

Was kann man **Bewerbenden** zumuten?

Akzeptanz von Algorithmen im Recruiting



Dr. Philipp Karl Seegers

Gründer / Geschäftsführer
candidate select GmbH (CASE)

Research Fellow
Maastricht University, SBE, MILE

Projektleiter
Fair Artificial Intelligence Recruiting (FAIR)
Studienreihe Fachkraft2030



Projekt FAIR

Fair Artificial Intelligence Recruiting

Projektpartner



Assoziierte Projektpartner



SIMON • KUCHER & PARTNERS
Strategy & Marketing Consultants



Gefördert durch

Ministerium für Wirtschaft, Innovation,
Digitalisierung und Energie
des Landes Nordrhein-Westfalen



EFRE.NRW
Investitionen in Wachstum
und Beschäftigung



EUROPÄISCHE UNION
Investition in unsere Zukunft
Europäischer Fonds
für regionale Entwicklung

Möglichkeit zum Deep Dive

Link für einen Deep Dive im Anschluss (bis 16:30) ist im Chat zu finden
(auch via Zoom)

Mögliche Themen für einen Austausch:

- Arbeitsmarktökonomie
- Hochschulbildung
- Eignungsdiagnostik
- Algorithmen im Recruiting
- People Analytics
- Data Science / Statistik

HR diskriminiert im Recruiting

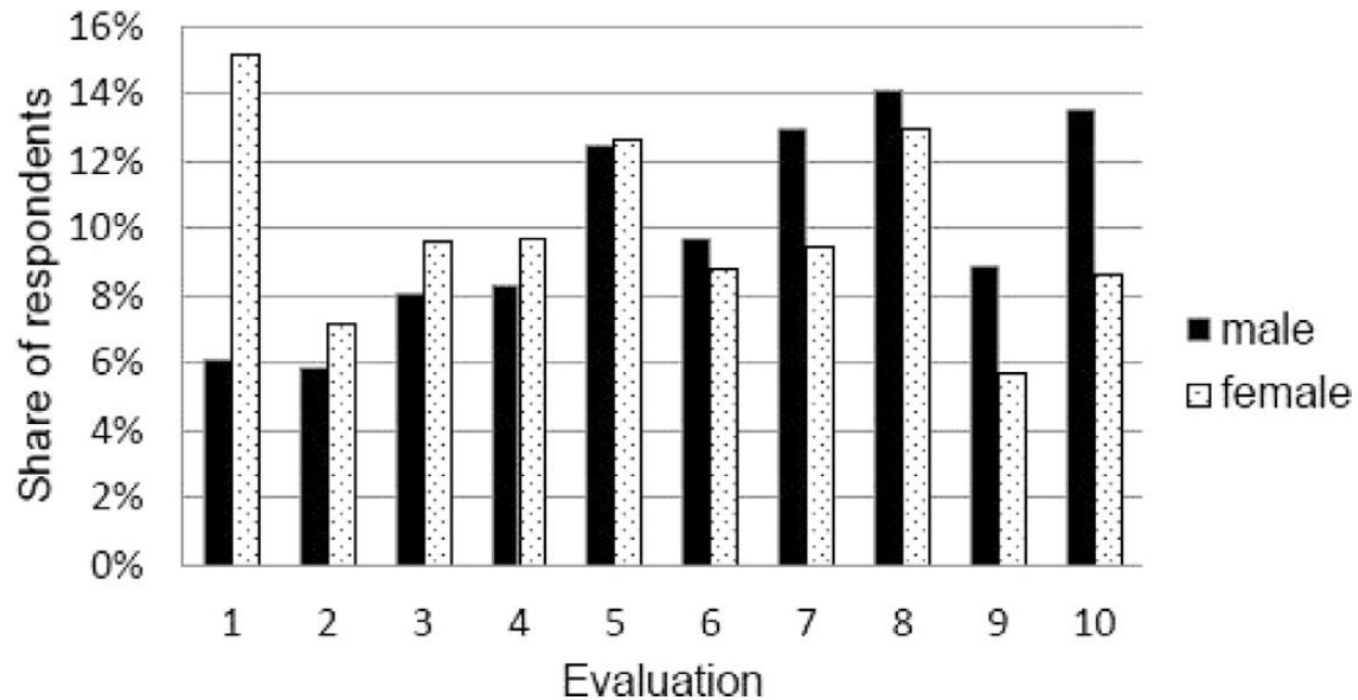


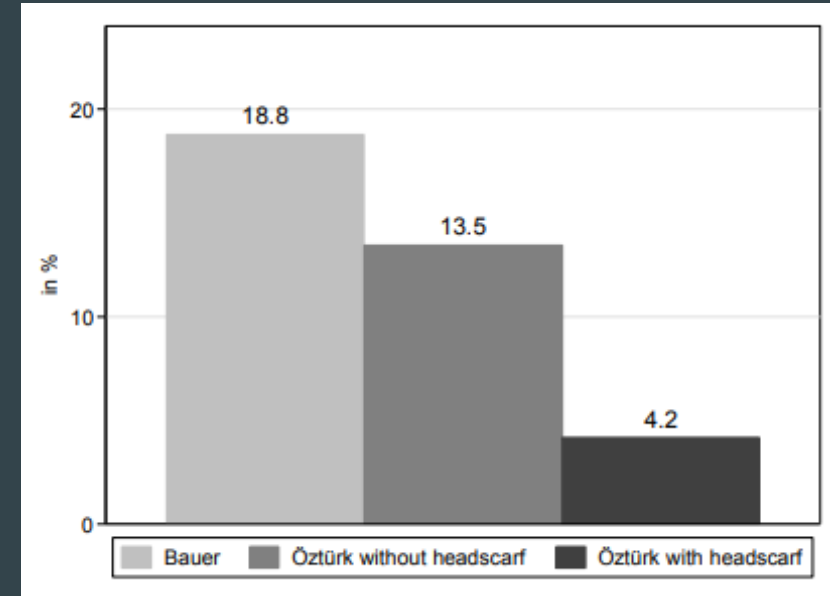
Fig. 1. Evaluation of fictitious applicants by gender. Note: Fraction of each evaluation for male and female applicants. Evaluations could be made on a scale from 1 to 10. The number of observations is 3164.

Kübler, Schmid, Stüber:
Gender discrimination in
hiring across occupations:
a nationally-representative
vignette study,
Labour Economics,
Volume 55, 2018, Pages
215-229

HR diskriminiert im Recruiting



Identischer Lebenslauf mit unterschiedlichen Fotos / Namen



Rückmeldung nach Foto / Namen

HR diskriminiert im Recruiting

- 1) Koopmans, Ruud, Susanne Veit, and Ruta Yemane. "Ethnische Hierarchien in der Bewerberauswahl: Ein Feldexperiment zu den Ursachen von Arbeitsmarktdiskriminierung." No. SP VI 2018-104. WZB Discussion Paper, 2018.
<https://bibliothek.wzb.eu/pdf/2018/vi18-104.pdf>
- 2) Zschirnt, Eva, and Didier Ruedin. "Ethnic discrimination in hiring decisions: a meta-analysis of correspondence tests 1990–2015." *Journal of Ethnic and Migration Studies* 42.7 (2016): 1115-1134.
- 3) Schubert, Antje. "Der Arbeitsmarkterfolg von Migranten der 2. Generation: Keine Anzeichen für Diskriminierung erkennbar." *ifo Dresden berichtet* 23.3 (2016): 12-18.
- 4) Hammermann, Andrea, and Jörg Schmidt. "Diversity Management: Empirische Evidenz zur aktiven Förderung der kulturellen Vielfalt in deutschen Unternehmen." *IW-Trends-Vierteljahresschrift zur empirischen Wirtschaftsforschung* 41.4 (2014): 19-32.
- 5) Krause, Annabelle, Ulf Rinne, and Klaus F. Zimmermann. "Anonymisierte Bewerbungsverfahren." IZA, 2010.
http://legacy.iza.org/en/webcontent/publications/reports/report_pdfs/report_pdfs/iza_report_27.pdf
- 6) Antidiskriminierungsstelle des Bundes 2013:
http://www.antidiskriminierungsstelle.de/SharedDocs/Downloads/DE/publikationen/BT_Bericht/Gemeinsamer_Bericht_zweiter_2013.pdf?__blob=publicationFile
http://www.antidiskriminierungsstelle.de/SharedDocs/Downloads/DE/publikationen/BT_Bericht/Gemeinsamer_Bericht_zweiter_2013.pdf?__blob=publicationFile
- 7) BAMF: Beschäftigung ausländischer Absolventen deutscher Hochschulen (2013)
https://www.bamf.de/SharedDocs/Anlagen/DE/Forschung/Forschungsberichte/Kurzberichte/fb23-hochschulabsolventen-kurzfassung.pdf?__blob=publicationFile&v=12
- 8) Thijssen, Lex, et al. "Discrimination against Turkish minorities in Germany and the Netherlands: field experimental evidence on the effect of diagnostic information on labour market outcomes." *Journal of Ethnic and Migration Studies* (2019): 1-18.
- 9) Lancee, Bram. "Ethnic discrimination in hiring: comparing groups across contexts. Results from a cross-national field experiment." (2019): 1-20.
- 10) Koopmans, Ruud, Susanne Veit, and Ruta Yemane. "Taste or statistics? A correspondence study of ethnic, racial and religious labour market discrimination in Germany." *Ethnic and Racial Studies* 42.16 (2019): 233-252.
- 11) Kaas, Leo und Christian Mangers. "Ethnic Discrimination in Germany's Labour Market: A Field Experiment." 2012
- 12) Heß, Moritz, Christian von Scheve, and Steffen Zittlau. "Ethnische Diskriminierung durch Bundestagsabgeordnete. Ein Feldexperiment." *SozW Soziale Welt* 69.4 (2019): 355-378.
- 13) Anerkennung ausländischer Bildungsabschlüsse:
<https://heimatkunde.boell.de/de/2012/11/18/die-erkennung-auslaendischer-bildungs-und-berufsabschluesse-als-herausforderung-der>
- 14) Weichselbaumer, Doris. "Multiple discrimination against female immigrants wearing headscarves." *ILR Review* (2019): 0019793919875707.
- 15) Hipp, Lena. "Ungleichheiten und Diskriminierung auf dem Arbeitsmarkt." *Aus Politik und Zeitgeschichte* 66.9 (2016): 42-48.
- 16) Weichselbaumer, Doris. "Discrimination against migrant job applicants in Austria: An experimental study." *German Economic Review* 18.2 (2017): 237-265.

