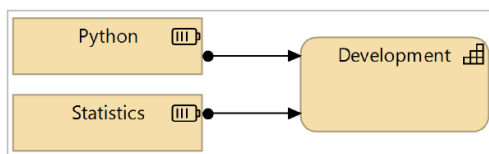


Dokumentation zur Entwicklung eines prototypischen Modells zur strategischen Weiterbildung

Zur Erstellung eines strukturierten Vorgehens zur Definition der benötigten Kompetenzen wird auf das „Enterprise Architecture Management“ (EAM) zurückgegriffen. Die Wahl begründet sich darin, dass durch ein erfolgreiches EAM die Struktur und die Zusammenhänge verschiedener Elemente eines Unternehmens im Ist- und Soll-Zustand abgebildet werden können.

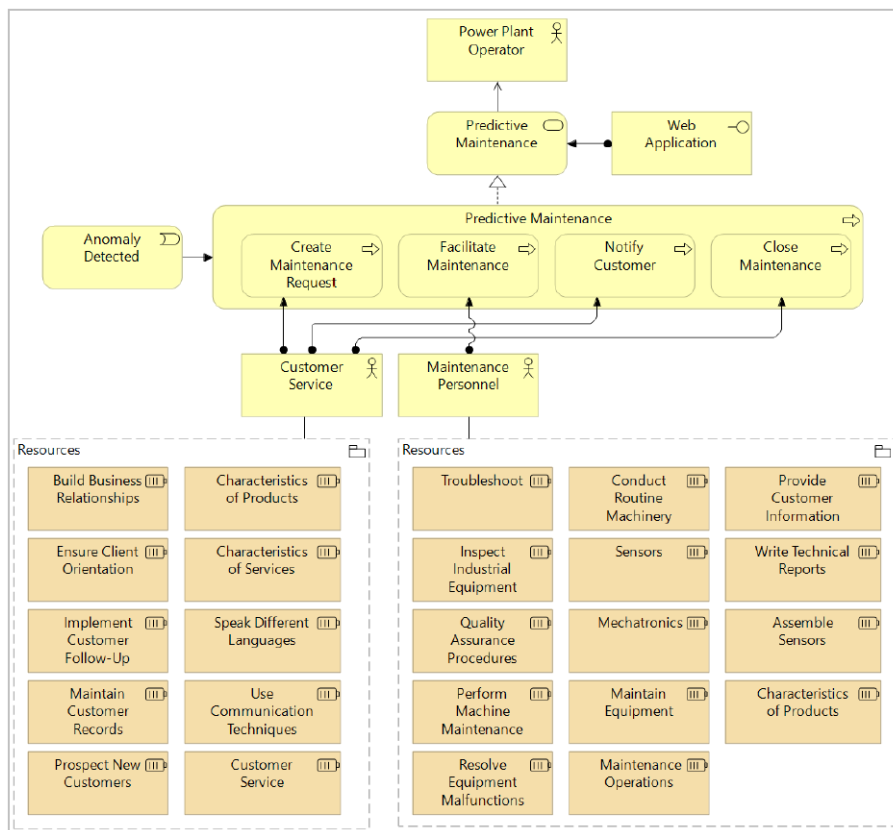
Zur Strukturierung des Vorgehens bezüglich des Entwurfs, der Planung, Modellierung und Implementierung der Enterprise Architecture, stellt das „The Open Group Architecture Framework“ (TOGAF) eine „Architecture Development Method“ (ADM) zur Verfügung. Hier liegt der Schwerpunkt auf den Phasen A bis D. Die Phasen E bis H können jederzeit dem erstellten EA-Modell hinzugefügt werden.

Für die Modellierung der Architekturmodelle nach der ADM wurde die Modellierungssprache ArchiMate verwendet. Elemente der Strategieschicht werden für die Beschreibung der strategischen Ausrichtung des Unternehmens verwendet. Darüber hinaus werden Strategieelemente verwendet, um zu beschreiben, wie das Unternehmen beabsichtigt einen Mehrwert für seine Stakeholder zu schaffen, welche Fähigkeiten es dafür benötigt und welche Ressourcen zur Unterstützung dieser Fähigkeiten erforderlich sind. Das „**Ressource Element**“ stellt ein Vermögenswert dar, der einer Person oder Organisation gehört oder von ihr kontrolliert wird. Diese Vermögenswerte ermöglichen es einer Person oder Organisation eine bestimmte Funktion oder Tätigkeit auszuüben. Ressourcen können unterschiedlicher Art sein und finanzielle Vermögenswerte (Bargeld), materielle Vermögenswerte (Anlagen) oder immaterielle Vermögenswerte (Technologien oder Patente) sowie **Humanressourcen, wie Know-How umfassen**. Das „**Capability Element**“ stellt dagegen eine Fähigkeit dar, die ein aktives Strukturelement, wie eine Organisation, eine Person oder ein System, besitzt. Das heißt, Capability Elemente stellen im Vergleich zu Ressourcen ein Abstraktionsniveau dar und beschreiben, was eine Organisation tun kann oder welche Potenziale eine Organisation besitzt, um **bestimmte Aktivitäten auszuführen**. Daher werden Kompetenzen von Mitarbeitern, wie zum Beispiel „Statistics“ oder „Python“, als Ressource Elemente modelliert, die einer Capability des Unternehmens, wie z.B. „Development“, zugeordnet werden können.

