Journal of Human Resource Studies

Designing a Knowledge Graph with Data-Driven Algorithms to Optimize Matching People and Jobs and Ranking Skills

Elnaz Nasirzadeh[1]

Abstract

Background & Purpose: The job market has recently undergone significant changes due to the factors such as digitalization, the tendency to work remotely, and rapid changes in market demands, leading to challenges such as reduced job tenure, an increase in the working population, and a widening gap between skills and jobs. Therefore, it is necessary to do studies to investigate these challenges using novel approaches and offer new solutions. Despite the considerable importance of this issue, few studies in the literature have focused on it, especially data-driven approaches that have not been fully studied and discussed. Therefore, in response to the aforementioned challenges, this research has been conducted to design a knowledge graph based on data-driven algorithms to provide an accurate model of the alignment between skills and jobs. The primary goal is to create a practical framework in accordance with the dynamic nature of the job market, which can be used to improve the connection between job seekers and available job opportunities, as well as to rank skills based on their importance in the job market, and to identify the most efficient job transitions.

Methodology: In order to design the proposed knowledge graph, job and skill data were collected from international classifications using natural language processing methods, and job advertisement data were also gathered to ensure alignment with the current job market conditions. The Jaccard index was used for matching skills, preferential attachment, and Node2Vec algorithms for predicting knowledge graph edges, and Dijkstra's algorithm for finding the most efficient job transitions.

Findings: This research presents a new method for designing a knowledge graph of skills and jobs, outlining three important applications: 1- Quantifying the relationship between skills and jobs, 2- Finding the most efficient job transitions using shortest path algorithms and calculating job similarities, and 3- A method for ranking the necessary skills of each job group based on the created knowledge graph.

Conclusion: This knowledge graph is a powerful tool for analyzing and understanding the job market, utilizing algorithmic methods for data analysis. It enables a comprehensive match between job seekers and job opportunities and the relationship between skills and jobs will be predictable. Additionally, the knowledge graph can be used to investigate skill-based job similarities for career pathfinding and rank the unique skills of each job group for optimal learning and development of individuals.

Keywords: Knowledge graph, Data-driven algorithm, Matching people and jobs, Skills ranking, Job opportunity.

Article Type:
Research-based

Corresponding Author:
Elnaz Nasirzadeh
© Authors

Received:
July 23, 2023

Received in revised form:
September 11, 2023

Accepted:
October 04, 2023

Published online:
October 27, 2023

Citation: Nasirzadeh, E. (2023). Designing a Knowledge Graph with Data-Driven Algorithms to Optimize Matching People and Jobs and Ranking Skills. Journal of Human Resource Management, 13(3), 166-193. : 10.22034/ .2024.189966

1. Assistant Prof, Department of Information Technology Management, Faculty of Industrial and Technology Management, College of Management, University of Tehran, Tehran, Iran E-mail: nasirzadeh@ut.ac.ir

Published by Shahid Sattari Aeronautical University, Faculty of Management
Journal of Human Resource Studies, 2023, Fall, Vol, 13, No, 3, 1-25
E.ISSN: 2783-0624
http://www.jhrs.ir/

Journal of Human Resource Studies is licensed under a
Creative Commons Attribution 4.0 International License

مطالعات منابع انسانی

طراحی گراف دانش با الگوریتم‌های داده محور برای بهینه‌سازی تناسب افراد و مشاغل و رتبه‌بندی مهارت‌ها

الناز نصیرزاده[1]

چکیده

زمینه و هدف: بازار کار اخیرا به دلایلی نظیر دیجیتالی‌شدن، گرایش به دورکاری و تغییر سریع تقاضاهای بازار، تغییرات قابل توجهی داشته و با چالش‌های زیادی نظیر کاهش ماندگاری در شغل، ازدیاد جمعیت شاغل و افزایش شکاف بین مهارت‌ها و مشاغل رو برو شده است. فلذا نیاز است تا محققان زیادی با بهره‌گیری از رویکردهای نوین، به بررسی چالش‌های این حوزه بپردازند و راهکارهای جدیدی ارائه دهند. علی‌رغم اهمیت بسیار زیاد این موضوع، مطالعات کمی در ادبیات صورت گرفته و علی‌الخصوص رویکردهای داده محور هنوز به طور کامل مورد مطالعه و بحث قرار نگرفته‌اند. از این رو، این تحقیق به منظور پاسخگویی به چالش‌های مذکور، با هدف طراحی گراف دانش مبتنی بر الگوریتم‌های داده محور انجام شده است تا مدل‌سازی دقیقی از تناسب مهارت‌ها و مشاغل فراهم آورد. هدف اصلی، ایجاد یک چارچوب کاربردی مطابق با طبیعت پویای بازار کار است که برای بهبود ارتباط میان جویندگان کار و فرصت‌های شغلی موجود و همچنین رتبه‌بندی مهارت‌ها بر اساس اهمیت آن‌ها در بازار کار مورد استفاده قرار می‌گیرد و به کمک آن بتوان کارآمدترین جابه‌جایی های شغلی را شناسایی کرد.

روش: به منظور طراحی گراف دانش پیشنهادی، با استفاده از روش پردازش زبان طبیعی، داده‌های مشاغل و مهارت‌ها از طبقه‌بندی‌های بین‌المللی، جمع‌آوری گشته و برای اطمینان از انطباق با وضعیت فعلی بازار کار، داده‌های مربوط به آگهی‌های شغلی نیز جمع‌آوری شد. برای تطبیق مهارت‌ها از معیار ژاکارد، برای پیش‌بینی یال‌های گراف دانش از الگوریتم‌های اتصال ترجیحی و Node2Vec و برای یافتن کارآمدترین جابه‌جایی‌های شغلی نیز الگوریتم دایجسترا به کار گرفته شد.

یافته‌ها: در این تحقیق، روش جدیدی برای طراحی گراف دانش مهارت‌ها و مشاغل ارائه شد و سه کاربرد مهم استفاده از آن تشریح گردید که عبارتند از: 1-کمّی کردن ارتباط بین مهارت‌ها و مشاغل، 2- یافتن کارآمدترین جابه‌جایی‌های شغلی با استفاده از الگوریتم‌های کوتاه‌ترین مسیر و محاسبه شباهت‌های شغلی و 3- روشی برای رتبه‌بندی مهارت‌های مورد نیاز هر گروه شغلی بر اساس گراف دانش ایجاد شده.

نتیجه‌گیری: این گراف دانش، ابزاری قدرتمند برای تحلیل و درک بازار کار و به‌کارگیری روش‌های الگوریتمی برای تحلیل داده‌ها ا ست که به کمک آن، تطبیق کاملی بین جویندگان شغل و فر صت‌های شغلی انجام خواهد شد و ارتباط بین مهارت‌ها و م شاغل قابل پیش‌بینی خواهد بود. علاوه بر آن، با گراف دانش ایجاد شده می‌توان شباهت‌های شغلی مبتنی بر مهارت‌ها را برای یافتن مسیر شغلی بررسی نمود و مهارت‌های منحصر به فرد هر گروه شغلی را برای یادگیری و توسعه بهینه افراد رتبه‌بندی کرد.

کلیدواژه‌ها: *گراف دانش، الگوریتم داده محور، تناسب افراد و مشاغل، رتبه‌بندی مهارت‌ها، فرصت شغلی.*

نوع مقاله: پژوهشی

نویسندهٔ مسئول: الناز نصیرزاده

© **نویسندگان**

دریافت: 1402/05/01
بازنگری: 1402/06/20
پذیرش: 1402/07/12
انتشار: 1402/08/05

استناد: نصیرزاده, الناز. (1402). طراحی گراف دانش با الگوریتم‌های داده محور برای بهینه‌سازی تطبیق افراد و مشاغل و رتبه‌بندی مهارت‌ها. مطالعات منابع انسانی, 13(3), 166-193.
DOI: https://doi.org/10.22034/jhrs.2024.189966

1. استادیار گروه مدیریت فناوری اطلاعات، دانشکده مدیریت صنعتی و فناوری، دانشکدگان مدیریت، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: nasirzadeh@ut.ac.ir

ناشر: دانشکده مدیریت، دانشگاه علوم و فنون هوایی شهید ستاری
مطالعات منابع انسانی، 1402، پاییز، دوره 13، شماره 3، ص. 1-25
شاپای الکترونیک: 0624-2783

http://www.jhrs.ir

This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License

مقدمه

در دهه‌های اخیر، شـــاهد تغییرات قابل توجهی در بازار کار جهانی بوده‌ایم. تعداد افرادی که به دنبال تغییر شـــغل خود هستند، به طور قابل ملاحظه‌ای افزایش یافته است (فتچ، بهاج و قوگو، 2024؛ عبدالهی، امیری و نرگسیان، 1401). این روند که تحت تأثیر عوامل مختلفی از جمله فناوری و جهانی‌سازی قرار دارد، نشان‌دهنده پویایی و تحولات عمیق در ساختار بازار کار ا ست. همچنین، میانگین مدت زمان ماندگاری در یک شغل نیز کاهش یافته ا ست (ادیسون، پرتغال و راپو سو، 2023؛ ضیائی و نرگسیان، 1402). به این معنا که افراد کمتری تمایل دارند تا سال‌های طولانی در یک شغل باقی بمانند. این تغییر نگرش به کار می‌تواند ناشـــی از عوامل متعددی باشـــد، از جمله تغییر ســـریع تقاضـــاهای بازار، تمایل به یادگیری و تجربه مهارت‌های جدید و همچنین تحولات اقتصـــادی که افراد را به ســـمت فرصـــت‌های جدید ســـوق می‌دهد. علاوه بر آن در دهه‌های اخیر، شاهد رشد مداوم و چشمگیر جمعیت شاغل در سراسر جهان بوده‌ایم (ون هوفت، 2021).

با افزایش جهانی‌سازی و گسترش فناوری‌های جدید، تعداد داوطلبان برای هر موقعیت شغلی افزایش یافته است. امروزه افراد با فضـــای رقابتی بســـیار بیشـــتر از قبل مواجه هســـتند، زیرا نه تنها با رقبای داخلی بلکه با رقبای بین‌المللی نیز رقابت می‌کنند. به علاوه، این داوطلبان به طور میانگین از سطح تحصیلات بالاتری نسبت به گذشته برخوردار هستند، که این امر به نوبه خود موجب افزایش ا ستانداردهای تحصیلی و مهارتی در بازار کار شده ا ست (لوپز و همکاران، 2023). این تحولات به یک بازار کار رقابتی‌تر منجر شـده که در آن افراد برای یافتن موقعیت‌های شـغلی مناسـب با چالش‌های بیشـتری مواجه هستند (ابورشید و همکاران، 2023).

در این فضای پیچیده، دا شتن مهارت‌های منا سب برای شغل‌های مورد نیاز بازار، بسیار حیاتی ا ست. با تغییر نیازهای بازار، مهارت‌های خاصی مانند توانایی‌های فناوری و دیجیتالی ارزشمندتر شده‌اند (پنگ، 2017). بحران کووید-19 نیز به این روند دامن زده و باعث شده است که بسیاری از شرکت‌ها به سرعت به فناوری‌های جدید روی آورند و در عین حال، برخی از کارکنان خود را تعدیل کنند (مونتنو و همکاران، 2022). این امر به ویژه برای کارگران مسـن‌تر که ممکن اسـت مهارت‌های فنی جدید مورد نیاز را ندا شته با شند، چالش‌برانگیز ا ست و به کاهش فر صت‌های شغلی برای آنها منجر می شود (دگروت، شوته و گراس، 2021).

در این میان، در کنار مهارت‌های فنی، اهمیت مهارت‌های نرم و ارتباطی نیز به طور فزاینده‌ای رو به افزایش ا ست (جیا و همکاران، 2018). این نوع مهارت‌ها به افراد کمک می‌کنند تا بتوانند به طور مؤثر با دیگران ارتباط برقرار کرده و در محیط کاری پویا و متغیر کنونی موفق شوند.

نوسانات در بازار کار، به تغییر شغل‌ها و مهارت‌های مورد نیاز جدید منجر شده است. این تحولات به چالشی برای افراد جهت همگام شدن با آخرین پیشرفت‌ها و فرصت‌های شغلی تبدیل شده است. برای مقابله با این چالش‌ها، افراد می‌توانند از خدمات خارجی برای پیدا کردن فرصـــت‌های شـــغلی مرتبط و تطبیق مهارت‌های خود با نیازهای بازار کار اســـتفاده کنند. در ســـال‌های اخیر، آژانس‌های کاریابی مســـئول تأمین 10% از مشـــاغل موجود بوده‌اند، که این امر نشـــان از نقش کمرنگ این ســـازمان‌ها در بازار کار دارد (دگروت، شـــوته و گراس، 2021). در نهایت، بازار کار در ســـال‌های اخیر، رقابتی‌تر شـــده و نیازها پویاتر شـــده‌اند. به همین دلیل، علاقه فزاینده‌ای به ایجاد تناســـب مهارت داوطلبان با شـــغل‌ها وجود دارد)مونتنو و همکاران، 2022). دیگر نمی‌توان به پروفایل‌های ثابت و سنتی شغل‌ها تکیه کرد؛ در عوض، باید مهارت‌های مورد نیاز متغیر را در نظر

گرفت و از آنها برای یافتن یا ارتقاء فرصت‌های شغلی استفاده کرد.

