

Zilian, Stella

Research Report

Datenquellen für die Analyse von Berufen, Kompetenzen, Skills und Tasks

wiiw Forschungsbericht, No. 31

Provided in Cooperation with:

The Vienna Institute for International Economic Studies (wiiw) - Wiener Institut für Internationale Wirtschaftsvergleiche (wiiw)

Suggested Citation: Zilian, Stella (2025) : Datenquellen für die Analyse von Berufen, Kompetenzen, Skills und Tasks, wiiw Forschungsbericht, No. 31, The Vienna Institute for International Economic Studies (wiiw), Vienna

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/308788>

Standard-Nutzungsbedingungen:

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

Terms of use:

Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.

You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.

If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.

Forschungsbericht 31

Datenquellen für die Analyse von Berufen, Kompetenzen, Skills und Tasks

Stella Zilian

Im Auftrag von:

 **Bundesministerium
Arbeit und Wirtschaft**

The Vienna Institute for International Economic Studies
Wiener Institut für Internationale Wirtschaftsvergleiche

Datenquellen für die Analyse von Berufen, Kompetenzen, Skills und Tasks

STELLA ZILIAN

Stella Zilian ist Ökonomin am Wiener Institut für Internationale Wirtschaftsvergleiche (wiiw).

Die Kurzstudie wurde im Rahmen des Projektes „Datenquellen Berufe, Kompetenzen, Skills“ für das Bundesministerium für Arbeit und Wirtschaft (BMAW), Sektion IV – Wirtschaftsstandort, Innovation und Internationalisierung, Abteilung IV/10 – Volkswirtschaftliche Grundsatz- und Analyseabteilung erstellt.

Zusammenfassung

- › Diese Studie vergleicht verschiedene Datenquellen, die zur Analyse der Arbeitsmarktdynamiken im Kontext der digitalen und grünen Transformation in Österreich eingesetzt werden können. Der Fokus liegt auf den jeweiligen Möglichkeiten, Berufe, Kompetenzen, Skills und Tätigkeiten abzubilden. Dabei werden drei Gruppen von Datenquellen betrachtet: Berufsdatenbanken, Umfragedaten und Stelleninserate.
- › Kuratierte Berufsdatenbanken, wie das deutsche BERUFENET, das österreichische BIS, die europäische Klassifikation ESCO und das US-amerikanische O*NET, bieten umfassende Informationen zu Tätigkeiten, Fähigkeiten, Kompetenzen, Arbeitsmethoden, -mitteln etc. einzelner Berufe. Diese Informationen können über Berufsklassifikationen mit Arbeitsmarktdaten verknüpft werden.
- › Daten aus repräsentativen internationalen Umfragen geben Einblicke in die Kompetenz- und Tätigkeitsprofile Beschäftigter und können damit z. B. soziodemografische Unterschiede innerhalb der Berufe berücksichtigen.
- › Online-Stellenausschreibungen bieten Informationen zu aktuellen und kurzfristigen Nachfragetrends, können aber keinen Anspruch auf Repräsentativität stellen und sollten daher lediglich ergänzend verwendet werden.
- › Die Studie zeigt, dass keine einzelne Datenquelle alle Anforderungen zur gemeinsamen Analyse der digitalen und grünen Transformation auf den Ebenen Berufe, Skills und Tasks erfüllt. O*NET ist aufgrund seiner Bedeutung in der Forschung und etablierter Indikatoren vorteilhaft, birgt jedoch das Problem, dass die Beschreibungen der Berufe im Hinblick auf den US-amerikanischen Arbeitsmarkt entwickelt werden. Die europäische Klassifikation ESCO bietet daher eine praktikable Alternative und insbesondere durch die Kennzeichnung grüner und digitaler Kompetenzen wird die Herleitung der digitalen und grünen Kompetenzerfordernisse in Berufen erleichtert. Aufgrund der hierarchischen Struktur und der Mehrsprachigkeit bietet sie zudem wertvolle Möglichkeiten für Text-Mining-Analysen, die flexible Untersuchungen von Kompetenz- und Tätigkeitsstrukturen zulassen.
- › Umfragedaten sowie Online-Stellenanzeigen erweitern das Bild, indem sie Analysen auf der Personenebene und Untersuchungen aktueller Trends ermöglichen, sind jedoch durch begrenzte Berücksichtigung grüner Tätigkeiten und Fähigkeiten/Kompetenzen (Surveys) und infolge teils eingeschränkter Verfügbarkeit der Rohdaten (Stellenanzeigen) derzeit nur dazu geeignet, spezifische Fragestellungen zu bearbeiten oder ergänzende Einblicke zu gewähren.
- › Es muss jedoch auf eine zentrale Schwäche der Datenlage in Österreich hingewiesen werden: Es gibt keine detaillierten Beschäftigungsdaten auf der Berufsebene, wodurch Analysen oft nur unter Heranziehung höher aggregierter ISCO-Kategorien (1-, 2- und 3-Steller) und basierend auf Stichprobenerhebungen möglich sind. Im Einklang mit einer kürzlich veröffentlichten Machbarkeitsstudie von Statistik Austria wird daher der Aufbau eines österreichischen Berufsregisters nach deutschem Vorbild empfohlen, um langfristig valide und differenzierte Arbeitsmarktdaten zu gewährleisten.

Schlüsselwörter: Berufsbezogene Daten; grüne Transformation; digitale Transformation

JEL-Klassifikation: J00, J20, J24

INHALT

Zusammenfassung.....	5
1. Hintergrund.....	9
2. Definitionen.....	11
3. Überblick über verfügbare Datenquellen	12
4. Beschreibung der Datenquellen und ihre Anwendung in der Arbeitsmarktforschung.....	14
4.1. BERUFENET	14
4.2. Berufsinformationssystem des Arbeitsmarktservice	16
4.3. European Skills, Competences, Qualification and Occupations (ESCO)	18
4.4. Occupational Information Network (O*NET)	20
4.5. European Skills and Jobs Survey (ESJS).....	25
4.6. European Working Conditions Survey (EWCS).....	26
4.7. Labour Force Survey Ad-hoc-Modul (LFS-AHM) 2022: Berufliche Kompetenzen.....	27
4.8. Programme for the International Assessment of Adult Competencies (PIAAC)	28
4.9. JobfeedAT (bzw. Textkernel).....	30
4.10. Online Vacancy Analysis Tool for Europe (Skills-OVATE)	30
5. Bewertung und Vergleich der Datenquellen	32
5.1. Vergleich der Datenquellen entlang der Bewertungskriterien.....	34
5.2. Fazit zur gemeinsamen Betrachtung der digitalen und grünen Transformation	38
5.3. Perspektiven für weiterführende Studien.....	39
6. Schlussfolgerungen.....	41
Literatur.....	42

TABELLEN

Tabelle 1 / Überblick über relevante Datenquellen	12
Tabelle 2 / Bewertungsmatrix.....	34
Box 1 / Bewertungskriterien für die Vergleichsmatrix.....	32

1. Hintergrund

Seit Autor et al. (2003) hat sich der tätigkeitsbasierte Ansatz („Task-based Approach“) als zentrales Konzept in der Arbeitsmarktökonomik etabliert, um die vielfältigen Veränderungen am Arbeitsmarkt zu analysieren. In dieser Literatur werden Berufe als Bündel von Aufgaben („Tasks“) und Fähigkeiten („Skills“) betrachtet, wobei sich Tasks auf die Aufgaben beziehen, die Arbeitnehmer:innen ausführen sollen, und Skills das Wissen und die Fähigkeiten beschreiben, die dafür notwendig sind (Acemoglu und Autor, 2011). Dadurch wird eine differenzierte Analyse von Arbeitsmarktdynamiken möglich und es lässt sich besser verstehen, welche Tasks und Skills – und damit Berufe – von Entwicklungen wie der digitalen und grünen Transformation betroffen sein könnten.

Um diese Analysen durchzuführen, sind valide Datenquellen, die Auskunft über Berufe, Tätigkeiten und Skills geben, unerlässlich. Eine Vielzahl an Studien stützt sich auf Berufsdatenbanken, allen voran das US-amerikanische O*NET (*Occupational Information Network*), aber auch die europäische ESCO (*European Classification of Skills, Competencies, Qualifications and Occupations*), die detaillierte Beschreibungen der Tätigkeiten, Fertigkeiten, Qualifikationen etc. beinhalten, die für Berufe erforderlich sind. Basierend auf diesen Daten werden mittels unterschiedlicher Methoden Routine-Intensitäten (Autor et al., 2003; Goos und Manning, 2007), Automatisierungswahrscheinlichkeiten (Frey und Osborne, 2017), Künstliche Intelligenz (KI)-Exposition (Felten et al., 2018; 2021; Pizzinelli et al., 2023; Cazzaniga et al., 2024), die digitale Kompetenzintensität (Lennon et al., 2023) und die *grüne* Intensität von Berufen (Dierdorff et al., 2011; Bowen et al., 2018; Vona et al., 2019; Bluedorn et al., 2023) berechnet. Darüber hinaus gibt es diverse nationale Berufsdatenbanken, wie das österreichische BIS (Berufsinformationssystem) oder die deutsche BERUFENET der Bundesagentur für Arbeit, die in der Forschung aber weniger verbreitet sind (Stöllinger und Guarascio, 2023).

Neben Berufsdatenbanken können auch internationale Umfragedaten herangezogen werden, um zu analysieren, welche Tätigkeiten die Befragten bei der Arbeit ausführen (Arntz et al., 2016; Bisello et al., 2021). Dazu gehören die PIAAC-Erhebung (*Programme for the International Assessment of Adult Skills and Competencies*) der Organisation für wirtschaftliche Zusammenarbeit und Entwicklung (OECD), der *European Skills and Jobs Survey* (ESJS) des Europäischen Zentrums für die Förderung der Berufsbildung (Cedefop) und der *European Working Conditions Survey* (EWCS) von Eurofound. Während für den ESJS bis jetzt Daten aus zwei Erhebungsrunden zur Verfügung stehen (aus den Jahren 2014 und 2021), werden die Daten aus der zweiten PIAAC-Welle Ende 2024 veröffentlicht (Erhebungszeitraum in Österreich: 2022/2023). Der EWCS wird alle fünf Jahre durchgeführt, wobei die neuesten Daten von 2021 aufgrund einer pandemiebedingten Umstellung der Erhebungsmethode auf Telefoninterviews nur bedingt mit den vorangegangenen Wellen von 2015, 2010 und 2005 vergleichbar sind. Schließlich wurden im Jahr 2022 im Rahmen des Ad-hoc-Moduls der EU-Arbeitskräfteerhebung (*Labour Force Survey – LFS*) erstmals Fragen zu Skills gestellt, die bei der Arbeit eingesetzt werden (z. B. Lesen, Rechnen, Kommunikation etc.).

Ein weiterer Ansatz untersucht die Nachfrage nach Skills auf Basis von Beschreibungen in Stellenausschreibungen (z. B. Deming und Kahn, 2018), wobei die zugrunde liegenden Daten in der Regel nicht frei verfügbar sind und von proprietären Anbietern, wie Textkernel oder Burning Glass Technologies,

gekauft werden müssen. Für Europa jedoch stellt Cedefop über Skills-OVATE (*Skills Online Vacancy Tool for Europe*) Daten zu Skill-Nachfrage und -Mismatch auf Basis von Stellenanzeigen frei zur Verfügung, wobei die detaillierten Daten zu Analysezwecken angefragt werden müssen.

Angeichts der Vielzahl an empirischen Untersuchungen und der unterschiedlichen Datenquellen bietet diese Studie einen Überblick und eine fundierte Analyse der verfügbaren Datenquellen, die zur Untersuchung von Berufen, Kompetenzen, Skills und Tasks eingesetzt werden können. Dies umfasst eine Bewertung der verschiedenen Datenquellen nach Kriterien wie Granularität, Relevanz, Aktualität, Konsistenz und Datenzugänglichkeit. Zudem wird ein strukturierter Vergleich der Datenquellen durchgeführt, um deren jeweilige Stärken und Schwächen zu identifizieren. Abschließend wird die Eignung der Datenquellen zur Darstellung der Schnittmenge an Berufen bewertet, die durch die grüne und digitale Transformation betroffen sind. Der Fokus liegt auf der Anwendbarkeit für Österreich.

2. Definitionen

Bevor die Datenquellen vorgestellt werden, soll zunächst eine allgemeine Begriffsabgrenzung zwischen ‚Occupations‘, ‚Tasks‘ und ‚Skills‘ vorgenommen werden. Diese stammt von Acemoglu und Autor (2011) und ist in der Arbeitsmarktökonomik weitverbreitet, wird jedoch im Deutschen unterschiedlich übersetzt. In dieser Studie werden die deutschen Übersetzungen austauschbar verwendet.

- › **‚Occupations‘ (Berufe)** werden als eine Kategorie von Arbeitsplätzen verstanden, die ähnliche Tätigkeiten beinhalten sowie ähnliche Fähigkeiten/Kompetenzen und in der Regel ein bestimmtes Maß an Ausbildung und Erfahrung erfordern.
- › **‚Tasks‘ (Tätigkeiten/Aufgaben/Anforderungen)** sind spezifische Aktivitäten oder Pflichten, die als Teil eines Berufs ausgeführt werden. Sie stellen die eigentliche Arbeit dar, die Personen in ihrem Beruf verrichten. Bei Tätigkeiten wird häufig zwischen Routine- und Nichttroutinetätigkeiten unterschieden. Erstere umfassen sich wiederholende Tätigkeiten, die einem festen Verfahren folgen und wenig Abwechslung bieten, wie Dateneingabe oder Fließbandarbeit. Im Gegensatz dazu erfordern Nichttroutinetätigkeiten Anpassungsfähigkeit und Kreativität, wie etwa im Projektmanagement.
- › **‚Skills‘ (Fähigkeiten/Kompetenzen)** beschreiben individuelle Fertigkeiten und Begabungen, die Arbeitnehmer:innen besitzen, um Tätigkeiten effektiv auszuführen. Das umfasst kognitive Fähigkeiten (z. B. analytisches Denken und Problemlösen), technische Fähigkeiten (z. B. Beherrschen von Software) und zwischenmenschliche Fähigkeiten (z. B. Kommunikation).

3. Überblick über verfügbare Datenquellen

Um die Tätigkeiten und Skills/Kompetenzen in Berufen zu beschreiben, lassen sich Datenquellen in drei Gruppen einteilen:

- i) **Berufsdatenbanken** basieren auf strukturierten Klassifikationen und sind ontologisch bzw. taxonomisch aufgebaut. ‚Ontologisch‘ bedeutet hierbei, dass die Daten eine formale Darstellung von Konzepten und deren Beziehungen zueinander enthalten. ‚Taxonomisch‘ bezieht sich auf die hierarchische Einordnung und Kategorisierung von Berufen, Tätigkeiten und Kompetenzen. Dadurch werden diese Elemente systematisch und nach Kategorien geordnet dargestellt.
- ii) **Umfragen** erheben, welche Tätigkeiten Beschäftigte bei der Arbeit ausüben, welche Fähigkeiten sie einsetzen und wie sie ihre Arbeit ausführen.
- iii) Datensätze werden auf Basis von Beschreibungen in **Stellenausschreibungen** erstellt. Sie werden meistens von proprietären Anbietern erhoben und müssen erworben werden.

