Journal of Agricultural Economics & Development

Homepage: https://jead.um.ac.ir

Research Article
Vol. 39, No. 1, Spring 2025, p. 33-56

Investigating the Factors Influencing Behavioral Intention and Adoption of Artificial Intelligence Technology: A Case Study of Cultivation and Industries at Razavi Agricultural Company

A. Sani Heidary[1], E. Safari[2*]

1- Department of Agricultural Economics, Faculty of Agriculture, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran
2- Artificial Intelligence Applications Development Group, Communication and Information Technology Research Institute, Tehran, Iran
(*- Corresponding Author Email: e.safari@itrc.ac.ir)

Received: 03-07-2024
Revised: 11-09-2024
Accepted: 23-09-2024
Available Online: 23-09-2024

How to cite this article:
Sani Heidary, A., & Safari, E. (2025). Investigating the Factors Influencing Behavioral Intention and Adoption of Artificial Intelligence Technology: A Case Study of Cultivation and Industries at Razavi Agricultural Company. *Journal of Agricultural Economics & Development*, *39*(1), 33-56. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.22067/jead.2024.88807.1277

Introduction

In the continuity of human life, agriculture as a strategic activity plays a key role in providing food. In addition, the agricultural sector plays an important role in economic development, social welfare and environmental sustainability of all countries. However, this sector is facing many challenges in recent years. Some of its most important challenges include the increasing growth of the world's population, a 40% reduction in water and soil resources, the destruction of a quarter of agricultural land, climate change, a lack of specialized labor, poor access to financial resources, strict laws, and a decrease in the number of farmers due to a decrease in motivation. Therefore, in order to meet the growing demand for food and overcome its challenges, the agricultural sector is forced to look for new solutions such as adopting digital transformation enhanced by artificial intelligence technology. The use of artificial intelligence (AI) technology has recently become increasingly prominent in the agricultural sector. AI-based solutions assist farmers in achieving higher productivity with fewer resources, ensuring the production of high-quality and healthy products, and accelerating the marketing process. Given the significance of AI technology in enhancing the overall efficiency of the agricultural sector, this research aims to identify the key predictors that influence the behavioral intention and adoption of AI technology in agricultural companies.

Materials and Methods

The main objective of this research is to determine the key predictors of behavioral intention and behavior of using artificial intelligence technology in agricultural companies through the combination of the developed UTAUT2 model and TOE factors. The statistical population of this research is the total employees of nine cultivation and industry of Razavi Agricultural Company, which are about 465 people. Data were collected by completing multidimensional questionnaires along with semi-structured interviews from households in 2023. In total, 250 questionnaires were completed. Data of 39 respondents were excluded due to missing values. The questionnaire is designed based on the seven-point Likert scale (strongly disagree = 1, strongly agree = 7). The questionnaire used in this research includes 14 constructs in the form of 60 items. Excel 2019 software was used

©2024 The author(s). This is an open access article distributed under Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0).

https://doi.org/10.22067/jead.2024.88807.1277

to analyze the raw data of the questionnaire and SmartPLS software was used to test the research hypotheses. In order to guarantee the stability of the data, a complete bootstrap method with 5000 sub-samples was performed.

Results and Discussion

The results revealed that the values of Cronbach's alpha and CR for all constructs were higher than 0.7, which shows acceptable internal consistency of the model and adequate reliability of the research constructs. AVE scores and factor loading values for all constructs are above 0.5, which indicates the correct definition of constructs and high convergence between constructs and its items. The values of rho_A as an important reliability measure for PLS-SEM for all constructs are greater than the acceptable value of 0.7. The results of the Fornell-Larcker criteria and the Heterotrait-Monotrait ratio (HTMT) indicate that the model is confirmed in terms of the constructs' discriminative validity. In addition, the research model was able to explain 89.4 and 51.7 percent of the variance of the variables of behavioral intention and the behavior of people to use artificial intelligence technology in the agricultural sector. According to the results, all research hypotheses are confirmed and the behavioral intention to adopt artificial intelligence technology is positively and significantly influenced by expected performance, social effects, hope for effort, facilitating conditions, pleasure-seeking motivation, price-value, habit, trust in technology, technological aspects, organizational aspects, and environmental aspects. However, the fear of technology variable has a negative and significant impact on people's behavioral intention.

Conclusion

This study highlights the determining the role of expected performance constructs, social influences, fear of technology, and organizational and environmental aspects compared to other constructs in predicting people's behavioral intention to adopt artificial intelligence technology in the agricultural sector and provides important information for different stakeholders. According to the results, it is suggested that the government should invest in the development of the necessary infrastructure for this technology and provide a platform for its development by establishing efficient laws and paying low-interest facilities. In addition, Designers should create user-friendly tools tailored to the agricultural conditions of the country.