علی‌رغم پیشـــرفت‌های گســـترده‌ای که در داده‌کاوی و تحلیل داده‌های بزرگ رخ داده، تحقیقات اندکی در زمینه به کارگیری این رویکردها برای مدل‌سازی و بهینه‌سازی تناسب مهارت‌ها و مشاغل انجام شده است علی الخصوص اینکه اکثر مطالعات موجود مربوط به داده‌های کشـورهای خارجی اسـت و تحقیقات موجود در بازار کار داخلی بسـیار محدود اسـت. این شکاف، فر صتی را برای این تحقیق فراهم می‌آورد تا با ا ستفاده از الگوریتم‌های داده محور، گراف دان شی را طراحی کند که به‌طور موثر این نیاز را پو شش دهد. علاوه بر آن، بی شتر مدل‌هایی که در مطالعات برای تحلیل بازار کار ارائه شده‌اند، ای ستا بوده و توانایی پاسـخگویی به تغییرات سـریع و پویای بازار را ندارند. این تحقیق با ارائه یک گراف دانش پویا و قابل تطبیق، پاسخی به این شکاف نظری ارائه می‌دهد.

برای تسـهیل در تطبیق داوطلبان با آگهی‌های شـغلی، دانسـتن اینکه کدام مهارت‌های مرتبط، مورد تقاضـا و موجود هستند، بسیار مهم ا ست. فلذا می‌بایست با ا ستفاده از یک «معیار شباهت مهارت‌ها» بتوان احتمال شباهت بین مهارت‌ها را کمّی کرد، «معیار شباهت مهارت‌ها به شغل» برای کمک به افراد در پیمایش بازار کار و یافتن شغل‌های جدید و درک اینکه کدام مهارت‌ها با کدام شغل‌ها مرتبط هستند کمک شایانی می‌کند تا مشخص شود کدام مهارت‌ها برای شغل‌های مورد نظر، مورد نیاز است. همچنین باید دقت داشت که روابط بین مهارت‌ها و شغل‌ها ثابت نیستند و نیاز به روش‌های به‌روزرسانی قوی و دقیق دارند تا اطمینان حاصل شود که اطلاعات قدیمی نمی‌شوند.

از این رو در این تحقیق، شـبکه‌ای از مهارت‌ها و شـغل‌ها طراحی شـده اسـت که برای موارد زیر مورد اسـتفاده قرار می‌گیرد: پیش‌بینی ارتباط بین مهارت- شغل و شنا سایی روابط جدید بین آنها، برر سی شباهت شغلی مبتنی بر مهارت برای یافتن مسیر شغلی و شناسایی و رتبه‌بندی مهارت‌های منحصر به فرد هر گروه شغلی برای یادگیری و توسعه. فلذا هدف از انجام این تحقیق پاسخ به این سوالات است:

1. چگونه می‌توان با اسـتفاده از الگوریتم‌های داده محور، گراف دانش موثری برای مدل‌سـازی تناسـب مهارت‌ها و مشاغل ایجاد کرد؟
2. چه روش‌هایی برای تحلیل و مدل‌سـازی داده‌های مربوط به مشـاغل و مهارت‌ها در یک گراف دانش وجود دارد و چگونه می‌توان آن‌ها را به کار برد؟
3. گراف دانش طراحی شده چه تأثیری می‌تواند بر بهبود ارتباط بین جویندگان کار و فرصت‌های شغلی داشته باشد؟
4. چگونه می‌توان از گراف دانش برای رتبه‌بندی و تحلیل مهارت‌ها بر اساس اهمیت‌شان در بازار کار استفاده کرد؟
5. چه الگوریتم‌هایی برای پیش‌بینی کارآمدترین جابه‌جایی‌های شغلی در یک بازار کار پویا می‌توانند مورد ا ستفاده قرار گیرند و چه نتایجی می‌توان از آن‌ها انتظار داشت؟

من حیث المجموع، ضـرورت و اهمیت این تحقیق در چند جنبه قابل توجه اسـت: اولاً، با ارائه یک چارچوب داده‌محور، این تحقیق به کاهش شـکاف بین مهارت‌های موجود و نیازهای بازار کار کمک می‌کند، که این مسـئله به نوبه خود می‌تواند به افزایش کارآیی و ر ضایت شغلی منجر شود. ثانیاً، با ارائه یک نمای دقیق از مهارت‌های مورد نیاز در شغل‌های مختلف، این تحقیق به افراد و سـازمان‌ها کمک می‌کند تا برنامه‌های آموزشـی و توسـعه‌ی مهارتی خود را به شـکلی هدفمندتر سـازمان‌دهی کنند. در نهایت، با اسـتفاده از تکنیک‌های پیشـرفته‌ی تحلیل داده، این تحقیق امکان پیش‌بینی و شـناسـایی

موثرترین جابه‌جایی‌های شغلی را فراهم می‌آورد، که این امر می‌تواند به بهبود تناسب بین افراد و مشاغل و افزایش کلی بهره‌وری در بازار کار منجر شود.

در ادامه، ساختار مقاله بدین شرح است که در بخش دوم، تحقیقاتی که در زمینه بررسی ارتباط بین مشاغل و مهارت‌ها انجام شده‌اند مورد بررسی قرار گرفته و توضیحاتی در خصوص گراف‌های دانش ارائه شده است. در بخش سوم، روش پیشنهادی و متدلوژی تحقیق مورد بررسی قرار می‌گیرد. در بخش چهارم نتایج به دست آمده ارائه شده و کارایی مدل اعتبارسنجی می‌گردد. در نهایت در بخش پنجم نتیجه‌گیری کلی تحقیق و پیشنهاداتی برای تحقیقات آتی ارائه شده است.

پیشینهٔ نظری پژوهش

گراف دانش: چیستی و شغل‌ها

گراف دانش نوعی ساختار داده پیچیده است که برای نمایش دانش به شکل گرافیکی و معنایی به کار می‌رود. در یک گراف دانش، گره‌ها[1]معمولا موجودیت‌ها، مفاهیم، یا اشیاء را نمایش داده و یال‌ها[2] روابط یا ارتباطات بین آن‌ها را نشان می‌دهند (فتچ، بهاج و قوگو، 2024). این ساختار به کاربران و سیستم‌های هوش مصنوعی اجازه می‌دهد تا اطلاعات و دانش را به شکلی سازمان‌یافته و معنادار بررسی کنند (جیابلی و همکاران، 2021). با پیشرفت‌های علم کامپیوتر و هوش مصنوعی، گراف دانش به عنوان یک ابزار برای نمایش دانش و اطلاعات در سیستم‌های مبتنی بر دانش[3]شناخته شد. در این میان، وب معنایی[4] که به دنبال ایجاد وبی معنادارتر و قابل فهم برای ماشین‌ها است، نقش مهمی در توسعه گراف‌های دانش داشته است (ابورشید و همکاران، 2023).

گراف‌های دانش در زمینه‌های مختلفی مانند جستجوی وب، توصیه‌گرها، تجزیه و تحلیل داده‌ها و یادگیری ماشین کاربرد دارند (بیانکوفیوره و همکاران، 2021). موتورهای جستجو مانند گوگل از این تکنولوژی برای بهبود نتایج جستجو و فراهم کردن اطلاعات دقیق‌تر به کاربران استفاده می‌کنند. از این رو گراف‌های دانش به عنوان بخش مهمی در سیستم‌های هوش مصنوعی مدرن محسوب می‌شوند. آن‌ها امکان مدل‌سازی دانش و ارتباطات پیچیده را فراهم می‌کنند و در بسیاری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین به کار گرفته می‌شوند (اسکوبتسوف، اوبولنسکی، شفچنکو و چنگار، 2022).

در سال‌های اخیر، تحقیقات زیادی بر روی بهبود کارایی، مقیاس‌پذیری، و دقت گراف‌های دانش انجام شده است (پاولهایم، 2017). همچنین، رویکردهای جدیدی در زمینه ادغام گراف‌های دانش با سایر فناوری‌های هوش مصنوعی مانند پردازش زبان طبیعی و بینایی ماشین مورد بررسی قرار گرفته‌اند. این پیشینه نظری نشان‌دهنده رشد و تکامل گراف دانش از نظریات اولیه منطقی تا کاربردهای عملی در علوم کامپیوتر و هوش مصنوعی است. این فناوری اکنون به عنوان یک ابزار کلیدی در بسیاری از زمینه‌های تحقیقاتی و صنعتی به کار گرفته می‌شود (لوپزو همکاران، 2023).

استفاده از گراف‌های دانش برای تحلیل‌داده‌ها در حوزه‌های مختلفی نظیر منابع انسانی کاربرد فراوانی دارد (فتچ، قوگو و بنت‌الله، 2022). به ویژه در خصوص تطبیق مهارت‌های کارجویان با مهارت‌های مورد نیاز برای فرصت‌های شغلی که

---

[1] Nodes
[2] Edges
[3] Knowledge-Based Systems
[4] Semantic web

موضوع مهم در زمینه منابع انسانی و جستجوی کار محسوب می‌شود، بسیار تاثیر گذار است (دگروت، شوته و گراس، 2021).

تناسب شغل و مهارت

مفهوم تناسب شغل و مهارت یکی از موضوعات اساسی در حوزه مدیریت منابع انسانی و توسعه حرفه‌ای است. این مفهوم بر اهمیت هم‌راستایی و هماهنگی بین مهارت‌های فردی کارکنان و نیازهای ویژه‌ی هر شغل تأکید دارد. در واقع، تطابق موثر بین توانایی‌ها و مهارت‌های فرد با الزامات و خصوصیات شغلی، نه تنها برای افزایش رضایت شغلی کارکنان مهم است، بلکه در افزایش بهره‌وری و کارآمدی سازمان‌ها نیز نقشی کلیدی ایفا می‌کند.

نظریه‌های منابع انسانی بر اهمیت یافتن تناسب درست بین مهارت‌های فردی و نیازهای شغلی تأکید دارند (جنرال، 2003). مدل‌هایی مانند تناسب شغلی-فردی[5] و تناسب شخصیت-سازمان[6] در این زمینه بسیار مهم هستند (ادیسون، پرتغال و راپوسو، 2023). از طرف دیگر نظریه‌های بازار کار به بررسی چگونگی عملکرد بازار کار و تطبیق عرضه (کارجویان) و تقاضا (کارفرمایان) می‌پردازند. مفاهیمی مانند انعطاف‌پذیری بازار کار و تطبیق مهارت‌ها در این حوزه مطرح می‌شوند.

این امر به کارکنان کمک می‌کند تا احساس رضایتمندی بیشتری از کار خود داشته باشند و در نتیجه، عملکرد بهتری از خود نشان دهند (دگروت، شوته و گراس، 2021). از سوی دیگر، تناسب شخصیت-سازمان بر اهمیت سازگاری ارزش‌های فردی با فرهنگ و ارزش‌های سازمان تأکید دارد. این تناسب بر این باور استوار است که وقتی ارزش‌های فردی با محیط کاری هماهنگ باشند، فرد احساس تعلق بیشتری به سازمان خواهد کرد، که این امر به نوبه خود می‌تواند به افزایش وفاداری، انگیزش و کارآیی منجر شود (هانه و ویجمن، 2021). این مفاهیم نه تنها به تحلیل روابط بین کارکنان و مشاغل آن‌ها می‌پردازند، بلکه به سازمان‌ها نیز در توسعه استراتژی‌های منابع انسانی موثر کمک می‌کنند که شامل جذب، حفظ و توسعه نیروی کار مناسب است. این درک و شناخت از تناسب شغل و مهارت به ویژه در دورانی که تغییر و تحولات شغلی به سرعت در حال رخ دادن است، اهمیت بیشتری پیدا می‌کند (فتح، بهاج و قوگو، 2024).

با پیشرفت تکنولوژی، سیستم‌های پیشرفته برای ثبت، تحلیل و مطابقت داده‌های مربوط به مهارت‌های کارجویان و نیازهای شغلی توسعه یافته‌اند. این شامل سیستم‌های توصیه‌گر هوشمند و الگوریتم‌های مطابقت است. در کنار گراف دانش، الگوریتم‌های داده‌محور نیز نقش کلیدی ایفا می‌کنند (کنستانتین و همکاران، 2022). این الگوریتم‌ها، که بسیاری از آن‌ها از یادگیری ماشین و هوش مصنوعی الهام گرفته‌اند، برای کشف الگوها، تحلیل روابط، و استخراج دانش از حجم زیادی از داده‌های مرتبط با بازار کار به کار گرفته می‌شوند و می‌توانند به طور خودکار مهارت‌ها و ویژگی‌های شغلی را شناسایی کرده و ارتباطات معنادار بین آن‌ها را در گراف دانش مدل کنند (گوتیرز و همکاران، 2019). بنابراین استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای تحلیل داده‌های بزرگ و پیچیده بازار کار و پیش‌بینی تناسب‌های شغلی بسیار کاربردی است (سهرابی، یزدانی، حکیم و زارعی متین، 1402). این روش‌ها می‌توانند به کشف الگوهای پنهان در داده‌ها و پیشنهاد تناسب‌های دقیق‌تر کمک کنند.

---

[5] Person-Job Fit

[6] Person-Organization Fit

پیشینه تجربی پژوهش

بازارهای کار مدرن اغلب به ترکیب پیچیده‌ای از مهارت‌های چند رشته‌ای یا دانش تخصصی و فنی نیاز دارند، که این امر حتی برای موقعیت‌های ابتدایی نیز به وضوح مورد نیاز می‌باشد (فتچ، بهاج و قوگو، 2024؛ اسکوبتسوف، اوبولنسکی، شفچنکو و چنگار، 2022). چنین الزاماتی فشار بیشتری را بر روی دانشجویان، فارغ‌التحصیلان جدید و جویندگان کار جهت یافتن منابع اطلاعاتی مناسب برای افزایش قابلیت اشتغال خود وارد می‌کند. از این رو مفهوم تطبیق مهارت‌های شغلی در سال‌های اخیر توجه قابل توجهی را به خود جلب کرده است. یک شغل[7] به عنوان «مجموعه‌ای از کارهایی که وظایف و مسئولیت‌های اصلی آن‌ها تا حد زیادی شبیه یکدیگر هستند» تعریف می‌شود و یک کار[8] به عنوان «مجموعه‌ای از وظایف و مسئولیت‌هایی که توسط یک فرد انجام شده یا قرار است انجام شود» تعریف می‌گردد (جنرال، 2003). بر اساس داده‌های اخیر افراد زیادی شغل خود را تغییر داده‌اند (دگروت، شوته و گراس، 2021).

