



## RAPP — Responsible Academic Performance Prediction

Das RAPP-Team:

Stefan Conrad, Johannes Krause, Michael Leuschel, Frank Marcinkowski, Ulrich Rosar, Chris Starke

Jannik Dunkelau, Manh Khoi Duong, Luisa Junghänel, Birte Keller, Marco Lünich, Bettina Ülpenich

10. April 2024

1. RAPP — Ziele des Projekts & Forschungsfragen
2. Vorhersage studentischer Leistungen mittels *maschinellen Lernens*
3. Analyse von Studienverläufen und Einflussfaktoren
4. Schadenswahrnehmung von Studierenden gegenüber APP
5. Implikationen / Empfehlungen

## RAPP — Responsible Academic Performance Prediction<sup>1</sup>

“ein sozialverträglicher Ansatz zur Entwicklung und Einführung studentischer Leistungsprognose an einer Deutschen Hochschule“

- ⇒ individuelle Leistungsvorhersagen zur gezielten Unterstützung und Beratung von Studierenden unter Berücksichtigung ethischer Aspekte und studentischer Interessen

Interdisziplinäres Forschungsprojekt: Kooperation zwischen Informatik, Soziologie und Kommunikationswissenschaft

---

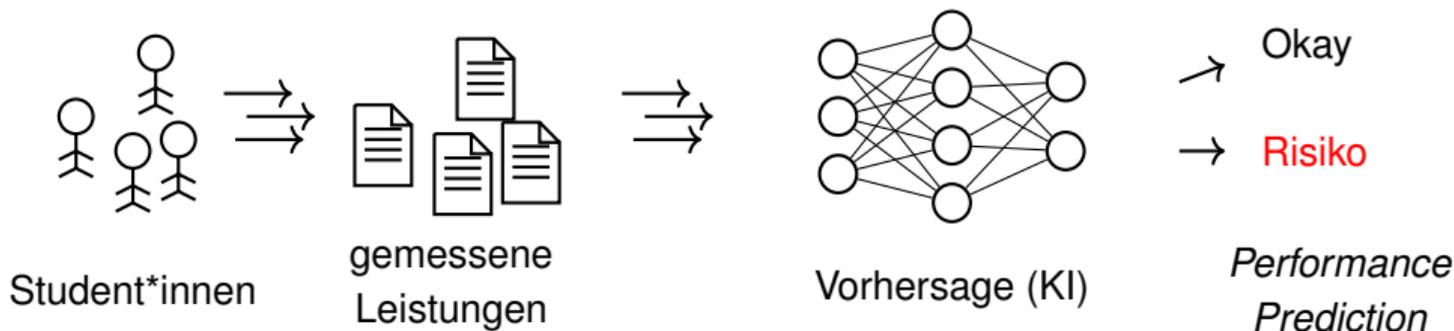
<sup>1</sup>gefördert im BMBF-Programm „Digitale Hochschulbildung — Innovationen in der Hochschulbildung durch Künstliche Intelligenz und Big Data (Schwerpunkt: Ethik & Datenschutz)“; 03/2021–02/2024; <https://rapp.hhu.de>

- Wie kann ein Academic Performance Prediction (APP) System an einer Hochschule eingeführt werden?
  - Wie kann die Leistungsvorhersage diskriminierungsfrei erfolgen?
  - Welche Faktoren beeinflussen die studentischen Leistungen und können Diskriminierung erklären bzw. zur Vorhersage genutzt werden?
  - Wie nehmen Studierende den Einsatz von KI-basierten Verfahren wahr?
- ⇒ sozial verträglicher Einsatz eines KI-Systems zur Vorhersage studentischer Leistungen
- ⇒ Erforschung ethischer Aspekte und deren Wahrnehmung durch die Betroffenen

- prototypische Erprobung eines Vorhersageverfahrens mit interessierten Stellen in der Universität (Studienberatung, International Office, Prorektor für Lehre, Studiendekane, Studierendenvertreter\*innen, Dozierende, ...)
- Entwicklung von Handlungsempfehlungen zur Einführung eines solchen KI-basierten Verfahrens

## 2. Vorhersage studentischer Leistungen

... mittels *maschinellen Lernens*



(zusätzlich weitere personenbezogene Daten einbeziehen)