Was macht FAIR?

Bildung

Für die Einordnung von Bildungsabschlüssen werden Kontextinformationen zu Notengebung und Selektion benötigt – idealerweise auf Schul-/ Programmebene.

Methodisch erfolgt dies entsprechend der von CASE für die Vergleichbarkeit von Hochschulabschlüssen gewählten Verfahren.

Arbeitserfahrung

Für die Einordnung von Berufserfahrung werden Kontextinformationen zu Stellenbewertung und Gehalt benötigt.

Andere Variablen wie Dauer der Beschäftigung werden durch das Modell optimiert.

Soziale Aktivitäten

Informationen zu sozialen Aktivitäten werden durch das Modell in unstrukturierter Form bewertet.

Falls notwendig können soziale Aktivitäten durch ein automatisches Mapping gruppiert werden um die Analyse zu erleichtern.

Sprach- und IT-Kenntnisse

Die Bewertung von Sprach- und IT-Kenntnissen ist abhängig von der konkreten Stelle. Deshalb können Ausschlüsse anhand von Kenntnissen erfolgen.

Darüber hinaus analysiert das Modell die vorliegenden Kenntnisse und bewertet diese. Falls notwendig werden Kenntnisse vorab gruppiert, um die Analyse zu vereinfachen.

Sophie Pauke

Raderberger Straße 173, 50968 Köln
Phone: +49 (0) 221 99 55 44 63
E-Mail: sophie@candidate-select.de



Bildung

Bonn, Deutschland
September 2013 – August 2015

Universität Bonn – Bonn Graduate School of Economics
M.Sc.: Economics, Notendurchschnitt: 1,4
These: Gender-Wage-Gaps im internationalen Vergleich

Maastricht, Niederlande
September 2010 – August 2013

Maastricht University – School of Business and Economics
B.Sc.: International Business, Notendurchschnitt: 8.4
Major: Business Strategy

Köln, Deutschland
September 2001 – August 2010

Gymnasium Erzbischöfliche Liebfrauenschule Köln
Abitur, Notendurchschnitt: 2,0
Leistungskurse: Geschichte und Mathe

Arbeitserfahrung

Bonn, Deutschland
Seit April 2016

candidate select GmbH (CASE) Data Scientist
Algorithmische Bewertung von akademischen Abschlüssen

Bonn, Deutschland
Januar 2015 – März 2016

Universität Bonn (GSBE) Wissenschaftliche Mitarbeiterin
Arbeitsmarktforschung mit Blick auf Diskriminierung

Köln, Deutschland
August 2012 – Oktober 2015

Studitemps GmbH Intern
Recruiting von Studenten und Marketing

Soziale Aktivitäten

Maastricht, Niederlande
Januar 2011 – Januar 2012

Scope (Studentenvertretung) Präsident
Organisation von Tutorials zur Klausurvorbereitung und Besuchen bei Unternehmen

Köln, Deutschland
Seit Oktober 2008

Sozialdemokratische Partei Deutschland Aktives Mitglied
Unterstützung bei Wahlkämpfen und Organisation von Veranstaltungen

Sprachkenntnisse

Deutsch (Muttersprache), **Englisch** (Verhandlungssicher), **Spanisch** (Fortgeschritten), **Niederländisch** (Basis-Kenntnisse)

IT – Kenntnisse

Microsoft Office (Excel, Outlook, Power Point, Word), **LaTeX**, **Adobe Creative Suite** (Photoshop, Illustrator, After Effects); **Stata**, **EvIEWS**, **Matlab**, **R**; **HTML**, **JavaScript**, **Python**

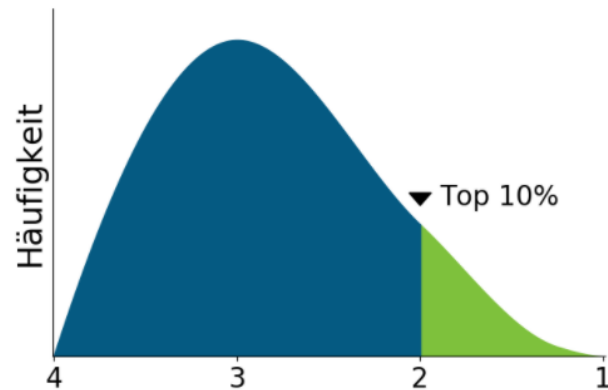
Bewertung von Hochschul-Bildung

Gleiche Note, anderer Kontext

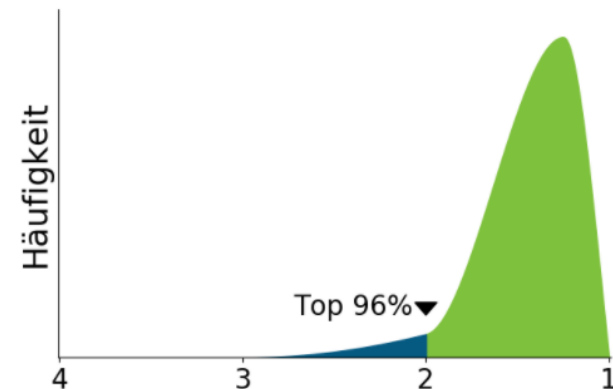
Ausbildungsstätte: TU München
Abschluss: Bachelor
Fach Kategorie: Maschinenbau / Verfahrenstechnik
Abschlussjahr: 2016
Abschlussnote: 2.0
Durchschnittsnote im Studiengang: 2.68

Ausbildungsstätte: U Heidelberg
Abschluss: Master
Fach Kategorie: Psychologie
Abschlussjahr: 2016
Abschlussnote: 2.0
Durchschnittsnote im Studiengang: 1.3