محققان بر نیاز فزاینده تطبیق دقیق مهارت‌ها در بازار کار در حال تکامل تاکید کرده‌اند، به نحوی که توصیف‌های سنتی شغلی دیگر کافی نیستند (هانه و ویجمن، 2021). بیانکوفیوره و همکاران (2021) این ایده را بیشتر بررسی کرده‌اند و پیشنهاد داده‌اند که گراف‌های دانش، راهی پویا و جامع برای نمایش روابط پیچیده بین مهارت‌ها، مشاغل و افراد هستند. الگوریتم‌های داده محور نقش حیاتی در افزایش کارآمدی این گراف‌های دانش دارند. همانطور که جیا و همکاران (2018) تاکید کرده، تکنیک‌های یادگیری ماشین پتانسیل تبدیل داده‌های شغلی غیرساختاریافته به بینش‌های عملی را دارند. علاوه بر این، مطالعه گوتیرز و همکاران (2019) در مورد تحلیل پیش‌بینی در جذب استعدادها نشان می‌دهد که این الگوریتم‌ها می‌توانند نیازهای آینده به مهارت را پیش‌بینی کنند و در نتیجه توانایی‌های نیروی کار را با نیازهای بازار هم‌راستا کنند.

با وجود پیشرفت‌های صورت گرفته، هنوز چالش‌های زیادی در این حوزه باقی مانده‌اند. کجیه، هوانتیگ و بولین (2021) کیفیت داده و یکپارچه‌سازی را به عنوان موانع اصلی در توسعه گراف‌های دانش موثر برای تطبیق شغلی شناسایی کرده‌اند. آنها بر توسعه تاکسونومی‌ها و انتولوژی‌های استاندارد برای تسهیل در هم‌پوشانی داده‌ها تاکید کرده‌اند. در زمینه کاربردهای عملی، لی و وانگ (2023) مطالعه موردی در مورد پیاده‌سازی گراف‌های دانش در یک شرکت بزرگ را ارائه داده‌اند که بهبود قابل توجهی در تطبیق کارمند-شغلی را نشان می‌دهد. این مطالعه ارزش عملی ادغام الگوریتم‌های داده محور در عملکردهای منابع انسانی را مورد بررسی قرار می‌دهد. فتچ، بهاج و قوگو (2024) برخلاف سیستم‌های استاندارد مدیریت شایستگی، گراف دانشی ارائه می‌کنند که به جویندگان کار با پیشینه‌های مختلف، کمک می‌کند تا علاوه بر پیش‌بینی مهارت‌های متفاوتی که ممکن است در مسیر شغلی انتخابی‌شان مورد نیاز باشد، دوره‌های آنلاین را براساس شغل آینده‌شان انتخاب کنند.

در مطالعه دیگری با هدف شناسایی مهارت‌های مرتبط و انتخاب بهترین گزینه برای یک فرصت شغلی، راهکاری برای شناسایی بهترین رزومه‌ها بر اساس مهارت‌ها ارائه شده است (کنستانتین و همکاران، 2022). جیا و همکاران (2018) با تمرکز بر شغل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، گراف دانشی ایجاد کردند که در آن ارتباطات بین مهارت‌ها و شغل‌ها را مورد بررسی قرار دادند. نتایج به دست آمده در این تحقیق بینش خوبی برای ارتباطات بین مهارت و دانش ارائه می‌دهد اما باید

---

[۷] Occupation

[۸] Job

توجه داشت که نتایج به طور خاص برای حوزه هوش مصنوعی به دست آمده‌اند.

جیابلی و همکاران (2021) سیستم توصیه‌کننده‌ای پیشنهاد کرده‌اند که با دریافت مجموعه‌ای از مهارت‌های کاربران، مناسب‌ترین مشاغل را برای آنها شناسایی می‌کند. شایان ذکر است نتایج این تحقیق صرفا مبتنی بر داده‌های سه کشور انگلیس، آلمان و فرانسه بوده است و طبق توصیه نویسندگان، نیاز است مطالعه آنها در سایر کشورها نیز مورد بررسی قرار گیرد.

بنابراین با توجه به تحقیقات مشابهی که در این حوزه انجام شده، به این نتیجه رسیدیم که اهداف تحقیق ما و مواردی که می‌خواهیم با طراحی گراف دانش به آنها دست پیدا کنیم هنوز به طور کامل مورد مطالعه و بحث قرار نگرفته‌اند؛ و علی رغم اهمیت بسیار زیاد این موضوع، در حال حاضر، مطالعات کمی بر روی تجزیه و تحلیل مهارت‌ها در بازار کار با بهره‌گیری از الگوریتم‌های داده محور متمرکز شده‌اند.

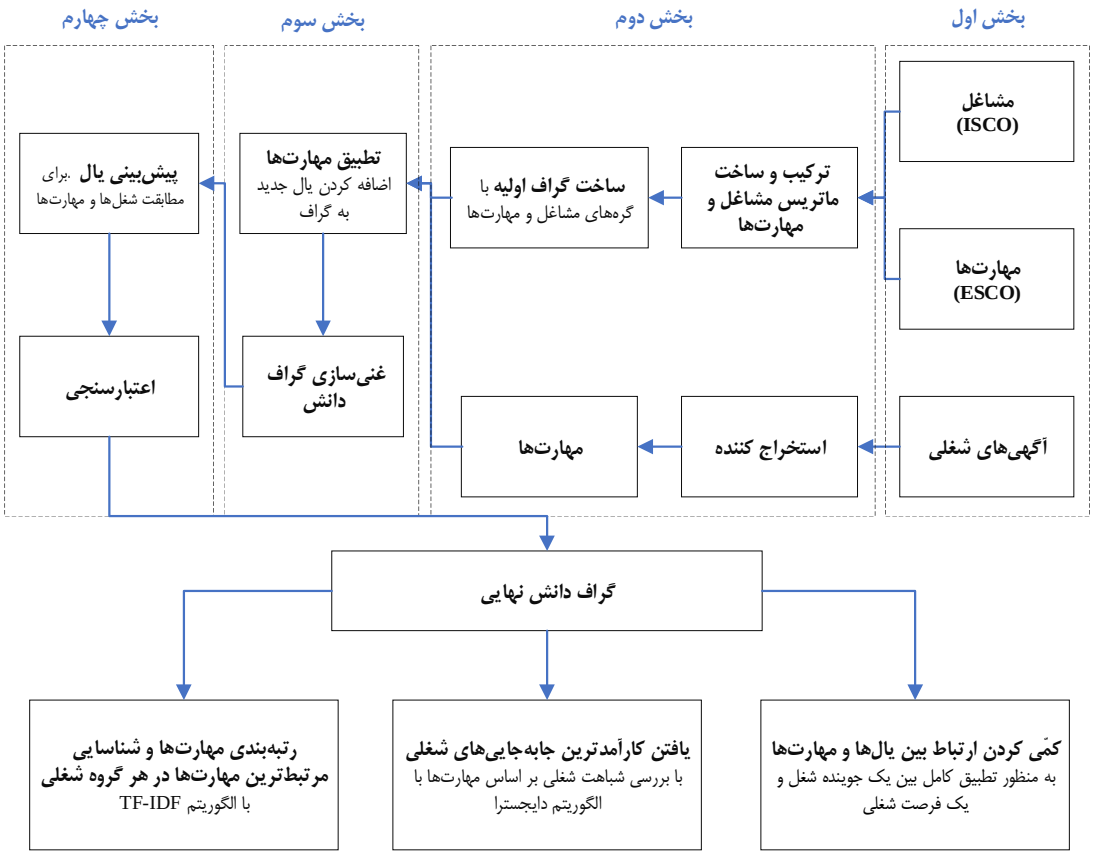
در واقع هرچند که در زمینه‌های داده‌کاوی و تجزیه و تحلیل حجم وسیعی از داده‌ها پیشرفت‌های چشمگیری صورت گرفته است، اما کمبود مطالعاتی در زمینه استفاده از این روش‌ها برای ساخت مدل‌هایی که به طور خاص در جهت بهینه‌سازی هماهنگی میان مهارت‌ها و شغل‌ها فعالیت کنند، مشهود است (فتچ، بهاج و قوگو، 2024). بخصوص اینکه اغلب تحقیقات موجود متمرکز بر داده‌های منتشر شده از کشورهای خارجی هستند و تحقیقاتی که به صورت خاص به بازار کار داخل ایران بپردازند، بسیار محدود هستند. این خلا در تحقیقات، زمینه ساز فرصتی برای این پژوهش است تا با استفاده از تکنیک‌های پیشرفته داده محور، یک گراف دانشی توسعه دهد که به طور کارآمد نیازهای موجود را برآورده سازد. همچنین، توجه به این نکته که بسیاری از مدل‌های مطرح شده در تحقیقات پیشین برای تحلیل بازار کار، از انعطاف‌پذیری کمی برخوردار بوده و نتوانسته‌اند به خوبی با تغییرات سریع و دینامیک بازار همگام شوند، این تحقیق را به ارائه گراف دانشی تطبیق‌پذیر و پویا سوق داده است که می‌تواند پاسخگوی این نیاز باشد. بنابراین هدف این است که در این تحقیق مطالعه جامعی روی روش‌های الگوریتمی و داده‌محور برای ایجاد گراف دانش انجام دهیم تا بتوانیم گرافی کامل و غنی ارائه دهیم که اطلاعات مفیدی نظیر تطبیق جویندگان شغل و فرصت‌های شغلی، یافتن کارآمدترین جابه‌جایی شغلی و رتبه‌بندی مهارت‌های هر شغل از آن قابل استخراج باشد..

روش‌شناسی پژوهش

در این بخش، به توصیف نوع شناسی و روش‌های اتخاذ شده برای پیشبرد این مطالعه پرداخته می‌شود. این تحقیق از نوع تحقیقهای کاربردی است که با هدف توسعه دانش و فناوری‌های مرتبط با گراف دانش و الگوریتم‌های داده‌محور به منظور بهبود تناسب مهارت‌ها و مشاغل انجام می‌گیرد. رویکرد تحقیق، ترکیبی از مطالعه تحلیلی و کاربردی است که شامل جمع‌آوری داده‌ها از منابع معتبر، پردازش و تحلیل آن‌ها با استفاده از تکنیک‌های پیشرفته داده‌کاوی و مدل سازی داده‌ها در یک گراف دانش است. روش تحقیق به کار گرفته شده شامل چندین مرحله است: اول، جمع‌آوری داده‌های مربوط به مهارت‌ها و مشاغل از منابع مختلف. سپس، این داده‌ها با استفاده از روش‌های پردازش زبان طبیعی و داده‌کاوی تحلیل و سازماندهی می‌شوند. در مرحله بعد، با استفاده از الگوریتم‌های داده‌محور، این داده‌ها در یک گراف دانش مدل‌سازی می‌شوند تا تناسب مهارت‌ها و مشاغل به صورت دقیق‌تری نمایش داده شود.

در شکل 1 مراحل انجام تحقیق جهت ایجاد گراف دانش پیشنهادی و کاربردهای آن، نشان داده شده است. همانطور که در ردیف بالای شکل ملاحظه می‌شود برای رسم گراف دانش مهارت‌ها و مشاغل، از ترکیب داده‌های ISCO (برای مشاغل) و ESCO (برای مهارت‌ها) استفاده کردیم. سپس، برای اینکه اطمینان حاصل کنیم گراف دانش پیشنهادی، وضعیت فعلی بازار کار را نیز به خوبی نشان می‌دهد یا خیر، علاوه بر داده‌های مذکور، داده‌های مربوط به آگهی‌های استخدام غیرساختاریافته که در ردیف پایین شکل 1 نشان داده شده‌اند را نیز جمع‌آوری می‌کنیم.

این داده‌ها توسط یک استخراج‌کننده مورد پردازش قرار می‌گیرند و مهارت‌های مشخص شده در آن‌ها شناسایی می‌شوند. به طور همزمان، داده‌های مربوط به شغل‌ها از طریق طبقه‌بندی‌های موجود مانند ISCO جمع‌آوری می‌شوند. سپس این دو مجموعه داده با یکدیگر ادغام می‌شوند تا مجموعه‌ای یکپارچه از مهارت‌ها و مشاغل مرتبط ایجاد شود. در ادامه، این داده‌های ادغام شده از طریق فرآیندی به نام «تطبیق مهارت‌ها» مورد بررسی قرار می‌گیرند تا ارتباطات معنادار بین مهارت‌ها و مشاغل شناسایی شوند. در نهایت، این اطلاعات به یک گراف دانش، تبدیل می‌شوند که ساختار و ارتباطات بین مهارت‌ها و مشاغل را در یک چارچوب منطقی و معنایی نشان می‌دهد. این گراف دانش ابزاری قدرتمند برای تحلیل و درک بازار کار و به‌کارگیری هوش مصنوعی و یادگیری ماشینی برای تحلیل داده‌ها است.



شکل1. مراحل انجام تحقیق جهت ایجاد گراف دانش

داده‌های مشاغل از ISCO

«طبقه‌بندی استاندارد بین‌المللی مشاغل»[1]که به اختصار ISCO نامیده می‌شود، یک سیستم طبقه‌بندی استاندارد است که توسط سازمان بین‌المللی کار[2](ILO) تهیه و منتشر شده است. هدف اصلی ISCO شناسایی و طبقه‌بندی مشاغل در سطح بین‌المللی است. این سیستم این امکان را فراهم می‌کند که شغل‌ها بر اساس مجموعه‌ای مشخص از وظایف و مسئولیت‌ها طبقه‌بندی شوند و به این ترتیب، می‌توان مقایسه‌های معناداری بین شغل‌ها در سطح جهانی انجام داد. ISCO یک طبقه‌بندی از گروه‌های شغلی با چهار سطح دقت در 10 گروه اصلی مختلف ارائه می‌کند. گروه اصلی با کد 1 رقمی (10 مورد)، زیرگروه اصلی با کد 2 رقمی (43 مورد)، گروه فرعی با کد 3 رقمی (130 مورد) و گروه واحد با کد 4 رقمی (436 مورد) نشان داده می‌شوند.

