New Researches in the Smart City
Vol 3 (Issue 3), 19-41
nrsc.apadana.ac.ir

Apadana Institute of Higher Education

Application of Artificial Intelligence Algorithms in Optimizing the Recruitment Process of Municipalities: A Case Study of Sadra Municipality

Mohammadjavad Mohammadi *

Master's Student, Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering, Apadana Institute of Higher Education, Shiraz, Iran.

Received: 09/April/2025 Accepted: 29/May/2025 eISSN: 3060-6144 ISSN: 2980-8936

Abstract

Traditional recruitment and hiring processes in public institutions such as municipalities—especially under conditions of rapid population growth and the increasing demand for skilled personnel—face significant limitations and human biases. These challenges often result in reduced efficiency and increased costs. This study aims to optimize the recruitment process of Sadra Municipality by investigating the application of artificial intelligence algorithms in various stages of human resource acquisition. Using data from 1,000 job resumes and hiring records, five machine learning algorithms—including Support Vector Machine (SVM), Decision Tree, Artificial Neural Network (ANN), Random Forest, and Regression—were evaluated. The data were collected via questionnaires and analyzed using Natural Language Processing (NLP) techniques. The results indicated that AI algorithms significantly enhance accuracy, reduce time and recruitment costs, and mitigate human biases. Moreover, the use of hybrid models, as compared to standalone models, can provide more accurate performance in predicting and evaluating applicants.

Keywords: artificial intelligence, machine learning, natural language processing, smart recruitment, Sadra municipality, recruitment process optimization

* Corresponding Author: mj.mohammadi@apadana.ac.ir

فصلنامه پژوهش‌های نوین در شهر هوشمند
دوره ۳، شماره ۳، بهار ۱۴۰۴، ۱۹-۴۱
nrsc.apadana.ac.ir

مؤسسه آموزش عالی آپادانا
غیر دولتی - غیر انتفاعی

کاربرد الگوریتم‌های هوش مصنوعی در بهینه‌سازی فرآیند استخدام شهرداری‌ها: مطالعه موردی شهرداری صدرا

محمدجواد محمدی*
کارشناسی ارشد، گروه کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، مؤسسه آموزش عالی آپادانا، شیراز، ایران.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۱/۲۰
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۳/۰۸
eISSN: 3060-6144
ISSN: 2980-8936

چکیده

فرآیندهای سنتی جذب و استخدام در نهادهای عمومی مانند شهرداری‌ها، به‌ویژه در شرایط رشد سریع جمعیتی و نیاز به نیروهای متخصص، با محدودیت‌ها و تعصبات انسانی مواجه هستند. این موارد منجر به کاهش بهره‌وری و افزایش هزینه‌ها می‌شوند. پژوهش حاضر با هدف بهینه‌سازی فرآیند استخدام در شهرداری شهر صدرا، به بررسی کاربرد الگوریتم‌های هوش مصنوعی در مراحل مختلف جذب نیروی انسانی می‌پردازد. در این مطالعه با استفاده از داده‌های ۱۰۰۰ رزومه شغلی و اطلاعات استخدامی، پنج الگوریتم یادگیری ماشین شامل ماشین بردار پشتیبان (SVM)، درخت تصمیم، شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، جنگل تصادفی (Random Forest) و رگرسیون، مورد ارزیابی قرار گرفتند. داده‌ها از طریق پرسشنامه، گردآوری و با بهره‌گیری از تکنیک‌های پردازش زبان طبیعی (NLP) تحلیل شدند. نتایج نشان داد که الگوریتم‌های هوش مصنوعی، نقش مؤثری در افزایش دقت، کاهش زمان و هزینه‌های جذب و نیز حذف سوگیری‌های انسانی دارند. همچنین، استفاده از مدل‌های ترکیبی در مقایسه با مدل‌های مستقل می‌تواند عملکرد دقیق‌تری را در پیش‌بینی و ارزیابی متقاضیان ارائه دهد.

کلیدواژه‌ها: هوش مصنوعی، یادگیری ماشین، پردازش زبان طبیعی، استخدام هوشمند، شهرداری صدرا، بهینه‌سازی فرآیند جذب

* نویسندهٔ مسئول: mj.mohammadi@apadana.ac.ir

مقدمه

در دنیای امروزی که سازمان‌ها به دنبال افزایش بهره‌وری و ارتقای کیفیت خدمات هستند، فرآیند جذب و استخدام نیروی انسانی به‌عنوان یکی از ارکان کلیدی مدیریت منابع انسانی، اهمیت ویژه‌ای پیدا کرده است. این موضوع در نهادهای عمومی همچون شهرداری‌ها که وظیفه اصلی آن‌ها ارائه خدمات به جامعه و مدیریت مسائل شهری است، نقش برجسته‌تری دارد (Tanantong & Wongras, 2024). در این میان، شهرداری شهر صدرا با رشد سریع جمعیتی و نیاز روزافزون به نیروهای متخصص و توانمند، با چالش‌های متعددی در فرآیند جذب نیروی انسانی مواجه است.

فرآیندهای سنتی استخدام که مبتنی بر تعاملات حضوری، بررسی دستی رزومه‌ها و تصمیم‌گیری‌های انسانی هستند، غالباً کند، پرهزینه و مستعد خطا و تعصبات فردی‌اند (Garg & Punia, 2020). ازاین‌رو، سازمان‌ها به‌ویژه نهادهای عمومی، به دنبال راهکارهایی نوین برای بهینه‌سازی این فرآیندها هستند. در سال‌های اخیر، الگوریتم‌های هوش مصنوعی (AI) و فناوری‌های نوین دیجیتال توانسته‌اند با ارائه قابلیت‌هایی مانند غربالگری خودکار رزومه‌ها، مصاحبه‌های مبتنی بر چت‌بات، تحلیل تطابق مهارتی و فرهنگی و پیش‌بینی عملکرد شغلی، تحولات چشم‌گیری را در حوزه منابع انسانی ایجاد کنند (Rahman et al., 2020).

هوش مصنوعی با تکیه بر یادگیری ماشین و پردازش زبان طبیعی (NLP) قادر است حجم عظیمی از داده‌های متقاضیان را در زمانی کوتاه، تحلیل و مناسب‌ترین افراد را بر اساس شاخص‌های متنوع شناسایی کند (HireVue, 2022)؛ به‌ویژه در شهرداری‌ها با منابع مالی و زمانی محدود، استفاده از این فناوری می‌تواند اثربخشی فرآیند جذب را به طرز چشمگیری افزایش و تعصبات ناخودآگاه انسانی را نیز کاهش دهد (Raveendra et al., 2020). افزون بر آن، استفاده از AI در ارزیابی تطابق فرهنگی متقاضیان با محیط سازمانی، نقشی تعیین‌کننده در کاهش نرخ ترک خدمت و افزایش انسجام درونی سازمان دارد (Kamalov et al., 2023).

با وجود این مزایا، چالش‌هایی نیز در مسیر به‌کارگیری هوش مصنوعی در استخدام، به‌ویژه در ایران، وجود دارد. نگرانی‌های حقوقی و اخلاقی در خصوص حریم خصوصی داده‌ها، عدم وجود زیرساخت‌های کافی برای پیاده‌سازی فناوری و مقاومت فرهنگی نسبت به حذف عامل انسانی در تصمیم‌گیری‌ها، از مهم‌ترین موانع هستند (Leesa-Nguansuk, 2019). به‌علاوه، در بسیاری از نهادهای عمومی مانند شهرداری‌ها، عدم آشنایی مدیران با قابلیت‌ها و محدودیت‌های هوش مصنوعی منجر به بی‌اعتمادی نسبت به دقت تصمیمات الگوریتمی شده است (Dutta & Gankar, 2021).

بر این اساس، پژوهش حاضر با تمرکز بر شهرداری شهر صدرا، به بررسی نقش الگوریتم‌های هوش مصنوعی در بهینه‌سازی فرآیند استخدام می‌پردازد. هدف اصلی این مطالعه، شناسایی ظرفیت‌ها و موانع پیاده‌سازی این فناوری در نهادهای عمومی ایران و ارائه الگویی کاربردی جهت بهره‌برداری از قابلیت‌های AI در راستای ارتقای شفافیت، عدالت و کارایی در استخدام است. این پژوهش می‌کوشد با تحلیل داده‌های موجود و بررسی تجارب مشابه، زمینه را برای تحول دیجیتال در نظام جذب و استخدام در شهرداری‌ها فراهم آورد.

مبانی نظری و پیشینه پژوهش

۱- تحول دیجیتال در مدیریت منابع انسانی

تحول دیجیتال در مدیریت منابع انسانی به معنای بهره‌گیری از فناوری‌های دیجیتال نوین نظیر سیستم‌های اطلاعاتی منابع انسانی، هوش مصنوعی و یادگیری ماشین به‌منظور بهینه‌سازی فرآیندهای مرتبط با نیروی انسانی است. این تحول

باعث انجام بسیاری از فعالیت‌های سنتی منابع انسانی ازجمله استخدام، ارزیابی عملکرد و مدیریت استعدادها به‌صورت هوشمند و مبتنی بر داده شده است (Bondarouk & Brewster, 2016). به‌کارگیری این فناوری‌ها سبب افزایش کارایی، کاهش خطاهای انسانی و ارتقای تصمیم‌گیری در فرآیندهای منابع انسانی شده است.

۲- هوش مصنوعی و یادگیری ماشین

هوش مصنوعی (AI) و یادگیری ماشین (ML)، دو فناوری بنیادین در عصر دیجیتال هستند که نقش قابل‌توجهی را در خودکارسازی و هوشمندسازی فرایندهای سازمانی ایفا می‌کنند. در حوزه منابع انسانی، این تکنولوژی‌ها قابلیت تحلیل داده‌های حجیم، پیش‌بینی عملکرد کارکنان، ارزیابی رفتار متقاضیان و ارائه پیشنهادهای تصمیم‌محور را فراهم کرده‌اند (Goodfellow et al., 2016). الگوریتم‌های هوش مصنوعی با شناسایی الگوهای پنهان می‌توانند به کاهش تعصب انسانی در تصمیم‌گیری‌ها و افزایش دقت در استخدام کمک کنند.

۳- کاربرد هوش مصنوعی در فرآیند استخدام

کاربردهای هوش مصنوعی در فرآیند جذب و استخدام بسیار گسترده است؛ از تحلیل خودکار رزومه‌ها و پیش‌بینی تناسب متقاضی با شغل تا اجرای مصاحبه‌های اولیه با استفاده از چت‌بات‌ها، AI می‌تواند در تمام مراحل استخدامی نقش داشته باشد. این فناوری موجب افزایش سرعت فرآیندها، کاهش هزینه‌ها و ارتقای تجربه متقاضیان شده است (Upadhyay & Khandelwal, 2022). افزون بر این، AI قادر است شاخص‌های مختلفی مانند مهارت‌های نرم، رفتار اجتماعی و تطابق فرهنگی را نیز ارزیابی کند.