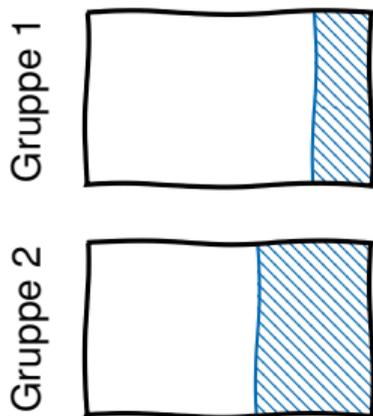
Input	Vorhersage		
	St.Abbruch	MA Zul.	RSZ
ECTS + Prüfungsversuche	0.65	0.63	0.67
Noten + Versuche	0.68	0.67	0.61
ausgewählte Module	0.74	0.62	0.63

*Beispielhafte Trainingsergebnisse für Informatik-Studierende im ersten Fachsemester;  
dargestellt ist jeweils das beste Ergebnis (bei verschiedenen Lernverfahren)*

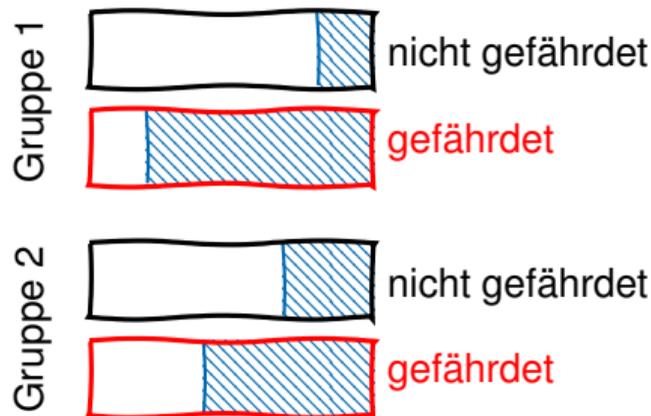
## Diskriminierungspotential bei Vorhersagen

Geschlecht	Nationalität	Anzahl	Abschluss(%)	Durchsch.-note	MA-Zulassung(%)
weiblich	andere	162	12.35	2.78	38.89
weiblich	Deutsch	488	17.21	2.28	62.65
männlich	andere	375	14.66	2.90	25.93
männlich	Deutsch	1982	20.64	2.29	62.41

Statistik für Leistungen von Informatik-Studierenden (für 10/2007–05/2021)



Gleichheit (*equality*): verlangt gleiche Verteilung der Interventionen (▨) zwischen Gruppen.



Verteilungsgerechtigkeit (*equity*): verlangt gleiche Verteilung der Interventionen (▨) zwischen gefährdeten Teilgruppen und nicht gefährdeten Teilgruppen.

⇒ Verschiedene (algorithmische) Sichten auf Interventions-Verteilung

- Integration verschiedener Verfahren des maschinellen Lernens
- Messung statistischer Fairness (mit unterschiedlichen Maßen)
- Entwicklung von Verfahren zur Reduzierung der Diskriminierung in Datensätzen (binär/nichtbinär, eine/mehrere geschützte Variablen)<sup>2</sup>
- Erklärungskomponente für Vorhersagen (auf Basis von Entscheidungsbäumen)
- webbasierte App<sup>3</sup> für Anwender\*innen
- Datenschutzkonzept

<sup>1</sup> Duong, M.K., Dunkelau, J, Cordova, J.A. & Conrad, S.: RAPP: A Responsible Academic Performance Prediction Tool for Decision-Making in Educational Institutes, in Proc. BTW 2023, Gesellschaft für Informatik e.V., 595–606, 2023. DOI 10.18420/BTW2023-29.

<sup>2</sup> Duong, M.K. & Conrad, S.: Towards Fairness and Privacy: A Novel Data Pre-processing Optimization Framework for Non-binary Protected Attributes. AusDM: Australasian Conference on Data Science and Machine Learning, Springer, 105–120, 2023.