Keywords: Agricultural sector, Artificial intelligence technology, Behavioral intention, Structural equation modeling, Use Behavior

نشریه اقتصاد و توسعه کشاورزی
https://jead.um.ac.ir

مقاله پژوهشی

جلد ۳۹، شماره ۱، بهار ۱۴۰۳، ص.۵۶-۳۳

بررسی عوامل مؤثر بر قصد رفتاری و رفتار استفاده از فناوری هوش مصنوعی: مطالعه موردی کشت و صنعت‌های شرکت کشاورزی رضوی

علیرضا ثانی حیدری[۱]- احرام صفری[۲*]

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۴/۱۳

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۷/۰۲

چکیده:

فناوری هوش مصنوعی یکی از راه‌حل‌های مطلوب فعلی برای حل مشکلات بخش کشاورزی و افزایش کمی و کیفی میزان تولید محصولات این بخش است. چرا که پیش‌بینی و بهبود سیستم‌های مدیریت مزرعه، می‌تواند کیفیت و عرضه محصول را تضمین کند. افزون‌براین، بخش کشاورزی به‌دلیل جایگاه آن در اقتصاد و امنیت غذایی کشور به‌عنوان یکی از حوزه‌های اولویت‌دار برنامه‌های ملی توسعه فناوری هوش مصنوعی به حساب می‌آید. گسترش چنین فناوری جدیدی در مقیاس وسیع کشاورزی و در سطح کشور به عوامل مختلفی بستگی دارد. بنابراین، هدف اصلی تحقیق حاضر، تعیین پیش‌بینی‌کننده‌های کلیدی قصد رفتاری و رفتار استفاده از فناوری هوش مصنوعی در بخش کشاورزی است. ویژگی متمایز این تحقیق ترکیب جنبه‌های مدل توسعه یافته نظریه یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری (UTAUT2) با جنبه‌های فناوری، سازمانی و محیطی (TOE) است. حجم نمونه مبتنی بر روش نمونه‌گیری تصادفی طبقه‌ای، ۲۱۱ نفر برآورد و داده‌ها از طریق تکمیل پرسشنامه به‌صورت مصاحبه از کارکنان ۹ کشت و صنعت کشاورزی واقع در چهار استان خراسان شمالی، رضوی، جنوبی و سمنان در سال ۱۴۰۲ جمع‌آوری شد. نتایج نشان داد عملکرد مورد انتظار و تأثیرات اجتماعی، مهمترین عوامل مثبت تعیین‌کننده قصد رفتاری افراد برای پذیرش فناوری هوش مصنوعی هستند. متغیر ترس از فناوری به‌عنوان مهمترین عامل بازدارنده پذیرش فناوری تعیین شد. در بین جنبه‌های فناوری، سازمانی و محیطی، نتایج نقش قابل توجه جنبه‌های سازمانی و محیطی بر قصد رفتاری افراد را برجسته می‌کند. در نهایت، متغیرهای امید به تلاش، شرایط تسهیل‌کننده، انگیزه لذت‌جویی، قیمت-ارزش، اعتماد به فناوری، عادت و جنبه‌های فناوری دیگر عوامل تعیین‌کننده قصد رفتاری افراد جهت پذیرش فناوری می‌باشند. این نتایج اطلاعات مهمی را برای ذینفعان مختلف فراهم می‌کند. توصیه می‌شود سیاست‌گذاران در اجرای برنامه‌های توسعه فناوری هوش مصنوعی در کشاورزی متغیرهای تعیین‌کننده قصد رفتاری را مورد توجه قرار دهند؛ دولت باید در توسعه زیرساخت‌های ضروری این فناوری سرمایه‌گذاری کند و با وضع قوانین کارآمد و پرداخت تسهیلات کم‌بهره، بستر توسعه این فناوری را فراهم سازد؛ طراحان با ارائه اطلاعات و مشارکت دادن کشاورزان در فرآیند توسعه آن، آنها را بهتر در مورد عملکرد فناوری خود آگاه کنند.

واژه‌های کلیدی: بخش کشاورزی، رفتار استفاده، فناوری هوش مصنوعی، قصد رفتاری، مدل معادلات ساختاری

مقدمه

کشاورزی یکی از قدیمی‌ترین و مهم‌ترین صنایع جهان به شمار می‌رود که با تولید محصولات خود، پاسخ‌گوی غذای جمعیت در حال رشد جهان می‌باشد و دارای نقش کلیدی در تأمین امنیت غذایی است. این بخش، به‌دلیل جایگاه آن در توسعه اقتصادی، رفاه اجتماعی و پایداری محیط‌زیست از اهمیت ویژه‌ای در تمام کشورهای دنیا برخوردار است. به‌طوری‌که این بخش در کشورهای توسعه‌یافته منشأ پیشرفت و در کشورهای در حال‌توسعه، باعث تحکیم پایه‌های اقتصاد می‌شود (Sani Heidary et al., 2020; Vuppalapati, 2021).