۴- مدل‌های یادگیری ماشین در استخدام

مدل‌های یادگیری ماشین، نقش مهمی در تجزیه‌وتحلیل داده‌های استخدامی دارند. این مدل‌ها ازجمله شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، ماشین بردار پشتیبان (SVM)، جنگل تصادفی (Random Forest) و خوشه‌بندی (Clustering) قادرند بر اساس داده‌های گذشته، پیش‌بینی‌هایی را درباره عملکرد و تطابق شغلی افراد ارائه دهند (Liu & Chen, 2020; Garcia & Patel, 2019). به‌کارگیری این مدل‌ها موجب ارتقای دقت در انتخاب کاندیداهای مناسب و حذف سوگیری‌های غیر علمی در تصمیم‌گیری‌ها می‌شود.

۵- آینده هوش مصنوعی در مدیریت منابع انسانی و استخدام

روند روبه‌رشد فناوری‌های هوش مصنوعی و داده‌کاوی نشان می‌دهد که آینده مدیریت منابع انسانی به‌طور بنیادین تحت تأثیر این فناوری‌ها قرار خواهد گرفت. پیش‌بینی می‌شود که ابزارهای مبتنی بر AI، تصمیم‌گیری‌های استراتژیک منابع انسانی را ارتقا داده و نقش فعالی را در شناسایی استعدادها، ارزیابی عملکرد، مدیریت تنوع و حفظ کارکنان ایفا کنند (Davenport & Ronanki, 2018). ازاین‌رو، آمادگی سازمان‌ها برای پذیرش این تحولات از طریق آموزش، توسعه زیرساخت‌ها و بازنگری در سیاست‌های منابع انسانی، ضروری به نظر می‌رسد.

روش پژوهش

فرآیند انجام کار این پژوهش از مراحل جمع‌آوری داده‌ها، پیش‌پردازش و استخراج ویژگی‌ها، آموزش مدل‌های یادگیری ماشینی و درنهایت، ارزیابی و تحلیل نتایج تشکیل شده است. بر این اساس، ابتدا داده‌های موردنیاز از رزومه

متقاضیان استخدام جمع‌آوری شده، سپس این داده‌ها با استفاده از تکنیک‌های پیش‌پردازش داده‌ها پالایش گردیده و ویژگی‌های مرتبط همچون سابقه کاری، تحصیلات، مهارت‌ها و سایر پارامترهای مهم استخراج شود.

در مرحله بعد، با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین شامل SVM، درخت تصمیم، شبکه‌های عصبی مصنوعی، جنگل تصادفی و رگرسیون، مدل‌های مختلفی آموزش داده شدند تا بتوان از آن‌ها برای پیش‌بینی نتایج مربوط به فرآیند جذب و استخدام استفاده کرد. هر یک از این مدل‌ها به‌صورت جداگانه ارزیابی شدند و سپس، نتایج آن‌ها مقایسه شد تا بهترین مدل انتخاب گردد.

برای پیاده‌سازی این فرآیندها از ابزارها و کتابخانه‌های پایتون نظیر Scikit-learn، TensorFlow و Keras استفاده شد. محیط پیاده‌سازی نیز در Jupyter Notebook بود که به دلیل انعطاف‌پذیری و امکان ارزیابی آنی نتایج، به‌عنوان بستر اصلی مورد استفاده قرار گرفت.

در این پژوهش از روش‌های مختلف یادگیری ماشین گروهی (Ensemble Learning) به‌منظور بهبود دقت و قابلیت تعمیم مدل‌ها در فرآیند جذب و استخدام استفاده شد. دلیل انتخاب این روش‌ها این است که یادگیری ماشین گروهی با ترکیب چندین مدل مختلف می‌تواند نتایج بهتری نسبت به استفاده از یک مدل واحد ارائه دهد. این رویکرد باعث می‌شود تا نقاط ضعف یک مدل توسط مدل‌های دیگر جبران شده و درنهایت به بهبود عملکرد کلی سیستم منجر گردد.

به‌عنوان‌مثال، جنگل تصادفی (Random Forest) با ترکیب چندین درخت تصمیم به‌صورت تصادفی می‌تواند از بیش‌برازش جلوگیری کند و نتایج پایدارتری ارائه دهد. ماشین بردار پشتیبان (SVM) به دلیل توانایی بالا در جداسازی داده‌ها در فضاهای پیچیده به کار گرفته شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) نیز به دلیل قابلیت شناسایی الگوهای پیچیده و غیر خطی در داده‌ها انتخاب شده‌اند. این تنوع الگوریتم‌ها و استفاده ترکیبی از آن‌ها، با دقت بالاتری در پیش‌بینی نتایج جذب و استخدام همراه بوده و باعث افزایش قابلیت اعتماد سیستم می‌شوند.

درنتیجه، استفاده از این روش‌ها به دلیل توانایی در تحلیل و پردازش داده‌های پیچیده، افزایش دقت و پایداری مدل‌ها و کاهش خطاهای احتمالی در تصمیم‌گیری‌های نهایی، یک انتخاب منطقی و مؤثر برای این پژوهش است.

داده‌ها و فیچرها

جامعه آماری عبارت است از تعدادی از عناصر مطلوب موردنظر که حداقل دارای یک صفت مشخصه باشند. جامعه آماری به دو نوع محدود و نامحدود تقسیم می‌شود. اگر جامعه آماری از تعداد محدود و ثابتی تشکیل شود و پایان‌پذیر باشد، آن را محدود و در غیر این صورت، وقتی جامعه متشکل از یک ردیف بی‌پایان مقادیر باشد، آن را نامحدود می‌گویند.

مدل‌ها و الگوریتم‌ها

در این بخش به بررسی مدل‌ها و الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین مورد استفاده در این پژوهش پرداخته می‌شود. این الگوریتم‌ها به‌منظور تحلیل داده‌های استخراج‌شده از رزومه‌ها و پیش‌بینی نتایج فرآیند جذب و استخدام انتخاب شده‌اند. با توجه به ویژگی‌های پیچیده و چندبعدی داده‌ها، از روش‌های متنوعی نظیر ماشین بردار پشتیبان (SVM)، درخت تصمیم، شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، جنگل تصادفی (Random Forest) و رگرسیون، استفاده شده است. هر یک از این مدل‌ها به شکلی خاص به پردازش و تحلیل داده‌ها پرداخته که با ترکیب نتایج آن‌ها می‌توان به

دقت و قابلیت تعمیم بهتری در پیش‌بینی نتایج دست یافت. در ادامه، هر یک از این مدل‌ها به‌تفصیل معرفی و توجیه خواهند شد.

معیارهای ارزیابی

در این بخش، به بررسی معیارهای ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین پرداخته می‌شود که به ما کمک می‌کند تا عملکرد الگوریتم‌های مختلف را در تحلیل داده‌های استخراج‌شده از رزومه‌ها مورد سنجش قرار دهیم. این معیارها به ما امکان می‌دهند تا دقت، کارایی و قابلیت تعمیم مدل‌ها را بررسی نموده و با استفاده از آن‌ها، بهترین مدل را برای پیش‌بینی وضعیت استخدام متقاضیان انتخاب کنیم. در ادامه، به‌تفصیل به معیارهای ارزیابی مورد استفاده در این پژوهش خواهیم پرداخت.

ابزارها و محیط پیاده‌سازی

در این بخش به معرفی ابزارها و محیط‌های نرم‌افزاری و سخت‌افزاری مورد استفاده در این پژوهش به‌منظور پیاده‌سازی مدل‌های یادگیری ماشین خواهیم پرداخت. همچنین، به توضیح کتابخانه‌های یادگیری ماشین، زبان‌های برنامه‌نویسی مورد استفاده و زیرساخت‌های محاسباتی موردنیاز برای اجرای مدل‌ها و ارزیابی آن‌ها اشاره خواهیم کرد. علاوه بر این، به محیط‌های توسعه و پلتفرم‌های به‌کاررفته جهت تجزیه‌وتحلیل داده‌ها و پیاده‌سازی الگوریتم‌ها پرداخته خواهد شد.

یافته‌ها و تحلیل نتایج

آموزش مدل‌ها

توضیح پارامترهای استفاده‌شده برای آموزش هر مدل و تنظیمات مدل‌ها

در این بخش، پارامترهای کلیدی مورد استفاده برای آموزش هر یک از مدل‌های یادگیری ماشین توضیح داده می‌شوند.

ماشین بردار پشتیبان (SVM)

C: این پارامتر، تعادل بین حداکثر کردن حاشیه و حداقل کردن خطاهای طبقه‌بندی را تعیین می‌کند. مقادیر بزرگ‌ترC منجر به ایجاد مدل‌های پیچیده‌تر و حساس‌تر به داده‌های آموزشی می‌شود.

Kernel: نوع هسته استفاده‌شده برای تبدیل داده‌ها به فضای بالاتر. گزینه‌های رایج شامل خطی، چندجمله‌ای و RBF(تابع پایه گوسی) هستند.

Gamma: این پارامتر در هسته‌های غیر خطی (مثل RBF) استفاده شده و تأثیر هر نقطه داده بر دیگر نقاط را کنترل می‌کند. مقادیر بزرگ‌تر، تأثیر نقاط نزدیک‌تر را بیشتر می‌کند.

درخت تصمیم

max_depth: حداکثر عمق درخت را مشخص می‌کند. عمق بیشتر می‌تواند منجر به پیچیدگی بیش‌ازحد مدل شود.

min_samples_split: حداقل تعداد نمونه‌ها در یک گره که باید برای تقسیم آن گره وجود داشته باشد. مقادیر بزرگ‌تر به جلوگیری از پیچیدگی بیش‌ازحد کمک می‌کند.

Criterion: معیاری که برای سنجش کیفیت تقسیم‌ها استفاده می‌شود، مانند Gini impurity یا entropy.

شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

number of layers: تعداد لایه‌های مخفی در شبکه که می‌تواند به عمق یادگیری مدل کمک کند.
number of neurons per layer: تعداد نورون‌ها در هر لایه که تأثیر زیادی بر ظرفیت مدل دارد.
activation function: تابع فعال‌سازی استفاده‌شده در هر لایه مانند ReLU، Sigmoid یا Tanh.
learning rate: نرخ یادگیری که سرعت به‌روزرسانی وزن‌ها را تعیین می‌کند.