<sup>3</sup> <https://github.com/hhu-rapp/rapp-webapp>

- Querschnitts- & Panelstudie mit drei Wellen in den Bachelor-Studiengängen Informatik & Sozialwissenschaften
- Befragung Anfang 2022, Ende 2022 und Ende 2023 → Wiederbefragung bisheriger Teilnehmenden
- Studierende des 1., 3., 5. und 7. Fachsemesters → Studienverläufe präzise nachzuvollziehen
- Verknüpfung Befragungsdaten mit Prüfungsdaten der Universität
  - Daten zu besuchten Veranstaltungen, Veranstaltungsart, Anzahl gesammelter ECTS, Note der Prüfung, Prüfungsrücktritte

- Qualitative Vorstudie zu relevanten Erfolgsprädiktoren  $\rightsquigarrow$  Items zur Studieneinstiegsselbstwirksamkeit, Zielorientierung, Zufriedenheit im Studium, geplantes Masterstudium
- zwei Teile im Fragebogen:
  - zeitlich stabil, werden nur einmal erhoben (z.B. Bildung der Eltern, Note der Hochschulzugangsberechtigung, Einelternhaushalt)
  - mögliche Veränderung im Laufe der Zeit (z. B. Abbruchsintention, Wohnsituation, akademische Passung)
- Bewerbung der Befragung in Pflichtvorlesungen, Nachricht im Forum entsprechender Veranstaltungen, Nachricht im Studierendenportal, E-Mail an zuvor Befragte, Incentivierung durch Verlosung

- Zwei Monate im Feld, Erinnerungen per Mail
- Items im Fragebogen: Soziale Integration<sup>1</sup>, Akademische Passung<sup>2</sup>, Allgemeine Selbstwirksamkeit<sup>3</sup>, Efficacy<sup>4</sup>, die BIG 5<sup>5</sup>, Selbstreflexivität<sup>6</sup>, Studienfachabbruchsentention<sup>7</sup>, Note der Hochschulzugangsberechtigung, Besuch eines Gymnasiums, Bildung der Eltern, Kulturkapital im Elternhaus<sup>8</sup>, Aufwachsen in einem Einelternhaushalt, Nutzung universitärer Angebote (O-Tutorium, Mentoring)

<sup>1</sup> Dahm & Lauterbach, 2016, <sup>2</sup> Weber et al. 2018, <sup>3</sup> Beierlein et al. 2014, <sup>4</sup> Kovaleva et al. 2014, <sup>5</sup> Rammstedt et al., 2014, <sup>6</sup> Knispel et al. 2021, <sup>7</sup> Blüthmann et al. 2011, <sup>8</sup> Sieben & Lechner 2019

- Operationalisierung Studienerfolg über die gesammelten ECTS (im Studienverlauf) & durchschnittliche Note
- Lineare Regressionen zur Bestimmung relevanter Einflussfaktoren
- Geschützte Merkmale haben **keinen** direkten, signifikanten Einfluss auf den Studienerfolg → Integrierung dieser in KI-Modellen nicht notwendig
- Effekte für den Besuch eines Gymnasiums, Bildung der Eltern und Aufwachsen in einem Einelternhaushalt
- Indirekt können Faktoren wie Ort der HZB oder Note der HZB durch soziale Ungleichheit beeinflusst sein → Wahrscheinlichkeit ein Gymnasium zu besuchen ist deutlich höher, wenn Eltern auch ein Gymnasium besucht haben (Hovestadt & Eggers, 2007)

- Relevante Faktoren für die Vorhersage des Studienerfolgs:
  - Leistungsindikatoren, die durch das Prüfungsamt bezogen werden können
  - Abbruchsintention
  - die Teilnahme an Orientierungstutorien
  - vorherige schulische Leistungen
  - Besuch eines Gymnasiums

