

Jobmonitor.de: Datenaufbereitung, Anreicherung und Berechnung der Metriken

Methodenbericht

Kompetenzen von Morgen

Bertelsmann Stiftung

Version

0.0.7

Autoren

Johannes Müller

Erstellt am

03. September 2022

Letzte Änderung am

25. September 2022

Inhalt

1	Zusammenfassung	3
2	Anreicherung	4
2.1	Berufsbezeichnungen	4
2.2	Transversale Kompetenzen	7
2.3	Landkreise und kreisfreie Städte nach der NUTS-Klassifikation	8
3	Datenaufbereitung	9
3.1	Deduplizierung	9
3.2	Aggregation.....	10
4	Metriken	10
4.1	Berufe	10
4.2	Soft Skills (transversale Kompetenzen).....	11
5	Verweise	12
6	Tabellenverzeichnis	12

1 Zusammenfassung

Online-Stellenausschreibungen bieten ein großes Potenzial für die Analyse von Trends im Arbeitsmarkt. Um Ergebnisse einem breiten Publikum zugänglich zu machen, wird der Jobmonitor.de entwickelt – ein Dashboard, das monatsaktuelle Daten zu Online-Stellenausschreibungen aufarbeitet. Der Jobmonitor macht Veränderungen am Arbeitsmarkt erstmalig regional und tagesaktuell sichtbar. Durch Auswertung von über 61 Millionen Online-Stellenanzeigen aus ca. 300 Millionen Postings können Detailanalysen für etwa 1.000 Berufe, 95 Soft Skills und 400 Kreise und kreisfreie Städte erstellt werden. Regionale Arbeitsmarktakteure können ihre Maßnahmen mit den Analysen des Jobmonitors gezielt auf die aktuellen Bedarfe ausrichten.

Das vorliegende Papier beschreibt, wie die Daten angereichert, dedupliziert und aggregiert wurden. Außerdem wird beschrieben, welche Metriken auf dem Jobmonitor.de dargestellt werden. Grundlage für die Analysen des Jobmonitors ist eine Datenbank von mittlerweile über 350 Mio. Online Stellenanzeigen. Die Daten stammen vom niederländischen Anbieter Textkernel BV, der seit dem Jahr 2014 Daten in Deutschland erhebt und aufbereitet. Alle 350 Millionen Stellenausschreibungen werden in einer Datenbank der Bertelsmann Stiftung (DOSTA) abgelegt.

Für den Jobmonitor werden die Daten in mehreren Schritten angereichert und aggregiert: 1) Mapping der Berufe aus der TextKernel-Taxonomie auf die Klassifikation der Berufe 2010 (KldB-2010); 2) Extraktion von transversalen Kompetenzen nach ESCO v1.1 aus den Volltexten; 3) Anreicherung um NUTS-3 Region über geografische Daten der Ausschreibung; 4) Deduplizierung und Aggregation der Stellenanzeigen; 5) Berechnung der relevanten Metriken.

