0.780
Education	157693	0.4887	0.4885	0.5049	0.824
Law & Justice	84663	0.4900	<b>0.4896</b>	0.5166	<b>0.827</b>
IT	57371	0.3732	<b>0.3726</b>	0.3586	<b>0.776</b>
Science & Engineering	57234	0.4228	0.422	0.4234	0.800
<i>SD</i>		0.107	0.107	0.129	0.027

Note. \*  $p < .05$ , \*\*  $p < .01$ , \*\*\*  $p < .001$

Table 3. Learning profile - change of predictors (pass/fail) over the semester (16 weeks)

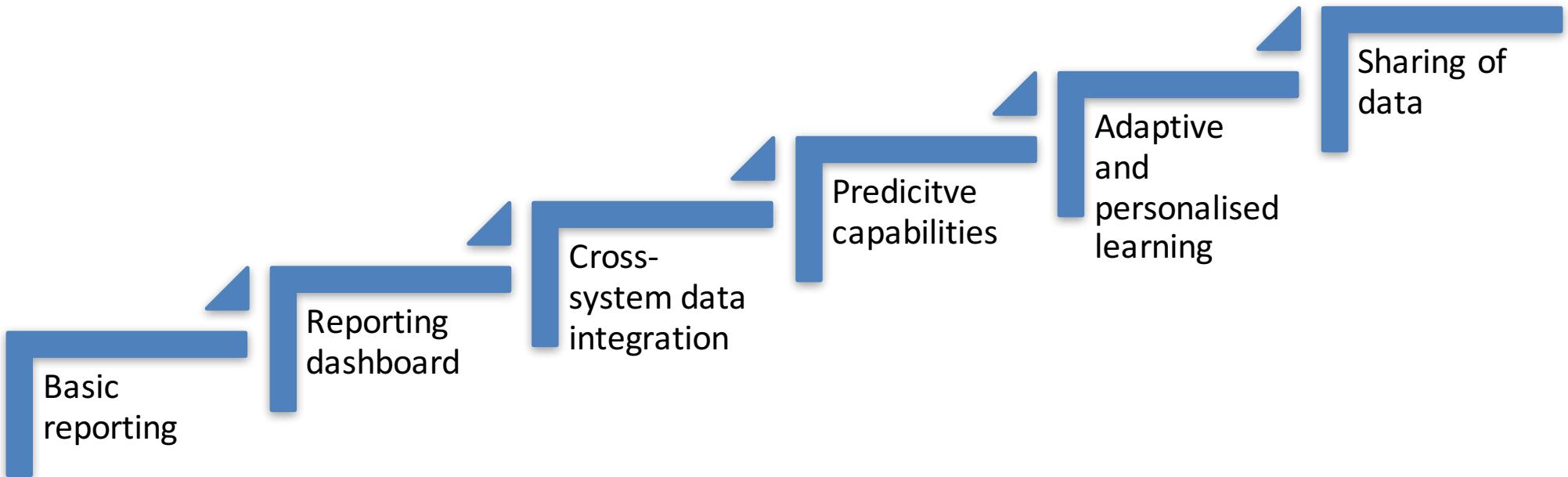
	Week 1-4	Week 5-8	Week 9-12	Week 13-16
Adjusted $R^2$				
Course A	0.4673	0.7613	0.8366	0.8592
Course B	0.4971	0.7572	0.8206	0.8359
Combined	0.4880***	0.7593***	<b>0.8273***</b>	<b>0.8439***</b>
$R^2$ -SVR				
Course A	0.4972	0.7571	0.8403	0.8563
Course B	0.5423	0.7856	0.8449	0.869
Combined	0.5284	0.7841	0.8602	0.8777
Predictive accuracy (SVM)				
Course A	0.7498	0.8754	0.9326	0.9467
Course B	0.7694	0.8807	0.9351	0.9433
Combined	0.7644	<b>0.8879</b>	<b>0.9383</b>	<b>0.9463</b>

Ifenthaler, D., & Widanapathirana, C. (2014). Development and validation of a learning analytics framework: Two case studies using support vector machines. *Technology, Knowledge and Learning*, 19(1–2), 221–240. doi:10.1007/s10758-014-9226-4

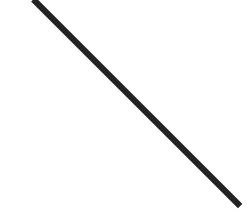
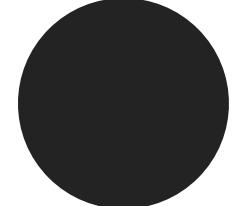