Tabelle 1 / Überblick über relevante Datenquellen

Datensatz	Veröffentlichende Stelle	Kurzbeschreibung	Länder	Granularität
Berufsdatenbanken				
BERUFENET	Bundesagentur für Arbeit	Inhalt: Informationen auf Berufsebene, wie Aufgaben, Tätigkeiten, Arbeitsmittel, -bedingungen, notwendige Ausbildungen, rechtliche Regelungen Datenerhebung: Experten und Expertinnen Aktualität: laufend aktualisiert	DE	ca. 4.600 Einzelberufe (KldB-2010-8-Steller); Mapping von KldB-5-Steller zu ISCO-08-4-Steller möglich
BIS	Österreichisches Arbeitsmarktservice	Inhalt: Informationen für 500 Berufsprofile (= zu Gruppen zusammengefasste Einzelberufe), wie Aufgaben, Arbeitsumfeld, Beschäftigungsmöglichkeiten, Kompetenzen, Aus-/Weiterbildung/Qualifikation, Einstiegsgehalt Datenerhebung: Experten und Expertinnen Aktualität: laufend aktualisiert	AT	500 Berufsprofile, denen ca. 4.200 Einzelberufe inkl. Lehr- und Ausbildungsberufe (AMS-6-Steller) zugeordnet sind; direkte Zuordnung der Berufsprofile zu ISCO-08-4-Steller und KldB 2010
ESCO	Europäische Kommission	Inhalt: mehrsprachige Klassifikation von Berufen, Kompetenzen, Fähigkeiten und Qualifikationen Datenerhebung: Experten und Expertinnen Aktualität: laufend aktualisiert	EU	ca. 3.000 ESCO-Berufe; hierarchisch verbunden mit ISCO-08-4-Steller
O*NET	U. S. Department of Labour	Inhalt: quantitative und qualitative Informationen auf Berufsebene, wie Fähigkeiten, Kenntnisse, Aufgaben/Tätigkeiten, Arbeitsinhalt, -kontext, Technologie, Arbeitsorganisation, -stil Datenerhebung: Umfragen mit Stelleninhabern und -haberinnen; Experten und Expertinnen Aktualität: laufend aktualisiert	USA	ca. 1.000 O*NET-SOC-2019-Occupations; hierarchisch verbunden mit 867 SOC-6-Steller; Mapping zu ISCO-08-4-Steller möglich

Fortsetzung

Tabelle 1 / Fortsetzung

Datensatz	Veröffentlichende Stelle	Kurzbeschreibung	Länder	Granularität
Umfragedaten				
ESJS	Cedefop	Inhalt: Informationen zu soziodemografischen Merkmalen, Arbeitsplatzmerkmalen, Anforderungen an Skills/Fähigkeiten (Lesen, Schreiben, Rechnen, digitale, analytische, manuelle und zwischenmenschliche Skills), Skill-Mismatch, Teilnahme an Aus-/Weiterbildung, Löhnen, Arbeitsplatzsicherheit, Arbeitszufriedenheit Datenerhebung: Arbeitskräftebefragung; repräsentativ für Erwerbstätige im Alter von 25–64 Jahren Aktualität: erste Welle 2014/2015; zweite Welle 2021	EU, NO, CH, LI, UK	ISCO-08-4-Steller
EWCS	Eurofound	Inhalt: Informationen zu Arbeitsqualität, wie Beschäftigungsstatus, Dauer und Organisation der Arbeitszeit, Aus- und Weiterbildung, physischen und psychosozialen Risikofaktoren, Gesundheit und Sicherheit am Arbeitsplatz, Flexibilität, Verwendung von Skills/Fähigkeiten bei der Arbeit Datenerhebung: Arbeitskräftebefragung; repräsentativ für Erwerbstätige über 15 Jahren Aktualität: erste Welle 1990; in jetziger Form seit 2005 alle fünf Jahre; aktuelle Daten von 2021	EU, UK, NO, CH, AL, MK, ME, RS, TR	ISCO-08-2-Steller
LFS-Ad-hoc-Modul 2022 Berufliche Kompetenzen	Eurostat	Inhalt: Informationen über berufliche Kompetenzen, wie Arbeit mit digitalen Geräten, Lesen, Rechnen, physische Arbeit, Feinmotorik, persönliche Interaktion, Beratung, Arbeitsautonomie, repetitive Tätigkeiten, präzise Arbeitsabläufe Datenerhebung: Spezialmodul im Rahmen der EU-Arbeitskräfteerhebung; repräsentativ für Zielpopulation im Alter von 15–74 Jahren Aktualität: erstmalige Durchführung des Ad-hoc-Moduls 2022	EU, NO, CH, IS	ISCO-08-3-Steller
PIAAC	OECD	Inhalt: misst mittels Tests die Fähigkeiten der Erwachsenen in den Schlüsselkompetenzen Lesen, Schreiben, Rechnen und Problemlösen; Informationen zu Fähigkeiten (Lesen, Schreiben, Rechnen, IKT), die zu Hause und am Arbeitsplatz genutzt werden, soziodemografische und, Arbeitsplatzmerkmale, Teilnahme an Aus-/Weiterbildung, Arbeitserfahrung, sozioökonomische Herkunft, Löhne Datenerhebung: Personenbefragung; repräsentativ für Zielpopulation im Alter von 16–65 Jahren Aktualität: alle zehn Jahre; erste Welle startete 2011/2012; zweite Welle startete 2022/2023 (Daten verfügbar ab Dezember 2024)	OECD-Länder	in den meisten Ländern ISCO-08-2-Steller; in einigen Ländern ISCO-08-4-Steller (erste Welle)
Online-Stelleninserate				
Skills-OVATE	Cedefop	Inhalt: Texte der Stellenausschreibungen; Skills/Kompetenzen, Berufe, Branchen, NUTS-2-Region Datenerhebung: Webscraping von Online-Stellenausschreibungen Aktualität: Onlinetool vier Mal pro Jahr aktualisiert	EU	bis zu ISCO-08-4-Steller
JobfeedAT	Textkernel	Inhalt: Texte der Stellenausschreibungen; Skills/Kompetenzen, Berufe, NUTS-2-Region Datenerhebung: Webscraping von Online-Stellenausschreibungen Aktualität: tagesaktuell	AT	AMS-Berufsuntergruppen

Quelle: eigene Darstellung

4. Beschreibung der Datenquellen und ihre Anwendung in der Arbeitsmarktforschung

In diesem Kapitel werden die für Österreich interessanten Datenquellen näher beschrieben, wobei auf Herkunft, Inhalt, Struktur, Anwendungsbereiche und wissenschaftliche Publikationen eingegangen wird.

4.1. BERUFENET

Herkunft, Inhalt und Struktur

BERUFENET ist eine Online-Datenbank, die von der Bundesagentur für Arbeit in Deutschland bereitgestellt wird und nahezu alle in Deutschland bekannten Berufsbezeichnungen umfasst, wobei männliche, weibliche und neutrale Bezeichnungen, aber auch Synonyme, englische und französische Berufsbezeichnungen enthalten sind (siehe auch Dengler und Matthes, 2014). Berufsbezeichnungen werden in die Datenbank aufgenommen, wenn es eine offizielle Aus- oder Weiterbildung dafür gibt oder wenn die berufliche Tätigkeit arbeitsmarktrelevant ist. Arbeitsmarktrelevanz liegt zum Beispiel dann vor, wenn die Bezeichnung in Tarifverträgen verwendet wird, viele Personen in diesem Beruf arbeiten oder wenn es anerkannte Weiterbildungsangebote dafür gibt. Diese Vorgehensweise führt zu einer stets aktuellen und umfassenden Erfassung der in Deutschland bekannten Berufsbezeichnungen¹, die mit ca. 4.600 aktuellen Kernberufen verknüpft sind, wobei sich ein Kernberuf immer auf die aktuell gültige Bezeichnung für einen bestimmten Beruf bezieht. Für die Kernberufe stehen in BERUFENET detaillierte Informationen zu den Aufgaben, Kompetenzen (d. h. Arbeitsanforderungen), Arbeitsmitteln, notwendigen Ausbildungen und rechtlichen Regelungen zur Verfügung. Insgesamt sind derzeit ca. 9.000 Arbeitsanforderungen in der Datenbank hinterlegt, die den Kernberufen zugeordnet sind.

Die Arbeitsanforderungen werden laufend aktualisiert, z. B. durch Rückmeldungen von Arbeitgebern oder die Auswertung von Stellenanzeigen. Sie lassen sich in drei Kategorien unterteilen (Dengler et al., 2014): (i) Fertigkeiten beschreiben, welche Aufgaben erledigt werden, etwa Kundenberatung oder das Unterrichten von Kindern. Darunter fallen auch spezielle Verfahren und Techniken, die verwendet werden (z. B. die Drucktechnik), oder Arbeitsmittel, die benutzt werden (z. B. Schweißgeräte und Computer).

(ii) Kenntnisse umfassen verschiedene allgemeine Wissensgebiete, wie Drogenkunde und Orientalistik, aber auch spezifische Kenntnisse, wie IT- oder Sprachkenntnisse. Schließlich gibt es noch

(iii) Zusatzinformationen, die für die Vermittlung wichtig sind, wie Gehaltsgruppen, Branchen, Arbeitsort oder erforderliche besondere Lizenzen.

Anforderungen (in BERUFENET als „Kompetenzen“ bezeichnet) werden einem Beruf zugeordnet, wenn sie für dessen Ausübung notwendig sind. Das basiert einerseits auf Ausbildungs-, Weiterbildungs- und Studienordnungen, andererseits auf der Analyse von Bewerbungen und Stellenausschreibungen. Die

¹ Diese ca. 300.000 Berufsbezeichnungen werden ca. 10.000 Einzelberufen zugeordnet, die wiederum mit den Kernberufen verknüpft sind (Dengler et al., 2014).

Anforderungen werden in Kern- und weitere Kompetenzen unterschieden. Erstere sind jene, die für die Ausübung eines Berufs unverzichtbar sind, während weitere Kompetenzen Fertigkeiten und Kenntnisse beschreiben, die bedeutsam sein können, aber nicht zwingend notwendig sind. Beispielsweise sind Kernkompetenzen des Berufs Koch/Köchin Fertigkeiten wie das Zubereiten und Anrichten von Speisen oder Kenntnisse wie Großküchentechnik; weitere Kompetenzen umfassen Fertigkeiten wie Backen oder Kenntnisse wie Getränkekunde.

Anwendungsbereiche und wissenschaftliche Publikationen

Die Datenbank wird in erster Linie zur Arbeitsvermittlung und in der Berufsberatung eingesetzt, dient aber auch als wichtige Informationsquelle zur Berufsorientierung. Da die Kernberufe hierarchisch mit den 1.300 5-Steller-Berufen der Klassifikation der Berufe 2010 (KldB 2010 – überarbeitet 2020) verbunden sind, können berufsspezifische Indikatoren, die auf Basis von BERUFENET abgeleitet werden, mit anderen Arbeitsmarktdaten verknüpft werden, z. B. mit der Beschäftigtenstatistik der Bundesagentur für Arbeit. Da es sich bei der Beschäftigtenstatistik um eine Vollerhebung durch Meldungen seitens der Betriebe an die Sozialversicherungsträger handelt, können mit diesen Daten Arbeitsmarktanalysen auf einer sehr detaillierten Berufsebene durchgeführt werden. Zudem gibt es einen Umsteigeschlüssel von der 5-Steller-Ebene der KldB zur 4-Steller-Ebene der Internationalen Standardklassifikation der Berufe (ISCO-08), wodurch auch die Verknüpfung mit Daten nach ISCO-08 möglich ist.

In der Arbeitsmarktforschung wurden die BERUFENET-Daten bisher verwendet, um Tätigkeitsstrukturen (Task-Strukturen) am deutschen Arbeitsmarkt zu beschreiben (Dengler et al., 2014) sowie um den Grad der Substituierbarkeit von Berufen durch Digitalisierung und Automatisierung (Dengler und Matthes, 2015; 2018; 2021; Grienberger [vormals: Dengler] und Matthes, 2024) zu ermitteln.

In der von Dengler et al. (2014) durchgeführten Studie ordneten drei Personen unabhängig voneinander die in der Anforderungsmatrix enthaltenen Kompetenzen den fünf verschiedenen Task-Typen zu: den analytischen Nichtroutine-Tasks, interaktiven Nichtroutine-Tasks, kognitiven Routine-Tasks, manuellen Routine-Tasks und manuellen Nichtroutine-Tasks. Aufbauend auf Autor et al. (2003) und Spitz-Oener (2006) wurde ein Task als Routine klassifiziert, wenn er sich in einzelne Elemente zerlegen lässt, sodass er von einem Computerprogramm ausgeführt werden kann. Bei der Einschätzung geht es ausschließlich um die technische Machbarkeit. Für die Berechnung der Task-Indices werden nur die Kernkompetenzen herangezogen. Für jeden Kernberuf (KldB-2010-8-Steller) wird der Task-Index für jede Task-Kategorie als der Anteil der Anzahl der jeweiligen Kernkompetenzen an der Gesamtanzahl der Kernkompetenzen berechnet. Um den Haupttask-Typ auf höher aggregierter Berufsebene zu identifizieren, wird der Task-Index für die Einzelberufe gewichtet und innerhalb der gewünschten Aggregationsebene (z. B. KldB-2010-3-Steller) aufsummiert. Das Gewicht wird auf Basis der Beschäftigtenzahlen auf Ebene der KldB-5-Steller errechnet, wobei die Beschäftigten auf der Ebene der 5-Steller gleichmäßig auf die darunterliegende Ebene der Einzelberufe aufgeteilt werden. Für jeden Einzelberuf ergibt sich dann das Gewicht als Anteil der Beschäftigten im Einzelberuf an den Beschäftigten auf der zugehörigen höheren Aggregationsebene. Der Haupttask-Typ auf den höher aggregierten Ebenen wird durch den Task-Typ mit dem höchsten gewichteten Task-Index bestimmt. Durch die Gewichtung wird sichergestellt, dass der Haupttask-Typ auf aggregierter Ebene vor allem durch Einzelberufe mit hohen Beschäftigungszahlen determiniert wird. Die Autorinnen ermitteln auf diese Weise den Haupttask-Typ sowie die Task-Komposition für alle Berufe der KldB 2010. Da die Möglichkeit der Ersetzbarkeit durch Computer zentrales Entscheidungskriterium für die Einteilung in

Routine- und Nichtroutine-Tätigkeiten war, wird der Anteil an Routine-Tätigkeiten in Dengler und Matthes (2015) und den Folgestudien als Substituierbarkeitspotenzial interpretiert.

In Bezug auf die grüne Transformation hat Janser (2018) mittels Text-Minings grüne Tätigkeiten in BERUFENET identifiziert, um einen *Greenness-of-Jobs-Index* (goji) für Berufe, Branchen und Regionen zu berechnen. Auf Basis eines Literaturüberblicks und einer qualitativen Inhaltsanalyse erstellt Janser (2018) ein Wörterbuch für grüne Tätigkeiten. Diese beschreiben demnach explizit umweltfreundliche Aufgaben, die der Produktion von Output (Waren und Dienstleistungen) sowie anderen organisatorischen Prozessen dienen. Diese Anforderungen können sich auf alle Schritte entlang der gesamten Wertschöpfungskette beziehen. Grüne Fähigkeiten beschreiben die Fähigkeiten, die benötigt werden, um grüne Tätigkeiten auszuführen. Als umweltfreundlich werden alle Produkte und Maßnahmen verstanden, die aktiv die Ziele einer ökologisch nachhaltigen Entwicklung gemäß den Prinzipien der Green Economy (grünen Wirtschaft) fördern. Diese wiederum umfasst in Anlehnung an Dierdorff et al. (2009) wirtschaftliche Aktivitäten, die darauf abzielen, die Nutzung fossiler Brennstoffe zu reduzieren, die Umweltverschmutzung und die Treibhausgasemissionen zu verringern, die Effizienz der Energienutzung und des Materialeinsatzes zu steigern, Materialien zu recyceln, erneuerbare Energiequellen zu entwickeln und einzusetzen sowie die biologische Vielfalt zu schützen und zu fördern. Auf Basis des so erstellten Wörterbuchs für grüne Tätigkeiten werden entsprechende Tätigkeiten in BERUFENET als grün identifiziert. Der goji-Score für einzelne Berufe (KldB-2010-8-Steller) wird als Anteil der grünen Kern- und Zusatzanforderungen an der Gesamtsumme der Kern- und Zusatzanforderungen für den Beruf berechnet. Um von den goji-Scores der KldB-2010-8-Steller zu jenen auf höher aggregierter Ebene zu gelangen und so den Indikator auf Beschäftigungsdaten anwenden zu können, folgt Janser (2018) der Methode von Dengler et al. (2014).

4.2. BERUFSINFORMATIONSSYSTEM DES ARBEITSMARKTSERVICE

Herkunft, Inhalt und Struktur

Das Berufsinformationssystem (BIS) wird vom österreichischen Arbeitsmarktservice (AMS) entwickelt und bereitgestellt und liefert detaillierte Beschreibungen von ca. 500 zu Berufsprofilen (d. h. Berufsuntergruppen) zusammengefassten Einzelberufen. Die Informationen der Online-Datenbank enthalten die Beschreibung der Haupttätigkeiten, Beschäftigungsmöglichkeiten, Qualifikationen (verstanden als Fähigkeiten, Kompetenzen und Wissen) und Qualifikationsniveaus, der Aus- und Weiterbildung, der Berufsspezialisierungen, des Einstiegsgehalts (laut Kollektivvertrag) und Arbeitsumfelds. Diese Informationen werden quartalsweise aktualisiert, bis auf das Einstiegsgehalt, das alle drei Jahre aktualisiert wird. Jedem Berufsprofil sind Einzelberufe auf der 6-Steller-Ebene der AMS-Berufssystematik zugeordnet. Darüber hinaus sind den Berufsprofilen Berufe auf Ebene der ISCO-08-4-Steller und der KldB-2010-5-Steller zugewiesen. Zum Beispiel fallen unter das Berufsprofil Koch/Köchin 28 AMS-6-Steller (z. B. Grilleur:in oder Saucier/-e), ein ISCO-08-4-Steller (Koch/Köchin) und 15 KldB-5-Steller (z. B. Entremetier oder Foodstylist:in).

Das Arbeitsumfeld beschreibt soziale, psychische und körperliche Aspekte sowie Arbeitszeit und -ort. Beispiele sind Abenddienst, Arbeit unter Zeitdruck oder ständiges Stehen. Weiters werden Qualifikationsniveaus (z. B. Beruf mit Lehrausbildung oder mittlerer beruflicher Schul- und Fachausbildung), Zertifikate und Abschlüsse sowie benötigte Deutschkenntnisse nach dem Gemeinsamen Europäischen Referenzrahmen für Sprachen (GERS) angegeben.