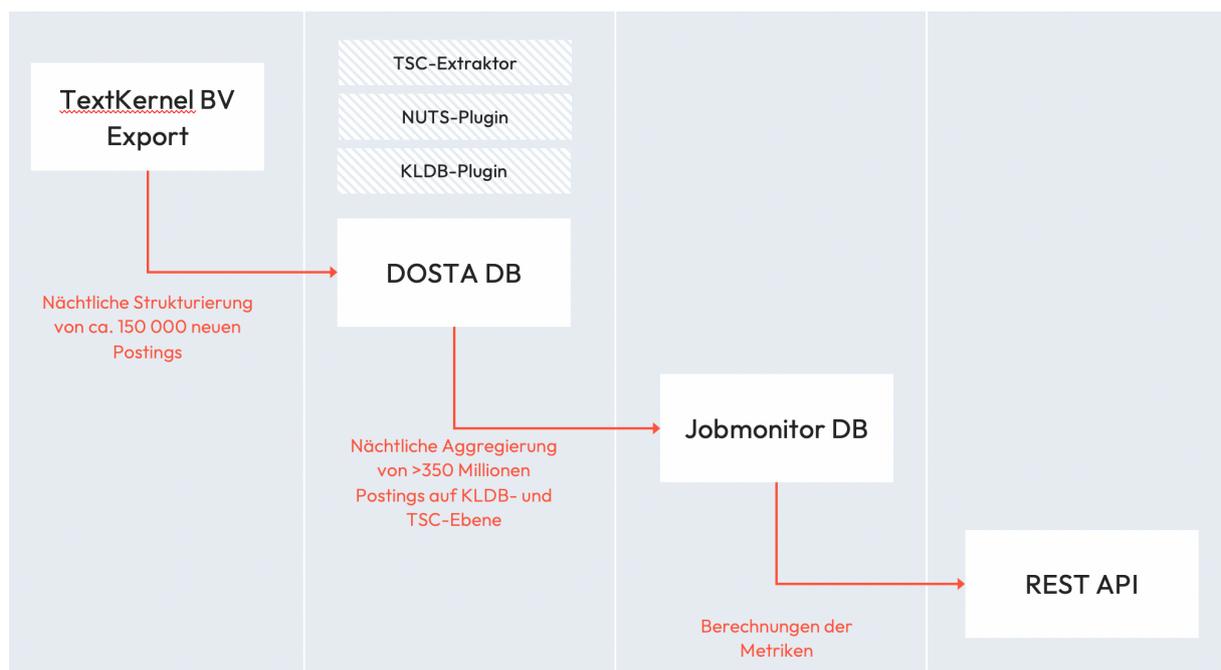


Abbildung 1 Aggregation und Anreicherung der Online-Stellenanzeigen.

2 Anreicherung

Online-Jobausschreibungen weisen neben dem Freitext der Ausschreibung diverse strukturierte Meta-Daten auf. Für den Jobmonitor.de sind insbesondere vier Variablen relevant: das Veröffentlichungsdatum, der Ort des ausschreibenden Unternehmens, zugeordnete transversale Kompetenzen und die Berufsbezeichnung nach der Klassifikation der Berufe 2010 (KldB-2010).

2.1 Berufsbezeichnungen

Um Online-Stellenausschreibungen einen Beruf zuordnen zu können, müssen die Berufsbezeichnungen systematisiert und gruppiert werden. Der Jobmonitor benutzt dafür die Klassifikation der Berufe 2010 (KldB-2010). Die KldB-2010 ist die offizielle Taxonomie der Berufe in Deutschland – sie wird unter anderem von der Bundesagentur für Arbeit und dem statistischen Bundesamt genutzt.

Taxonomie: Die Klassifikation der Berufe wurde entwickelt, um die Berufslandschaft in Deutschland zu systematisieren. Die KLDB-2010 ist eine hierarchische Klassifikation mit fünf Gliederungsebenen. Dabei werden Berufe sowohl nach einer horizontalen Dimension (Berufsfachlichkeit) und einer vertikalen Dimension (Anforderungsniveau) strukturiert.

Die Berufe werden mithilfe eines fünf-stelligen Codes numerisch kodiert (Tabelle 2). Die ersten vier Ebenen gruppieren Berufe anhand ihrer Berufsfachlichkeit und die unterste Ebene beinhaltet das Anforderungsniveau.

Tabelle 1 Überblick Klassifikation der Berufe 2010

Stelle	Ebene	Anzahl der Kategorien
1	Berufsbereich	10
2	Berufshauptgruppe	37
3	Berufsgruppe	144
4	Berufsuntergruppe	700
5	Berufsgattung	1286

Dem KLDB-5-Steller sind konkrete Berufsbezeichnungen zugeordnet. Diese werden in der Datenbank der DKZ (Dokumentationskennziffern), dem zentralen Datenbankregister der Bundesagentur für Arbeit, laufend aktualisiert. Die Systematik der Einzelberufe folgt dabei der KldB-2010 und kann über eine eindeutige ID-Nummer, der DKZ-8-Steller, den entsprechenden KLDB-5-Steller zugeordnet werden (Vicari 2014).

Anreicherung: Für die Extraktion von Berufsbezeichnungen aus einer Online-Stellenausschreibung sind zwei Schritte notwendig. In einem ersten Schritt muss die freie Berufsbezeichnung (z.B. die Überschrift einer Stelle) korrekt extrahiert werden. Im zweiten Schritt muss diese Berufsbezeichnung mit einer Taxonomie verglichen und der richtige Beruf zugeordnet werden.