**Bis heute existiert keine  
organisationsweite  
Implementation von Learning  
Analytics**

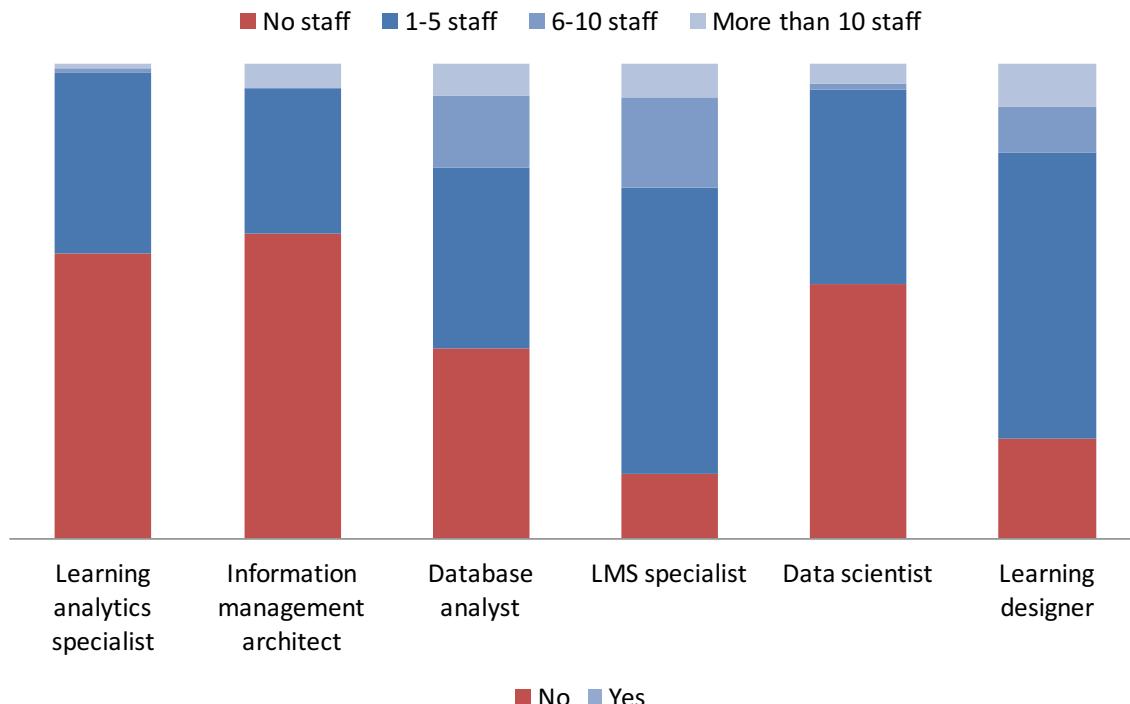
34



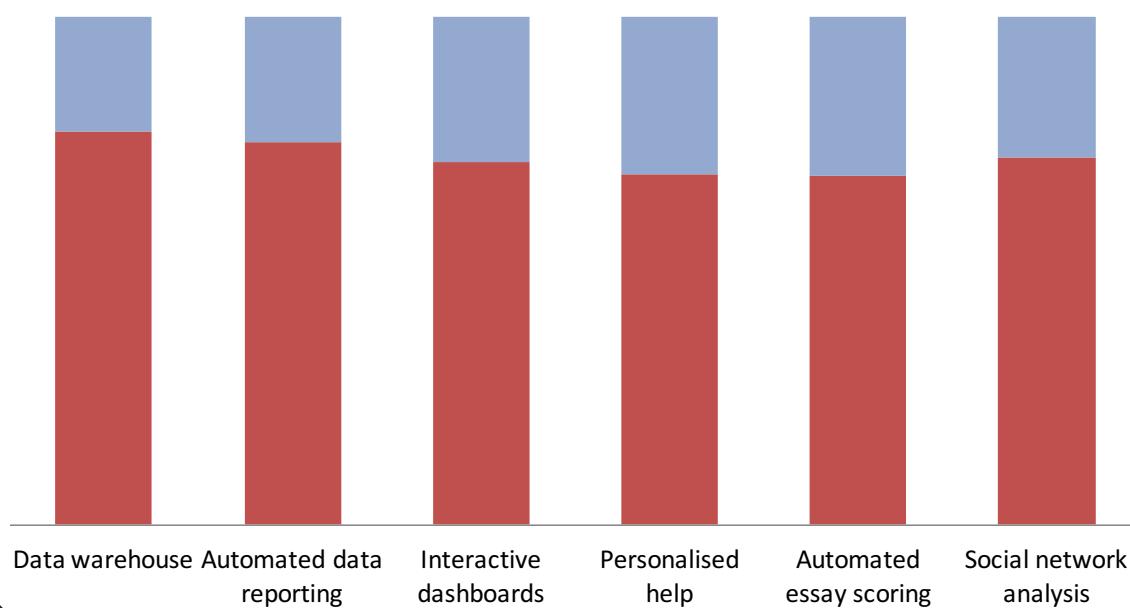
Gibson, D. C., & Ifenthaler, D. (2017). Preparing the next generation of education researchers for big data in higher education. In B. Kei Daniel (Ed.), *Big data and learning analytics: Current theory and practice in higher education* (pp. 29–42). New York, NY: Springer.



**Die Implementation von Learning  
Analytics Systemen erfordert eine  
Weiterentwicklung von Systemen,  
Prozessen und Personal**