برای مثال شغل «مهندس مخابرات» با کد ISCO سطح 4: 2153 تعریف شده است. این شغل متعلق به گروه سطح 3 «مهندسان الکتروتکنولوژی» با کد ISCO برابر با 215 است که به نوبه خود متعلق به گروه سطح 2 «متخصصان علوم و مهندسی» با کد ISCO برابر با 21 است که در نهایت در گروه سطح 1 «متخصصان» با کد ISCO برابر با 2 قرار دارد. ده گروه اصلی ISCO به همراه تعداد زیرگروه‌های اصلی، گروه فرعی و واحد به تفکیک هر گروه در جدول 1 نشان داده شده‌اند.

جدول 1. آمار گروه‌های اصلی ISCO

شماره	گروه اصلی	زیر گروه اصلی	گروه فرعی	گروه واحد
1	مدیران[3]	4	11	31
2	متخصصان[4]	6	27	92
3	تکنسین‌ها و کمک متخصصان[5]	5	20	84
4	کارکنان پشتیبانی دفتری[6]	4	8	29
5	کارکنان ارائه خدمات و فروشندگان[7]	4	13	40
6	کارکنان کشاورزی و جنگل‌داری و شیلات[8]	3	9	18
7	کارکنان صنعتی، تولیدی و ساختمانی[9]	5	14	66
8	اپراتورها و مونتاژکنندگان ماشین‌آلات و تجهیزات[10]	3	14	40
9	کارکنان مشاغل ساده[11]	6	11	33
10	نیروهای مسلح[12]	3	3	3
	مجموع	43	130	436

---

[1] International Standard Classification of Occupations (ISCO)
[2] International Labour Organization
[3] Managers
[4] Professionals
[5] Technicians and Associate Professionals
[6] Clerical support workers
[7] Service and sales workers
[8] Skilled agricultural, forestry and fishery workers
[9] Craft and related trades workers
[10] Plant and machine operators, and assemblers
[11] Elementary occupations
[12] Armed forces occupations

داده‌های مهارت‌ها از ESCO

همانطور که توضیح داده شده برای گروه های شغلی از ISCO استفاده کردیم و برای مهارت ها نیز از طبقه‌بندی (ESCO) بهره گرفتیم. ESCO طرح جامعی با عنوان «طبقه‌بندی مهارت ها، دانش ها، صلاحیت ها و مشاغل»[13]است که به دلیل فراملی بودن، پویایی و مشارکت ده‌ها ملیون نفر در فرایندهای تولید آن، یکی از موفق‌ترین برنامه‌های ساماندهی نظام آموزش و اشتغال در دنیاست. این ابزار چندزبانه به عنوان یک پل ارتباطی بین بازار کار و آموزش عمل کرده و به ایجاد درک مشترک از مهارت‌ها و شغل‌ها کمک شایانی می‌کند. خوشبختانه ایران به دلیل ظرفیت بالای منابع انسانی و علمی یکی از پیشتازان در اجرای این برنامه بین‌المللی بوده است. ESCO یک مهارت را به عنوان «توانایی به کاربردن دانش و استفاده از تخصص برای انجام وظایف و حل مسائل» تعریف می‌کند و تاکنون 13890 مهارت را به 3007 شغل مرتبط کرده است.

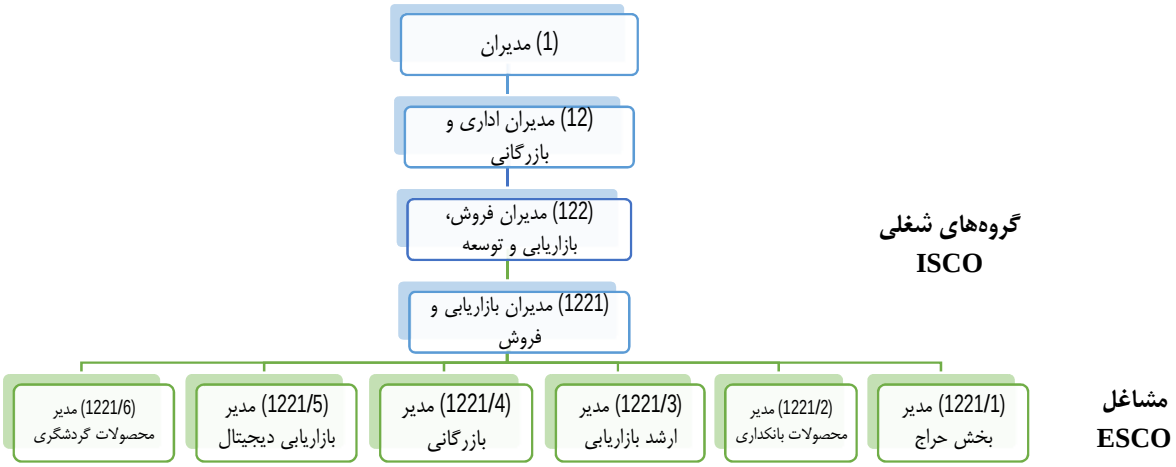
از آنجایی که ISCO یک طبقه‌بندی آماری است، گروه‌های شغلی آن با هم همپوشانی ندارند. بنابراین هر شغل ESCO، دقیقاً به یک کد چهار رقمی ISCO نگاشت می‌شود. بنابراین ISCO می‌تواند به عنوان یک ساختار سلسله مراتبی برای ستون مشاغل استفاده شود. به این صورت که ISCO چهار سطح بالا را برای ارکان مشاغل فراهم می‌کند و مشاغل ESCO نیز در سطح 5 و پایین‌تر قرار دارند.

در شکل 2 نمونه‌ای از این ارتباط سلسله مراتبی بین ISCO و ESCO که «ساختار ستون مشاغل»[14]نامیده می شود نشان داده شده است. همانطور که ملاحظه می شود، مشاغل ESCO با رنگ آبی و گروه‌های شغلی ISCO با رنگ سبز نشان داده شده‌اند. شایان ذکر است ارتباط بین مشاغل در ESCO و ISCO لزوماً 1 به 1 نیستند، زیرا چندین شغل ESCO می‌توانند به یک گروه ISCO (سطح 4) وصل شوند. یعنی این ساختار سلسه مراتبی به این صورت است که هر والد می‌تواند چند فرزند داشته باشد، اما هر فرزند تنها یک والد دارد. علاوه بر مشاغل ESCO که در شکل 2 نشان داده شده، مهارت‌ها را نیز به خوبی در ESCO تعریف شده‌اند. به عنوان مثال، شغل«مهندس مخابرات» با کد ISCO سطح 4: 2153 دارای مهارت‌هایی مانند «طراحی شبکه کامپیوتر» و «تحلیل نیازمندی‌های پهنای باند شبکه» است.

---

[13] European Classification of Skills, Competences, Qualifications and Occupations

[14] The structure of the occupations pillar



شکل 2. ساختار ستون مشاغل

با توجه به توضیحات ارائه شده، ساختار سطح بالای گراف دانش خود را بر اساس ISCO و ESCO تعریف می‌کنیم به نحوی که مشاغل و مهارت‌ها را به عنوان گره‌ها و ارتباطات را به عنوان یال‌های بین آنها در ISCO و ESCO در نظر می‌گیریم.

داده‌های آگهی‌های شغلی

پس از ساخت گراف دانش اولیه مشاغل و مهارت‌ها بر اساس ISCO و ESCO، داده‌های آگهی‌های شغلی که لازمه ایجاد طبیعت پویای ارتباطات بین مهارت‌ها و مشاغل هستند را نیز اضافه می‌کنیم. در واقع برای اطمینان از اینکه گراف دانش پیشنهادی، وضعیت فعلی بازار کار را به خوبی منعکس می‌کند یا خیر، از داده‌های آگهی‌های شغلی برای غنی سازی ساختار گراف دانش استفاده می‌کنیم.

از این رو، با شناسایی و استخراج مهارت‌های ESCO برای آگهی‌های شغلیِ (مبتنی بر گروه‌های سطح چهارم ISCO)، یال‌های اضافی ایجاد کرده و بر اساس «هم رخدادی»[15] مهارت‌ها و مشاغل، وزن‌هایی را به یال‌ها اختصاص می‌دهیم. به این معنی که هر بار در هر آگهی، یک شغل و یک مهارت با هم دیده شوند یک هم‌رخدادی ثبت می‌شود که به معنی ایجاد یک یال بین آن شغل و مهارت است. بر اساس تعداد دفعات هم‌رخدادی، وزن‌دهی به یال‌ها انجام می‌شود. به این معنی که هر چه دو گره (مهارت و شغل) بیشتر با یکدیگر هم‌رخدادی داشته باشند، وزن یال بین آنها بیشتر خواهد بود. این کار باعث می‌شود ارتباطات قوی‌تر در گراف راحت‌تر شناسایی شوند.

بدین منظور داده‌های آگهی‌های شغلی را از طریق یکی از وبسایت‌های داخلی که در حوزه کاریابی فعالیت می‌کند، جمع‌آوری کردیم که تعداد آنها 44،000 آگهی می‌باشد و هر آگهی شغلی، با یک کد ISCO سطح 4 برچسب‌گذاری شده است. داده‌های به دست آمده دارای توزیع یکنواختی از مشاغل سطح چهار ISCO هستند که این نشان می‌دهد که این مجموعه، تمام عرض بازار کار را به خوبی پوشش می‌دهد. قبل از نمونه‌گیری، به منظور بهبود کیفیت داده‌ها مرحله پیش پردازش داده‌ها انجام شد به عنوان مثال آگهی‌های شغلی با کیفیت پایین (مانند آگهی‌هایی که چندین شغل را ارائه می‌کردند، یا آگهی‌های شغلی که تعداد جمله کمی داشتند) حذف شدند. در این تحقیق، داده‌های آگهی شغلی را به عنوان

[15] Co-occurrence

نماینده‌ای برای تقاضـــا در بازار کار در نظر می‌گیریم. بنابراین برای انجام این کار، ارتقاءهای داخل ســـازمانی و کانال‌های غیررسمی در نظر گرفته نمی‌شوند.

استخراج مهارت:

برای ا ستخراج مهارت‌ها، از پار سی‌وار[16] که یک ابزار پردازش برای زبان فار سی ا ست ا ستفاده کردیم. پار سی‌وار برای پردازش متون فارسی طراحی شده است و امکاناتی نظیر نرمال‌سازی متن تقطیع کلمات و جملات، استخراج ریشه کلمات، برچ سب‌گذاری اجزای گفتار و تجزیه سطحی متن ارائه می‌کند. این ابزار برای تو سعه‌دهندگان و پژوه شگرانی که در زمینه پردازش زبان فارسی کار می‌کنند، بسیار مفید است.

جی سون[17] معادل اخت صاری عبارت «نمادگذاری ا شیا در جاوا ا سکریپت»[18] یک قالب ا ستاندارد باز ا ست که امکان تبادل داده‌ها به نحوی ساده را فراهم می‌کند. پارسی‌وار، برای هر آگهی شغلی، یک شیء جیسون با یک شناسه منحصر به فرد که ن شان دهنده مهارت ا ست (شنا سه مهارت) و یک امتیاز اطمینان که احتمال صحیح بودن مهارت ا ستخراج شده را تعیین می‌کند، برمی‌گرداند.

تطبیق مهارت:

مهارت‌های ا ستخراج شده تو سط پار سی‌وار را با گره‌های مهارت در گراف دانش خود تطبیق می‌دهیم. برای مقایسه‌ی میزان شـباهت مهارت‌های اسـتخراج شـده و معادل آنها در ESCO، از معیار شـباهت ژاکارد اسـتفاده کرده‌ایم. این معیار از تقسیم تعداد کلمات مشترک بر روی تعداد کل کلمات یکتای بین دو جمله به دست می‌آید:

$$J(A,B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$ رابطه 1)

با این فرض که اگر دو سوم داده‌ها شباهت داشته باشند کفایت می‌کند، آستانه شباهت ژاکارد را 0,66 در نظر گرفتیم.

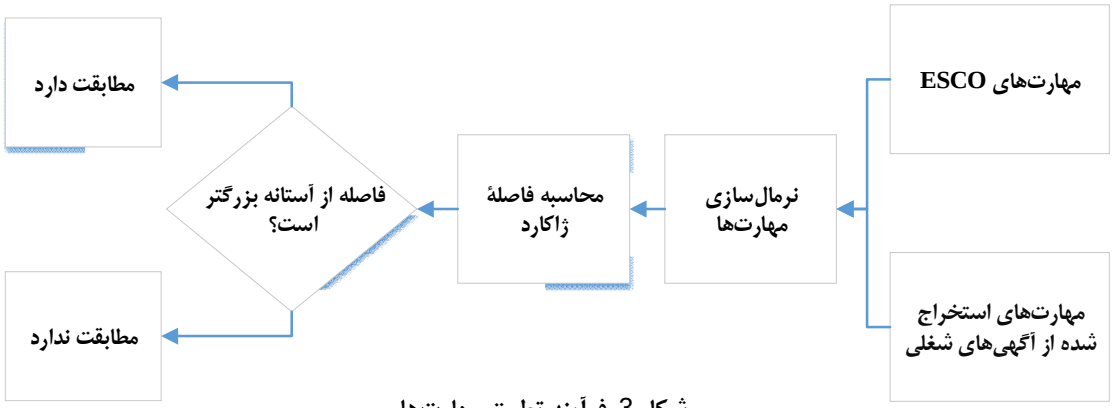
فرآیند تطبیق مهارت‌ها در شـکل 3 نشـان داده شـده اسـت. همانطور که ملاحظه می‌شـود، این فرآیند برای تطبیق مهارت‌های داوطلبان شـغل با مهارت‌های مورد نیاز در آگهی‌های شـغلی اسـتفاده می‌شـود. این فرآیند شـ مل چندین مرحله است: ابتدا، مهارت‌های موجود در آگهی‌های شغلی و همچنین مهارت‌های ESCO نرمال‌سازی می‌شوند تا استاندارد و قابل مقایسه باشند سپ فاصله ژاکارد بین این دو نوع مهارت‌ها محاسبه و ش اهت بین آنها ارزیابی شود. اگر این فاصله کمتر از حد آســتانه تعیین شــده باشــد، یک مطابقت بین مهارت‌های داوطلبان و مهارت‌های مورد نیاز اعلام می‌شــود، در غیر این صورت، عدم مطابقت گزارش می شود. فلذا این روش برای اطمینان از اینکه مهارت‌های داوطلبان با نیازهای شغل مط بقت دارند یا نه، استفاده می‌شود.