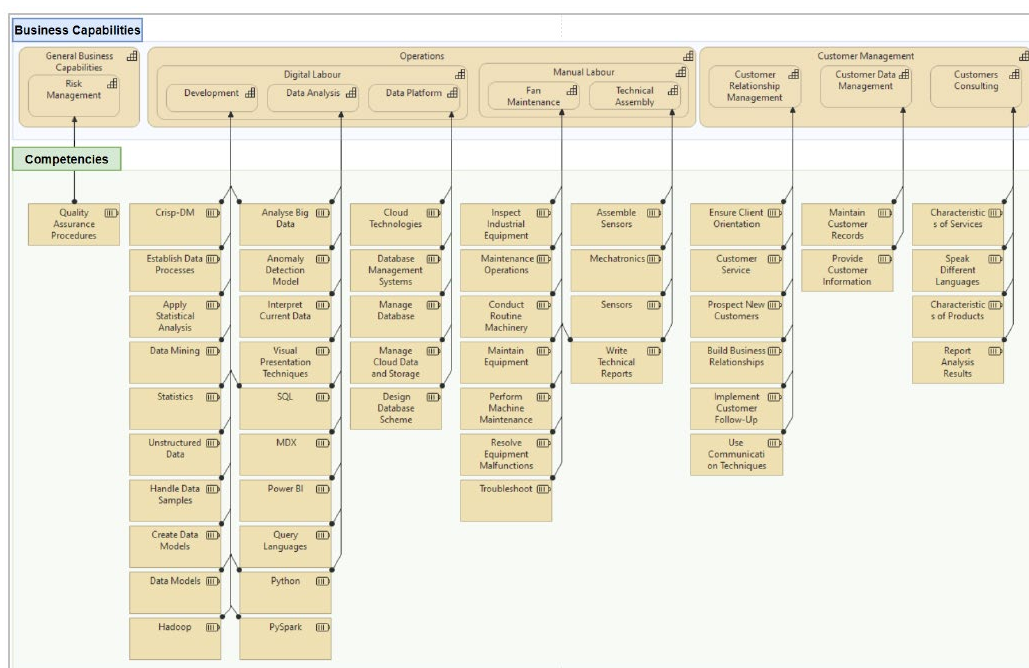


Identifizierung von Kompetenzen und Zuordnung der Capabilities

Nachdem eine detaillierte Enterprise Architecture erstellt wurde, die die wesentlichen Veränderungen und die dafür notwendigen Geschäftsprozesse, Applikationen und technologischen Komponenten enthält, kann mit dem Schritt der Identifikation von Kompetenzen und deren Zuordnung zu den Capabilities des Unternehmens begonnen werden. Hierbei werden die einzelnen Kompetenzen identifiziert, die für die Durchführung der jeweiligen Aktivitäten bzw. Architekturelemente erforderlich sind und als Ressourcen dem Modell hinzugefügt. Die Kompetenzen werden im Anschluss über die „Association“ Beziehung mit dem entsprechenden Element des Architekturmodells verbunden.



Nachdem die benötigten Kompetenzen in den einzelnen Teilarchitekturen modelliert wurden, kann eine „Resource Capability Map“ erstellt werden. Diese Resource Capability Map dient als visuelle Darstellung der Fähigkeiten des Unternehmens und hilft diese übersichtlich darzustellen. Auf Basis dieser Map kann beurteilt werden, inwieweit die einzelnen Fähigkeiten des Unternehmens mit den strategischen Zielen übereinstimmen bzw. zur Gesamtstrategie beitragen. Darüber hinaus können Lücken oder Redundanzen in den Kompetenzen, als auch Capabilities identifiziert werden, welche es zu schließen bzw. zu beseitigen gilt. Letztlich erleichtert die Resource Capability Map die Kommunikation und das Verständnis der vorhandenen Kompetenzen in der gesamten Organisation.



Entwicklung der Applikation zur verbesserten Personalentwicklung

Ziel ist es eine prototypische Applikation zu entwickeln, welche aufzeigen soll, dass auf Basis der den Unternehmen vorliegenden standardisierten Daten ein Abgleich der Kompetenzen von Mitarbeitern und die Zuordnung dieser auf die am besten geeignete Stelle der zukünftigen Enterprise Architecture möglich ist.

Die Applikation soll für die im EA-Modell enthaltenen Kompetenzen verschiedene Berufe identifizieren, welche diese Anforderungen bestmöglich abdecken und Mitarbeiter des Unternehmens mit diesen Berufen abgleichen. Dieses kompetenzbasierte „Job-Matching“ soll auf Kompetenzprofilen, die eine Reihe von standardisierten berufstypischen Fähigkeiten und Kompetenzen enthalten, basieren. Die Diskrepanz zwischen den vorhandenen und den benötigten Kompetenzen für diesen Beruf soll aufgezeigt werden und als Basis für die Empfehlung von Weiterbildungsmaßnahmen dienen.