Für die Analyse von Berufen nach KldB-2010 müssen Berufsbezeichnungen dementsprechend zugeordnet sein. Die Entwicklung eines Extraktionsalgorithmus hat dabei eigene Herausforderungen, die umfangreich adressiert werden müssen. Insbesondere die Differenzierung nach Berufsuntergruppen und Berufsgattung unterscheidet die KldB-2010-Taxonomie von anderen Taxonomien, wie zum Beispiel ISCO-08 oder der TextKernel-Taxonomie. Weiterhin ist die Taxonomie mit insgesamt 1286 Kategorien im Vergleich zu ISCO-08 (ca. 400 Kategorien) relativ groß.

Es wurden bereits zwei Ansätze pilotiert. Zunächst ein ontologischer Ansatz, der auf Suchwörtern und Synonymen basiert. Dieser Ansatz funktioniert gut, wenn er für bestimmte Berufsgruppen optimiert wird (Müller 2022). Der manuelle Aufwand eine Ontologie für ein Konzept mit hoher Ambiguität in der Breite zu optimieren ist aber mit einem hohen manuellen Aufwand verbunden. Der zweite Ansatz, mithilfe eines statistischen Modells, die Ähnlichkeit von Berufsbezeichnungen zu berechnen, zeigt bereits vielversprechende Ergebnisse. Der Ansatz muss allerdings noch in der Breite validiert werden, da eine sehr ungleiche Klassenverteilung in den Trainingsdatensätzen zu Verzerrungen an den Enden der Verteilung führt.

Für den jobmonitor.de wird deshalb eine vorläufige Version der Berufs-Normalisierung genutzt. Die Normalisierung basiert auf der Extraktion durch TextKernel und einem anschließenden Mapping auf die Kategorien der KldB-2010.

TextKernel benutzt für Berufe eine eigene Taxonomie (im Folgenden TextKernel-Taxonomie). Diese beinhaltet insgesamt 4 349 Berufe, die in 294 Gruppen fallen¹. Die Gruppen wiederum fallen in 24 Klassen. Für die Normalisierung der freien Berufsbezeichnungen benutzt TextKernel eine Ontologie, welche 140 000 Synonyme und Suchwörter enthält. Die Ontologie wird dabei regelmäßig aktualisiert und weiterentwickelt.

¹ <https://www.textkernel.com/de/berufe-api/>

Für das Mapping wurde die vorläufige Version des Extraktionsalgorithmus genutzt, um TextKernel Berufsbezeichnungen auf die 2 991 DKZ-8-Steller der Bundesagentur für Arbeit zu normalisieren. Im Anschluss wurden alle Verknüpfungen manuell überprüft und bereinigt. Die 8-Steller wurden im Anschluss auf Ihre KldB-5-Steller aggregiert.

Insgesamt konnten 217 KldB-5-Steller keiner Kategorie in der TextKernel-Taxonomie zugeordnet werden. In 77 Fällen hatte der KldB-5-Steller keine aktive DKZ-ID, weshalb eine Zuordnung nicht möglich war. In 140 Fällen gab es in der TextKernel-Taxonomie keine entsprechende Kategorie. Hierdurch fehlen im Jobmonitor.de diese 217 Berufe (z.B. Vergolderhandwerk - Fachkraft).

Auf der anderen Seite konnten auch nicht alle TextKernel-Berufe eindeutig einem KldB-5-Steller zugeordnet werden – dies war in 140 der 4348 Berufe der Fall. Der Hauptgrund für eine nicht vollzogene Zuordnung ist, dass die Kategorie zu allgemein ist und sich nicht eindeutig zuordnen lässt (z.B. „Trainee“, „Helfer:in“, „Praktikant:in“). Dies führt dazu, dass ca. 15% der Stellen im Jobmonitor keine KldB-ID haben (August 2022: 13,3%).