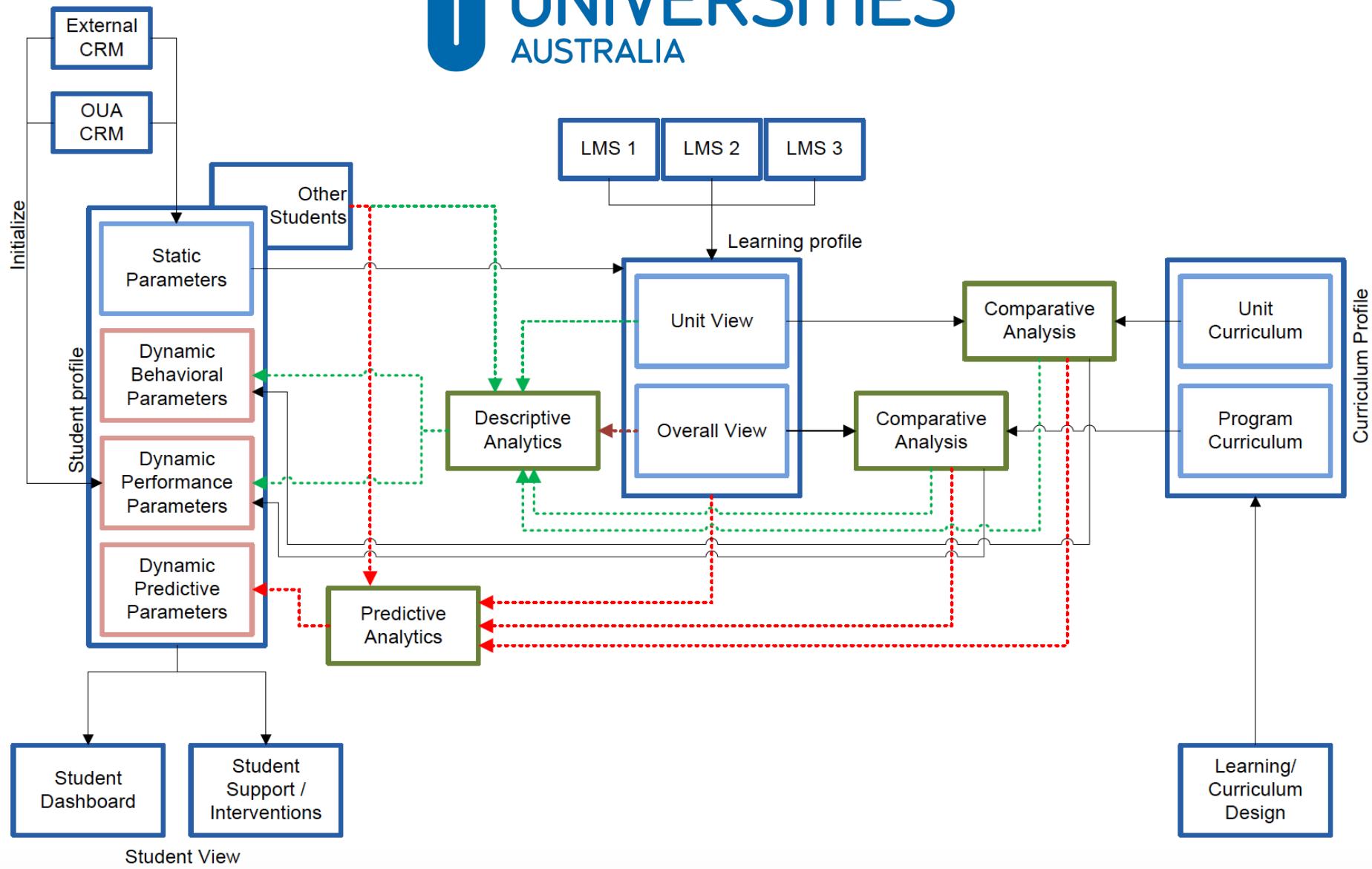


■ No ■ Yes

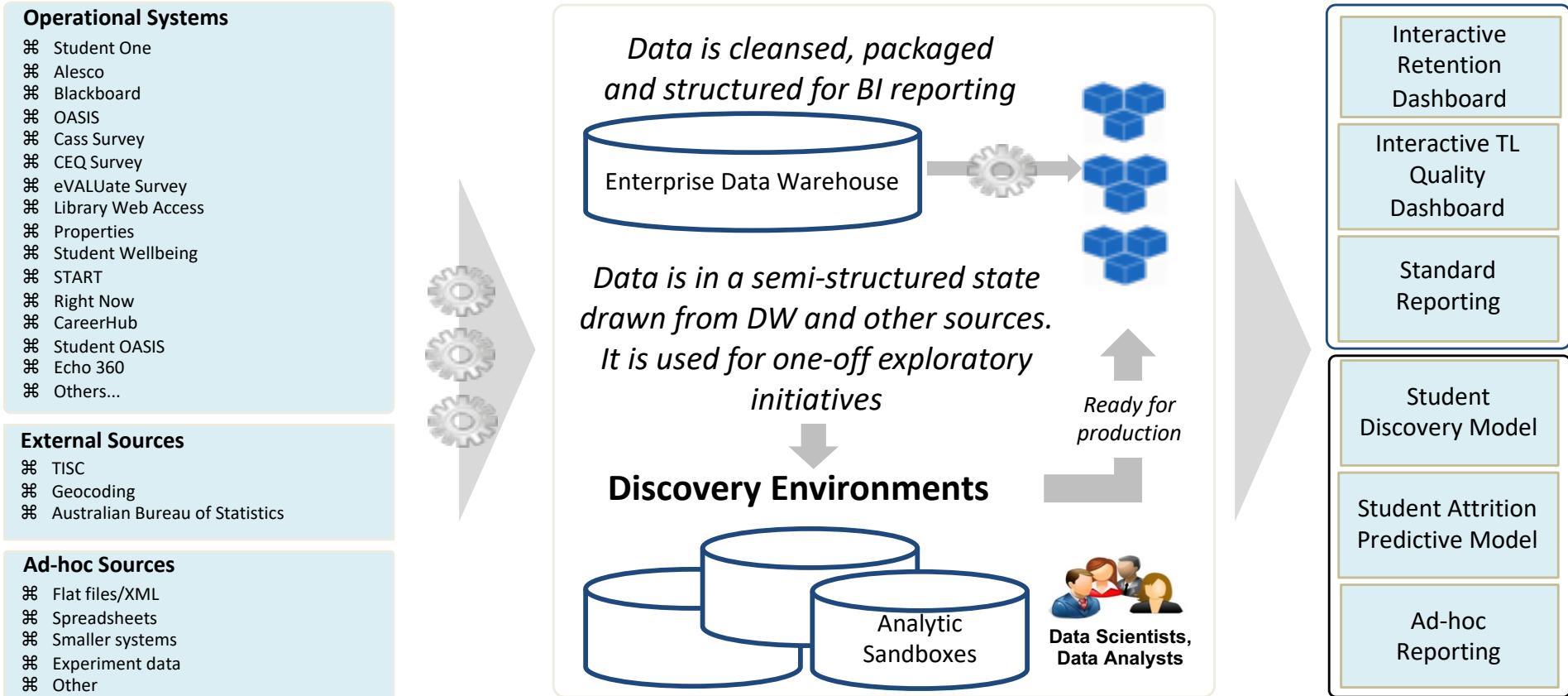


Capabilities deficit.

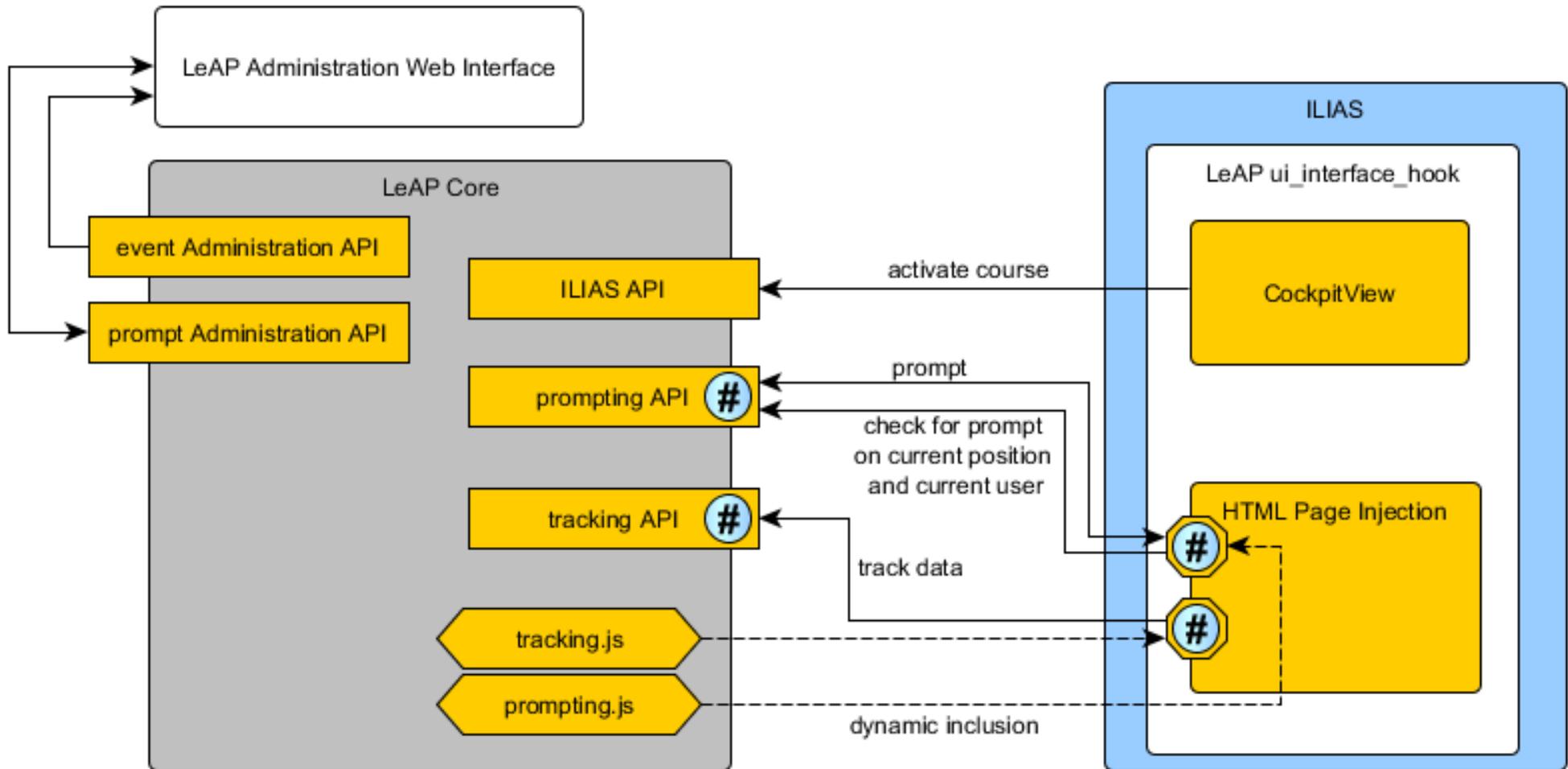
< 37 >



Ifenthaler, D., & Widanapathirana, C. (2014). Development and validation of a learning analytics framework: Two case studies using support vector machines. *Technology, Knowledge and Learning*, 19(1–2), 221–240. doi:10.1007/s10758-014-9226-4



Gibson, D. C., Huband, S., Ifenthaler, D., & Parkin, E. (2018). Return on investment in higher education retention: Systematic focus on actionable information from data analytics. Paper presented at the ascilite Conference, Geelong, VIC, Australia, 25-11-2018.



Schön, D., & Ifenthaler, D. (2018). Prompting in pseudonymised learning analytics - implementing learner centric prompts in legacy systems with high privacy requirements. Paper presented at the International Conference on Computer Supported Education, Funchal, Madeira, Portugal, 15-03-2018.