AV: durchschnittliche ECTS pro Semester	B	Std. Fehler	B	Std. Fehler	B	Std. Fehler
Konstante	6,337	5,635	12,744	13,620	5,697	14,389
Geschlecht (Ref. Männlich)	-0,634	1,569	-0,301	1,661	-0,654	1,751
Alter	0,377 *	0,185	0,281	0,187	0,348 +	0,187
HZB Gymnasium (Ref. Alle anderen)	5,328 **	1,815	3,703 +	1,882	4,210 *	1,908
HZB Note	-0,337 *	0,134	-0,280 *	0,141	-0,201	0,142
Bildung Eltern (ISCED, z-standardisiert)	1,380 +	0,763	1,128	0,790	1,228	0,794
Sprache deutsch (Ref. Alle anderen)	-0,951	1,905	-0,711	2,044	-1,225	2,029
Einelternhaushalt (Ref. Ja)	3,025 +	1,805	4,060 *	1,834	4,074 *	1,871
prekäre ökonomische Situation	1,028	1,233	0,976	1,239	0,711	1,250
Soziale Integration			-0,021	1,169	-0,061	1,180
Akademische Passung			-0,992	1,657	-0,616	1,649
Allgemeine Selbstwirksamkeit			1,833	1,338	-2,132	1,373
Efficacy			0,430	1,347	0,615	1,436
Abbruchsintention			-0,790 +	0,411	-0,691 +	0,415
Besuch O-Tutorium (Ref. Nein)			2,282	1,737	1,606	1,756
Selbstreflexivität			1,363	2,157	1,215	2,154
Studieneinstiegsselbstwirksamkeit			0,296	1,887	0,592	1,991
soziales Netzwerk			-0,181	0,554	-0,281	0,557
studentisches Engagement			-0,935	0,750	-0,880	0,771
Big 5 Extraversion					0,384	0,975
Big 5 Neurozentrismus					1,208	0,879
Big 5 Offenheit					-2,201 *	0,893
Big 5 Gewissen					1,119	1,093
Big 5 Verträglichkeit					0,846	1,006
n	173		173		173	
Adjusted R <sup>2</sup>	0,109		0,126		0,151	

Anmerkung: + p < 0,1; \* p < 0,05; \*\* p < 0,01; \*\*\* p < 0,001; OLS Regression; p-Werte berechnet auf Basis des T-Tests

AV: durchschnittliche Note	B	Std. Fehler	B	Std. Fehler	B	Std. Fehler
Konstante	3,151***	0,487	3,646 **	1,185	3,496 **	1,256
Geschlecht (Ref. Männlich)	0,094	0,136	0,023	0,144	0,012	0,154
Alter	-0,044**	0,016	-0,036*	0,016	-0,040*	0,016
HZB Gymnasium (Ref. Alle anderen)	-0,620***	0,162	-0,513**	0,166	-0,594**	0,171
HZB Note	0,082***	0,012	0,076***	0,012	0,070***	0,013
Bildung Eltern (ISCED, z-standardisiert)	-0,015	0,067	0,041	0,069	0,033	0,070
Sprache deutsch (Ref. Alle anderen)	-0,081	0,168	-0,062	0,179	-0,027	0,181
Einelterhaushalt (Ref. Ja)	-0,263	0,159	-0,358*	0,163	-0,357*	0,167
prekäre ökonomische Situation	0,083	0,109	0,072	0,109	0,063	0,112
Soziale Integration			0,016	0,105	0,062	0,107
Akademische Passung			-0,032	0,146	-0,046	0,147
Allgemeine Selbstwirksamkeit			0,121	0,116	0,115	0,121
Efficacy			-0,124	0,117	-0,145	0,127
Abbruchsintention			0,036	0,036	0,021	0,037
Besuch O-Tutorium (Ref. Nein)			-0,362*	0,153	-0,286+	0,156
Selbstreflexivität			0,019	0,187	0,005	0,188
Studieneinstiegsselfwirksamkeit			-0,178	0,167	-0,140	0,178
soziales Netzwerk			0,066	0,050	0,068	0,050
studentisches Engagement			0,051	0,064	0,019	0,067
Big 5 Extraversion					0,033	0,088
Big 5 Neurozentrismus					0,022	0,076
Big 5 Offenheit					0,134+	0,079
Big 5 Gewissen					-0,152	0,094
Big 5 Verträglichkeit					0,034	0,090
n	162		162		162	
Adjusted R <sup>2</sup>	0,317		0,338		0,346	

*Anmerkung: + p < 0,1; \* p < 0,05; \*\* p < 0,01; \*\*\* p < 0,001; OLS Regression; p-Werte berechnet auf Basis des T-Tests*

# 4. Schadenswahrnehmung von Studierenden

... gegenüber APP

## Technische Dimension

- Inputebene
  - Temporalität der Datenpunkte
  - Nichtberücksichtigung von Lebensumständen
- Outputebene
  - Falsche Voraussagen

## Soziale Dimension

- Individualebene
  - Psychische Schäden: z. B. Demotivation, psychischer (Leistungs- & Erwartungs-) Druck, negative Emotionen
- Gesellschaftliche Ebene
  - Unfaire Behandlung, Verlust von Möglichkeiten
  - Heteronomie und Fremdbestimmtheit: z. B. Quantifizierung von Leistung, Vereinheitlichung