Evaluation: Eine Evaluation der Extraktion und Normalisierung ist nur eingeschränkt möglich. Für eine vorläufige Einordnung der Datenqualität wurde ein Silberstandard-Datensatz entwickelt: Die Bundesagentur für Arbeit veröffentlicht auf der Jobbörse Online-Stellenausschreibungen. In dieser können Arbeitgeber:innen bei jeder Ausschreibung einen passenden DKZ-8-Steller für ihre Stelle ausweisen. Diese Zuordnung ist in ca. 15% fehlerhaft und kann deshalb nicht als Gold-Standard verwendet werden. In dem Datensatz der TextKernel BV sind Stellen verfügbar, die diesen DKZ-8-Steller angeben. In diesen Stellen kann ein Vergleich der extrahierten KLDB-5-Steller mit den angegebenen KLDB-5-Steller (angegeben durch die Arbeitgeber:in) erfolgen.

Diese Analyse wurde für 5 441 Stellen durchgeführt. Auf dem KLDB-5-Steller hat die Normalisierung dabei eine Genauigkeit (Accuracy) von 67%. Auf dem KLDB-3-Steller hat die Normalisierung eine Accuracy von 85%.

Limitationen: Das beschriebene Vorgehen soll in der Zukunft von einem eigenen Normalisierungs-Algorithmus ersetzt werden. Dies hat vor allem zwei Gründe:

- Die Extraktion von TextKernel kann nur eingeschränkt validiert werden. Für eine Evaluation und Validierung wäre ein großer annotierter Goldstandard notwendig. Diesen zu erstellen ist mit einem hohen manuellen Aufwand verbunden.

- Ein Mapping von TextKernel auf KldB-2010 ist nicht ohne Fehler, da die Taxonomien unterschiedliche Anwendungsgebiete haben. Dies führt zum einen dazu, dass nur Berufe entsprechende Mappings ermöglichen. Insbesondere die Differenzierung des Anforderungsniveaus ist nicht im gleichen Maß berücksichtigt. Ein Beispiel dafür ist, dass eine Differenzierung von Stellen in der Altenpflege nicht nach Helfer:innen, Spezialist:innen und Expert:innen erfolgen kann, sondern alle Stellen dem Fachkraft-Niveau zugeordnet werden.

2.2 Transversale Kompetenzen

Hinweis: Die Extraktion von transversalen Kompetenzen nach ESCO v1.1 wird an dieser Stelle nur zusammengefasst für eine ausführliche Besprechung des Modells verweisen wir auf den Methodenbericht (Müller et al. 2022).

Für die strukturierte Analyse von Online-Jobanzeigen sind Kompetenzen wertvolle Konzepte. Neben den berufsbezogenen Kompetenzen sind insbesondere die transversalen Kompetenzen relevant. Transversale Kompetenzen sind definiert als Kompetenzen, die im Allgemeinen als wichtig für Arbeits-, Lern- oder Lebensaktivitäten erachtet werden und nicht spezifisch für einen Beruf oder eine bestimmte Tätigkeit sind. Hierunter fallen z.B. Einsatzbereitschaft, Teamfähigkeit, Sprachkenntnisse und Umweltbewusstsein.

Taxonomie: Es existieren verschiedene Taxonomien transversaler Kompetenzen. Eine besonders vollständige, mehrsprachige und frei zugängliche bietet ESCO v1.1 von der Europäischen Kommission (Ziegler, 2022). Die Bertelsmann Stiftung und die &effect data solutions GmbH entwickelten und evaluierten das erste Modell für die Extraktion von transversalen Kompetenzen nach ESCO v1.1 in deutschen Online-Jobanzeigen. Für das Extraktionsmodell wird eine adaptierte Version von ESCO v1.1 genutzt².

Anreicherung und Evaluation: Die Basis des Extraktionsmodells stellt eine Ontologie dar. Diese enthält insgesamt 16176 Suchwörter für 95 transversale Kompetenzen und weitere 189 Sprachkompetenzen. In insgesamt sechs Annotationsrunden wurden die Suchwörter um Synonyme, Lexikalisierungen und kontextualisierte Formen der Kompetenzen erweitert. Für jede Runde annotierten Expert:innen Stellenanzeigen mit Kompetenzen, um die Modellgüte zu evaluieren. Die Annotationsübereinstimmung für den finalen Goldkorpus ist mit einem Fleiß' Kappa von .80 auf Kompetenz-Ebene, .86 auf Cluster-Ebene und .89 auf Kategorie-Ebene sehr gut.