01

02

03

04

Begriffsdefinition von  
Learning Analytics

Forschungsstand zu  
Learning Analytics

**Handlungs-  
empfehlungen**

Gelingens-  
bedingungen



# 01

Learning  
Analytics System



**Entwicklung von flexiblen Learning Analytics Systemen, die Bedarfe einer Bildungsorganisation hinsichtlich spezifischer Anforderungen an Lernkultur und pädagogischem Konzepten bzw. Fachkultur, die Studierenden und Lehrenden sowie die technische und administrative Organisationsstruktur und den erweiterten Kontext der Hochschule berücksichtigen.**

GEFÖRDERT VOM

**Aufbau organisatorischer,  
technologischer und pädagogischer  
Strukturen und Prozesse zur Nutzung  
von Learning Analytics Systemen  
sowie Unterstützung der Stakeholder  
bei Konzeption, Implementation und  
nachhaltigem Betrieb**



GEFÖRDERT VOM



**02**

Change  
Management

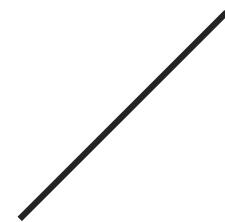
< 43 >

# 03

Holistischer  
Ansatz

< 44 >

## **Einbindung aller Stakeholder einer Hochschule in die Entwicklung von Learning Analytics Systemen**



GEFÖRDERT VOM

**Definition der Anforderungen an  
Daten und Algorithmen für Learning  
Analytics Systeme. Wie werden  
Daten und Algorithmen verfügbar  
gemacht, wie, wo und für wie lange  
werden die Daten gespeichert, in  
welchen Formaten müssen die Daten  
vorliegen und mittels welcher  
Algorithmen werden diese  
Anwendung finden sowie wer hat auf  
welche Daten, Algorithmen und  
Analyseergebnisse Zugriff**

04

Daten  
Management

< 45 >

GEFÖRDERT VOM



Bundesministerium  
für Bildung  
und Forschung

STELA

# 05

Ethik und  
Datenschutz

< 46 >

**Information sowie Aus- und Weiterbildung aller Stakeholder über ethische und datenschutzrechtliche Bedingungen und Hintergründe bei der Verwendung von Daten, Algorithmen und Analyseergebnisse aus Learning Analytics Systemen. Es werden Standards zur Sicherung der Privatsphäre, zum Datenschutz sowie der Einhaltung von ethischen Gesichtspunkten unter Einhaltung der EU-DSGV für Einzelpersonen als auch für die Institution benötigt**

GEFÖRDERT VOM

**Entwickeln eines robusten Qualitätssicherungsprozesses, um die Gültigkeit und Zuverlässigkeit der Learning Analytics Systemen sicherzustellen. Neben der internen Qualitätssicherung kann zudem eine Akkreditierung für Learning Analytics Systeme die Akzeptanz bei den Stakeholdern erhöhen**

# 06

Qualitäts-  
sicherung

< 47 >

GEFÖRDERT VOM



Bundesministerium  
für Bildung  
und Forschung

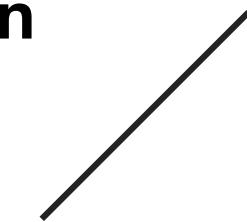


# 07

Forschung  
(-sförderung)

< 48 >

## **Forschungsförderung im Bereich von Learning Analytics mittels interner Finanzierungsmodelle einer Hochschule, der Etablierung von Forschungsverbünden und bundesweiten Forschungsprogrammen**



GEFÖRDERT VOM

**Aufbau von lokalen, regionalen und nationalen Learning Analytics Gremien mit Stakeholdern aus Wissenschaft, Wirtschaft und Politik mit Fokus auf adäquate Entwicklung und Implementation (sowie Akkreditierung) von Learning Analytics Systemen**



GEFÖRDERT VOM



**08**

Diskurs und Austausch

< 49 >

**01**

**02**

**03**

**04**

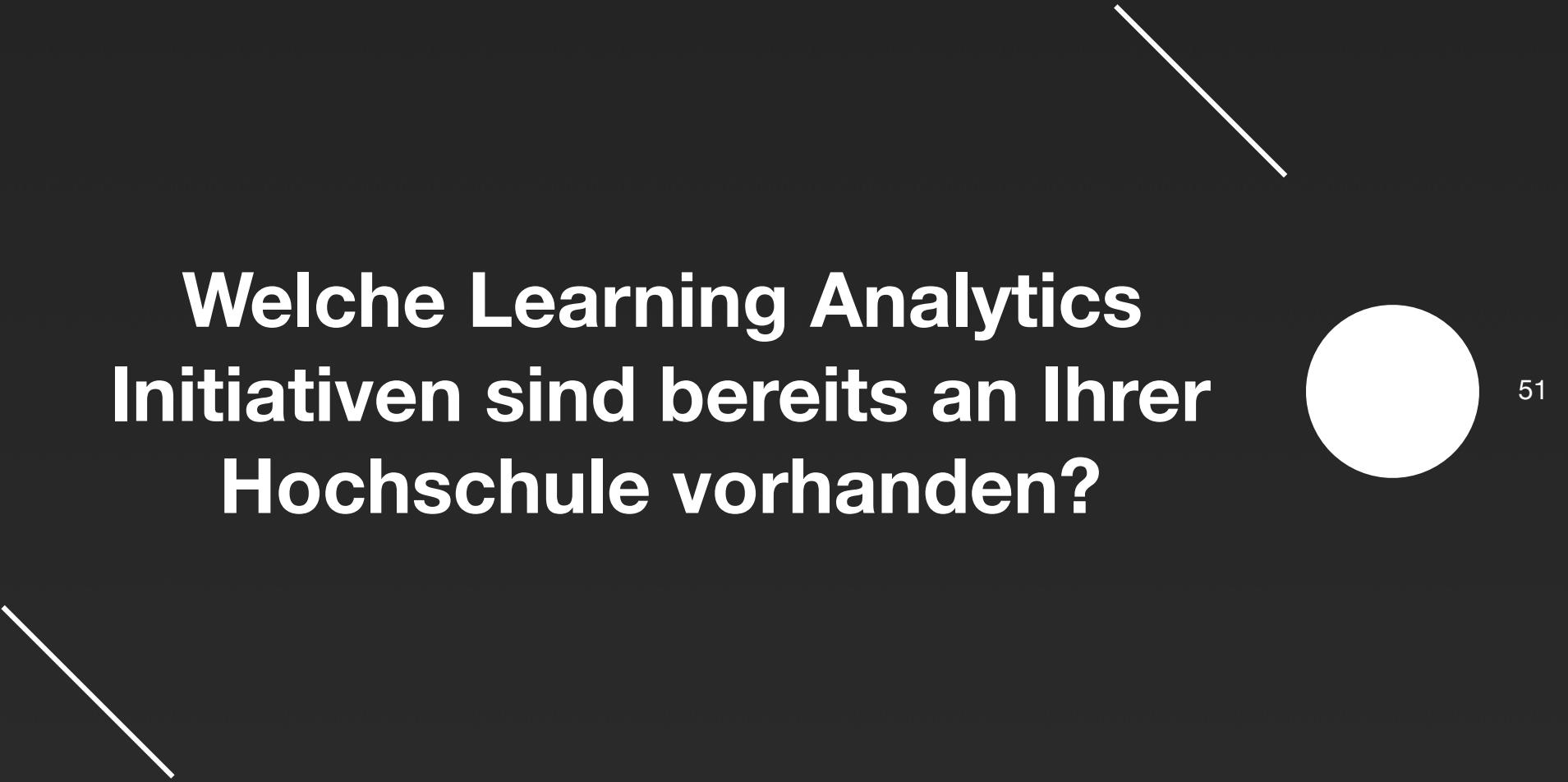
Begriffsdefinition von  
Learning Analytics