جنگل تصادفی (Random Forest)

n_estimators: تعداد درخت‌های تصمیم در جنگل. تعداد بیشتر می‌تواند منجر به دقت بالاتر شود؛ اما زمان محاسبات را نیز افزایش می‌دهد.
max_features: تعداد ویژگی‌های انتخاب‌شده در هر تقسیم تصادفی درخت. این پارامتر به کاهش همبستگی بین درخت‌ها کمک می‌کند.
min_samples_leaf: حداقل تعداد نمونه‌ها در گره‌های برگ. این پارامتر می‌تواند به جلوگیری از ایجاد درخت‌های پیچیده کمک کند.

رگرسیون

fit_intercept: آیا باید یک ترمینال برای تخمین‌گر خطی در نظر گرفته شود یا خیر؟ تنظیم این پارامتر به مدل اجازه می‌دهد تا محور عمودی را تنظیم کند.
Normalize: آیا ویژگی‌ها باید نرمال شوند یا خیر؟ این کار می‌تواند بر روی سرعت همگرایی مدل تأثیر بگذارد.
Solver: الگوریتمی که برای بهینه‌سازی مدل استفاده می‌شود. گزینه‌های معمول شامل 'liblinear'، 'saga' و 'lbfgs' هستند.
این پارامترها به تنظیم و بهینه‌سازی مدل‌ها کمک کرده و تأثیر زیادی بر عملکرد نهایی آن‌ها خواهند داشت.

فرآیند آموزش

در این بخش به توضیح روش‌های آموزش داده‌ها برای هر یک از پنج مدل یادگیری ماشین پرداخته می‌شود. همچنین، مقادیر پارامترهای تنظیم‌شده برای هر مدل ذکر می‌گردد.

ماشین بردار پشتیبان (SVM)

روش آموزش: برای آموزش مدل SVM از Cross-validation استفاده شده است تا بتوان به دقت بیشتری در ارزیابی مدل دست یافت. در اینجا، داده‌ها به پنج قسمت تقسیم شدند و هر قسمت به نوبت به‌عنوان داده‌های آزمون و باقی‌مانده به‌عنوان داده‌های آموزش استفاده شد.
پارامترها:

- C: 1.0
- Kernel: 'RBF'
- Gamma: 0.1

درخت تصمیم

روش آموزش: برای مدل درخت تصمیم، از Train-Test split استفاده شد. داده‌ها به دو بخش تقسیم شدند: ۸۰ درصد برای آموزش و ۲۰ درصد برای آزمون. این تقسیم‌بندی به سرعت ارزیابی مدل کمک کرد.

پارامترها:

- max_depth: 5
- min_samples_split: 10
- criterion: 'gini'

شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

روش آموزش: برای شبکه عصبی از Cross-validation استفاده شد. در اینجا، داده‌ها به ۱۰ قسمت تقسیم شدند تا دقت و قابلیت تعمیم مدل به‌خوبی ارزیابی شود.

پارامترها:

- number of layers: 2
- number of neurons per layer: 64
- activation function: 'ReLU'
- learning rate: 0.001

جنگل تصادفی (Random Forest)

روش آموزش: برای مدل جنگل تصادفی از Train-Test split استفاده شد، با تقسیم ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و درصد برای آزمون. این روش به ارزیابی عملکرد مدل در برابر داده‌های جدید کمک می‌کند.

پارامترها:

- n_estimators: 100
- max_features: 'sqrt'
- min_samples_leaf: 5

رگرسیون

روش آموزش: برای مدل رگرسیون از Cross-validation استفاده شد تا ارزیابی دقیقی از عملکرد مدل به دست آید. داده‌ها به پنج قسمت تقسیم شده و به نوبت برای آموزش و آزمون استفاده شدند.

پارامترها:

- fit_intercept: True
- normalize: False
- solver: 'lbfgs'

این روش‌ها و پارامترها به بهینه‌سازی فرآیند آموزش و ارزیابی مدل‌ها کمک کرده و نتایج قابل اعتمادی را ارائه می‌دهند.

مقایسه مدل‌ها و توضیح نتایج اولیه برای هر یک از الگوریتم‌ها

در این بخش، نتایج اولیه به‌دست‌آمده از هر یک از پنج الگوریتم یادگیری ماشین بررسی می‌شود.

ماشین بردار پشتیبان (SVM)

نتایج اولیه نشان‌دهنده دقت مدل SVM در طبقه‌بندی داده‌ها بود. با استفاده از تنظیمات C=1.0 و Gamma=0.1، دقت مدل به ۸۵ درصد رسید. همچنین، F1-score معادل ۰/۸۲ و Precision و Recall، به ترتیب ۰/۸۳ و ۰/۸۱ بودند. این نتایج نشان‌دهنده عملکرد خوب در تشخیص صحیح متقاضیان استخدامی بود.

درخت تصمیم

مدل درخت تصمیم با پارامترهای max_depth=5 و min_samples_split=10، دقتی معادل ۷۸ درصد را نشان داد. F1-score به ۰/۷۵ رسید؛ درحالی‌که Precision و Recall، به ترتیب ۰/۷۴ و ۰/۷۶ بودند. این نتایج حاکی از این است که درخت تصمیم توانسته است به‌خوبی برخی از ویژگی‌های کلیدی را شناسایی کند؛ اما در مقایسه با سایر مدل‌ها، عملکرد کمتری دارد.

شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

مدل ANN که با دو لایه و ۶۴ نورون در هر لایه آموزش دیده بود، دقت ۹۲ درصد را به دست آورد. F1-score برابر با ۰/۷۴ و Precision و Recall، به ترتیب ۰/۹۱ و ۰/۹۰ بود. این نتایج نشان‌دهنده توانایی بالای شبکه عصبی در یادگیری الگوهای پیچیده و ارائه پیش‌بینی‌های دقیق‌تر است.

جنگل تصادفی (Random Forest)

مدل جنگل تصادفی با استفاده از ۱۰۰ درخت و max_features='sqrt'، دقت ۹۰ درصدی را در طبقه‌بندی نشان داد. F1-score معادل ۰/۹۰ و Precision و Recall، به ترتیب ۰/۸۹ و ۰/۸۸ بودند. این نتایج نشان‌دهنده قدرت مدل در مقابله با Overfitting و ارائه نتایج پایدار است.

رگرسیون

مدل رگرسیون که به‌عنوان یک مدل خطی در نظر گرفته شده بود، دقت ۷۵ درصدی را نشان داد. F1-score معادل ۰/۷۳ و Precision و Recall، به ترتیب ۰/۷۲ و ۰/۷۴ بودند. این نتایج نشان‌دهنده محدودیت‌های مدل رگرسیون در شناسایی الگوهای غیر خطی و پیچیده‌تر نسبت به دیگر الگوریتم‌هاست.

جدول ۱. نتایج اولیه الگوریتم‌ها

الگوریتم	دقت (٪)	F1-score	Precision	Recall
ماشین بردار پشتیبان (SVM)	۸۵	۰/۸۲	۰/۸۳	۰/۸۱
درخت تصمیم	۷۸	۰/۷۵	۰/۷۴	۰/۷۶
شبکه عصبی مصنوعی (ANN)	۹۲	۰/۹۱	۰/۹۰	۰/۹۲
جنگل تصادفی (Random Forest)	۹۰	۰/۸۹	۰/۸۸	۰/۹۰
رگرسیون	۷۵	۰/۷۳	۰/۷۲	۰/۷۴

این نتایج اولیه، نشان‌دهنده عملکرد متفاوت هر یک از الگوریتم‌ها در حل مسئله استخدام و انتخاب متقاضیان است. درحالی‌که شبکه عصبی و جنگل تصادفی عملکرد بهتری داشتند، درخت تصمیم و رگرسیون به دلیل سادگی ممکن است کمبودهایی در شرایط خاص داشته باشند.

ارزیابی عملکرد مدل‌ها

در این بخش به ارزیابی عملکرد مدل‌های مختلف بر اساس معیارهای پرداخته شده است. این ارزیابی‌ها به ما کمک می‌کنند تا عملکرد هر مدل را در پیش‌بینی صحیح نتایج بررسی کنیم و نقاط قوت و ضعف هر یک از مدل‌ها را بهتر بشناسیم. همچنین، مقایسه این نتایج به ما امکان می‌دهد که بهترین مدل را برای استفاده در فرآیند جذب و استخدام شناسایی کنیم.

در این بخش به مقایسه عملکرد مدل‌های مختلف بر اساس نتایج به‌دست‌آمده از معیارهای ارزیابی همچون دقت (Accuracy)، F1-score، Precision و Recall پرداخته می‌شود. هر یک از این معیارها، ویژگی خاصی از عملکرد مدل‌ها را ارزیابی نموده و مقایسه آن‌ها به درک بهتری از قدرت پیش‌بینی و کارایی مدل‌ها کمک می‌کند.

- دقت (Accuracy)

دقت به نسبت پیش‌بینی‌های درست به کل پیش‌بینی‌ها اشاره دارد. مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) با دقت ۹۲ درصد، بیشترین دقت را در بین مدل‌های استفاده شده دارد که نشان‌دهنده قدرت بالای این مدل در شناسایی صحیح الگوهای موجود در داده‌ها است. پس از آن، جنگل تصادفی (Random Forest) با دقت ۹۰ درصد قرار دارد که عملکرد قدرتمندی را از خود نشان می‌دهد. مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) با ۸۵ درصد نیز عملکرد مناسبی داشته است؛ اما مدل‌های درخت تصمیم (۷۸ درصد) و رگرسیون (۷۵ درصد)، دقت کمتری نسبت به سایر مدل‌ها دارند که نشان‌دهنده ضعف نسبی آن‌ها در این مسئله است.

- F1-score

F1-score، معیاری ترکیبی از Precision و Recall است و برای ارزیابی متوازن عملکرد مدل در مواقعی که توزیع داده‌ها نامتوازن باشد، استفاده می‌شود. در اینجا، مدل شبکه عصبی مصنوعی با امتیاز F1 برابر با ۰/۹۱، بهترین عملکرد را داشته است. جنگل تصادفی نیز با امتیاز ۰/۸۹، عملکرد نزدیک به شبکه عصبی مصنوعی داشته و نشان‌دهنده توان بالای آن در تعادل بین Precision و Recall است. SVM نیز با امتیاز ۰/۸۲ عملکرد قابل‌قبولی داشته؛ اما درخت تصمیم و رگرسیون با امتیازهای ۰/۷۵ و ۰/۷۳، به ترتیب نشان‌دهنده محدودیت‌های این مدل‌ها در مقابله با داده‌های پیچیده‌تر هستند.