۱- گروه اقتصاد کشاورزی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

۲- گروه توسعه کاربردهای هوش مصنوعی، پژوهشگاه ارتباطات و فناوری اطلاعات، تهران، ایران

(*- نویسنده مسئول: Email: e.safari@itrc.ac.ir)

https://doi.org/10.22067/jead.2024.88807.1277

با این حال این بخش با مشکلات متعددی مواجه است. برخی از مهمترین مشکلات آن شامل رشد فزاینده‌ی جمعیت جهان (رسیدن به ۹/۹ میلیارد نفرتا سال ۲۰۵۰) (Vuppalapati, 2021; Dhanush *et al.*, 2023)، کاهش ۴۰ درصدی منابع آب و خاک و تخریب یک چهارم زمین‌های کشاورزی (Vuppalapati, 2021)، تغییرات اقلیم و فشارهای اجتماعی و اثرات اقتصادی فاجعه‌بار آن (Ronaghi & Forouharfar, 2020; Vuppalapati, 2021; Dhanush *et al.*, 2023)، کمبود نیروی‌کار متخصص، کمبود دسترسی به منابع مالی (Javaid *et al.*, 2023; Dhanush *et al.*, 2023)، قوانین سختگیرانه و کاهش تعداد کشاورزان به‌دلیل کاهش انگیزه (Javaid *et al.*, 2023) می‌باشند.

در ایران نیز، بخش کشاورزی نقش کلیدی را در اقتصاد، اشتغال، امنیت غذایی و به‌خصوص تاب‌آوری کشور در مقابل تحریم‌های ناعادلانه جهانی ایفا می‌کند. در شرایط تحریمی، بخش کشاورزی رسالت مهمی مبنی بر ارزآوری برای کشور را برعهده داشته است. تنوع اقلیمی و آب‌وهوایی، ظرفیت‌های قابل توجهی را در کشور برای تولید محصولات کشاورزی در عرصه‌های این مرز و بوم ایجاد کرده است. با این حال بخش کشاورزی ایران از مشکلات متعددی برخوردار است به گونه‌ای که در سال ۲۰۲۲، شکاف عملکردی برخی از محصولات راهبردی کشور مانند گندم، جو، آفتابگردان، برنج، چغندرقند و سویا نسبت به متوسط عملکرد جهان به‌ترتیب ۱۲۱، ۸۱، ۸۰، ۹ و ۷ درصد می‌باشد (جدول A1 پیوست) که این موضوع بیانگر آن است که متوسط عملکرد محصولات کشاورزی کشور در مقایسه با متوسط جهان بسیار پایین می‌باشد (Islamic Parliament Research Center of I.R. Iran, 2021). همچنین سهم تولیدات داخلی کشور از عرضه محصولات اساسی کشاورزی کمتر از ۶۰ درصد بوده و فاصله تا خط امن خودکفایی در بسیاری از محصولات کشاورزی افزایش یافته است. در واقع، این روند نامناسب تولیدات داخلی در تأمین غذای جامعه و افزایش ضریب خوداتکایی به محصولات خارجی بیانگر مدیریت غیراصولی و ناکارآمد در این بخش است (Islamic Parliament Research Center of I.R. Iran, 2021). ازاین‌رو، بخش کشاورزی پیش از گذشته در تحقق امنیت غذایی کشور با مشکل مواجه خواهد.

بنابراین، بخش کشاورزی برای برآوردن تقاضای فزاینده‌ی غذا در جهان و غلبه بر چالش‌های خود مجبور به جستجوی راه‌حل‌های جدیدی چون پذیرش تحول دیجیتالی می‌باشد که با فناوری هوش مصنوعی تقویت شده است (Vuppalapati, 2021). در چنین شرایطی مبتنی بر تحلیل راه‌حل‌های بهینه چالش‌های فعلی کشاورزی سنتی و کاربرد فناوری هوش مصنوعی می‌توان بستر دستیابی به شیوه‌های اثربخش‌تر در این بخش را فراهم کرد. استفاده از فناوری هوش مصنوعی به تازگی در بخش کشاورزی مشهود شده و می‌تواند نمونه‌ای از تغییر در انجام فعالیت‌های کشاورزی فعلی باشد (Vuppalapati, 2021; Banthia & Chaudaki, 2022).

راه‌حل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی به کشاورزان کمک می‌کند که با منابع کمتر تولید بیشتری داشته باشند؛ محصولاتی با کیفیت و سالم تولید کنند و در نهایت در زمان کوتاه‌تری محصولات خود را به بازار عرضه کنند (Banthia & Chaudaki, 2022). یک سیستم مجهز به هوش مصنوعی، اطلاعاتی را در مورد سطح زیرکشت، نوع محصول، سلامت محصولات و مواد مغذی مورد نیاز برای افزایش کیفیت و کمیت محصول به کشاورزان ارائه می‌دهد و سلامت محصولات را در زمان واقعی ردیابی می‌کند (Javaid *et al.*, 2023). همچنین، شرکت‌های کشاورزی می‌توانند از داده‌های بزرگ و یادگیری ماشین برای پیش‌بینی قیمت، محاسبه خروجی و عملکرد محصول نهایی و شناسایی هجوم آفات و بیماری‌ها استفاده کنند. در بسیاری از شرکت‌های در حال توسعه ربات‌های خودران برای مدیریت فرآیندهای کشاورزی استفاده می‌شوند (Javaid *et al.*, 2023).