Data Understanding

Der erste Datensatz, welcher von der Applikation verwendet wird, ist das erstellte Enterprise Architektur Modell. Dieses gilt es aus Archi als XML-Datei zu exportieren. Durch das Konvertieren des Modells in das gängige XML-Format kann die Struktur leicht ausgelesen werden. Um die Identifizierung der Berufe auf Basis des EA-Modells und den Abgleich der Mitarbeiter mit diesen Berufen zu ermöglichen, muss eine umfassende Datenbasis geschaffen werden, welche für verschiedene Berufe die berufsspezifischen Fähigkeiten und Kompetenzen enthält. Ein Kompetenzprofil, welches einer Zeile dieses Datensatzes entspricht, bildet dementsprechend einen Beruf und die zugehörigen Kompetenzen ab.

Die erste Anlaufstelle für die Erhebung dieser Daten ist die Bundesagentur für Arbeit, welche für die Erbringung von Dienstleistungen am Arbeitsmarkt zuständig ist. Hierzu zählt unter anderem auch die Verwaltung der „Klassifikation der Berufe“ (KldB), einer Berufsdatenbank mit ca. 18.750 Berufsbenennungen. Jede Beschäftigung die in der Klassifikation der Berufe aufgeführt ist (aktuell KldB 2010 – überarbeitete Fassung 2020) verfügt über einen eindeutigen „Tätigkeitsschlüssel“. Dieser Schlüssel setzt sich aus insgesamt acht Stellen zusammen. Um den Sozialversicherungsträgern die Möglichkeit zu geben, alle gemeldeten Tätigkeiten systematisch zu erfassen und auszuwerten, sind die Arbeitgeber nach § 28a Abs. 3 Nr. 5 des Vierten Buches Sozialgesetzbuch (SGB IV) gesetzlich verpflichtet, bei den Meldungen zur Sozialversicherung für ihre versicherungspflichtigen Beschäftigten neben anderen Angaben auch Angaben zur Tätigkeit der einzelnen Beschäftigten im Betrieb zu machen. Zur standardisierten Übermittlung dieser Tätigkeiten wird daher von dem Schlüsselverzeichnis mit den Tätigkeitsschlüsseln der Bundesagentur für Arbeit Gebrauch gemacht. Diese Angabe umfasst hierbei nur den ersten fünfstelligen Block des Codes und damit nicht die Spezifikation der Untergruppen. Ein Hindernis besteht jedoch in der Beschaffung der Kompetenzen der jeweiligen Beschäftigten. Für viele der verfügbaren Tätigkeitsschlüssel sind auf der Website „BERUFENET“ detaillierte Beschreibungen, eine Auflistung der erforderlichen und zusätzlichen Qualifikationen, sowie zahlreiche weitere Informationen verfügbar. Jedoch besteht keine praktikable Möglichkeit, diese Informationen mit vertretbarem Aufwand und ausreichender Datenqualität herunterzuladen bzw. abzurufen. Aus diesem Grund wurde eine Suche nach einer alternativen Quelle zur Schaffung der Kompetenzprofile gestartet. In diesem Prozess konnte die „European Skills, Competences, and Occupations“ kurz ESCO-Taxonomie ausfindig gemacht werden. Die ESCO-Taxonomie ist das multilinguale Klassifikationssystem der Europäischen Kommission, welches mit der Zielstellung der Vereinheitlichung verschiedener nationaler Klassifikationssysteme entwickelt wurde. Um ESCO in der EU erfolgreich etablieren zu können, sind die Mitgliedstaaten dazu angehalten, ihre nationalen Berufs- und Qualifikationsklassifikationen auf die ESCO-Taxonomie abzubilden, oder diese direkt zu implementieren. Obwohl die Europäische Kommission keine direkten Dienstleistungen

anbietet, sind mit der ESCO-Taxonomie die Daten zu 3.008 Berufen und 13.890 verbundenen Qualifikationen in 27 Sprachen frei verfügbar und können heruntergeladen oder über eine Schnittstelle abgegriffen werden. Diese Daten umfassen auch die Zuordnungstabellen einzelner Länder, die eine Verknüpfung der nationalen Klassifikation mit der ESCO-Klassifikation ermöglichen.

Die Daten können von der ESCO-Homepage unter Angabe der Version („ESCO dataset - v1.1.1“), des gewünschten Inhalts („Classification“), der Sprache („en“ & „Language independent“) und des Dateityps („CSV“) heruntergeladen werden. Für die hier verwendeten Daten wurde der Download zweimal durchgeführt, einmal mit Language „en“ für die englischen Beschreibungen und einmal mit der Auswahl „Language independent“, um die Datei mit den hierarchischen Beziehungen zu erhalten. Die erhaltenen CSV-Dateien sind im Aufbau sehr ähnlich, weshalb nur beispielhaft auf die Datei „skills_en“ eingegangen wird.

Zur besseren Lesbarkeit wurden die relevanten Spalten der CSV-Datei in einer transponierten Tabelle dargestellt und die erste Zeile des Inhalts als Beispiel hinzugefügt.