Forschungsstand zu  
Learning Analytics

Handlungs-  
empfehlungen

**Gelingens-  
bedingungen**





**Welche Learning Analytics  
Initiativen sind bereits an Ihrer  
Hochschule vorhanden?**

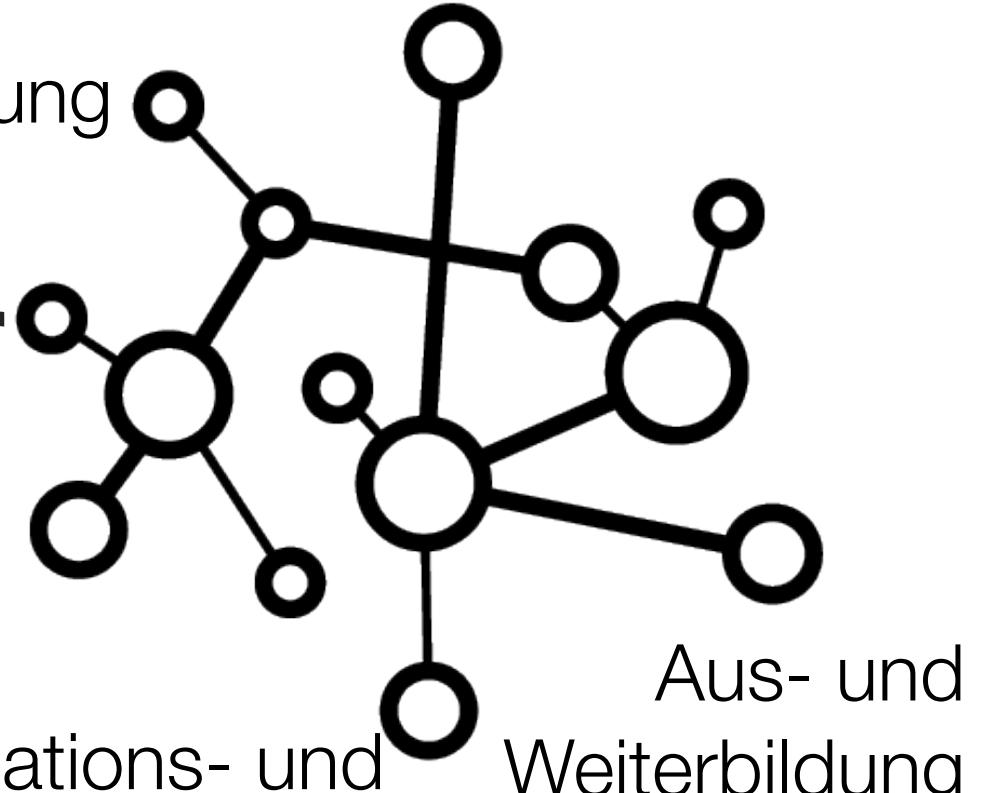
Ziele und Strategien

# Organisationsstruktur

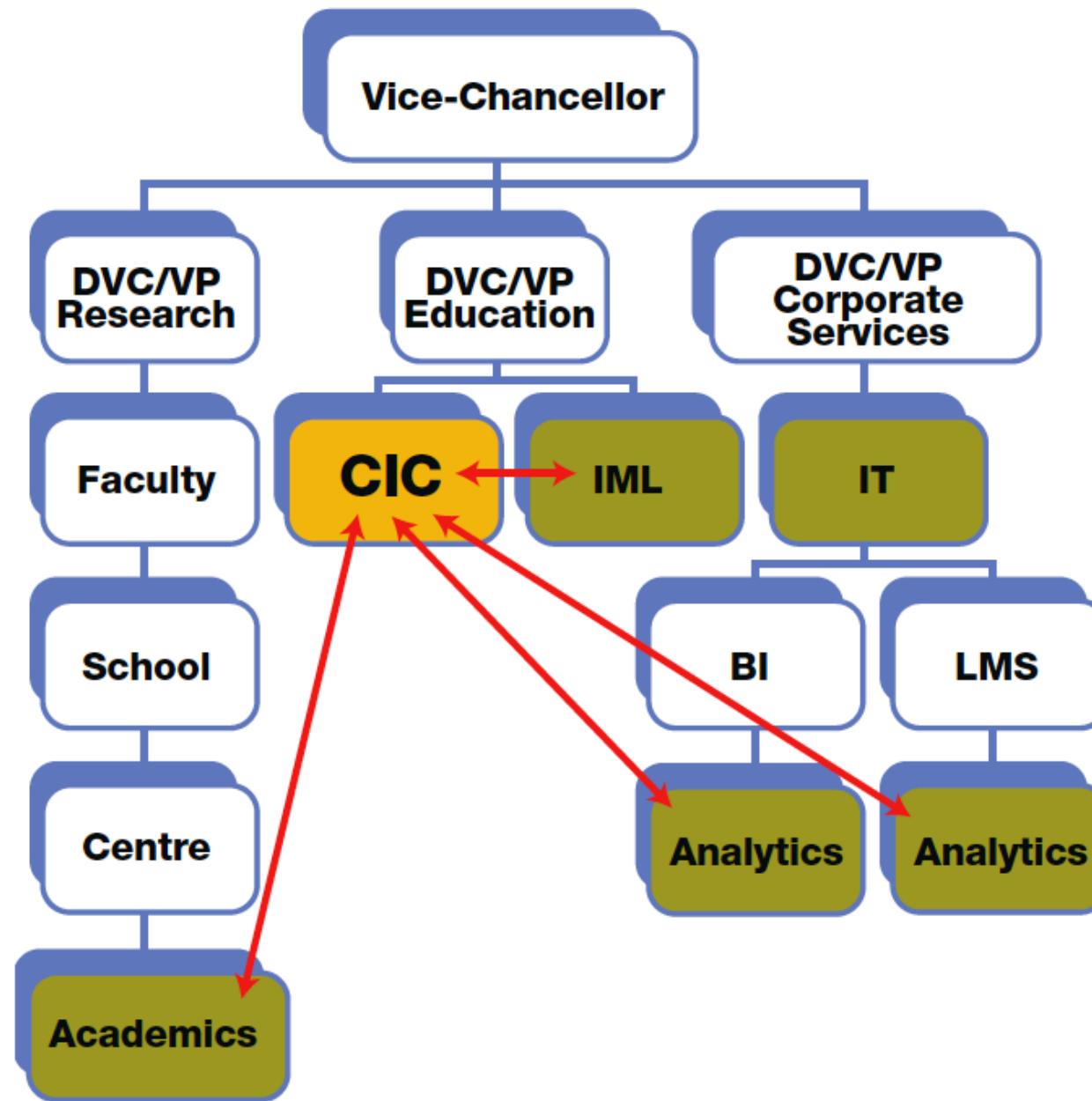
Verantwortliche Stakeholder

Forschung und Entwicklung

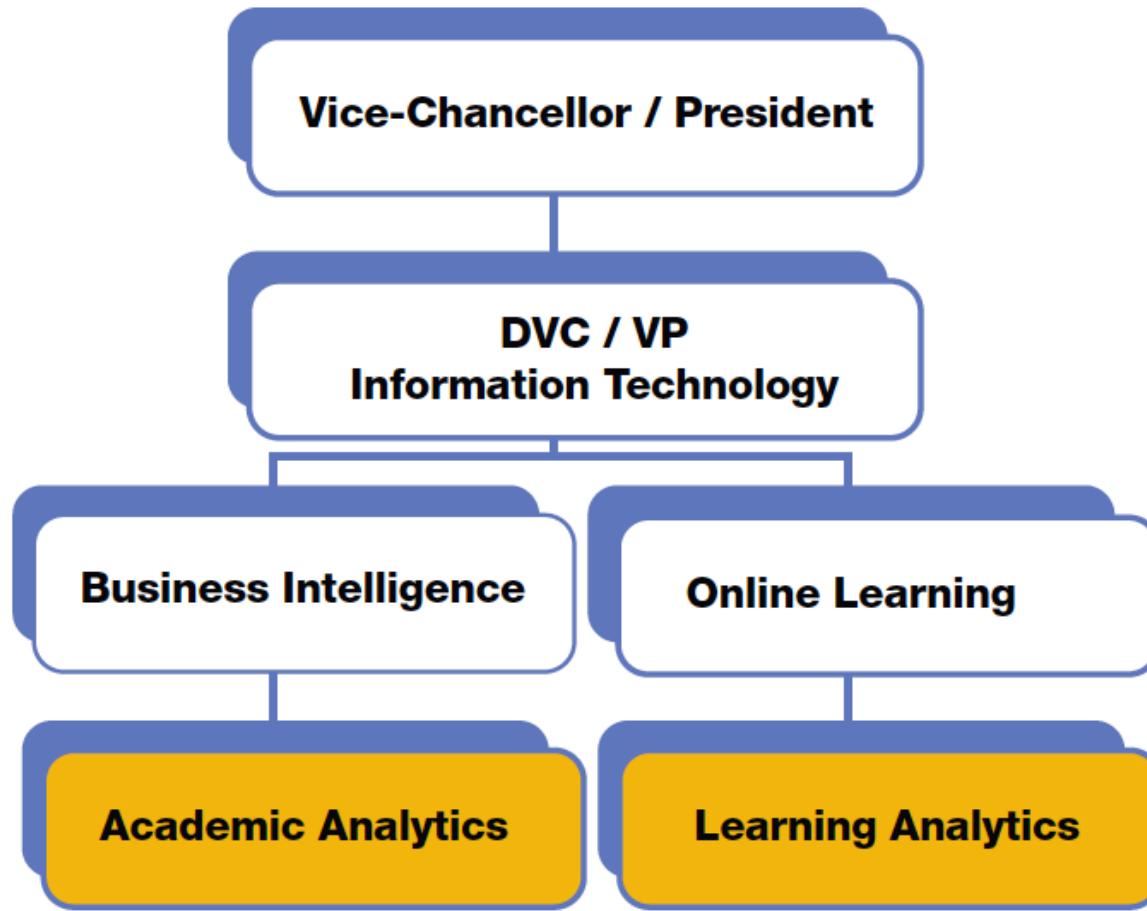
Informations- und  
Kommunikationsstrategie



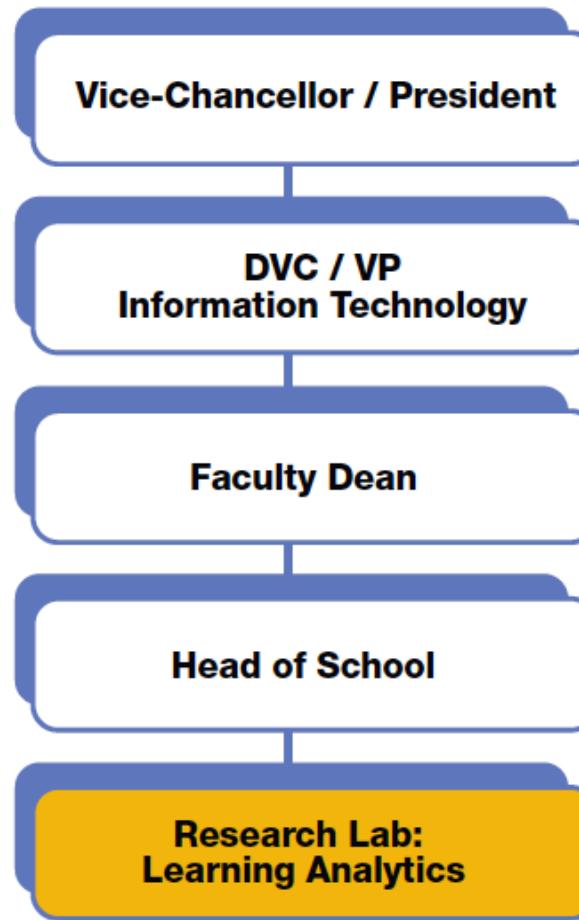
Aus- und  