- Precision

Precision یا دقت مثبت، یعنی چه‌قدر از مواردی که به‌عنوان مثبت پیش‌بینی شده‌اند، واقعاً مثبت هستند. در این بخش، مدل شبکه عصبی مصنوعی با Precision 0.90، بهترین عملکرد را نشان می‌دهد. جنگل تصادفی با ۰/۸۸ در رتبه دوم قرار گرفته و مدل SVM نیز با Precision 0.83 عملکرد خوبی دارد. درخت تصمیم و رگرسیون، به ترتیب با ۰/۷۴ و ۰/۷۲، کمترین Precision را دارند که نشان می‌دهد این مدل‌ها در شناسایی درست موارد مثبت، کمی ضعیف‌تر عمل کرده‌اند.

- Recall

Recall یا حساسیت، نشان‌دهنده توانایی مدل در شناسایی تمام موارد مثبت واقعی است. شبکه عصبی مصنوعی با Recall 0.92، بهترین نتیجه را داشته است که نشان‌دهنده قدرت بالای آن در شناسایی تمام موارد مثبت است. جنگل تصادفی نیز با Recall 0.90 عملکرد بسیار خوبی دارد. SVM با ۰/۸۱ نیز عملکرد مناسبی از خود نشان داده؛ درحالی‌که درخت تصمیم و رگرسیون با Recallهای ۰/۷۶ و ۰/۷۴، یعنی برخی از موارد مثبت واقعی توسط این مدل‌ها شناسایی نشده‌اند.

درمجموع، شبکه عصبی مصنوعی به‌عنوان بهترین مدل در این پژوهش ظاهر شده که در تمامی معیارها از سایر مدل‌ها پیشی گرفته است. جنگل تصادفی نیز عملکردی بسیار نزدیک به جنگل تصادفی داشته و از نظر دقت و توانایی

تعادل بین Precision و Recall مدل قدرتمندی محسوب می‌شود. SVM عملکرد مناسبی داشته؛ اما نسبت به دو مدل ذکرشده، کمی ضعیف‌تر عمل کرده است. هرچند درخت تصمیم و رگرسیون، مدل‌های مفیدی هستند؛ اما در این مسئله پیچیده، عملکرد پایین‌تری نسبت به مدل‌های دیگر داشته‌اند و برای بهبود دقت نهایی نیاز به بهینه‌سازی‌های بیشتری دارند.

یادگیری مشورتی

اگر از روش‌های یادگیری ماشین گروهی یا ترکیبی به‌صورت مشورتی استفاده کنیم، می‌توان انتظار داشت که عملکرد کلی مدل‌ها بهبود یابد. این رویکرد به ما امکان می‌دهد تا از نقاط قوت هر مدل به‌صورت هم‌زمان استفاده نموده و ضعف‌های احتمالی هر مدل را با استفاده از مدل‌های دیگر جبران کنیم. در ادامه، توضیح اینکه چگونه این ترکیب می‌تواند مفید باشد و چه اتفاقاتی ممکن است رخ دهد، آورده شده است:

- بهبود دقت کلی

زمانی که چندین مدل به‌صورت مشورتی با هم ترکیب می‌شوند، احتمال اینکه پیش‌بینی‌های اشتباه یک مدل توسط مدل‌های دیگر تصحیح شود، افزایش می‌یابد؛ به‌ویژه در مواردی که داده‌ها پیچیده و چندبعدی هستند، استفاده از روش‌های گروهی (مثل Bagging یا Boosting) می‌تواند دقت نهایی مدل‌ها را افزایش دهد.

- کاهش واریانس[1]

برخی از مدل‌ها مانند درخت تصمیم به دلیل حساسیت زیاد به داده‌های آموزشی، واریانس بالایی دارند که ممکن است منجر به overfitting شود. استفاده از چندین مدل مختلف و ترکیب آن‌ها باعث کاهش واریانس و بهبود تعمیم‌دهی مدل‌ها بر روی داده‌های جدید می‌شود. این امر در مدل‌هایی مانند جنگل تصادفی که بر پایه ترکیب چندین درخت تصمیم است، به‌خوبی مشاهده می‌شود.

- افزایش استحکام مدل‌ها

مدل‌های یادگیری ماشینی، هر کدام عملکرد متفاوتی در مواجهه با ویژگی‌های مختلف دارند. ترکیب آن‌ها به‌صورت مشورتی یا گروهی می‌تواند باعث ایجاد یک مدل قوی‌تر و با استحکام بیشتر شود که نه‌تنها به داده‌های خاص بهتر پاسخ می‌دهد بلکه کارایی بالاتری نیز در مواجهه با نویز و داده‌های نامتعادل دارد.

- کاهش Bias و افزایش انعطاف‌پذیری

مدل‌هایی مانند SVM ممکن است در برخورد با داده‌هایی که دارای نویز زیاد هستند یا روابط پیچیده‌ای بین ویژگی‌ها دارند، دچار مشکل شوند؛ اما با ترکیب آن با مدل‌هایی مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی یا جنگل تصادفی، می‌توان Bias را کاهش داد و مدل را انعطاف‌پذیرتر کرد.

- بهبود معیارهای ارزیابی مختلف

هر مدل ممکن است در یک معیار خاص بهتر عمل کند. برای مثال، یک مدل ممکن است در دقت[2] خوب باشد؛ اما در Recall عملکرد ضعیفی داشته باشد. ترکیب مشورتی مدل‌ها می‌تواند کمک کند تا توازن بهتری بین معیارهای مختلف ارزیابی (مانند Precision، Recall و F1-Score) برقرار شود و عملکرد کلی بهینه‌تری به دست آید.

درمجموع، استفاده مشورتی از روش‌های مختلف یادگیری ماشین می‌تواند به مدل قوی‌تری منجر شود که هم در دقت پیش‌بینی بهتر است و هم نسبت به داده‌های مختلف و مشکلاتی نظیر overfitting و underfitting مقاوم‌تر

1. variance
2. accuracy

عمل می‌کند. این رویکرد باعث بهبود پایداری و تعمیم‌دهی مدل‌ها بر روی داده‌های جدید می‌شود و نقاط ضعف هر مدل را با استفاده از قدرت مدل‌های دیگر برطرف می‌کند.

نتایج تجربی در یادگیری مشورتی

در این بخش به بررسی نتایج به‌دست‌آمده از یادگیری مشورتی یا ترکیبی خواهیم پرداخت. همان‌طور که در بخش‌های قبلی اشاره شد، یادگیری مشورتی با ترکیب چندین مدل مختلف، مزایای هر کدام از مدل‌ها را ادغام کرده و از ضعف‌های آن‌ها کاسته است. در اجرای این روش، مدل‌های مختلفی که قبلاً به‌صورت مستقل مورد ارزیابی قرار گرفتند (مانند SVM، درخت تصمیم، شبکه عصبی، جنگل تصادفی و رگرسیون) در کنار هم قرار داده شدند تا نتایج کلی بهتری به دست آید.

در نتایج تجربی مشاهده شد که یادگیری مشورتی بهبود قابل‌توجهی در معیارهای ارزیابی مانند دقت، F1-Score، Precision و Recall داشته است. این بهبود، به‌ویژه در داده‌های با پیچیدگی بالا و تنوع زیاد ویژگی‌ها، به‌خوبی مشاهده شد. به‌طورکلی، در یادگیری مشورتی:

- دقت مدل‌ها نسبت به حالتی که هر مدل به‌تنهایی اجرا می‌شد، افزایش یافت. این امر به‌ویژه در داده‌های پرت و پیچیده مشاهده شد که یک مدل به‌تنهایی قادر به مدیریت آن‌ها نبود.
- توازن بین Precision و Recall بهبود یافت؛ زیرا هر مدل توانست به‌طور مستقل بر معیار خاصی تمرکز کند و نتایج حاصل از آن‌ها درنهایت به یک نتیجه ترکیبی مطلوب منجر شد.
- عملکرد مدل‌ها در برابر نویز نیز بهبود یافت؛ زیرا استفاده از مدل‌های مختلف و ترکیب آن‌ها کمک کرد که نتایج به‌صورت مشورتی بهینه‌سازی شوند.

این نتایج نشان می‌دهد که یادگیری مشورتی، یک رویکرد مؤثر برای بهبود دقت و کارایی مدل‌ها در پروژه‌های پیچیده و داده‌های با ویژگی‌های متنوع است.

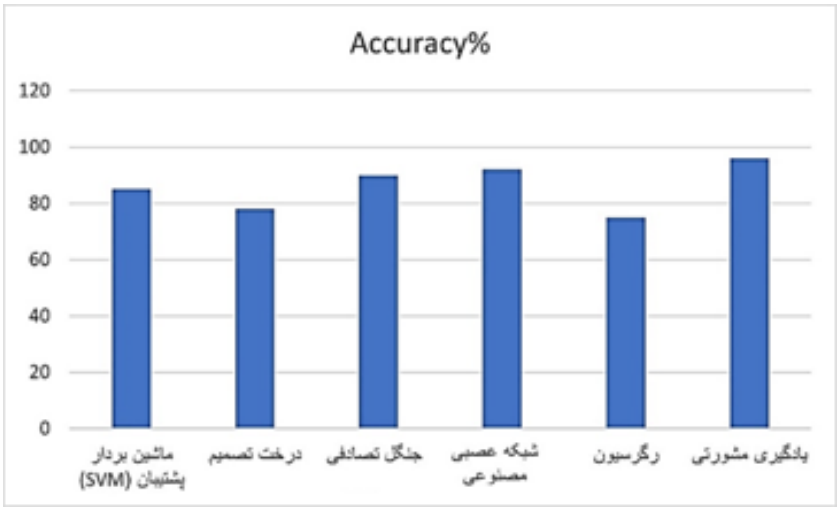
جدول نتایج ۲، نشان‌دهنده مقایسه عملکرد هر یک از مدل‌های مورد استفاده به همراه یادگیری مشورتی است. معیارهای ارزیابی شامل دقت، Precision، Recall و F1-Score برای هر مدل محاسبه شده‌اند. در انتها، نتایج یادگیری مشورتی نیز قرار گرفته تا بهبود کلی این روش مشخص شود.