Header	Content
conceptType	KnowledgeSkillCompetence
conceptUri	http://data.europa.eu/esco/skill/0005c151-...
skillType	skill/competence
reuseLevel	sector-specific
preferredLabel	manage musical staff
altLabels	manage staff of music,...
description	Assign and manage staff tasks...
...	...

Die erste Zeile der Tabelle beschreibt den Typ des Inhalts, in diesem Beispiel eine Kompetenz. Die zweite Zeile enthält den URI und stellt somit den Primärschlüssel der Kompetenz für das spätere Mapping dar. Die Zeile „reuseLabel“ gibt an, in welchem Kontext die Kompetenz steht, beispielsweise ob es sich um eine allgemeine oder eine sektorspezifische Kompetenz handelt. Die Zeile „preferredLabel“ enthält die am häufigsten verwendete Bezeichnung, während die Zeile „altLabels“ mehrere alternative Bezeichnungen für dieselbe Kompetenz enthält. Schließlich gibt die Zeile „description“ eine umfassende Beschreibung der Kompetenz. Die anderen Zeilen sind von geringer Bedeutung und werden nicht weiter erläutert.

Zusätzlich zu den Daten des beschriebenen Downloads wird die Zuordnungstabelle KldB-ESCO benötigt, welche die Zuordnung der KldB Berufe auf die passenden ESCO-Berufe ermöglicht. Diese Tabelle kann separat heruntergeladen werden (<https://esco.ec.europa.eu/de/node/408>). Bezüglich dieser Datei gilt es auf die verschiedenen Ausprägungen der Spalte „Mapping Relation“ einzugehen. Diese Spalte weist eine der vier Ausprägungen „skos:exactMatch“, „skos:closeMatch“, „skos:narrowMatch“ oder „skos:broadMatch“ auf. Das Präfix „skos“ steht für „Simple Knowledge Organization System“. Seit 2009 empfiehlt das „World Wide Web Consortium“ die Darstellung von kontrolliertem Vokabular, einschließlich Taxonomien und Ontologien, in Anlehnung an das „Simple Knowledge Organization System“.

KldB Code	Bezeichnung	Content
93612-100	Geigenbauer	skos:exactMatch
93612-100	Streich- und Saiteninstrumentenbauer	skos:broadMatch

Zur Veranschaulichung wurde die Zuordnungstabelle nach dem KldB-Code „93612-100“ mit der Bezeichnung „Geigenbauer/in“ gefiltert. Für diesen Code wurden zwei Einträge gefunden. Der erste Eintrag enthält die Bezeichnung „Geigenbauer“ mit der Ausprägung „skos:exactMatch“, der zweite

Eintrag „Streich- und Saiteninstrumentenbauer“ mit der Ausprägung „skos:broadMatch“. Wie durch das Beispiel deutlich wird, stimmt unter der Verwendung des „skos:exactMatch“ die Bezeichnung in der KldB-Taxonomie exakt mit der Bezeichnung in der ESCO-Taxonomie überein. Unter Verwendung des „skos:broadMatch“ stimmt die Bezeichnung nicht exakt überein, jedoch handelt es sich hierbei um eine abstraktere allgemeinere (eng: broadMatch, de: breite Übereinstimmung) Bezeichnung für denselben Beruf.

Data Preperation

Um die Daten so aufzubereiten, dass sie für die nächste Phase der Modellierung geeignet sind, müssen einige vorbereitende Schritte unternommen werden. Zunächst Schritt werden die XML-Datei und die folgenden CSV-Dateien geladen:

- EA-Model.xml: Enthält das modellierte EA-Modell im XML-Format
- occupationSkillRelations.csv: Enthält die Beziehungen zwischen den Berufen und den hierfür benötigten Kompetenzen
- occupations_en.csv: Enthält die Daten zu den einzelnen Berufen in englischer Sprache
- skills_en: Enthält die Daten zu den einzelnen Kompetenzen in englischer Sprache
- kldbMapping.csv: Enthält die Zuordnung der KldB-Berufe zu den ESCO-Berufen



Um auf Basis der geladenen CSV-Dateien die benötigten Kompetenzprofile zu erstellen, sind einige Datenaufbereitungsschritte notwendig. Dazu wird zunächst aus den einzelnen, nun in Dataframes vorliegenden Dateien ('occupationSkillRelations.csv', 'skills_en.csv' und 'occupations_en.csv') ein verknüpfter Dataframe erstellt. Als Schlüssel für diese Verknüpfung werden, wie bei der Phase Data Understanding aufgezeigt, die Spalten „conceptUri“, „occupationUri“ und „skillUri“ genutzt. Das resultierende Dataframe wird anhand des ESCO „OccupationCode“, der dem ESCO-Äquivalent des KldB Codes entspricht, gruppiert, die einzelnen Spalten des Dataframes von Syntaxzeichen bereinigt und die Kompetenzen in einzelne Spalten aufgeteilt. Hierdurch liegt nun das verknüpfte Dataframe „OccupationSkills“ vor. Dieses enthält die Kompetenzprofile von derzeit 3.008 Berufen der ESCO-Taxonomie. Im Prozess der Erstellung des Dataframes wurde im ersten Zyklus ausschließlich auf die Verwendung der „preferredLabel“ gesetzt und die Profile unter Verwendung dieser erstellt. In dem zweiten Zyklus wurden die Profile um die Bezeichnungen aus der Spalte „altLabels“ ergänzt. Der Grund für diese Ergänzung liegt darin, dass durch diesen Schritt eine bessere Ausgangsbasis für den anstehenden Abgleich der im EA-Modell vorzufindenden Kompetenzen mit den Kompetenzprofilen geschaffen wird.

