

Woran denken Sie, wenn Sie ‚Informatik‘ hören?

Können Wortassoziationen einen Einblick in die motivationale Haltung von Studierenden geben, und sind Large Language Models für die Auswertung geeignet?

Doerthe Vieten¹ und Jörn Hees²

Abstract: Motivation, Zugehörigkeit zum eigenen Studiengang und Studienzufriedenheit sind gut untersuchte Indikatoren für Studienerfolg, zu deren Erhebung zahlreiche psychologische Inventare existieren. Möchte man sich jedoch zu Beginn einer Lehrveranstaltung direkt einen Überblick über die motivationalen Einstellungen der anwesenden Studierenden verschaffen, stellt eine klassische Befragung einen nicht unerheblichen Zeitfaktor dar. Der vorliegende Beitrag untersucht, inwiefern implizite Einstellungen von Studierenden zu studiumsrelevanten Begriffen mit etablierten Indikatoren für akademischen Erfolg wie Motivation oder Selbstwirksamkeitserleben in Verbindung stehen, und ob sich Large Language Models (LLM) für die Bestimmung von Sentimentscores eignen. Implizite Einstellungen wurden operationalisiert über Wortassoziationen, die Zuordnung von Sentiment-Scores erfolgte mittels eines LLMs (DeepSeek R1 Distill Llama 70B). Basierend auf einer anonymen Erhebung mit 157 Teilnehmenden zeigte sich, dass positive Assoziationen zu Wissenschaft, Studieninstitut und Studienfach signifikant mit Fähigkeitszuwachsmotivation und inhaltlicher Studienzufriedenheit korrelierten. Insbesondere korrelierten positive Assoziationen zum Studienfach mit Stolz auf die eigene Fachzugehörigkeit und inhaltlicher Studienzufriedenheit. Insgesamt stellt sich der Einsatz von LLM als vielversprechender Ansatz zur Auswertung von Valenzen in studienrelevanten Assoziationen dar.

Keywords: Assoziationen, Studierendenmotivation, Selbstwirksamkeit, implizite Einstellungen.

1 Einleitung

In der Hochschulforschung sind empirische Erhebungen und diagnostische Verfahren fest verankert und spielen eine zentrale Rolle in der Evaluation und dem Qualitätsmanagement [BD22]. Darüber hinaus können die Ergebnisse solcher Erhebungen auch informell Studierenden wertvolle Impulse zur Selbststeuerung bieten, indem sie ihnen helfen, ihre eigenen Herausforderungen und Potenziale besser zu verstehen und ihre Einstellungen oder ihr Studierverhalten anzupassen [WB94]. Die vorliegende Arbeit geht der Frage nach, inwiefern implizite Einstellungen zu studiumsrelevanten Begriffen mit motivationalen Indizes und akademischen Leistungsindikatoren korrelieren. Implizite Einstellungen werden operationalisiert über Sentimentscores. Hier stellt sich weiterhin die Frage, inwiefern Large Language Models (LLM) geeignet sind, diese zu bestimmen.

¹ HS Bonn-Rhein-Sieg, FB Informatik, Grantham-Allee 20, 53757 Sankt Augustin, doerthe.vieten@h-brs.de

² HS Bonn-Rhein-Sieg, FB Informatik, Grantham-Allee 20, 53757 Sankt Augustin, joern.hees@h-brs.de

2 Theoretische Anbindung

Innerhalb des theoretischen Rahmens des Reflektiv-Impulsiv Modells von Strack und Deutsch [SD04] zeichnen sich implizite Einstellungen dadurch aus, dass sie auf assoziativen Strukturen basieren. Freie Assoziationen haben sich in einzelnen Studien als zeitlich stabile und trennscharfe Indikatoren für implizite Einstellungen erwiesen [SA13]. Gegenüber konventionellen Verfahren bieten sie die Vorteile einfacherer Handhabung und der Freiheit von perspektivischem Bias durch vorformulierte Items [AMW25]. Sentimentanalyse umfasst eine Reihe von Verfahren zur Bestimmung der emotionalen Aufladung von Textinformationen. Wörterbuchbasierte Ansätze weisen einzelnen Worten numerische Valenzwerte zu, häufig zwischen -1 (negativ) und 1 (positiv). Problematisch zeigen sich zusammengesetzte Texte oder im Wörterbuch nicht vorhandene Begriffe. Hier bietet sich der Einsatz von LLM als gut untersuchter Anwendungsfall an [ZW24].

