Business Intelligence Management Studies
Vol. 15, No.55, Spring 2026; P 127-175
ims.atu.ac.ir
DOI: 10.22054/ims.2026.89993.2727

ATU PRESS

Original Research
Received: 29 November 2025 Revised: 10 March 2026 Accepted: 10 March 2026
eISSN: 2821-0816
ISSN: 2821-0964

Machine-learning-driven agent-based modeling: Simulating the decision of health sector human resources to migrate

Homa Khodadadi — Ph.D. student in Industrial Management, Concentration in Systems Management, Department of Management, Faculty of Economics and Administrative Sciences, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Mostafa Kazemi * — Professor, Department of Management, Faculty of Economics and Administrative Sciences, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Naser Motahari Farimani — Associate Professor, Department of Management, Faculty of Economics and Administrative Sciences, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Seyyed Mohammad Tabatabaei — Associate Professor, Department of Medical Informatics, Faculty of Medicine, Mashhad University of Medical Sciences, Mashhad, Iran

Abstract

Migration of human resources in the health sector not only reduces the quality of healthcare services but also imposes detrimental social and economic consequences on developing countries such as Iran. Therefore, accurately modeling the decision-making behavior of this workforce requires advanced analytical approaches to capture complexities and social interactions. This study aimed to design and validate a data driven agent-based model to simulate migration behavior among healthcare professionals in Iran. Secondary data were employed from the 2023 survey entitled “National Survey on Elite Migration and Factors Influencing the Outflow of Human

* Corresponding Author: kazemi@um.ac.ir
How to Cite: Khodadadi, H., Kazemi, M., Motahari Frimani, N., Tabatabaei, S.M. (2026). Machine-learning-driven agent-based modeling: Simulating the decision of health sector human resources to migrate, *Journal of Business Intelligence Management Studies*, 15(55), 127-175. DOI: 10.22054/ims.2026.89993.2727

Capital in the Health Sector" conducted by the Iranian Migration Observatory using a standardized questionnaire. The research adopted a hybrid framework in which 384 balanced samples were used for training, and the Random Forest machine learning algorithm served as the behavioral meta model of agents to directly extract nonlinear decision-making rules from microdata. The model output, representing the migration probability of each agent, was then integrated into the agent-based simulation, where comparison with an optimal decision threshold determined the final migration or non-migration action. Results indicated that the data driven agent model significantly outperformed the theory driven agent model based on logistic regression in predicting migration intentions. Furthermore, analyses confirmed that key variables such as age, work experience, and social network effects played nonlinear and essential roles in shaping final decisions.

1. Introduction

Migration has always been a fundamental element in human history, representing an individual's decision to relocate from one place to another. While such relocation is a personal choice, it results from a unique combination of contextual conditions (Kniveton & Smith, 2011). Preserving human capital is among the most critical challenges for developing countries. Migration of the healthcare workforce is particularly significant due to its profound impacts on both the economy and public health. These migrations reduce the quality of medical services and impose financial and temporal burdens on patients. In Iran, the most evident negative consequences include declining access and quality of healthcare in rural and public sectors, as well as the loss of experienced faculty and workforce (Valizadeh et al., 2016; Asadi et al., 2018).

Given the importance and complexity of healthcare workforce migration, rigorous scientific investigation is essential. Many proposed solutions have been temporary and reactive in nature. Migration literature discusses policies for managing migration (Carling, 2011), and legal mechanisms exist to restrict it. However, evaluation reveals that such policies generally fail (De Luca et al., 2022). Thus, when migration cannot be controlled legally, advanced analytical models are required.

The foundations of agent-based modeling (ABM) are influenced by Herbert Simon and Thomas Schelling (Chen et al., 2016). ABM enables detailed analysis and simulation of diverse scenarios, representing cognition and interactions directly, and exploring nonlinear dynamics (Salgado & Gilbert, 2013; Badham et al., 2018). Unlike linear models, it accommodates heterogeneous expectations and bottom-up dynamics, uncovering rare but impactful scenarios (Tah, 2005; Lu, 2016; Khodabandelu & Park, 2021).

Traditional migration models face three limitations: inability to represent decision-making complexity, reliance on oversimplified assumptions, and lack of empirical calibration (Simon, 1956; Filatova et al., 2013). ABM, while powerful, struggles with defining migrant behavior precisely (Klabunde & Willekens). Data-driven approaches using machine learning overcome these limits, extracting behavioral rules directly from empirical data. For example, in Burkina Faso, algorithms predicted migration decisions based on individual and social

features, with improved accuracy when incorporating neighbor migration effects (Turgut & Bozdag, 2023). Such models can also simulate responses to political changes and be calibrated with survey data (De Luca et al., 2022).

In response to these challenges and Iran's healthcare workforce crisis, this study proposes a hybrid ABM–ML approach. Machine learning uncovers hidden patterns in real data, enhancing predictive accuracy and enabling interpretability of feature contributions (Lundberg & Lee, 2017; Grimm et al., 2020; Tolk et al., 2022).

Given the bottom-up nature of migration decisions, simulation capability, and flexibility, ABM is highly effective. Since no substantial study in Iran has applied this method to healthcare migration, the present research develops and validates a machine learning–based agent model to predict migration decisions under diverse stimuli. Findings are expected to assist policymakers, universities, and the healthcare workforce in understanding environmental influences on migration decisions. The central research question is: to what extent can such a model improve the prediction of total healthcare workforce migration?

2. Literature Review

In this section, the history of human migration in the health sector and the modeling of the bottleneck factor are examined.

3. Methodology

Summary of the Main Steps:

1) Feature Extraction: Variables influencing agent behavior are identified through a literature review and extracted from available data for subsequent machine learning training and agent-based modeling.
2) Initial Agent-Based Model Design: Agents, environment, behaviors, and interactions are defined, and a conceptual model is outlined using the overview protocol.
3) Machine Learning Model Development: Prepared training data are used to design and train a model (e.g., Random Forest) that predicts migration probability based on individual and contextual features such as age, education, and marital status. The model is optimized and evaluated to improve predictive accuracy.

4) Agent-Based Model Implementation: The machine learning output (migration probability) is integrated into the agent-based simulation. Each agent begins with an initial probability, which is compared against an optimal decision threshold to determine final migration outcomes.
5) Validation: The calibrated threshold enables the prediction of the number of migrants. Model outputs are compared with actual survey data to assess accuracy.

4. Results

Figure 1 shows that the most influential features are age, work experience, and working in metropolitan areas. These are followed by marital status, number of migrated friends, and education level (associate's or bachelor's). Other features, such as gender, graduation status, working in provincial centers, and advanced education, also contribute meaningfully but rank lower in importance.Table 4 compares the performance of data-driven and theory-driven behavioral models, showing higher AUC and accuracy for the Random Forest model despite longer training time.

Figure 1. Feature importance chart in order of SHAP value

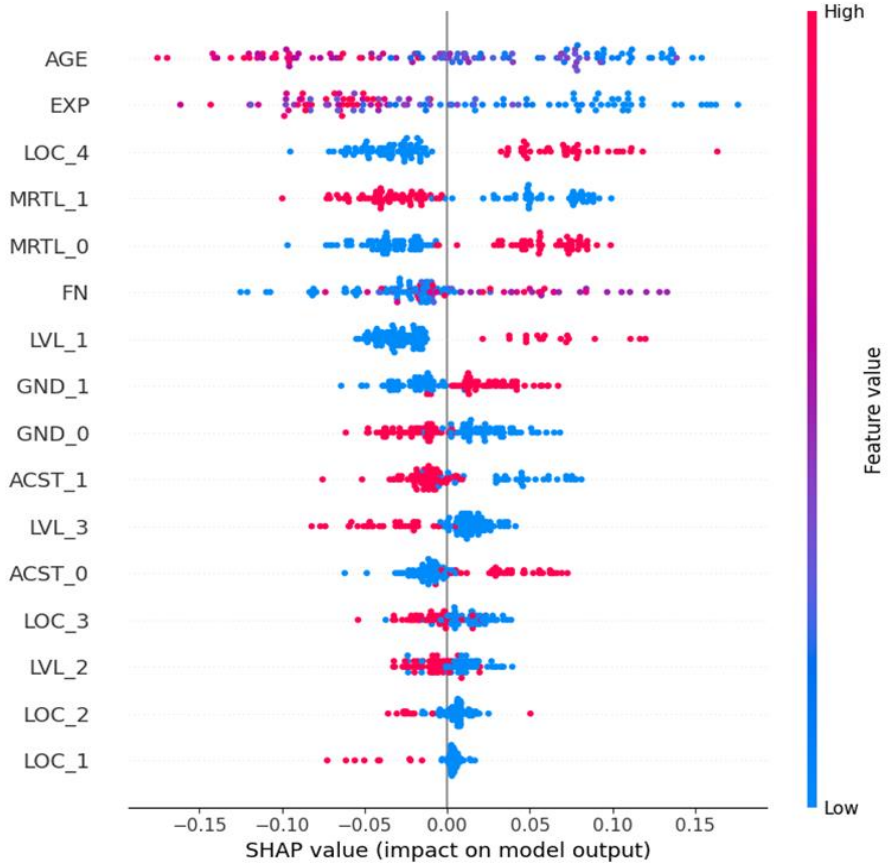


Table 4. Final validation and performance comparison of behavioral models

Model	AUC-ROC	F1-Score	Accuracy	Training time (seconds)	Testing time (seconds)
Random Forest Model (Data-Driven Model)	0.8205	0.6364	0.7155	0.2000	0.0500
Logistic Regression (Theory-Driven Model)	0.7782	0.7258	0.7069	0.0300	0.0200

5. Discussion

The data-driven ABM outperformed the theory-driven model, confirming the nonlinear nature of migration decisions. SHAP analysis highlighted age, experience, and social networks as key drivers. Sensitivity to migration probability suggests strong push factors in the domestic environment. The model's static design limits its ability to capture temporal dynamics and feedback effects.

6. Conclusion

This study introduced a hybrid ABM–ML framework to simulate healthcare migration behavior in Iran. The model offers a powerful tool for policymakers, emphasizing the need to retain mid-career professionals. Future work should incorporate dynamic modeling and real-time migration data to enhance predictive accuracy.

Keywords: Agent-based modeling, Machine learning, Migration, Human resources, Health sector.

مقاله پژوهشی
تاریخ ارسال: ۱۴۰۴/۰۹/۱۸
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۱۲/۱۹
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱۲/۱۹
ISSN: 2821-0964 eISSN: 2821-0816

مطالعات مدیریت کسب و کار هوشمند
سال پانزدهم، شماره ۵۵، بهار ۱۴۰۵، ص ۱۲۷ تا ۱۷۵
ims.atu.ac.ir
DOI: 10.22054/ims.2026.89993.2727

مدل‌سازی عامل‌بنیان مبتنی بر یادگیری ماشین: شبیه‌سازی تصمیم مهاجرت نیروهای انسانی بخش سلامت

هما خدادادی — دانشجوی دکتری رشته مدیریت صنعتی گرایش مدیریت سیستم‌ها، گروه مدیریت، دانشکده علوم اداری و اقتصاد، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

مصطفی کاظمی * — استاد، گروه مدیریت، دانشکده علوم اداری و اقتصاد، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

ناصر مطهری فریمانی — دانشیار، گروه مدیریت، دانشکده علوم اداری و اقتصاد، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

سید محمد طباطبائی — دانشیار، گروه انفورماتیک پزشکی، دانشکده پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی مشهد، مشهد، ایران

چکیده

مهاجرت نیروی انسانی در بخش سلامت، علاوه بر کاهش کیفیت خدمات درمانی، تبعات مخربی در گستره اجتماعی و اقتصادی کشورهای درحال‌توسعه مانند ایران دارد؛ بنابراین مدل‌سازی دقیق رفتار تصمیم‌گیری این قشر نیازمند رویکردهای تحلیلی پیشرفته برای بازنمایی پیچیدگی‌ها و تعاملات اجتماعی است. این پژوهش با هدف طراحی و اعتبارسنجی یک مدل عامل‌بنیان داده‌محور انجام شد تا رفتار مهاجرت نیروی انسانی بخش سلامت ایران را شبیه‌سازی کند. در این پژوهش از داده‌های ثانویه استفاده شد که توسط رصدخانه مهاجرت ایران در سال ۱۴۰۲ با عنوان «پیمایش ملی مهاجرت نخبگان و عوامل مؤثر بر خروج سرمایه انسانی بخش سلامت» از طریق پرسشنامه استاندارد جمع‌آوری‌شده بود. روش پژوهش شامل یک چارچوب ترکیبی است که در آن از ۳۸۴ نمونه متوازن‌شده برای آموزش استفاده شد و الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی به‌عنوان فرامدل رفتاری عامل‌ها عمل کرد تا قوانین تصمیم‌گیری غیرخطی را مستقیماً از داده‌های خرد استخراج نماید. سپس، خروجی این مدل، به‌عنوان احتمال مهاجرت هر عامل، به مدل عامل‌بنیان وارد شد با مقایسه آن با یک

مقاله حاضر برگرفته از رساله دکتری مدیریت صنعتی، گرایش مدیریت سیستم‌ها، دانشگاه فردوسی مشهد است.

* نویسنده مسئول : kazemi@um.ac.ir

آستانه تصمیم بهینه، اقدام نهایی مهاجرت یا عدم مهاجرت عامل شبیه‌سازی شود. نتایج نشان داد که مدل عامل‌بنیان داده‌محور در پیش‌بینی قصد مهاجرت، به‌طور معناداری از مدل عامل‌بنیان نظریه‌محور مبتنی بر رگرسیون لجستیک پیشی گرفت. همچنین تحلیل‌ها تأیید کردند که متغیرهای کلیدی سن، سابقه کار و اثرات شبکه اجتماعی، نقشی غیرخطی و اساسی در شکل‌دهی تصمیم نهایی داشتند.

کلیدواژه‌ها: مدل‌سازی عامل‌بنیان، یادگیری ماشین، مهاجرت، نیروی انسانی، بخش سلامت، تصمیم‌گیری.