² Die ESCO-Kompetenz „Informationen und ihre Quellen kritisch bewerten“ wird als Teil von „kritisch denken“ behandelt und nicht als eigenständige Kompetenz. Statt 69 werden in der Adaption 189 Sprachkompetenzen erfasst, wobei „Alt-Griechisch“ und „Belarussisch“ in ESCO v1.1 vorkommen, jedoch nicht in der vorliegenden Adaption. In 16 Kategorien und Clustern wurde ein zusätzliches Konzept „sonstige“ mit eigenen Suchwörtern erstellt (z. B. „sonstige soziale und kommunikative Kompetenzen“ oder „sonstige Digitale Grundkompetenzen“). Dies geschah, um relevanten Suchwörtern, die keinem der bestehenden Konzepte zuzuordnen waren, aber eindeutig zur nächsthöheren Ebene gehörten eine Verortung im Modell zu geben. Konzeptbezeichnungen wurden in vielen Fällen durch am deutschen Arbeitsmarkt gängigere Begriffe ersetzt.

Das finale Modell besteht aus einem regelbasierten Named-Entity-Recognition-Modell, das Wortsequenzen aus Online-Jobanzeigen extrahiert. Über alle Kompetenzen hinweg (Micro-Scores) hat das Modell auf Dokument-Ebene eine Precision von .88, einen Recall von .83 und einen F1-Score von .85. Die leicht niedrigeren Macro-Scores mit einer Precision von .77, Recall von .70 weisen auf eine unterschiedliche Performanz zwischen den Konzepten hin. Insbesondere für seltene Kompetenzen (z. B. Sprachkompetenzen abgesehen von Deutsch und Englisch) kann das Modell deshalb in Zukunft noch weiterentwickelt werden. Wenn das Modell nicht auf segmentierten Stellenanzeigen, sondern auf Volltexten angewendet wird, hat das Modell eine leicht schlechtere Precision, aber einen leicht verbesserten Recall.

2.3 Landkreise und kreisfreie Städte nach der NUTS-Klassifikation

Taxonomie: Die regionalen Daten werden mithilfe der Nomenclature of Territorial Units (NUTS) Klassifikation der europäischen Union in der Version vom 01.01.2021 bestimmt. Die NUTS-Klassifikation ist ein hierarchisches System, welches die sozioökonomischen Regionen der europäischen Union auf unterschiedlichen Ebenen definiert.

Die hierarchische Anordnung der NUTS-Klassifikation ermöglicht es Daten über Regionen hinweg zu aggregieren. Alle Landkreise in einem Bundesland können so zusammengefasst werden.

Tabelle 2 Überblick über die Ebenen der NUTS-Klassifikation

Stelle	Ebene	Deutschland
NUTS1	Sozioökonomische Großregionen	Bundesländer
NUTS2	Basisregionen für regionalpolitische Maßnahmen	In der Regel: Regierungsbezirke
NUTS3	Kleine Regionen für spezifische Diagnosen	Landkreise und kreisfreie Städte

Hinweis: Da die aktuelle NUTS-Klassifikation vom 01.01.2021 stammt, ist hier noch nicht der aktuelle Kreisgebietsstand (aktuell: 400 Landkreise und kreisfreie Städte) abgebildet. Die Stadt Eisenach wurde im Juni 2021 in den Wartburgkreis aufgenommen.

Anreicherung: Der Ort der Ausschreibung ist definiert über den Ort an dem die Arbeit erbracht werden soll. Der Ort (z.B. Berlin) wird von TextKernel extrahiert und mit der Geo-Position (Längen- und Breitengrad) angereichert. Die Geo-Position wird in der Datenbank der Stellenausschreibungen mithilfe von PostGIS³ auf die NUTS-3-Ebene gemapped.