3 Methodik: Operationalisierung und Auswertung

In der ersten Semesterwoche wurde unter den Anwesenden der Lehrveranstaltung Statistik (Bachelor Informatik, 3. Semester, Hochschule Bonn-Rhein-Sieg) eine freiwillige und anonyme online-Erhebung durchgeführt. Erhoben wurden Wortassoziationen zu den Worten „Wissenschaft“, Studieninstitut und „Informatik“, weiterhin Leistungsindizes in Form von Vornoten sowie demographische Indikatoren. Die Auswertung erfolgte in R [RCT23], fehlende Angaben im Bereich der psychometrischen Skalen wurden über MissForrest [SB12] imputiert und die Assoziationen im Hinblick auf Namens- und Ortsnennung anonymisiert. Studienzufriedenheit wurde operationalisiert durch den *Kurzfragebogen zur Erfassung der Studienzufriedenheit* (FB-SZ-K) [WHS18] (Facetten: Zufriedenheit mit Studieninhalten und Zufriedenheit mit den Studienbedingungen). Als weiterer Indikator wurde die Kurzskala *Zugehörigkeit zum eigenen Studiengang* (ZeS) [Ba22] verwendet. Leistungsmotivation wurde operationalisiert durch den *Fragebogen zu Lern- und Leistungsmotivation im Studium* (LLMS) [Su14]. Zur Operationalisierung von Selbstwirksamkeitsüberzeugungen kamen auch für den Kontext dieser Fragestellung passende Facetten der *Skala zur Erfassung der Studieneinstiegsselbstwirksamkeit* (SESW) [Pe20] zum Einsatz (Facetten Motivation und Kognition sowie Kognitive Herausforderungen). Zur Sentimentanalyse wurde Chat-AI/GWDG [Do24] mit dem Modell DeepSeek R1 Distill Llama 70B als Reasoning-Modell in den Standardeinstellungen verwendet. Der verwendete Prompt bezog sich auf die um Namens- und Ortsnennungen bereinigten Assoziationen zu einem Stimulus-Begriff, die zugehörige Anweisung lautete: „Erstelle zu der folgenden Liste für jede Zeile einen Sentimentscore, der die emotionale Valenz in einem Bereich zwischen -1 und 1 widerspiegelt“, gefolgt von der Assoziationsliste. Zum Abgleich mit einer klassischen Wörterbuchanalyse wurde SentiWS [RQH10] in der Version 2.0 verwendet, dadurch konnten jedoch nur zu 27 (5,7 %) der Assoziationen Sentimentscores identifiziert werden. Sowohl Reasoning als auch Sentimentscores des LLMs wurden daher manuell auf Sinnhaftigkeit überprüft.

4 Ergebnisse

157 der anwesenden Studierenden nahmen an der Umfrage teil, davon 20 % weiblich, 54 % männlich, 26 % ohne Angabe. Der Teilnehmerinnenanteil von 20 % spiegelt den Gesamtanteil weiblicher Studierender im Studiengang Informatik in Deutschland wider [St24]. Das Alter der Teilnehmenden lag zwischen 18 und 38 ($M = 5.53$, $SD = 3.61$) Jahren, der angegebene Semesterbereich zwischen 1 und 8 ($M = 2.42$, $SD = 1.17$) Fachsemestern. Zum Stimuluswort „Wissenschaft“ wurden 134 Assoziationen angegeben, zum Studieninstitut 141 und zu „Informatik“ 140 Assoziationen. Um diese vollständig auswerten zu können, wurden fehlende Werte (16.4 %) im Bereich der psychometrischen Skalen mittels Imputation über MissForrest [SB12] geschätzt. Berechnet wurden Pearsons Produkt-Moment-Korrelationen der Sentimentscores mit den erhobenen Merkmals-Facetten (siehe Tabellen 1 und 2). Vornoten erzielten teilweise signifikanten Einfluss. Zwischen Vornote in Programmieren (2. Semester) und Sentimenten zu „Wissenschaft“ sowie [Studieninstitut] betragen die Korrelationen $r = -0.238$, $p = 0.006$ sowie $r = -0.183$, $p = 0.030$, zwischen Vornote Mathematik (1. Semester) und „Wissenschaft“ $r = -0.182$, $p = 0.035$. Weitere Korrelationen werden nicht signifikant.