Weiterbildung



Buckingham Shum, S., & McKay, T. A. (2018). Architecting for learning analytics. Innovating for sustainable impact. *EDUCAUSE Review*, 53(2), 25–37.



Buckingham Shum, S., & McKay, T. A. (2018). Architecting for learning analytics. Innovating for sustainable impact. *EDUCAUSE Review*, 53(2), 25–37.

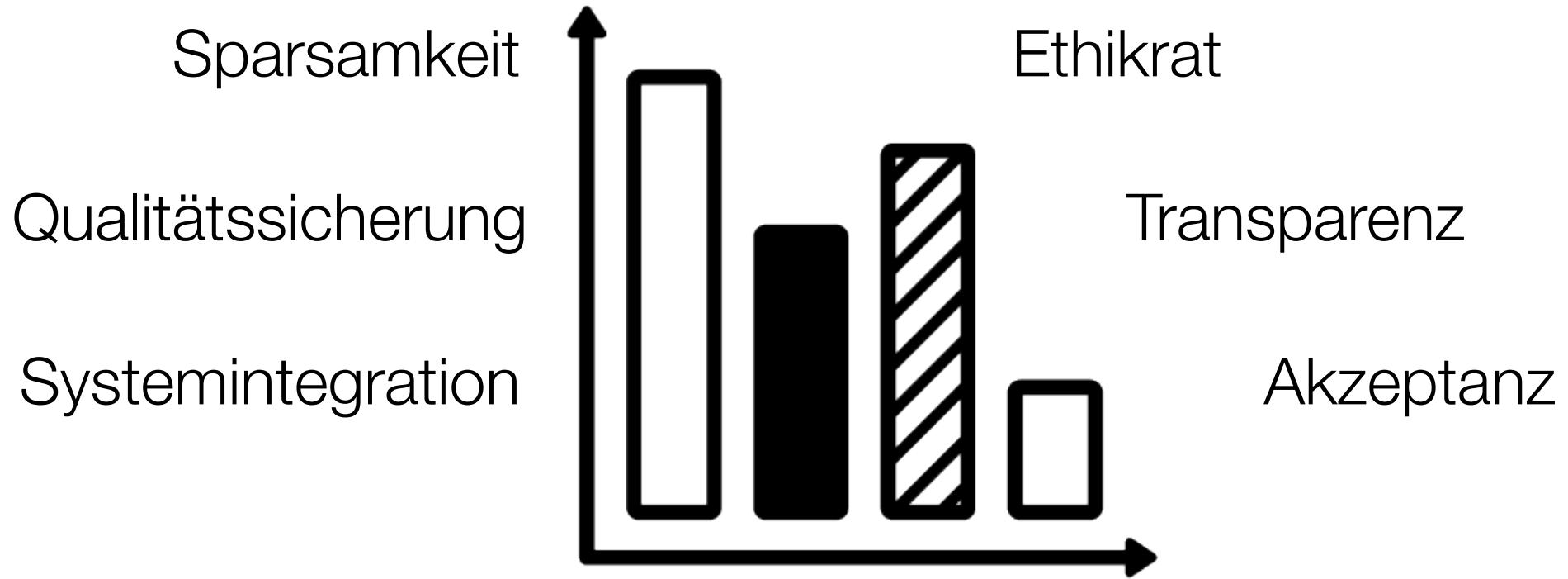


Buckingham Shum, S., & McKay, T. A. (2018). Architecting for learning analytics. Innovating for sustainable impact. *EDUCAUSE Review*, 53(2), 25–37.