Unter Qualifikationen werden im BIS Kompetenzen, Fähigkeiten und Wissen verstanden. Dabei wird zwischen beruflichen Basis-, fachlichen beruflichen und überfachlichen beruflichen Kompetenzen unterschieden. Zusätzlich werden besonders gefragte Kompetenzen und Arbeitsumfelder ausgewiesen, die auf Basis von Stelleninseraten ermittelt werden.

Basiskompetenzen umfassen berufliche Kompetenzen, Fähigkeiten und Tätigkeiten, die in der Regel Voraussetzung für einen bestimmten Beruf sind. Im Falle des Berufs Koch/Köchin zählen dazu beispielsweise Kochkenntnisse, Auge-Hand-Koordination und Kochen in Restaurantküchen. Fachliche berufliche Kompetenzen sind Fachkenntnisse und Fähigkeiten, die für einen Beruf benötigt werden, beispielsweise Hygienemanagement und Servierkenntnisse im Falle des Kochs oder der Köchin. Im Zusammenhang mit den Kompetenzen stehen Informationen zu den Detailkompetenzen zur Verfügung, die hierarchisch mit der Übergruppe verbunden sind. Detailkompetenzen, die zu Kochkenntnissen gehören, sind z. B. Gourmetküche, das Anrichten von Speisen oder Zubereitung veganer Speisen. Als überfachliche berufliche Kompetenzen werden Soft Skills verstanden, die keinen direkten fachlichen Bezug aufweisen, aber für einen Beruf von Bedeutung sind, wie Einsatzbereitschaft, Kreativität und Teamfähigkeit.

Jedes Berufsprofil wird außerdem nach dem DigComp-Modell² eingestuft, wodurch eingeschätzt werden kann, inwiefern in einem Beruf digitale Kompetenzen notwendig sind. Das DigComp-Modell differenziert zwischen sechs Kompetenzbereichen (von Grundlagen bis Problemlösung, Innovation und Weiterlernen) und unterscheidet acht Kompetenzstufen. Um die digitalen Kompetenzanforderungen eines Berufsprofils zu erfassen, wird der Durchschnitt der Bewertungen der einzelnen Kompetenzbereiche herangezogen. Zusätzlich werden die digitalen Kompetenzanforderungen im Detail beschrieben.

Das AMS führt zudem eine Berufsliste von Green Jobs (d. h. klimarelevanter Berufe) auf der 6-Steller-Ebene der AMS-Berufssystematik. Green Jobs als Oberkategorie umfassen nur Berufe, die durch Zusatzausbildungen klimarelevant werden können, wie etwa Elektroinstallateure und -installateurinnen für Photovoltaikanlagen, aber auch Berufe im öffentlichen Verkehr. Green Jobs im engeren Sinn sind Berufe, deren Ausbildungsinhalte direkt auf den Umwelt- und Ressourcenschutz ausgerichtet sind, wie Recyclingfachkräfte oder Energietechniker:innen für erneuerbare Energien. Derzeit befinden sich auf dieser Liste 536 Green Jobs, darunter 190 im engeren Sinne.

Anwendungsbereiche und wissenschaftliche Publikationen

Die Datenbank wird in erster Linie zur Arbeitsvermittlung und in der Berufsberatung eingesetzt. Trotz der guten Verknüpfbarkeit mit anderen Berufsklassifikationen, wie der ISCO-08 und KldB 2010, und der kostenlosen Bereitstellung³ wird das BIS in der Arbeitsmarktforschung kaum verwendet. Allerdings bildet es die strukturelle Basis anderer wichtiger Onlinetools des AMS, wie des AMS JobBarometers (siehe auch Katz et al., 2024), das AMS- und Online-Stellenanzeigen von JobfeedAT⁴ nutzt, um nachfrageseitige Arbeitsmarkttrends abzubilden.

² Siehe Vuorikari et al. (2022).

³ <https://www.data.gv.at/katalog/dataset/berufsinformationssystem-bis-berufe-mit-beruflichen-kompetenzen>

⁴ Jobfeed ist ein kostenpflichtiger Datensatz, der von der niederländischen Firma Textkernel angeboten wird. Mittels Webscraping werden Online-Stelleninserate in mehreren europäischen Ländern, darunter Österreich (JobfeedAT), gesammelt und aufbereitet.

In der akademischen Arbeitsmarktforschung wird das BIS hingegen eher weniger verwendet. Das könnte unter anderem daran liegen, dass im Gegensatz zu Deutschland keine Beschäftigungsdaten nach der AMS-Klassifikation der Berufsgruppen vorliegen. Obwohl es daher prinzipiell möglich wäre, auf Basis des BIS Kompetenzen und Tätigkeiten ähnlich wie im BERUFENET zu klassifizieren und berufsspezifische Indikatoren zu berechnen, können diese nur eingeschränkt auf österreichische Beschäftigungsdaten angewendet werden, da die derzeit beste Quelle für Beschäftigung nach Berufen die Arbeitskräfteerhebung darstellt, die Berufe nur auf Ebene der ISCO-08-3-Steller ausweist. Lediglich im Zusammenhang mit registrierten Arbeitslosen können detailliertere Analysen vorgenommen werden, da dafür Informationen zum jeweils letzten Beruf als AMS-6-Steller zur Verfügung stehen.

4.3. EUROPEAN SKILLS, COMPETENCES, QUALIFICATION AND OCCUPATIONS (ESCO)

ESCO ist eine mehrsprachige Klassifikation für Fähigkeiten, Kompetenzen und Berufe. ESCO ist ein Projekt der Europäischen Kommission, das von der Generaldirektion Beschäftigung, Soziales und Integration (DG EMPL) geleitet wird. Die erste vollständige Version wurde 2017 veröffentlicht. Seitdem erfolgen auf der Grundlage von Rückmeldungen und Vorschlägen von Organisationen, die ESCO verwenden, und anderen Stakeholdern laufende Verbesserungen. Die aktuelle Version v1.2 wurde im Mai 2024 veröffentlicht und umfasst Beschreibungen von ca. 3.000 Berufen (Berufssäule) und rund 14.000 Fähigkeiten/Kompetenzen und Wissenskonzepten (Kompetenzsäule), die mit diesen Berufen verknüpft sind.

Die Berufe in ESCO bauen auf der ISCO-08 auf, d. h., diese bildet die obersten vier Ebenen der Berufssäule und die ESCO-Berufe befinden sich auf der Ebene 5 und darunter. Jeder ESCO-Beruf ist genau einem der 4-Steller-Berufe der ISCO-08 zugeordnet. So gehören beispielsweise die ESCO-Berufe „Kindergartenhelfer:in“ und „Lehrassistent:in Sekundarstufe“ zum ISCO-08-4-Steller-Beruf „Lernbetreuer:in“. Die Berufe werden standardisiert beschrieben und enthalten jeweils eine bevorzugte Bezeichnung und eine Liste an alternativen Bezeichnungen in jeder der 28 ESCO-Sprachen. Beispielsweise werden auf Englisch für den Beruf „early years teaching assistant“ zwölf alternative Bezeichnungen angeführt, wie „early childhood teaching aide“ oder „preschool teaching assistant“. Zudem werden die relevanten Aufgaben, Verantwortlichkeiten und Anforderungen beschrieben, die mit der Ausübung des Berufs verbunden sind, und in jedem Berufsprofil werden Wissen, Fähigkeiten und Kompetenzen aufgelistet, die Experten und Expertinnen als für diesen Beruf auf europäischer Ebene relevant ansehen.

ESCO unterscheidet in seiner Kompetenzsäule zwischen Konzepten von Fähigkeiten/Kompetenzen und Wissenskonzepten und verwendet dieselben Definitionen von Fähigkeiten, Kompetenzen und Wissen wie der Europäische Qualifikationsrahmen (EQR). Demnach wird Wissen („Knowledge“) als eine Sammlung von Fakten, Prinzipien und Theorien definiert, die sich auf ein bestimmtes Arbeitsfeld beziehen. Fähigkeiten („Skills“) beschreiben die Fertigkeiten, Wissen anzuwenden und Know-how einzusetzen, um Aufgaben auszuführen und Probleme zu lösen. Das umfasst sowohl kognitive (logisches, intuitives und kreatives Denken) als auch praktische (Verwendung von Methoden, Materialien, Werkzeugen und Instrumenten) Fähigkeiten, die in einem bestimmten Umfeld oder in Bezug auf gewisse Aufgaben eingesetzt werden. Kompetenzen werden hingegen allgemeiner definiert, nämlich als die Fähigkeit, Wissen und Fertigkeiten eigenständig in neuen Situationen und angesichts unvorhergesehener Herausforderungen einzusetzen. Trotz dieser definitorischen Unterschiede werden

in der ESCO-Datenbank Fähigkeiten und Kompetenzen zusammengefasst und nicht extra ausgewiesen, da sie oft synonym verwendet werden.

Analog zu den Berufskonzepten werden für jedes dieser Konzepte bevorzugte und alternative Begriffe angeführt. Zudem finden sich textliche Beschreibungen sowie Informationen zur Wiederverwendbarkeit (d. h. berufs-, sektorspezifisch, -übergreifend oder transversal) und es wird erläutert, in welcher Beziehung sie zu den Berufen stehen. Die Kompetenz- ist wie die Berufssäule hierarchisch⁵ strukturiert, wobei vier Unterkategorien gebildet werden: Wissen, Sprachkenntnisse, Fähigkeiten/Kompetenzen und Querschnittsfähigkeiten/-kompetenzen. Innerhalb der Unterkategorien werden bis zu fünf Ebenen unterschieden. Dies kann beispielhaft anhand der Fähigkeit „Kochtechniken nutzen“ wie folgt illustriert werden:

› S Fähigkeiten

- S1 Kommunikation, Zusammenarbeit und Kreativität
- S2 Informationskompetenzen
- S3 Unterstützung und Pflege
 - S3.5 Zubereitung von und Versorgung mit Speisen und Getränken
 - S3.5.1 Zubereitung von Speisen und Getränken
 - **Kochtechniken nutzen**

Die Berufs- und Kompetenzsäule sind miteinander verbunden, indem Fähigkeiten, Kompetenzen und Wissen den Berufen zugeordnet und als für einen Beruf grundlegend („essential“) oder fakultativ („optional“) kategorisiert werden. Beispielsweise ist die Fähigkeit „Kochtechniken nutzen“ eine grundlegende Fähigkeit/Kompetenz für die Berufe Koch/Köchin oder Imbissmitarbeiter:in, während sie eine fakultative Fähigkeit/Kompetenz für die Berufe Babysitter:in oder Mönch/Nonne darstellt.

Seit 2022 werden in ESCO zudem Fähigkeiten/Kompetenzen und Wissenskonzepte als digital und grün gekennzeichnet. Die Kennzeichnung digitaler Fähigkeiten/Kompetenzen und Wissenskonzepte erfolgt durch eine Kombination von Machine-Learning-Algorithmen mit manueller Kennzeichnung und Validierung und basiert auf dem Europäischen Referenzrahmen für digitale Kompetenzen (DigComp Framework). Auf diese Weise wurden 725 Fähigkeiten/Kompetenzen und 475 Wissenskonzepte als digital identifiziert. Die Definition grüner Fähigkeiten/Kompetenzen folgt jener von Cedefop, die wie folgt lautet: „the knowledge, abilities, values and attitudes needed to live in, develop and support a society which reduced the impact of human activity on the environment“ (Cedefop, 2012). Für die Kennzeichnung werden ebenfalls Machine-Learning-Algorithmen mit manueller Kennzeichnung und Validierung kombiniert, wodurch 386 Fähigkeiten/Kompetenzen und 185 Wissenskonzepte als grün identifiziert wurden.

Neben der Möglichkeit, die gesamte Datenbank herunterzuladen oder über ‚Application Programming Interface‘ (API) auf die Daten zuzugreifen, stellt ESCO darüber hinaus ‚Skill Occupation Matrix Tables‘ zum Download zur Verfügung. In diesen Tabellen werden Berufsgruppen der ISCO-08 (alle Ebenen) mit den hierarchischen ESCO-Gruppen von Fertigkeiten/Kompetenzen und Wissen verbunden

⁵ Die Entwicklung der Kompetenzhierarchie orientiert sich an den ‚Intermediate Work Activities‘ in O*NET.

(alle Ebenen). Dies erleichtert die Verknüpfung der Daten mit anderen Datensätzen, wie Survey- oder offiziellen Beschäftigungsdaten, in denen Berufe nach ISCO-08 klassifiziert sind.

Anwendungsbereiche und wissenschaftliche Publikationen

ESCO wird auf Onlineplattformen und in der Arbeitsvermittlung genutzt, allen voran vom Portal der European Employment Services (EURES). EURES ist ein Netzwerk, dem öffentliche Arbeitsverwaltungen, Gewerkschaften und Arbeitgeberverbände angehören und das Arbeitsuchenden und -gebenden in Europa Unterstützung bei der Arbeitssuche und Personalvermittlung sowie Arbeitsmarktinformationen bietet.

Obwohl ESCO noch relativ neu ist, gibt es schon Ansätze zur Nutzung in der Arbeitsmarktforschung. Basierend auf älteren Versionen von ESCO haben Castellacci et al. (2020) und Lennon et al. (2023) Indikatoren für die digitale Skill-Intensität in Berufen berechnet. Castellacci et al. (2020) untersuchen, ob digitale Kompetenzen von Arbeitnehmern und -nehmerinnen in verschiedenen europäischen Regionen zu einer stärkeren Diversifizierung hin zu neuen Technologien beitragen können. Dafür entwickeln sie einen Indikator, indem sie E-Skills basierend auf den Suchwörtern ‚Computer‘ und ‚Technology‘ identifizieren. Auf diese Weise kategorisieren sie 69 Fähigkeiten/Kompetenzen als digital und teilen diese manuell in drei Kategorien ein, die sich nach dem Grad des benötigten Fachwissens richten – von der Anwender- zur Entwicklerebene. Lennon et al. (2023) identifizieren mittels *Natural-Language-Processing*-Methoden 1.151 digitale Fähigkeiten/Kompetenzen. Darauf aufbauend werden ein Netzwerkansatz und die Methode des *Revealed Comparative Advantage* (RCA) gewählt, um Berufe zu identifizieren, die in einem hohen Maße auf digitale Fähigkeiten angewiesen sind. Der *Digital Competence Indicator* wird für alle ESCO-Berufe und alle Berufe der vier ISCO-08-Ebenen berechnet. Chiarello et al. (2021) testen, inwiefern aktuelle Technologien in ESCO abgedeckt werden. Dazu verwenden sie Text-Mining-Methoden und das Lexikon der „Industrie 4.0“-Technologien, das zuvor in Chiarello et al. (2018) entwickelt wurde, um aufstrebende Technologien zu identifizieren, die zunehmend in der wissenschaftlichen Literatur erwähnt werden. Diese werden mit den in der ESCO-Datenbank erwähnten Technologien verglichen und es wird gezeigt, dass die meisten der am häufigsten zitierten Technologien in ESCO enthalten sind.

4.4. OCCUPATIONAL INFORMATION NETWORK (O*NET)

Herkunft, Inhalt und Struktur

Die Datenbank des *Occupational Information Network*, kurz O*NET, ist die zentrale Sammlung von Informationen über Berufe in den USA, das vom U. S. Department of Labor entwickelt und gepflegt wird. O*NET ersetzt seit 1998 das *Dictionary of Occupational Titles* (DOT), das 1939 erstmals veröffentlicht wurde.

Die O*NET-Datenbank enthält umfassende standardisierte Daten zu Fähigkeiten, Wissen, Aufgaben, Kompetenzanforderungen, Arbeitskontext, -stil, Technologien und Werkzeugen, Berufserfahrung und Ausbildungsanforderungen für mehr als 900 Berufe. Diese sind nach der SOC-O*NET-Taxonomie organisiert. In diesem Klassifikationssystem werden die Berufskategorien der *Standard Occupational Classification* (SOC) mit den detaillierten Anforderungs- und Tätigkeitsbeschreibungen des O*NET verbunden. Die Taxonomie wurde zuletzt 2019 umfassend aktualisiert und basiert auf der SOC 2018.

Die Informationen, die in die O*NET-Datenbank einfließen, werden von drei primären Quellen im Rahmen des O*NET-Datenerhebungsprogramms gesammelt: von Stelleninhabern und -haberinnen, Berufsexperten und -expertinnen sowie -analysten und -analytistinnen. Stelleninhaber:innen sowie Berufsexperten und -expertinnen füllen standardisierte Fragebögen über Aus- und Weiterbildung („Education and Training“), Arbeitsaufgaben („Work Activities“), Wissen („Knowledge“), Arbeitsstile („Work Styles“) und Arbeitskontext („Work Context“) aus. In Bezug auf Arbeitsaufgaben und Wissen werden sowohl die Bedeutung (fünfstufige Skala) als auch das Anforderungsniveau (siebenstufige Skala) einzelner Items für die Ausübung des Berufs bewertet. Fragen zum Arbeitsstil beziehen sich darauf, wie wichtig bestimmte persönliche Eigenschaften, wie Leadership oder Unabhängigkeit, für die Ausübung eines Berufs sind. Fragen zum Arbeitskontext decken Arbeitsbedingungen, -organisation sowie physische und sozialen Faktoren ab. Die Informationen über Bedeutung und Niveau von Fähigkeiten („Abilities“) und Kompetenzen („Skills“) für Berufe werden von Berufsanalysten und -analytikerinnen aufbereitet und in detaillierten Berichten dokumentiert. Diese gesammelten Daten dienen als Grundlage für die Beschreibung der Berufe im Rahmen der SOC-O*NET-Taxonomie.