Modellierung

Im ersten Schritt werden die individuellen Kompetenzprofile der Mitarbeiter erstellt. Im zweiten Schritt werden zu den modellierten Kompetenzen des Enterprise Architecture Models passende Berufsprofile gefunden, die eine Realisierung dieses Modells ermöglichen. Diese beiden Kompetenzprofile werden miteinander verglichen, um herauszufinden, welche der zukünftig benötigten Berufe ein Mitarbeiter mit seinen aktuellen Kompetenzen am besten ausüben kann und in welchen Kompetenzen er einen Weiterbildungsbedarf aufweist. Für die Entwicklung dieses kompetenzbasierten Abgleichs wurde sich für einen funktionsbasierten Ansatz entschieden. Die Wahl dieses Ansatzes begründet sich durch das Ziel, die generelle Machbarkeit des vorgeschlagenen Modells zu demonstrieren.

Für die **Erstellung des individuellen Kompetenzprofils** des Mitarbeiters wird, wie bereits erläutert, auf die ESCO-Taxonomie zurückgegriffen. Um von den allgemeinen ESCO-Kompetenzprofilen zum individuellen Profil des Mitarbeiters zu gelangen, muss spezifiziert werden, welche Berufe er zuvor ausübte, welchen er gegenwärtig ausübt und welche weiteren Kompetenzen er besitzt. Diese Spezifikation erfolgt in dem Prototyp durch die Eingabe der entsprechenden KldB-Codes durch den

Benutzer. Diese Vorgehensweise wurde gewählt, um neben der Bildung eines möglichst standardisierten und vollständigen Kompetenzprofils auch Kompetenzen, die außerhalb der bisherigen oder aktuellen beruflichen Tätigkeit erworben wurden, einfließen zu lassen. Des Weiteren liegen standardisiert nur die fünfstelligen KldB-Codes der Beschäftigten vor, für die Erstellung der Profile werden jedoch die achtstelligen Codes benötigt. Die Auswahl der geeigneten Untergruppe liegt daher im Ermessen des Nutzers. Um dem Nutzer diese Auswahl zu erleichtern, kann dieser nach der Eingabe des fünfstelligen Codes die passende Untergruppe aus dem Dropdown-Menü auswählen. Anhand der Eingaben wird in einem separaten Dataframe ein Eintrag für diesen Mitarbeiter erzeugt, der zunächst die eingegebenen KldB-Codes enthält und anschließend mit Hilfe der Zuordnungstabelle um die entsprechenden ESCO-Codes erweitert wird (siehe Abbildung). Auf Basis dieses Dataframes kann nun die Bildung des individuellen Kompetenzprofils erfolgen, indem das Kompetenzprofil des Mitarbeiters um alle Kompetenzen ergänzt wird, welche in den Kompetenzprofilen der entsprechenden Berufen hinterlegt sind. Zu diesem Zweck wird das erstellte Dataframe „OccupationSkills“ nach dem jeweiligen ESCO-Code durchsucht und durch einen „Merge“ dem Eintrag des Mitarbeiters hinzugefügt (siehe Abbildung). Das Ergebnis dieses Prozesses ist das angestrebte Kompetenzprofil, das die Kompetenzen der ausgewählten Berufe sowie weitere manuell erfasste Kompetenzen enthält.

Previous KldB Code	Current KldB Code					
61122-100	61123-106					
						
Previous KldB Code	Current KldB Code	Previous ESCO Code	Current ESCO Code			
61122-100	61123-106	4311.2	3322.1			
						
Previous KldB Code	Current KldB Code	Previous ESCO Code	Current ESCO Code	Skill_1	Skill_2	...
61122-100	61123-106	4311.2	3322.1	characteristics of products	produce sales invoices	...