Direkter Notenvergleich



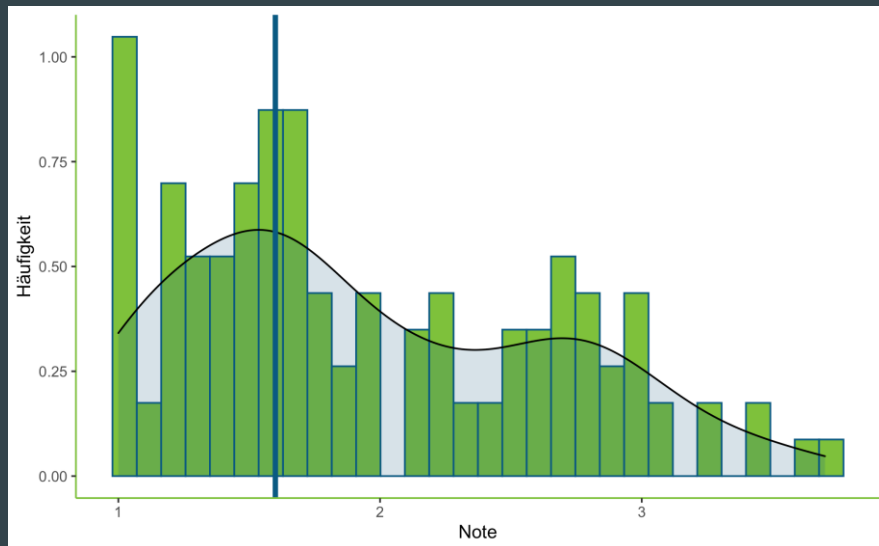
Direkter Notenvergleich



Bewertung von Schul-Bildung

Abitur 1

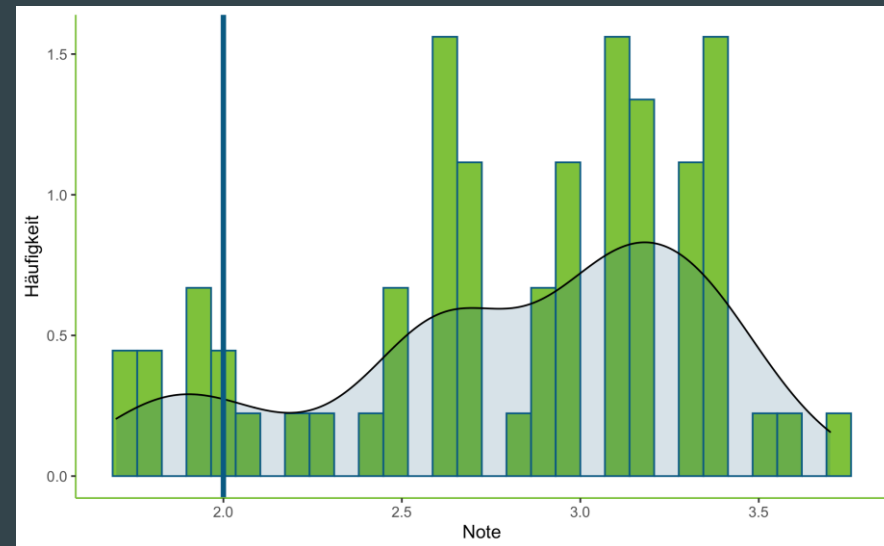
- XXX in Münster | Abitur | Abschlussnote **1,6**



An der XXX in Münster sind **43%** besser.
Die durchschnittliche Note beträgt 1,9.

Abitur 2

- XXX in Essen | Abitur | Abschlussnote **2,0**



An der XXX in Essen sind **8%** besser. Die
durchschnittliche Note beträgt 2,8.

Bewertung von Arbeitserfahrung

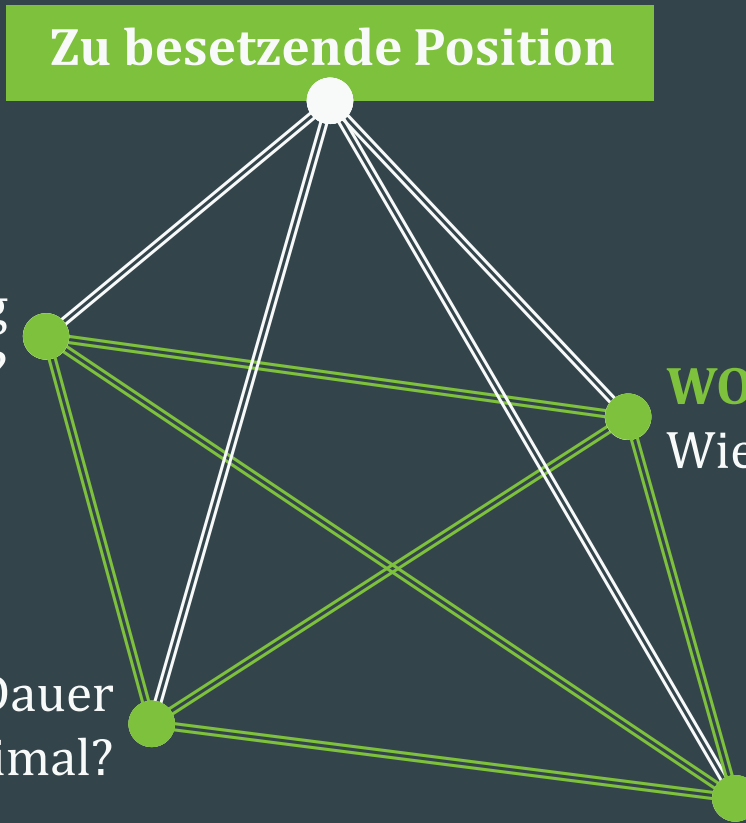
Zu besetzende Position

WAS: Job-Beschreibung
Welche Tätigkeit bereitet optimal vor?

WO: Arbeitgeber
Wie kann man Arbeitgeber ranken?

WANN: Dauer
Welche Beschäftigungsdauer ist optimal?

WIE: Arbeitsleistung?
Wie gut wurde der Job gemacht?



Diskriminierung durch Algorithmen

(1) Identifikation von Gruppen ist möglich

Direkte Identifikation:

Dem Model werden die Eigenschaften mitgeteilt

Indirekte Identifikation:

Das Model kann anhand anderer Kriterien Annahmen über Eigenschaften treffen

(2) Diskriminierung in den Trainingsdaten

Trainingsdaten mit Diskriminierung:

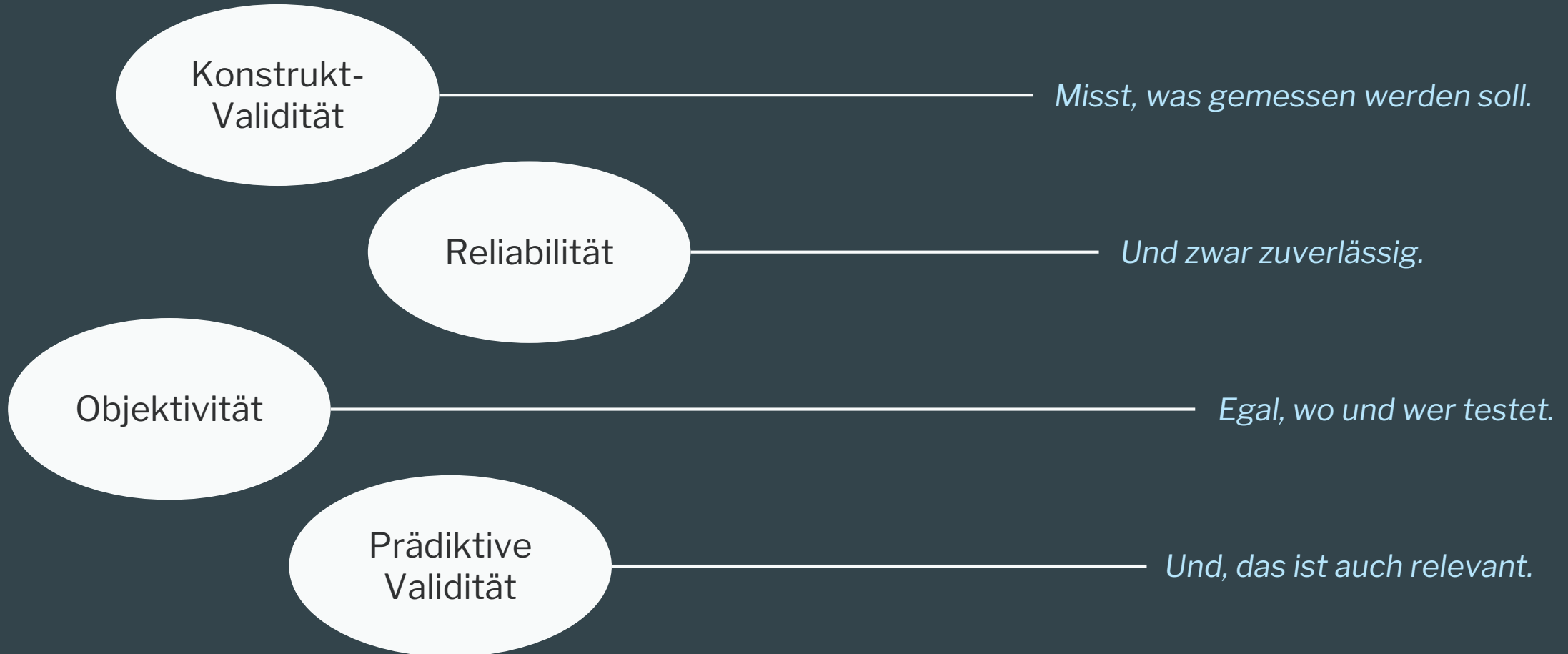
Die meisten Arbeitsmarktdaten wie Gehalt, Beförderungen oder Stellenbewertungen