Jeder Beruf in dieser enthält wichtige Informationen zu berufsspezifischen Aspekten, Anforderungen an Beschäftigte und deren Eigenschaften. Für jedes Element gibt es quantitative Daten, die Informationen zur Wichtigkeit („Importance“), zum Niveau („Level“) und zum Ausmaß („Extent“) liefern. Diese werden auf unterschiedlichen Skalen bewertet (z. B. einer fünfstufigen für die Wichtigkeit und einer siebenstufigen für das Niveau) und anschließend durch eine Min-Max-Transformation auf eine einheitliche Skala von 0 bis 100 normiert.

Berufsspezifische Informationen

- › Berufsspezifische Tätigkeiten („Tasks“) werden in Kern- („core“) und unterstützende Tätigkeiten („supplemental“) unterschieden. Zusätzlich wird ihre Bedeutung für einen Beruf quantifiziert. Beispielsweise hat für den Beruf „Cooks, Restaurant“ die Tätigkeit „Inspizieren und Reinigung der Lebensmittelzubereitungsbereiche, wie Geräte, Arbeitsflächen, Servierbereiche, um eine sichere und hygienische Handhabung der Lebensmittel zu gewährleisten“ die höchste Bedeutung mit einer Bewertung von 90. Die niedrigste Bewertung hat die Tätigkeit „Planen und Preisgestaltung von Speisekartenitems“ mit einem Importance-Score von 64.
- › Technologische Fähigkeiten/Kompetenzen („Technology Skills“) beziehen sich auf Informationstechnologie- und Softwarekenntnisse, die für die Ausübung einer beruflichen Rolle essenziell sind. Im Beruf „Cooks, Restaurants“ ist das z. B. die Nutzung von Software zur Erstellung und Bearbeitung von Webseiten (wie Facebook) oder die Nutzung von Spreadsheet-Software (wie Microsoft Excel). Technologische Fähigkeiten, die besonders häufig in Stellenausschreibungen genannt werden, sind als „hot technologies“ gekennzeichnet.
- › Verwendete Werkzeuge („Tools Used“) beschreiben Maschinen, Geräte und Werkzeuge, die für die Ausübung eines Berufs essenziell sind, wie gewerblich genutzte Mixer oder Haushaltsmesser.

Berufliche Anforderungen

- › Generelle Arbeitstätigkeiten („Work Activities“) beschreiben Tätigkeiten, die nicht berufsspezifisch sind, sondern in fast allen Berufsgruppen ausgeführt werden. Für den Beruf „Cooks, Restaurant“ ist mit einem Importance-Score von 74 die wichtigste generelle Arbeitstätigkeit „Informationsbeschaffung –

Beobachtung, Entgegennahme und sonstige Beschaffung von Informationen aus allen relevanten Quellen“. Den niedrigsten Importance-Score mit 26 hat die Tätigkeit „Entwerfen, Auslegen und Spezifizieren von technischen Geräten, Teilen und Ausrüstungen“.

- › Detaillierte Arbeitstätigkeiten („Detailed Work Activities“) beschreiben spezifische Arbeitstätigkeiten, die in einer kleinen bis mittleren Anzahl von Berufen innerhalb einer Berufsfamilie ausgeführt werden, beispielsweise Essenszubereitung oder das Servieren von Speisen oder Getränken. Sie werden ohne Importance-Score aufgelistet.
- › Arbeitskontext („Work Context“) beschreibt Arbeitsbedingungen, -zeit und -organisation sowie die physischen und sozialen Faktoren, die die Arbeit beeinflussen. Für diese Faktoren werden Prozentsätze auf Basis von Daten aus den Erhebungsprogrammen angegeben. Beispielsweise geben beim Beruf „Cooks, Restaurant“ 100 % der Befragten an, ständig oder fast ständig im Stehen zu arbeiten. Auf die Frage nach dem Automatisierungsgrad des Berufs antworten 12 % mit „vollständig automatisiert“ und 59 % mit „überhaupt nicht automatisiert“.

Anforderungen an die Arbeitnehmer:innen

- › Fähigkeiten/Kompetenzen („Skills“) beschreiben die erworbenen Fähigkeiten, die notwendig sind, um eine Aufgabe gut auszuführen. Im Beruf „Cooks, Restaurant“ wird die Kompetenz Monitoring (Überwachung/Beurteilung der eigenen Leistung, der Leistung anderer Personen oder von Organisationen, um Verbesserungen vorzunehmen oder Korrekturmaßnahmen zu ergreifen) mit einem Importance-Score von 53 am höchsten bewertet. Die Kompetenz Reparieren hat hingegen keine Bedeutung für den Beruf und wird mit Null bewertet.
- › Wissen („Knowledge“) umfasst Fakten und Grundsätze, die zur Lösung von Problemen und Fragen, die Teil einer Tätigkeit sind, benötigt werden. Für „Cooks, Restaurant“ sind Kenntnisse über Lebensmittelproduktion mit einem Importance-Score von 78 am höchsten bewertet, während Bauwesen- sowie Geschichts- und Archäologiekenntnisse mit einem Importance-Score von jeweils 7 am niedrigsten bewertet sind.
- › Ausbildung („Education“) bezieht sich auf die formale Ausbildung, die für einen Beruf benötigt wird, und basiert auf Informationen, die im Rahmen des Datenerhebungsprogramms gesammelt werden. Beispielsweise geben 44 % der Befragten an, dass für den Beruf „Cooks, Restaurant“ ein Highschool-Abschluss notwendig ist, während gemäß Aussagen von 19 % weniger als ein Highschool-Abschluss benötigt wird.

Eigenschaften der Arbeitnehmer:innen

- › Fähigkeiten („Abilities“) beziehen sich auf dauerhafte Fähigkeiten oder Begabungen, die eine Person besitzt und die ihr dabei helfen, berufliche Leistungen zu erbringen. Die wichtigste Fähigkeit im Beruf „Cooks, Restaurant“ ist jene, Details im Nahbereich zu erkennen. Sie wird mit einem Importance-Score von 63 bewertet.
- › Interessen („Work Interests“) beschreiben die Präferenzen, die Arbeitnehmer:innen hinsichtlich der Arbeitsumgebung haben. Hier wird zwischen sechs beruflichen Interessenprofilen unterschieden: dem realistischen, investigativen, künstlerischen, sozialen, unternehmerischen und konventionellen. Für

„Cooks, Restaurant“ ist das realistische Interessenprofil mit einem Score von 80 am stärksten ausgeprägt, während das investigative Profil mit einem Score von 7 am schwächsten ausgeprägt ist.

- › Arbeitswerte („Work Values“) beschreiben globale Aspekte der Arbeit, die sich aus bestimmten Bedürfnissen zusammensetzen, die für die Zufriedenheit einer Person wichtig sind. Hier wird zwischen sechs Arbeitswerten unterschieden: Leistung, die ergebnisorientiertes Arbeiten und den Einsatz der eigenen Fähigkeiten ermöglicht; gute Arbeitsbedingungen, die Sicherheit und Wohlbefinden fördern; Anerkennung durch Aufstiegschancen und Prestige; Beziehungen, die ein freundliches und kooperatives Umfeld schaffen und es ermöglichen, anderen zu helfen; Unterstützung durch ein Management, das Rückhalt bietet; und Selbstständigkeit, die eigenständiges Arbeiten und Entscheidungsfreiheit erlaubt.
- › Der Arbeitsstil („Work Styles“) beschreibt die Eigenschaften einer Person, die sich darauf auswirken können, wie gut sie die Arbeit ausführt. Beispiele für wichtige Arbeitsstile im Beruf „Cook, Restaurant“ sind Stresstoleranz, Detailgenauigkeit, Verlässlichkeit und Zusammenarbeit mit Importance-Scores von 81 bis 86. Weniger bedeutend sind analytisches Denken, Selbstständigkeit und Ausdauer mit Importance-Scores von 56 bis 65.

Erforderliche Erfahrung

- › Job-Zonen („Job Zones“) klassifizieren Berufe auf der Grundlage des erforderlichen Bildungsniveaus, der Erfahrung und der Schulung, die üblicherweise für die Ausübung des Berufs erforderlich sind. Diese Zonen geben einen Überblick über den Vorbereitungsaufwand, der für verschiedene Berufe notwendig ist. Es werden fünf Job-Zonen unterschieden: von Job-Zone 1, die wenig bzw. keine Vorbereitung (niedrige Bildungsabschlüsse und minimale Schulung) erfordert, bis zu Job-Zone 5, die eine umfassende Vorbereitung verlangt (hohe Bildungsabschlüsse, umfangreiche Erfahrung und Schulung).

Zusätzlich werden Arbeitsmarktdaten, wie Medianlohn, aktuelle Beschäftigung und Beschäftigungsprognosen, für die jeweiligen Berufe angegeben.

Neben diesen detaillierten Informationen hat O*NET bereits 2009 eine Liste grüner Berufe erstellt. Dabei wird unter Ökologisierung der Berufe das Ausmaß verstanden, in dem Aktivitäten und Technologien im Zusammenhang mit der grünen Wirtschaft die Nachfrage nach bestehenden Berufen erhöhen, die Anforderungen an die Arbeit verändern oder neue Arbeit und Arbeitsanforderungen entstehen lassen. Auf dieser Basis werden grüne Berufe in drei Kategorien eingeteilt: ‚green increased demand occupations‘ (Berufe mit wachsender Nachfrage durch die grüne Wirtschaft), ‚green enhanced skills occupations‘ (Berufe mit neuen oder erweiterten Qualifikationen) und ‚green new and emerging occupations‘ (neue grüne Berufe) (Dierdorff et al., 2009). Im Jahr 2010 wurden außerdem im Rahmen des O*NET *Green Task Development Projects* 1.369 grüne Tätigkeiten identifiziert (Dierdorff et al., 2011).

Anwendungsbereiche und wissenschaftliche Publikationen

Die gesamte O*NET-Datenbank ist open source und kann über die Website in verschiedenen Datenformaten heruntergeladen werden. Alle Daten zu Tätigkeiten, Skills etc. sind den O*NET-SOC-Berufen zugeordnet.

O*NET wird sowohl in der Praxis als auch in der Forschung intensiv genutzt. Zu den praktischen Anwendungsbereichen gehören unter anderem Portale wie *My Next Move*, das hilfreiche Karriereübersichten für Studierende und Arbeitssuchende bietet, sowie O*NET *OnLine*, das umfassende Berufsbeschreibungen und Daten für Berufsberater:innen und Personalfachleute bereitstellt.

In der Arbeitsmarktforschung ist O*NET eine zentrale Datenquelle für Studien, die dem tätigkeitsbasierten Ansatz folgen. Seit Autor et al. (2003) werden O*NET-Daten in verschiedenen Studien genutzt, um zwischen Routine- und Nichtroutine-Tätigkeiten sowie kognitiven und manuellen Tätigkeiten zu unterscheiden. Diese Differenzierung ist zentral für die Analyse des ‚routine-biased technological change‘ (RBTC), der beschreibt, welche unterschiedlichen Auswirkungen technologischer Fortschritt, insbesondere Automatisierung und Digitalisierung, auf verschiedene Tätigkeiten hat. Demnach lassen sich Routinetätigkeiten leicht automatisieren, was zu einer sinkenden Nachfrage nach Arbeitskräften führt, die solche Tätigkeiten ausüben, während die Nachfrage nach Nichtroutine-Tätigkeiten zunimmt, die kreative, komplexe oder zwischenmenschliche Fähigkeiten erfordern. Diese Entwicklung führt zu einer Polarisierung des Arbeitsmarktes, bei der gut bezahlte Arbeitsplätze in den oberen und unteren Segmenten zunehmen, während das mittlere Qualifikationssegment unter Druck gerät. Zu den Studien, die auf Basis von O*NET-Daten die Auswirkungen des RBTC auf den Arbeitsmarkt untersuchen, gehören z. B. Autor et al. (2003) sowie Autor und Dorn (2013) für die USA, Autor et al. (2006) sowie Goos und Manning (2007) für Großbritannien und Goos et al. (2014) für die EU15.

Einen einflussreichen Beitrag zur Automatisierungsdebatte leisteten Frey und Osborne (2017), die O*NET nutzen, um für 702 Berufe der O*NET-SOC-Taxonomie Automatisierungswahrscheinlichkeiten zu berechnen. Die Basis der Berechnungen bildet die Einschätzung von Experten und Expertinnen über die Automatisierbarkeit von 70 der 702 berücksichtigten Berufe. Nur wenn alle Tätigkeiten im Beruf automatisierbar sind, werden die Berufe als automatisierbar gekennzeichnet. Zusätzlich werden O*NET-Variablen, die auf Engpässe (‚bottlenecks‘) bei der Automatisierung hinweisen, wie Wahrnehmung, Kreativität und soziale Intelligenz, und die Informationen zum dafür erforderlichen Niveau verwendet. Auf Basis dieser Informationen werden mittels eines Algorithmus die Automatisierungswahrscheinlichkeiten für die einzelnen Berufe geschätzt.

Mit dem steigenden Interesse an den Auswirkungen künstlicher Intelligenz (KI) wurden zudem einige Indikatoren entwickelt, um die KI-Exposition von Berufen zu erfassen. Die Studie von Felten et al. (2018) war hierfür wegbereitend. Die Autoren verknüpfen KI-Anwendungen mit Daten zu den beruflichen Fähigkeiten in O*NET und entwickeln darauf aufbauend den *AI-Occupational-Exposure* (AIOE)-Index. Dieser misst, wie stark verschiedene Berufe von KI betroffen sind, wobei keine Unterscheidung zwischen positiver und negativer Betroffenheit gemacht wird. Dieser Indikator wird auch in anderen Studien aufgegriffen und weiterentwickelt, indem Komplementarität als zusätzliche Dimension eingeführt wird, wodurch unterschieden werden kann, ob Berufe eher positiv oder eher negativ betroffen sind (siehe Pizzinelli et al., 2023 und Cazzaniga et al., 2024).

O*NET wird auch verwendet, um Tätigkeiten in grüne und nichtgrüne zu unterteilen (Dierdorff et al., 2011). Grüne Tätigkeiten sind demnach solche, die direkt zu einer Reduktion von Treibhausgasen beitragen oder mit der Verbesserung der ökologischen Nachhaltigkeit zusammenhängen (Bluedorn et al., 2023). Grüne Berufe oder die grüne Intensität von Berufen werden in der Regel über den Anteil der grünen Tätigkeiten in einem Beruf bestimmt (Dierdorff et al., 2011). Weiterentwicklungen des Indikators, wie jene von Bluedorn et al. (2023), verwenden Daten zu umweltverschmutzenden Industrien, um zusätzlich umweltbelastende braune Berufe zu identifizieren.

4.5. EUROPEAN SKILLS AND JOBS SURVEY (ESJS)

Herkunft, Inhalt und Struktur

Der *European Skills and Jobs Survey* (ESJS) des Cedefop gibt Einblicke in die Arbeitsplatzanforderungen, den Qualifikationsbedarf und die Qualifikationen der Arbeitskräfte in Europa. Die erste Welle des ESJS wurde 2014 und die zweite Welle 2021 in allen 27 EU-Staaten, Norwegen, der Schweiz, Liechtenstein und Großbritannien durchgeführt.

Der ESJS erhebt neben Standardinformationen über soziodemografische und berufliche Merkmale Informationen über die Anforderungen an die beruflichen Fähigkeiten (Lese-, Schreib- und Rechenkenntnisse, digitale, analytische, manuelle und zwischenmenschliche Fähigkeiten), Aspekte des Skill-Mismatches (vertikal und horizontal), Arbeitsorganisation (Autonomie und Routinetätigkeiten) sowie die Teilnahme an der beruflichen Aus- und Weiterbildung. Während einige Kernvariablen über die beiden Erhebungen gleich bleiben, wurde im Fragebogen für die zweite Welle neben Auswirkungen der Covid-19-Pandemie ein deutlicher Schwerpunkt auf Digitalisierung und Automatisierung gelegt. Dazu werden nicht nur Fragen zur Nutzung digitaler Geräte und der Art der digitalen Aktivitäten gestellt, die ausgeführt werden, sondern es wird auch erhoben, inwiefern digitale Technologien akzeptiert werden (dies kommt z. B. in Aussagen zum Ausdruck, wonach sie die Arbeitsleistung verbessern oder Lernen bei der Arbeit ermöglichen, der Umgang einfach zu erlernen ist oder die Nutzung Spaß macht), ob Roboter bei der Arbeit genutzt werden, ob durch neu erlernte Computerprogramme neue Aufgaben/Tätigkeiten hinzugekommen bzw. weggefallen sind, ob nach eigener Einschätzung die eigene Arbeit durch digitale Technologien ersetzt werden kann und ob erwartet wird, dass neue digitale Technologien zu neuen Skill- und Wissensanforderungen führen, die noch nicht erfüllt werden. Zusätzlich wird nach absolvierter Weiterbildung im Umgang mit digitalen Technologien gefragt. Da Berufe auf Ebene der ISCO-08-4-Steller klassifiziert sind, können Analysen nicht nur auf der Personen-, sondern auch auf der Berufsebene durchgeführt werden, wobei Letzteres nur für Ländergruppen möglich ist, da die Anzahl der Beobachtungen je Beruf ansonsten zu klein ist.