D	<b>DETERMINATION – Begründung</b> ► Was ist der Mehrwert (Organisatorisch und für das Individuum)? ► Welche Datenschutzrechte hat das Individuum? (e.g., EU Direktive 95/46/EC, General Data Processing Regulation ab 2018)
E	<b>EXPLAIN – Erklärung</b> ► Welche Daten werden zu welchem Zweck gesammelt? ► Wie lange werden diese Daten bewahrt? ► Wer hat Zugang zu diesen Daten?
L	<b>LEGITIMATE – Legitimation</b> ► Welche Daten bestehen schon und sind diese <i>nicht</i> ausreichend? ► Warum sind Sie legitimiert die Daten zu sammeln?
I	<b>INVOLVE – Einbeziehung</b> ► Seien Sie offen bezgl. Datenschutzbedenken ► Bieten Sie persönlichen Zugang zu den gesammelten Daten ► Trainieren Sie Beteiligte und Mitarbeiter
C	<b>CONSENT – Einverständnis</b> ► Fragen Sie nach dem Einverständnis des Individuums (Ja / Nein Antworten) ► Bieten Sie die Möglichkeit jederzeit aus der Datensammlung auszusteigen und dennoch dem Bildungsangebot zu folgen
A	<b>ANONYMISE – Anonymisierung</b> ► Anonymisieren Sie die Daten so weit wie möglich ► Aggregieren Sie die Daten, um ein abstraktes Datenmodell zu generieren (Ein solches Model fällt nicht mehr unter Datenschutzrecht)
T	<b>TECHNICAL – Technisch und Organisatorisch</b> ► Analysieren Sie regelmäßig, wer Zugang zu den Daten hat ► Bei Veränderungen der Analytics, fragen Sie erneut nach Einverständnis ► Daten müssen nach geltenden Sicherheitsstandards gespeichert werden
E	<b>EXTERNAL – Externe Mitarbeiter oder Organisationen</b> ► Vergewissern Sie sich, dass Externe sich ebenfalls an lokale Gesetze halten ► Regeln Sie vertraglich, wer für die Datensicherheit verantwortlich ist ► Stellen Sie sicher, dass die Daten nur für bestimmte Zwecke genutzt werden

Ifenthaler, D., & Drachsler, H. (2018). Learning Analytics. In H. M. Niegemann & A. Weinberger (Eds.), *Lernen mit Bildungstechnologien* (pp. 1–20). Heidelberg: Springer.

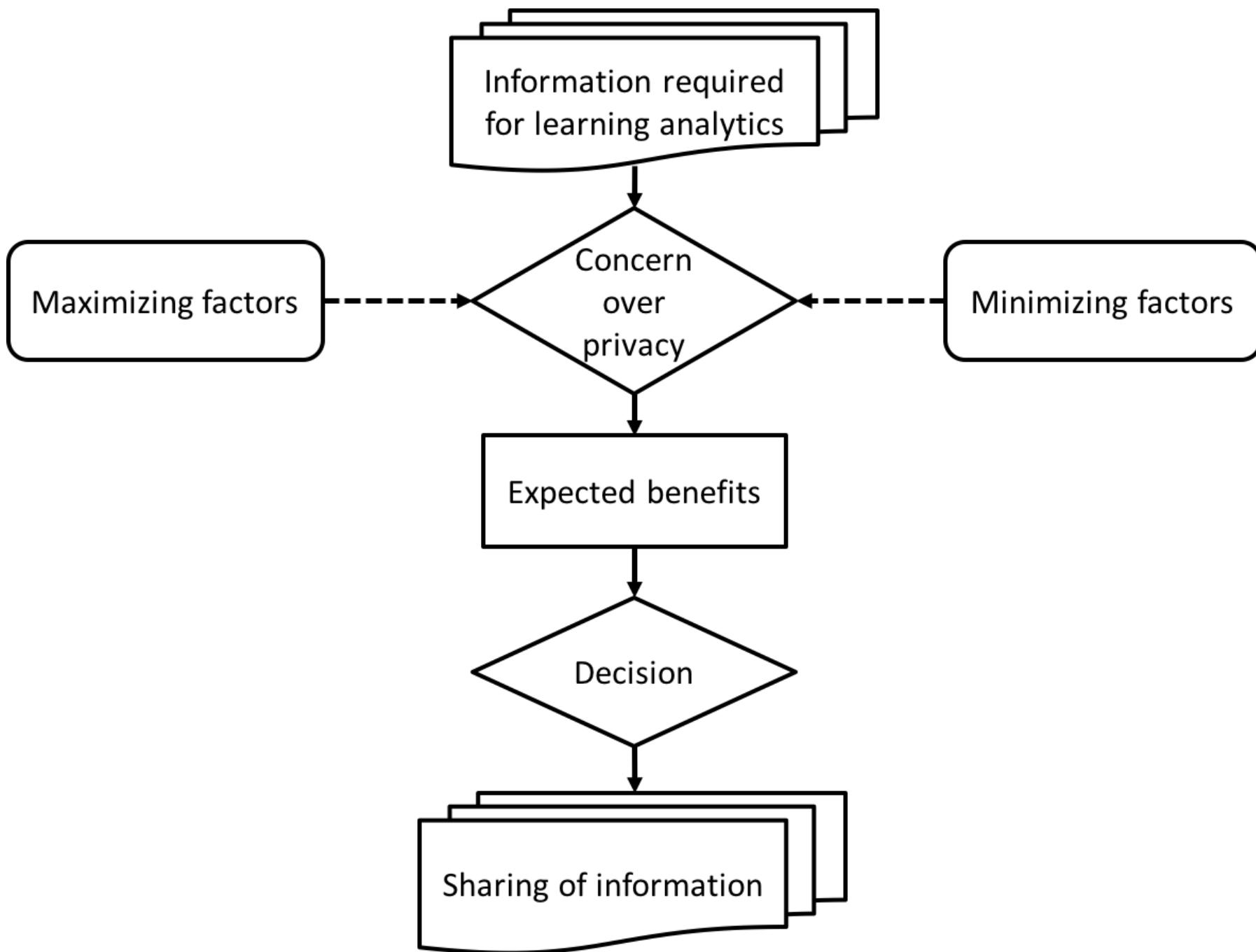
# EU-DSGVO



## Datenmanagement

**Sollten für Learning Analytics  
und deren Algorithmen keine  
zureichenden Informationen  
verfügbar gemacht werden,  
können auch keine Mehrwerte  
für Lernen und Lehren erzeugt  
werden**

58



Ifenthaler, D., & Schumacher, C. (2016). Student perceptions of privacy principles for learning analytics. *Educational Technology Research and Development*, 64(5), 923–938. doi:10.1007/s11423-016-9477-y



# Verarbeitung von Forschungsdaten [V] (HWS 2018)

Inhalt   LeAP   Zum Portal<sup>2</sup>   Info

Dashboard   Settings

## LA-PROFIL EINSTELLUNGEN

Sie können hier Ihr personalisiertes LeAP aktivieren/deaktivieren. Dadurch erhalten Sie eine individuelle Rückmeldung zu Ihrem Lernfortschritt, dafür werden Ihre Bewegungen in diesem Kurs pseudonym erfasst. Bei deaktiviertem Profil werden keine Bewegungsdaten erfasst.