مقدمه

مهاجرت همواره عنصری اساسی در تاریخ بشر بوده و تصمیمی‌فردی است که یک شخص برای نقل‌مکان از مکانی به مکان دیگر اتخاذ می‌کند. درحالی‌که این نقل‌مکان یک انتخاب شخصی است اما نتیجه ترکیب منحصربه‌فردی از شرایط شکل گرفته است (نایوتن و اسمیت[1]، ۲۰۱۱). از طرفی حفظ سرمایه‌های انسانی از مهم‌ترین مسائل کشورهای درحال توسعه است. در این میان مهاجرت نیروهای انسانی بخش سلامت به دلیل تأثیرات بزرگ آن در اقتصاد و سلامت همواره اهمیت فراوانی برای کشورهای مبدأ، به‌ویژه کشورهای درحال‌توسعه، دارد. به‌طوری‌که این مهاجرت‌ها علاوه بر افت کیفیت درمان منجر به تحمیل هزینه‌های مالی و زمانی به بیماران می‌شود. به‌طور خاص بارزترین پیامدهای منفی این امر در جمهوری اسلامی ایران، کاهش سریع دسترسی و کیفیت خدمات بهداشتی و درمانی در مناطق روستایی و بخش عمومی است. علاوه بر اختلال در خدمات، منجر به از دست رفتن استادان با تجربه و جمعیت فعال خواهد شد. (ولی‌زاده و همکاران، ۲۰۱۶؛ اسدی و همکاران[2]، ۲۰۱۸). با توجه به اهمیت و پیچیدگی پدیده مهاجرت سرمایه انسانی این قشر، بررسی علمی و مستدل آن امری ضروری است. بسیاری از راه‌حل‌های ارائه‌شده برای مدیریت این چالش‌ها به‌صورت موقتی و در پاسخ به اتفاقات مقطعی بوده‌اند. از طرفی در ادبیات مهاجرت، در مورد انواع سیاست‌هایی که می‌توان برای مدیریت مهاجرت اعمال کرد مطالعاتی وجود دارد (کارلینگ[3]، ۲۰۱۱). به همین ترتیب مکانیسم‌های قانونی برای کنترل مهاجرت برقرار هستند و هدف آن‌ها ایجاد ابزارهایی است که از طریق آن می‌توان مهاجرت را محدود کرد. گرچه سیاست‌ها می‌توانند رفتار یک نظام اجتماعی را تنظیم کنند تا در راستای آن‌ها در سیستم خود عمل کند، اما اگر بدون توجه به اهداف یک سیاست آن را ازنظر عملکردی ارزیابی کنیم؛ خواهیم دید که سیاست‌های مهاجرت اصولاً نمی‌توانند مهاجرت را مدیریت کنند (د لوکا و همکاران۴، ۲۰۲۲)؛ بنابراین درصورتی‌که

1. Kniveton & Smith
2. Valizadeh et al., 2016; Asadi et al., 2018
3. Carling
4. De Luca et al.

پدیده مهاجرت از طریق ابزارها، به‌ویژه ابزارهای حقوقی کنترل نشـود، نیاز به رویکردهای جدید و مدل‌های تحلیلی پیشرفته برای درک بهتر و مدیریت این پدیده احساس می‌شود.

امروزه موضوع مهاجرت دانشـجویان و فارغ‌التحصیلان دانشـگاهی، نیـروی کار حرفه‌ای و متخصص بخش بهداشت، درمان و آموزش پزشکی همواره یکی از موضوعات داغ و پرحاشیه جامعه ایران اسـت. گزارش‌های سالنامه مهاجرتی ایران ۱۴۰۱، بـرآورد میـزان تمایل، تصمیم و اقدام به مهاجرت در سرمایه انسانی حوزه سلامت کشور در سال ۱۴۰۱ نشان می‌دهد که بیـش از ۵۰٪ از افـراد شرکت‌کننده در این پژوهش تمایـل زیـاد و بسـیار زیـاد بـه مهاجـرت داشـتند و میـل بـه مهاجرت در بیـن دانشـجویان و شـاغلین حـوزه سـلامت وضعیت مشـابهی داشـت. بیش از یک‌سوم از افراد شرکت‌کننده حتـی تمایـل بـه کار در مشـاغل غیرتخصصـی و پایین‌تر در خـارج از کشـور را داشـتند. تنهـا ۱۱٪ از افـراد شـرکت‌کننده تصمیـم قطعـی بـه مانـدن در داخل کشـور داشـتند و مابقـی تصمیـم قطعـی بـه مهاجـرت داشـته یـا در خصـوص مهاجرت دچـار تردیـد و شـک بودنـد (رصدخانه مهاجرت ایران، ۱۴۰۱). در همین راستا پژوهش حاضر از طریق پتانسیل مدل‌های مبتنی بر عامل در سیستم‌های انسـانی، با در نظر گرفتن تصـمیم مهاجرت به‌عنوان رفتاری که در پاسخ افراد به ترکیبات پیچیده از محرک‌های چند سطحی حاکم است، یک رویکرد جایگزین مناسب به‌جای رویکردهای تجربی ارائه‌شده برای مهاجرت نیروی انسانی در حوزه سلامت ارائه می‌دهد.

مبانی نظری مدل‌سـازی عامل‌بنیان[1] تحت تأثیر نظریات مهم هربرت سایمون و توماس شیلینگ[2] است که هر دو نقشی برجسته در توسعه این حوزه ایفا کرده‌اند (چن و همکاران[3]، ۲۰۱۶). عنوان یکی از رویکردهـای نوین در علوم اجتمـاعی، امکـان تحلیـل دقیق‌تر و شـبیه‌سـازی سـناریوهای مختلف را فراهم می‌کند. این مدل‌ها، با در نظر گرفتن تصـمیم مهاجرت به‌عنوان رفتاری که در پاسخ به ترکیبات پیچیده از محرک‌های چند سطحی شکل می‌گیرد، می‌توانند ابزار مؤثری برای پیش‌بینی و مدیریت مهاجرت سـرمایه انسـانی باشـند.

1. Agent-Based Modeling (ABM)
2. Herbert Simon & Thomas Schelling
3. Chen et al

استفاده روزافزونی در کاربرد آن‌ها به‌عنوان یک رویکرد مدل‌سازی در علوم اجتماعی وجود دارد، زیرا محققان را قادر می‌سازد تا مدل‌های محاسباتی بسازند که در آن موجودیت‌های فردی، شناخت و تعاملات آن‌ها به‌طور مستقیم نمایش داده می‌شود (سالگادو و گیلبرت[1]، ۲۰۱۳).

مدل‌سازی مبتنی بر عامل یک روش محاسباتی برای درک رفتار سیستم‌های پیچیده با شبیه‌سازی کنش‌های موجودات درون سیستم، ازجمله نحوه تأثیرگذاری و تأثیرپذیری این اجزاء از محیط فیزیکی و اجتماعی خود است (بادهام و همکاران[2]، ۲۰۱۸). این مدل می‌تواند انتظارات همگن یا ناهمگن را برآورده کند و برای پیش‌بینی نیازی به خطی بودن رابطه بین اطلاعات و متغیرها ندارد (سل[3]، ۲۰۱۵). همچنین با رویکرد پایین به بالا، ویژگی‌ها و تعاملات عامل‌ها را در سطح خرد را تنظیم می‌کنند تا نتایج سیستم در سطح کلان را تولید کنند. مدل‌سازی در سطح خرد به مدل‌های عامل‌بنیان اجازه می‌دهد تا احتمال وقوع سناریوهای مختلف را بررسی کرده و سناریوهای نادری که ممکن است تأثیر شدیدی بر نتایج سیستم داشته باشند را کشف کند. همچنین توانایی آن‌ها برای به‌روزرسانی ویژگی‌های عامل‌ها، در مقایسه با سایر روش‌های شبیه‌سازی، می‌تواند به کاربران کمک کند تا مدل واقعی‌تری را دریافت کنند که به‌نوبه خود نتایج دقیق‌تری ارائه می‌دهد (تاه، ۲۰۰۵؛ لو ۲۰۱۶؛ خدابنده‌لو و پارک[4]، ۲۰۲۱).

مطالعه مهاجرت طی دهه‌های گذشته در قالب چارچوب‌های نظری و مدل‌های کمی متنوعی توسعه یافته است. مطالعات اولیه‌تر، عمدتاً بر رویکردهای کلان‌نگر و یکپارچه‌سازی داده‌های پراکنده متمرکز بودند. برای نمونه، رایمر و همکاران[5] (۲۰۱۳) با معرفی یک مدل آماری بیزین یکپارچه، پاسخی علمی به چالش ناهماهنگی و کم‌شماری در داده‌های مهاجرتی اروپا ارائه کردند و بستری برای سیاست‌گذاری مبتنی بر شواهد فراهم آوردند.

1. Salgado & Gilbert
2. Badham et al
3. Salle
4. Tah, 2005; Lu, 2016; Khodabandelu & Park, 2021
5. Raymer et al

هم‌زمان، با گسترش دسترسی به داده‌های خرد و پیشرفت علوم داده، رویکردهای یادگیری ماشین راه خود را به این حوزه باز کردند. مطالعه رابینسون و دیلکینا[1] (۲۰۱۸) نمونهٔ بارزی است که با به‌کارگیری این روش‌ها، امکان مدل‌سازی غیرخطی و هم‌زمان طیف وسیعی از متغیرهای اقتصادی، جمعیتی و محیطی برای پیش‌بینی جریان مهاجرت را فراهم ساخت.

در حوزهٔ مهاجرت نیروی انسانی، تحولات روش‌شناختی به سمت طراحی مدل‌هایی برای درک تصمیم‌گیری فردی در چارچوب چرخه زندگی سوق یافته است. همان‌گونه که کنان و واکر[2] (۲۰۱۳) در مرور نظری خود تأکید کرده‌اند، مدل‌سازی مهاجرت به‌عنوان یک سرمایه‌گذاری پویا مستلزم در نظرگیری توالی تصمیمات، نقش انتظارات، یادگیری و وضعیت ویژه محل زادگاه است. این چارچوب اقتصادی یکپارچه، توضیحی برای الگوهای پیچیده‌ای مانند مهاجرت بازگشتی و زنجیره‌ای ارائه می‌دهد و بر اهمیت کنترل مسئله انتخاب نمونه در مطالعات تجربی تأکید می‌کند. در مطالعات تجربی بعدی، پژوهش دگفاچو و همکاران[3] (۲۰۲۵) با استفاده از مدل رگرسیون سوئیچینگ درون‌زای چندوجهی، نه‌تنها عوامل تعیین‌کننده مهاجرت را شناسایی کرد، بلکه با کنترل ناهمگونی رفتاری و انتخاب فردی، اثر خالص مهاجرت را با دقت بیشتری برآورد نمود. این تأکید بر سطح خرد و ناهمگونی در مطالعه هلمز و فراهر[4] (۲۰۱۷) نیز در قالب یک مدل دو مرحله‌ای برای مهاجرت پزشکان دنبال شده است. در زمینهٔ حفظ نیروی کار بخش سلامت، مطالعه دی کاپریو و همکاران[5] (۲۰۲۵) گام دیگری به‌سوی عمل‌گرایی برداشته و با طراحی یک مدل تصمیم‌گیری چندمعیاره داده‌محور، ابزاری کمّی برای اولویت‌بندی راهبردهای نگهداشت نیرو ارائه کرده است.

در پژوهش‌های داخل کشور نیز به مدل‌های مهاجرتی پرداخته شده است؛ ازجمله مدل‌سازی با رویکرد بررسی روابط علی. در زمینه مهاجرت سرمایه انسانی فرتوک‌زاده و

1.Robinson & Dilkina
2. Kennan & Walker
3. Degfachew et al
4. Holmes & Fraher
5. Di Caprio et al

اشـراقی (۱۳۸۷) با بهره‌گیری از پویایی‌شـناسـی سـیسـتم‌ها و مدل‌سـازی پدیده مهاجرت نخبگان را مطالعه کردند. صفایی‌پور و محلی (۱۳۹۶) با یک رویکرد ترکیبی و با استفاده از مدل معادلات سـاختاری و تحلیل سـلسله مراتبی فازی عوامل تأثیرگذار بر مهاجرت از شهر اهواز پرداخته‌اند. این پژوهش نمونه‌ای از تلفیق روش‌های تصـمیم‌گیری چندمعیاره فازی با مدل‌سـازی علی برای شـناسـایی سـهم و تأثیر عوامل کلان مؤثر بر مهاجرت در یک بافت جغرافیایی مشخص است.

باوجود پیشـرفت‌های قابل‌توجه در مدل‌سـازی کمی مهاجرت، ارزیابی‌های اخیر نشان می‌دهد که این حوزه به‌ویژه در مواجهه با پیچیدگی پدیده‌های با چالش‌های روش‌شـناختی مواجه اسـت. بایر و همکاران[1] (۲۰۲۳) چند اولویت کلیدی برای نسـل آینده این مدل‌ها برمی‌شـمارد که ازجمله می‌توان به گذار از روش‌های خطی به یادگیری ماشـین غیرخطی، توجه به ناهمگونی‌های رفتاری و اسـتفاده از داده‌های تفکیک‌شـده برای کالیبراسـیون اشاره کرد.

با توجه به پیشینه بررسی‌شده؛ در تحلیل پدیده مهاجرت مدل‌های سنتی همچنان با سه محـدودیت مواجه‌اند. نخسـت، این مدل‌ها در بازنمایی پیچیدگی تصـمیم‌گیری انسـانی ناتوان‌اند؛ به‌ویژه مدل‌های کلان‌نگر مانند معادلات دیفرانسیل و رویکردهای آماری صرف، قادر به درک تعاملات فاکتورهای فردی (انگیزه‌ها، موانع، شـبکه‌های اجتماعی) و ساختاری (اقتصـادی، سـیاسـی) نیستند. دوم، اتکای این مدل‌ها به فرضیات ساده‌انگارانه نظیر عقلانیت کامل یا تابع مطلوبیت خطی و نادیده گرفتن واقعیت‌های پیچیده‌ای چون عقلانیت محدود و تأثیر شـبکه‌های اجتماعی. سـوم، چالش اعتبارسـنجی در مدل‌های نظری محض، به دلیل فقدان مکانیزم‌های کالیبراسـیون با داده‌های تجربی، موجب ضـعف در پیش‌بینی رفتارهای نوظهور شده است. این محدودیت‌ها در مطالعات پیشین به‌روشنی مورد تأکید قرار گرفته‌اند (سـایمون، ۱۹۵۶؛ نایون و همکاران، ۲۰۱۱؛ فیلاتوا و همکاران، ۲۰۱۳)[2]؛ بنابراین، پژوهش حاضـر با جایگزینی چارچوب‌های خطی سـنتی با یک مدل غیرخطی داده‌بنیان، گامی در

1. Beyer
2. Simon, 1956; Kniveton et al., 2011; Filatova et al., 2013

جهت عملیاتی‌سازی اولویت‌های پژوهشی نوین برداشته و ابزار تحلیلی دقیق‌تری برای درک عوامل مؤثر بر مهاجرت نیروهای متخصص سلامت فراهم می‌کند.

باوجوداینکه مدل‌های عامل‌بنیان ابزار مؤثری برای مطالعه مهاجرت انسانی هستند، به‌ویژه در مواجهه با پیچیدگی‌های رفتاری، اما یکی از چالش‌های اصلی در طراحی این مدل‌ها، تعریف دقیق رفتار عامل‌های مهاجر است (کلابونده و ویلکنز[1]، ۲۰۱۶). برای غلبه بر این محدودیت، رویکردهای داده‌محور و مبتنی بر یادگیری ماشین توسعه یافته‌اند که به‌جای تکیه بر فرض‌های نظری، قوانین رفتاری را مستقیماً از داده‌های تجربی استخراج می‌کنند. برای مثال، در مطالعه‌ای درباره مهاجرت در بورکینافاسو، الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای پیش‌بینی تصمیم مهاجرت عاملان بر اساس ویژگی‌های فردی و اجتماعی به‌کارگرفته شد و با افزودن اثرات تعاملی مانند مهاجرت همسایگان، دقت مدل در سطح کلان افزایش یافت (تورگوت و بوزداگ[2]، ۲۰۲۳). همچنین، این مدل‌ها امکان شبیه‌سازی واکنش عامل به تغییرات سیاسی را فراهم می‌کنند و با داده‌های نظرسنجی کالیبره می‌شوند (دِلوکا[3] و همکاران، ۲۰۲۲).

در پاسخ به این چالش‌ها و با توجه به بحران فراگیر نیروهای حرفه‌ای بهداشت و درمان که کشور به آن مبتلاست، پژوهش حاضر یک رویکرد داده‌محور را پیشنهاد می‌دهد که تلفیقی از مدل‌سازی عامل‌بنیان و یادگیری ماشین است. در این چارچوب، یادگیری ماشین با استخراج الگوهای پنهان از داده‌های واقعی، جایگزین فرضیات ذهنی در مدل‌سازی تصمیم‌گیری می‌شود؛ این رویکرد علاوه بر افزایش دقت پیش‌بینی، با بهره‌گیری از روش‌های تفسیرپذیری مدل‌های یادگیری ماشین، امکان تحلیل سهم نسبی هر ویژگی در خروجی مدل را فراهم می‌سازد (لوندبرگ و لی، ۲۰۱۷؛ گریم و همکاران، ۲۰۲۰، تاک و همکاران[4]، ۲۰۲۲).