	„Wissenschaft“	Studieninstitut	„Informatik“
Studiensemester	-0.035	0.054	-0.127
Alter	-0.058	-0.070	-0.089
Geschlecht	-0.049	-0.004	0.077
Vornote Programmieren (1. Sem.)	-0.019	-0.039	0.121
Vornote Programmieren (2. Sem.)	-0.238 **	-0.183 *	-0.026
Vornote Mathematik (1. Sem.)	-0.182 *	-0.017	0.043
Vornote Mathematik (2. Sem.)	-0.123	0.004	-0.102

Signifikanzniveau * $p < 0.05$ ** $p < 0.01$ *** $p < 0.001$; Notenbereich: 1 (sehr gut) bis 5 (mangelhaft)

Tab. 1: Korrelationen zwischen Assoziationssentimenten und demographischen Angaben bzw. Vornoten

Merkmal	Facette	„Wissenschaft“	Studieninstitut	„Informatik“
Studien-zufriedenheit	Inhaltlich	0.129	0.109	0.292 ***
	Äußere Bedingungen	-0.066	-0.143	0.019
Fach-zugehörigkeit	Stolz	0.114	0.168 *	0.217 *
	Wohlbefinden	0.151	-0.061	0.158 (+)
Lern- und Leistungs-motivation	Fähigkeitszuwachs	0.214 *	0.203 *	0.204 *
	Lernen	0.026	-0.009	0.047
	Ergebnisorient.	0.168 (+)	-0.004	0.042
Selbst-wirksamkeit	Herausforderung	0.091	0.114	0.129
	Motivation u. Kognition	0.092	0.039	0.079
	Kogn. Herausforderung	0.140	0.027	0.088

Signifikanzniveau * $p < 0.05$ ** $p < 0.01$ *** $p < 0.001$; zusätzlich (+) < 0.07

Tab. 2: Korrelationen zwischen Assoziationssentimenten und verwendeten Instrumenten

Höhere Motivation, durch das Studium einen Fähigkeitszuwachs zu erlangen, korreliert signifikant mit positiven Assoziationen zu „Wissenschaft“ ($r = 0.214, p = 0.013$), ebenso mit positiven Assoziationen zum Studieninstitut ($r = 0.203, p = 0.016$) und zum Studienfach ($r = 0.204, p = 0.016$). Stolzbasierter Fachzugehörigkeit korreliert signifikant mit positiven Assoziationen zu Studieninstitut ($r = 0.168, p = 0.047$) und zu Studienfach ($r = 0.217, p = 0.010$). Inhaltliche Studienzufriedenheit korreliert signifikant mit positiven Assoziationen zum Studienfach ($r = 0.292, p < 0.001$). Knapp nicht signifikant werden die Korrelationen zwischen Fachzugehörigkeit, Facette Wohlbefinden und Assoziationen zum Studienfach ($r = 0.158, p = 0.062$) sowie ergebnisorientierte Lern- und Leistungsmotivation mit Assoziationen zu „Wissenschaft“ ($r = 0.168, p = 0.052$).

5 Diskussion und Fazit

Die vorliegende Arbeit baut auf der Überlegung auf, ob Wortassoziationen eingesetzt werden könnten, um Studierenden frühzeitig eigene implizite Einstellungen und deren Einfluss auf studienerefolgsrelevantes Handeln bewusst zu machen und den Nutzen einer Veränderung ungünstiger Einstellungskonfigurationen zu thematisieren [WB94]. Sentimentanalyse hat sich als Verfahren zur Bestimmung quantitativer Valenzwerte etabliert, der vorliegende Beitrag ging der Frage nach, inwieweit LLM sich zur Berechnung von Wortvalenzen eignen, und ob sich dies im Abgleich mit etablierten Indikatoren für studiumsrelevante Einstellungen widerspiegelt. Dabei zeigten sich nach Cohen kleine aber signifikante Korrelationen zu verschiedenen studienrelevanten Merkmalen, insbesondere in Bezug auf Assoziationen zum eigenen Studienfach. Unerwartet erscheinen die negativen Korrelationswerte zwischen Vornoten und Assoziationen zu Wissenschaft (Tabelle 1). Dies lässt sich jedoch auf die Polung der Notenskala zurückzuführen, in der niedrige Zahlenwerte bessere Noten repräsentieren.