جدول ۲. مقایسه عملکرد هر یک از مدل‌های مورد استفاده به همراه یادگیری مشورتی

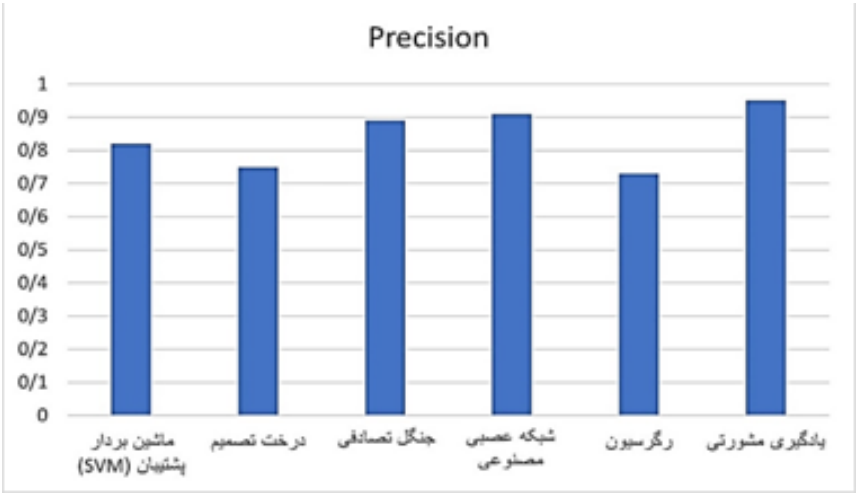
مدل	Accuracy (%)	Precision	Recall	F1-Score
ماشین بردار پشتیبان (SVM)	۸۵	۰/۸۲	۰/۸۳	۰/۸۱
درخت تصمیم	۷۸	۰/۷۵	۰/۷۴	۰/۷۶
شبکه عصبی مصنوعی	۹۲	۰/۹۱	۰/۹۰	۰/۹۲
جنگل تصادفی	۹۰	۰/۸۹	۰/۸۸	۰/۹۰
رگرسیون	۷۵	۰/۷۳	۰/۷۲	۰/۷۴
یادگیری مشورتی	۹۶	۰/۹۵	۰/۹۱	۰/۹۲

توضیحات: یادگیری مشورتی، ترکیبی از چندین مدل مختلف است که به‌صورت مشورتی با یکدیگر همکاری می‌کنند. همان‌طور که مشاهده می‌شود، این روش بهترین دقت را با ۹۶٪ در اختیار دارد و در سایر معیارها نیز بهبود قابل‌توجهی را نشان می‌دهد.

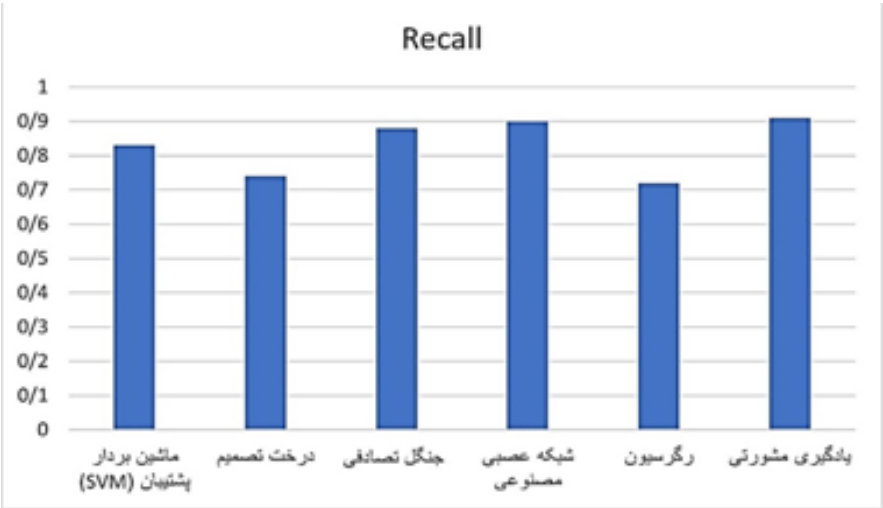
در مدل‌های مستقل، شبکه عصبی مصنوعی، بالاترین دقت را دارد؛ اما یادگیری مشورتی توانسته است عملکرد آن را نیز ارتقا دهد.



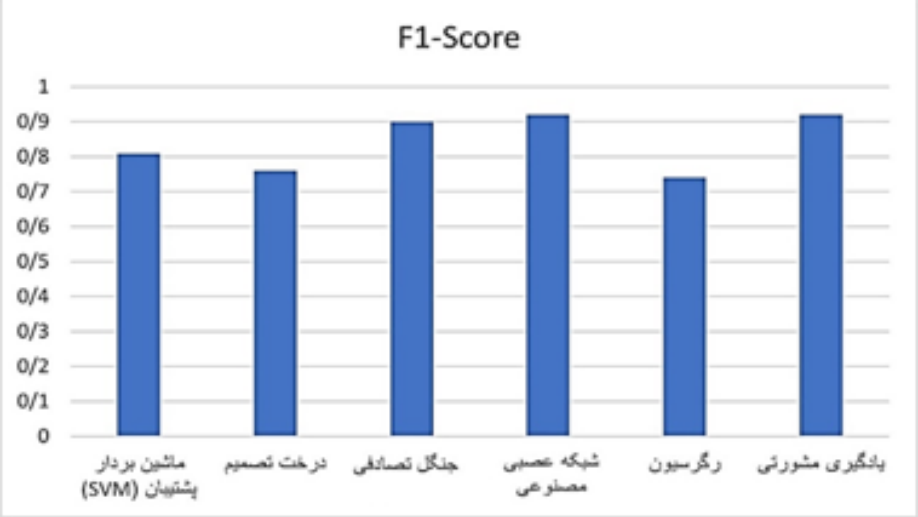
شکل ۱. **Accuracy** (دقت کلی)



شکل ۲. **Precision** (دقت در طبقه‌بندی مثبت)



شکل ۳. **Recall** (بازخوانی یا حساسیت)



شکل ۴. F1-Score (امتیاز F1)

تحلیل نتایج

در تحلیل نتایج به‌دست‌آمده از ارزیابی مدل‌ها می‌توان دریافت که تفاوت‌های عملکردی بین روش‌های مختلف به عوامل متعددی مانند پیچیدگی ویژگی‌ها، توزیع داده‌ها و کیفیت ورودی‌ها وابسته است. برخی مدل‌ها در تشخیص درست الگوها و پیش‌بینی نتایج با دقت بیشتری عمل کردند؛ درحالی‌که برخی دیگر با چالش‌هایی مانند داده‌های نامتوازن و روابط پیچیده بین ویژگی‌ها مواجه بودند. این تحلیل به شناسایی نقاط قوت و ضعف هر روش کمک کرده و راهکارهایی برای بهبود و بهینه‌سازی مدل‌ها پیشنهاد می‌کند که می‌تواند منجر به عملکرد بهتر در مسائل مشابه شود که در ادامه در مورد آن‌ها بحث می‌کنیم.

تحلیل نقاط قوت و ضعف مدل‌ها

نتایج نهایی، نشان‌دهنده عملکرد هر مدل در معیارهای مختلف ازجمله Accuracy، Precision، Recall و F1-Score است. بر اساس این نتایج، نقاط قوت و ضعف هر مدل را می‌توان به شرح زیر بررسی کرد:

- ماشین بردار پشتیبان (SVM)
  - نقاط قوت

عملکرد متعادلی در تمامی معیارها دارد و دقت قابل‌قبولی (۸۵ درصد) را ارائه می‌دهد.

Precision و Recall نزدیک به هم هستند که نشان‌دهنده تعادل خوبی در تشخیص صحیح کلاس‌ها است.

  - نقاط ضعف

نسبت به مدل‌هایی مانند شبکه عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی، دقت و F1-Score پایین‌تری دارد.

در کاربردهایی که دقت بالا و پیچیدگی بیشتری نیاز است، کارایی این مدل محدود می‌شود.

- درخت تصمیم
  - نقاط قوت

تفسیرپذیری بالایی دارد؛ به‌طوری‌که می‌توان نتایج آن را به‌راحتی درک و تحلیل کرد.

به‌سرعت اجرا می‌شود و برای داده‌های کوچک مناسب است.

  - نقاط ضعف

دقت پایینی (۷۸ درصد) دارد و در مقایسه با سایر مدل‌ها، عملکرد کمتری از خود نشان داده است.
احتمال بیش‌برازش (Overfitting) وجود دارد، به‌خصوص در داده‌های با پیچیدگی بالا.

- شبکه عصبی مصنوعی
  - نقاط قوت

بهترین عملکرد را در میان مدل‌های مستقل با دقت ۹۲ درصد دارد.
قدرت یادگیری عمیق و قابلیت تشخیص الگوهای پیچیده در داده‌ها را داراست.
Precision و Recall بالا نشان‌دهنده کارایی بسیار خوب در تشخیص صحیح داده‌ها است.

  - نقاط ضعف

نیاز به منابع محاسباتی زیاد و تنظیمات پیچیده دارد.
زمان آموزش طولانی‌تر نسبت به روش‌های ساده‌تر مانند درخت تصمیم دارد.

- جنگل تصادفی
  - نقاط قوت

پس از شبکه عصبی مصنوعی، بهترین عملکرد را در میان مدل‌های مستقل با دقت ۹۰ درصد نشان داده است.
عملکرد بسیار قوی در معیارهای Precision و F1-Score دارد که نشان‌دهنده قدرت پیش‌بینی عالی و تعادل خوب است.
مقاومت بالایی در برابر بیش‌برازش دارد و می‌تواند به‌خوبی با داده‌های بزرگ و پیچیده کار کند.

  - نقاط ضعف

تفسیرپذیری آن نسبت به مدل‌های ساده مانند درخت تصمیم، کمتر است.
زمان آموزش نسبتاً بیشتر از مدل‌های خطی و ساده است.

- رگرسیون
  - نقاط قوت

سرعت اجرا و سادگی مدل که برای مسائل پایه‌ای و داده‌های کوچک مناسب است.
تفسیرپذیری بالایی دارد و می‌توان به‌راحتی روابط بین متغیرها را درک کرد.

  - نقاط ضعف

عملکرد ضعیف در داده‌های پیچیده؛ به‌طوری‌که دقت ۷۵ درصد نسبت به سایر مدل‌ها بسیار پایین‌تر است.
عدم توانایی در تشخیص الگوهای پیچیده که باعث کاهش کارایی آن در مسائل غیر خطی می‌شود.

- یادگیری مشورتی
  - نقاط قوت

بهترین عملکرد کلی در تمامی معیارها، به‌ویژه دقت (۹۶ درصد) و Precision (0.95) که نشان‌دهنده قدرت بالا در ترکیب مدل‌ها و استفاده از نقاط قوت هر یک است.
تعادل عالی بین Precision و Recall که منجر به بهترین F1-Score (0.92) می‌شود.
این روش از نقاط ضعف مدل‌های مستقل جلوگیری می‌کند و یک بهینه‌سازی کلی در نتایج ارائه می‌دهد.