Der nächste Schritt umfasst die **Ableitung der benötigten Berufe** auf Basis der in der Enterprise Architecture modellierten Kompetenzen, indem diese mit den 3.008 erstellten ESCO-Kompetenzprofilen abgeglichen werden. Der Grund, warum an dieser Stelle auf die Ableitung von generischen ESCO-Berufen gesetzt wird ist, dass auf diese Weise auch unter Angabe weniger Kompetenzen, die am besten passenden Berufe identifiziert werden können. Diese Berufe enthalten neben den modellierten Kompetenzen auch weitere, für diesen Beruf benötigte Kompetenzen der ESCO-Taxonomie und tragen somit zu einem ganzheitlichen Bild der Stelle bei. Diese Vorgehensweise leistet somit einen Beitrag in der Übernahme der ESCO-Taxonomie sowie der verfolgten Ziele der standardisierten Stellenbeschreibungen. Des Weiteren kann durch die Identifizierung der benötigten Berufe vor dem Abgleich mit den Mitarbeitern eine klare Abgrenzung der Verantwortlichkeiten vorgenommen werden. Besitzt ein Mitarbeiter, der beispielsweise im Vertrieb tätig war, viele vertriebsbezogene Kompetenzen, aber durch die Nutzung von Power BI auch die Kompetenz der Datenanalyse, so kann er als Sales Manager der Business Schicht den vertriebsbezogenen Kompetenzen, als auch zusätzlich als Data Analyst der Datenanalyse, welche in der Application Schicht zu verorten ist, zugeordnet werden. Dieser Fall wird durch die vorangegangene Ableitung der Berufe vermieden. Denn werden zuerst die benötigten Berufe identifiziert, wie zum Beispiel ein Sales Account Manager für die Business Schicht und ein Data Analyst für die Application Schicht, weist der Mitarbeiter eine höhere Übereinstimmung mit dem Kompetenzprofil des Sales Account Managers auf und wird diesem zugeordnet. Dass dieser auch die Kompetenz der Datenanalyse besitzt, spielt in diesem Fall keine wesentliche Rolle. Zu diesem Zweck iteriert die erarbeitete Funktion in verschachtelten Schleifen über die benötigten Kompetenzen und identifiziert wie viele dieser in jedem der ESCO-Kompetenzprofile vorhanden sind. Wurde diese Überprüfung für alle benötigten Kompetenzen durchgeführt, steht eine Auflistung der 3.008 Berufe und der zugehörigen Kennzahlen bereit (erste Zeile in der Abbildung).

OccupationCode		PreferredLabel	Description	Percentage	MatchCount	TotalCount	MatchedSkills	UnmatchedSkills
0	2511.3	data analyst	Data analysts import, inspect, clean, transfer...	8	17	210	analyse big data, apply statistical analysis t...	write technical reports, hadoop, fan vibration...
1	1420.3	sales account manager	Sales account managers serve as intermediators...	3	9	230	build business relationships, characteristics ...	write technical reports, hadoop, fan vibration...
2	3119.10	metal additive manufacturing operator	Metal additive manufacturing operators operate...	2	4	195	maintenance operations, perform machine mainte...	write technical reports, hadoop, fan vibration...
3	2141.8	maintenance and repair engineer	Maintenance and repair engineers focus on the ...	1	9	715	assemble sensors, conduct routine machinery ch...	database management systems, hadoop, mdx, pyth.

Diese resultierende Auflistung dieses Abgleichs enthält die Anzahl der übereinstimmenden Kompetenzen (MatchCount), die Anzahl aller Kompetenzen des Berufes (TotalCount), als auch die gerundete relative Anzahl der gefundenen Kompetenzen (Percentage). Zur Nachvollziehbarkeit werden auch die einzelnen Kompetenzen ausgegeben, welche die Grundlage für die einzelnen Zähler bilden. So entspricht die Spalte „MatchedSkills“ den Kompetenzen, welche in dem EA-Model modelliert wurden und in dem Kompetenzprofil des Berufs enthalten sind, während die Spalte „UnmatchedSkills“ den Kompetenzen entspricht, welche nicht im Kompetenzprofil enthalten sind. Da das Resultat eines Abgleichs einer Auflistung aller Berufe entspricht, wird der Eintrag mit der höchsten prozentualen Übereinstimmung in der Iteration als Ergebnis angesehen. Dieser erste Beruf deckt somit bereits verschiedene Kompetenzen ab, jedoch gilt es auch für die restlichen Kompetenzen passende Berufe zu identifizieren. Hierfür werden die bereits gefundenen Kompetenzen des ersten Berufs aus der Liste der noch offenen Kompetenzen entfernt, um in der darauffolgenden zweiten Iteration nur Berufe zu identifizieren, welche noch offene Kompetenzen abdecken. Dieser Prozess wird vier Mal wiederholt und identifiziert somit die vier in der Abbildung dargestellten Berufe. Hierbei wurde zum Beispiel als erstes der Beruf des „Data Analyst“ mit dem ESCO-Code 2511.3 identifiziert, welcher insgesamt 17 übereinstimmende Kompetenzen aufweist. Diese 17 Übereinstimmungen im Verhältnis zu der Gesamtzahl an Kompetenzbeschreibungen (es werden hier die bevorzugten, als auch die alternativen Bezeichnungen der Kompetenzen einbezogen) ergibt eine Übereinstimmung von 8%. Neben der Auflistung der identifizierten Berufe gibt die Funktion des Weiteren eine Auflistung der Kompetenzen zurück, welche keine Abdeckung durch einen Beruf besitzen und somit keine weitere Berücksichtigung finden.