- Alle Daten werden ausschließlich zur Verbesserung der Lehr- und Lernprozesse und aktuellen Forschungszwecken verwendet.
- Die Daten werden nicht an Dritte weitergegeben.
- Durch die Pseudonymisierung der Daten kann die Lehrperson kein Rückschluss zu Ihrer Identität ziehen.
- Die gesammelten Daten haben keinerlei Einfluss auf die Leistungsbeurteilung.
- Alle Daten werden am Ende des Semesters vollständig anonymisiert und jeder Personenbezug gelöscht.

Für Rückfragen steht Ihnen die Lehrperson jederzeit zur Verfügung.

LA-Profil Einstellungen:  LeAP aktiv

Daten werden pseudonym erfasst. Personalisierte LeAP-Funktionen nutzbar.

LeAP nicht aktiv

Es werden keine Daten erfasst. Rudimentäre LeAP-Funktionen nutzbar.

**Speichern**

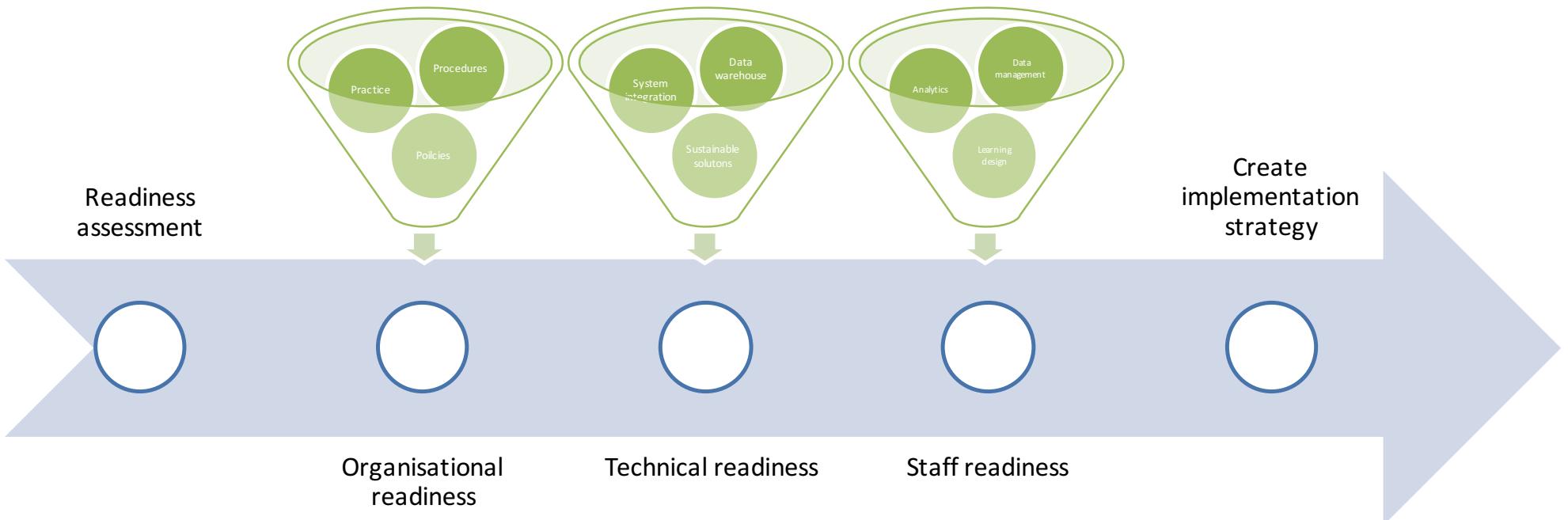
**Abbrechen**

## DATEN SPEICHERUNG

Bei aktivem LA-Profil werden Zeitpunkt und Informationen zu den verwendeten Materialien pseudonymisiert gespeichert.

**Gespeicherte Daten exportieren**

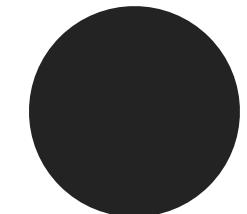
Klasen, D., & Ifenthaler, D. (2019). Implementing learning analytics into existing higher education legacy systems. In D. Ifenthaler, J. Y.-K. Yau, & D.-K. Mah (Eds.), *Utilizing learning analytics to support study success* (pp. 61–72). New York, NY: Springer.



Roll, M., & Ifenthaler, D. (2017). *Leading change towards implementation of learning analytics*. Paper presented at the AECT International Convention, Jacksonville, FL, USA, 2017-11-06.

**Bildungsdatenkompetenz  
(Educational Data Literacy) ist  
ethisch verantwortliches  
sammeln, managen,  
analysieren, verstehen,  
interpretieren und anwenden  
von Daten aus dem Kontext  
des Lernen und Lehrens**

62



# Advances in Analytics for Learning and Teaching

Springer

- The latest developments of analytics for learning and teaching
- Insight into the emerging paradigms, frameworks, methods, and processes of managing change to better facilitate organisational transformation toward implementation of educational data mining and learning analytics
- Publish monographs or edited volumes
- <https://www.springer.com/series/16338>

Dirk Ifenthaler · Dana-Kristin Mah  
Jane Yin-Kim Yau *Editors*

# Utilizing Learning Analytics to Support Study Success

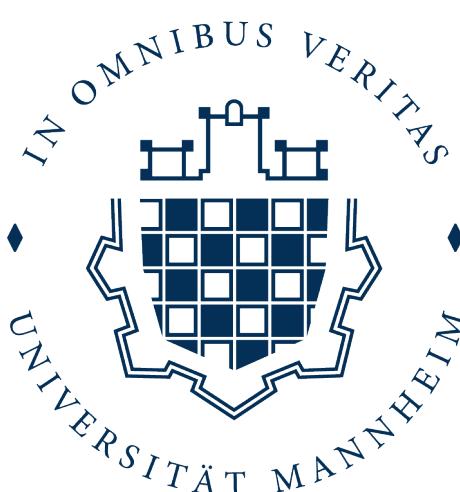
Springer

- Theoretical perspectives linking learning analytics and study success.
- Technological innovations for supporting student learning
- Issues and challenges for implementing learning analytics at higher education institutions
- Case studies showcasing successfully implemented learning analytics strategies at higher education institutions
- <https://www.springer.com/book/9783319647913>



Scan me

# Gelingensbedingungen für die Implementation von Learning Analytics an Hochschulen



Dirk Ifenthaler

Chair of Learning, Design and Technology  
UNESCO Deputy Chair of Data Science in Higher Education Learning and Teaching

[www.ifenthaler.info](http://www.ifenthaler.info) · [dirk@ifenthaler.info](mailto:dirk@ifenthaler.info)