بنابراین به دلیل ماهیت پایین به بالای مسئله، قابلیت شبیه‌سازی تصمیم‌گیری و

1. Klabunde & Willekens
2. Turgut & Bozdag
3. De Luca
4. Lundberg & Lee, 201; Tolk et al., 2022; Grimm et al., 2020

انعطاف‌پذیری بالا؛ روش عامل‌بنیان بسیار اثربخش است و ازآنجایی‌که تابه‌حال پژوهش قابل استنادی در ایران با این روش به این موضوع نپرداخته است؛ هدف این پژوهش ارائه مدلی در جهت پیش‌بینی تصمیم مهاجرت تحت تأثیر محرک‌ها است؛ بنابراین نتیجه حاصل می‌تواند علاوه بر مدیران حوزه سلامت و دانشگاه‌های علوم پزشکی، در شناخت کادر درمان از میزان تأثیر محیط بر تصمیم خود، مفید باشد. بر این اساس، سؤال اصلی پژوهش حاضر این است که توسعه و اعتبارسنجی یک مدل عامل‌بنیان مبتنی بر یادگیری ماشین تا چه میزان می‌تواند در پیش‌بینی تعداد کل مهاجران (نیروی انسانی بخش سلامت) مؤثر باشد؟

پیشینه پژوهش

در این بخش پیشینه مهاجرت نیروی انسانی بخش سلامت و مدل‌سازی عامل بنبان بررسی می‌شوند.

مهاجرت نیروی انسانی بخش سلامت

سرمایه انسانی یک منبع تجدیدپذیر است که می‌تواند انباشته شود. مطالعات نشان می‌دهد فرآیندهای مهاجرت کنونی سرمایه انسانی، به دلیل پویایی شدید، اثرات اجتماعی و اقتصادی قدرتمندی دارند. این فرآیندها تقریباً تمام حوزه‌های جامعه را تحت تأثیر قرار می‌دهند و بر کشورهای فرستنده و پذیرنده، به‌ویژه سرمایه انسانی آن‌ها تأثیر می‌گذارند (گربنییک و همکاران[1]، ۲۰۲۱). مهاجرت نیروی انسانی بخش سلامت از موضوعات مهم و موردتوجه در حوزه مطالعات مهاجرت و بهداشت عمومی است. این پدیده تأثیرات گسترده‌ای بر سیستم‌های بهداشتی کشورهای مبدأ و مقصد دارد. در این بخش، به بررسی مطالعات انجام‌شده در زمینه مهاجرت نیروی انسانی بخش سلامت پرداخته می‌شود.

کانل[2] (۲۰۱۴) بعد فرهنگی مهاجرت کارکنان سلامت را بررسی کرده است. فرهنگ متمرکز در خانواده‌ها و آرزوی بسیاری از افراد برای تبدیل‌شدن به کادر درمان در کنار این

1. Grebeniyk et al
2. Connell

تصور که همیشه شیوه‌های پزشکی برتر در خارج از کشور وجود دارد محرک این موج مهاجرت در کشورهای درحال‌توسعه است. ایتون[1] و همکاران (۲۰۲۳) در پژوهشی رشد تعداد پرسنل بهداشتی بین‌المللی شاغل در بریتانیا را از سال ۲۰۱۸ بررسی کردند. آن‌ها به این نتیجه رسیدند که مهاجرت بین‌المللی کارکنان مراقبت‌های بهداشتی، وسیله‌ای برای حفظ کیفیت خدمات در بسیاری از کشورهای با درآمد بالا است، درحالی‌که پرسنل بهداشتی که در خارج از کشور آموزش دیده‌اند، از فقیرترین کشورهای جهان جذب می‌شوند. مهاجرت کارکنان بهداشتی منجر به ارائه خدمات بهداشتی ضعیف‌تر در کشورهای کم‌درآمد و متوسط است.

لیتائو[2] و همکاران (۲۰۲۴) در یک مطالعه، مهاجرت کارکنان مراقبت‌های بهداشتی در مقیاس جهانی را به‌عنوان یک موضوع پیچیده و حیاتی عنوان کردند که عمیقاً بر پویایی سیستم‌های مراقبت‌های بهداشتی در سراسر جهان تأثیر می‌گذارد. نویسندگان به محرک‌های چندوجهی در پس مهاجرت بی‌سابقه متخصصان مراقبت‌های بهداشتی پرداختند و دلایل به هم پیوسته‌ای که این پدیده را به پیش می‌برند، معرفی کردند. این پژوهش ابعاد اقتصادی، اجتماعی و حرفه‌ای را در بر می‌گیرد و تأثیر متقابل و پیچیده فاکتورهای مؤثر بر تصمیم متخصصان مراقبت‌های بهداشتی برای مهاجرت را تأیید می‌کند.

مهاجرت افراد شاغل در بخش سلامت (ازجمله پرستاران) به‌عنوان بخشی از دارایی‌های فکری یک کشور از اهمیت سیاسی، اجتماعی و اقتصادی بالایی برخوردار است. کمبود پرستار به دلیل تأثیر آن بر کارایی و اثربخشی سیستم مراقبت‌های بهداشتی، یکی از نگرانی‌های عمده در بسیاری از کشورهای درحال‌توسعه است. در این میان وجود مشوق‌های مختلف برای تشویق پرستاران به مهاجرت به کشورهای دیگر از دیگر دلایلی است که وضعیت را در کشورهای مبدأ پیچیده‌تر کرده است. مشکلاتی مانند نارضایتی شغلی، ناآرامی‌های اجتماعی یا سیاسی و رفاه اجتماعی کمتر ازجمله عواملی هستند که سرعت این مهاجرت را افزایش می‌دهند (ولیزاده و همکاران، ۲۰۱۶). اسدی و همکاران

1. Eaton
2. Leitão

(۲۰۱۸) مهاجرت متخصصان مراقبت‌های بهداشتی از کشورهای درحال‌توسعه را مطالعه و فاکتورهای مؤثر بر مهاجرت متخصصان را در پنج موضوع کلیدی شامل فاکتورهای ساختاری، شغلی، شخصی، اجتماعی-سیاسی و اقتصادی طبقه‌بندی نمودند. مهم‌ترین موارد مؤثر بر مهاجرت جمعیت موردمطالعه ما مسائل ساختاری، مشکلات شغلی و نگرانی‌های شخصی بود.

مهاجرت در میان جامعهٔ پزشکان می‌تواند پیامدهای مختلفی را برای ساختار خدمات پزشکی هر کشور داشته باشد که کشور ایران نیز به‌تازگی با مهاجرت نخبگان پزشکی روبه‌رو شده است. طاحراحمدی[1] و همکاران (۲۰۲۳) نیز گرایش دانشجویان پزشکی ایرانی به مهاجرت و عوامل مرتبط با آن را در پژوهشی بررسی کردند. نتایج این پژوهش نشان داد در جامعه موردمطالعه زنان، نخبگان و کسانی که دارای وضعیت اجتماعی-اقتصادی بالاتر، مواجهه قبلی با کشورهای خارجی، توانایی صحبت به زبان‌های خارجی و فعالیت‌های تحقیقاتی هستند، بیشتر احتمال دارد مهاجرت کنند.

در نشریات داخل کشور نیز مطالعاتی در این زمینه وجود دارد. علاءالدینی و همکاران (۱۳۸۴) در مطالعه‌ای میزان تمایل پزشکان ایرانی به مهاجرت ۵۳ درصد تخمین زدند. این تمایل در زنان و مردان تفاوت اندکی دارد و اما هر دو دلایل متعدد اجتماعی و اقتصادی را دربرمی‌گیرند. ودادهیر و اشراقی (۱۳۹۸) در پژوهشی مسائل دافعه در کشور و جاذبه‌های زیاد در کشور مقصد برای پزشکان و پیراپزشکان را با تحلیل داده‌ها استخراج کردند. غفاریان و فردوسی (۱۴۰۱) در پژوهشی علاوه بر عوامل اقتصادی_شغلی و عوامل فرهنگی_اجتماعی، موانع ادامه تحصیل را نیز به‌عنوان عامل اصلی مهاجرت کادر درمان معرفی کردند. نتایج مطالعه حق‌دوست و همکاران (۱۴۰۱) نشان می‌دهد که حل مسئله مهاجرت کادر درمان نیازمند عزم جدی، همه‌جانبه و طولانی‌مدت به مسئله مدیریت نیروهای انسانی، انجام اصلاحات ساختاری و قانون‌گذاری، شایسته‌سالاری و افزایش امید در جامعه دانشگاهی است.

1.Taherahmadi

مدل‌سازی عامل‌بنیان (ABM)

همان‌طور که پیش‌ازاین اشاره شد؛ توماس شیلینگ پایه‌گذار نخستین مدل شبیه‌سازی مبتنی بر عامل بود. در این مدل، عامل‌ها نشان‌دهنده افراد بودند و تعامل‌های بین آنان فرآیندهای اجتماعی را نشان می‌داد. شلینگ یکی از مشکلات آن زمان در جامعه آمریکا، جدا کردن مناطق مسکونی سفیدپوستان از سیاه‌پوستان را با این مدل حل کرد. مدل شلینگ از نخستین مدل‌هایی است که توانست الگوهای سطح سیستمی را بررسی کند و نشان دهد رفتارهای جزئی در سطح فردی، سبب می‌شود رفتارهای نوظهور بروز کند (صادقی مقدم و سلطانی نشان، ۱۴۰۲). هر مدل مبتنی بر عامل شامل چهار عنصر اصلی است؛ عامل‌ها، محیط استقرار عامل‌ها، قوانینی که چگونگی تعاملات عامل‌ها با یکدیگر و با محیط را تعریف می‌کنند و جهان شبیه‌سازی (حسین‌دوست و همکاران، ۱۴۰۱).

در مقایسه با سایر رویکردهای مدل‌سازی، شبیه‌سازی عامل‌بنیان روشی کامل‌تر است، بااین‌حال تا اوایل دهه ۲۰۰۰ صرفاً یک مفهوم علمی بدون کاربرد واقعی در نظر گرفته می‌شد. کاربرد این روش مدل‌سازی بین سال‌های ۲۰۰۲ و ۲۰۰۳ توسط پژوهشگران آغاز شد و دلایل آن عبارت بودند از احساس نیاز به اشراف با عمق بیشتر در رفتار سیستم‌ها و توسعه و پیشرفت در تکنیک‌های مدل‌سازی برگرفته از علوم رایانه‌ای (فرح‌بخش، مدیری و همکاران، ۱۴۰۱). درنهایت مدل‌سازی مبتنی بر عامل به‌عنوان رویکردی مناسب برای شبیه‌سازی سیستم‌های پیچیده و ناهمگن معرفی شد (بندینی[1] و همکاران، ۲۰۰۹). در این چارچوب، یادگیری عامل‌ها نقش مهمی در بازنمایی رفتارهای پویا ایفا می‌کند. پژوهش‌هایی مانند مطالعه وُیتوسیاک[2] (۲۰۱۲) به بررسی جنبه‌های نظری و عملی یادگیری در محیط‌های تصادفی پرداخته‌اند و کاربرد روش‌های رایانه‌ای را در تحلیل تصمیم‌گیری در حوزه حمل‌ونقل نشان داده‌اند وندرهوگ[3] (۲۰۱۶) نیز با بهره‌گیری از شبکه‌های مصنوعی چندلایه، روشی برای بهبود تخمین‌های تجربی در مدل‌های اقتصادی مبتنی بر

1. Bandini
2. Wojtusiak
3. Van der Hoog

عـامـل ارائه کرده اســت. در ســال‌های اخیر، رویکردهای داده‌محور جایگزین روش‌های پیش‌پردازشی شده‌اند؛ به‌طوری‌که تقی‌خواه[1] و همکاران (۲۰۲۲) از یادگیری رایانه‌ای برای ساخت مستقیم مدل‌های شبیه‌سازی استفاده کرده‌اند. چارچوب پیشنهادی آن‌ها با در نظر گرفتن روابط علی و بازخوردی در سیستم‌های غیرخطی، امکان توسعه مدل‌های رفتاری شفاف و قابل تفسیر را فراهم می‌سازد و مسیرهای جدیدی را برای تحلیل داده‌محور در شبیه‌سازی‌های اجتماعی می‌گشاید.

مـدل‌ســازی مبتنی بر عـامـل در ســال‌های اخیر به‌عنوان رویکردی مؤثر برای تحلیل مهاجرت انسـانی، بـه‌ویژه در مواجهـه بـا پیچیـدگی‌هـای رفتـاری و فاکتورهای چندگانه، موردتوجه قرار گرفته است. سیلوریا[2] و همکاران (۲۰۰۶) با ترکیب رویکرد آماری و مدل عامل‌بنیان، ویژگی‌های نوظهور مهاجرت روستا به شـهر را در اقتصـادهای درحال‌توسـعه شـبیه‌سـازی کردند. نایوتن و همکاران (۲۰۱۱) نشـان دادند که مدل‌های عامل‌بنیان با تلفیق نظریه رفتار برنامه‌ریزی‌شـده، قابلیت بازنمایی تصـمیم‌گیری مهاجرتی در پاسـخ به تغییرات زیست‌محیطی و جمعیت‌شـناختی را دارند. حسـنی-محموئی و پریس[3] (۲۰۱۲) نیز با توسعه یـک مـدل عامل‌بنیان، تأثیر تغییرات اقلیمی بر رفتارهای مهاجرتی را بررســی کرده و نقش این رویکرد را در تحلیل سـناریوهای جمعیتی و سـیاسـت‌گذاری مهاجرتی برجسته ساختند. در یـک مرور نظری، کلـابونـد و ویلکنس[4] (۲۰۱۶) کفـایـت نظریه‌های تصـمیم‌گیری در مدل‌های مهاجرتی را ارزیابی کرده و بر ضرورت انتخاب نظریه‌های معتبر، داده‌های تجربی قـابـل‌مقـایســه و توجـه بـه تعاملات اجتماعی تأکید کردند. فو و هائو[5] (۲۰۱۸) با تمرکز بر مهاجرت روسـتایی-شـهری، نقش شبکه‌های اجتماعی را در تصمیم‌گیری مهاجرتی برجسته کرده و نشـان دادنـد کـه لحـاظ این عـامـل در مـدل‌هـای عـامل‌بنیان موجب افزایش دقت

1. Taghikhah
2. Silveira
3. Hassani-Mahmooei & Parris
4. Klabunde & Willekens
5. Fu & Hao

پیش‌بینی می‌شود. مارینی[1] و همکاران (۲۰۱۹) با استفاده از مدل عامل‌بنیان، پیامدهای مهاجرت بر زیرساخت‌های شهری را در شهر لوزان سوئیس بررسی کرده و تأثیر آن بر پویایی مسکن را تحلیل کردند. ریچی[2] (۲۰۲۰) از مدل‌سازی مبتنی بر عامل برای بازنمایی مهاجرت پناهندگان سوری به ترکیه بهره گرفت و نقش عوامل محیطی و شبکه‌ای را در تصمیم‌گیری مهاجرتی برجسته ساخت. سرل و ون وورن[3] (۲۰۲۱) چارچوبی برای طراحی مدل‌های مهاجرت اجباری ناشی از درگیری‌ها ارائه دادند که بر کمبود داده‌های قابل‌اعتماد تأکید دارد و نشان می‌دهد مدل‌های عامل‌بنیان می‌توانند در پیش‌بینی الگوهای حرکتی در مقیاس بزرگ و پشتیبانی از تصمیم‌گیری سازمان‌های بشردوستانه مؤثر باشند. ترین و مونرو[4] (۲۰۲۳) با ادغام آزمایش انتخاب در مدل عامل‌بنیان، مهاجرت‌های ناشی از تغییرات آب‌وهوایی در دلتای رودخانه‌ای را پیش‌بینی کردند و نشان دادند که علاوه بر عوامل محیطی، شبکه‌های اجتماعی و تصمیمات همسایگان تأثیر قابل‌توجهی بر رفتار مهاجرتی دارند.