Im nächsten Schritt wird das **individuelle Kompetenzprofil des Mitarbeiters mit den Kompetenzprofilen der identifizierten Berufe verglichen**, um herauszufinden, für welchen der Berufe der Mitarbeiter am besten geeignet ist. Ähnlich wie im vorherigen Schritt iteriert die Funktion für jede Kompetenz des individuellen Kompetenzprofils des Mitarbeiters über die Kompetenzprofile der identifizierten Berufe. Hierbei wird erneut pro Beruf herausgearbeitet, wie viele Übereinstimmungen gefunden werden können. Die Entscheidung wird auch hier nicht anhand der absoluten Anzahl von Treffern getroffen, sondern anhand der prozentualen Werte. Diese Vorgehensweise wurde gewählt, da sich die Berufe bezüglich der Gesamtzahl der möglichen Kompetenzen stark unterscheiden. Daher wurde die Anzahl („Match-Count“) der Übereinstimmungen erneut in Relation zur Gesamtzahl („Total Skills Count“) gesetzt, um den relativen Wert „Fit%“ zu erhalten (siehe Abbildung). Der resultierende Dataframe enthält nicht nur diese Kennzahlen, sondern auch die Angabe der essenziellen und optionalen Kompetenzen sowie in der letzten Spalte die Angabe der Kompetenzen, die gemäß der ESCO-Taxonomie für die Ausübung des betreffenden Berufs erforderlich sind, über die der Beschäftigte jedoch derzeit nicht verfügt. Die Transparenz ermöglicht eine genaue Nachvollziehbarkeit darüber, wie die Kennzahlen berechnet werden. Des Weiteren bildet die Ausgabe der fehlenden Kompetenzen die Grundlage für den letzten Schritt der Weiterbildungsmaßnahmen.

	Occupation Code	Match Count	Essential Skills Count	Optional Skills Count	Total Skills Count	fit%	weightedFit%	Matched Skills Essential	Matched Skills Optional	Unmatched Skills
0	1420.3	13	10	3	370	3.513514	4.864865	characteristics of products, customer service...	consumer protection, speak different languages...	0, accounting approaches, accounting methods, ...
1	2141.8	2	0	2	831	0.240674	0.240674		chemical products, apply technical communicati...	. 0, Infoviz, Infoviz, MRO, QA procedure, a ch...
2	2511.3	0	0	0	262	0.000000	0.000000			. .QL 0, Ability Office Spreadsheet, Accel Sp...

Zur Verbesserung der Empfehlung des geeignetsten Berufs wird eine Unterteilung der Kompetenzen in die zwei Kategorien der Kernkompetenzen und der optionalen Kompetenzen vorgenommen. Der Grund hierfür ist, dass nicht alle Kompetenzen gleichermaßen für die erfolgreiche Ausübung des Berufs entscheidend sind. Dieser Ansatz spiegelt sich auch in der ESCO-Taxonomie wider, in der ebenfalls zwischen für den Beruf wesentlichen und optionalen Kompetenzen unterschieden wird. So ist zum Beispiel für einen Data Analyst mit dem Code 2511.3 die Kompetenz „Analyse von Big Data“ essenziell, während die Kompetenz „Verwendung von Tabellenkalkulationsprogrammen“ für diesen Beruf als optional gekennzeichnet ist. Aus diesem Grund wurde beschlossen, die als essenziell identifizierte Kompetenzen im Vergleich zu den optionalen Kompetenzen doppelt zu gewichten. Um den neuen Kennwert „WeightedFit%“ zu erhalten, wurde dieser gewichtete Zähler ebenfalls ins Verhältnis zur Gesamtzahl der Kompetenzen gesetzt. Das Ergebnis bzw. der empfohlene Beruf wird auf Basis des höchsten WeightedFit% getroffen.

In der letzten Phase wird ein erster Versuch unternommen, auf Basis der zuvor erstellten Liste der fehlenden Kompetenzen des Mitarbeiters, **geeignete Weiterbildungsmaßnahmen zu identifizieren**. Als Quelle für Weiterbildungsmaßnahmen wird ausschließlich auf Online-Kurse des Anbieters Udemy zurückgegriffen, da das umfangreiche Kursangebot zu verschiedenen unternehmensrelevanten Themen eine gute Grundlage für die geplanten Weiterbildungsmaßnahmen bietet. Die Einbindung weiterer Weiterbildungsmaßnahmen kann zum Beispiel durch die Integration von Schulungskatalogen verschiedener Anbieter erfolgen. Um die Daten zu den Udemy-Kursen zu erhalten, wurde der Zugriff auf die „Affiliate API“ angefordert, durch welche der API-Zugriff auf Udemy und die Entwicklung von Client-Applikationen ermöglicht wird. Nach erfolgreichem Erhalt der Client-ID und des Passworts konnte ein Token generiert und ein „Get Request“ erstellt werden, welcher die Titel, Überschriften und Detailbeschreibungen der Kurse abrufen. Aus dem resultierenden JSON werden alle englischsprachigen Kurse extrahiert und in ein Dataframe überführt. Die Kursbeschreibungen werden anschließend bereinigt. Aufgrund der langen Verarbeitungszeit dieses Codeblocks wurde dieser einmal durchgeführt und das Ergebnis in einer CSV-Datei abgespeichert. Zur Aktualisierung des Extrakts kann der Codeblock manuell ausgeführt werden. Um die fehlenden Kompetenzen des Mitarbeiters mit den Kursbeschreibungen abgleichen zu können, ist eine Vorverarbeitung beider Datensätze notwendig. Zunächst werden die aus mehreren Wörtern bestehende Kompetenzen in einzelne Wörter aufgetrennt, womit aus „analyse big data“ die drei einzelnen Wörter „analyse“, „big“ und „data“ entstehen. Im Anschluss werden mit Hilfe erster „Natural Language Processing“ (NLP) Techniken Stoppwörter wie „the“, „to“, „and“ oder „a“ entfernt, da diese Wörter wenig Bedeutung für den folgenden Abgleich. Der Grund für diese Vorgehensweise liegt darin, dass ein direkter Abgleich der ESCO-Kompetenzen wie „analyse big data“ mit den Beschreibungen wie zum Beispiel „[...] systems that manage big data [...]“ nur wenige Übereinstimmungen ergab, da diese kaum im gleichen Wortlaut vorliegen. Um im nächsten Schritt auch die Schreibweise anzupassen und sicherzustellen, dass eventuelle Unterschiede in der Groß- und Kleinschreibung keinen Einfluss auf den Abgleich haben, werden alle Wörter mit der Funktion „lower()“ in Kleinbuchstaben umgewandelt. Im Anschluss können die fehlenden Kompetenzen, welche nun in einer Liste einzelner Wörter vorliegen, mit den Kurzbeschreibungen abgeglichen werden. Bei diesem Abgleich wird erneut identifiziert, wie viele dieser Wörter sich in den