هوش مصنوعی شامل تکنیک‌هایی است که رایانه‌ها را قادر می‌سازند تا رفتار انسان را شبیه‌سازی و پیش‌بینی کنند. هوش مصنوعی توانایی یک ماشین برای انجام عملکردهای شناختی مرتبط با ذهن انسان است. حل مسئله، یادگیری، استدلال و ادراک همگی اهداف هوش مصنوعی هستند و تمام این موارد زمانی اتفاق می‌افتد که یک هوش انسانی تعریف شود تا ماشین بتواند آن را درک کند (Javaid *et al.*, 2023). هوش مصنوعی می‌تواند دانش در سطح انسانی را جذب کند و از این اطلاعات برای خودکارسازی و تسریع وظایفی استفاده کند که در گذشته فقط توسط انسان صورت می‌گرفت (Vuppalapati, 2021). یادگیری ماشین، بینایی کامپیوتر، پردازش زبان طبیعی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، رباتیک و سیستم‌های خبره مهم‌ترین ابزارهای هوش مصنوعی هستند که در کشاورزی مورد استفاده قرار گرفته‌اند (Shadrin *et al.*, 2019).

به‌صورت کلی، بهترین راهبرد برای مرتفع سازی چالش‌ها و تهدیدهای پیشرو بخش کشاورزی، توسعه به کارگیری فناوری‌های هوش مصنوعی در تمام مراحل تولید محصولات کشاورزی تا مصرف آن می‌باشد. چرا که فناوری هوش مصنوعی و زیرمجموعه‌های آن به شدت توانایی ایجاد تحول در کشاورزی را دارند و می‌توانند منجر به شگفتی بزرگی در بخش کشاورزی شوند (Vuppalapati, 2021; Javaid *et al.*, 2023). در این راستا، مهمترین ابزارهای هوش مصنوعی مورد استفاده در کشاورزی ایران و نتایج حاصل از آن در جدول ۱ ارائه شده است.

جدول ۱- استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی در کشاورزی و نتایج آن

Table 1- Utilization of artificial intelligence tools in agriculture and their outcomes

نام ابزار Tool name	زمینه استفاده Context of use	نوع محصول- مرحله تولید Type of product - production stage	منطقه Area	نتایج Results	منابع Sources
پردازش تصویر و شبکه‌های عصبی مصنوعی Image processing and artificial neural networks	طبقه‌بندی کیفیت Quality classification	مزه پرتقال تامسون – برداشت Taste of Thompson oranges - harvest	کرمانشاه Kermanshah	نتایج نشان داد ابزارهای هوش مصنوعی چون بینایی ماشین و شبکه‌های عصبی مصنوعی در تعیین خصوصیات محصولات کشاورزی از فدرت، دقت و سرعت بالایی برخودار هستند. The results showed that artificial intelligence tools such as image processing and artificial neural networks are highly accurate and fast at determining the characteristics of agricultural products.	Adelkhani *et al*., 2015)
ربات‌ها Robots	مدیریت دامداری Livestock management	گاو Cow	–	کاهش نیروی کارگری موردنیاز؛ افزایش بهداشت و سلامت دام و انسان؛ تغذیه بهینه علوفه به دام؛ بهره‌وری و سود بیشتر. Reduction of required labor force; Increasing livestock and human health; Optimum feeding of fodder to livestock; More productivity and profit.	(Masoudi, 2016)
پردازش تصویر و شبکه‌های عصبی مصنوعی Image processing and artificial neural networks	طبقه‌بندی کیفیت Quality classification	مرغ Chicken	لرستان Lorestan	نتایج نشان داد پردازش تصاویر و شبکه عصبی مصنوعی ابزارهای مناسبی جهت تخمین و تشخیص تازگی گوشت مرغ است. The results indicated that image processing and artificial neural networks are effective for estimating and diagnosing the freshness of chicken meat.	Fatahi *et al.*, 2017)
بینایی ماشین یا کامپیوتر Machine or computer vision	تشخیص علف هرز چاودار Rye weed detection	سیب زمینی– مرحله داشت –Potato Supervision	کرمانشاه Kermanshah	نتایج نشان داد که توسعه فناوری هوش مصنوعی مانند بینایی ماشین در پاشش علف‌کش‌های امری ضروری است و از دقت و عملکرد بالایی در کنترل علف هرز برخوردار است. The study's findings suggest that artificial intelligence technology, especially machine vision, is essential for herbicide spraying, demonstrating high accuracy and performance in weed control.	Sabzi *et al.*, 2019)
شبکه‌های عصبی مصنوعی فازی Fuzzy artificial neural networks	تخمین سطح برگ Estimation of leaf area	نعناع Mint	تبرستان Tabarestan	نتایج نشان داد ابزارهای هوش مصنوعی در تخمین شاخص برگ گیاهان از سرعت و دقت بالایی برخوردار است. The results indicated that artificial intelligence tools estimate plant leaf index with high speed and accuracy.	Hosseini *et al.*, 2019)
پردازش تصویر و شبکه‌های عصبی مصنوعی Image processing and artificial neural networks	طبقه‌بندی کیفیت Quality classification	درجه‌بندی نارنگی– برداشت Sorting of Tangerine - harvesting	ساری Sari	نتایج نشان داد بکارگیری روش‌های نوین نظیر پردازش تصویر و شبکه عصبی مصنوعی برای دسته‌بندی نارنگی از دقت و کارایی بالایی برخودار هستند. The results showed that the use of new methods such as image processing and artificial neural networks for tangerine classification has high accuracy and efficiency.	Lorestani *et al.*, 2020)