Die Erhebung umfasst eine repräsentative Stichprobe von insgesamt 45.000 Arbeitnehmern und -nehmerinnen im Alter von 25 bis 64 Jahren, wobei die Samplegröße auf Länderebene zwischen 1.000 und 3.000 Beobachtungen variiert. In Österreich wurden ca. 1.500 Personen befragt. Die Daten werden mittels CAWI („Computer-Assisted Web Interviewing“) und CATI („Computer-Assisted Telephone Interviewing“) erhoben.

Anwendungsbereiche und wissenschaftliche Publikationen

Cedefop stellt aggregierte Auswertungen des ESJS online zur Verfügung⁶, während Mikrodaten für Forschungszwecke angefragt werden müssen, aber ebenfalls kostenlos bereitgestellt werden. In der Arbeitsmarktforschung sind diese Daten weniger verbreitet als beispielsweise jene des EWCS oder der PIAAC-Erhebung. McGuinness et al. (2021) verfolgen beispielsweise einen anderen Ansatz, um die Auswirkungen des technologischen Wandels auf Arbeitnehmer:innen zu untersuchen. Die Autoren untersuchen den ‚skills-displacing technological change‘ (SDT), den sie anhand zweier Fragen operationalisieren: Es wird danach gefragt, ob sich in den letzten fünf Jahren die verwendeten Technologien am Arbeitsplatz verändert haben (mit den Antwortmöglichkeiten Ja oder Nein), und um eine Einschätzung (auf einer Skala von 0 bis 10) darüber gebeten, wie wahrscheinlich es ist, dass die eigenen Fähigkeiten in den nächsten fünf Jahren obsolet werden. Als SDT-anfällig gilt, wer die Technologiefrage mit Ja beantwortet und bei der Obsoleszenz einen Wert über 6 angibt.

4.6. EUROPEAN WORKING CONDITIONS SURVEY (EWCS)

Herkunft, Inhalt und Struktur

Die Europäische Erhebung über die Arbeitsbedingungen (EWCS) von Eurofound wird seit 1990 ca. alle fünf Jahre bei Arbeitnehmern und -nehmerinnen in Europa durchgeführt. Bisher sind Daten für sieben Wellen verfügbar (1990/91, 1995/96, 2000, 2001, 2005, 2015 und 2021), wobei die Anzahl der teilnehmenden Länder stetig gewachsen ist. Derzeit läuft die achte Erhebungsrunde bis November 2024, die alle EU-Mitgliedsstaaten, Norwegen, die Schweiz, Albanien, Bosnien und Herzegowina, Kosovo, Montenegro, Nordmazedonien und Serbien abdeckt. Diese Daten werden im Laufe des Jahres 2025 verfügbar sein. Die Zielpopulation des EWCS sind erwerbstätige Personen im Alter von mindestens 15 Jahren.

Der Hauptfokus des EWCS liegt auf der Erhebung von Informationen zu einer Vielzahl an Arbeitsbedingungen. Das umfasst Fragen zu Arbeitszeiten, körperlichen und psychosozialen Risiken am Arbeitsplatz, Arbeitsplatzsicherheit, sozialen Beziehungen am Arbeitsplatz, Lern- und Entwicklungsmöglichkeiten (z. B. Teilnahme an Weiterbildungen) und der Arbeitsorganisation (z. B. Autonomie bei der Arbeit und Zeitdruck). Es wird auch nach der Häufigkeit bestimmter Tätigkeiten gefragt, die bei der Arbeit ausgeführt werden, beispielsweise des Bewegens oder Tragens von Personen oder schwerer Lasten, der Interaktion mit firmenfremden Personen und der Arbeit mit digitalen Technologien, wie Computer, Laptop, Tablet oder Smartphone. Weitere Fragen zu den Arbeitsinhalten beziehen sich darauf, ob die Arbeit im Beruf monotone oder komplexe Aufgaben, die Lösung unvorhergesehener Probleme oder das Lernen neuer Dinge beinhaltet.

Berufe werden nach ISCO-08 klassifiziert und sind auf 2-Steller-Ebene verfügbar. Die Telefonumfrage des EWCS 2021 (EWCTS) hat zudem die O*NET-Definition grüner Berufe übernommen und inkludiert eine dichotome Variable, die angibt, ob ein Beruf grün ist oder nicht, sowie eine kategoriale Variable, die zwischen den drei Kategorien ‚green increased demand‘, ‚green enhanced skills‘ und ‚green new and emerging occupations‘ unterscheidet.

⁶ <https://www.cedefop.europa.eu/en/tools/european-skills-jobs-survey/data>

Der EWCS umfasst eine repräsentative Stichprobe von Arbeitnehmern und -nehmerinnen im Alter von mindestens 15 Jahren und die Samplegröße variiert in der Regel zwischen 1.000 und 3.000 befragten Personen pro Land. In Österreich wurden für den EWCTS 2021 rund 1.700 Personen befragt. Die Datenerhebung erfolgte bis 2015 durch CAPI („Computer-Assisted Personal Interviewing“) und wurde im Jahr 2021 aufgrund der Covid-19-Pandemie einmalig auf CATI umgestellt.

Anwendungsbereiche und wissenschaftliche Publikationen

Die Mikrodaten des EWCS sind nach Registrierung über das Portal UK Data Service⁷ frei verfügbar. Eurofound veröffentlicht eigene Berichte mit Analysen zu aktuellen Themen, wie den aktuellen Bericht EWCTS 2021, mit Schwerpunkt auf die Auswirkungen der Covid-19-Pandemie (Eurofound, 2022). Im Zusammenhang mit der digitalen Transformation untersuchen in der akademischen Forschung Menon et al. (2020) den Zusammenhang zwischen Computernutzung und Arbeitsintensität und zeigen, dass sowohl Computernutzung als auch Arbeitsintensität zwischen 1995 und 2015 zugenommen haben. Fernández-Macias et al. (2023) untersuchen die Veränderungen in Routineaufgaben und der Computernutzung in der EU zwischen 1995 und 2015. Sie zeigen, dass der Grad der Routinisierung (im Sinne repetitiver und standardisierter Tätigkeiten) in den meisten Berufen zugenommen hat, aber die Beschäftigungsstruktur durch eine Deroutinisierung gekennzeichnet ist.

4.7. LABOUR FORCE SURVEY AD-HOC-MODUL (LFS-AHM) 2022: BERUFLICHE KOMPETENZEN

Herkunft, Inhalt und Struktur

Der *Labour Force Survey* (LFS) ist eine der wichtigsten Quellen für Arbeitsmarktdaten in der EU und wird seit den 1960er Jahren durchgeführt. Er wurde ständig weiterentwickelt, um die Vergleichbarkeit über die Zeit zu verbessern. Im Jahr 1997 begann der Übergang zu einer vierteljährlichen, kontinuierlichen Erhebung. Zusätzlich zu den aktuellen und ehemaligen EU-Mitgliedsstaaten wird der LFS in Norwegen, Island und Schweiz und den EU-Beitrittskandidaten Montenegro, Nordmazedonien, Serbien und Türkei durchgeführt.

Beim LFS handelt es sich um eine Haushaltsbefragung, die quartalsweise durchgeführt wird und wesentliche Bereiche der Erwerbstätigkeit, Arbeitslosigkeit und Nichterwerbstätigkeit abdeckt. Zu den wichtigsten Themenbereichen gehören soziodemografische Informationen, Erwerbsbeteiligung, -status und -tätigkeit, Merkmale der Arbeitslosigkeit (z. B. Gründe und Dauer) sowie Merkmale der ausgeübten beruflichen Tätigkeit, wie Beruf (ISCO-08), Wirtschaftszweig, Arbeitszeit, Art des Arbeitsverhältnisses, Mehrfachbeschäftigung etc. Zusätzlich zur regulären Erhebung werden jedes Jahr Ad-hoc-Module (AHMe) bei einem Subsample der Befragten durchgeführt. Sie sind auf bestimmte Themen fokussiert, wie die Arbeitsmarktsituation von Migranten und Migrantinnen oder Langzeitarbeitslosigkeit. Die AHMe können sich wiederholen, wodurch eingeschränkte Querschnittsvergleiche über längere Zeiträume hinsichtlich der Spezialthemen möglich sind.

Im Jahr 2022 wurde erstmals das AHM zu beruflichen Kompetenzen durchgeführt, das Informationen zu Tätigkeitsprofilen und Arbeitsmethoden liefert. Die Fragen orientieren sich am ‘Task-Approach’ (Tätigkeiten-Ansatz) und setzen sich aus einer inhaltlichen Komponente (physische, intellektuelle und

⁷ <https://ukdataservice.ac.uk/>

zwischenmenschliche Tätigkeiten) und einer methodischen Komponente (Arbeitsmethoden, -mittel und Werkzeuge) zusammen. So wurde beispielsweise danach gefragt, wie häufig digitale Technologien bei der Arbeit genutzt werden, wie viel Entscheidungsfreiheit die Arbeitnehmer:innen in Bezug auf die Reihenfolge und den Inhalt ihrer Arbeit haben (Autonomie), in welchem Ausmaß sie mit anderen Personen kommunizieren, wie häufig sie körperlich anstrengende Tätigkeiten ausüben, wie häufig kognitive Tätigkeiten ausgeübt werden (z. B. Lesen arbeitsbezogener Unterlagen und relativ komplexe Berechnungen), in welchem Maß Feinmotorik erforderlich ist und wie oft sie repetitive oder standardisierte Aufgaben ausführen.

Die Samplegröße variiert von Land zu Land – je nach Bevölkerungsgröße – und reicht von rund 2.000 Haushalten in Malta (mit ca. 4.600 Personen im Alter von 15 bis 74 Jahren) bis zu ca. 90.000 Haushalten in Deutschland (mit ca. 140.000 Personen im Alter von 15 bis 74 Jahren). In Österreich wird der LFS in ca. 20.000 Haushalten mit ca. 30.000 Personen im Alter von 15 bis 74 Jahren durchgeführt.

Anwendungsbereiche und wissenschaftliche Publikationen

Die wichtigsten Arbeitsmarktindikatoren und spezielle Auswertungen des LFS sind über Eurostat verfügbar. Anonymisierte Mikrodaten können zu Forschungszwecken über Eurostat angefragt werden. In der wissenschaftlichen Forschung wurde das AHM-2022 bisher kaum verwendet. Im österreichischen Kontext ist jedoch hervorzuheben, dass die Daten des LFS im Austrian Micro Data Center (AMDC) mit Registerdaten verknüpft werden können.

4.8. PROGRAMME FOR THE INTERNATIONAL ASSESSMENT OF ADULT COMPETENCIES (PIAAC)

Herkunft, Inhalt und Struktur

PIAAC ist eine internationale Studie der OECD, um die grundlegenden Kompetenzen und Fähigkeiten Erwachsener im Alter von 16 bis 65 Jahren zu messen. PIAAC baut auf früheren OECD-Kompetenzstudien auf, wie dem *International Adult Literacy Survey* (IALS) und dem *Adult Literacy and Life Skills Survey* (ALL). Ziel des Surveys ist die Bewertung von Schlüsselkompetenzen in den Bereichen Lesen, Mathematik und adaptives Problemlösen, die für den Arbeitsmarkt und das gesellschaftliche Leben relevant sind. Die erste Erhebungsrunde der ersten Welle fand 2011 und 2012 in 24 OECD-Ländern statt und wurde sukzessive auf weitere Länder ausgeweitet. Ursprünglich war geplant, die Studie alle zehn Jahre durchzuführen, aber aufgrund der Covid-19-Pandemie startete die Datenerhebung der zweiten Welle mit Verspätung im Jahr 2022. Die Daten werden ab Dezember 2024 zur Verfügung gestellt.

Der PIAAC-Survey besteht aus zwei Komponenten: (i) der Kompetenzmessung, anhand der die grundlegenden kognitiven Fähigkeiten der Teilnehmenden erfasst werden, und (ii) dem Hintergrundfragebogen, in dem umfassende Informationen über soziodemografische Merkmale, Erwerbsstatus und Beruf (ISCO-08-2-Steller und in einigen Ländern ISCO-08-4-Steller), den Sektor, Berufserfahrung, Arbeitsbedingungen, die Teilnahme an formellem und informellem Lernen sowie die Nutzung von Fähigkeiten im Alltag und am Arbeitsplatz gesammelt werden.

Die Kompetenztests wurden in der ersten Erhebungswelle sowohl als Papiertests als auch computerbasiert durchgeführt und decken drei zentrale Bereiche ab: Lesekompetenz („Literacy“), mathematische Kompetenz („Numeracy“) und Problemlösen im Kontext neuer Technologien („Problem-solving in technology-rich environments“). In der zweiten Erhebungswelle werden alle Tests tabletbasiert durchgeführt und die Kompetenzdomäne Problemlösen im Kontext neuer Technologien wurde durch adaptives Problemlösen ersetzt. Unter Lesekompetenz wird die Fähigkeit verstanden, geschriebene Texte zu verstehen, zu nutzen und zu bewerten, um alltägliche Aufgaben zu lösen. Mathematische Kompetenz bedeutet die Fähigkeit, mathematische Informationen zu interpretieren und zu verwenden, um Probleme im Alltag zu lösen. Problemlösen im Kontext neuer Technologien beschreibt die Fähigkeit, digitale Technologien und Netzwerke zu nutzen, um Informationen zu beschaffen und Probleme zu lösen, was auch als digitale Fähigkeit bezeichnet werden kann. Dieser Kompetenzbereich wurde in der aktuellen Erhebungswelle durch adaptives Problemlösen ersetzt, das die Fähigkeit beschreibt, ein Ziel in einer dynamischen Situation zu erreichen, in der eine Lösung nicht unmittelbar verfügbar ist.

Der Hintergrundfragebogen erfasst neben den üblichen individuellen und berufsbezogenen Merkmalen, wie oft die befragten Personen bestimmte Fähigkeiten („Skills“) im Alltag und der Arbeit einsetzen. Diese decken die drei getesteten Kompetenzbereiche ab. Beispielsweise wird in der ersten Erhebungswelle gefragt, wie häufig Personen Bedienungsanleitungen lesen oder einfache Berechnungen durchgeführt werden. Um den Einsatz digitaler Fähigkeiten zu erfassen, wird nach verschiedenen Aktivitäten gefragt, wie nach der Häufigkeit der Nutzung des Internets, um Informationen zu suchen, E-Mails zu versenden oder Transaktionen durchzuführen, oder danach, wie häufig Textverarbeitungs-, Tabellenkalkulationsprogramme oder Programmiersprachen genutzt werden. Die Fragen zur Nutzung der Fähigkeiten werden sowohl in Bezug auf die Arbeit als auch auf das tägliche Leben gestellt. Wichtige Neuerungen in der zweiten Erhebungswelle sind die Überarbeitung der Fragen zur Nutzung neuer Technologien und die Einführung neuer Fragen zum Einsatz sozialer und emotionaler Kompetenzen.

Die Stichprobengröße variiert je nach Land, liegt aber in der Regel zwischen ca. 4.500 und 5.500 Personen, um repräsentative Ergebnisse für die erwachsene Bevölkerung im Alter von 16 bis 65 Jahren zu gewährleisten. Im österreichischen Kontext ist hervorzuheben, dass die PIAAC-Daten auch im AMDC verfügbar sind und somit mit Registerdaten verknüpft werden können. Da aber in Österreich die Berufe nur auf ISCO-08-2-Steller-Ebene ausgewiesen werden, ist die Aussagekraft hinsichtlich berufsbasierter Auswertungen eingeschränkt.

Anwendungsbereiche und wissenschaftliche Publikationen

PIAAC wird intensiv in verschiedenen Bereichen der Forschung genutzt. Ein wichtiger Beitrag im Zusammenhang mit Automatisierung ist die Studie von Arntz et al. (2016), die sich kritisch mit dem Ansatz von Frey und Osborne (2017) auseinandersetzen. Im Gegensatz zu diesen gehen Arntz et al. (2016) nicht davon aus, dass Berufen Automatisierungswahrscheinlichkeiten zugewiesen werden können, sondern dass der Fokus auf die Automatisierbarkeit von Tätigkeiten gelegt werden muss. Zu diesem Zweck verwenden sie PIAAC-Daten für 21 OECD-Länder und zeigen, dass im Vergleich zur Betrachtung von Berufen deutlich weniger Beschäftigte Tätigkeitsprofile aufweisen, die mit einer hohen Wahrscheinlichkeit automatisiert werden können. Marcolin et al. (2016) analysieren PIAAC-Daten von 20 OECD-Ländern, um die Routine-Intensität zu untersuchen. Zu diesem Zweck werden Fragen zur Arbeitsorganisation herangezogen. Dazu zählen das Ausmaß der freien Wahl und Veränderung der Reihenfolge von Tätigkeiten, das Maß an Freiheit bei der Wahl der Arbeitsweise, die Häufigkeit der

eigenen Arbeitsplanung sowie die Selbstorganisation der Arbeitszeit. Lennon et al. (2023) verwenden PIAAC-Daten von 2011/2012 für 13 europäische Länder⁸, für die Berufe als ISCO-08-4-Steller verfügbar sind, und berechnen einen Indikator, der auf der Häufigkeit der Nutzung von Internet und Computern bei der Arbeit basiert. Dieser wird mit einem ESCO-basierten Indikator auf der ISCO-08-4-Steller-Ebene verglichen.