---

۱۶ Parsivar

۱۷ JSON

۱۸ JavaScript Object Notation



شکل 3. فرآیند تطبیق مهارت‌ها

گراف دانش نهایی

گراف دانش نهایی که نتیجه‌ی فرآیند نشان داده شده در شکل 1 است، یک شبکه چند حالته[19] می‌باشد که دارای دو نوع گره مهارت‌ها و مشاغل است. این گراف شامل 14326 گره می‌باشد که 13890 مورد از آن‌ها، مهارت‌های (ESCO) و 436 مورد دیگر، مشاغل (ISCO) را نشان می‌دهند که میانگین درجات آنها 5,6 است. این گره‌ها از طریق 47295 یال به هم متصل هستند.

پیش‌بینی یال

یکی از چالش‌های مدل‌سازی مهارت‌ها و شغل‌ها، ماهیت پویای بازار کار است. در این بخش، اولین کاربرد داده‌محور و پویای گراف دانش پیشنهادی خود یعنی مطابقت شغل‌ها با مهارت‌ها را بررسی می‌کنیم. بدین منظور از طریق بهره‌برداری از ساختار گراف دانش خود که با داده‌های آگهی‌های شغلی غنی‌شده است، روی کشف اتصالات جدید بین مهارت‌ها و شغل‌ها تمرکز می‌کنیم.

در این راستا، الگوریتم‌های پیش‌بینی یال را با هم مقایسه می‌کنیم، تا میزان ارتباط بین یک گره مهارت و شغل را کمّی کنیم و بتوانیم اتصالات جدید بین مهارت‌ها و شغل‌ها را که در گراف دانش اولیه ما وجود ندارند کشف کنیم. برای این کار از دو الگوریتم‌های پیش‌بینی یال اتصال ترجیحی[20] و Node2Vec استفاده می‌کنیم که توضیحات تکمیلی آنها در ادامه ارائه می‌گردد.

روش اول: اتصال ترجیحی (PA)

اولین روش پیش‌بینی یالی که مورد استفاده قرار دادیم روش اتصال ترجیحی است (لیبن-نوول و کلینبرگ، 2003). این روش، مجموعه‌ای از گره‌ها را می‌گیرد (مثلاً گره v و گره u) و نزدیکی[21] (C) بین دو گره را این‌گونه محاسبه می‌کند:

$$C(u,v) = |\Gamma(u)| \times |\Gamma(v)| \quad \text{(رابطه 2)}$$

که در آن $\Gamma(u)$ همسایه‌های u را نشان می‌دهد. از این رو، هر چه احتمال اتصال گره‌ها بیشتر باشد، امتیاز بالاتری

---

۱ Multimodal network
۲ Preferential Attachment
۲ Closeness

دریافت می‌کنند. در واقع اگر هر دو گره تعداد زیادی همسایه داشته باشند، گره‌ها ممکن است به عنوان یک هاب عمل کنند. در گراف‌ها این هاب‌ها شانس بیشتری برای اتصال دارند.

برای محاسبه تمام امتیازات، گراف دانش خود را به صورت یک ماتریس نمایش می‌دهیم، که در آن هر گره به عنوان یک ردیف و یک ستون نشان داده می‌شوند. در سلول تقاطع دو گره u و v، اتصال ترجیحی آنها را ذخیره می‌کنیم. شایان ذکر است که این ماتریس متقارن است، زیرا مقادیر ردیف u و ستون v برابر با مقادیر ردیف v و ستون u است. به منظور نرمالسازی هر امتیاز را بر حداکثر امتیاز نزدیکی تقسیم می‌کنیم تا همه مقادیر بین 0 و 1 قرار گیرند. این امتیاز نزدیکی نرمال شده را به عنوان احتمال ارتباط گره‌های مربوطه در نظر می‌گیریم.

روش دوم: Node2Vec (N2V)

دومین روش پیش‌بینی یالی که در این تحقیق مورد استفاده قرار داده‌ایم، الگوریتم Node2Vec است (گراور و لسکوچ، 2016). این الگوریتم می‌تواند چندین پیکربندی داشته باشد. برای این تحقیق از پارامترهای زیر که پس از یک جستجوی شبکه‌ای بر روی تعداد زیادی از ترکیبات ممکن پارامترها انتخاب شدند، استفاده می‌کنیم:

- ابعاد = 1024
- طول گام[22] = 4
- تعداد گام‌ها = 2500
- p (پارامتر بازگشتی) = 1
- q (پارامتر ورودی-خروجی) = 1

همانطور که توضیح داده شد از پیش‌بینی یال برای تخمین میزان ارتباط بین گره‌های مهارت و شغل استفاده می‌کنیم. برای ارزیابی و مقایسه قابلیت اطمینان روش‌های مختلف، ابتدا گراف دانش خود را به مجموعه‌های آموزش[23]، آزمون[24] و اعتبارسنجی[25] تقسیم می‌کنیم. بدین منظور 55% از تمام یال‌ها را برای آموزش الگوریتم‌های پیش‌بینی یال انتخاب می‌کنیم، 30% را برای آزمون و 15% را برای اعتبارسنجی باقی می‌گذاریم.

برای هر جفت موجود از گره‌های شغل و مهارت (که آن را نمونه مثبت در مجموعه‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی خود در نظر می‌گیریم) یک نمونه منفی به صورت تصادفی تولید می‌کنیم (یعنی، یک جفت از گره‌های مهارت و شغل که در گراف دانش ما وجود ندارند). تعداد یال‌ها به تفکیک مجموعه‌های مذکور در جدول 2 نشان داده شده است.

---

۲ Walk
۳ Train
۴ Test
۵ Validation

جدول 2. تعداد یال‌های به تفکیک مجموعه‌ها

مجموعه‌ها	تعداد	درصد
یال‌های آموزش	26012	55%
یال‌های آزمون	14189	30%
یال‌های اعتبارسنجی	7094	15%
مجموع	47295	100%

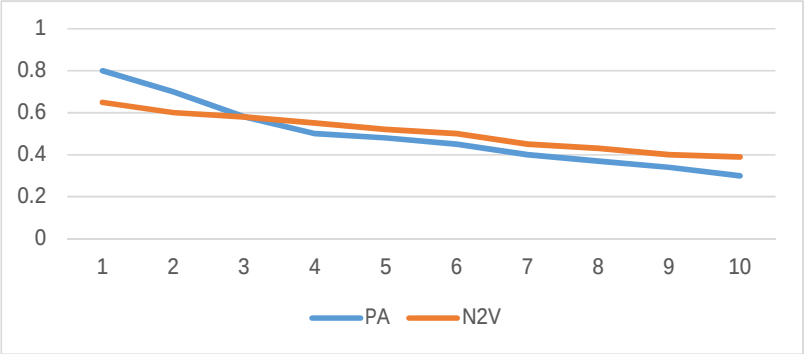
یافته‌های پژوهش

نتایج به دست آمده از هر دو روش اتصال ترجیحی (PA) و Node2Vec (N2V) در جدول 3 نشان داده شده است. شایان ذکر است این نتایج با تعداد مساوی یال‌های مثبت و منفی مورد استفاده برای داده‌های آموزش و آزمون، به دست آمده‌اند.

جدول 3. نتایج به دست آمده از الگوریتم‌های پیش‌بینی یال

	دسته	دقت	صحت	پوشش	F1
اتصال ترجیحی (PA)	منفی (0)	0/86	0/69	0/74	0/71
	مثبت (1)	0/74	0/91	0/71	0/74
Node2Vec	منفی (0)	0/69	0/88	0/76	0/79
	مثبت (1)	0/87	0/59	0/68	0/76

همانطور که در نتایج جدول 3 ملاحظه می‌شود زمانی که تعداد یال‌های مثبت و منفی در مجموعه آزمون برابر باشد، N2V از روش PA برتری دارد. از طرفی در بیشتر موقعیت‌های واقعی، ممکن است بخواهیم بررسی کنیم که یک گره چونه می‌تواند به هر گره دیگری متصل شود، که تعداد مقایسه‌ها، یا یال‌هایی که باید پیش‌بینی شوند 1 به (N-1) است، یعنی، برای هر گره باید هر گره دیگری به جز خودش را مقایسه کنیم. برای تقریب عملکرد دنیای واقعی، نسبت یال‌های منفی به مثبت باید این نسبت‌های واقع‌بینانه‌تر را منعکس کند. برای انجام این کار، امتیاز F1 را با افزایش نسبت یال‌های مثبت به منفی، از 1 (همانطور که در جدول 3 نشان داده شده) تا 7 مقایسه می‌کنیم. نتایج در شکل 4 نشان داده شده است. این شکل نشان می‌دهد که تا نسبت 3:1، PA از N2V برتری دارد، اما با افزایش نسبت‌ها، N2V از PA برتری می‌یابد، که نشان می‌دهد N2V برای بیشتر موقعیت‌های دنیای واقعی مناسب‌تر است.



شکل 4. مقایسه Node2Vec و اتصال ترجیحی برای نسبت‌های مختلف یال‌های منفی به مثبت

پس از آنکه مشخص شد روش N2V برای گراف ما مناسب‌تر است، از این الگوریتم برای پیش‌بینی روابط بین شغل‌ها و مهارت‌ها استفاده می‌کنیم. هنگام انجام این کار باید بررسی کنیم که گرافی که به عنوان ورودی استفاده می‌کنیم از نظر صحیح و کامل بودن نواقصی نداشته باشد (پاولهایم، 2017).

با نگاه کردن به نتایج مثبت کاذب[26] الگوریتم، مهارت‌هایی که بر اساس دیتاست به اشتباه به شغل‌ها مرتبط شده‌اند، شناسایی می‌شوند. در ادامه برای تکمیل گراف دانش، هدف شناسایی آن مهارت‌هایی است که به شغل‌ها مرتبط نشده‌اند، اما باید مرتبط باشد.

جدول 4 نمونه‌ای تصادفی از نتایج مثبت کاذب را نشان می‌دهد: این موضوع شهود ما را تقویت می‌کند که پیش‌بینی یال می‌تواند برای تکمیل گراف دانش مفید واقع شود، زیرا برخی از یال‌های پیش‌بینی شده بسیار منطقی به نظر می‌رسند، به عنوان مثال، مهارت: «اصول کمک‌های اولیه» به عنوان یک مهارت مرتبط برای شغل «معدنچی» نشان داده شده است.

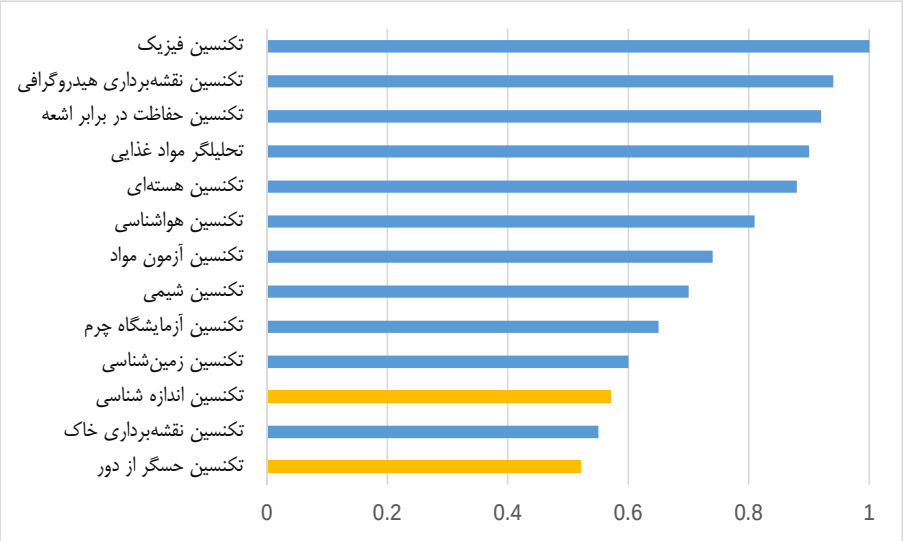
جدول 4. موارد مثبت کاذب: یال‌های پیش‌بینی شده با الگوریتم N2V که در گراف دانش وجود ندارند

کد ISCO	شغل	مهارت پیش‌بینی شده
1411	مدیران هتل	روانشناسی عمومی
2112	هواشناسان	آشنایی با نرم‌افزارهای صفحه گسترده
2142	مهندسان عمران	ابزارشناسی
3212	تکنسین آزمایشگاه پاتولوژی	امور ایمنی شیمیایی
4131	تایپیست	فیزیولوژی کاربردی
5211	فروشنده فروشگاه	رفتارشناسی حرفه‌ای
8111	معدنچی	اصول کمک‌های اولیه

برای غنی‌سازی گراف فعلی، می‌توان با مشورت گرفتن از متخصصان حوزه، مهارت‌های لازم را به گراف اضافه کرد. برای بررسی بیشتر این موضوع، در شکل 5 یال‌های گره‌های مهارتی با کد ISCO 3111 «تکنسین‌های علوم فیزیک و شیمی» که با N2V پیش‌بینی شده‌اند نشان داده شده است.