Behneghar *et al.*, 2021)	نتایج نشان داد سامانه طراحی شده در بستر هوش مصنوعی، علائم حیاتی و رفتاری دام را با دقت بالا در لحظه نظارت می‌کند و در اختیار دامدار قرار می‌دهد و منجر به افزایش سلامت دام، کاهش تلفات و افزایش بهره‌وری دام می‌شود. The results indicated that the AI-based system accurately monitors livestock's vital signs and behavior in real-time, providing farmers with valuable data that enhance animal health, reduces losses, and boosts productivity.	شهریار، ورامین و پیشوا Shahriar, Varamin and Pishva	گاو – تمام دوره پرورش – Cow Breeding period	سلامت دام‌ها Livestock health	اینترنت اشیاء، داده‌های بزرگ و یادگیری ماشین Internet of Things, Big Data and Machine Learning
Azadnia & Kheiralipour, 2021)	نتایج نشان داد بینایی ماشین پتانسیل بالایی در شناسایی و طبقه‌بندی گیاهان دارویی و می توانند جایگزین روش‌های فعلی باشد و از دقت و سرعت بالایی برخوردار است. The results indicate that machine vision can effectively identify and classify medicinal plants, offering a faster and more accurate alternative to current methods.	سلماس Selmas	گیاهان دارویی Herbal plants	طبقه‌بندی گونه Species classification	بینایی ماشین و پردازش تصویر Machine vision and Image processing
Rezaei *et al.*, 2021)	نتایج نشان داد شناسایی خودکار کمبود مواد مغذی بر اساس روش‌های هوشمند پردازش تصویر و یادگیری ماشین، نسبت به راه‌حل‌های آزمایشگاهی، از نظر هزینه، سرعت تشخیص و همچنین دقت روشی مناسب‌تری است. The results showed that the automatic detection of nutrient deficiency based on intelligent methods of image processing and machine learning is more appropriate than laboratory solutions in terms of cost, detection speed, and accuracy.	بهاباد Behabad	پسته Pistachio	کمبود مواد غذایی Lack of food	یادگیری ماشین و پردازش تصویر Machine Learning and Image processing
Azadnia *et al.*, 2022)	نتایج نشان داد بینایی ماشین در طبقه‌بندی محصول زالزالک از قابلیت بالایی برخودار است که منجر به کاهش ضایعات محصول و افزایش کیفیت درجه‌بندی آن می شود. The results indicated that machine vision effectively classifies hawthorn products, reducing waste and enhancing grading quality.	سلماس Selmas	زالزالک Hawthorn	طبقه‌بندی کیفیت Quality classification	بینایی ماشین Machine vision
Hadipour Rokni *et al.*, 2022)	نتایج نشان داد که کاربرد پهپادها و مدل یادگیری عمیق از دقت و سرعت بالایی در شناسایی آفات مرکبات دارد و می‌تواند به کشاورزان در مدیریت و کنترل آفات کمک کند. The results showed that the use of drones and deep learning models has high accuracy and speed in identifying citrus pests and can help farmers in pest management and control.	قائمشهر Ghaemshahr	مرکبات – داشت Citrus fruits-Supervision	مدیریت آفات Pest Management	پهپاد و یادگیری عمیق Drones and Deep learning
Najafabadiha *et al.*, 2023)	نتایج نشان داد ابزارهای هوش مصنوعی در تشخیص و طبقه‌بندی بیماری‌های گیاهی از دقت و سرعت بالایی برخوردار است The results indicated that artificial intelligence tools can diagnose and classify plant diseases with high accuracy and speed.	قزوین Qazvin	انگور Grape	مدیریت بیماری‌ها Disease management	پردازش تصویر و ماشین بردار پشتیبانی Image Processing and Support Vector Machine
Fallah & Ghanbari Parmehr, 2023)	نتایج نشان داد استفاده از ظرفیت فناوری هوش مصنوعی منجر به کاهش زمان تشخیص و درصد تشخیص اشتباه آفت توسط کشاورز می‌شود. در واقع سرعت و دقت سامانه موجب کاهش اثر مخرب آفت بر مزرعه می‌گردد. The results indicated that artificial intelligence technology enhances pest detection speed and accuracy for farmers, minimizing misdiagnosis and mitigating negative impacts on farms.	آمل Amol	برنج– مرحله داشت –Rice Supervision	تشخیص کرم ساقه‌خوار Detection of stem-eating worms	یادگیری عمیق Deep Learning