³ <http://postgis.net/>

Hinweis: Für ca. 12% der Stellen kann kein eindeutiger Ort bestimmt werden (August 2022: 11,4%). Diese Daten werden in die Auswertungen im Jobmonitor auf den Report-Seiten einbezogen. Wenn auf den Seiten „Top 10“, „Zeitreihe“ oder „Vergleich“ der Filter Region für Deutschland eingestellt wird, werden ausschließlich Stellen einbezogen, für die eine Region extrahiert werden konnte.

3 Datenaufbereitung

3.1 Deduplizierung

Die Stellenanzeigen werden von X Jobportalen und Y Unternehmensseiten gesammelt. Manche Stellen werden auf unterschiedlichen Portalen veröffentlicht, weshalb Duplikate erkannt und für die Analyse entfernt werden müssen. Jede Stellenanzeige, die gesammelt wird, erhält eine eigene Posting-ID. Wenn unterschiedliche Stellen einen Job beschreiben, werden sie unter einer Job-ID zusammengefasst.

TextKernel benutzt einen Algorithmus, um Duplikate zu erkennen. Dieser bezieht unter anderem den Job-Titel, die Text-Ähnlichkeit, sowie unterschiedliche Meta-Daten in die Analyse ein. Mehr Informationen zur Duplikate-Erkennung finden Sie auf der Seite von TextKernel⁴.

Tabelle 3 Anzahl der Stellenausschreibungen und Jobs von 2018 bis 2021

Jahr	Stellenanzeigen (in Millionen)	Jobs (in Millionen)	Anteil Duplikate
2018	25,2	9,1	63,9%
2019	64,7	12,9	76,4%
2020	57,3	13	77,2%
2021	71,6	16	77,6%

Für den Jobmonitor werden Stellen nur einmal gezählt. Für das Veröffentlichungsdatum und den zugeordneten Beruf wird das Datum der ersten Ausschreibung genutzt. Die transversalen Kompetenzen werden jeweils über alle Stellen, die zu einem Job gehören, extrahiert und der Job-ID hinzugefügt. In Tabelle X ist der Verlauf von 2018 bis 2021 abgebildet.

⁴ <https://www.textkernel.com/newsroom/online-job-postings-have-many-duplicates-but-how-can-you-detect-them-if-they-are-not-exact-copies-of-each-other/>

3.2 Aggregation

Die Daten werden einmal pro Nacht aggregiert. Für den Jobmonitor werden dabei monatliche Stellenausschreibungen (dedupliziert) gezählt und auf der NUTS-3-Ebene aggregiert. Weiterhin werden die Daten für die zwei weiteren Filter KLDB-5-Ebene und die transversalen Kompetenzen aggregiert.

4 Metriken

Auf dem Jobmonitor werden unterschiedliche Metriken berechnet. Im Folgenden, werden die wichtigsten Berechnungen aufgeführt. Die Metriken können dabei für Filter aus dem Monat *month*, einem Beruf *kldb*, einer transversale Kompetenz *tsc* und einer Region *nuts* berechnet werden. Gezählt werden immer die Anzahl der Stellen *numberOfJobs*.

Hinweis: Alle Metriken lassen sich auch ohne die Angabe einer Region berechnen. Dabei ist zu beachten, dass die Region Deutschland (*nuts* = "DE") nicht zu den gleichen Ergebnissen führt wie eine Analyse ohne den Regions-Filter. Dies liegt daran, dass, wie in Kapitel 2 beschrieben, auch Stellen ohne eine Regionsangabe in der Datenbank abgelegt werden und diese auch nicht über den NUTS-Code aggregiert werden können.

4.1 Berufe

Für die Berufe ist die relevanteste Metrik die Anzahl der Stellenausschreibungen für einen Beruf für einen Monat.

$$totalJobs = \sum numberOfJobs_{month,kldb,nuts}$$

Die Anzahl der Jobs für einen Beruf ist kein direkter Indikator dafür, dass der Beruf an Relevanz gewinnt, da insgesamt das Volumen der Stellenausschreibungen über Zeit anwächst. Die Relevanz eines Berufs in einer Region kann deshalb auch als Anteil der Stellen für den Beruf an allen Berufen in der Region berechnet werden.

$$percentageTotalJobs = \frac{\sum numberOfJobs_{month,kldb,nuts}}{\sum numberOfJobs_{month,nuts}}$$