محور y مهارت‌های یال‌ها و محور x احتمال پیش‌بینی یال را نشان می‌دهد. همانطور که ملاحظه می‌شود تمام پیش‌بینی‌ها، دارای احتمال بالاتر از 0,5 هستند. میله‌های آبی نشان‌دهنده نتایج مثبت واقعی هستند (یعنی یال‌های پیش‌بینی شده صحیح بین مهارت و شغل) و میله‌های نارنجی نتایج مثبت کاذب را نشان می‌دهند (مهارت‌هایی که پیش‌بینی شده‌اند دارای یال با شغل هستند، اما در گراف دانش ما وجود نداشتند). این شکل «تکنسین اندازه‌شناسی» و «تکنسین حسگر از دور» را به عنوان مهارت‌های جدید شناسایی شده این گروه نشان می‌دهد، که در طبقه‌بندی اصلی ESCO و یا در هم‌رخدادهای آگهی‌های شغلی یافت نشده‌اند.

[26] False positives



شکل 5. پیش‌بینی‌های الگوریتم Node2Vec برای گروه ISCO 3111

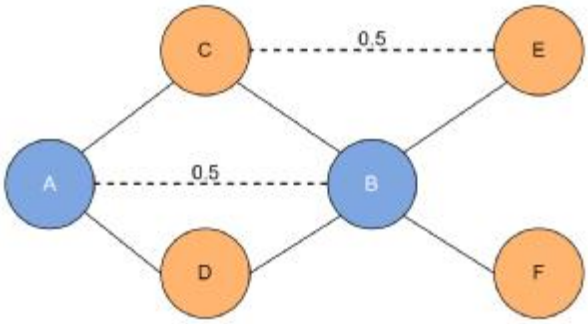
یافتن کارآمدترین جابه‌جایی‌های شغلی

همانطور که توضیح داده شد در سال‌های اخیر تعداد بسیار زیادی از افرادی شغل خود را تغییر داده‌اند. هنگام جابه‌جایی از یک ش ل به شغل دیگر، ف صله بین هر دو شغل نباید خیلی زیاد با شد. اگر مهارت‌های مورد نیاز برای یکی از شغل‌ها، تفاوت زیادی با دیگری داشته باشد، این فاصله بیشتر خواهد شد.

بنابراین، شـــغل‌هایی که تعداد زیادی مهارت مشـــترک دارند، جابه‌جایی بین آنها راحت‌تر خواهد بود. در ادامه بر روی استفاده از مهارت‌ها برای اطلاع‌رسانی بهتر در مورد جابه‌جایی بین مشاغل تمرکز می‌کنیم. به طور خاص‌تر، هدف ما استفاده از ساختار گراف دانش برای تطبیق شغل‌ها ا غل‌ها است، تا ببینیم چگونه یک فرد می‌تواند به ب ترین شکل ممکن شغل خود را تغییر دهد.

ش اهت شغلی بر اساس مهارت:

برای تعیین امکان‌پذیری جابه‌جایی شـغلی، پیشـنهاد می‌کنیم ف صـله بین شـغل‌ها را با معیار ژاکارد مدل کنیم. بدین منظور هر شـغل را به صـورت مجموعه‌ای از مهارت‌ها نشـان می‌دهیم (که آنها را از گراف دانش خود اسـتخراج می‌کنیم) و فاصله‌های ژاکارد بین شغل‌ها با مح سبه هم‌پوشانی بین دو مجموعه مهارت، م اسبه می‌کنیم. برای یک نمونه شکل 6 ارائه شده است. این شکل فاصله ژاکارد در گراف را نشان می‌دهد که در آن گره‌های {A, B} شغل‌ها و گره‌های { C, D, E, F} مهارت‌ها هس ند. خطوط پر رنگ اتصالات مستقیم و خطوط نقطه چین نشان‌دهنده فاصله ژاکارد هستند.

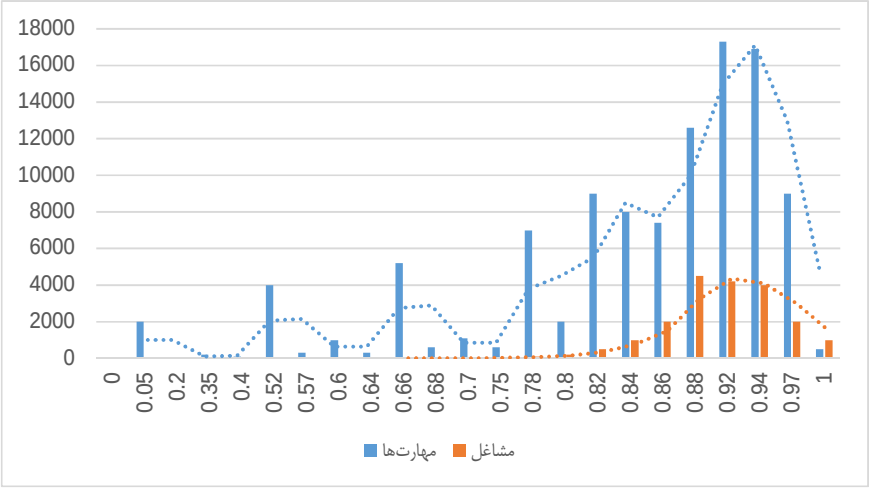


شکل 6. فاصله ژاکارد در گراف، گره‌های آبی نشان‌دهنده شغل‌ها، گره‌های نارنجی نشان‌دهده مهارت‌ها و اعداد نشان‌دهنده فاصله ژاکارد

در گراف دانش ما مجموعاً 47295 یال می‌توان بین جفت‌های مهارت‌ها و جفت‌های شغل‌ها ایجاد کرد. از این جفت‌ها، 88/4 در صد بین مهارت ها و 11/3 در صد بین م شاغل ا ست. اطلاعات بی‌شتر در مورد شباهت کلی مهارت‌ها و شغل‌ها و توزیع فاصله‌های ژاکارد در شکل 7 نشان داده شده است.

با بررسی توزیع فاصله ژاکارد، می‌توان دریافت که برای شغل‌ها میانگین 0,95 برای مهارت‌ها حدود 0,83 است. بنابراین می‌توان چنین نتیجه گرفت که به طور متو سط، مهارت‌ها به یکدیگر شبیه‌تر از شغل‌ها ه ستند. بیش از 99 در صد مشاغل دارای فاصله ژاکارد بین 0,8 و 1 هستند، به این معنی که مشاغل به مجموعه مهارت های متمایزی نیاز دارند.

در هر دو توزیع منحنی به سمت راست خمیده شده است و بنابراین چولگی به چپ دارند، به این معنی که میانگین (میانگین مشاهدات) در سمت چپ مد است. در توزیع، شاهد تعدادی قله هستیم، که می‌توان ب ت جه ب شیوع برخی کسرها نسبت به بقیه تفسیر کرد، به عنوان مثال، اگر نیمی از هم‌سایه‌ها م شترک با شند، فا صله ژاکارد $\frac{1}{2}$ خواهد بود، که می‌تواند به چندین روش مختلف حا صل شود. سایر قله‌ها در ک سرهای رایج دیگری مانند $\frac{2}{3}$ و $\frac{3}{4}$ رخ می‌دهند. در جدول 5، تو صیفی از توزیع فاصله ژاکارد را نشان می‌دهیم.



شکل 7. توزیع فاصله ژاکارد، رنگ نارنجی نشان‌دهنده مهارت‌ها و رنگ آبی نشان‌دهنده شغل‌ها

جدول 5. آمار توزیع ژاکارد

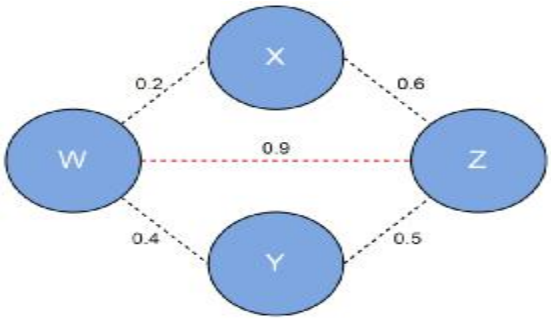
	مهارت	شغل	مجموع
میانگین	0/833	0/951	0/875
انحراف معیار	0/153	0/074	0/160
کمینه	0/000	0/000	0/000
25%	0/800	0/928	0/800
50%	0/875	0/965	0/818
75%	0/928	0/977	0/963
بیشینه	1/000	1/000	1/000

هم برای شغل‌ها و هم برای مهارت‌ها حداقل فاصله برابر صفر می‌باشد. به این معنی که اگر دو شغل مهارت‌های یکسانی داشته باشند فاصله بین آنها صفر خواهد بود. به عنوان مثال شغل‌های «اطلاعات هتل» و «پذیرش هتل» چون هر دو دارای مجموعه مهارت‌های یکسانی هستند، فاصله ژاکارد آن‌ها برابر صفر خواهد بود. به همین ترتیب، مهارت‌های «بریدن درختان» و «تکنیک‌های هرس کردن» دارای فاصله صفر هستند. بیشترین فاصله یافت شده در مجموعه داده‌ها یک است و مربوط به شغل‌هایی می‌شود با هم مهارت مشترکی نداشته‌اند.

الگوریتم دایجسترا[27]

با استفاده از فاصله‌های بین شغل و بین مهارت‌ه، می‌توانیم به شناسایی کارآمدترین جابه‌جایی بین هر جفت از شغل‌ها بپردازیم. این کار با تخصیص امتیازات فاصله ژاکارد به عنوان وزن یال بین گره‌ها در گراف انجام می‌شود، تا استفاده از روش‌های محاسباتی برای یافتن کارآمدترین مسیر بین یک گره شروع (شغل فعلی) و یک گره پایانی (شغل مورد نظر) امکان‌پذیر شود.

نمونه‌ای از چنین جابه‌جایی در شکل 8 نشان داده شده است. در اینجا ما حداکثر فاصله ممکن را در 0/8 تعیین کرده‌ایم. این حد تعیین شده بر اساس مقایسه و بررسی نقاط برش مختلف، به عنوان بهینه شناخته شده است. به این معنی که اگر دو شغل دارای فاصله بیشتر از 0/8 باشند، فاصله آنها را بیش از حد بزرگ در نظر می‌گیریم.



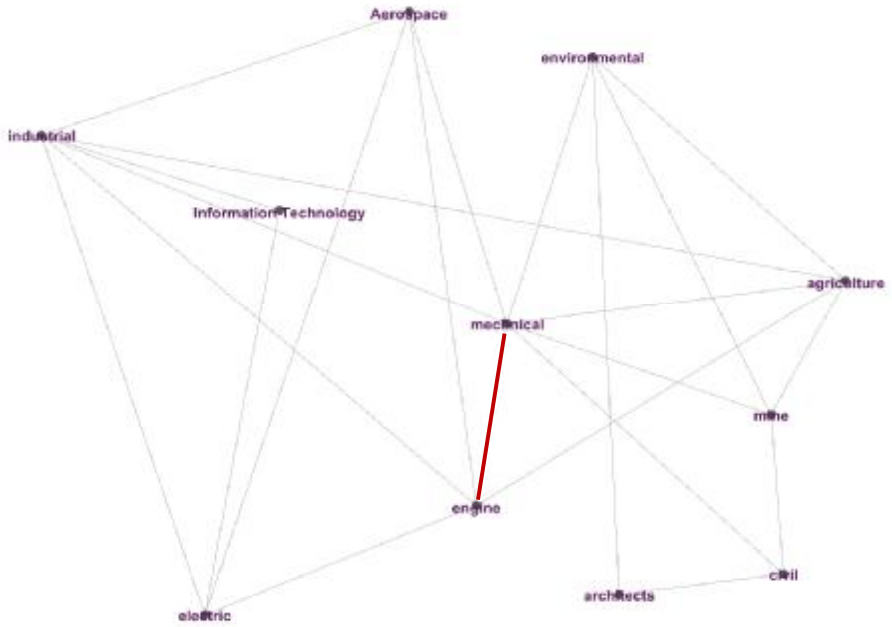
شکل 8. فاصله بین شغل‌ها. خطوط سیاه نشان‌دهنده فاصله‌های کمتر از آستانه و خطوط قرمز نشان‌دهنده فاصله‌های بیشتر از آستانه

[27] Dijkstra

در مثال شکل 8، فرض کنید از گره W (شغل اول) شروع می‌کنیم و می‌خواهیم به گره Z (شغل دوم) برویم. ما قادر به انتقال مستقیم بین W و Z نیستیم زیرا شغل‌ها به اندازه کافی شبیه یکدیگر نیستند (0/8 > 0/9).

یافتن کارآمدترین مسیر در یک گراف وزن‌دار بدون جهت می‌تواند با استفاده از الگوریتم‌های کوتاه‌ترین مسیر[28] انجام شود. در این مقاله، از الگوریتم دایجسترا (2022) به دلیل سرعت ثابت شده و دسترسی گسترده به پیاده‌سازی‌های آن استفاده شده است. بر اساس الگوریتم دایجسترا، کوتاه‌ترین مسیر مجاز بین W و Z در شکل 8 از طریق گره X است.

یک نمونه واقعی از کوتاه‌ترین مسیر در شکل 9 نشان داده شده است. به دلایلی نظیر همه‌گیری کرونا، بسیاری از افراد خود را بیکار می‌یابند، مثلا افرادی که مهندس مکانیک هستند دچار این مشکل شده‌اند. با استفاده از مدل توصیف شده، می‌توانیم محاسبه کنیم که کدام شغل کمترین فاصله را با شغل «مهندس مکانیک» دارد. الگوریتم دایجسترا «مهندس موتور» را به عنوان امکان‌پذیرترین جابه‌جایی نشان می‌دهد.