---

<sup>1</sup>(Ausgewählte) Ergebnisse einer qualitativen Inhaltsanalyse der offenen Antworten von n = 1.467 deutschen Studierenden auf die Frage „Wenn Sie einmal an mögliche Schäden der KI-basierten Leistungsvorhersage denken: Welche ganz konkreten Schäden oder negativen Konsequenzen fallen Ihnen im Zusammenhang mit der Leistungsvorhersage ein?“

## ... der Verteilung von Fördermaßnahmen auf Basis von APP

	KI-basierte Leistungsprognose (ADM)			Menschliche Leistungsprognose (HDM)			Mittelwertunterschiede zw. ADM & HDM		
	B	SD	95% KI	B	SD	95% KI	Δ MW	p	Cohen's d
Equality	3.26	0.05	[3.15, 3.37]	3.31	0.05	[3.20, 3.41]	-0.05	0.541	0.01
Equity	2.72	0.06	[2.61, 2.84]	2.69	0.06	[2.58, 2.80]	0.03	0.685	0.00
Need	2.88	0.05	[2.78, 2.98]	2.82	0.06	[2.71, 2.93]	0.06	0.464	-0.04

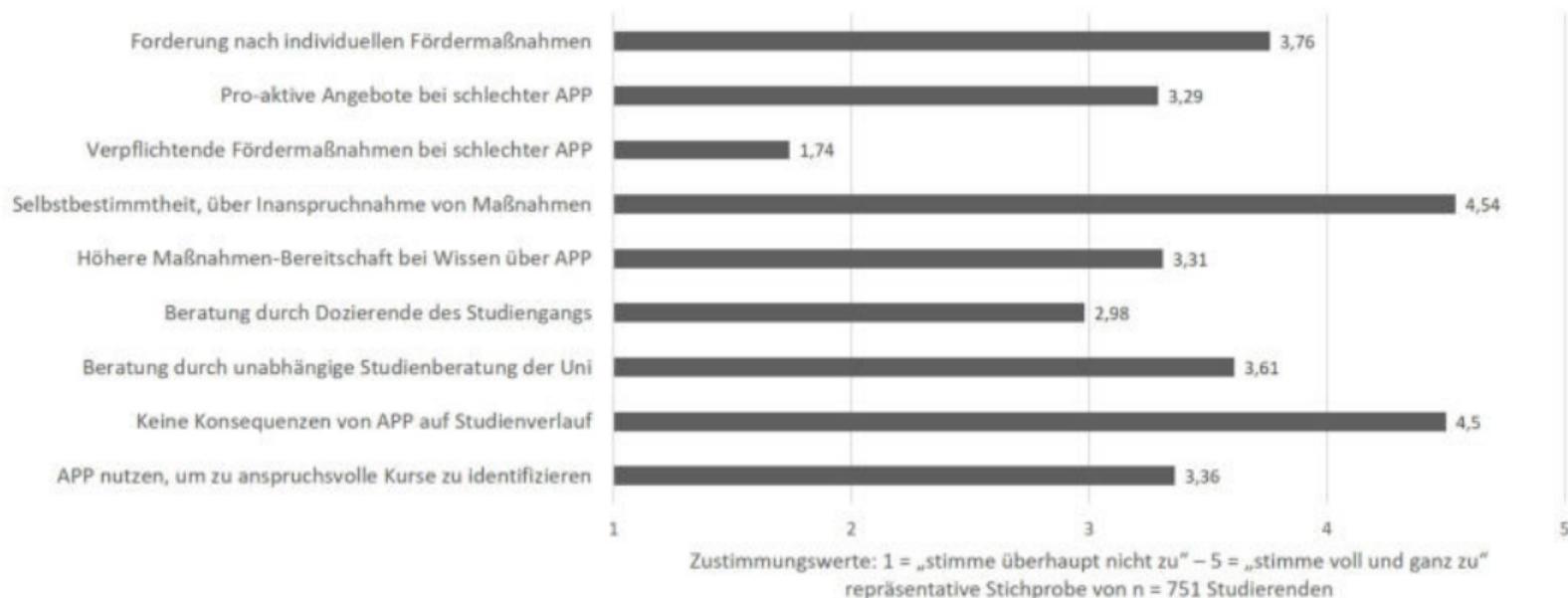
### Mittelwertunterschiede zw. Verteilungsnormen