4.9. JOBFEEDAT (BZW. TEXTKERNEL)

Herkunft, Inhalt und Struktur

JobfeedAT ist eine Big-Data-Plattform, die Daten aus Online-Stellenanzeigen beinhaltet. Die Daten werden von der niederländischen Firma Textkernel tagesaktuell mittels Webminings gesammelt und unterlaufen einen automatisierten Aufbereitungsprozess, um möglichst standardisierte und vergleichbare Informationen zu den Inhalten, insbesondere zu den Kompetenzen, der Stellenausschreibungen zu generieren. Seit 2015 sind Daten für Österreich verfügbar, die über Textkernel erworben werden können.

Zur besseren Interoperabilität nutzt Textkernel gängige Klassifikationen, Taxonomien und Ontologien, wie ISCO, ESCO und O*NET, um die Informationen in den Stellenausschreibungen zu klassifizieren (Rentzsch und Staneva, 2020). Zusätzlich stehen der gesamte Text der Stellenausschreibungen sowie Metadaten zur Verfügung, die angeben, wo und wann ein Stelleninserat veröffentlicht wurde, sowie die Branchenzugehörigkeit anführen (Bernhard und Russmann, 2023).

Anwendungsbereich und wissenschaftliche Publikationen

Die JobfeedAT-Daten werden ergänzend zu den vom AMS abgewickelten Stellenausschreibungen (beim AMS gemeldete und eJob-Room-Inserate) für das AMS JobBarometer verwendet. Das JobBarometer ist ein Onlinetool⁹ zur Analyse nachfrageseitiger Arbeitsmarkttrends mit speziellem Fokus auf Berufe und Kompetenzen und stützt sich auf die Struktur des BIS.

In der Arbeitsmarktforschung werden die österreichischen Textkernel-Daten beispielsweise von Bernhard und Russmann (2023) verwendet, die Unterschiede und Ähnlichkeiten im Hinblick auf geforderte Fähigkeiten zwischen den Kommunikationsberufen in den Bereichen Journalismus, Public Relations und Marketing in Deutschland und Österreich untersuchen. Sie zeigen, dass die Berufsfelder zwar immer noch voneinander unterscheidbar sind, allerdings sind die Ähnlichkeiten in den geforderten Fähigkeiten stärker als die Unterschiede.

4.10. ONLINE VACANCY ANALYSIS TOOL FOR EUROPE (SKILLS-OVATE)

Herkunft, Inhalt und Struktur

Skills-OVATE ist ein Online-Analyse-Tool des Cedefop, das Daten zur Arbeitsmarktnachfrage in Europa liefert. Als Datenbasis dienen Stellenanzeigen aus verschiedenen Onlineplattformen, darunter private Jobportale, Portale der öffentlichen Arbeitsverwaltung, Personalvermittlungsagenturen, Onlinezeitungen und Unternehmenswebsites. Diese Daten werden kontinuierlich gesammelt und aufbereitet. Kern der

⁸ Belgien, Dänemark, Frankreich, Griechenland, Großbritannien, Italien, Litauen, Niederlande, Polen, Slowakei, Slowenien, Spanien und Tschechien

⁹ <https://jobbarometer.ams.at/>

Datenaufbereitung ist die Klassifizierung von Berufen und Kompetenzen. Dazu werden die Inhalte der Stellenanzeigen mithilfe von *Natural Language Processing* und Machine-Learning-Algorithmen analysiert und anhand der Berufe, Qualifikationen und Kompetenzen in ESCO und O*NET klassifiziert. Zudem wird jede Stellenanzeige geolokalisiert und Regionen – zumindest auf NUTS-2 Ebene¹⁰ (entspricht den Bundesländern in Österreich) – zugeordnet.

Im Onlinetool werden die Daten vier Mal pro Jahr aktualisiert und für die jeweils letzten vier verfügbaren Quartale in aggregierter Form präsentiert. Zusätzlich sind jährliche Durchschnittswerte für Schlüsselvariablen über die Skills-Intelligence-Plattform verfügbar.

Die Berufe werden nach ISCO klassifiziert, während Fähigkeiten sowohl auf Basis von ESCO als auch auf Basis von O*NET klassifiziert werden. Skills-OVATE zeigt z. B. für Österreich, dass zwischen dem dritten und vierten Quartal 2024 der Beruf „Entwickler:in und Analytiker:in von Software und Anwendungen“ der gefragteste war. Die gefragteste Fähigkeit/Kompetenz gemäß ESCO war die transversale Fähigkeit „Lernbereitschaft“, während auf Basis der O*NET-Taxonomie die gefragteste Fähigkeit „Adaptabilität/Flexibilität“ war.

Sowohl für die digitale als auch die grüne Transformation gibt es explizite Auswertungen. Um die digitale Transformation abzubilden, werden einerseits Trends für Informations- und Kommunikationstechnologie-Spezialisten und -Spezialistinnen präsentiert. Andererseits werden die „Digitalität“ („digitalness“) und die „digitale Durchdringung“ („digital pervasiveness“) von Berufen (bis zur ISCO-4-Steller-Ebene), Sektoren (NACE-1-Steller¹¹) und Regionen (NUTS 2) dargestellt. In Bezug auf Berufe beschreibt Digitalität den Anteil der digitalen Fähigkeiten an der Gesamtzahl der in einem bestimmten Beruf beobachteten einzigartigen Fähigkeiten. Die digitale Durchdringung beschreibt den Anteil der Stelleninserate, die mindestens eine digitale Fähigkeit enthalten, an der Gesamtzahl der Stelleninserate für einen bestimmten Beruf. Um die grüne Transformation abzubilden, werden Trends in den Stellenausschreibungen für Berufe im Bereich erneuerbarer Energie und verwandte Berufe dargestellt. Zusätzlich werden analog zur digitalen Transformation die „Grünheit“ und „grüne Durchdringung“ von Berufen, Sektoren und Regionen präsentiert.

Um Zugang zu den zugrunde liegenden Daten zu erhalten, ist eine Zugangsberechtigung beim Web-Intelligence-Hub-Team zu beantragen.

Anwendungsbereich und wissenschaftliche Publikationen

Abgesehen vom Online-Analyse-Tool veröffentlicht das Cedefop eigene Berichte auf Basis der Auswertungen der Skills-OVATE-Daten sowie detailliertere Country-Reports (z. B. Cedefop, 2019). Ein weiteres Beispiel ist Pouliakas (2021), der Skills-OVATE-Daten in Verbindung mit O*NET verwendet, um Tätigkeiten zu identifizieren, die mit einer erhöhten Automatisierungswahrscheinlichkeit sowie einer größeren digitalen Exposition (inkl. Roboter, Computersoftware und KI-Technologien) verbunden sind.

¹⁰ NUTS (französisch: ‚Nomenclature des unités territoriales statistiques‘) ist ein hierarchisches System zur Identifizierung und Klassifizierung von Regionen in den EU-Mitgliedstaaten.

¹¹ NACE steht für ‚Nomenclature statistique des activités économiques dans la Communauté européenne‘ und ist die statistische Systematik der Wirtschaftszweige in der Europäischen Union.

5. Bewertung und Vergleich der Datenquellen

Für den systematischen Vergleich der Datenquellen wird eine Bewertungsmatrix erstellt, in der jede Datenquelle anhand der in Box 1 beschriebenen Kriterien evaluiert wird. Diese umfassen Granularität, Relevanz, Aktualität, Konsistenz und Datenzugänglichkeit.

Von besonderem Interesse sind die Möglichkeiten zur Abbildung der Auswirkungen der digitalen und grünen Transformation auf Berufe, Fähigkeiten/Kompetenzen und Tätigkeiten/Tasks. Für die digitale Transformation sind dabei drei Aspekte von Bedeutung: Inwiefern werden zur Ausübung des Berufs digitale Fähigkeiten/Kompetenzen benötigt? Werden in den Berufen digitale Technologien (z. B. Computer, Tablet und Smartphone) verwendet? Wie hoch ist in den Berufen der Routineanteil als Indikator für die potenzielle Automatisierbarkeit? Letzteres kann anhand von Informationen zur Art der Arbeitsorganisation und des Arbeitsumfeldes operationalisiert werden.

Für die Auswirkungen der grünen Transformation ist es derzeit noch schwieriger, eindeutige Kriterien festzulegen. In der Literatur wird bisher meistens auf die von Dierdorff et al. (2009) entwickelten Kategorien grüner Berufe zurückgegriffen. Dabei wird zwischen 'green increased demand occupations' (Berufen mit wachsender Nachfrage durch die grüne Wirtschaft), 'green enhanced skills occupations' (Berufen mit neuen oder erweiterten Qualifikationen) und 'green new and emerging occupations' (neuen grünen Berufen) unterschieden. Gleichzeitig werden von mehreren Institutionen, wie O*NET oder Cedefop, Definitionen grüner Berufe, Skills und Tasks entwickelt, bisher gibt es jedoch keine allgemein akzeptierte Definition. ESCO identifiziert z. B. grüne Fähigkeiten und Wissenskonzepte auf Basis der Definition des Cedefop (2012), wonach grüne Fähigkeiten zum Leben und zur Förderung einer Gesellschaft beitragen, die Umweltbelastung durch menschliches Handeln verringert. Um die Auswirkungen der grünen Transformation umfassend abzubilden, werden die Datenquellen dahingehend bewertet, ob sie grüne Berufe, grüne Fähigkeiten und grüne Tätigkeiten identifizieren können.

BOX 1 / BEWERTUNGSKRITERIEN FÜR DIE VERGLEICHSMATRIX

Die **Granularität** wird anhand des Detaillierungsgrades auf Berufsebene bewertet:

- › detailliert (mind. ISCO-4-Steller)
- › moderat (ISCO-3-Steller)
- › grob (ISCO-2-Steller oder aggregierter)

Relevanz – Anwendbarkeit für Österreich: Kann der Datensatz für Arbeitsmarktanalysen in Österreich herangezogen werden?

- › ja, direkt (keine Umschlüsselung notwendig)
- › ja, indirekt (Umschlüsselung notwendig)
- › nein

Relevanz – allgemeine Thematik: Können Fähigkeiten/Kompetenzen und Aufgaben/Tasks operationalisiert werden?

- › ja, umfassend
- › ja, eingeschränkt (ein Aspekt)
- › nein

Relevanz – digitale Transformation: Kann der Datensatz Aspekte der digitalen Transformation auf der Berufsebene abbilden?

- › ja, umfassend (digitale Skills, Nutzung digitaler Technologien, Routine/Nichtroutine)
- › ja, eingeschränkt (mind. ein Aspekt)
- › nein

Relevanz – grüne Transformation: Kann der Datensatz Aspekte der grünen Transformation auf der Berufsebene abbilden?

- › ja, umfassend (grüne Skills, grüne Tätigkeiten, grüne Berufe)
- › ja, eingeschränkt (mind. ein Aspekt)
- › nein

Die Bewertung der **Aktualität** orientiert sich an der Häufigkeit der Datenaktualisierungen:

- › hohe Aktualität bei zumindest jährlicher Aktualisierung
- › mittelmäßige Aktualität bei Intervallen von zwei bis fünf Jahren
- › geringe Aktualität bei Intervallen von über fünf Jahren

Die **Konsistenz** wird anhand der Vergleichbarkeit über die Zeit hinweg bewertet:

- › ja, uneingeschränkt oder mit vernachlässigbaren Brüchen
- › ja, eingeschränkt mit relevanten Brüchen
- › nein

Um die **Datenzugänglichkeit** zu bewerten, wird der Datensatz anhand des FAIR-Prinzips bewertet, das vier grundlegende Kriterien beschreibt, die Daten erfüllen sollten, um optimal nutzbar und zugänglich zu sein: ‚findable‘ (auffindbar), ‚accessible‘ (zugänglich), ‚interoperable‘ (interoperabel) und ‚reusable‘ (wiederverwendbar).

- › Datenzugang ist FAIR
- › Datenzugang ist eingeschränkt FAIR (mind. ein Aspekt fehlt)
- › Datenzugang ist nicht FAIR

Quelle: eigene Darstellung

Tabelle 2 / Bewertungsmatrix

Datenquelle	Granularität	Relevanz: Anwendbarkeit Österreich	allgemeine Relevanz	Relevanz: digitale Transformation	Relevanz: grüne Trans- formation	Aktualität	Konsistenz	Zugängliche it (FAIR)
BERUFENET	detailliert	ja, indirekt	ja, umfassend	ja, umfassend	ja, eingeschränkt (Green Tasks, Green Jobs)	hoch	ja, uneingeschränkt	eingeschränkt FAIR
BIS	detailliert	ja, direkt	ja, umfassend	ja, umfassend	ja, eingeschränkt (Green Jobs)	hoch	ja, uneingeschränkt	FAIR
ESCO	detailliert	ja, indirekt	ja, umfassend	ja, umfassend	ja, eingeschränkt (Green Skills, Green Jobs)	hoch	ja, uneingeschränkt	FAIR
O*NET	detailliert	ja, indirekt	ja, umfassend	ja, umfassend	ja, eingeschränkt (Green Tasks, Green Jobs)	hoch	ja, uneingeschränkt	FAIR
ESJS	detailliert	ja, direkt	ja, umfassend	ja, umfassend	nein	mittelmäßig	eingeschränkt	FAIR
EWCS	grob	ja, direkt	ja, eingeschränkt (Tätigkeiten)	ja, eingeschränkt (Nutzung dig. Tech., Routine)	ja, eingeschränkt (Green Jobs)	mittelmäßig	eingeschränkt	FAIR
LFS-AHM 22	moderat	ja, direkt	ja, eingeschränkt (Tätigkeiten)	ja, eingeschränkt (Nutzung dig. Tech., Routine)	nein	gering	NN	FAIR
PIAAC	grob	ja, direkt	ja, umfassend	ja, umfassend	nein	gering	eingeschränkt	FAIR
JobfeedAT	detailliert	ja, direkt	ja, umfassend	ja, umfassend	ja, eingeschränkt (Green Jobs)	hoch	ja, uneingeschränkt	eingeschränkt FAIR
Skills- OVATE	detailliert	ja, direkt	ja, umfassend	ja, umfassend	ja, eingeschränkt (Green Jobs)	hoch	ja, uneingeschränkt	eingeschränkt FAIR

Quelle: eigene Darstellung

5.1. VERGLEICH DER DATENQUELLEN ENTLANG DER BEWERTUNGSKRITERIEN

Granularität

Während alle Berufsdatenbanken sehr detaillierte Berufe angeben, die unter der ISCO-08-4-Steller-Ebene liegen und entweder mit dieser hierarchisch verknüpft sind oder umgeschlüsselt werden können, sind die Survey- und die Stellenausschreibungsdaten nur auf stärker aggregierter Ebene verfügbar. Eine Ausnahme bildet der ESJS, der Berufe auf der ISCO-08-4-Steller-Ebene angibt. Der LFS klassifiziert Berufe als ISCO-08-3-Steller, während der EWCS und die PIAAC-Erhebung für Österreich lediglich ISCO-08-2-Steller ausweisen. In Letzterer stehen jedoch für einige andere Länder ISCO-08-4-Steller zur Verfügung, was von Lennon et al. (2023) aufgegriffen wurde, um für diese Berufe Intensitäten von Tasks mit Computernutzung zu berechnen. Um Survey-Daten zur Berechnung von Indikatoren auf der

Berufsebene zu verwenden, müssen jedoch ausreichende Observationen je Beruf vorhanden sein. Das ist in der Regel nur dann der Fall, wenn Länderaggregate verwendet werden. Daten zu den Stellenausschreibungen weisen ebenfalls eine hohe Granularität auf.

Relevanz – Anwendbarkeit für Österreich

Von den Berufsdatenbanken ist nur das BIS direkt für Österreich anwendbar, während die anderen Datenquellen indirekt verwendet werden können, d. h. über die Umschlüsselung verschiedener Klassifikationen, wie der SOC und KldB, zu ISCO-08. Es gibt jedoch eine zentrale Einschränkung hinsichtlich der Beschäftigungsdaten: Während für registrierte arbeitslose Personen Berufe als AMS-6-Steller angegeben sind, können für Beschäftigte lediglich Daten aus Surveys, wie dem LFS (ISCO-08-3-Steller), verwendet werden. Im Gegensatz zu Deutschland, wo Arbeitgeber verpflichtet sind, die Berufe der Beschäftigten den Sozialversicherungsträgern zu melden, gibt es nämlich ansonsten keine aussagekräftigen Beschäftigungsdaten nach Berufen.