  - نقاط ضعف

پیچیدگی پیاده‌سازی و نیاز به محاسبات بیشتر برای ترکیب مدل‌ها
در برخی مسائل ممکن است نیاز به تنظیم دقیق‌تری نسبت به مدل‌های مستقل داشته باشد.

همان‌طور که واضح است، بر اساس نتایج به‌دست‌آمده، یادگیری مشورتی بهترین عملکرد را دارد و توانسته است از نقاط قوت تمامی مدل‌ها استفاده کند و دقت بالاتری را نسبت به مدل‌های مستقل ارائه دهد. مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی نیز به ترتیب پس از یادگیری مشورتی، بهترین عملکرد را داشته‌اند. درخت تصمیم و رگرسیون در رتبه‌های پایین‌تر قرار دارند و به‌طورکلی، عملکرد ضعیف‌تری را نسبت به سایر مدل‌ها نشان داده‌اند.

نتایج قابل‌توجه

در فرآیند تحلیل داده‌ها و ارزیابی مدل‌ها، چندین نتیجه مهم و الگوی کلیدی شناسایی شد:

- عملکرد بالای مدل‌های ترکیبی (یادگیری مشورتی): نتایج نشان داد که استفاده از یادگیری مشورتی، به دلیل بهره‌برداری از نقاط قوت تمامی مدل‌ها، به‌طور قابل‌توجهی دقت و کارایی را افزایش می‌دهد. این مدل ترکیبی با دقت ۹۶ درصد و F1-Score برابر با ۰/۹۲، بهترین عملکرد را از خود نشان داده است.
- شبکه‌های عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی: این دو مدل به‌صورت مستقل نیز عملکرد قابل‌توجهی داشتند و الگوهای پیچیده‌تری را به‌خوبی شناسایی کردند. دقت بالای ۹۲ و ۹۰ درصد نشان‌دهنده توانایی این مدل‌ها در تشخیص الگوهای پنهان در داده‌ها است.
- کارایی کمتر مدل‌های ساده‌تر: مدل‌هایی مانند درخت تصمیم و رگرسیون، علی‌رغم سرعت اجرا و سادگی در تفسیر، عملکرد ضعیف‌تری در مقایسه با مدل‌های پیچیده‌تر داشتند. این موضوع نشان داد که در مسائل پیچیده‌تر مانند فرآیندهای استخدامی که دارای چندین ویژگی متنوع هستند، مدل‌های ساده‌تر نمی‌توانند الگوهای دقیق و عمیق را شناسایی کنند.
- تعادل Precision و Recall در مدل‌های قوی‌تر: مدل‌های جنگل تصادفی، شبکه عصبی مصنوعی و یادگیری مشورتی توانستند تعادلی مناسب بین Precision و Recall ایجاد کنند که به معنای تشخیص صحیح هم‌زمان نمونه‌های مثبت و منفی با دقت بالاست.
- تأثیر ویژگی‌ها: ویژگی‌هایی مانند سوابق کاری، سطح تحصیلات و مهارت‌های فنی، تأثیر بیشتری بر خروجی مدل‌ها داشتند. به عبارت دیگر، این ویژگی‌ها به‌عنوان عوامل اصلی در تصمیم‌گیری مدل‌ها برای پیش‌بینی وضعیت استخدامی متقاضیان عمل کردند.

این الگوها نشان‌دهنده اهمیت استفاده از مدل‌های پیشرفته در مسائل پیچیده و تأثیر قابل‌توجه ویژگی‌های مختلف در تحلیل و ارزیابی داده‌ها هستند.

تحلیل خطاها

در تحلیل نتایج مدل‌ها، چندین مورد شناسایی شد که مدل‌ها در تشخیص آن‌ها دچار خطا شده‌اند. بررسی این موارد می‌تواند به بهبود عملکرد مدل‌ها کمک کند:

- خطا در داده‌های نامتوازن

یکی از چالش‌های اصلی مدل‌ها، تشخیص صحیح داده‌هایی بود که توزیع نامتوازن داشتند؛ به‌ویژه برای کلاس‌های با تعداد نمونه کمتر (مانند برخی مشاغل خاص یا شرایط استخدام نادر). در این موارد، مدل‌ها به دلیل تمرکز بیشتر روی کلاس‌های پرتکرارتر (مانند مشاغل رایج)، در پیش‌بینی کلاس‌های کمتر دچار خطا شدند.

- پیشنهاد: می‌توان از روش‌هایی مانند Oversampling (نمونه‌گیری افزایشی) یا Undersampling (نمونه‌گیری کاهشی) و همچنین، روش‌های پیشرفته‌تر مانند SMOTE (Synthetic Minority Over-

(sampling Technique برای تعادل‌بخشی داده‌ها استفاده کرد تا مدل‌ها توانایی تشخیص بهتر کلاس‌های نادر را داشته باشند.

- خطاهای ناشی از داده‌های نویزی یا ناهماهنگ

برخی ویژگی‌ها مانند حقوق درخواستی یا سابقه کاری، به دلیل وجود داده‌های نویزی یا اطلاعات ناقص، منجر به نتایج نادرست شدند. این نویزها ممکن است ناشی از خطاهای وارد کردن داده‌ها یا مقادیر ناقص باشند.

- پیشنهاد: استفاده از روش‌های پیش‌پردازش قوی‌تر برای حذف نویز و کامل‌سازی داده‌های ناقص می‌تواند به بهبود عملکرد مدل کمک کند.

- خطاهای مرتبط با روابط پیچیده بین ویژگی‌ها

مدل‌های ساده‌تری مانند درخت تصمیم و رگرسیون، به دلیل محدودیت در درک روابط پیچیده و غیر خطی بین ویژگی‌ها (مثلاً تأثیر هم‌زمان سابقه کاری و تحصیلات بر وضعیت استخدام)، دچار خطاهای بیشتری شدند.

- پیشنهاد: استفاده از مدل‌های پیچیده‌تری مانند شبکه‌های عصبی عمیق یا جنگل تصادفی که قادر به شناسایی و مدل‌سازی روابط پیچیده هستند، می‌تواند دقت پیش‌بینی را افزایش دهد.

- عدم تعادل بین Precision و Recall

در برخی مدل‌ها، به‌ویژه ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم، تعادل مناسبی بین Precision و Recall برقرار نبود؛ به این معنی که مدل‌ها در شناسایی برخی نمونه‌های مثبت یا منفی ضعف داشتند. برای مثال، برخی نمونه‌های واجد شرایط استخدام، درست شناسایی نشدند.

- پیشنهاد: استفاده از روش‌های تنظیم پارامتر مانند Grid Search و Cross-validation برای یافتن تنظیمات بهینه مدل‌ها می‌تواند به ایجاد تعادل بهتر بین Precision و Recall کمک کند.

- کمبود داده‌های مرتبط با برخی ویژگی‌ها

برخی ویژگی‌ها مانند گواهینامه‌ها و زبان‌های خارجی، به دلیل کمبود داده‌های مرتبط، به‌درستی توسط مدل‌ها استفاده نشدند و تأثیر مناسبی در پیش‌بینی نداشتند.

- پیشنهاد: جمع‌آوری داده‌های بیشتر برای این ویژگی‌ها و همچنین بررسی حذف یا تغییر وزن این ویژگی‌ها در مدل می‌تواند به بهبود عملکرد کمک کند.

در کل، با استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی پیشرفته‌تر، بهینه‌سازی پارامترها و بهبود کیفیت داده‌ها می‌توان عملکرد مدل‌ها را به‌طور قابل‌توجهی افزایش داد.

بحث و نتیجه‌گیری

تبیین نتایج پژوهش

ابزارهای هوش مصنوعی چگونه می‌توانند در روند بهبود فرآیند استخدام در سازمان‌ها کمک کنند؟

ابزارهای هوش مصنوعی می‌توانند به‌طور مؤثری در بهبود فرآیند استخدام در سازمان‌ها کمک کنند. این امر به دلیل توانایی بالای هوش مصنوعی در تحلیل داده‌های بزرگ، کاهش تعصبات انسانی و افزایش سرعت و دقت در انتخاب نیروی انسانی است.

۱. غربالگری خودکار رزومه‌ها: یکی از ابزارهای کلیدی هوش مصنوعی در فرآیند استخدام، سیستم‌های مدیریت استخدام (ATS) و الگوریتم‌های پردازش زبان طبیعی (NLP) است. این سیستم‌ها می‌توانند رزومه‌ها را به‌صورت خودکار تحلیل کرده و با معیارهای شغلی از پیش تعیین‌شده تطبیق دهند. این ابزارها با

حذف بررسی‌های دستی رزومه‌ها، زمان صرف‌شده برای غربالگری اولیه را به‌طور چشمگیری کاهش و دقت در انتخاب کاندیداهای اولیه را افزایش می‌دهند.

۲. کاهش تعصبات انسانی: هوش مصنوعی می‌تواند از تعصبات نژادی، جنسیتی و فرهنگی در فرآیند استخدام جلوگیری کند. الگوریتم‌های AI با تمرکز بر مهارت‌ها و تجربه‌های مرتبط به‌جای اطلاعات شخصی و پیش‌زمینه، به کاهش تعصبات انسانی در تصمیم‌گیری‌های استخدامی کمک می‌کنند.

۳. مصاحبه‌های اولیه با چت‌بات‌ها: ابزارهای هوش مصنوعی مانند چت‌بات‌ها می‌توانند برای انجام مصاحبه‌های اولیه و پاسخ به سؤالات متقاضیان استفاده شوند. این امر به سازمان‌ها اجازه می‌دهد تا تعداد بیشتری از متقاضیان را به‌صورت هم‌زمان بررسی کنند و پاسخگویی به سؤالات متقاضیان را تسریع نمایند.

۴. پیش‌بینی موفقیت شغلی: با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین (مانند ماشین بردار پشتیبان، جنگل تصادفی و شبکه‌های عصبی مصنوعی) AI می‌تواند داده‌های مرتبط با عملکرد متقاضیان گذشته را تحلیل کرده و موفقیت شغلی و تناسب با موقعیت‌های شغلی را پیش‌بینی کند. این توانایی به سازمان‌ها کمک می‌کند تا کاندیداهای با احتمال موفقیت بالا را شناسایی و انتخاب کنند.

۵. بهینه‌سازی فرآیند تصمیم‌گیری: هوش مصنوعی به سازمان‌ها این امکان را می‌دهد که تصمیم‌گیری‌های استخدامی را به‌صورت داده‌محور و بر اساس تحلیل‌های دقیق انجام دهند. این امر باعث افزایش دقت در انتخاب و کاهش هزینه‌های مرتبط با استخدام نادرست می‌شود.