	Δ MW	p	Cohen's d	Δ MW	p	Cohen's d
Equality vs. Equity	0.54	0.000	0.64	0.62	0.000	0.79
Equality vs. Need	0.38	0.000	0.48	0.48	0.000	0.57
Equity vs. Need	-0.16	0,044	-0.19	-0.13	0.087	-0.30

Lünich, M., Keller, B. & Marcinkowski, F. (2023). Fairness of Academic Performance Prediction for the Distribution of Support Measures for Students: Differences in Perceived Fairness of Distributive Justice Norms. *Technology, Knowledge and Learning*, 1–29. <https://doi.org/10.1007/s10758-023-09698-y>

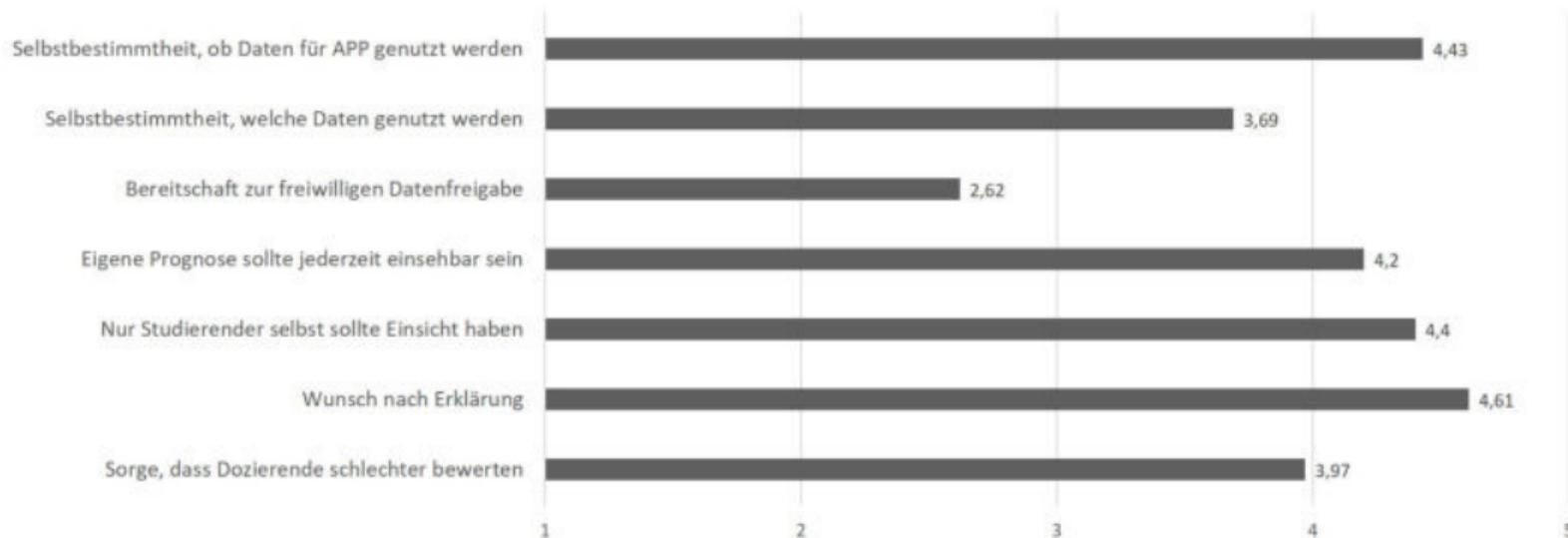
## ... von Studierenden gegenüber APP (I)

Zustimmung zum Umgang mit Fördermaßnahmen



## ... von Studierenden gegenüber APP (II)

Zustimmung zur Selbstbestimmtheit der Datenfreigabe und Transparenzansprüchen



Zustimmungswerte: 1 = „stimme überhaupt nicht zu“ – 5 = „stimme voll und ganz zu“  
repräsentative Stichprobe von n = 751 Studierenden

## ... von Studierenden gegenüber APP (III)



## Verhaltensintentionen der Studierenden

„Stellen Sie sich vor, die Hochschule, an der Sie derzeit eingeschrieben sind, führt ein KI-basiertes Verfahren zur Leistungsvorhersage für Studierende ein.“