Alle betrachteten Surveys werden in Österreich durchgeführt und sind daher für Österreich anwendbar. Zusätzlich ist hervorzuheben, dass die LFS- und die PIAAC-Daten im AMDC zur Verfügung stehen und daher mit Registerdaten verknüpft werden können.

JobfeedAT- und Skills-OVATE-Daten sind ebenfalls für Österreich verfügbar und haben zusätzlich eine regionale Komponente, allerdings werden die Skills-OVATE-Daten nur auf NUTS-2-Ebene auf der Plattform publiziert.

Relevanz – allgemeine Thematik: Können Fähigkeiten/Kompetenzen und Aufgaben/Tasks operationalisiert werden?

Im Hinblick auf die Differenzierung zwischen Berufen, Tätigkeiten und Kompetenzen sind alle Berufsinformationssysteme in der Lage, eine solche vorzunehmen. Es ist jedoch hervorzuheben, dass O*NET im Vergleich zum BIS, zu ESCO und BERUFENET zusätzlich quantitative Bewertungen der Wichtigkeit, des Niveaus, des Umfangs etc. von Skills, Tasks und anderen berufsbeschreibenden Elementen liefert. Das ermöglicht eine genauere Bestimmung von Skill- oder Task-Intensitäten im Vergleich zu Daten, mit denen sich nur die relative Häufigkeit bestimmter Skill- oder Task-Kategorien in einem Beruf berechnen lässt.

Die Surveys liefern grundlegende Informationen zu Fähigkeiten und Tätigkeiten. Der ESJS und die PIAAC-Erhebung bilden sowohl Fähigkeiten, die verwendet werden, als auch Tätigkeiten, die ausgeübt werden, sehr detailliert ab, während der EWCS aufgrund seiner Ausrichtung diese Aspekte vor dem Hintergrund der Beschreibung der Arbeitsbedingungen abfragt. Das Alleinstellungsmerkmal von PIAAC ist die Kompetenzmessung, die es ermöglicht, tatsächliche Basiskompetenzen der Beschäftigten zu erfassen. Die Fragen des AHM des LFS orientieren sich an der Literatur zum Tätigkeiten-Ansatz, sind aber im Vergleich zu PIAAC und zum ESJS weniger detailliert.

Daten, die auf Stellenausschreibungen basieren, können ebenfalls zwischen Fähigkeiten und Tätigkeiten unterscheiden und im Falle von Skills-OVATE werden sie sowohl nach ESCO als auch nach O*NET klassifiziert.

Relevanz – digitale Transformation: Kann der Datensatz Aspekte der digitalen Transformation auf der Berufsebene abbilden?

Prinzipiell können alle Berufsdatenbanken dazu verwendet werden, zwischen digitalen Fähigkeiten, der Nutzung digitaler Technologien und Arbeitsmethoden zu differenzieren, die eine Unterscheidung in Routine- und Nichtroutine-Tätigkeiten erlauben. Die Datenbanken unterscheiden sich jedoch hinsichtlich des Aufwands. Während BERUFENET und O*NET bereits intensiv genutzt wurden, um Routine-Indikatoren zu berechnen (wie Dengler et al., 2014; Goos et al., 2014), gibt es noch keine etablierten Indikatoren in der Forschung, die auf dem BIS oder ESCO basieren. O*NET ist hier wieder hervorzuheben, da es auch schon dazu verwendet wurde, die KI-Exposition von Berufen zu berechnen (Felten et al., 2021). ESCO und das BIS sind besonders gut geeignet, um Berufe hinsichtlich digitaler Fähigkeiten/Kompetenzen zu beschreiben. Während ESCO eine Liste digitaler Fähigkeiten bereitstellt, beschreibt das BIS zusätzlich für jeden Beruf, welches digitale Kompetenzniveau erforderlich ist.

Bei den Surveys ist der ESJS hervorzuheben, der alle drei Aspekte detailliert abdeckt. PIAAC erfasst zwar auch unterschiedliche Bereiche der Computer- und Internetnutzung am Arbeitsplatz, aber weniger detailliert als der ESJS. Hier ist jedoch wiederum die Kompetenzmessung hervorzuheben, die es in der ersten Erhebungswelle erlaubt, tatsächliche digitale Kompetenzen der Beschäftigten zu messen. Das LFS-AHM 2022 erfasst zwar die Nutzung digitaler Geräte, differenziert aber nicht zwischen einzelnen Anwendungsbereichen. Die Komplexität der Nutzung digitaler Geräte (und somit das Niveau der damit verbundenen notwendigen Fähigkeiten) kann nur indirekt in Kombination mit anderen Fragen abgebildet werden. Mittels EWCS kann die digitale Transformation nur rudimentär abgebildet werden, basierend auf Fragen zur Computernutzung und der Arbeitsorganisation bzw. den Arbeitsmethoden, um zwischen Routine- und Nichtroutine-Tätigkeiten zu unterscheiden.

Auf Basis der Textdaten der Stellenausschreibungen können alle drei Aspekte der digitalen Transformation abgedeckt werden.

Relevanz – grüne Transformation: Kann der Datensatz Aspekte der grünen Transformation auf der Berufsebene abbilden?

Die grüne Transformation ist in den Datenquellen deutlich schlechter abbildbar als die digitale Transformation, da die meisten Quellen nur einen Aspekt berücksichtigen. O*NET hat die besten Voraussetzungen, da sowohl grüne Jobs als auch grüne Tätigkeiten identifiziert werden und entsprechende Indikatoren in der Forschung zur grünen Wirtschaft etabliert sind (siehe auch Bluedorn et al., 2023). In der aktuellen Version von ESCO werden Fähigkeiten- und Wissenskonzepte basierend auf der Cedefop-Definition als grün gekennzeichnet. Diese können dazu verwendet werden, den Anteil grüner Kompetenzen in den Berufen zu berechnen. Das AMS identifiziert klimarelevante Berufe auf der Ebene der AMS-6-Steller als solche, die Umweltschäden vermeiden und natürliche Ressourcen erhalten können, unterscheidet aber nicht zwischen grünen Tätigkeiten und Fähigkeiten.¹² Janser (2018) hat ein Wörterbuch für grüne Tätigkeiten erstellt und verwendet, um diese in BERUFENET zu identifizieren und, aufbauend auf der Methode von Dengler et al. (2014), einen goji für verschiedene Ebenen der KldB 2010 zu berechnen.

¹² Siehe auch: <https://www.bmaw.gv.at/Themen/Arbeitsmarkt/Arbeitsmarktdaten/Green-Jobs.html>.

In den Survey-Daten können keine grünen Tätigkeiten oder grünen Fähigkeiten identifiziert werden, da die Fragen bisher nicht darauf ausgerichtet waren, klimarelevante Aspekte abzudecken. Es ist jedoch nicht auszuschließen, dass in zukünftigen Runden der Surveys neue Fragen inkludiert werden, die auf die Ökologisierung abzielen.

Auf Basis der Texte in den Stellenausschreibungen ist es möglich, ähnlich wie Janser (2018) grüne Tätigkeiten zu identifizieren oder auf die Liste grüner Fähigkeiten- und Wissenskonzepte von ESCO zurückzugreifen, da diese in allen EU-Sprachen vorhanden sind.

Prinzipiell können jedoch in allen Datenquellen, die mindestens ISCO-08-3-Steller aufweisen, grüne Jobs auf Basis von Indikatoren aus der Literatur identifiziert werden.

Aktualität

Berufsdatenbanken sind darauf ausgerichtet, aktuelle, gesicherte und stabile Informationen zu Berufen zu liefern. Obwohl sie kontinuierlich aktualisiert werden, sind sie relativ träge, da es Zeit braucht, bis sich relevante Veränderungen bei den erforderlichen Fähigkeiten bzw. neue Berufsfelder herauskristallisieren. Nichtsdestotrotz hat ESCO gezeigt, dass auf Nutzer:innenbedürfnisse schnell reagiert werden kann, indem neue Veröffentlichungen der Datenbank Labels für digitale und grüne Kompetenzen beinhalten.

Die Surveys weisen geringe bzw. mittelmäßige Aktualität auf und sind, bis auf den EWCS, bisher zwei- (ESJS und PIAAC) bzw. einmal (LFS-AHM 2022) durchgeführt worden. Die neuesten PIAAC-Daten werden im Dezember 2024 und neue EWCS-Daten im Jahr 2025 veröffentlicht. Ob und wann eine dritte Runde des ESJS durchgeführt wird, ist derzeit nicht ersichtlich. Zudem steht noch nicht fest, ob und wann das LFS-AHM 2022 wiederholt wird.

Die Stellenausschreibungsdaten weisen die höchste Aktualität auf und sind daher gut geeignet, aktuelle oder entstehende Trends abzubilden. Sie werden auch dazu verwendet, Berufsdatenbanken zu aktualisieren.

Konsistenz

Berufsdatenbanken weisen eine hohe Konsistenz über die Zeit auf. Große Überarbeitungen von Berufsklassifikationen, wie der ISCO-08, SOC und KldB 2010, können in der Regel über Korrespondenztabelle gut integriert werden.

Bei Surveys wird die zeitliche Vergleichbarkeit zwar immer angestrebt, aber aufgrund von Änderungen in den Fragebögen, z. B. infolge thematischer Schwerpunktsetzungen, wie beim ESJS, und der Erschließung neuer Themenblöcke, wie im aktuellen PIAAC, oder Änderungen beim Ländersample sind Vergleiche über die Zeit oft nur eingeschränkt möglich.

Für Daten aus Stellenausschreibungen werden in der Regel bestehende Taxonomien genutzt, um die extrahierten Daten zu klassifizieren. Diese Daten sind dementsprechend konsistent, wenn es keine großen Änderungen in den zugrunde liegenden Taxonomien gibt. Allerdings werden Daten aus Stellenausschreibungen nicht als lange Zeitreihen zur Verfügung gestellt, da sie darauf abzielen, aktuelle Trends abzubilden.

Zugänglichkeit

Die Daten der Berufsdatenbanken BIS¹³, ESCO¹⁴ und O*NET¹⁵ sind uneingeschränkt FAIR. Nur für BERUFENET müssen die Anforderungsmatrizen, die Berufe und Kompetenzen miteinander verknüpfen und von Dengler et al. (2014) und den darauf aufbauenden Studien verwendet wurden, schriftlich bei der Bundesagentur für Arbeit angefragt werden.

Der Zugang zu den Survey-Daten ist ebenfalls uneingeschränkt FAIR. Während die ‚Public-Use-Files‘ der PIAAC-Daten direkt von der OECD¹⁶ bereitgestellt werden, muss für den Mikrodatenzugang zu den LFS-Daten ein Antrag über Eurostat¹⁷ gestellt werden. Die EWCS-Daten können nach Registrierung über UK Data Service¹⁸ bezogen werden. Die ESJS-Daten müssen bei den Projektverantwortlichen des Cedefop¹⁹ angefragt werden.

Die Daten zu den Stellenausschreibungen erfüllen ebenfalls alle FAIR-Kriterien. Allerdings müssen die JobfeedAT-Daten von Textkernel erworben werden²⁰, während der Zugang zu den zugrunde liegenden Daten von Skills-OVATE über das Web-Intelligence-Hub-Team²¹ angefragt werden muss.

5.2. FAZIT ZUR GEMEINSAMEN BETRACHTUNG DER DIGITALEN UND GRÜNEN TRANSFORMATION

Auf Basis der Bewertungsmatrix und der Gegenüberstellung der Datenquellen zeigt sich, dass keine Datenquelle für sich genommen geeignet ist, die Aspekte der digitalen und grünen Transformation auf den drei Ebenen Berufe, Skills und Tasks vollumfänglich abzubilden.

Liegt der Fokus jedoch auf Berufen, können alle Berufsdatenbanken dazu verwendet werden, sowohl von der grünen als auch von der digitalen Transformation betroffene Berufe zu identifizieren. O*NET-Daten sind hier klar im Vorteil, da es bereits eine Reihe an in der Forschung gut etablierten Klassifikationen und Indikatoren gibt, die Auskunft über Routine-Intensität, Automatisierungswahrscheinlichkeiten, KI-Exposition und grüne Berufe geben und auf ISCO-08 umgelegt werden können. Allerdings wurde O*NET für den US-amerikanischen Arbeitsmarkt entwickelt, weshalb bei Verwendung von O*NET-Indikatoren implizit angenommen wird, dass die Berufsanforderungen in den USA jenen in anderen Ländern gleichen. Auch auf Basis von BERUFENET wurden bereits Routine-Intensitäten, Substituierbarkeitspotenziale und ein *Grünheitsindex* berechnet. ESCO wurde bisher verwendet, um einen digitalen Kompetenzindikator zu berechnen. Die gleiche Methode kann auf grüne Kompetenzen angewendet werden. Die digitale und die grüne Kompetenzintensität von Berufen lassen sich gemeinsam untersuchen. Text-Mining-Methoden können auch auf das BIS angewendet werden, da aber die AMS-Berufscodes nicht mit Beschäftigten

¹³ <https://www.data.gv.at/katalog/dataset/berufsinformationssystem-bis-berufe-mit-beruflichen-kompetenzen>

¹⁴ <https://esco.ec.europa.eu/de/use-esco/download>

¹⁵ <https://www.onetcenter.org/database.html#individual-files>

¹⁶ <https://www.oecd.org/en/data/datasets/PIAAC-1st-Cycle-Database.html#data>

¹⁷ <https://ec.europa.eu/eurostat/web/microdata/access>

¹⁸ <https://ukdataservice.ac.uk/>

¹⁹ <https://www.cedefop.europa.eu/en/projects/european-skills-and-jobs-survey-esjs#group-contacts>

²⁰ <https://www.textkernel.com/de/produkte-loesungen/>

²¹ <https://www.cedefop.europa.eu/en/tools/skills-online-vacancies>

verknüpft sind, können mit dieser Methode nur Analysen zu den registrierten Arbeitslosen durchgeführt werden. Sie eignet sich daher nicht für Untersuchungen der Beschäftigtenstruktur.

Bei den Survey-Daten kann die grüne Transformation nur auf der Ebene der Berufe abgebildet werden, indem Indikatoren oder Klassifikationen basierend auf Berufsdatenbanken verwendet werden. Das untergräbt jedoch das Alleinstellungsmerkmal von Survey-Daten, die es ermöglichen, Unterschiede innerhalb von Berufen abzubilden. Daher sind Survey-Daten in ihrer derzeitigen Form nicht dazu geeignet, Auswirkungen der digitalen und grünen Transformation gemeinsam zu betrachten. Dies kann sich jedoch ändern, wenn in zukünftigen Erhebungen Fragen eingeführt werden, die klimarelevante Aspekte von Tätigkeiten betreffen.

Daten aus Stellenausschreibungen können ähnlich wie Daten aus Berufsdatenbanken betrachtet werden, da sie Tätigkeitsprofile und Anforderungen in Berufen beschreiben. Daher lassen sich Methoden anwenden, die etwa mit jenen vergleichbar sind, die bei O*NET und BERUFENET zur Identifikation grüner Tätigkeiten verwendet werden. Dennoch sind Stellenausschreibungen generell nur als ergänzende Datenquelle geeignet, da sie mit wesentlichen Einschränkungen verbunden sind, wie begrenzter Repräsentativität, da nicht alle Berufe und Qualifikationsniveaus in gleicher Weise ausgeschrieben werden (Führungskräfte werden beispielsweise oft über Headhunting gesucht). Zudem sind die Inhalte selektiv, da nicht alle für eine Stelle erforderlichen Fähigkeiten bzw. Tätigkeiten angegeben werden. Schließlich sind Stellenausschreibungen nicht gleichzusetzen mit der Anzahl der tatsächlichen offenen Stellen, da Inserate teilweise auch dazu verwendet werden, um den Markt zu testen oder Lebensläufe potenzieller Kandidaten und Kandidatinnen zu sammeln.

5.3. PERSPEKTIVEN FÜR WEITERFÜHRENDE STUDIEN

An dieser Stelle muss noch einmal hervorgehoben werden, dass Arbeitsmarktanalysen auf der Berufsebene in Österreich grundsätzlich nur eingeschränkt möglich sind, da es keine umfassenden Berufsdaten für Beschäftigte in Österreich gibt, die unterhalb der ISCO-08-3-Steller-Ebene angesiedelt sind. Zudem stammen die vorhandenen Beschäftigungsdaten nach Berufen aus dem LFS, bei dem es sich um eine Stichprobenerhebung handelt. Ein Blick nach Deutschland zeigt jedoch, dass es durchaus möglich ist, Berufe im Rahmen einer Vollerhebung zu erfassen. Betriebe in Deutschland sind nämlich dazu verpflichtet, bei der Meldung der Beschäftigten an die Sozialversicherungsträger einen neunstelligen Tätigkeitsschlüssel anzugeben, dessen erste fünf Ziffern den KldB-2010-5-Stellern entsprechen.