Überschriften oder den Kursbeschreibungen vorfinden lassen. Das Ergebnis dieser Verarbeitung entspricht einem Dataframe, welcher neben den Spalten „URL“, „Title“, „Headline“, „Description“, „Price“ und „Language“ auch die in den Kursbeschreibungen erfolgreich identifizierten Wörter sowie die Gesamtanzahl („matches_skills_count“) dieser enthält (siehe Abbildung). Nachdem der Dataframe anhand der Gesamtanzahl sortiert wurde, können die Kurse mit der größten Übereinstimmung als erste individuelle Weiterbildungsmaßnahmen identifiziert werden.

	URL	Title	Headline	Description	Price	Language	matched_skills	matched_skills_count
491	https://www.udemy.com/course/sql-for-real-world-problems/	sql for data analysis: solving real-world problems	a simple & concise mysql course (applicable to...	note on the short version of the course i have...	Free	en_US	[, company, customer, management, customer, m...	207
17	https://www.udemy.com/course/complete-ai-guide/	chatgpt complete guide: learn midjourney, chat...	chatgpt plugins + 25 powerful ai tools 10x you...	have you been hearing about the amazing thing...	€94.99	en_US	[, changing, changing, changing, ch...	207
125	https://www.udemy.com/course/instagram-marketing-complete-guide-to-instagram-growth/	instagram marketing: complete guide to instagram growth	attract hyper-targeted instagram followers, co...	**brand new content & up to date! - complete ...	€119.99	en_US	[, techniques, customer, content, management...	201
469	https://www.udemy.com/course/gptcourse/	prompt engineering with chatgpt 4 & midjourney...	create 10 projects with chatgpt4 & midjourney ...	course contains 4 modules as outlines below: ...	€19.99	en_US	[, skills, customer, content, system, custom...	200

Um die Anzahl der empfohlenen Kurse einzuschränken, kann entweder eine relative Einschränkung anhand von Quantilen oder eine absolute Einschränkung mit einem festen Wert vorgenommen werden. Um das ganz zu demonstrieren wurde eine einfache Benutzeroberfläche entwickelt.

KldB Codes

Current KldB Code:

61123

Please select the occupation from the dropdown

B 61123-106 | Handelsvertreter/Handelsvertreterin

B 61123-110 | Fachberater/Fachberaterin für Vertrieb

Previous KldB Code:

Please select the occupation from the dropdown

Additional User Skills (comma-sep)

Upload ArchiMate XML File:

DigiVan-EA-Model.xml

Upload File

Save

Update

Result of the Mapping			
Future Occupation: Sales Account Manager			
Matched Skills Essential	Matched Skills Optional	Missing Skills	Matched Courses
characteristic of products characteristic of services customer service ensure client orientation implement customer follow keep records on sales produce sales reports product comprehension prospect new customers up use customer relationship management software	consumer protection deliver a sales pitch speak different languages	accounting approaches accounting methods accounting performance accounting skills accounting technique accounting techniques adapt to a changing situation adapt to changing situations adapting to a changing situation adapting to changing situations adjust to changing situations administer company policies administer customer follow adopt content management system software adopt customer relationship management softwa re agree on prices alter to changing situations analyse data performance analyse sales levels of products	===== Course: sql for data analysis: solving real-world probl ems with data URL: https://www.udemy.com/course/sql-for-real-world-da ta-analysis/ ===== Course: chatgpt complete guide: learn midjourney, chat pt 4 & more URL: https://www.udemy.com/course/complete-ai-guide/ ===== Course: instagram marketing: complete guide to instagra m growth URL: https://www.udemy.com/course/instagram-marketing-f or-small-businesses/ ===== Course: prompt engineering with chatgpt 4 & midjourney
Close			