(Saedi, 2023)	نتایج نشان داد که یادگیری عمیق، به‌عنوان ابزار هوش مصنوعی، زمان برداشت بهینه محصولات کشاورزی را به دقت تعیین می‌کند و راه را برای پیشرفت روبات‌های برداشت هموار می‌کند. The results indicated that deep learning, a powerful AI tool, accurately determines the optimal harvest time for agricultural products, paving the way for the advancement of harvesting robots.	شاهرود Shahrood	سیب Apple	مدیریت مراحل تولید- زمان برداشت Management of production stages - harvest time	یادگیری عمیق Deep learning
Sayahi *et al.*,) (2024	نتایج نشان داد کاربرد ابزارهای هوش مصنوعی در پیش‌بینی پارامترهای کیفی آب از از دقت و سرعت مناسبی برخوردار هستند. The results indicate that artificial intelligence tools accurately and quickly predict water quality parameters.	خوزستان Khuzestan	پیش‌بینی پارامترهای کیفی آب Prediction of water quality parameters	مدیریت آب Water management	یادگیری ماشین Machine Learning

بنابراین با توجه به اهمیت کاربرد فناوری هوش مصنوعی در ارتقای همه جانبه بخش کشاورزی و نقش زیربنایی این بخش در رهایی از اقتصاد تک محصولی و کاهش میزان وابستگی، شناسایی عوامل کلیدی پذیرش فناوری هوش مصنوعی در کشاورزی جهت مرتفع ساختن چالش‌ها و موانع این بخش و همچنین تحقق اهداف اصلی آن (مانند امنیت غذایی) از ضرورت بالایی برخوردار است. همچنین، با توجه به اینکه بخش کشاورزی در برنامه‌های ملی توسعه هوش مصنوعی کشور به‌عنوان یکی از حوزه‌های اولویت‌دار به حساب می‌آید، این مطالعه به دنبال آن است که با تحلیل همزمان عوامل رفتاری، فناوری، محیطی و سازمانی به درک و بینش عمیق پیش‌بینی‌کننده‌های پذیرش فناوری هوش مصنوعی در کشاورزی کمک کند. به‌طوری‌که یک نقشه راه اولیه برای سیاست‌گذاران مرتبط فراهم آورد تا بتوانند جهت تدوین برنامه‌های آتی ورود هوش مصنوعی در شرکت‌های کشاورزی، سیاست‌های مناسبی را اتخاذ نمایند. در این راستا، سؤال کلیدی این پژوهش این است که چه پیش‌بینی‌کننده‌هایی نقش تعیین‌کننده‌ای در قصد رفتاری و رفتار استفاده از فناوری هوش مصنوعی در شرکت‌های کشاورزی دارند؟

در زمینه بخش کشاورزی و فناوری هوش مصنوعی مطالعات محدودی صورت گرفته که به دو گروه کاربردهای فناوری هوش مصنوعی و تعیین عوامل مؤثر بر پذیرش فناوری هوش مصنوعی تقسیم می‌شوند. در زمینه کاربردهای فناوری هوش مصنوعی، مطالعات مختلفی نشان دادند که مهمترین حوزه‌های کاربردی فناوری هوش مصنوعی در بخش کشاورزی شامل "ارزیابی زمین کشاورزی (Tzachor *et al.*, 2022; Javaid *et al.*, 2023)"مدیریت آب و آبیاری (Leal Filho *et al.*, 2022; Tzachor *et al.*, 2022; Javaid *et al.*, 2023; Khayam Nekouei *et al.*, 2024)"؛ مدیریت پارامترهای خاک (Banthia & Chaudaki, 2022; Tzachor *et al.*, 2022; Javaid *et al.*, 2023; Khayam Nekouei et al., 2024)"؛ "مدیریت علف‌های هرز (Banthia & Chaudaki, 2022; Tzachor *et al.*, 2022; Javaid *et al.*, 2023)"؛ "بهره‌وری و عملکرد تولید محصولات کشاورزی (; Tzachor *et al.*, 2022; Javaid *et al.*, 2023; Khayam Nekouei *et al.*, 2024)؛ طبقه‌بندی گونه‌ها و ارقام (Tzachor *et al.*, 2022; Javaid et al., 2023)"؛ "پیش‌بینی آب‌وهوا (Leal Filho *et al.*, 2022; Javaid *et al.*, 2023)"؛ "کیفیت محصولات کشاورزی (Javaid *et al.*, 2023)"؛ "مدیریت آفات و بیماری‌های محصولات کشاورزی (Banthia & Chaudaki, 2022; Javaid *et al.*, 2023; Khayam Nekouei *et al.*, 2024)"؛ "مدیریت تولید (Banthia & Chaudaki, 2022; Javaid *et al.*, 2023)"؛ "فرآیند تصمیم‌سازی (Javaid *et al.*, 2023)"؛ "مصرف هوشمند کودها و سموم شیمیایی (Tzachor *et al.*, 2022; Javaid *et al.*, 2023) و "مدیریت اطلاعات کشاورزی (Javaid *et al.*, 2023)" هستند.