Bessere Trainingsdaten:

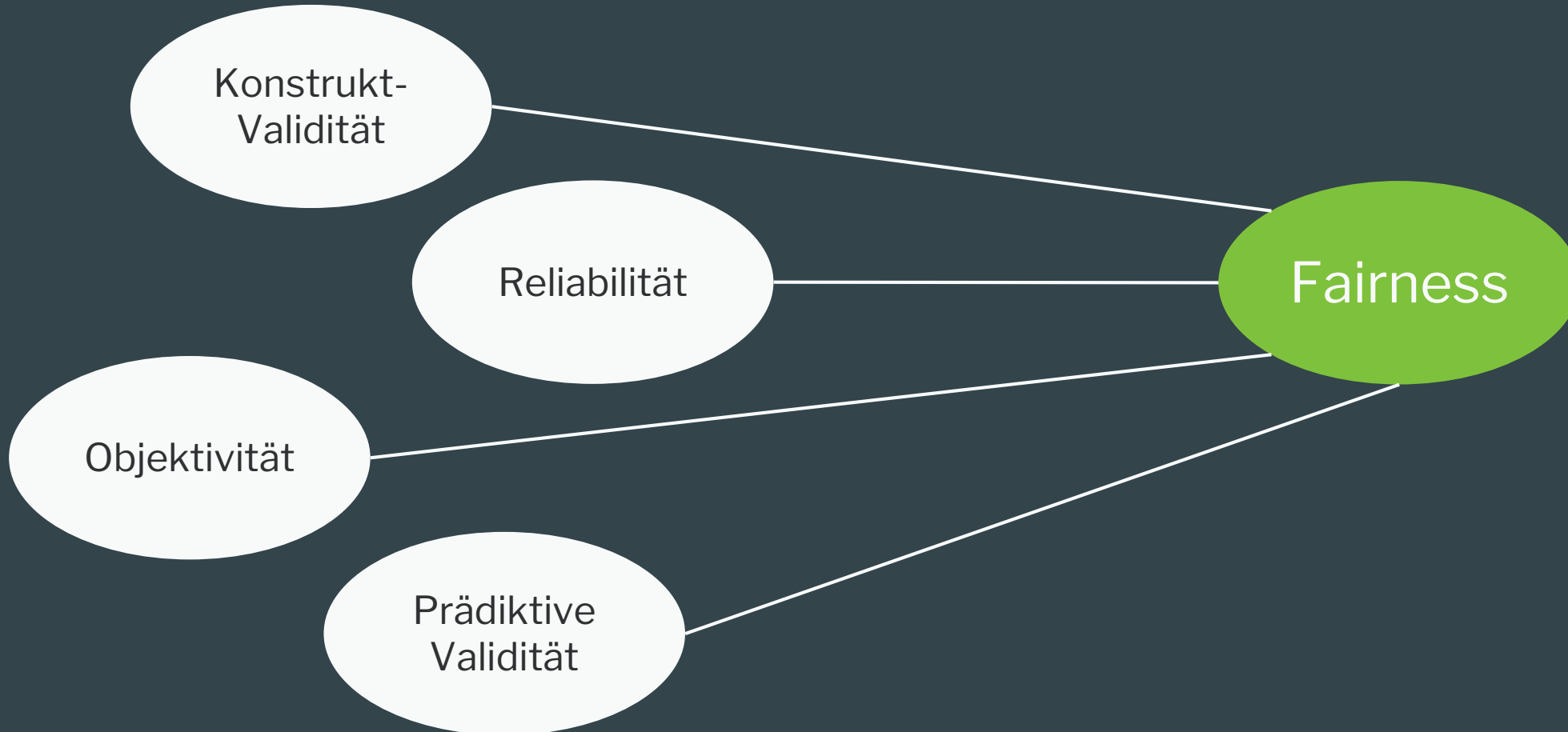
Eignungsdiagnostische Verfahren, aber nur wenn ein eindeutiger Zusammenhang mit Arbeitsleistung besteht!

Trainingsdaten sollten immer hinsichtlich Diskriminierung untersucht und zur Not bereinigt werden!

Gütekriterien der Eignungsdiagnostik



Gütekriterien und Fairness



Kommt drauf an: Beides ist wichtig!

Fair, aber nicht prädiktiv



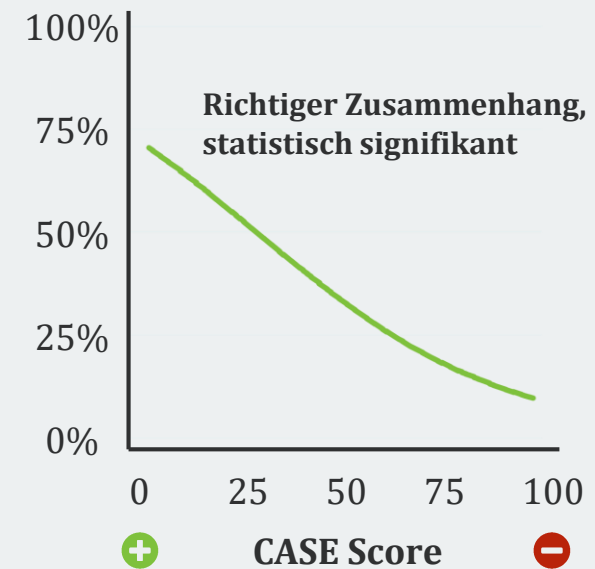
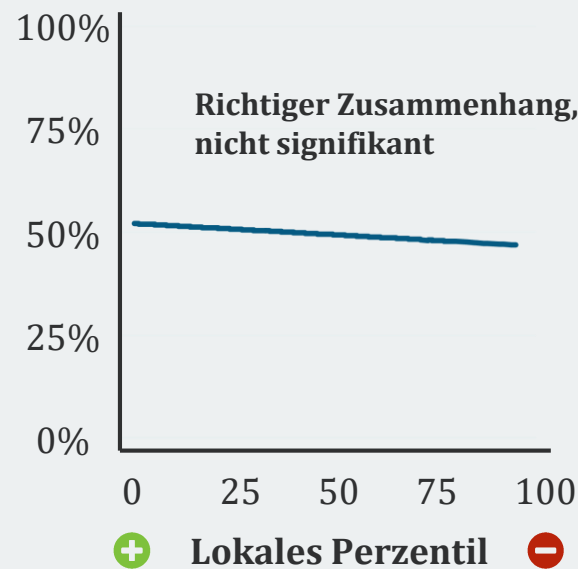
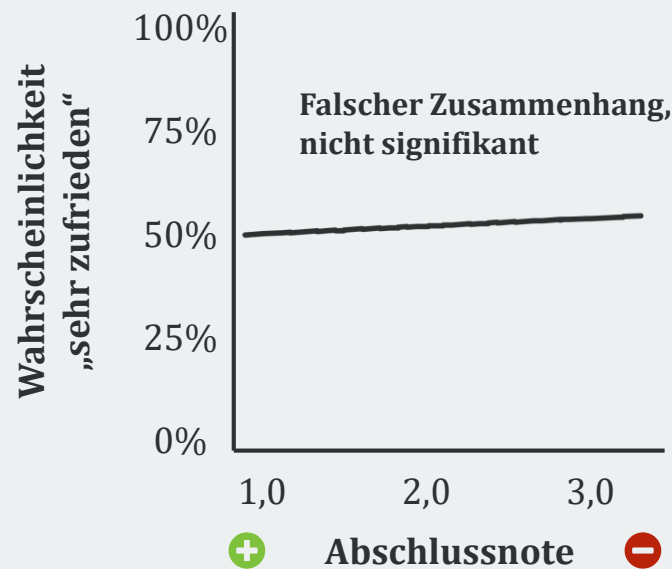
Prädiktiv, aber nicht fair



Beispiel: Prädiktive Validität

CASE Study mit
MAHLE

Zufriedenheit mit Trainees zwei Jahre nach Einstellung



Beispiel: Fairness

Wie sieht es mit der Fairness des CASE Scores nach Geschlecht aus?