Der Vergleich zwischen Regionen wird weiterhin stark beeinflusst von der Bevölkerungszahl und der allgemeinen sozio-ökonomischen Struktur. Ein Ansatz für diese Unterschiede zu korrigieren, ist die Zahl der Stellenausschreibungen durch die Anzahl der Beschäftigten am Arbeitsort zu teilen. Die Metrik Stellen pro 10 000 Beschäftigte am Arbeitsort wird folgendermaßen berechnet

$$totalJobsPer10k = \frac{\sum numberOfJobs_{month,kldb,nuts}}{numberOfWorkers_{nuts}} * 10000$$

Die Zahlen zu den Beschäftigten am Arbeitsort werden jeweils nur unregelmäßig für ganz Deutschland auf Kreisebene von der Bundesagentur für Arbeit veröffentlicht. Deshalb werden für den Jobmonitor (Stand September 2022) die Zahlen zum Stichtag 31.12.2021 genutzt. (Quelle einfügen).

Die Veränderung der Stellen werden jeweils zum Vormonat und zum Vorjahresmonat berechnet – jeweils als absolute Differenz und prozentuale Differenz.

$$totalDifferenceJobsLastMonth = \sum numberOfJobs_{month,kldb,nuts} - \sum numberOfJobs_{month-1,kldb,nuts}$$

$$totalDifferenceJobsLastYear = \sum numberOfJobs_{month,kldb,nuts} - \sum numberOfJobs_{month-12,kldb,nuts}$$

$$percDiffTotalJobsLastMonth = \frac{\sum numberOfJobs_{month,kldb,nuts}}{\sum numberOfJobs_{month-1,kldb,nuts}} - 1$$

$$percDiffTotalJobsLastYear = \frac{\sum numberOfJobs_{month,kldb,nuts}}{\sum numberOfJobs_{month-12,kldb,nuts}} - 1$$

4.2 Soft Skills (transversale Kompetenzen)

Die relevante Metrik für die Soft Skills ist der Anteil der Stellen, in welchen ein bestimmter Skill gesucht wird. Dafür wird die Anzahl der Stellen mit dem Skill `numberOfJobsWithSkill` durch die gesamte Anzahl der Stellen für den Filter geteilt.

$$percentageTotalJobs_{TSC} = \frac{\sum numberOfJobsWithSkill_{month,tsc,nuts}}{\sum numberOfJobs_{month,nuts}}$$

Die Veränderung für die Soft Skills wird jeweils als Veränderung in Prozentpunkten berechnet.

$$percentageDiffJobsLastMonth_{tsc} = percentageTotalJobs_{month,tsc,nuts} - percentageTotalJobs_{month-1,tsc,nuts}$$

$$percentageDiffJobsLastYear_{tsc} = percentageTotalJobs_{month,tsc,nuts} - percentageTotalJobs_{month-12,tsc,nuts}$$

5 Verweise

Müller, J. (2022, TQ): Machbarkeitsstudie: Teilqualifikationen in Online-Job-Anzeigen (OJA) – Methodenbericht zur automatisierten Extraktion von Teilqualifikationen für fünf Ausbildungsberufe. https://www.and-effect.com/publications/2022-05-13_methodenbericht_teilqualifikationen_v3.pdf

Müller, J., Fingerhut, J., Noack, M. (2022): Algorithmische Extraktion transversaler Kompetenzen nach ESCO v1.1 aus deutschsprachigen Online-Jobanzeigen – Methodenbericht. https://www.and-effect.com/publications/2022-09-25_methodenbericht_transversale_kompetenzen_v1.pdf

Vicari, Basha (2014): Grad der standardisierten Zertifizierung des Berufs – Ein Indikator zur Messung institutioneller Eigenschaften von Berufen. Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung. https://doku.iab.de/fdz/reporte/2014/MR_04-14.pdf

6 Tabellenverzeichnis

Abbildung 1 Aggregation und Anreicherung der Online-Stellenanzeigen.	...2
Tabelle 1 Überblick Klassifikation der Berufe 2010	...4
Tabelle 2 Überblick über die Ebenen der NUTS-Klassifikation	...6
Tabelle 3 Anzahl der Stellenausschreibungen und Jobs von 2018 bis 2021	...9