در زمینه پذیرش فناوری هوش مصنوعی، برخی از مطالعات بدون هیچ چارچوب نظری مشخص، متغیرهای هزینه فناوری (Cubric, 2020)، ویژگی‌های اجتماعی و اقتصادی (Michels *et al.*, 2020)، دسترسی به زیرساخت (Michels *et al.*, 2020; Cubric, 2020)، اعتماد و نفوذ اجتماعی (Cubric, 2020) را به‌عنوان عوامل تعیین کننده پذیرش فناوری هوش مصنوعی شناسایی کردند. مطالعات دیگری مبتنی بر مدل نظریه یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری[1] (UTAUT) متغیرهای چون کارایی مورد انتظار، امید به تلاش، تأثیرات اجتماعی، شرایط تسهیل کننده و قصد رفتاری پذیرش فناوری را به‌عنوان پیش‌بینی کننده‌های مهمی شناسایی کردند که در پذیرش کشاورزان برای انتخاب راه‌حل‌های هوش مصنوعی در عملیات کشاورزی اثرگذار هستند (; Ronaghi & Forouharfar, 2020 Michels *et al.*, 2020). برخی دیگر نشان دادند که نگرانی، اعتماد به فناوری، عوامل فناوری و محیطی نیز پیش‌بینی کننده‌های مهمی

1- Unified Theory of Adoption and Use of Technology

در پذیرش فناوری هوش مصنوعی در بخش کشاورزی هستند (Rübcke *et al.*, 2021; Sood *et al.*, 2022; Sood *et al.*, 2023; Scur *et al.*, 2023). مطالعات دیگری مبتنی بر مدل پذیرش فناوری[1] (TAM) عوامل اجتماعی، فردی، سازمانی، ویژگی‌های فناوری، اعتماد، امنیت، قابل حمل بودن را به‌عنوان متغیرهای کلیدی پذیرش واقعی فناوری هوش مصنوعی در بخش کشاورزی معرفی کردند (Mercurio & Hernandez, 2020; Salimi *et al.*, 2020). در سطح شرکت‌های بزرگ و متوسط عوامل محیطی، فناوری و سازمانی مهمترین عوامل اثرگذار در پذیرش هوش مصنوعی به حساب می‌آیند (Nascimento & Meirelles, 2021). همچنین، تعهد مدیران ارشد، سازگاری کارکنان، حمایت‌های خارجی و آمادگی سازمانی نیز در این شرکت‌ها جهت پذیرش فناوری هوش مصنوعی از اهمیت زیادی برخوردار است. (Lada *et al.*, 2023).

در زمینه پذیرش فناوری‌های جدید در کشاورزی ایران برخی مطالعات نشان دادند که مهم‌ترین پیش‌بینی کننده‌های اثرگذار بر پذیرش فناوری جدید مبتنی بر مدل TAM شامل سهولت استفاده درک شده (Salimi *et al.*, 2021; Valizadeh *et al.*, 2022; Ostad Hashemi *et al.*, 2024)، سودمندی درک شده (Salimi *et al.*, 2021; Valizadeh *et al.*, 2022; Ostad Hashemi *et al.*, 2024)، نگرش به فناوری (Salimi *et al.*, 2021; Valizadeh *et al.*, 2022; Ostad Hashemi *et al.*, 2024) و قصد رفتاری پذیرش فناوری (Salimi *et al.*, 2021) می‌باشد. همچنین، پیش‌بینی کننده‌هایی مانند هزینه‌های استفاده از فناوری، جنبه‌های سازمانی، جنبه‌های محیطی، جنبه‌های فناوری، سهولت استفاده، نگرش به فناوری، اعتماد به فناوری و جنبه‌های اجتماعی نیز در پذیرش فناوری‌های جدید در کشاورزی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است (Baharvand *et al.*, 2022). مطالعات دیگری مبتنی بر مدل نظریه یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری نشان دادند که عملکرد مورد انتظار (Azami & Hasanpoor, 2020)، سودمندی درک شده (NoruziAjabshir *et al.*, 2020; Azami & Hasanpoor, 2020)، تلاش مورد انتظار (Azami & Hasanpoor, 2020) انگیزه لذت جویی (NoruziAjabshir *et al.*, 2020)، اعتماد (NoruziAjabshir *et al.*, 2020) و قصد رفتاری پذیرش فناوری (NoruziAjabshir *et al.*, 2020; Azami & Hasanpoor, 2020)، را به‌عنوان پیش‌بینی کننده‌های اثرگذار بر پذیرش فناوری جدید در بخش کشاورزی معرفی کردند. در سطح شرکت‌های داخلی آمادگی به کارگیری فناوری (زیرساخت فنی و منابع انسانی)، جنبه‌های سازمانی، جنبه‌های محیطی، جنبه‌های فناوری (درجه سازگاری، امنیت و پیچیدگی فناوری) نقش کلیدی در پذیرش فناوری هوش مصنوعی دارند (Khosravizadeh & Khalilinasr, 2019). مرور ادبیات موضوع نشان می‌دهد که همچنان نگرانی‌های متعددی از به کارگیری فناوری هوش مصنوعی در بخش کشاورزی وجود دارند که به‌عنوان عامل بازدارنده جهت پذیرش آن شناخته می‌شوند. (Sood *et al.*, 2022; Thomas *et al.*, 2023). در واقع کاربرد و پذیرش هوش مصنوعی در کشاورزی در مراحل اولیه خود است که نگرانی‌های پیچیده‌ای را به همراه دارد و ادبیات موجود هنوز یک نمای کلی جامع برای آن ارائه نکرده‌اند (Vasileiou *et al.*, 2023). به‌عبارتی، ادبیات در این حوزه، محدود بوده و به‌صورت نظامند و یکپارچه به این موضوع پرداخته نشده است. ویژگی متمایز این مطالعه آن است که برای درک و بینش عمیق از عوامل پیچیده پذیرش فناوری هوش مصنوعی در شرکت‌های کشاورزی، عوامل رفتاری را با عوامل محیطی، فناوری و سازمانی، در چارچوب مدل UTAUT2 و TOE ادغام کرده است تا بتواند یک نمای کلی جامع از پیش‌بینی کننده‌های پذیرش هوش مصنوعی در سطح شرکت‌های فعال در کشاورزی ارائه کند. چرا که این موضوع می‌تواند در تدوین برنامه‌های آتی پذیرش و ورود هوش مصنوعی در شرکت‌های فعال در کشاورزی مؤثر واقع شود. لذا ضرورت دارد، مطالعه‌ای کاربردی و جامع از طریق نظرسنجی برای تبیین نمای کلی ساختار پذیرش فناوری هوش مصنوعی انجام شود که هدف اصلی این مطالعه مرتفع ساختن این شکاف در ادبیات موضوع است.