Unkorrigierte Unterschiede

CASE Score =

$$\beta_0 + \beta_1 * \textit{Geschlecht} + \epsilon$$

1.) Effektstärke:

Frauen sind im Schnitt 4 aus 100
Punkten besser

2.) Signifikanz:

Dieser Unterschied ist eher kein Zufall

Korrigierte Unterschiede

CASE Score =

$$\beta_0 + \beta_1 * \textit{Geschlecht} + \beta_2 * \textit{Note} + \epsilon$$

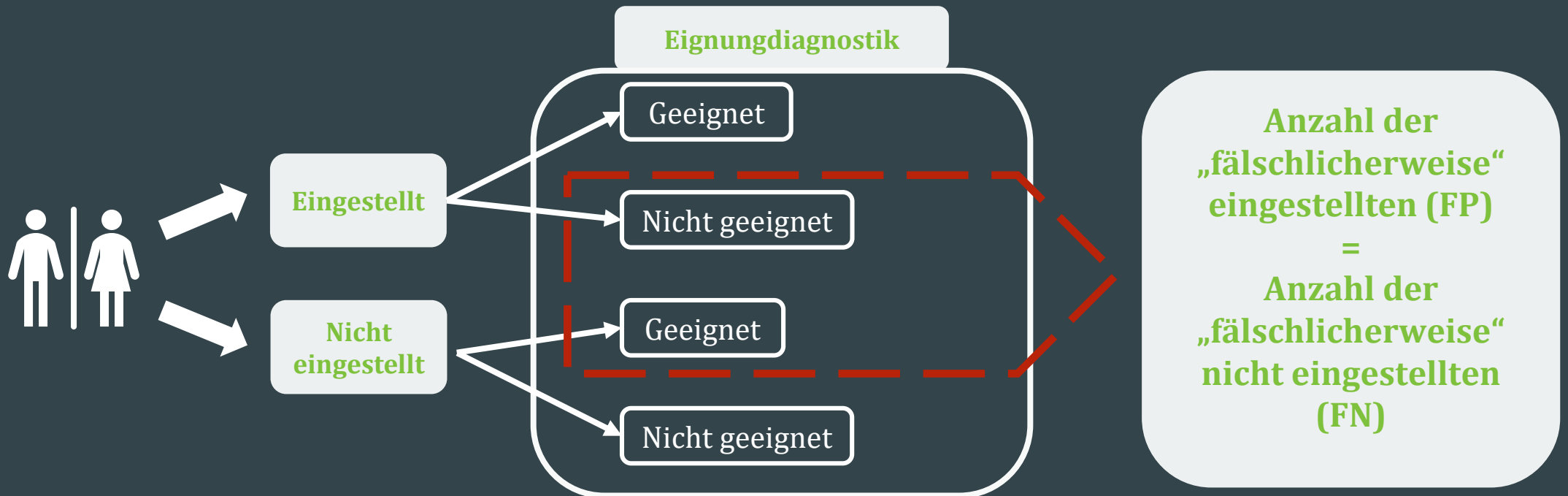
1.) Effektstärke:

Männer sind im Schnitt 0,3 aus 100
Punkten besser

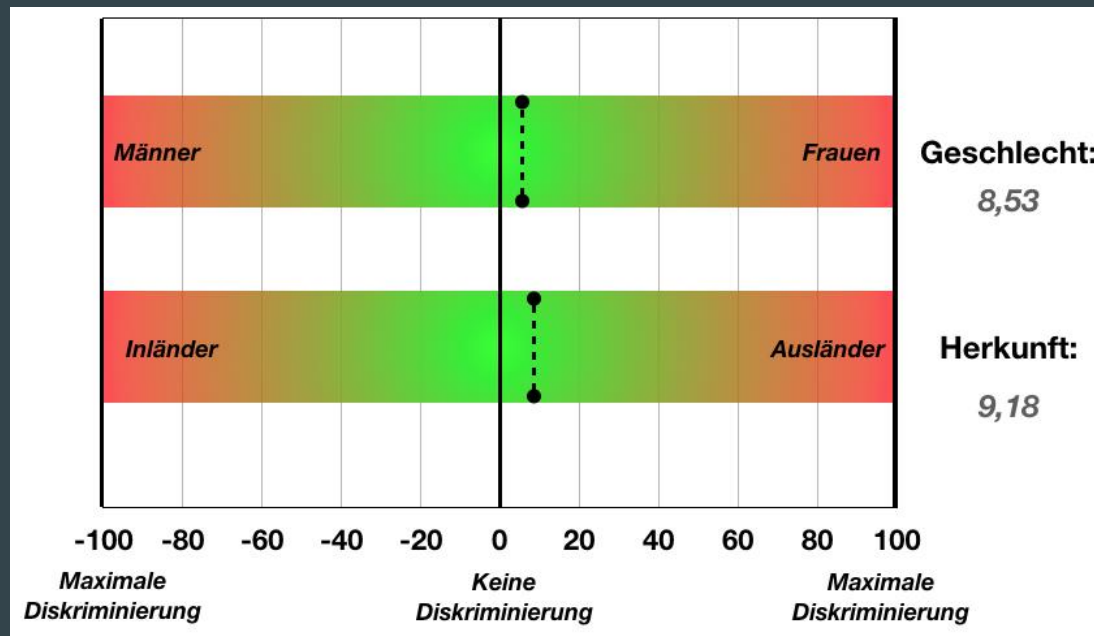
2.) Signifikanz:

Dieser Unterschied ist kann durchaus
Zufall sein

Was bedeutet Chancengleichheit?



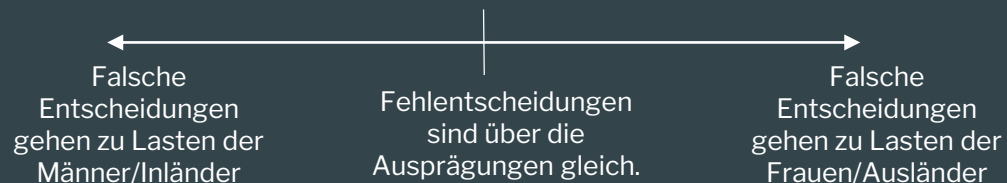
Der FAIR Index



✓ berücksichtigt **Selektion**

✓ zeigt das Ausmaß der Diskriminierung auf einer **Skala** von -100 über 0 bis 100

✓ anwendbar auf **multiple** diskriminierungssensible Merkmale



Akzeptanz von Algorithmen

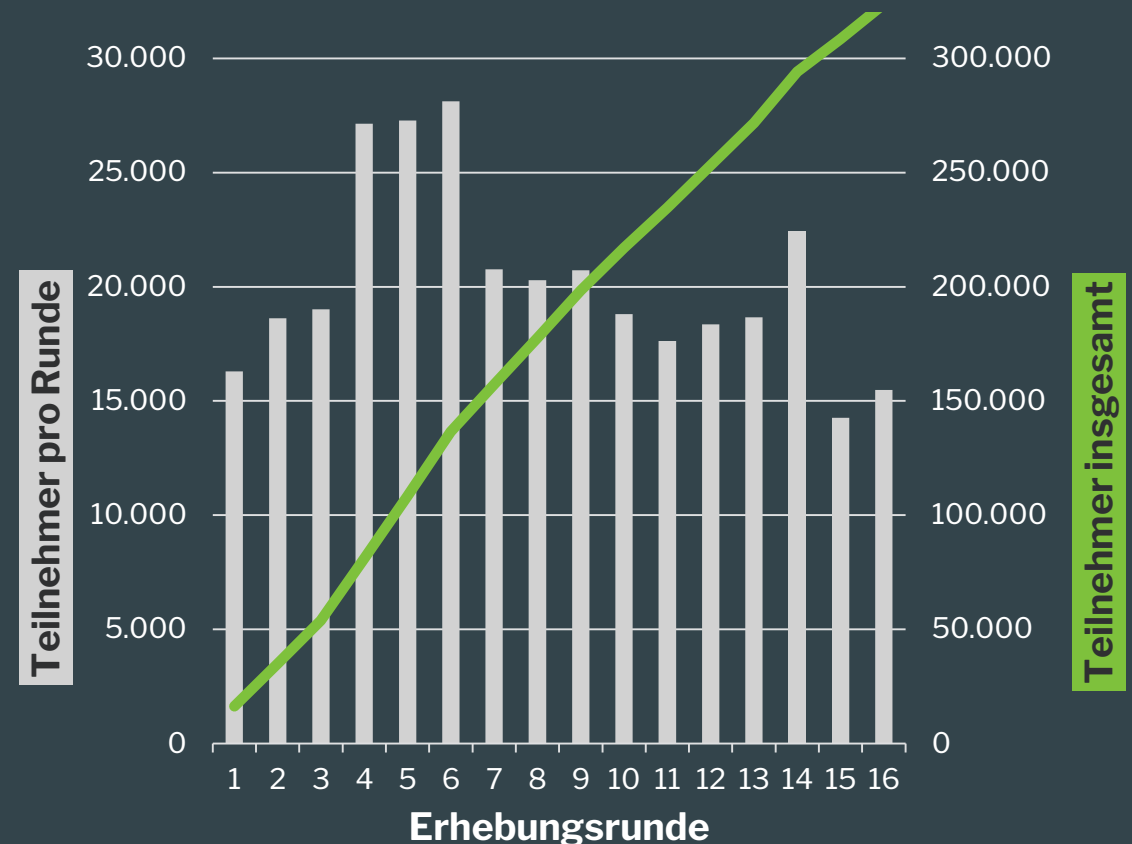
Wollen Bewerber überhaupt, dass ihre Bewerbung von Algorithmen bewertet wird?