در ادامه این روند، تورگوت و بوزداگ (۲۰۲۳) یک چارچوب ترکیبی برای مدل‌سازی رفتار عامل‌ها در مدل‌های مبتنی بر عامل ارائه کردند که در آن، با تلفیق پشتیبانی نظری و الگوریتم‌های داده‌محور، تلاش می‌کند دقت مدل‌سازی رفتار عامل را افزایش دهد. مطالعه موردی آن‌ها نشان داد که استفاده از این رویکرد می‌تواند فرآیند ساخت مدل‌های عامل‌بنیان را تسهیل کرده و انطباق آن‌ها با واقعیت‌های پیچیده را بهبود بخشد. در جدیدترین مطالعه، گونگور[5] و همکاران (۲۰۲۴) با شبیه‌سازی مسیرهای مهاجرت پناهندگان سوری، مدلی برای پشتیبانی از تصمیم‌گیری سازمان‌های امدادی توسعه دادند که قابلیت تعمیم به مناطق جغرافیایی مختلف را دارد.

ادغام یادگیری ماشین در مدل‌سازی مبتنی بر عامل، مسیرهای نوینی برای افزایش دقت، سازگاری و کاربردپذیری مدل‌ها در حوزه‌های پیچیده فراهم کرده است. مطالعات

1.Marini
2. Richey
3. Searle & van Vuuren
4. Trinh & Munro
5. Güngör

اخیر نشـان داده‌اند که این هم‌افزایی می‌تواند به توسـعه شبیه‌سازی‌های داده‌محور منجر شود کـه قـادر بـه بـازنمـایی رفتـارهـای پیچیـده در محیط‌هـای واقعی هسـتنـد. در این زمینـه، الگوریتم‌های یادگیری تقویتی به‌عنوان روشی جایگزین برای استخراج رفتار عامل از طریق تعامل با محیط و یادگیری تدریجی مطرح شده‌اند. در مطالعه تورگوت و بوزداگ (۲۰۲۳)، اثر همتایان پس از محاسـبه احتمال مهاجرت توسـط مدل یادگیری ماشـین، به‌صـورت جداگانه و با فرمول نظری به قاعده تصـمیم‌گیری عامل اضـافه شـده است؛ رویکردی که با چالش‌هایی در کالیبراسـیون و تفسـیرپذیری همراه بوده اسـت. نوآوری پژوهش حاضـر در ادغام مسـتقیم فاکتور شـبکه (تعداد دوسـتان مهاجرت‌کرده) به‌عنوان یکی از ویژگی‌های ورودی مدل یادگیری ماشـین اسـت؛ رویکردی که امکان در نظر گرفتن هم‌زمان تعاملات فردی و محیطی را در تصـمیم‌گیری عـامـل فراهم می‌سـازد. همچنین، در حوزه مهاجرت نیروی کار دانشـگاه‌های علوم پزشـکی کشور، مطالعات پیشین عمدتاً بر پیامدهای اقتصادی مهاجرت پزشـکان و پرسـتاران متمرکز بوده‌اند؛ درحالی‌که این پژوهش، دامنه وسیع‌تری از رشته‌های علوم پزشکی، پیراپزشکی و علوم پایه را در تحلیل خود لحاظ می‌کند.

روش

مطالعه حاضـر از نوع مقطعی و توصـیفی اسـت که با اسـتفاده از روش‌های کیفی و کمی به بررسـی توسـعه مدل‌های عامل بنیان با الگوریتم‌های یادگیری ماشـین در راسـتای تصمیم به مهاجرت نیروی انسـانی حوزه سـلامت می‌پردازد. با توجه به اینکه مدل‌سـازی عامل بنیان رفتار کلان سـیسـتم موردبررسـی از رفتار عامل‌ها در سطح خرد قابل‌تحلیل و ارزیابی است، این پژوهش رویکرد سیستمی را دنبال می‌کند.

داده‌های ثانویه به‌کاربرده شـده در این پژوهش حاصل پیمایش ملی مهاجرت نخبگان و عوامل مؤثر بر خروج سـرمایه انسـانی بخش سـلامت، سال ۱۴۰۲، هستند. ابزار گردآوری این داده‌ها پرسـشـنامه استانداردی است که توسط مرکز رصد مهاجرت نخبگان در دانشگاه صـنعتی شـریف طراحی‌شده، بااین‌حال روایی و پایایی آن توسط تعدادی از استادان خبره و متخصـص در حوزه سـلامت مورد ارزیابی و تأیید قرار گرفته اسـت. پاسـخ‌دهندگان این

پرسشنامه ۵۴۲ نفر از دانشجویان و شاغلان مراکز تحت پوشش دانشگاه‌های علوم پزشکی با مقاطع تحصیلی کاردانی تا دکتری تخصصی، تخصص‌های بالینی و مقاطع بالاتر وزارت بهداشت درمان و آموزش پزشکی هستند.

در این پژوهش مدل‌سازی رفتاری از طریق یک فرایند چندمرحله‌ای و داده‌محور انجام می‌گیرد که هدف آن استخراج یک قانون تصمیم‌گیری غیرخطی و دقیق برای هر عامل است تا از فرضیات ساده‌انگارانه مدل‌های نظری پرهیز شود. خلاصه گام‌های اصلی این فرآیند عبارت‌اند از:

۱) استخراج ویژگی‌ها: در ابتدا متغیرهایی که بر رفتار عامل‌ها تأثیر می‌گذارند؛ با جستجوی ادبیات شناسایی می‌شوند. درواقع متغیرهایی که در مراحل بعدی برای آموزش مدل یادگیری ماشین و پیاده‌سازی مدل عامل‌بنیان استفاده خواهند شد، از داده‌های موجود استخراج می‌شوند.

۲) طراحی اولیه مدل عامل بنیان: پس از آماده‌سازی داده‌ها، شناسایی و تعریف عامل‌ها، محیط مدل، رفتارها و تعاملات بین آن‌ها انجام می‌شود. سپس مدل مفهومی اولیه با استفاده از پروتکل نمای کلی، مفاهیم طراحی و جزئیات[1] ارائه می‌شود.

۳) ساخت و آموزش مدل یادگیری ماشین: در این مرحله اقدامات لازم برای آماده‌سازی داده‌ها جهت توسعه یک مدل یادگیری ماشین انجام می‌شود. پس از آماده‌سازی داده‌های آموزشی، مدل طراحی و با داده‌های آموزشی یاد داده می‌شود. این مدل به‌گونه‌ای آموزش می‌بیند که بتواند احتمال مهاجرت هر عامل را بر اساس ویژگی‌های فردی و محیطی (مانند سن، تحصیلات، وضعیت تأهل و ...) پیش‌بینی کند. برای این کار، الگوریتم‌های مناسب انتخاب و مدل با داده‌های آموزشی بهینه‌سازی می‌شود. در این مرحله ارزیابی و تنظیم مدل یادگیری ماشین بر اساس داده‌های آموزشی برای بهبود دقت پیش‌بینی انجام می‌گیرد.

۴) پیاده‌سازی مدل عامل‌بنیان: در این مرحله، خروجی مدل یادگیری ماشین (احتمال

1.Overview, Design concepts and Details (ODD)

مهاجرت هر عامل) به‌عنوان ورودی شبیه‌سازی عامل‌بنیان استفاده می‌شود. به عبارتی هر عامل برای شروع شبیه‌سازی یک احتمال اولیه برای مهاجرت دارد که در کنار سایر ویژگی‌ها با الگوریتم مناسب پردازش می‌شود. همچنین در این مرحله، آستانه تصمیم بهینه محاسبه می‌شود. احتمال مهاجرت هر عامل با این آستانه مقایسه می‌شود تا تصمیم نهایی تعیین گردد. به‌این‌ترتیب، تعداد کل عامل‌هایی که تصمیم به مهاجرت گرفته‌اند، مشخص خواهد شد.

۵) اعتبارسنجی: تعیین مقدار آستانه تصمیم کالیبره منجر به پیش‌بینی تعداد مهاجران (از نمونه بررسی‌شده) می‌شود. خروجی نهایی مدل با داده‌های واقعی پرسشنامه‌ای مقایسه می‌شود تا میزان دقت پیش‌بینی‌ها ارزیابی شود.

یافته‌ها

همان‌طور که پیش‌ازاین اشاره شد؛ برای پیاده‌سازی روش پیشنهادی در بررسی تصمیم مهاجرت نیروی انسانی حوزه سلامت ایران، از داده‌های «پیمایش ملی مهاجرت نخبگان و عوامل مؤثر بر خروج سرمایه انسانی بخش سلامت» در قالب داده ثانویه استفاده شده است. این داده‌ها شامل ۵۴۲ نمونه هستند که در سال ۱۴۰۲ جمع‌آوری‌شده و شامل دانشجویان و دانش‌آموختگان رشته‌های موجود در وزارت بهداشت، درمان و آموزش پزشکی هستند. تعداد غالب این افراد را زنان (۵۵٪ از پاسخ‌دهندگان) و دانش‌آموختگان (۶۹٪ از پاسخ‌دهندگان) تشکیل می‌دهند.

در ادامه این بخش پس از ارائه مدل عامل‌بنیان به روش کلاسیک (نظریه محور و مبتنی بر ادبیات موضوع)، پیاده‌سازی مدل پیشنهادی پژوهش با تعداد ۳۸۴ نمونه متوازن از داده‌های معرفی‌شده؛ برای پیش‌بینی الگوهای مهاجرت نیروی انسانی حوزه سلامت با استفاده از یادگیری ماشین انجام می‌گیرد.

مدل عامل‌بنیان

در این بخش، به توصیف طراحی مدل عامل‌بنیان برای فرآیند تصمیم‌گیری مهاجرت

می‌پردازیم. برای اطمینان از وضوح و قابلیت بازتولید ساختار و فرآیندهای مدل، از پروتکل استاندارد ODD پیروی می‌کنیم. این پروتکل یک روش‌شناسی شناخته‌شده برای توصیف استاندارد مدل‌های عامل‌بنیان است (گریم و همکاران، ۲۰۰۶؛ ریلزبک و گریم[1]، ۲۰۱۹). اجزای ABM اولیه مبتنی بر پروتکل ODD عبارت‌اند از:

۱) هدف و الگو: هدف اصلی، شبیه‌سازی فرآیند تصمیم‌گیری مهاجرت نیروی انسانی بخش سلامت با تمرکز بر فاکتورهای فردی، حرفه‌ای، شبکه‌ای و محیطی است. مدل از ساختار دومرحله‌ای تمایل و تصمیم الهام گرفته از نظریه رفتار برنامه‌ریزی‌شده و مدل‌های مرحله‌ای مهاجرت استفاده می‌کند (ون دالن هنکنز[2]، ۲۰۰۸؛ کلابونده و ویلکنز، ۲۰۱۶).

جدول ۱. متغیرهای مدل عامل‌بنیان

ماهیت متغیر	متغیر	نام اختصاری	نوع موجودیت	توضیح
جمعیت‌شناختی	سن	GND	عامل	سن تقویمی عامل
	جنسیت	AGE	عامل	جنسیت عامل
	وضعیت تأهل	MRTL	عامل	وضعیت تأهل عامل؛ مجرد یا متأهل.
	وضعیت فارغ‌التحصیلی	ACST	عامل	این ویژگی بیانگر در حال تحصیل یا دانش‌آموخته بودن عامل است.
	مقطع تحصیلی	LVL	عامل	آخرین مقطع تحصیلی عامی.
	سابقه فعالیت	EXP	عامل	سابقه فعالیت در ایران به‌عنوان کادر درمان.
	تصمیم مهاجرت	D	عامل	آیا فرد برای مهاجرت از ایران تصمیم خود را گرفته است؟ پاسخ‌ها دارای دو وضعیت است: خیر هنوز تصمیم قطعی نگرفته‌ام، بله تصمیم گرفته‌ام مهاجرت کنم.
محیطی	موقعیت مکانی	LOC	محیط	نشان‌دهنده سطح توسعه‌یافتگی جغرافیایی آخرین محل فعالیت یا تحصیل عامل.

1. Grimm et al., 2006; Railsback & Grimm, 2019
2. Van Dalen & Henkens

ماهیت متغیر	متغیر	نام اختصاری	نوع موجودیت	توضیح
شبکه‌ای	تعداد دوستان مهاجرت کرده از ابتدای تحصیل	FN	عامل	اندازه شبکه اجتماعی عامل و تأثیر آن بر تمایل به مهاجرت.

۲) موجودیت‌ها، متغیرهای حالت و مقیاس: مدل شامل دو نوع موجودیت اصلی است؛ عامل نیروی انسانی و محیط. هر عامل به‌عنوان عضوی از جامعه سلامت کشور و دارای ویژگی‌های فردی، محیطی و شبکه‌ای که متغیرهای حالت شخصی و محیطی ناهمگنی عامل‌ها را نشان می‌دهند. جدول ۱ جزئیات این متغیرها را ارائه می‌کند. مقیاس زمانی مدل سالانه ثبت می‌شود. مقیاس فضایی نیز به‌صورت طبقه‌بندی‌شده است و موقعیت مکانی عامل‌ها بر اساس چهار سطح مختلف، بر اساس توسعه‌یافتگی جغرافیایی، تعریف شده است. سطح تحلیل نیز فردی (در سطح عامل) و محیطی است.

۳) فرآیند تصمیم‌گیری: مدل عامل‌بنیان پیشنهادی از سه مرحله اصلی تشکیل شده است: مقداردهی اولیه، مدل یادگیری ماشین و شبیه‌سازی. در مرحله مقداردهی اولیه، عامل‌های نیروی انسانی تعریف می‌شوند. همان‌طور که در قسمت قبل اشاره شد؛ ویژگی‌های عامل‌ها مستقیماً از مجموعه داده‌های پیمایشی استخراج می‌شوند. در مرحله نهایی که در چارچوب کتابخانه MESA پیاده‌سازی شده است، تصمیم‌گیری نهایی هر عامل در یک گام زمانی واحد انجام می‌شود. با توجه به محدودیت داده‌های مقطعی، هیچ‌گونه به‌روزرسانی دینامیک یا تکرار زمانی در مدل لحاظ نشده است. هر عامل، مقدار احتمال مهاجرت خود را با آستانه تصمیم‌گیری کالیبره‌شده مقایسه کرده و تصمیم نهایی خود را اتخاذ می‌کند؛ به‌طوری‌که خروجی تصمیم نهایی نشان‌دهنده انتخاب مهاجرت یا عدم مهاجرت است. در پایان این گام زمانی، تعداد کل عامل‌هایی که تصمیم به مهاجرت گرفته‌اند محاسبه‌شده و به‌عنوان خروجی مدل برای ارزیابی عملکرد

آن ثبت می‌شود.