### Reputation

M = 2.65  
(SD = 0.97)



### Protest- bereitschaft

M = 2.97  
(SD = 1.26)



### Ausstiegs- bereitschaft

M = 3.00  
(SD = 1.11)

## Studierende ...

- stehen APP tendenziell kritisch gegenüber und sehen viele potentielle Schäden,
- fordern die Gleichbehandlung aller Studierenden (unabhängig ihrer Leistungsprognose),
- fordern, dass Leistungsprognose kein Ausschlusskriterium sein darf, aber zur gezielten Ansprache bedürftiger Studierender genutzt werden kann.
- legen hohen Wert auf persönliche Autonomie.

## 5. Implikationen / Empfehlungen

### ... für eine Einführung eines APP-Systems

- **Bedenken** der Studierenden müssen bei einer sozialverantwortlichen KI-Implementierung **in den Mittelpunkt** gestellt werden
- Hochschulverantwortliche tragen Verantwortung für **Transparenz**
- **Unabhängige** Kontroll- & **Beratungsinstanzen** erforderlich
- Fortlaufende **Evaluation** unter Berücksichtigung studentischer Wahrnehmungen

- Beierlein, C., Kovaleva, A., Kemper, C. J. & Rammstedt, B. (2014). Allgemeine Selbstwirksamkeit Kurzsкала (ASKU). In Zusammenstellung sozialwissenschaftlicher Items und Skalen (ZIS) (Vol. 10).
- Blüthmann, I., Thiel, F. & Wolfgramm, C. (2011). Abbruchtendenzen in den Bachelorstudiengängen. Individuelle Schwierigkeiten oder mangelhafte Studienbedingungen? (Vol. 20, No. 1, pp. 110-126).
- Dahm, G. & Lauterbach, O. (2016). Measuring students' social and academic integration—Assessment of the operationalization in the National Educational Panel Study. In *Methodological issues of longitudinal surveys: The example of the National Educational Panel Study* (pp. 313-329). Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden.
- Duong, M.K. & Conrad, S.: Towards Fairness and Privacy: A Novel Data Pre-processing Optimization Framework for Non-binary Protected Attributes. *Australasian Conference on Data Science and Machine Learning*, Springer, 105–120, 2023.
- Duong, M.K., Dunkelau, J, Cordova, J.A. & Conrad, S.: RAPP: A Responsible Academic Performance Prediction Tool for Decision-Making in Educational Institutes, in *Proc. BTW 2023, Gesellschaft für Informatik e.V.*, 595–606, 2023. DOI 10.18420/BTW2023-29.
- Hovestadt, G. & Eggers, N. (2007). Soziale Ungleichheit in der allgemein bildenden Schule. Ein Überblick über den Stand der empirischen Forschung unter Berücksichtigung berufsbildender Wege zur Hochschulreife und der Übergänge zur Hochschule. Im Auftrag der Hans Böckler Stiftung, Rheine.
- Knispel, J., Wittneben, L., Slavchova, V. & Arling, V. (2021). Skala zur Messung der beruflichen Selbstwirksamkeitserwartung (BSW-5-Rev). Zusammenstellung sozialwissenschaftlicher Items und Skalen (ZIS). <https://doi.org/10.6102/zis303>.
- Kovaleva, A., Beierlein, C., Kemper, C. J. & Rammstedt, B. (2014). Internale-Externale-Kontrollüberzeugung-4 (IE-4). Zusammenstellung sozialwissenschaftlicher Items und Skalen (ZIS). <https://doi.org/10.6102/zis184>
- Rammstedt, B., Kemper, C. J., Klein, M. C., Beierlein, C. & Kovaleva, A. (2014). Big Five Inventory (BFI-10). Zusammenstellung sozialwissenschaftlicher Items und Skalen (ZIS). <https://doi.org/10.6102/zis76>
- Sieben, S. & Lechner, C. M. (2019). Measuring cultural capital through the number of books in the household. *Measurement Instruments for the Social Sciences*, 1(1), 1-6.
- Weber, A., Daniel, A., Becker, K. & Bornkessel, P. (2018). Proximale Prädiktoren objektiver wie subjektiver Studienerfolgsindikatoren. Erfolg im Studium. Konzeptionen, Befunde und Desiderate, 59-107.