Wie bewerten Bewerber den Einsatz von Algorithmen hinsichtlich bestimmter Kriterien wie „Abbau von Diskriminierung“?

Disclaimer: Wir können in einer Befragung nicht zwischen verschiedenen Algorithmen unterscheiden. Jeder Algorithmus sollte – so wie auch jedes andere Selektionskriterium – validiert werden. Dies sollte die Basis für eine Entscheidung über die Nutzung im Einstellungsprozess sein.

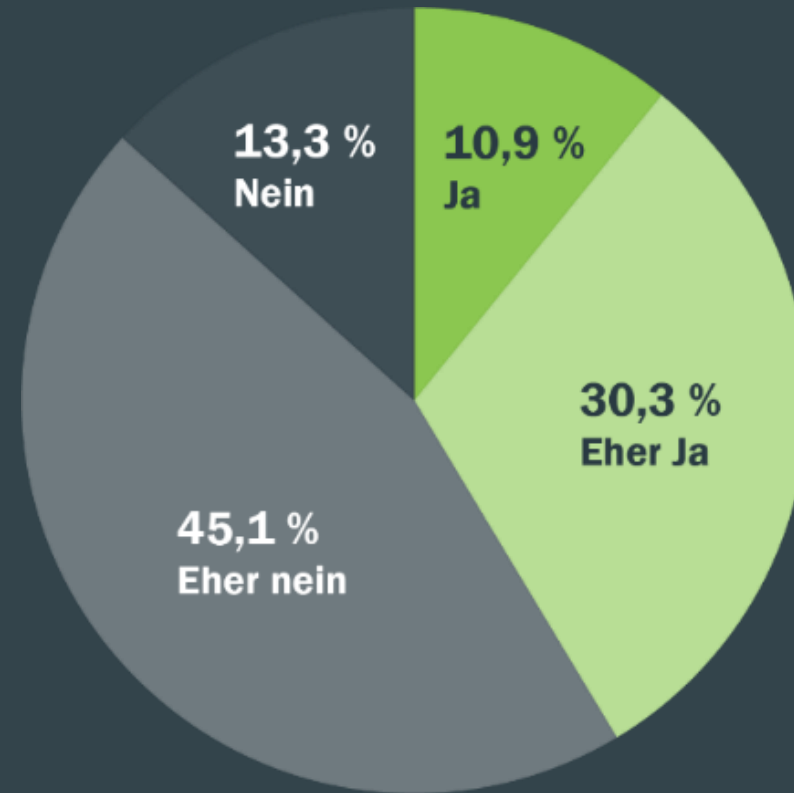
Fachkraft 2030 Studie

- 17 Runden: Zwei Erhebungen pro Jahr seit 2012
- Befragt wird im März und September
- Mehr als 330.000 befragte Studierende
- Kooperationsprojekt mit Maastricht University und Studitemps / Jobmensa
- Keine systematischen Abweichungen zur deutschen Studierendenschaft



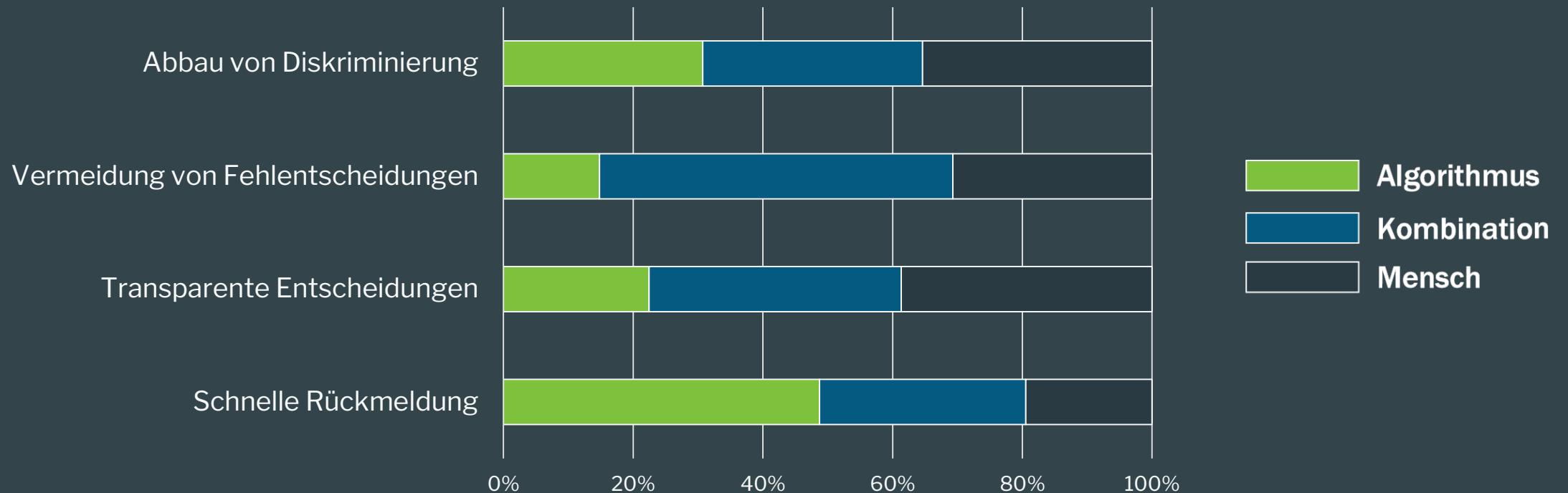
Akzeptanz von Algorithmen

Halten Sie den Einsatz von Algorithmen in Auswahlprozessen **generell** für sinnvoll?

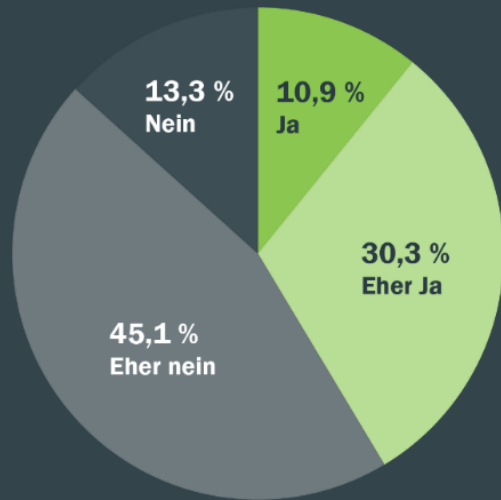


Akzeptanz von Algorithmen II

Würden Sie in einem Auswahlprozess hinsichtlich der folgenden Kriterien eher eine Entscheidung durch Menschen oder Algorithmen bevorzugen?