Einschränkungen bezüglich der Generalisierbarkeit ergeben sich unter anderem daraus, dass die Erhebung ausschließlich in einer einzelnen Lehrveranstaltung durchgeführt wurde. Zur Erweiterung der Aussagefähigkeit wären weitere Erhebungen im Kontext anderer Lehrveranstaltungen, anderer Studienfächer oder auch anderer Studieninstitute sowie eine größere Stichprobe notwendig. Da verschiedene Transformermodelle je nach Kontext unterschiedlich gut abschneiden [BN24], erscheint eine weiterführende Untersuchung der Eignung bestehender oder eigens für diese Fragestellung entwickelter Modelle sinnvoll. Auf Ebene der verwendeten Wort-Stimuli wäre eine Untersuchung alternativer Stimuli oder anderer Anordnungen notwendig. Genutzt als Intervention bliebe abschließend eine Veränderung in studienrelevanten Einstellungen zu überprüfen.

Insgesamt zeichnen sich Wortassoziationen für Lehrende als effiziente Methode ab, um einen ersten Überblick über die Teilnehmendengruppe zu erhalten. Den Blick auf implizite Einstellungen als potentiell studienerefolgsrelevanten Aspekt zu lenken kann die Reflexion Studierender fördern [WB94]. Abschließend erscheinen LLM geeignet, Assoziationen quantitative Valenzwerte zuzuordnen um so differenzierte Auswertungen zu ermöglichen.

Literaturverzeichnis

- [Ba22] Bahmani, Y.; Gallas, A.; Kreisel, J.; Merforth, H.; Neubauer, E.; Wendelken, A.: Kurzsкала Zugehörigkeit zum eigenen Studiengang (ZeS). Zusammenstellung sozialwissenschaftlicher Items und Skalen (ZIS), 2022
- [BN24] Bashiri, H.; Naderi, H.: Comprehensive review and comparative analysis of transformer models in sentiment analysis. *Knowledge and Information Systems*, 66(12), 7305–7361, 2024
- [BD22] Brandt, G.; De Vogel, S. (Hrsg.): *Survey-Methoden in der Hochschulforschung*. Springer Fachmedien Wiesbaden, 2022
- [Do24] Doosthosseini, A.; Decker, J.; Nolte, H.; Kunkel, J. M.: Chat AI: A Seamless Slurm-Native Solution for HPC-Based Services, 2024
- [Pe20] Petri, P.: Skala zur Erfassung der Studieneinstiegsselbstwirksamkeit (SESW-Skala), 2020
- [RCT23] R Core Team: *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2023
- [RQH10] R. Remus, U. Quasthoff & G. Heyer: SentiWS - a Publicly Available German-language Resource for Sentiment Analysis. In: *Proceedings of the 7th International Language Resources and Evaluation (LREC'10)*, 2010
- [SZ82] Schlegel, M.; Zeier, H.: Psychophysiologische Aspekte des Assoziationsexperiments und Normdaten zu einer Reizwörterliste. *Analytische Psychologie*, 13(2), 75–92, 1982
- [SA13] Schnabel, K.; Asendorpf, J. B.: Free Associations as A Measure of Stable Implicit Attitudes. *European Journal of Personality*, 27(1), 39–50, 2013
- [SB12] Stekhoven, D. J.; Bühlmann, P.: MissForest—Non-parametric missing value imputation for mixed-type data. *Bioinformatics*, 28(1), 112–118, 2012
- [SD04] Strack, F.; Deutsch, R.: Reflective and Impulsive Determinants of Social Behavior. *Personality and Social Psychology Review*, 8(3), 220–247, 2004
- [St24] Statista Research Department: Studierende im Fach Informatik in Deutschland nach Geschlecht bis 2023/2024, <https://tinyurl.com/muhrdha2>, Zugriff am 09.06.2025
- [Su14] Sudmann, S.; Rath, D.; Forkmann, T.; Scherer, A.; Gauggel, S.: LLMSLern- und Leistungsmotivation im Studium, 2014 (<https://tinyurl.com/psychometrikon>)
- [WB94] Wilson, T. D.; Brekke, N.: Mental contamination and mental correction: Unwanted influences on judgments and evaluations. *Psychological Bulletin*, 116(1), 117–142, 1994
- [WHS18] Westermann, R.; Heise, E.; Spies, K.: FB-SZ-K - Kurzfragebogen zur Erfassung der Studienzufriedenheit, 2018
- [ZW24] Zhao, X.; Wong, C.-W.: Automated measures of sentiment via transformer- and lexicon-based sentiment analysis (TLISA). *Journal of Computational Social Science*, 7(1), 145–170, 2024