In Ermangelung eines solchen Berufsregisters muss daher für Studien in Österreich auf die höher aggregierte Ebene der ISCO-3-Steller ausgewichen werden. Zur Thematik der grünen und digitalen Transformation haben beispielsweise Bock-Schappelwein und Egger (2023), basierend auf O*NET-Kategorien, die Schnittmenge an Berufen auf der ISCO-08-3-Steller-Ebene ermittelt, die von der digitalen und grünen Transformation betroffen sind. Zusätzlich haben die Autorinnen die Altersstruktur innerhalb der Berufe betrachtet.

Generell können Berufsdatenbanken dabei helfen, Berufe nach bestimmten Merkmalen zu kategorisieren. Mittels Text-Mining-Methoden können so gewünschte Merkmale identifiziert und Kategorien je nach Fragestellung abgeleitet werden. Die Klassifikation ESCO eignet sich aufgrund ihrer hierarchischen Struktur, der Mehrsprachigkeit und der Verknüpfung mit ISCO-08 besonders gut für Text-

Mining-Methoden (z. B. Lennon et al., 2023). Zudem hat ESCO bereits Label für grüne und digitale Kompetenzen eingeführt, was die Berechnung digitaler und grüner Kompetenzindikatoren erleichtert. Es besteht jedoch noch erhebliches Potenzial, die Informationen über die Tätigkeiten in den Berufsbeschreibungen in ESCO zu nutzen, da in diesem Bereich bisher wenig getan wurde.

Surveys haben im Vergleich zu Berufsdatenbanken den Vorteil, dass Unterschiede innerhalb von Berufen erfasst werden und mit individuellen Merkmalen der Beschäftigten in Verbindung gesetzt werden können. Umfragedaten sind daher für spezifische Fragestellungen und Teilaspekte besser geeignet und erlauben es, Analysen durchzuführen, deren Fokus die Personen- und nicht die Berufsebene ist. Umfragedaten können daher dazu verwendet werden, zu zeigen, welche soziodemografischen Gruppen – unabhängig von Berufen – von strukturellen Veränderungen am Arbeitsmarkt betroffen sind. Dies kann insbesondere dann nützlich sein, wenn Berufsinformationen nur auf höher aggregierter Ebene verfügbar sind, beispielsweise auf jener der ISCO-08-3- und -2-Steller. Basierend auf der derzeitigen Datenlage ist eine personenbezogene Untersuchung der Tätigkeitsprofile und Kompetenzen jedoch nur für die digitale Transformation möglich, da gängige Surveys bisher keine Fragen beinhalten, die Rückschlüsse auf Umweltaspekte von Tätigkeiten zulassen. Es ist jedoch wichtig, hervorzuheben, dass der LFS und die PIAAC-Erhebung im AMDC zur Verfügung stehen und über die Personen-ID mit anderen Registerdaten verknüpft werden können. Dies ermöglicht vertiefende Untersuchungen zu den Karriereverläufen und Arbeitsergebnissen von Personen, die zum Zeitpunkt der Umfrage bestimmte Tätigkeitsprofile aufweisen.

Das Potenzial von Stellenausschreibungen als ergänzende Datenquelle für kurzfristige nachfrageseitige Arbeitsmarkttrends ist nicht zu unterschätzen und kann insbesondere durch Text-Mining-Methoden flexibel erschlossen werden.

6. Schlussfolgerungen

In dieser Studie wurde ein detaillierter Überblick über Datenquellen gegeben, die herangezogen werden können, um Analysen auf der Ebene von Berufen, Kompetenzen, Skills und Tätigkeiten in Österreich durchzuführen. Während sich Berufsdatenbanken besonders gut dafür eignen, Berufe entlang bestimmter Merkmale zu charakterisieren, und damit Analysen zu Arbeitsmarktstrukturen ermöglichen, sind Surveys dazu geeignet, ausgeübte Tätigkeiten und eingesetzte Kompetenzen vor dem Hintergrund soziodemografischer Merkmale, unabhängig von Berufen, auszuwerten. Gängige Surveys berücksichtigen jedoch bisher noch nicht Konzepte wie grüne Tätigkeiten und Fähigkeiten, weswegen sie zur gleichzeitigen Untersuchung von Auswirkungen der digitalen und grünen Transformation weniger geeignet sind. Stellenausschreibungen sollten eher als ergänzende Quelle angesehen werden, da sie nicht repräsentativ sind und sehr selektive Informationen zu Tätigkeiten und Fähigkeiten beinhalten. Aus praktischer Sicht sind ESCO und O*NET derzeit am besten dazu geeignet, Berufe, Kompetenzen und Tätigkeiten in Bezug auf Aspekte der digitalen und grünen Transformation zu beschreiben.

Das größte Hindernis hinsichtlich der Analyse von Berufen, Kompetenzen und Tätigkeiten in Österreich ist jedoch, dass die Datenlage zu Beschäftigung und Berufen in Österreich unzureichend ist. Eine kürzlich durchgeführte Machbarkeitsstudie der Statistik Austria (2024) zum Potenzial der registerbasierten Berufsforschung zeigt das eindrücklich: Insgesamt können nur 18 % der Berufe zuverlässig identifiziert werden und lediglich in wenigen Randberufen, wie bei Angehörigen der regulären Streitkräfte, lässt sich eine zuverlässige Identifikation von mehr als 50 % erreichen.

Somit können wir uns abschließend dem Fazit der Kollegen und Kolleginnen der Statistik Austria vollumfänglich anschließen, weshalb es an dieser Stelle im Wortlaut wiedergegeben wird (S. 55–56):

„Die beschriebenen Probleme werden auch in Zukunft verhindern, dass der amtlichen Statistik und in weiterer Folge der Verwaltung und Forschung gesicherte, zuverlässige Informationen zu den Berufen der österreichischen Wohnbevölkerung zur Verfügung stehen. Um in Zukunft hochwertige Statistiken und Analysen zum Thema Berufe und Arbeitsmarkt in Österreich zu ermöglichen, müsste ein allgemeines Berufsregister für Österreich aufgebaut werden. Das könnte ähnlich wie in Deutschland erfolgen.

In Deutschland gibt es die Verpflichtung, bei der Anmeldung von sozialversicherungspflichtig Beschäftigten bei der Krankenkasse einen 9-stelligen Tätigkeitsschlüssel anzugeben. Die ersten fünf Ziffern entsprechen der in Deutschland genutzten ‚Klassifikation der Berufe 2010‘, die folgenden Ziffern sind Codes für die Art des Schulabschlusses, des beruflichen Ausbildungsabschlusses, sowie Informationen dazu, ob es sich um eine Arbeitnehmerüberlassung handelt, ob das Arbeitsverhältnis Vollzeit oder Teilzeit ist, sowie befristet oder unbefristet. Die Bundesagentur für Arbeit stellt auf ihrer Webseite eine Online-Ermittlung des richtigen Tätigkeitsschlüssels zur Verfügung. Eine ähnliche Regelung, ergänzt mit einer Angabe über die wöchentliche Arbeitszeit (Vollzeit/Teilzeit und Stundenausmaß), könnte in Österreich zum Beispiel über die Anmeldung von Arbeitnehmer:innen bei der Sozialversicherung (ELDA-Meldeschiene) eingeführt werden. Auf Grundlage dieser Informationen wäre es möglich, für Österreich ein Berufsregister aufzubauen. Ein solches Berufsregister wäre eine dringend benötigte, wertvolle Quelle für Analysen und Studien zum Arbeitsmarkt in Österreich.“

Literatur

- Acemoglu, D. & Autor, D. (2011). Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings. In *Handbook of Labor Economics*, Vol. 4, 1043–1171. Elsevier.
- Arntz, M., Gregory, T. & Zierahn, U. (2016). The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis. *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, 189.
- Autor, D. H. & Dorn, D. (2013). The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market. *American Economic Review*, 103(5), 1553–1597.
- Autor, D. H., Katz, L. F. & Kearney, M. S. (2006). The polarization of the U.S. labor market. *American Economic Review Papers and Proceedings*, 96(2), 189–194.
- Autor, D. H., Levy, F. & Murnane, R. J. (2003). The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279–1333.
- Bernhard, J. & Russmann, U. (2023). Blurring Boundaries: A Longitudinal Analysis of Skills Required in Journalism, PR, and Marketing Job Ads. *Journalism & Mass Communication Quarterly*, 101(3), 612–636. <https://doi.org/10.1177/10776990231181544>
- Bisello, M., Fana, M., Fernández-Macías, E. & Torrejón Pérez, S. (2021). A comprehensive European database of tasks indices for socio-economic research (No. 2021/04). *JRC Working Papers Series on Labour, Education and Technology*.
- Bluedorn, J., Hansen, N. J., Noureldin, D., Shibata, I. & Tavares, M. M. (2023). Transitioning to a greener labor market: Cross-country evidence from microdata. *Energy Economics*, 126, 106836.
- Bock-Schappelwein, J. & Egger, A. (2023). Arbeitsmarkt und Beruf 2030. Rückschlüsse für Österreich. *AMS Report 173*. AMS Österreich, Wien.
- Bowen, A., Kuralbayeva, K. & Tipoe, E. (2018). Characterising green employment: The impacts of 'greening' on workforce composition. *Energy Economics*, 72, 263–275. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2018.03.015>
- Castellacci, F., Consoli, D. & Santoalha, A. (2020). The role of e-skills in technological diversification in European regions. *Regional Studies*, 54(8), 1123–1135.
- Cazzaniga, M., Jaumotte, F. M., Li, L., Melina, G. M., Panton, A. J., Pizzinelli, C. & Tavares, M. M. (2024). Gen-AI: Artificial intelligence and the future of work. IMF Staff Discussion Note SDN2024/001. International Monetary Fund.
- Cedefop (2012). Green skills and environmental awareness in vocational education and training. Publications Office of the European Union, Luxembourg. https://www.cedefop.europa.eu/files/5524_en.pdf
- Cedefop (2019). The online job vacancy market in the EU. *Cedefop research paper*, No 72. Publications Office of the European Union, Luxembourg. <https://data.europa.eu/doi/10.2801/16675>
- Chiarello, F., Trivelli, L., Bonaccorsi, A., & Fantoni, G. (2018). Extracting and mapping industry 4.0 technologies using Wikipedia. *Computers in Industry*, 100, 244–257.
- Chiarello, F., Fantoni, G., Hogarth, T., Giordano, V., Baltina, L. & Spada, I. (2021). Towards ESCO 4.0 – Is the European classification of skills in line with Industry 4.0? A text mining approach. *Technological Forecasting and Social Change*, 173, 121177.
- Deming, D. & Kahn, L. B. (2018). Skill requirements across firms and labor markets: Evidence from job postings for professionals. *Journal of Labor Economics*, 36(S1), 337–369.

- Dengler, K. & Matthes, B. (2018). Substituierbarkeitspotenziale von Berufen: Wenige Berufsbilder halten mit der Digitalisierung Schritt. IAB-Kurzbericht, 4/2018. Nürnberg.
- Dengler, K. & Matthes, B. (2015). Folgen der Digitalisierung für die Arbeitswelt: In kaum einem Beruf ist der Mensch vollständig ersetzbar. IAB-Kurzbericht, 24/2015. Nürnberg.
- Dengler, K. & Matthes, B. (2018). Substituierbarkeitspotenziale von Berufen: Wenige Berufsbilder halten mit der Digitalisierung Schritt, IAB-Kurzbericht, 4/2018. Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung (IAB), Nürnberg.
- Dengler, K. & Matthes, B. (2021). Folgen des technologischen Wandels für den Arbeitsmarkt: Auch komplexere Tätigkeiten könnten zunehmend automatisiert werden. IAB-Kurzbericht, 13/2021. Nürnberg.
- Dierdorff, E. C., Norton, J. J., Gregory, C. M., Rivkin, D. & Lewis, P. (2011). Greening of the world of work: Revisiting occupational consequences. National Center for O* NET Development. Available at: <https://www.onetcenter.org/reports/Green2.html>
- Eurofound (2022). Working conditions in the time of COVID-19: Implications for the future, European Working Conditions Telephone Survey 2021 series. Publications Office of the European Union, Luxembourg.
- European Commission (2022). Green Skills and Knowledge Concepts: Labelling the ESCO classification. <https://esco.ec.europa.eu/en/about-esco/publications/publication/green-skills-and-knowledge-concepts-labelling-esco>
- Felten, E. W., Raj, M. & Seamans, R. (2018). A method to link advances in artificial intelligence to occupational abilities. *AEA Papers and Proceedings*, 108, 54–57.
- Felten, E., Raj, M. & Seamans, R. (2021). Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses. *Strategic Management Journal*, 42(12), 2195–2217.
- Fernández-Macías, E., Bisello, M., Peruffo, E. & Rinaldi, R. (2023). Routinization of work processes, de-routinization of job structures. *Socio-Economic Review*, 21(3), 1773–1794. <https://doi.org/10.1093/ser/mwac044>
- Frey, C. & Osborne, M. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114(100), 254–280.
- Goos, M. & Manning, A. (2007). Lousy and lovely jobs: The rising polarization of work in Britain. *The Review of Economics and Statistics*, 89(1), 118–133.
- Goos, M., Manning, A. & Salomons, A. (2014). Explaining job polarisation in Europe: Routine-biased technological change and offshoring. *American Economic Review*, 104(8), 2509–2526.
- Grienberger, K., Matthes, B. & Paulus, W. (2024). Folgen des technologischen Wandels für den Arbeitsmarkt: Vor allem Hochqualifizierte bekommen die Digitalisierung verstärkt zu spüren. IAB-Kurzbericht, 5/2024. Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung (IAB), Nürnberg. <https://doi.org/10.48720/IAB.KB.2405>
- Janser, M. (2018). The greening of jobs in Germany: First evidence from a text mining based index and employment register data. IAB-Discussion Paper, 14/2018. Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung (IAB), Nürnberg.
- Lennon C., Zilian, L. & Zilian, S. (2023). Digitalisation of occupations – Developing an indicator based on digital skill requirements. *PLoS ONE* 18(1): e0278281. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0278281>
- Menon, S., Salvatori, A. & Zwysen, W. (2020). The effect of computer use on work discretion and work intensity: evidence from Europe. *British Journal of Industrial Relations*, 58(4), 1004–1038. <https://doi.org/10.1111/bjir.12504>
- Pizzinelli, C., Panton, A. J., Tavares, M. M., Cazzaniga, M. & Li, L. (2023). Labor market exposure to AI: Cross-country differences and distributional implications, WP/23/216, International Monetary Fund.

- Plaimauer, C. (2016). Big Data als Informationsquelle für regionales Arbeitsmarkt-Monitoring: Online-Stellenanzeigen analysieren mittels "Jobfeed" [Big Data as a source of information for regional labor market monitoring: Analyzing online job advertisements using "Jobfeed"]. AMS info.
- Pouliakas, K. (2021). Artificial intelligence and job automation: an EU analysis using online job vacancy data. Cedefop working paper, 6. Publications Office of the European Union, Luxembourg.
- Rentzsch, R. & Staneva, M. (2020). „Skills-Matching“ und „Skills Intelligence“ durch kuratierte und datengetriebene Ontologien. Überblick, Praxisbeispiele und die Frage: Wer annotiert die Bildungsangebote? In: Clara Schumacher (Hrsg.): *Proceedings of DELFI 2020 Workshops*, 45–57.
<https://doi.org/10.18420/delfi2020-ws-106>
- Spitz-Oener, A. (2006). Technical change, job tasks, and rising educational demands: Looking outside the wage structure. *Journal of Labor Economics*, 24(2), 235–270.
- Statistik Austria (2024). Potentiale der registerbasierten Berufsinformation. Machbarkeitsstudie 2024. Statistik Austria, Wien.
- Stöllinger, R. & Guarascio, D. (2023). Comparative advantages in the digital era – A Heckscher-Ohlin-Vanek approach. *International Economics*, 175, 63–89.
- Vona, F., Marin, G. & Consoli, D. (2019). Measures, drivers and effects of green employment: evidence from US local labor markets, 2006–2014. *Journal of Economic Geography*, 19, 1021–1048.
- Vuorikari, R., Kluzer, S. & Punie, Y. (2022). DigComp 2.2: The Digital Competence Framework for Citizens – With new examples of knowledge, skills and attitudes. Publications Office of the European Union, Luxembourg.

IMPRESSUM

Herausgeber, Verleger, Eigentümer und Hersteller:

Verein „Wiener Institut für Internationale Wirtschaftsvergleiche“ (wiiw),
Wien 6, Rahlgasse 3

ZVR-Zahl: 329995655

Postanschrift: A 1060 Wien, Rahlgasse 3, Tel: [+431] 533 66 10, Telefax: [+431] 533 66 10 50
Internet Homepage: www.wiiw.ac.at

Nachdruck nur auszugsweise und mit genauer Quellenangabe gestattet.

Offenlegung nach § 25 Mediengesetz: Medieninhaber (Verleger): Verein "Wiener Institut für Internationale Wirtschaftsvergleiche", A 1060 Wien, Rahlgasse 3. Vereinszweck: Analyse der wirtschaftlichen Entwicklung der zentral- und osteuropäischen Länder sowie anderer Transformationswirtschaften sowohl mittels empirischer als auch theoretischer Studien und ihre Veröffentlichung; Erbringung von Beratungsleistungen für Regierungs- und Verwaltungsstellen, Firmen und Institutionen.