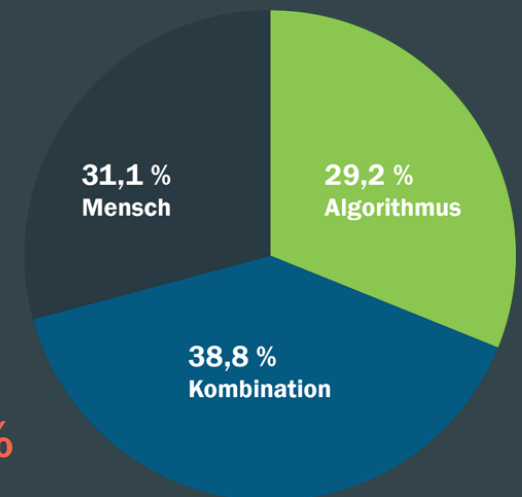
Den Einsatz unbedingt begründen



Generell gefragt: Halten Sie den Einsatz von Algorithmen für sinnvoll?
Pro: 41,2% / Kontra: 58,4%

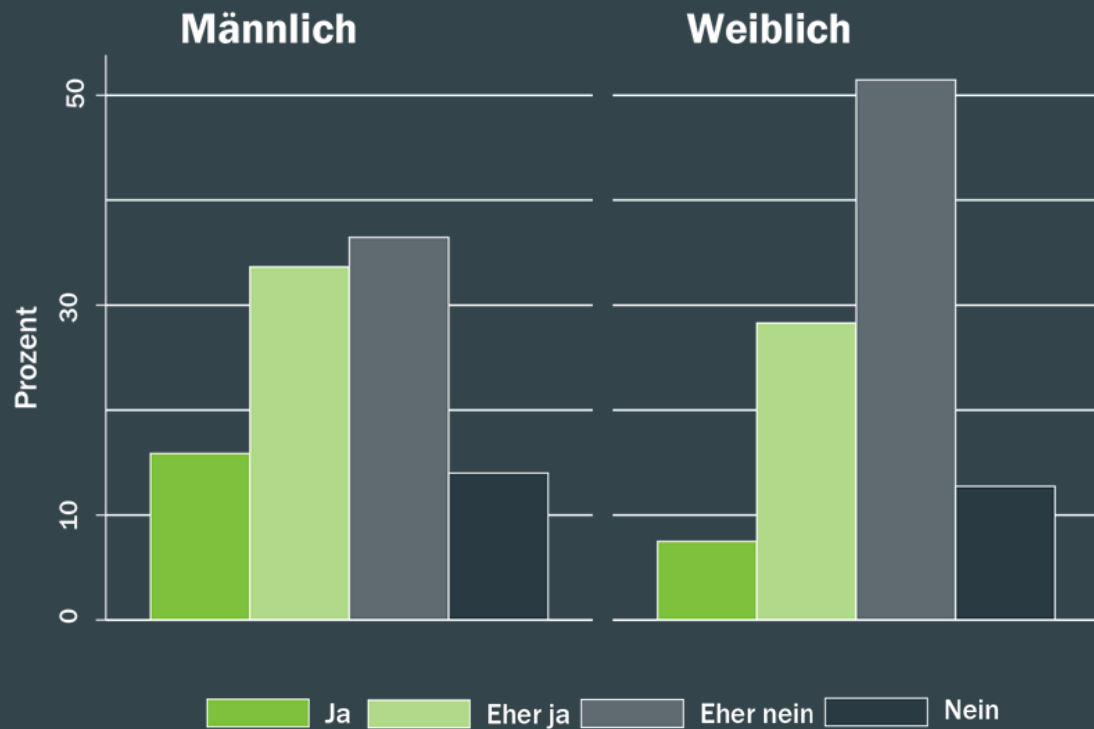
Konkrete Kriterien: Bevorzugen Sie Algorithmen hinsichtlich der Kriterien Abbau von Diskriminierung, Vermeidung von Fehlentscheidungen, Transparenz und Schnelligkeit?