مرتبط‌ترین مهارت‌ها در هر گروه شغل

علاوه بر تحلیل دقیق شغل‌ها و مهارت‌ها، کسب بینش‌های سطح کلان برای نظارت و درک بازار کار اهمیت فراوان دارد. طبقه‌بندی ISCO چندین سطح ارائه می‌دهد، که به ما امکان می‌دهد اطلاعات موجود در گراف دانش خود را در سطوح مختلف نیز جمع‌آوری کنیم. در این بخش، روشی برای شناسایی مرتبط‌ترین مهارت‌ها برای مشاغل (سطح ISCO 4) ارائه می‌کنیم. در واقع، ما به دنبال مطابقت مهارت‌ها با شغل‌ها در سطح تجمیع شده هستیم. همانطور که در بخش قبلی دیدیم، شغل‌های مختلف ممکن است مهارت‌های مشترک داشته باشند. چندین مهارت، مانند کار گروهی، به طور مشترک برای تعداد زیادی از مشاغل مورد نیاز است، که می‌توان آن‌ها را به عنوان مهارت‌های عمومی یا مستقل از بخش در نظر گرفت.

---

[۲] Shortest Path Algorithms[۸]

از طرف دیگر، ممکن است مهارت‌های بسیار تخصصی داشته باشیم که فقط برای شغل‌های خاص یا گروه‌های شغلی خاصی مورد نیاز باشند. شناسایی تخصصی یا عمومی بودن یک مهارت بسیار مهم است و این مسئله را به روش‌های مختلفی می‌توان کمّی کرد. برای اینکه یک مهارت به طور تخصصی برای یک شغل یا گروه شغلی باشد، دو معیار تعریف می‌کنیم.

- یک مهارت باید به طور مکرر در چارچوب آن شغل یا گروه شغلی مورد نیاز باشد.
- یک مهارت باید برای در حوزه خود دارای خصوصیات مشخص و واضح باشد.

دو معیار توصیف شده مذکور، با الگوی وزن‌دهی «فراوانی اصطلاح- معکوس فراوانی متن»[29]که به اختصار (TF-IDF) نامیده می‌شود مطابقت دارد. از روش TF-IDF برای ارزیابی اهمیت یک کلمه در یک متن استفاده می‌شود. این معیار بر اساس دو مفهوم کلیدی است:

1. فراوانی اصطلاح: که نشان‌دهنده تعداد دفعاتی است که یک کلمه در یک متن خاص ظاهر می‌شود.
2. معکوس فراوانی متن: این معیار به یک کلمه ارزش بیشتری می‌دهد اگر کمتر در مجموعه متون دیده شده باشد.

بنابراین، TF-IDF یک کلمه را در یک متن خاص بر اساس فراوانی آن در همان متن و نادر بودن آن در کل مجموعه متون ارزیابی می‌کند. این آمار به این دلیل انتخاب می شود که مستقیماً معیارهای مورد نظر توضیح داده شده در بخش قبل را مدل می‌کند، به طور کلی از TF-IDF برای اختصاص وزن به کلمات در مجموعه‌ای از متون استفاده می‌شود و زمانی یک کلمه مهم‌تر در نظر گرفته می‌شود اگر (i) به طور مکرر در متن مشاهده شود اما (ii) به طور مکرر در متون مختلف در مجموعه دیده نشود. این معیار از طریق رابطه 3 محاسبه می‌شود:

$$TF - IDF(t,d) = tf_{t,d} \times \log(\frac{N}{df_t + 1}) \quad \text{(رابطه 3)}$$

که در آن $tf_{t,d}$ بیانگر فراوانی اصطلاح t در d است و df_t نیز نشان‌دهنده تعداد متونی است که t را در بردارند و N نشان‌دهنده تعداد کل متون در مجموعه است. در این تحقیق، الگوی وزن‌دهی TF-IDF را از «اصطلاحات در متون» به «مهارت‌های مرتبط با مشاغل» انتقال می‌دهیم.

TF-IDF از دو قسمت تشکیل شده است:

- TF فرکانس یک کلمه (مهارت) استفاده شده در یک متن (شغل)
- IDF: معکوس فراوانی یک کلمه (مهارت) در تعدادی از متون (شغل‌ها)

بنابراین، کلمات (مهارت های) پر کاربرد، نمره IDF پایین‌تری خواهند داشت. برای مدل مبتنی بر TF-IDF، «مهارت‌های شناسایی شده در آگهی‌های شغلی» به عنوان «کلمه» در نظر می‌گیریم و «مجموعه‌ای از آگهی‌های شغلی متعلق به یک گروه ISCO» را به عنوان «متون» مدل‌سازی می‌کنیم. تعداد مهارت‌ها (که فراوانی کلمه را مدل می‌کنند)، مربوط به تعداد دفعاتی است که یک مهارت در یک آگهی شغلی مرتبط با کد ISCO مشخص پیدا می‌شود.

گروه‌های سطح یک ISCO:

امتیاز به دست آمده، مهارت‌هایی را در اختیار ما قرار می‌دهد که برای یک شغل خاص (گروه شغلی) مشترک هستند اما در سایر شغل‌ها (گروه‌ها) رایج نیستند. پنج مهارت برتر برای گروه‌های سطح یک ISCO در جدول 6، نشان داده شده است. در این جدول، مایکروسافت تسلط به نرم‌افزارهای اداری، هم در گروه مدیران و هم در گروه کارکنان پشتیبانی اداری ظاهر شده است. برای اینکه این مهارت در دو گروه شغلی امتیاز بالایی کسب کند، فراوانی‌ها باید در هر دو گروه قابل توجه باشند

[29] Term Frequency–Inverse Document Frequency

تا بتوانند بخش IDF را جبران کند. نتایج نشان می‌دهد که در گروه مدیران، تسلط به نرم‌افزارهای اداری دارای TF هشت درصد در کارکنان پشتیبانی اداری دارای TF پنج درصد است.

بررسی چندین سطح ISCO:

سطح یک ISCO به ما کمک می‌کند تا بهمیم کدام مهارت‌ها برای بالاترین سطح مرتبط هستند؛ برای تعمیق درک خود، می‌توان توسه چندین لایه از گروه دو ISCO را نیز بررسی کرد. ما با بررسی 3 مورد از مرتبط‌ترین مهارت‌ها را برای چندین سطح از گروه ISCO «متخصصان» متوجه شدیم که: اولاً، مهارت‌های مرتبط با ارتباطات به چندین شکل در گروه‌های شغلی متفاوت ظاهر می‌شوند. اصطلاحات «ارتباطات»، «علوم ارتباطات»، «مطالعات ارتباطات»، «پروتکل‌های ارتباطی ICT»، «مدیریت ارتباطات آنلاین و اختلالات ارتباطی» به نظر رتبه می‌رسند. از آنجایی که این مهارت‌ها به عنوان مهارت‌های مجزا تعریف شده‌اند، هر مهارت رتبه‌بندی خود را دریافت می‌کند؛ و به همین دلیل این مفهوم می‌تواند چندین بار ظاهر شود.

در مرحله بعد، «متخصصان پرستاری» و «متخصصان پرستاری و مامایی» دارای مجموعه مهارت‌های مرتبط یکسانی هستند که بسیار شبیه به مهارت‌های گروه بالاسری‌شان یعنی «متخصصان سلامت» هستند. مهارت‌هایی که در این گروه‌ها ظاهر می‌شوند، متداول‌ترین مهارت‌ها در گروه بالاسری هستند. در نهایت، هر پایین‌تر برویم، مهارت‌ها به نظر تخصصی‌تر هستند و مهارت‌های تخصصی‌تر مانند «مطالعات دندانپزشکی» بیشتر در گروه‌های سطح چهار ISCO مشاهده می‌شوند. یک توضیح احتمالی برای این موضوع این است که مهارت‌های تخصصی فقط در شغل‌های تخصصی ظاهر می‌شوند.

جدول 6. پنج مورد از مرتبط‌ترین مهارت‌ها برای هر گروه اصلی ISCO بر اساس معیار TF-IDF

گروه‌های اصلی مشاغل	مهارت 1	مهارت 2	مهارت 3	مهارت 4	مهارت 5
مدیران	مدیریت تصمیم‌گیری	تسلط به نرم‌افزارهای اداری	اصول ارتباطات	ارتباطات الکترونیکی	مدل‌سازی مبتنی بر خدمات
متخصصان	بازاریابی شبکه‌ای	مدیریت ارتباطات آنلاین	ارتباط	تحلیل و تفسیر داده‌ها	حسابداری
تکنسین‌ها و کمک متخصصان	نقشه‌کشی و طراحی	ارتباط الکترونیکی	مدل‌سازی مبتنی بر خدمات	توجه به جزئیات	مدیریت استاندارد سیستمERP
کارکنان پشتیبانی دفتری	اجرای امور اداری	انجام وظایف منشی-گری	تسلط به نرم‌افزارهای اداری	اصول ارتباطات	مدیریت منابع انسانی
کارکنان ارائه خدمات و فروشندگان	پنل‌های امنیتی	ارتباط الکترونیکی	ایجاد راه‌حل‌ها برای مشکلات	اجرای امور اداری	فروش و بازاریابی
کارکنان کشاورزی، جنگلداری و شیلات	اصول رهبری	سیستم‌ها و پایگاه‌های داده اطلاعات کشاورزی	تکنیک‌های هرس کردن	پاشش آفت‌کش‌ها	مهارت‌های فیزیکی و دستی
کارگران صنعتی، تولیدی و ساختمانی	توجه به جزئیات در فرآیندهای ریخته‌گری	توانایی خواندن نقشه‌ها و دستورالعمل‌ها	ادوب ایلوستریتور	ادوب فوتوشاپ	برنامه‌نویسی کامپیوتری
اپراتورها و مونتاژکنندگان ماشین‌آلات و تجهیزات	مهندسی مکانیک	مکاترونیک	مهندسی الکتریک	توانایی کار در محیط‌های مختلف	کار تیمی
کارکنان مشاغل ساده	دانش رایانه‌ای	قوانین مدیریت موجودی	پایبندی به دستورالعمل‌ها	توجه به جزئیات	انعطاف‌پذیری

بحث و نتیجه‌گیری

در سال‌های اخیر وضعیت بازار کار، به دلایلی نظیر افزایش جهانی‌سازی، رشد جمعیت کاری و از بین رفتن مشاغل به دلیل دیجیتالی شدن، تغییر چشمگیری داشته است. همه‌گیری ویروس کرونا این تغییر را تسریع کرده است. از این رو در این مقاله بر آن شدیم تا روش‌های الگوریتمی و داده‌محور را برای کاوش و بهبود تناسب بین جویندگان شغل و فرصت‌های شغلی مورد استفاده قرار دهیم و داده‌های مهارت‌ها و شغل‌ها را در یک گراف دانش مدل‌سازی کنیم.

مدل‌سازی و استفاده از روابط بین مشاغل و مهارت‌ها می‌تواند بینش‌هایی برای جویندگان شغل با مجموعه مهارت‌های موجود فراهم کند. در این تحقیق پس از ساخت گراف دانش با استفاده از طبقه‌بندی‌های موجود ISCO و ESCO برای شغل‌ها و مهارت‌ها، گراف دانش خود را با بهره‌گیری از داده‌های آگهی‌های شغلی غنی‌تر کردیم. بدین منظور، گراف دانش نهایی خود را با استفاده از سه کاربرد مختلف مورد بررسی قرار دادیم:

1- ابتدا، روش‌های پیش‌بینی یال را برای کمّی کردن ارتباط بین مهارت‌ها و شغل‌ها برر سی کردیم. برای این کار، دو روش پیش‌بینی یال Node2Vec و اتصال ترجیحی را مقایسه و ارزیابی کرده و به این نتیجه رسیدیم که Node2Vec عملکرد بهتری نسبت به اتصال ترجیحی دارد.

علاوه بر کمّی کردن ارتباط بین شغل‌ها و مهارت‌ها، برای رتبه‌بندی مهارت‌های هر شغل یا برای وزن‌دهی یال‌ها در گراف دانش، از Node2Vec برای شناسایی یال‌های مهارت-شغل که در گراف دانش اولیه ما وجود نداشتند، استفاده کردیم.

2- سپس، در گراف دانش خود برای یافتن کارآمدترین جابه‌جایی‌های شغلی، اقدامات لازم را انجام دادیم. همانطور که تو ضیح داده شد جابه‌جایی شغلی یک فرآیند پیچیده ا ست که می‌تواند روی تو سعه حرفه‌ای و ر ضایت شغلی فرد تأثیر قابل توجهی دا شته با ش . شغل‌هایی که مهارت م شترک زیادی دارند، جابه‌جایی بین آنها راحت‌تر خواهد بود. بدین منظور، الگوریتم‌های یافتن کوتاه‌ترین مسیر را برای پیش‌بینی مسیر شغلی بالقوه بررسی کردیم. از معیار شباهت ژاکارد که مبتنی بر مهارت ا ست برای مدل سازی ف صله بین م شاغل ا ستفاده کردیم. علاوه بر این، نمونه‌هایی از جابه‌جایی‌ها غلی را ن شان دادیم و ویژگی‌های گراف دانش خود را با تجزیه و تحلیل توزیع فاصله‌ه بین مهارت‌ها و شغل‌ها بررسی کردیم.