۴) مفاهیم طراحی: مدل بر پایه تفکر سیستمی طراحی شده است که در آن الگوهای کلان از تعاملات خرد عامل‌ها ناشی می‌شوند (وینلسکی و رند[1]، ۲۰۱۵). عقلانیت محدود مبنای تصمیم‌گیری عامل‌هاست؛ آن‌ها بر اساس اطلاعات ناقص و درک خود از محیط، رفتارشان را با تغییر شرایط به‌روز می‌کنند (بونابو[2]، ۲۰۰۵). تعاملات عامل‌ها در محیط‌های آموزشی و حرفه‌ای، نقش مهمی در تقویت تمایل و تشدید تصمیم‌های فردی ایفا می‌کند (هینش و بیجک[3]، ۲۰۱۹). تصمیم عامل‌ها تحت تأثیر محیط بروز پیدا می‌کند.

۵) مقداردهی اولیه و داده‌های ورودی: مقادیر اولیه متغیرهای حالت مدل، از داده‌های پیمایشی استخراج شده‌اند.

مدل یادگیری ماشین

مدل‌سازی رفتار مهاجرتی عامل‌های نیروی انسانی بخش سلامت، به یک سؤال اساسی پاسخ می‌دهد: چگونه یک عامل (نیروی انسانی بخش سلامت) تصمیم نهایی برای ترک یا ماندن در کشور برای ادامه فعالیت حرفه‌ای خود را اتخاذ می‌کند؟ پاسخ به این سؤال، الگوهای مهاجرت عامل‌ها در سطح خرد را تعیین می‌کند و تأثیر مستقیمی بر رفتار سطح کلان سیستم، یعنی جریان کلی مهاجرت، دارد. درواقع، رفتار سطح کلان به‌عنوان یک ویژگی نوظهور از تصمیمات فردی عامل‌ها و تعاملات آن‌ها منتج می‌شود (نایوتن و همکاران، ۲۰۱۱؛ تورگوت و بوزداگ، ۲۰۲۳). استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین و رویکرد داده‌محور، امکان استخراج مستقیم قوانین رفتاری برای عامل‌ها را از داده‌های خرد فراهم می‌آورد (آل ابراهیم دهکری، ۲۰۲۳؛ ان و همکاران[4]، ۲۰۲۳).

---

1. Wilensky & Rand
2. Bonabeau
3. Hinsch & Bijak
4. Ale Ebrahim Dehkordi et al., 2023; An et al., 2023

مراحل ساخت مدل ML باهدف پیش‌بینی احتمال مهاجرت به شرح زیر است:

آماده‌سازی داده‌ها: با توجه به نامتوازن بودن کلاس‌های متغیر هدف، از روش نمونه‌گیری تصادفی کمتر[1] برای متوازن‌سازی مجموعه داده استفاده شد تا از سوگیری مدل به سمت کلاس اکثریت جلوگیری شود. این مجموعه داده متوازن‌شده سپس به نسبت ۷۰٪ برای آموزش و ۳۰٪ برای آزمون تقسیم شد تا تعمیم‌پذیری مدل‌ها به‌طور صحیح ارزیابی شود. متغیرهای کیفی (وضعیت فارغ‌التحصیلی، وضعیت تأهل، جنسیت، محل فعالیت) با استفاده از روش کدگذاری OneHot به‌صورت باینری کدگذاری شدند. متغیرهای کمی همچنین با استفاده از روش نرمال‌سازی ماکسیمم-مینمم در مقیاس [۰،۱] قرار گرفتند (جیمز و همکاران، ۲۰۱۳؛ علی و همکاران، ۲۰۱۹؛ پراتیوی و همکاران[2]، ۲۰۲۰).

انتخاب، آموزش و ارزیابی مدل: دو مدل مبتنی بر درخت جنگل تصادفی و XGBoost به دلیل عملکرد پیش‌بینی قوی در مسائل طبقه‌بندی انتخاب شدند. هر مدل در قالب یک پایپلاین شامل پیش‌پردازش و طبقه‌بندی آموزش داده شد. برای ارزیابی عملکرد، از معیارهای AUC (به‌عنوان معیار اصلی دقت کلی)، F1-Score (معیار توازن بین خطای نوع اول و دوم و معیار کلیدی برای انتخاب مدل در داده‌های متوازن‌شده) و Accuracy (سنجش درصد کل پیش‌بینی‌های صحیح) استفاده شد. همان‌طور که در جدول ۲ مشاهده می‌شود؛ مدل جنگل تصادفی در داده‌های آزمون عملکرد بهتری نسبت به XGBoost داشته و در تمام معیارها امتیاز بالاتری کسب کرده است. نتایج نشان می‌دهد که مدل‌ها توانایی تعمیم‌پذیری مناسبی دارند و هیچ‌گونه نشانه‌ای از بیش‌برازش یا کم‌برازش مشاهده نشده (گورسوی و بادور، ۲۰۲۱؛ زورنیچ و مارکوویچ[3]، ۲۰۲۲).

جدول ۲. ارزیابی دقت مدل‌های یادگیری ماشین بر روی مجموعه داده‌های آموزش و آزمون

1. Random Under-Sampling
2. James et al., 2013; Ali et al., 2019; Pratiwi et al., 2020
3. Gürsoy & Badur, 2021; Zornić & Marković, 2022

Model	Train	Test
XGBoost	AUC= 0.9987 F1-Score= 0.978 Accuracy= 0.9789	AUC= 0.803 F1-Score = 0.734 Accuracy= 0.733
RandomForest	AUC= 0.9996 F1-Score = 0.986 Accuracy= 0.986	AUC= 0.8304 F1-Score = 0.7521 Accuracy= 0.75

تحلیل اهمیت ویژگی‌ها و وابستگی جزئی

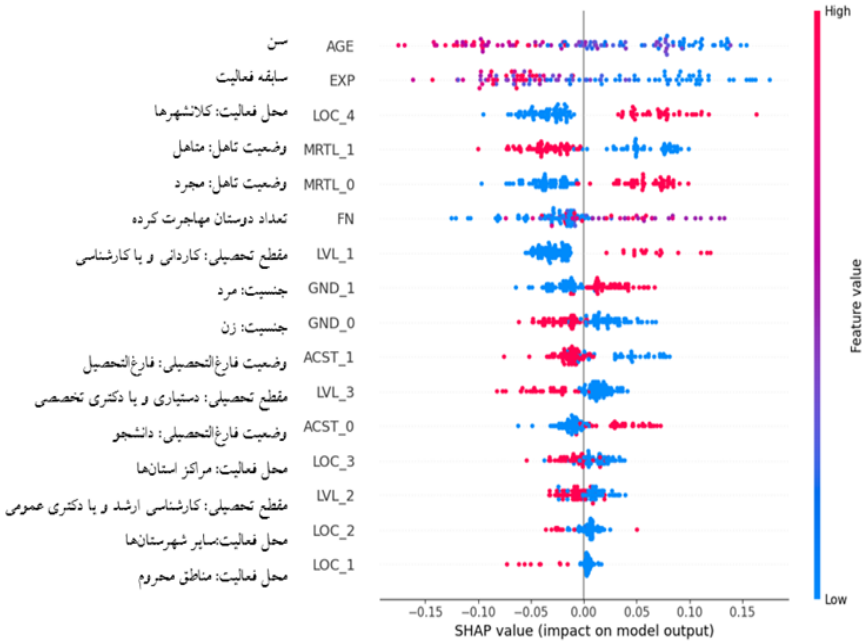
با توجه به نتایج مدل جنگل تصادفی در بخش قبل، از تحلیل SHAP[1] برای تبیین سهم هر یک از ویژگی‌ها در پیش‌بینی تصمیم به مهاجرت استفاده شد. این رویکرد بر پایه نظریه بازی‌های شاپلی توسعه‌یافته و سهم هر ویژگی را در خروجی مدل به‌صورت عددی و جهت‌دار محاسبه می‌کند و ازنظر تفسیرپذیری، یکی از معتبرترین ابزارهای موجود در حوزه یادگیری ماشین محسوب می‌شود (همیلتون و پاپادوپولوس، ۲۰۲۴؛ هان و همکاران[2]، ۲۰۲۵).

نمودار[3] شکل ۱، تأثیر هر ویژگی بر تصمیم برای تمام نمونه‌ها نمایش داده شده است. این نمودار علاوه بر اینکه اهمیت نسبی ویژگی‌ها را نشان می‌دهد، جهت تأثیر آن‌ها را نیز مشخص می‌سازد. طبق نتایج به‌دست‌آمده دو ویژگی سن و تجربه عامل که اهمیت بیشتری دارند عمدتاً SHAP مثبت دارند، به این معنا که سن بالا و به‌تبع آن تجربه بیشتر، احتمال مهاجرت را افزایش می‌دهد. این نتیجه بیانگر آن است که افراد با تجربه کاری بالاتر ممکن است منابع مالی یا مهارت‌های لازم برای دنبال کردن فرصت‌های بهتر در خارج از کشور را داشته باشند. علاوه بر این، شبکه اجتماعی، مقطع تحصیلی، وضعیت تأهل و محل فعالیت در کلان‌شهرها نیز اثر قابل‌توجهی نشان دادند. نکته مهم آن است که وضعیت تأهل، چه در حالت مجرد و چه متأهل، تقریباً به یک اندازه در تصمیم مهاجرت نقش دارد؛ بااین‌حال، به دلیل آنکه در داده‌های پیمایش تعداد متأهل‌ها بیشتر بوده است، سهم آن‌ها در سطح کلان

1. SHapley Additive exPlanations
2. Hamilton & Papadopoulos, 2024; Han et al., 2025
3. Beeswarm Plot with SHAP Values

پررنگ‌تر دیده می‌شود. این یافته با مطالعات پیشین همخوانی دارد که بر نقش ترکیبی فاکتورهای فردی و ساختاری در شکل‌گیری تصمیم مهاجرت تأکید کرده‌اند (جه[1] و همکاران، ۲۰۱۸).

شکل ۱. نمودار اهمیت ویژگی‌ها به ترتیب مقدار SHAP



در رابطه با اهمیت محل فعالیت (متغیر محیطی)، نتایج نشان می‌دهد که اشتغال در کلان‌شهرها بیشترین تأثیر را در تصمیم به مهاجرت دارد. در مراتب بعد، مراکز استان‌ها و سایر شهرستان‌های استان‌ها به‌ترتیب محیط‌هایی هستند که تصمیم عامل را تقویت می‌کنند. در مقابل، فعالیت در مناطق محروم تقریباً نقشی در تعیین تصمیم عامل ندارد. این الگو نشان‌دهنده توزیع نابرابر فرصت‌ها و احتمالاً دسترسی به شبکه‌های مهاجرتی است که در مناطق شهری بزرگ‌تر متمرکز هستند، درحالی‌که فعالیت در مناطق محروم تأثیر ناچیزی بر تصمیم عامل دارد. این یافته با این ایده همخوانی دارد که پویایی‌های

1. Ge

شـغلی و کسـب‌وکارها الگوهای مهاجرت را شـکل می‌دهند و بیش از آنکه توسـط فاکتورهای دافعه در مناطق محروم هدایت شـوند، توسـط فرصـت‌های کششی مقصد و شـبکه‌های ارتباطی متمرکز در شـهرهای بزرگ‌تر تقویت می‌شـوند (داستمن و گلیتز[1]، ۲۰۱۱؛ جه و همکاران، ۲۰۱۸).

برخلاف انتظار اولیه، نتایج مدل نشان داد که افراد با تحصیلات پایین‌تر (مقطع کاردانی و کارشـناسـی) تمایل بیشـتری به مهاجرت دارند. این یافته می‌تواند ناشـی از محدودیت فرصت‌های شغلی داخلی برای این گروه، یا انعطاف‌پذیری بیشتر در پذیرش مشاغل عمومی در کشـورهـای مقصـد باشـد. در مقابل، افراد با تحصـیلات بالاتر ممکن اسـت به‌دلیل وابسـتگی‌های حرفه‌ای، تعهدات قانونی یا مسـیرهای تخصـصـی، تمایل کمتری به مهاجرت نشـان دهند. این نتیجه نشان می‌دهد که تصمیم مهاجرت الزاماً تابع سطح تحصیلات نیست و باید در تعامل با سـایر ویژگی‌های فردی و سـاختاری تحلیل شـود (داستمن و گلیتز، ۲۰۱۱؛ رحمتی، ۱۳۹۳).

در ویژگی‌های جمعیت‌شـناختی، جنسی اثر کمتری نسبت به فاکتورهای اصلی دارد و نقش آن در مقایسـه با سـن، تجربه و محیط محدودتر اسـت. وضعیت فارغ‌التحصیلی نیز اثر دارد اما نسـبت به سـایر ویژگی‌های کلیدی در مرتبه پایین‌تری قرار می‌گیرد. همان‌طور که در مطـالعه احسـانی چیمه[2] و همکاران (۲۰۱۸) نسـبت جنسـیتی (مرد به زن) برای ماندن پزشکان ایرانی در مبدأ تفاوت معناداری نداشت.

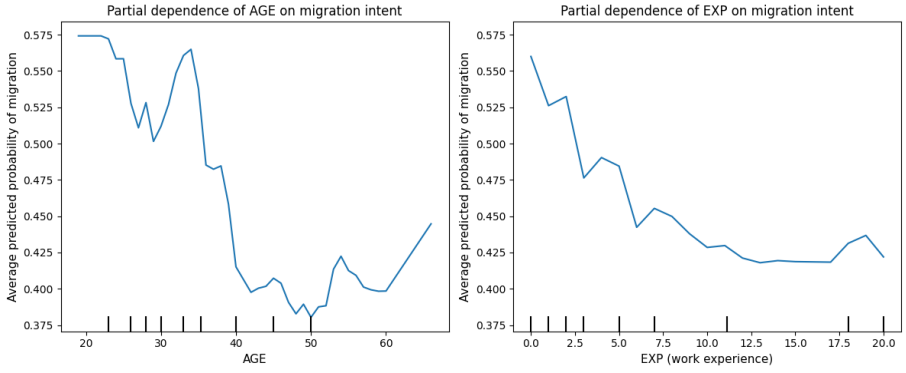
برای بررسـی دقیق‌تر نقش دو ویژگی کلیدی سـن و تجربه کاری در پیش‌بینی تصمیم مهاجرت، از نمودارهای وابسـتگی جزئی اسـتفاده شـد (مولنار[3]، ۲۰۲۳). این نمودارها روند میانگین احتمال پیش‌بینی‌شـده مهاجرت را در برابر تغییرات هر ویژگی، با ثابت نگه‌داشـتن سایر ویژگی‌ها، نمایش می‌دهند.