به‌طورکلی، استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی در فرآیند استخدام می‌تواند منجر به افزایش بهره‌وری، کاهش هزینه‌ها، بهبود دقت و سرعت در استخدام و درنهایت بهبود تجربه متقاضیان از این فرآیند شود.

- کدام‌یک از مدل‌های هوش مصنوعی در حوزه یادگیری ماشین با نظارت، کیفیت بهتری در بهبود امر استخدام دارند؟

در حوزه یادگیری ماشین با نظارت، چندین مدل هوش مصنوعی وجود دارند که به‌طور خاص در بهبود فرآیند استخدام عملکرد بهتری نشان می‌دهند. برخی از مهم‌ترین و کارآمدترین مدل‌های نظارت‌شده که در بهبود استخدام مؤثر هستند، عبارت‌اند از:

۱. ماشین بردار پشتیبان (SVM): یکی از الگوریتم‌های با نظارت است که عملکرد بسیار خوبی در غربالگری رزومه‌ها و تطابق مهارت‌ها با نیازهای شغلی دارد. این مدل به دلیل دقت بالا در طبقه‌بندی و توانایی در تشخیص الگوهای پیچیده، در تحلیل داده‌های بزرگ استخدامی بسیار مفید است. SVM می‌تواند داده‌های مربوط به رزومه‌ها را به‌صورت چندبعدی تحلیل کرده و بهترین نامزدها را بر اساس تطابق با معیارهای شغلی انتخاب کند.

۲. شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN): شبکه‌های عصبی مصنوعی قادر به یادگیری و تطبیق الگوها از داده‌های بزرگ و پیچیده هستند. ANN با استفاده از لایه‌های مختلف، به‌طور مؤثری می‌تواند رفتارها، مهارت‌ها و ویژگی‌های شخصیتی متقاضیان را تجزیه‌وتحلیل نموده و پیش‌بینی عملکرد شغلی و تناسب شغلی آن‌ها را انجام دهد. این مدل، به‌ویژه در ارزیابی متقاضیان در مصاحبه‌های رفتاری و تحلیل خودکار مهارت‌ها، بسیار مؤثر است.

۳. جنگل تصادفی (Random Forest): یک مدل یادگیری با نظارت است که از ترکیب چندین درخت تصمیم برای افزایش دقت استفاده می‌کند. این مدل به دلیل قدرت در جلوگیری از بیش‌برازش (overfitting) و دقت بالا در پیش‌بینی‌ها، در بهبود استخدام کاربرد دارد. Random Forest می‌تواند

برای غربالگری اولیه و ارزیابی دقیق‌تر متقاضیان، ازجمله در تحلیل سوابق شغلی و رزومه‌های پیچیده، به کار رود.

۴. ماشین بردار پشتیبان با هسته‌های پیچیده (Kernel SVM): یکی از روش‌های پیشرفته SVM بوده که از هسته‌های فقط غیر خطی برای تشخیص الگوهای پیچیده در داده‌ها استفاده می‌کند. این مدل برای تطبیق فرهنگی و شخصیتی متقاضیان با سازمان بسیار مفید است؛ زیرا می‌تواند ویژگی‌های غیر خطی و پیچیده را بهتر شناسایی کند و دقت در انتخاب متقاضیان مناسب را افزایش دهد.

۵. رگرسیون لجستیک (Logistic Regression): در پیش‌بینی احتمال موفقیت یک متقاضی در یک نقش خاص کاربرد دارد. این مدل به‌ویژه برای پیش‌بینی موفقیت شغلی بر اساس ویژگی‌های خاص متقاضیان بسیار مفید است و می‌تواند به سازمان‌ها کمک کند تا نامزدهایی با احتمال موفقیت بالاتر را شناسایی کنند.

نتایج حاکی از آن بود که الگوریتم یادگیری مشورتی توانسته است از نقاط قوت تمامی مدل‌ها استفاده کند و دقت بالاتری نسبت به مدل‌های مستقل ارائه دهد.

- فرهنگ سازمانی فعلی در استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی در فرآیندهای سازمانی چگونه است و برای بهبود آنچه تلاش‌هایی باید کرد؟

فرهنگ سازمانی فعلی در استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی (AI) در فرآیندهای سازمانی، به‌ویژه در حوزه استخدام، هنوز در حال تحول است و با چالش‌هایی همراه است. بیشتر سازمان‌ها، به‌ویژه در کشورهای درحال‌توسعه مانند ایران، در مرحله آغازین پذیرش AI قرار دارند. اگرچه بسیاری از سازمان‌ها به پتانسیل هوش مصنوعی برای بهبود بهره‌وری و دقت فرآیندها پی برده‌اند؛ اما مقاومت فرهنگی و سازمانی، یکی از موانع اصلی در پذیرش گسترده این فناوری‌ها به شمار می‌رود.

ویژگی‌های فرهنگ سازمانی فعلی:

۱. مقاومت در برابر تغییر: بسیاری از کارکنان و مدیران در برابر فناوری‌های جدید مانند AI مقاومت نشان می‌دهند؛ زیرا این فناوری‌ها می‌توانند نقش‌های سنتی آن‌ها را به چالش بکشند و نیازمند مهارت‌های جدید باشند.

۲. نگرانی از جایگزینی نیروی انسانی: در برخی از سازمان‌ها، کارکنان نگرانی‌هایی درباره جایگزینی خود با فناوری‌های هوش مصنوعی دارند. این نگرانی‌ها به دلیل عدم آگاهی کافی از نقش تکمیلی AI و انسان در فرآیندهای سازمانی به وجود می‌آید.

۳. کمبود آموزش و آگاهی: در بسیاری از سازمان‌ها، فرهنگ استفاده از هوش مصنوعی به دلیل نبود آموزش‌های مناسب و آگاهی ناکافی از مزایای AI برای بهبود فرآیندهای استخدام و منابع انسانی، به‌درستی شکل نگرفته است.

۴. نگرانی‌های مربوط به حریم خصوصی و امنیت داده‌ها: یکی از چالش‌های فرهنگی در استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی، نگرانی‌ها درباره امنیت داده‌ها و حریم خصوصی کارکنان است. بسیاری از سازمان‌ها هنوز زیرساخت‌های لازم برای مدیریت داده‌ها به‌صورت امن و اخلاقی را ندارند.

بهبود فرهنگ سازمانی در استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی نیازمند تغییر نگرش‌ها، آموزش‌های مداوم و ایجاد زیرساخت‌های مناسب است. با توجه به مزایای گسترده AI در فرآیندهای سازمانی، به‌ویژه در استخدام، لازم است سازمان‌ها گام‌های مؤثری در جهت پذیرش و استفاده از این فناوری بردارند تا بتوانند از قابلیت‌های کامل آن بهره‌مند شوند و بهره‌وری سازمانی را بهبود بخشند.

بحث در مورد نتایج و مقایسه نتایج با سایر فعالیت‌های قبلی

تحقیق حاضر با هدف بهینه‌سازی فرآیند جذب و استخدام از طریق بهره‌گیری از هوش مصنوعی، دستاوردهای قابل‌توجهی را در بهبود کارایی، دقت و انصاف در فرآیندهای استخدامی ارائه می‌دهد. در این بخش به بررسی عمیق نتایج به‌دست‌آمده از تحقیق پرداخته و این یافته‌ها را با پژوهش‌های مشابه قبلی مقایسه خواهیم کرد. یکی از اصلی‌ترین اهداف این پژوهش، نه‌تنها ارتقای فرآیند استخدام بلکه بررسی امکان کاهش تعصبات انسانی و بهبود تجربه متقاضیان از طریق استفاده از هوش مصنوعی است.

پیشنهادهای کاربردی و پژوهشی

پیشنهادها برای تحقیقات آتی

۱. بهینه‌سازی فرآیند ارزیابی عملکرد منابع انسانی با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی
۲. بهینه‌سازی فرآیند ارتقای منابع انسانی با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی
۳. بهینه‌سازی فرآیند پاداش منابع انسانی با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی
۴. بهینه‌سازی فرآیند آموزش منابع انسانی با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی

پیشنهادهای کاربردی برای پیاده‌سازی در شهرداری‌ها

پیشنهادهای کاربردی برای سؤال اول: ابزارهای هوش مصنوعی چگونه می‌توانند در روند بهبود فرآیند استخدام در سازمان‌ها کمک کنند؟

۱. استفاده از سیستم‌های مدیریت استخدام (ATS) مجهز به هوش مصنوعی: سازمان‌ها می‌توانند با بهره‌گیری از ATS پیشرفته که با الگوریتم‌های هوش مصنوعی کار می‌کند، فرآیند غربالگری اولیه رزومه‌ها و درخواست‌های شغلی را بهبود بخشند. این سیستم‌ها قابلیت تطبیق سریع رزومه‌ها با نیازهای شغلی را فراهم کرده و دقت انتخاب متقاضیان را افزایش می‌دهند.
۲. به‌کارگیری چت‌بات‌ها برای انجام مصاحبه‌های اولیه: سازمان‌ها می‌توانند از چت‌بات‌های هوشمند برای انجام مصاحبه‌های اولیه و تعامل با متقاضیان استفاده کنند. این ابزارها می‌توانند به کاهش زمان صرف‌شده برای مصاحبه‌های ابتدایی کمک کرده و اطلاعات لازم را به متقاضیان ارائه دهند.
۳. ایجاد بانک اطلاعاتی هوشمند برای تحلیل متقاضیان: سازمان‌ها باید یک بانک اطلاعاتی هوشمند ایجاد کنند که سوابق متقاضیان را ذخیره کرده و با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی، تحلیل‌هایی مانند پیش‌بینی موفقیت شغلی، بررسی مهارت‌ها و رفتارها را انجام دهد.
۴. کاهش تعصبات انسانی از طریق AI: به‌منظور کاهش تعصبات انسانی در فرآیند استخدام، سازمان‌ها می‌توانند از الگوریتم‌های هوش مصنوعی برای تحلیل داده‌های متقاضیان استفاده نمایند. این الگوریتم‌ها می‌توانند بدون توجه به عوامل نژادی، جنسیتی و فرهنگی، تنها بر مبنای مهارت‌ها و شایستگی‌ها تصمیم‌گیری کنند.
۵. پایش عملکرد با هوش مصنوعی: سازمان‌ها باید از ابزارهای AI برای پایش مداوم عملکرد کارکنان استفاده کنند تا عملکرد نیروی انسانی پس از استخدام به‌طور مستمر ارزیابی شود و بهبودهای لازم صورت گیرد.