Pro: 68,9% / Kontra 31,1%

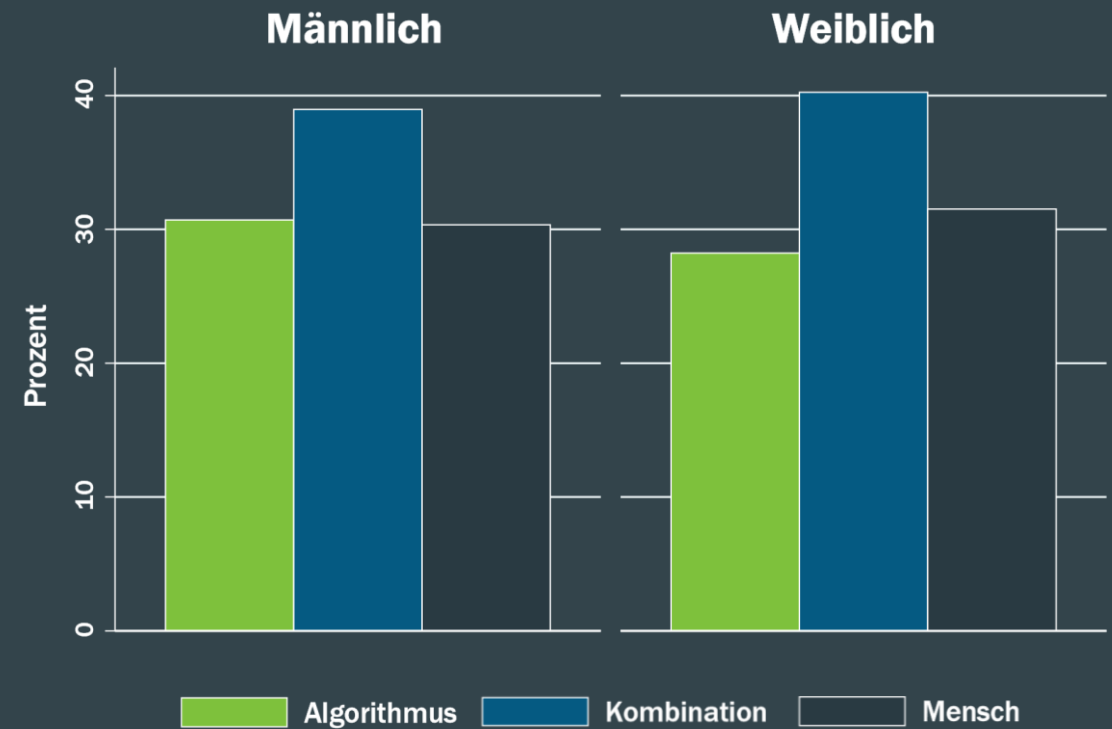


Akzeptanz nach Geschlecht

Generell gefragt

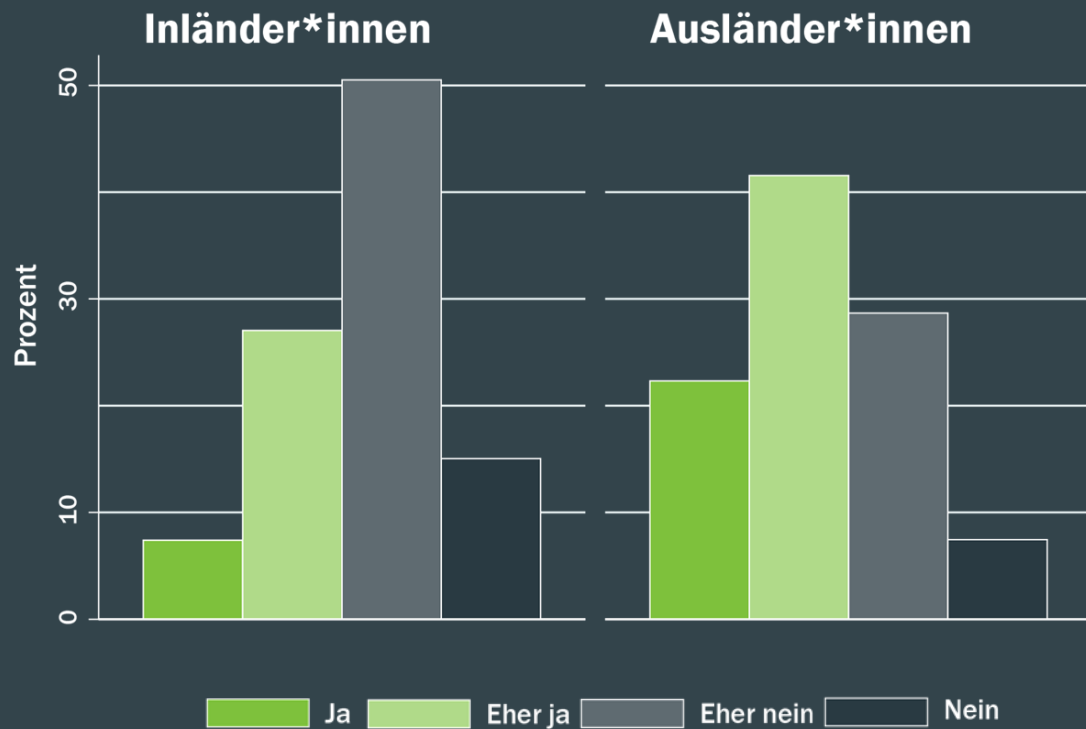


Konkrete Kriterien

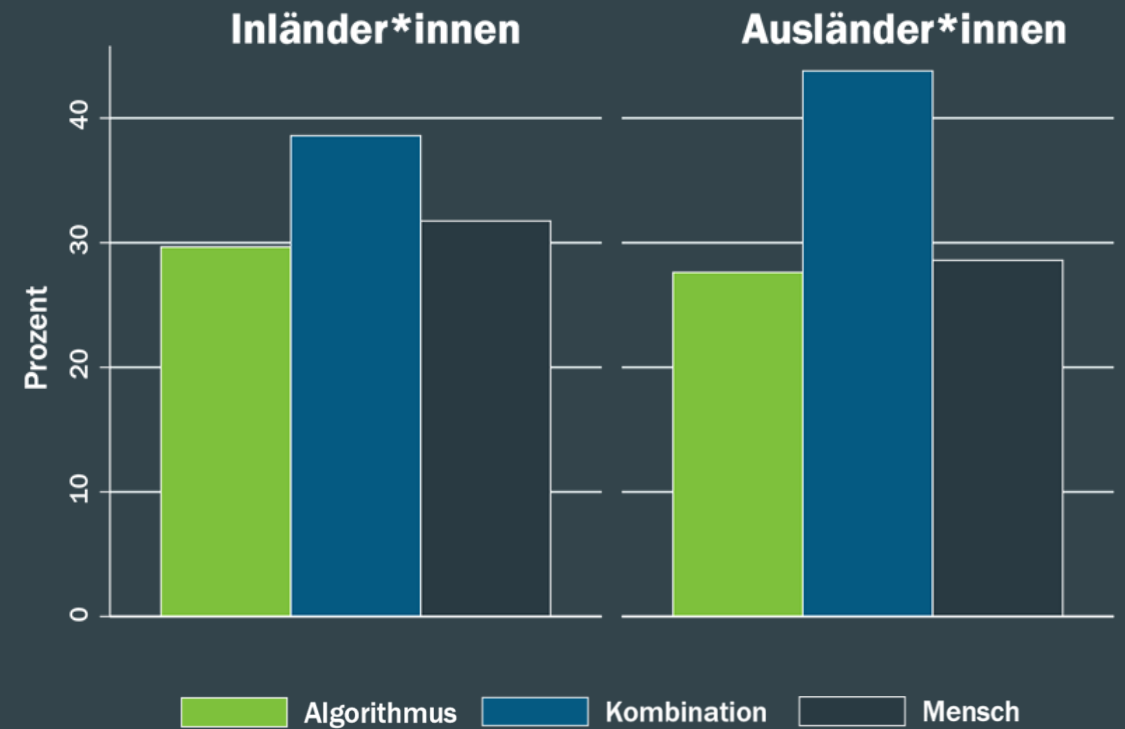


Akzeptanz nach Herkunft

Generell gefragt

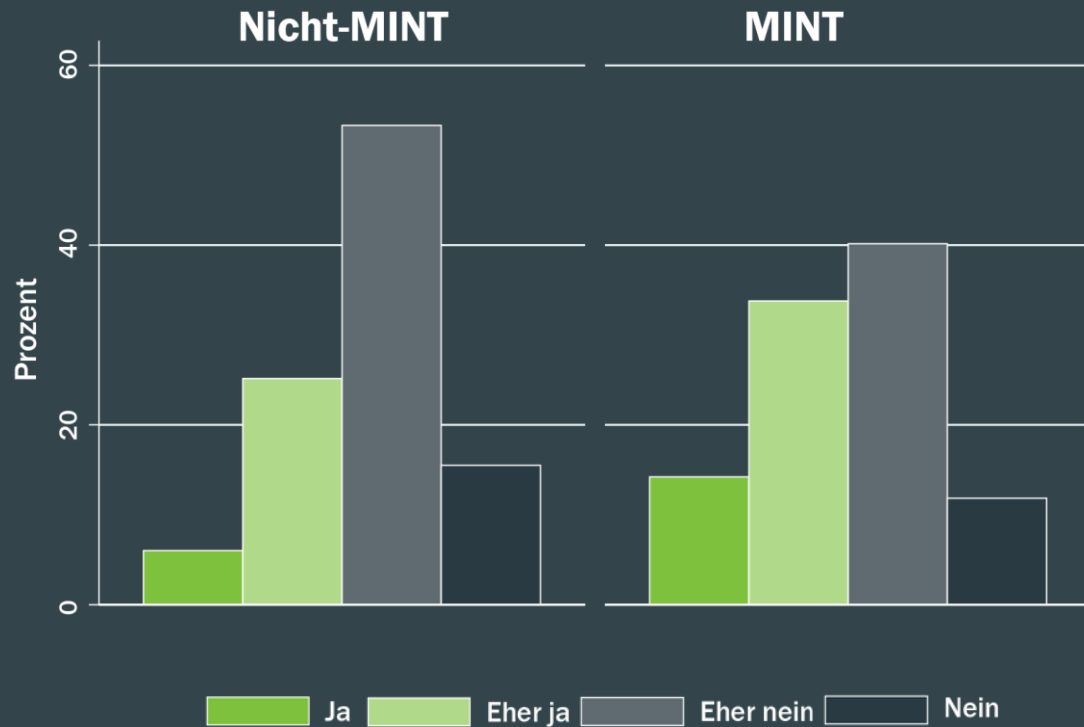


Konkrete Kriterien

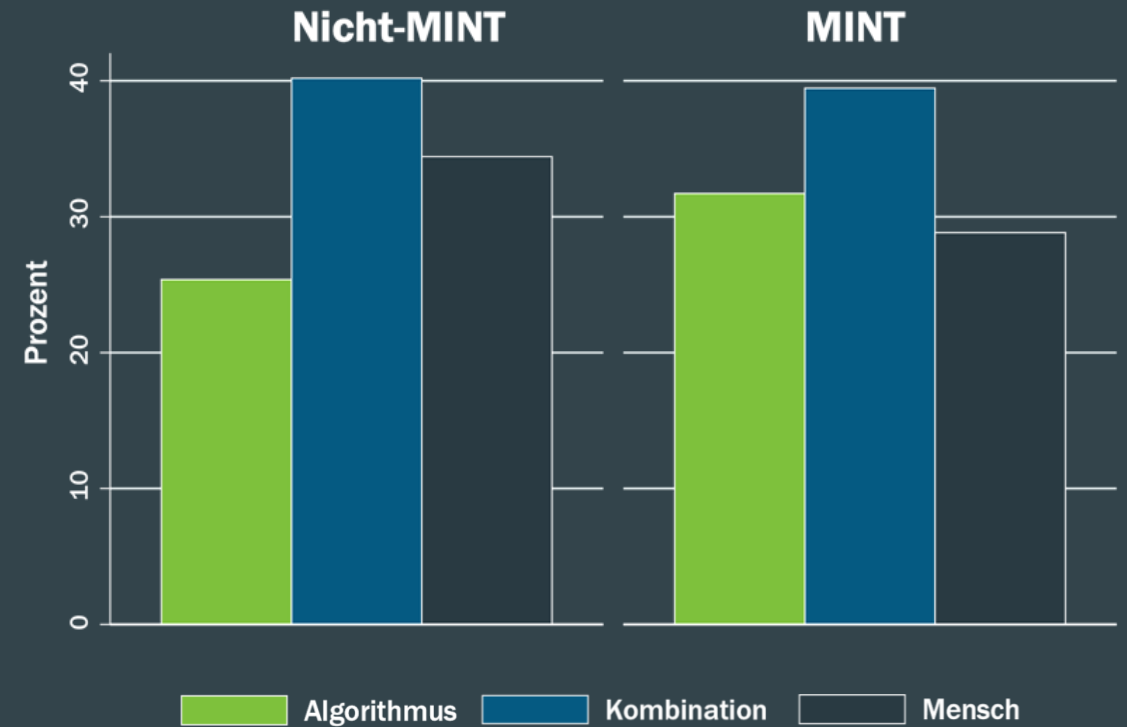


Akzeptanz nach Studienfach

Generell gefragt



Konkrete Kriterien



Zusammenfassung

Studierende sind skeptisch was einen generellen Einsatz von Algorithmen in Einstellungsentscheidungen betrifft.

ABER: Mit Blick auf konkret zu erreichende Ziele sehen Studierenden den Einsatz deutlich positiver. Die Mehrheit möchte, dass Recruiter durch Algorithmen unterstützt werden.

Zentrale Ableitungen:

- Besseres Verständnis von der Funktionsweise algorithmischer Entscheidungen als Grundlage für die Akzeptanz von Algorithmen
- Darauf aufbauend konkreter Diskurs über Vorteile und Nachteile
- Genaue Aufklärung über die Nutzung und Evaluierung des Algorithmus

Was kann man **Bewerbenden** zumuten?

Akzeptanz von Algorithmen im Recruiting



Dr. Philipp Karl Seegers

pks@candidate-select.com

p.seegers@maastrichtuniversity.nl

+49 171 174 5820

<https://www.linkedin.com/in/pkseegers/>