نمودار سـمت چپ در شـکل ۲ نشـان می‌دهد که تأثیر سـن بر احتمال مهاجرت کاملاً غیرخطی اسـت و در سـنین پایین (زیر ۳۰ سـال)، منحنی نوسـان دارد و مقدار پیش‌بینی‌شده

1. Dustmann & Glitz
2. Ehsani-Chimeh
3. Molnar

مهاجرت پایین است؛ این نشان می‌دهد که افراد جوان، به‌ویژه پس از فارغ‌التحصیلی و در آغاز مسیر شغلی، تمایل کمتری به مهاجرت دارند. از حدود ۳۰ سالگی به بعد، منحنی به‌طور پیوسته افزایش می‌یابد و در میان‌سالی به مقدار بالایی از احتمال مهاجرت می‌رسد. این روند با فرضیه‌ای همخوان است که افراد در میان‌سالی، پس از کسب تجربه و منابع مالی، آمادگی بیشتری برای مهاجرت دارند. همچنین در نمودار سمت راست مشاهده می‌شود که در سنین بالا که سابقه کاری بیشتر است، عامل‌ها پس از افت احتمال مهاجرت مجدداً با مقادیر بالاتر احتمال مهاجرت همراه‌اند. این نتیجه نشان می‌دهد که تأثیر مثبت سن بر تصمیم مهاجرت، زمانی تقویت می‌شود که با تجربه کاری بالا همراه باشد. به‌عبارتی تصمیم به مهاجرت تحت تأثیر ترکیبی از سن و تجربه کاری است. صرفاً سن بالا کافی نیست؛ بلکه ترکیب سن بالا با سابقه کاری قابل‌توجه دلیل اصلی افزایش احتمال مهاجرت است (نایوتن و همکاران، ۲۰۱۱؛ هان و همکاران، ۲۰۲۵). این تعامل غیرخطی و وابسته، اهمیت استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین را در کشف الگوهای پیچیده رفتاری نشان می‌دهد که برخلاف رویکردهای آماری سنتی، به‌جای تمرکز بر روابط خطی، تعاملات پیچیده را در نظر می‌گیرند که برای مدل‌سازی رفتارهای ضروری است (چن و همکاران، ۲۰۰۸؛ ان و همکاران، ۲۰۲۳).

شکل ۲. نمودار وابستگی جزئی سن و تجربه به‌احتمال تصمیم مهاجرت



پیاده‌سازی و ارزیابی ABM

در این مرحله، مدل عامل‌بنیان مهاجرت نیروی انسانی بخش سلامت، با استفاده از زبان برنامه‌نویسی پایتون و چارچوب MESA پیاده‌سازی شد (کازیل[1] و همکاران، ۲۰۲۰). در این مدل، الگوریتم جنگل تصادفی آموزش‌دیده به‌عنوان فرا-مدل رفتاری عمل می‌کند که مسئولیت تعیین تصمیم هر عامل در هر گام تصمیم را بر عهده دارد. هر عامل داده‌های مربوط به ویژگی‌های خرد خود را به‌عنوان ورودی به مدل جنگل تصادفی می‌دهند و خروجی مدل، احتمال پیوسته قصد مهاجرت را تعیین می‌کند. به‌عبارتی خروجی نهایی مدل یادگیری ماشین، مجموع وزنی امتیازات درخت‌های تصمیم[2] است که با استفاده از تابع سیگموئید[3] (لجستیک) به‌احتمال بین [۰،۱] تبدیل می‌شود (لامپرتی و همکاران، ۲۰۱۸؛ ژانگ و ژائو[4]، ۲۰۲۶). این فرمول مطابق روابط ۱، رفتار هر عامل را در محیط شبیه‌سازی تعیین می‌کند:

$$S_{score,i} = \sum_{k=1}^{K} f_k(x_i) \quad for\ all\ \mathrm{i} = 1, 2, \ldots, \mathrm{N}$$
$$\& \qquad (۱)$$
$$p_{intend,i} = \frac{1}{1 + e^{-S_{score,i}}}$$

در این فرمول؛ K تعداد درختان در مدل جنگل تصادفی و $f_k(X_i)$ امتیاز پیش‌بینی‌شده توسط درخت k برای عامل i (از تعداد کل N) با مجموعه ویژگی X_i است.

$P_{intend,i}$ احتمال نهایی قصد به مهاجرت عامل i را نشان می‌دهد. سپس، این احتمال پیوسته به یک تصمیم گسسته تبدیل می‌شود. این انتقال با مقایسه $P_{intend,i}$ با آستانه تصمیم کالیبره شده (T) مطابق رابطه ۲ صورت می‌گیرد:

$$Decision_i = \begin{cases} 1 \ if\ p_{\mathrm{intend,i}} \geq T \\ \quad if\ p_{\mathrm{intend,i}} < T \end{cases} \qquad (۲)$$

---

1. Kazi
2.Score,i
3. Sigmoid
4. Lamperti etal., 2018; Zhang & Zhao, 2026

چنانچه مقدار احتمال نهایی از آستانه بهینه بیشتر شود؛ عامل اقدام به مهاجرت می‌کند (لامپرتی و همکاران، ۲۰۱۸، تورگوت و بوزداگ، ۲۰۲۳، گوتیرز- لوپز[1] و همکاران، ۲۰۲۳). در بخش کالیبراسیون مقدار بهینه T تعیین شده است.

در ادامه این بخش بررسی سهم متغیرهای کلیدی در عملکرد نهایی مدل رفتاری الگوریتم یادگیری ماشین و توجیه استفاده از مجموعه کامل ویژگی‌ها به‌عنوان قانون تصمیم‌گیری عامل در محیط شبیه‌سازی انجام گرفته است. نتایج این مقایسه در جدول ۳ ارائه می‌شود.

جدول ۳. مقایسه عملکرد مدل‌های XGBoost بر اساس ترکیب ویژگی‌ها

نام مدل	ویژگی‌های ورودی	AUC	F1-Score	Accuracy
مدل ۱	تمام ویژگی‌ها به جز FN	0.7986	0.6667	0.6724
مدل ۲	AGE, EXP, MRTL, LOC	0.7875	0.6942	0.6810
مدل ۳	تمام ویژگی‌ها (مدل کامل)	0.8227	0.7368	0.7414

نتایج حاصل از جدول ۳، برتری مدل ۳ را در پیش‌بینی رفتار مهاجرتی عامل‌ها تأیید می‌کند. مهم‌ترین نکته در تحلیل حساسیت، تفاوت عملکرد بین مدل ۱ و مدل ۳ است. مدل ۱ صرفاً متغیر اثر شبکه (تعداد دوستان مهاجرت کرده) را که یک عامل تعاملی و اجتماعی است، حذف می‌کند. این حذف منجر به کاهش شدید AUC و F1-Score از شده است. این کاهش عملکرد، سهم حیاتی متغیر تعاملی FN را در تعیین تصمیم به مهاجرت عامل‌ها به‌صورت عددی تأیید می‌کند. این نتیجه با ماهیت عامل‌بنیان بودن مدل سازگار است و نشان می‌دهد که نادیده گرفتن تعاملات اجتماعی، همان‌طور که در مدل‌های تئوری صرف رایج است، منجر به خطای قابل‌توجهی در پیش‌بینی جریان مهاجرت در سطح کلان خواهد شد.

مدل ۲ تنها از ویژگی‌های اصلی که بالاترین اهمیت را در تحلیل SHAP داشتند استفاده می‌کند. بااین‌حال، این مدل ضعیف‌ترین عملکرد را به ثبت رسانده است. این

1. Gutiérrez López

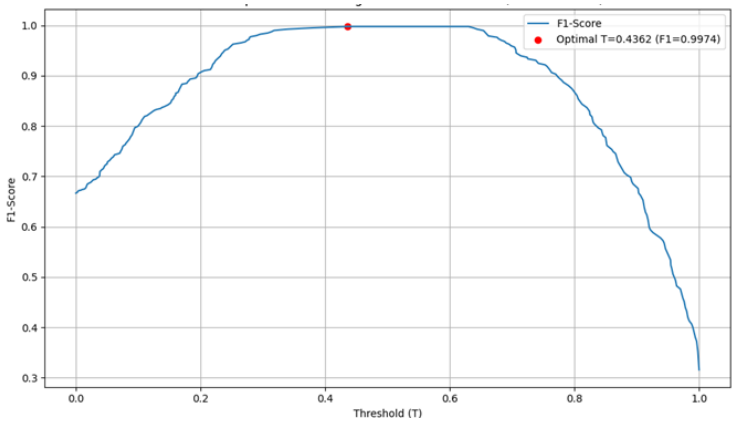
موضـــوع نشـــان می‌دهد که هرچند برخی ویژگی‌ها به‌طور میانگین نقش بالاتری دارند، اما حـذف ســـایر ویژگی‌هـا منجر بـه نـادیـده گرفتن بخش مهمی از رفتـار عـامل‌ها می‌شـــود. درنهایت، نتایج تحلیل حساسیت به‌وضوح انتخاب مدل ۳ را به‌عنوان مدل رفتاری نهایی در پیـاده‌ســـازی مـدل عـامـل‌بنیـان توجیه می‌کند، زیرا این مدل بهترین توانایی را در جذب و انعکـاس پیچیـدگی‌هـا و اثرات متقـابـل عوامل فردی و تعاملی در تصـــمیم‌گیری مهاجرت عامل‌ها فراهم می‌آورد.

کالیبراسیون آستانه تصمیم عامل

همان‌طور که در بخش قبل مطرح ضـد؛ خروجی مدل جنگل تصـادفی یک احتمال پیوسـته برای قصـد مهاجرت عامل اسـت. برای اینکه عامل بتواند در هر گام تصـمیم یک تصـمیم دودویی (مهاجرت یا عدم مهاجرت) اتخاذ کند، این احتمال باید با یک آســـتانه تصـــمیم مقـایســـه شـــود. این آســـتـانه، حســـاســـیت مدل رفتاری عامل را تعیین می‌کند. هدف از کالیبراسیون، یافتن آستانه بهینه است که عملکرد مدل را در تبدیل احتمال به تصمیم نهایی، به بالاترین ســـطح برســـاند. ازآنجاکه داده‌های آموزشـــی ما برای کلاس هدف (مهاجرت) متوازن شـده‌اند، از معیار F1-Score برای تعیین آستانه بهینه استفاده شد، زیرا این معیار یک توازن محتاطانه بین دقت و فراخوانی ایجاد می‌کند.

با جسـتجو در محدوده آسـتانه‌های ممکن، F1-Score ماکزیمم شـده و آستانه بهینه با مقدار ۰٫۴۳۶۲ شـناسـایی شـد. این آسـتانه حداکثر F1-Score برابر با ۰٫۹۹۷۴ را به دسـت آورد. اعمال این آسـتانه بر روی داده‌های متوازن‌شـده، تعداد عامل‌های با قصد مهاجرت را ۱۹۳ نفر، از کل نمونه، پیش‌بینی کرد که بسیار نزدیک به مقدار واقعی ۱۹۲ نفر در داده‌های متوازن‌شـده است. در ادامه شکل ۳ و شکل ۴ تأثیر این آستانه را بر عملکرد و نرخ پیش‌بینی قصد مهاجرت نشان می‌دهند.

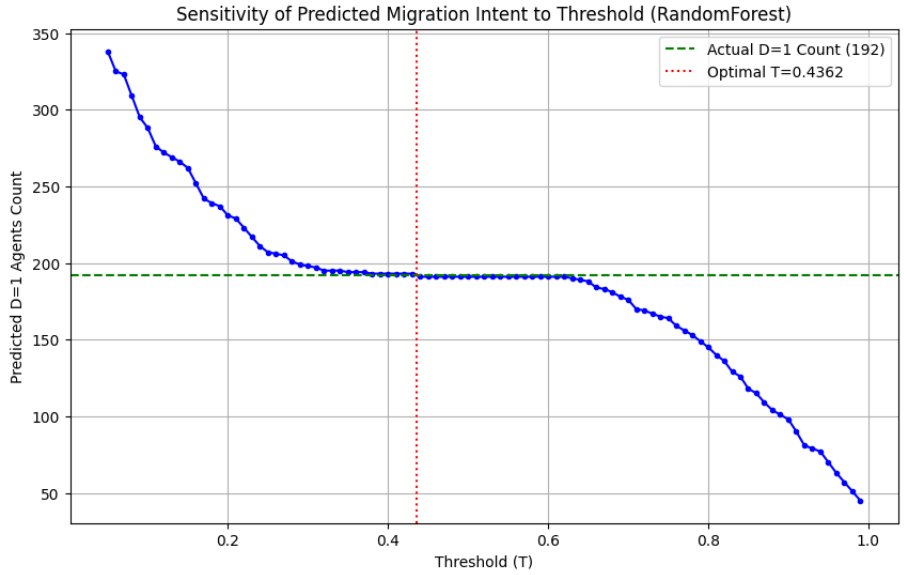
شکل ۳. بهینه‌سازی آستانه تصمیم بر اساس معیار F1 در مدل پیش‌بینی مهاجرت



نمودار شـــکـل ۳ نشـــان می‌دهـد کـه با تغییر T از ۰ به ۱، عملکرد مدل ا معیار F1-Score چگونـه تغییر می‌کنـد. این نمودار اثبـات می‌کنـد کـه ۰,۴۳۶۲ بهترین نقطـه برای تبـدیـل خروجی احتمالی مدل به یک تصمیم قطعی است، زیرا در این نقطه معیار مذکور به بالاترین مقدار خود می‌رسد و کمترین خطا را در طبقه‌بندی هر دو کلاس داریم.

نمودار شکل ۴ نشان‌دهنده حساسیت مدل در سطح کلان به تغییرات آستانه است و تأیید می‌کند که با افزایش T، تعداد عامل‌هایی که تصـــمیم به مهاجرت می‌گیرند، کاهش می‌یابد. خط‌چین سـبزرنگ نشان‌دهنده تعداد واقعی مهاجران در داده‌های متوازن‌شده است. خط‌چین قرمز نیز آسـتانه بهینه را نشـان می‌دهد و تأیید می‌کند تعداد پیش‌بینی‌شـده (تقریباً ۱۹۳ نفر) به خط واقعی بسـیار نزدیک است. درنتیجه آستانه بهینه انتخاب‌شده برای دقت در ســـطح خرد (معیـار F1-Score)، منجر بـه دقـت بـالـا در پیش‌بینی نرخ کلـان (تعـداد کـل مهاجران) نیز می‌شـــود که یک اعتبارســـنجی قوی برای مدل رفتاری عامل‌بنیان داده‌محور است.

شکل ۴. تحلیل حساسیت نرخ پیش‌بینی مهاجرت نسبت به آستانه تصمیم



اعتبارسنجی نهایی ABM

در این مرحله، عملکرد مدل رفتاری مبتنی بر یادگیری ماشین با یک مدل نظریه محور استاندارد مقایسه شده تا توانایی آن در بازتولید رفتار عامل‌ها به‌صورت کمی اعتبارسنجی شود. مدل الگوریتم جنگل تصادفی به‌عنوان نماینده رویکرد داده‌محور انتخاب شد که قادر است روابط غیرخطی و تعاملات پیچیده میان ویژگی‌ها را بدون فرض‌های قبلی استخراج کند. در مقابل، رگرسیون لجستیک به‌عنوان مدل تئوری‌محور در نظر گرفته شد که بر پایه فرض رابطه خطی میان متغیرها عمل می‌کند و ازنظر تفسیرپذیری، ساختار ساده‌تری دارد. در مطالعات مدل‌سازی عامل‌بنیان، به‌منظور دستیابی به دقت بالا در پیش‌بینی، الگوریتم‌های مبتنی بر یادگیری ماشین اغلب در برابر مدل‌های نظریه‌محور سنتی ارزیابی می‌شوند (تورگوت و بوزداگ، ۲۰۲۳). این مقایسه به درک بهتر توانایی هر رویکرد در مدل‌سازی تصمیم‌گیری‌های پیچیده عامل‌ها کمک می‌کند (ال‌ابراهیم دهکردی و همکاران، ۲۰۲۳).