پیشنهادهای کاربردی برای سؤال دوم: کدام‌یک از مدل‌های هوش مصنوعی در حوزه یادگیری ماشین با نظارت کیفیت بهتری در بهبود امر استخدام دارند؟

۱. استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM): سازمان‌ها می‌توانند برای غربالگری اولیه متقاضیان و تشخیص مهارت‌های فنی از مدل SVM استفاده کنند. این مدل با دقت بالا در تشخیص الگوهای پیچیده می‌تواند به شناسایی سریع متقاضیان مناسب کمک کند.
۲. استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) برای تحلیل داده‌های پیچیده: در مواردی که داده‌های پیچیده‌تری مانند ارزیابی رفتارهای متقاضیان یا تحلیل مصاحبه‌های ویدیویی وجود دارد، سازمان‌ها می‌توانند از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) بهره بگیرند که قادر به تجزیه‌وتحلیل عمیق و دقیق داده‌های حجیم هستند.
۳. به‌کارگیری مدل جنگل تصادفی (Random Forest): مدل جنگل تصادفی به‌عنوان یک ابزار قدرتمند برای کاهش بیش‌برازش (overfitting) و افزایش دقت در انتخاب نهایی متقاضیان پیشنهاد می‌شود. این مدل، به‌ویژه در مواردی که داده‌های ورودی متنوع و دارای نویز هستند، عملکرد مناسبی دارد.
۴. به‌کارگیری الگوریتم‌های ترکیبی و چندوجهی: سازمان‌ها می‌توانند از مدل‌های ترکیبی شامل SVM و ANN یا جنگل تصادفی برای بهبود فرآیندهای مختلف استخدام ازجمله غربالگری، مصاحبه و انتخاب نهایی استفاده کنند. این ترکیب می‌تواند نتایج بهتری را در مقایسه با یک مدل منفرد ارائه دهد.
۵. استفاده از الگوریتم رگرسیون لجستیک برای پیش‌بینی موفقیت شغلی: برای پیش‌بینی موفقیت شغلی و تناسب مهارت‌ها با نیازهای سازمان، الگوریتم رگرسیون لجستیک می‌تواند ابزار مناسبی باشد. این مدل، امکان پیش‌بینی احتمال موفقیت متقاضیان در موقعیت‌های شغلی مختلف را فراهم می‌آورد.
۶. استفاده از مدل‌های با نظارت همراه با یادگیری تقویتی: در شرایطی که سازمان‌ها نیاز به بهبود تصمیم‌گیری‌های مستمر دارند، استفاده از یادگیری تقویتی (Reinforcement Learning) همراه با مدل‌های نظارت‌شده می‌تواند کمک‌کننده باشد. این مدل‌ها به مرور زمان با داده‌های جدید بهینه‌سازی می‌شوند و عملکرد بهتری را در فرآیند استخدام ارائه می‌دهند.

پیشنهادهای کاربردی برای سؤال سوم: فرهنگ سازمانی فعلی در استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی در فرآیندهای سازمانی چگونه است و باید چه تلاش‌هایی برای بهبود آن صورت گیرد؟

۱. آموزش و توانمندسازی کارکنان: یکی از اصلی‌ترین اقدامات برای بهبود فرهنگ سازمانی، برگزاری دوره‌های آموزشی برای کارکنان و مدیران است. این آموزش‌ها باید بر مبنای افزایش آگاهی از مزایای هوش مصنوعی و نحوه به‌کارگیری آن در فرآیندهای مختلف سازمانی ازجمله استخدام باشد. همچنین، برگزاری کارگاه‌های عملی برای آشنایی با ابزارهای هوش مصنوعی مانند سیستم‌های مدیریت استخدام (ATS) و چت‌بات‌ها می‌تواند کمک‌کننده باشد.
۲. ایجاد فرهنگ باز و نوآورانه: سازمان‌ها باید فرهنگ پذیرش تغییر و نوآوری را در میان کارکنان تقویت کنند. بهبود فرهنگ سازمانی مستلزم ایجاد سیاست‌های حمایتی برای پذیرش فناوری‌های نوین مانند هوش مصنوعی است. مدیران باید با تشویق کارکنان به استفاده از فناوری‌های جدید و تأکید بر نقش تکمیلی هوش مصنوعی و نیروی انسانی، نگرانی‌ها درباره جایگزینی نیروی انسانی با ماشین‌ها را کاهش دهند.
۳. ترویج رهبری تکنولوژیکی: سازمان‌ها باید افرادی را به‌عنوان پیشروان تغییر در حوزه استفاده از هوش مصنوعی معرفی کنند. این افراد که در نقش‌های رهبری تکنولوژیکی قرار می‌گیرند، باید توانایی ترکیب فناوری‌های نوین با فرآیندهای سنتی و هدایت کارکنان به‌سوی استفاده از هوش مصنوعی را داشته باشند. این رهبران می‌توانند با الگو بودن، کارکنان دیگر را نیز به پذیرش هوش مصنوعی ترغیب کنند.

۴. تشویق به استفاده از ابزارهای AI برای تحلیل و تصمیم‌گیری: به‌کارگیری ابزارهای هوش مصنوعی در فرآیندهای روزمره سازمانی باید به‌صورت تشویقی انجام شود. سازمان‌ها می‌توانند پروژه‌های کوچک‌تر را برای آزمایش کارکردهای هوش مصنوعی در زمینه‌هایی مانند تحلیل داده‌های منابع انسانی و پیش‌بینی نیازهای شغلی آغاز کنند و پس از مشاهده موفقیت‌ها، به‌تدریج این فناوری را در تمامی بخش‌های سازمان گسترش دهند.

۵. استفاده از استراتژی‌های تغییر مدیریت: پیاده‌سازی هوش مصنوعی، به‌ویژه در سازمان‌های سنتی، می‌تواند با مقاومت‌هایی روبه‌رو شود؛ بنابراین، باید استراتژی‌های تغییر مدیریت به کار گرفته شود تا کارکنان سازمان به‌صورت تدریجی با این فناوری‌ها آشنا شوند و نگرانی‌های آن‌ها برطرف شود. برگزاری جلسات مشاوره، ارائه بازخوردها و تمرکز بر مزایای شغلی هوش مصنوعی می‌تواند به کاهش مقاومت‌های فرهنگی کمک کند.

۶. بهبود زیرساخت‌های فنی و امنیت داده‌ها: به‌منظور تسهیل پذیرش هوش مصنوعی، سازمان‌ها باید زیرساخت‌های فنی خود را تقویت کنند. این امر شامل ارتقای سیستم‌های فناوری اطلاعات و تضمین امنیت داده‌ها است. نگرانی‌های مربوط به حریم خصوصی داده‌ها ازجمله چالش‌های رایج در پذیرش هوش مصنوعی است که با بهبود زیرساخت‌های امنیتی و ایجاد شفافیت در استفاده از داده‌ها می‌توان آن‌ها را برطرف کرد.

۷. شفافیت در فرآیندهای مبتنی بر هوش مصنوعی: برای جلب اعتماد کارکنان، سازمان‌ها باید در مورد چگونگی استفاده از هوش مصنوعی، شفافیت ایجاد کنند. اطلاع‌رسانی درباره نحوه عملکرد الگوریتم‌ها، نحوه استفاده از داده‌های متقاضیان و کارکنان و اقدامات پیشگیرانه برای جلوگیری از تعصبات الگوریتمی، به بهبود فرهنگ سازمانی و پذیرش این فناوری کمک خواهد کرد.

۸. ارائه انگیزه‌های مالی و غیر مالی: سازمان‌ها می‌توانند برای کارکنانی که با موفقیت از ابزارهای هوش مصنوعی استفاده می‌کنند، پاداش‌های مالی و غیر مالی ارائه دهند. این امر می‌تواند انگیزه کارکنان را برای پذیرش و استفاده از هوش مصنوعی در فرآیندهای استخدام و منابع انسانی افزایش دهد.

منابع

Bondarouk, T., & Brewster, C. (2016). Conceptualising the future of HRM and technology research. *The International Journal of Human Resource Management*, *27*(21), 2652–2671.

Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, *96*(1), 108–116.

Dutta, M., & Gankar, S. S. (2021). Impact of HR automation in employee experience within the manufacturing sector at Pune. *Turkish Online Journal of Qualitative Inquiry*, *12*(9), 10408–10413.

Garcia, M., & Patel, R. (2019). Machine learning algorithms in recruitment: Enhancing predictive hiring models. *Journal of Data Science and Recruitment*, *7*(3), 241–258.

Garg, A., & Punia, B. K. (2020). Digitalisation of recruitment: Challenges and opportunities. *International Journal of Organisational Analysis*, *28*(5), 1103–1119.

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.

HireVue. (2022). *How AI is transforming recruitment: AI technology in talent acquisition*. https://www.hirevue.com/

Kamalov, F., Santandreu Calonge, D., & Gurrib, I. (2023). New era of artificial intelligence in education: Towards a sustainable multifaceted revolution. *Sustainability*, *15*(16), 12451.

Leesa-Nguansuk, S. (2019, October 16). Microsoft advises AI regulation under Personal Data Protection Act. *Bangkok Post*.

Liu, Y., & Chen, H. (2020). Optimizing the hiring process with machine learning: Applications of ANN, SVM, and random forest in candidate selection. *International Journal of AI in Human Resources*, *11*(4), 329–345.

Rahman, M. S., Sarker, M. F. H., & Ahsan, M. (2020). Artificial intelligence-based recruitment system: The next frontier in human resource management. *International Journal of Human Resource Studies*, *10*(1), 54–69.

Raveendra, P. V., Satish, Y., & Singh, P. (2020). Changing landscape of recruitment industry: A study on the impact of artificial intelligence on eliminating hiring bias from recruitment and selection process. *Journal of Computational and Theoretical Nanoscience*, *17*(9–10), 4404–4407.

Tanantong, T., & Wongras, P. (2024). A UTAUT-based framework for analyzing users' intention to adopt artificial intelligence in human resource recruitment: A case study of Thailand. *Systems*, *12*(1), 28

Upadhyay, A., & Khandelwal, K. (2022). Applications of artificial intelligence in recruitment and optimization. *Journal of Human Resource Management*, *34*(4), 45–60.

استناد به این مقاله: محمدی، محمدجواد. (۱۴۰۴). کاربرد الگوریتم‌های هوش مصنوعی در بهینه‌سازی فرآیند استخدام شهرداری‌ها: مطالعه موردی شهرداری صدرا. *فصلنامه پژوهش‌های نوین در شهر هوشمند*، ۳(۳)، ۱۹-۴۱.

New Researches in The Smart City is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.