3- در نهایت، روشی برای رتبه‌بندی مهارت‌ها ارائه کردیم تا مشخص کنیم کدام مهارت‌ها برای سطوح مختلف مشاغل (با استفاده از طبقه‌بندی ISCO) مرتبط‌تر هستند. ارتباط مهارت با یک گروه ISCO با در نظر گرفتن فراوانی مهارت‌های مورد نیاز برای یک گروه ISCO و همچنین منحصربه‌فرد بودن مهارت در کل طبقه‌بندی ISCO محاسبه می‌شود. اگر مهارتی بیشتر در یک گروه نسبت به گروه های دیگر رخ دهد، منحصر به فرد بودن آن زیاد است. این محاسبات را با استفاده از معیار TF-IDF انجام دادیم.

با انجام این کار یک دید کلی از بازار کار ایجاد کردیم. یافته‌های حا صل از سه بخش فوق همگی حول مو ضوع یافتن تطبیق کامل بین یک جوینده شغل و یک فر ص شغلی، با بهره‌گیری از مهارت‌ها ه ستند. این یافته‌ها ن شان می‌دهند که استفاده از گراف دانش مبتنی بر داده‌های محور در بهینه‌سازی تناسب مهارت‌ها و مشاغل می‌تواند تأثیر قابل توجهی در افزایش کارآیی بازار کار دا شته با شد. این امر به مدیران منابع ان سانی این امکان را می‌دهد که با دقت بی شتری مهارت‌های مورد نیاز برای هر شغل را شناسایی کرده و به تطبیق بهینه کارکنان با مشاغل مورد نیاز بپردازند.

از دیگر دلالت‌های کاربردی این پژوهش، توانایی سازمان‌ها در پیش‌بینی تحولات آتی بازار کار و آمادگی برای تغییرات

مورد نیاز در مهارت‌های کارکنان است. با استفاده از الگوریتم‌های داده محور و تحلیل‌های پیشرفته، سازمان‌ها می‌توانند به صورت پیش‌بینی‌کننده به ارزیابی نیازهای آینده بازار کار بپردازند و برنامه‌ریزی‌های لازم برای توسعه و آموزش مهارت‌های جدید را انجام دهند.

در نهایت، گراف دانش طراحی شده در این تحقیق می‌تواند به عنوان ابزاری کارآمد برای سازمان‌ها و مدیران منابع انسانی در تحلیل بازار کار و توسعه استراتژی‌های موثر در مدیریت نیروی کار مورد استفاده قرار گیرد. این ابزار به مدیران کمک می‌کند تا با دقت بیشتری به شناسایی مهارت‌های مورد نیاز و ارزیابی تطابق کارکنان با نیازهای فعلی و آینده بازار کار بپردازند.

این مدل، با ارائه یک چارچوب جدید و پیشرفته، به طور قابل توجهی از مدل‌های موجود در زمینه بهینه سازی تناسب مهارت‌ها و مشاغل متمایز است. اولین برتری این مدل در کاربرد الگوریتم‌های داده محور پیشرفته است که امکان تحلیل دقیق و عمیق داده‌های بازار کار را فراهم می‌آورد. این رویکرد به سازمان‌ها اجازه می‌دهد تا به درک عمیق‌تری از الگوهای موجود در بازار کار دست یابند و تناسب دقیق‌تری بین مهارت‌ها و مشاغل ایجاد کنند.

دومین وجه تمایز این مدل، قابلیت پویایی و تطبیق‌پذیری آن با تغییرات مداوم بازار کار است. در حالی که بسیاری از مدل‌های موجود نتوانسته‌اند با سرعت تغییرات بازار کار همگام شوند، مدل ارائه شده در این تحقیق با قابلیت به‌روزرسانی مداوم و تطبیق با تغییرات جدید، پاسخگوی نیازهای فعلی و آتی سازمان‌ها است.

نوآوری دیگر این مدل در ارائه نتایج تحلیلی بر اساس داده‌های داخلی است که به مدیران منابع انسانی کمک می‌کند تا به طور مؤثرتری مهارت‌های کارکنان را ارزیابی و برنامه‌ریزی‌های آموزشی و توسعه‌ای متناسب با نیازهای بازار را انجام دهند. این امر به ویژه در شناسایی و توسعه مهارت‌های کلیدی و ضروری برای موفقیت در محیط‌های کاری پیچیده و دائماً در حال تغییر کنونی، از اهمیت بالایی برخوردار است. در نهایت، این مدل با ارائه دیدگاهی جامع و عملیاتی به سازمان‌ها در ارتقاء تطابق مهارت‌ها و مشاغل و افزایش بهره‌وری کمک می‌کند و به عنوان یک ابزار نوآورانه و کارآمد در مدیریت منابع انسانی مدرن مطرح می‌شود.

من حیث المجموع در این مقاله، کاربردهای مختلف مبتنی بر گراف دانش را برای تطبیق شغل مبتنی بر مهارت ارائه کردیم. بدین منظور از طبقه‌بندی‌های ISCO و ESCO استفاده کردیم که استانداردهای در دسترس، معروف و رایگانی محسوب می‌شوند. سایر چارچوب‌ها نظیر ONET نیز می‌توانند استفاده شوند (سیفوئنتس، بویر، لومباردی و پونت، 2010).

نتیجه هر تحقیق به شدت به داده‌های موجود بستگی دارد. در مورد این تحقیق، این داده‌ها در چندین مرحله پیش‌پردازش می‌شوند، که یکی از آن‌ها مرحله تطبیق مهارت‌ها می‌باشد. هر روشی که برای ایجاد یک گراف دانش استفاده شود، نتیجه هرگز کامل نخواهد بود (بوردس و گابریلوویچ، 2014). در نهایت، هر سه کاربرد گراف دانش را به طور تجربی اعتبارسنجی کردیم. برای کوتاه‌ترین مسیر و شناسایی مهم‌ترین مهارت‌ها در هر گروه ISCO، بر تجزیه و تحلیل و تفسیر نتایج متمرکز شدیم.

برای تحقیقات آینده، پیشنهاد می‌شود مقایسه‌ای بین مدل‌های پیش‌بینی مسیر شغلی فعلی با سایر مدل‌ها انجام شود. اعتبارسنجی اینکه آیا مسیرهای کشف شده بین شغل‌ها واقعاً کوتاه‌ترین هستند یا خیر، به داده‌های اضافی نیاز دارد. متأسفانه در زمان نگارش این مقاله چنین داده‌ای در دسترس نبود. برای به دست آوردن چنین داده‌هایی، می‌توان داده‌های مسیرهای

شغلی را جمع‌آوری کرد. بنابراین جمع‌آوری چنین داده‌هایی و ترکیب آن‌ها می‌تواند در تحقیقات آتی انجام شود.

همین مسئله برای روش کمّی کردن ارتباط مهارت‌ها در هر گروه ISCO نیز صدق می‌کند؛ اعتبارسنجی این بینش‌های انبوه تجمیع شده دشوار بود. می‌توان از حاشیه‌نویس‌های متخصص انسانی[3]کمک گرفت تا تعیین کنند که کدام مهارت‌ها را برای یک گروه ISCO خاص بیشتر مرتبط می‌دانند. به طور خاصه مقاله ما پیرامون بررسی روش‌های الگوریتمی است که هدف آنها کمک به جویندگان شغل و استخدام‌کنندگان برای یافتن تطبیق بهتر بین افراد و مشاغل است و تحقیقات آتی با انجام مطالعات با کاربران نهایی واقعی می‌توانند نتایج به دست آمده در این مقاله را مورد بررسی قرار دهند.

منابع

سهرابی، آرزو، یزدانی، حمیدرضا، حکیم، امین و زارعی، متین، حسن (1402). ارائه نقشه راه پیاده سازی منابع انسانی در سازمان‌های ایرانی با رویکرد فراترکیب. مطالعات منابع انسانی، 13(1)، 1-25.

ضیائی، محمد صادق و نرگسیان، جواد (1402). ارائه مدل نگهداشت استعداد در بین کارکنان نسل Z سازمان‌های دولتی. مطالعات منابع انسانی، 13(1)، 26-56.

عبدالهی، رضیه، امیری، مجتبی و نرگسیان، عباس (1401). مفهوم‌پردازی گزاره‌های ارزشی کارکنان: مرور نظام‌مند ادبیات. مطالعات منابع انسانی، 12(4)، 1-22.

References

Abdollahi, R., Amiri, M., & Nargesian, A. (2022). Conceptualizing of Employees' Value Propositions: A Systematic Literature Review. Journal of Human Resource Studies, 12(4), 1-22. (in Persian)

Abu-Rasheed, H., Dornhöfer, M., Weber, C., Kismihók, G., Buchmann, U., & Fathi, M. (2023, July). Building contextual knowledge graphs for personalized learning recommendations using text mining and semantic graph completion. In 2023 IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT) (pp. 36-40). IEEE.

Addison, J. T., Portugal, P., & Raposo, P. S. (2023). Retrieving the Returns to Experience, Tenure, and Job Mobility from Work Histories.

Biancofiore, G. M., Di Noia, T., Di Sciascio, E., Narducci, F., & Pastore, P. (2021). GUapp: Enhancing Job Recommendations with Knowledge Graphs. In IIR.

Bordes, A., & Gabrilovich, E. (2014, August). Constructing and mining web-scale knowledge graphs: KDD 2014 tutorial. In Proceedings of the 20th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining (pp. 1967-1967).

Cifuentes, M., Boyer, J., Lombardi, D. A., & Punnett, L. (2010). Use of O* NET as a job exposure matrix: a literature review. American journal of industrial medicine, 53(9), 898-914.

de Groot, M., Schutte, J., & Graus, D. (2021). Job posting-enriched knowledge graph for skills-based matching. arXiv preprint arXiv:2109.02554.

[3] Human expert annotators

Dijkstra, E. W. (2022). A note on two problems in connexion with graphs. In Edsger Wybe Dijkstra: His Life, Work, and Legacy (pp. 287-290).

Fettach, Y., Bahaj, A., & Ghogho, M. (2024). JobEdKG: An uncertain knowledge graph-based approach for recommending online courses and predicting in-demand skills based on career choices. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 131, 107779.

Fettach, Y., Ghogho, M., & Benatallah, B. (2022). Knowledge graphs in education and employability: A survey on applications and techniques. IEEE Access.

General, D. S., Zctu, M. G., & Negotiators, T. U. (2003). International labour office. Geneva: Pointers for a Global Safety Culture at Work ILO.

Giabelli, A., Malandri, L., Mercorio, F., Mezzanzanica, M., & Seveso, A. (2021). Skills2Job: A recommender system that encodes job offer embeddings on graph databases. Applied Soft Computing, 101, 107049.

Grover, A., & Leskovec, J. (2016, August). node2vec: Scalable feature learning for networks. In Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining (pp. 855-864).

Gutiérrez, F., Charleer, S., De Croon, R., Htun, N. N., Goetschalckx, G., & Verbert, K. (2019, September). Explaining and exploring job recommendations: a user-driven approach for interacting with knowledge-based job recommender systems. In Proceedings of the 13th ACM Conference on Recommender Systems (pp. 60-68).

Hane-Weijman, E. (2021). Skill matching and mismatching: Labour market trajectories of redundant manufacturing workers. Geografiska Annaler: Series B, Human Geography, 103(1), 21-38.

Jia, S., Liu, X., Zhao, P., Liu, C., Sun, L., & Peng, T. (2018, December). Representation of job-skill in artificial intelligence with knowledge graph analysis. In 2018 IEEE symposium on product compliance engineering-asia (ISPCE-CN) (pp. 1-6). IEEE.

Kejie, S., Huanting, H., & Bolin, H. (2021). Constructing knowledge graph with public resumes. Data Analysis and Knowledge Discovery, 5(7), 81-90.

Konstantinidis, I., Maragoudakis, M., Magnisalis, I., Berberidis, C., & Peristeras, V. (2022, September). Knowledge-driven Unsupervised Skills Extraction for Graph-based Talent Matching. In Proceedings of the 12th Hellenic Conference on Artificial Intelligence (pp. 1-7).

Li, L., & Wang, Z. (2023). Knowledge graph-enhanced intelligent tutoring system based on exercise representativeness and informativeness. International Journal of Intelligent Systems, 2023.

Liben-Nowell, D., & Kleinberg, J. (2003, November). The link prediction problem for social networks. In Proceedings of the twelfth international conference on Information and knowledge management (pp. 556-559).

Lopes, A. S., Rebelo, I., Santos, R., Costa, R., & Ferreira, V. (2023). Supply and demand matching of VET skills-a regional case study. Cogent Education, 10(1), 2200550.

Montenovo, L., Jiang, X., Lozano-Rojas, F., Schmutte, I., Simon, K., Weinberg, B. A., & Wing, C. (2022). Determinants of disparities in early COVID-19 job losses. Demography, 59(3), 827-855.

Paulheim, H. (2017). Knowledge graph refinement: A survey of approaches and evaluation methods. Semantic web, 8(3), 489-508.

Peng, G. (2017). Do computer skills affect worker employment? An empirical study from CPS surveys. Computers in Human Behavior, 74, 26-34.

Skobtsov, Y. A., Obolensky, D. M., Shevchenko, V. I., & Chengar, O. V. (2022). Building And Analysing A Skills Graph Using Data From Job Portals. European Proceedings of Social and Behavioural Sciences.

Sohrabi, A., Yazdani, H. R., Hakim, A., & Zarei Matin, H. (2023). Presenting a Roadmap for Designing and Implementing Human Resources Analysis in Iranian Companies Using a Meta-Synthesis Approach. Journal of Human Resource Management, 13(1), 1-25. (in Persian)

Van Hooft, E. A., Kammeyer-Mueller, J. D., Wanberg, C. R., Kanfer, R., & Basbug, G. (2021). Job search and employment success: A quantitative review and future research agenda. Journal of Applied Psychology, 106(5), 674.

Ziaee, M. S., & Nargesian, J. (2023). Providing a Talent Retention Model among Generation Z Employees of Government Organizations. Journal of Human Resource Studies, 13(1), 26-56. (in Persian)