هر دو مدل بر روی داده متوازن آموزش داده شدند و پس از اعمال پیش‌پردازش یکسان، خروجی آن‌ها بر روی مجموعه آزمون ارزیابی شد. برای تبدیل خروجی پیوسته مدل‌ها به تصمیم گسسته، آستانه تصمیم بهینه اعمال شد. جدول ۴ نتایج این اعتبارسنجی را

نشـان می‌دهد. مدل جنگل تصـادفی در تمامی معیارهای عملکردی، ازجمله قدرت تفکیک (معیـار AUC)، تعـادل بین دقـت و پوشـــش (معیـار F1) و دقت کلی (معیار Accuracy)، عملکرد بهتری نسبت به مدل خطی رگرسیون لجستیک داشت. این برتری نشان می‌دهد که رویکرد داده‌محور می‌تواند رفتار عامل‌ها را با دقت بالاتری مدل‌ســازی کند، بدون آنکه به فرض‌های محدودکننده نظری وابسته باشد.

اگرچـه مدل داده‌محور زمان آموزش بیشـــتری نســـبت به مدل تئوری‌محور دارد، اما عملکرد آن در پیش‌بینی دقیق رفتـار عـامل‌ها، قدرت تفکیک بالا و انطباق نرخ کلان، آن را به گزینه‌ای برتر برای مدل‌ســازی رفتاری تبدیل کرده اســت. در اینجا، کیفیت پیش‌بینی بر سرعت اجرا اولویت دارد.

جدول ٤. اعتبارسنجی نهایی و مقایسه عملکرد مدل‌های رفتاری

مدل	AUC-ROC	F1-Score	Accuracy	زمان آموزش (ثانیه)	زمان آزمون (ثانیه)
جنگل تصادفی (مدل داده‌محور)	0.8205	0.6364	0.7155	0.2000	0.0500
رگرسیون لجستیک (مدل نظریه‌محور)	0.7782	0.7258	0.7069	0.0300	0.0200

علاوه بر ارزیابی عملکرد در سـطح عامل‌ها، اعتبارسنجی آماری در سطح کلان نیز انجام شد تا میزان انطباق مدل با نرخ واقعی مهاجرت بررســی شــود. با اعمال آســتانه بهینه **۰,۴۵۳۴** بر روی کل مجموعه داده، مدل داده محور تعداد **۱۹۳** عامل (از **۳۸۴** نمونه) با قصــد مهاجرت را پیش‌بینی کرد. این مقـدار بســـیـار نزدیـک بـه تعـداد واقعی **۱۹۲** عامل در مجموعه داده متوازن‌شـــده اســـت. این انطبـاق بـالا، اعتبار آماری مدل رفتاری عامل‌بیان داده‌محور را در شـبیه‌سـازی جریان‌های کلان مهاجرت تأیید می‌کند و نشان می‌دهد که مدل نه‌تنها در سطح خرد، بلکه در سطح کلان نیز قابل‌اعتماد است.

بحث و نتیجه‌گیری

این مطالعه باهدف توسعه یک چارچوب مدل‌سازی عامل‌بنیان مبتنی بر داده برای شبیه‌سازی رفتار مهاجرتی نیروی انسانی بخش سلامت ایران انجام شد. نوآوری اصلی این رویکرد، ادغام مستقیم و غیرخطی قوانین رفتاری استخراج‌شده از مدل یادگیری ماشین جنگل تصادفی در هسته تصمیم‌گیری عامل‌ها در ABM بود. این امر به مدل اجازه داد تا به‌جای اتکا به فرضیات تئوری خطی، الگوهای پیچیده و تعاملی مهاجرت را مستقیماً از داده‌های خرد شناسایی کند.

نتایج نشان داد که مدل انتخابی، با کسب برتری قاطعی نسبت به مدل نظریه‌محور رگرسیون لجستیک در پیش‌بینی قصد مهاجرت عامل‌ها دارد. این برتری، توجیه می‌کند که رابطه بین ویژگی‌های فردی و تصمیم مهاجرت، ماهیتی غیرخطی داشته و نیازمند ابزارهای داده‌محور است. از طرفی تحلیل SHAP، عوامل کلیدی مؤثر بر تصمیم‌گیری را مشخص کرد که سن و سابقه کار بالاترین سهم را در افزایش احتمال مهاجرت دارند. تحلیل وابستگی جزئی نشان داد که این تأثیر غیرخطی بوده و اوج تمایل به مهاجرت در میان‌سالی، پس از کسب تجربه و مهارت‌های لازم برای جذب در بازارهای بین‌المللی رخ می‌دهد.

وجود متغیر تعداد دوستان مهاجرت‌کرده در مدل ۳، عملکرد مدل را به‌طور قابل‌توجهی نسبت به مدل ۱ بهبود بخشید. این یافته، نقش حیاتی شبکه‌های اجتماعی در کاهش عدم قطعیت و تسهیل فرآیند مهاجرت نیروی متخصص را تأیید می‌کند.

کالیبراسیون مدل، آستانه بهینه تصمیم را برابر با ۰,۴۳۶۲ تعیین کرد که اندکی پایین‌تر از آستانه پیش‌فرض ۰,۵ است. این امر نشان می‌دهد که نیروی انسانی بخش سلامت، نسبت به احتمال مهاجرت، حساسیت بالایی دارد و حتی با کمی بیشتر شدن احتمال، تصمیم به مهاجرت عملی می‌شود. این حساسیت بالا، بیانگر وجود فاکتورهای قوی دافعه در محیط مبدأ است که باعث می‌شود عامل‌ها با اطمینان کمی نیز به سمت خروج سوق پیدا کنند.

نتایج این پژوهش می‌تواند به‌عنوان یک ابزار شبیه‌سازی قدرتمند برای سیاست‌گذاران عمل کند. با توجه به اهمیت بالای سن، تجربه و عامل شبکه، سیاست‌های حفظ نیروی

انسانی باید بر تعدیل محیط کاری متخصصان میان‌سال متمرکز شود تا این گروه حیاتی از خروج بازداشته شوند.

این مطالعه باوجود ارائه چارچوب نوین مدل‌سازی، از چند محدودیت روش‌شناختی برخوردار است که در تفسیر و تعمیم‌پذیری نتایج باید مدنظر قرار گیرند. نخست، نمونه پژوهش مشتمل بر داده‌های پیمایش ملی مهاجرت نخبگان بخش سلامت است که اگرچه از تنوع مناسبی در متغیرهای کلیدی جمعیت‌شناختی و حرفه‌ای برخوردار است، اما عمدتاً جامعهٔ دانشگاهی و مراکز دولتی حاضر در کشور را پوشش می‌دهد و ممکن است به‌طور کامل نمایندهٔ نیروهای شاغل در بخش خصوصی یا افرادی که پیش‌تر مهاجرت کرده‌اند نباشد. بااین‌حال، استفاده از این نمونه به دلیل دسترسی به مهم‌ترین منبع داده‌های خرد ملی در حوزهٔ مهاجرت نیروی سلامت و تنوع درونی آن برای آموزش و آزمون مدل یادگیری ماشین، توجیه‌پذیر است. محدودیت مهم دیگر، مقطعی بودن داده‌ها و به‌تبع آن ایستایی مدل پیشنهادی است. افزودن این بعد زمانی، نه‌تنها قابلیت تحلیل مسیرهای مهاجرت را فراهم می‌آورد، بلکه زمینهٔ ارزیابی سناریوهای مختلف سیاستی در پاسخ به تحولات آتی را نیز ایجاد خواهد نمود؛ بنابراین، پژوهش حاضر به‌مثابه گام نخست در ارائه یک زیرساخت روش‌شناختی یکپارچه عمل می‌کند که قابلیت تکمیل و گسترش به‌سوی مدل‌های پویا و پیش‌بین را دارد.

تعارض منافع

نویسندگان این پژوهش تعارض منافعی ندارند.

ORCID

Homa Khodadadi **https://orcid.org/0009-0000-3760-5976**

Mostafa Kazemi **https://orcid.org/0000-0002-5084-5752**

Naser Motahari Farimani **https://orcid.org/0000-0001-6828-6736**

Seyyed Mohammad Tabatabaei **http://orcid.org/0000-0002-3153-8968**

منابع

۱. حسین دوست، سمانه، زمانی، بهمن و فاطمی، افسانه. (۱۴۰۱). ارزیابی ابزارهای مدل‌سازی و شبیه‌سازی مبتنی بر عامل بر اساس استاندارد ایزو ۲۵۰۱۰. *پژوهش‌های نوین در تصمیم‌گیری*، ۷(۱)، ۶۱-۸۶ https://sid.ir/paper/1045807/fa

۲. حق‌دوست، ع.، نوری حکمت، س.، طلایی، ب.، ملک‌پور افشار، ر.، صلواتی، ب.، بهزادی، ف.، بذرافشان، ع. (۱۴۰۱). بررسی عوامل مؤثر بر مهاجرت نیروی انسانی در حوزه سلامت در سال ۱۴۰۱. *نشریه فرهنگ و ارتقای سلامت فرهنگستان علوم پزشکی*، ۶(۲)، ۲۰۵–۲۱۲. http://dx.doi.org/10.22034/6.2.2

۳. رحمتی، ح. (۱۳۹۳). نقش مهاجرت سرمایه‌های فکری بر جریان دانش، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه الزهرا (س).

۴. رصدخانه مهاجرت ایران. (۱۴۰۱). مهاجرت نیروی انسانی حوزه سلامت در جهان و ایران. در سالنامه مهاجرتی ایران ۱۴۰۱ (صص. ۳۶۶–۳۹۷). تهران: *رصدخانه مهاجرت ایران*. https://imobs.ir/outlook/detail/22

۵. صفایی‌پور، م. و محلی، ی. (۱۳۹۶). بررسی عوامل تأثیرگذار بر مهاجرت از شهر با استفاده از مدل معادلات ساختاری و تکنیک تحلیل سلسله مراتبی فازی (مطالعه موردی: شهر اهواز). *مطالعات محیطی هفت حصار*، ۶ (۲۲)، ۸۱-۹۶. http://hafthesar.iauh.ac.ir/article-1-500-fa.html

۶. علاءالدینی، فرشید، فاطمی، رزیتا، رنجبران جهرمی، هومن، اصغری رودسری، الهام، اسکندری، شروین، توکلی، حمیدرضا، رضوی، اوستا، فیض زاده، علی، حسین پور، احمدرضا، میرزاصادقی، علیرضا و اردلان، علی. (۱۳۸۴). میزان تمایل به مهاجرت و علل آن در پزشکان ایرانی. *تحقیقات نظام سلامت حکیم (حکیم)*، ۸(۳)، ۹-۱۵. https://sid.ir/paper/29245/fa

۷. غفاریان، ع.، فردوسی، م. (۱۴۰۱). مهاجرت کادر درمان؛ زنگ خطر به صدا درآمده است؟ *مجله علمی دانشگاه علوم پزشکی بیرجند*، ۲۹(۴)، ۳۹۷–۴۰۱. http://dx.doi.org/10.34785/bums024.2022.030

۸. فرتوک زاده، حمیدرضا و اشراقی، حسن. (۱۳۸۷). مدل‌سازی دینامیکی پدیده مهاجرت نخبگان و نقش نظام آموزش عالی در آن. *پژوهش و برنامه‌ریزی در آموزش عالی*، ۱۴(۴ (۵۰))، ۱۳۹-۱۶۸. https://sid.ir/paper/68087/fa

۹. فرح‌بخش، م.، مدیری، م.، خاتمی فیروزآبادی، س.م.ع.م.، پورابراهیمی، ع. (۱۴۰۱). شبیه‌سازی چرخه عمر صنعت برق با استفاده از شبیه‌سازی عامل‌بنیان. *چشم‌انداز مدیریت صنعتی*، ۱۲(۴)، ۹-۳۵. https://doi.org/10.52547/jimp.12.4.9

۱۰. ودادهیر، ابوعلی و اشراقی، سمیه. (۱۳۹۸). گرایش به مهاجرت به خارج در جامعه پزشکی ایران: مطالعه‌ای کیفی. *پژوهش و برنامه‌ریزی در آموزش عالی*، ۲۵(۲)، ۲۳-۴۲. https://sid.ir/paper/68063/fa

References

1. Ale Ebrahim Dehkordi, M., Lechner, J. M., Ghorbani, A., Nikolic, I., Chappin, É., & Herder, P. M. (2023). Using machine learning for agent specifications in agent-based models and simulations: A critical review and guidelines. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 26(1). https://doi.org/10.18564/jasss.5016)
2. Ali, H., Salleh, M., Talpur, K., Ullah, A., Ahmad, A., & Naseem, R. (2019). A review on data preprocessing methods for class imbalance problem. 390–397. https://doi.org/10.14419/ijet.v8i3.29508
3. An, L., Grimm, V., Bai, Y., Sullivan, A., Turner, B. L. II, Malleson, N., Heppenstall, A., Vincenot, C., Robinson, D., Ye, X., Liu, J., Lindkvist, E., & Tang, W. (2023). Modeling agent decision and behavior in the light of data science and artificial intelligence. *Environmental Modelling & Software*, 166, 105713. https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2023.105713
4. Asadi, H., Ahmadi, B., Nejat, S., Akbari Sari, A., Garavand, A., Almasian Kia, A., & Hasoumi, M. (2018). Factors influencing the migration of Iranian healthcare professionals: A qualitative study. *PloS ONE*, 13(6), e0199613. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0199613
5. Badham, J., Chattoe-Brown, E., Gilbert, N., Chalabi, Z., Kee, F., & Ruth F. Hunter. (2018). Developing agent-based models of complex health behaviour. *Health & Place*, 54, 170-177. https://doi.org/10.1016/j.healthplace.2018.08.022
6. Bandini, S., Manzoni, S., & Vizzari, G. (2009). Agent based modeling and simulation: An informatics perspective. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 12(4), 1–4. https://ideas.repec.org/a/jas/jasssj/2009-69-1.html

7. Beyer, R. M., Schewe, J., & Abel, G. J. (2023). Modeling climate migration: dead ends and new avenues. *Frontiers in Climate*, 5(1212649). https://doi.org/10.3389/fclim.2023.1212649
8. Bonabeau, B. (2002). Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems. *PNAS*, 99(suppl 3), 7280–7287. http://dx.doi.org/10.1073/pnas.082080899
9. Carling, Jørgen (2011) The European Paradox of Unwanted Migration, in A Threat Against Europe? Security, Migration and Integration. Brussels: Brussels University Press (VUB) (33–46). https://www.prio.org/publications/31
10. Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. *CoRR*, abs/1603.02754. https://doi.org/10.1145/2939672.2939785
11. Chen, Z., Jiang, S., Lu, M., & Sato, H. (2008). How do heterogeneous social interactions affect the peer effect in rural-urban migration?: Empirical evidence from China. *SSRN Electronic Journal*. https://doi.org/10.2139/ssrn.1360689
12. Connell, J. (2014). The two cultures of health worker migration: A Pacific perspective. *Social Science & Medicine*, 116, 73–81. https://doi.org/10.1016/j.socscimed.2014.06.043
13. De Luca, G., Lampoltshammer, T. J., Parven, S., & Scholz, J. (2022). A literature review on the usage of agent-based modelling to study policies for managing international migration. *Social Sciences*, 11(8), 356. http://dx.doi.org/10.3390/socsci11080356
14. Degfachew, T. N., Dilnesaw, M. M., & Massa, M. M. (2025). Impact of international labor migration on crop production in eastern Amhara, Ethiopia. A multinomial endogenous switching regression model analysis. *Ecological Frontiers*, 45(3), 768–779. https://doi.org/10.1016/j.ecofro.2025.02.004
15. Di Caprio, D., Sironi, S., Lan, F.-Y., & Rostamkhani, R. (2025). A data-driven multicriteria decision model for healthcare workforce retention strategies. *Healthcare Analytics* (New York, N.Y.), 8(100403), 100403. https://doi.org/10.1016/j.health.2025.100403
16. Dustmann, C., & Glitz, A. (2011). Migration and education. In E. A. Hanushek, S. Machin, & L. Woessmann (Eds.), Handbook of the Economics of Education (Vol. 4, pp. 327–434). *Elsevier*. https://doi.org/10.1016/B978-0-444-53444-6.00004-3
17. Eaton, J., Baingana, F., Abdulaziz, M., Obindo, T., Skuse, D., & Jenkins, R. (2023). The negative impact of global health worker migration, and how it can be addressed. *Public Health*, 225, 254–257. https://doi.org/10.1016/j.puhe.2023.09.014

18. Ehsani-Chimeh, E., Majdzadeh, R., Delavari, S., Najafi Gharebelagh, M., Rezaei, S., & Homaie Rad, E. (2018). Physicians' retention rate and its effective factors in the Islamic Republic of Iran. *East Mediterr Health J.*, 24(9), 830–837. https://doi.org/10.26719/2018.24.9.830
19. Filatova, T., Verburg, P. H., Parker, D. C., & Stannard, C. A. (2013). Spatial agent-based models for socio-ecological systems: Challenges in design and validation. *Environmental Modelling & Software*, 45, 1–7. https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2013.03.017
20. Fu, Z., & Hao, L. (2018). Agent-based modeling of China's rural–urban migration and social network structure. Physica A, 490, 1061–1075. https://doi.org/10.1016/j.physa.2017.08.145
21. Ge, J., Polhill, J. G., Craig, T., & Liu, N. (2018). From oil wealth to green growth - An empirical agent-based model of recession, migration and sustainable urban transition. *Environmental Modelling & Software*, 107, 119–140. https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2018.05.017
22. Grebeniyk, A., Aleshkovski, I., & Maksimova, A. (2021). The impact of labor migration on human capital development. *Migraciones Internacionales*, 12, 0. https://doi.org/10.33679/rmi.v1i1.2190
23. Grimm, V., Berger, U., Bastiansen, F., Eliassen, S., Ginot, V., Giske, J., & DeAngelis, D. L. (2006). A standard protocol for describing individual-based and agent-based models. *Ecological Modelling*, 198(1–2), 115–126. https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2006.04.023
24. Grimm, V., et al. (2020). The ODD protocol for describing agent-based and other simulation models: A second update to improve clarity, replication, and structural realism. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 23(2), 7. https://doi.org/10.18564/jasss.4259
25. Gürsoy, F., & Badur, B. (2021). An agent-based modelling approach to brain drain. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*. https://doi.org/10.1109/TCSS.2021.3066074
26. Gutiérrez-López, A., González-Serrano, F.-J., & Figueiras-Vidal, A. R. (2023). Optimum Bayesian thresholds for rebalanced classification problems using class-switching ensembles. *Pattern Recognition*, 135, 109158. https://doi.org/10.1016/j.patcog.2022.109158
27. Hamilton, R. I., & Papadopoulos, P. N. (2023). Using SHAP values and machine learning to understand trends in the transient stability limit. *IEEE Transactions on Power Systems*, 39(1), 1384–1397. https://doi.org/10.1109/tpwrs.2023.3248941
28. Han, J., Guzman, J. A., & Chu, M. L. (2025). Prediction of gully erosion susceptibility through the lens of the SHapley Additive exPlanations (SHAP) method using a stacking ensemble model. *Journal of Environmental Management*, 383, 125478. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2025.125478

29. Hassani-Mahmooei, B., & Parris, B. W. (2012). Climate change and internal migration patterns in Bangladesh: An agent-based model. *Environment and Development Economics*, 17(6), 763–780. https://doi.org/10.1017/S1355770X12000290
30. Hinsch, M., & Bijak, J. (2019). *Rumours lead to self-organized migration routes.*
31. Holmes, G. M., & Fraher, E. P. (2017). Developing physician migration estimates for workforce models. *Health Services Research*, 52, 529–545. https://doi.org/10.1111/1475-6773.12656
32. James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). An Introduction to Statistical Learning (8th ed., Vol. 103). Springer New York. https://doi.org/10.1007/978-1-4614-7138-7
33. Kazil, J., Masad, D., & Crooks, A. (2020). Utilizing python for agent-based modeling: The Mesa framework. In Lecture Notes in Computer Science. *Social, Cultural, and Behavioral Modeling* (pp. 308–317). https://doi.org/10.1007/978-3-030-61255-9_30
34. Kennan, J., & Walker, J. R. (2013). *Modeling individual migration decisions.* In A. F. Constant & K. F. Zimmermann (Eds.), International handbook on the economics of migration (pp. 39–54). Edward Elgar Publishing.
35. Khodabandelu, A., & Park, J. (2021). Agent-based modeling and simulation in construction. *Automation in Construction*, 131, 103882. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2021.103882
36. Klabunde, A., & Willekens, F. (2016). Decision-making in agent-based models of migration: State of the art and challenges. *European Journal of Population*, 32(1), 73–97. https://doi.org/10.1007/s10680-015-9362-0
37. Kniveton, D., Smith, Ch., & Wood, Sh. (2011). Agent-based model simulations of future changes in migration flows for Burkina Faso. *Global Environmental Change*, 21(Supplement 1), S34–S40. https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2011.09.006
38. Lamperti, F., Roventini, A., & Sani, A. (2018). Agent-based model calibration using machine learning surrogates. *Journal of Economic Dynamics & Control*, 90, 366–389. https://doi.org/10.1016/j.jedc.2018.03.011
39. Leitão, C. A., Salvador, G. L. de O., Idowu, B. M., & Dako, F. (2024). Drivers of global health care worker migration. *Journal of the American College of Radiology*, 21(8), 1188–1193. https://doi.org/10.1016/j.jacr.2024.03.005
40. Lundberg, S. M., Erion, G., Chen, H., DeGrave, A., Prutkin, J. M., Nair, B., & Lee, S.-I. (2020). From local explanations to global understanding

with explainable AI for trees. *Nature Machine Intelligence*, 2(1), 56–67. https://doi.org/10.1038/s42256-019-0138-9

41. Marini, M., Chokani, N., & Abhari, R. S. (2019). Immigration and future housing needs in Switzerland: Agent-based modelling of agglomeration Lausanne. *Computers, Environment and Urban Systems*, 78, 101400. https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2019.101400
42. Molnar, C., Freiesleben, T., König, G., Herbinger, J., Reisinger, T., Casalicchio, G., Wright, M. N., & Bischl, B. (2023). Relating the partial dependence plot and permutation feature importance to the data generating process. *In L. Longo* (Ed.), xAI 2023, CCIS 1901 (pp. 456–479). Springer, Cham https://doi.org/10.1007/978-3-031-44064-9_24
43. Pratiwi, H., Windarto, A. P., Susliansyah, S., Aria, R. R., Susilowati, S., Rahayu, L. K., Fitriani, Y., Merdekawati, A., & Rahadjeng, I. R. (2020). Sigmoid Activation Function in Selecting the Best Model of Artificial Neural Networks. *Journal of Physics: Conference Series*, 1471(1), 012010. https://doi.org/10.1088/1742-6596/1471/1/012010
44. Railsback, S. F., & Grimm, V. (2019). *Agent-based and individual-based modeling* (2nd edn). Princeton, NJ: Princeton University Press. ISBN: 9780691190822
45. Raymer, J., Wiśniowski, A., Forster, J. J., Smith, P. W. F., & Bijak, J. (2013). Integrated modeling of European migration. *Journal of the American Statistical Association*, 108(503), 801–819. https://doi.org/10.1080/01621459.2013.789435
46. Richey, M. K. (2020). *Scalable Agent-Based Modeling of Forced Migration* (Doctoral dissertation, George Mason University).
47. Robinson, C., & Dilkina, B. (2018, June 20). A machine learning approach to modeling human migration. Proceedings of the 1st ACM SIGCAS Conference on Computing and Sustainable Societies, 1–8. Presented at the COMPASS '18: *ACM SIGCAS Conference on Computing and Sustainable Societies, Menlo Park and San Jose CA USA.* https://doi.org/10.1145/3209811.3209868
48. Salgado, M., & Gilbert, N. (2013). *Agent based modelling. In Handbook of quantitative methods for educational research* (pp. 247-265). Rotterdam: SensePublishers.
49. Salle, I. L. (2015). Modeling expectations in agent-based models — An application to central bank's communication and monetary policy. *Economic Modelling*, 46, 130–141. http://dx.doi.org/10.1016/j.econmod.2014.12.040
50. Searle, C., & van Vuuren, J. H. (2021). Modelling forced migration: A framework for conflict-induced forced migration modelling according to an agent-based approach. Computers, *Environment and Urban*

Systems, 85, 101568. https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2020.101568

51. Silveira, J. J., Espíndola, A. L., & Penna, T. J. P. (2006). Agent-based model to rural–urban migration analysis. *Physica* A, 364, 445–456. doi:10.1016/j.physa.2005.08.055

52. Simon, H. A. (1956). Rational Choice and the Structure of the Environment. *Psychological Review*, 63, 129-138. https://doi.org/10.1037/h0042769

53. Taghikhah, F., Voinov, A., Filatova, T., & Polhill, J. G. (2022). Machine-assisted agent-based modeling: Opening the black box. *Journal of Computational Science*, 64, 101854. https://doi.org/10.1016/j.jocs.2022.101854

54. Tah, J. H. M. (2005). Towards an agent-based construction supply network modelling and simulation platform. *Automation in Construction*, 14(3), 353–359. https://doi.org/10.1016/j.autcon.2004.08.003

55. Taherahmadi, M., Khabaz Mafinejad, M., Sayarifard, A., Akbari Sari, A., & Farahani, P. (2023). Iranian medical students' tendency to migrate and its associated factors. *BMC Medical Education*, 23(1), 232. https://doi.org/10.1186/s12909-023-04147-x

56. Tolk, A., Diallo, S. Y., Turnitsa, C. D., & Yilmaz, L. (2022). Integrating machine learning with agent-based modeling: A methodological framework. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 123, 102707. https://doi.org/10.1016/j.simpat.2022.102707

57. Trinh, T. T., & Munro, A. (2023). Integrating a choice experiment into an agent-based model to simulate climate-change induced migration: The case of the Mekong River Delta, Vietnam. *Journal of Choice Modelling*, 48, 100428. https://doi.org/10.1016/j.jocm.2023.100428

58. Turgut, Y., & Bozdag, C. E. (2023). A framework proposal for machine learning-driven agent-based models through a case study analysis. Simulation Modelling *Practice and Theory*, 123, 102707. https://doi.org/10.1016/j.simpat.2022.102707

59. Valizadeh, S., Hasankhani, H., & Shojaeimotlagh, V. (2016). Nurses' Immigration: Causes and Problems. *IJMRHS*, 5, 486–491.

60. Van Dalen, H. P., & Henkens, K. (2013). Explaining emigration intentions and behaviour in the Netherlands, 2005-10. *Population Studies*, 67(2), 225–241. http://dx.doi.org/10.1080/00324728.2012.725135

61. Van der Hoog, S. (2016). Deep learning in agent-based models: A prospectus. *SSRN Electronic Journal.* https://doi.org/10.2139/ssrn.2711216

62. Wilensky, U., & Rand, W. (2015). *An introduction to agent-based modeling: Modeling natural, social, and engineered complex systems with NetLogo.* MIT Press. https://mitpress.mit.edu/9780262731898/

63. Wojtusiak, J., Warden, T., & Herzog, O. (2012). Machine learning in agent-based stochastic simulation: Inferential theory and evaluation in transportation logistics. *Computers & Mathematics with Applications*, 64(12), 3658–3665. https://doi.org/10.1016/j.camwa.2012.01.079
64. Zhang, J., & Zhao, Z. (2026). Corporate ESG rating prediction based on XGBoost-SHAP interpretable machine learning model. *Expert Systems With Applications*, 295, 128809. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.128809
65. Zornić, N., & Marković, A. (2022). A methodological framework for the integration of machine learning algorithms into agent-based simulation models. *Journal of Universal Computer Science: J. UCS*, 28(5), 540–562. https://doi.org/10.3897/jucs.73924

References [In Persian]

1. Ala Aldini, F., Fatemi, R., Ranjbaran Jahromi, H., Feyzzadeh, A., Ardalan, A., Hosseinpoor, A. R., Asghari Roudsari, E., Eskandari, Sh., Tavakoli, H. R., Mirzasadeghi, A. R., & Razavi, A. (2005). The inclination to immigration and the related factors among Iranian physicians. *Hakim Research Journal*, 8(3), 9–15. https://sid.ir/paper/29245/en
2. Farahbakhsh, M., Modiri, M., Khatami Firozabadi, S. M. A., & Puorebrahimi, A. (2022). Power industry's life cycle simulation using agent based modeling. *Journal of Industrial Management Perspective*, 12(4), 9–35. https://doi.org/10.52547/jimp.12.4.9
3. Fartoukzadeh, H.R., & Eshraghi, H.. (2009). A Dynamic Modeling of Elites' Immigration and the Role of Higher Education System. *Journal of Research and Planning in Higher Education*, 14(4 (50)), 139-168. SID. https://sid.ir/paper/68087/en
4. Ghaffarian, A., & Ferdosi, M. (2022). Migration of medical staff; Has the alarm sounded? *Journals of Birjand University of Medical Sciences*, 29(4), 397–401. http://dx.doi.org/10.34785/bums024.2022.030
5. Haghdoost, A. A., Noorihekmat, S., Talaei, B., Malekpour Afshar, R., Salavati, B., Behzadi, F., et al. (2022). An investigation of factors associated with emigration of the health workforce in Iran in 2022. *Iranian Journal of Culture and Health Promotion*, 6(2), 205–213. http://dx.doi.org/10.22034/6.2.2
6. HoseinDoost, S., Zamani, B., & Fatemi, A. (2022). Evaluation of agent-based modeling and simulation tools based on ISO 25010. *Modern Research in Decision Making*, 7(1), 61–86. https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.24766291.1401.7.1.3.8
7. Iran Migration Observatory. (2022). Human resources migration in the health sector in Iran and the world. In Iran Migration Outlook 2022 (pp.

366–397). Tehran: Iran Migration Observatory. https://imobs.ir/outlook/detail/22

8. Rahmati, H. (2015). *Role Of Intellectual Capitals Migration On The Knowledge Flow*. M.SC.Thesis. Alzahra University.
9. Safaie Pour, M., & Mahali, Y. (2017). Investigating Factors Affecting City Migration Using the Amos Structural Equation Modeling and Fuzzy Hierarchy Process Analysis (Case Study: Ahwaz City). *Haft Hesar J Environ Stud* 2018; 6 (22):81-96 http://hafthesar.iauh.ac.ir/article-1-500-fa.html
10. Vedadhir, A., & Eshraghi, S. (2019). Attitude toward migrate abroad in Iranian medical community: A qualitative study. *Journal of Research and Planning in Higher Education*, 25(2), 23–42. https://sid.ir/paper/68063/en

استناد به این مقاله: خدادادی، هما.، کاظمی، مصطفی.، مطهری فریمانی، ناصر.، طباطبائی، سید محمد. (۱۴۰۵). مدل‌سازی عامل‌بنیان مبتنی بر یادگیری ماشین: شبیه‌سازی تصمیم مهاجرت نیروهای انسانی بخش سلامت، *مطالعات مدیریت کسب وکار هوشمند*، ۱۵(۵۵)، ۱۲۷-۱۷۵. DOI: 10.22054/ims.2026.89993.2727

Journal of Business Intelligence Management Studies is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License..