مواد و روش‌ها

معرفی جامعه و نمونه مورد بررسی

پژوهش حاضر از لحاظ هدف یک تحقیق کاربردی و به لحاظ روش یک تحقیق توصیفی-پیمایشی است و هدف اصلی آن تعیین پیش‌بینی کننده‌های کلیدی قصد رفتاری و رفتار استفاده از فناوری هوش مصنوعی در بخش کشاورزی است. جامعه آماری این پژوهش، کل کارکنان کشت و صنعت‌های تابعه شرکت کشاورزی رضوی هستند که حدود ۴۶۵ نفر می‌باشند. با هدف مدیریت واحد، استفاده بهینه از پتانسیل‌های موجود در حوزه کشاورزی، دامپروری و دیگر فعالیت‌های مرتبط، هم‌افزایی بیشتر و همچنین ایجاد و مدیریت زنجیره تأمین، ۹ کشت و صنعت کشاورزی وابسته به آستان قدس رضوی طی سال‌های ۱۳۹۷ و ۱۳۹۸ در شرکت کشاورزی رضوی ادغام گردیده‌اند. کل اراضی در اختیار شرکت کشاورزی حدود ۳۹۰۰۰ هکتار است. در واقع جامعه مورد بررسی به لحاظ شناخت و استفاده از فناوری هوش مصنوعی باید از وضعیت مناسبی برخوردار باشد و حداقل یک بار از این فناوری استفاده کرده باشد و نسبت به چالش‌ها

1- Technology Acceptance Model

و مزایای آن آگاهی داشته باشند. از این حیث مهمترین ابزارهای هوش مصنوعی که در شرکت کشاورزی رضوی تاکنون استفاده شده در جدول ۲ گزارش شده است. ضمن اجرای پایدار برنامه‌های فعلی این شرکت در حوزه‌ی هوش مصنوعی، مهمترین برنامه‌های آن برای توسعه این فناوری شامل استقرار سامانه اتوماسیون نسل پنجم در سطح گلخانه و مزارع کشاورزی، مانیتورینگ‌های چاه‌های آب، استقرار سامانه پایش سلامت مزرعه، پایش مستمر پارامترهای کلیدی تولید و آب و هوا مبتنی بر یادگیری ماشین و عمیق می‌باشد که متناسب با چشم‌انداز و برنامه راهبردی شرکت تا افق ۱۴۰۸ در کشت و صنعت‌های تابعه جاری‌سازی خواهد شد.

برای به‌دست آوردن داده‌ها از روش نمونه‌گیری تصادفی طبقه‌ای[1] استفاده شده و به‌صورت معادله (۱) تعریف می‌شود (Kothari, 2004):

$$n = \frac{NZ^2pq}{e^2(N-1)+Z^2pq} \qquad (۱)$$

در این معادله، N و n جمعیت و حجم نمونه هستند، Z مقدار بحرانی انتخاب شده سطح اطمینان مورد نظر است، e سطح دقت مطلوب است (e = 0.05). مقادیر p و q تخمینی از نسبت یک ویژگی از جمعیت مورد نمونه‌برداری هستند (p = 0.5 و q = 1-p) (Kothari, 2004). مبتنی بر معادله ۱، اندازه نمونه ۲۱۱ نفر برآورد شده است. در حقیقت، با استفاده از تکنیک تخصیص متناسب، اندازه نمونه در هر یک از کشت و صنعت‌ها برآورد و در جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۲- استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی در کشت و صنعت

Table 2- The use of artificial intelligence tools in Cultivation and Industry

کشت و صنعت Cultivation and Industry	نوع محصول Type of product	زمینه استفاده Context of use	نام ابزار Tool name
تمام کشت و صنعت‌ها All Cultivation and Industry	گندم، جو و گوجه فرنگی Wheat, barley and tomatoes	سم‌پاشی و کودپاشی Spraying and fertilization	پهپاد Drones
مزرعه نمونه و تربت حیدریه Mazreh Nemouneh and Torbat-e Heydarieh	گندم، جو، آفتابگردان، گوجه فرنگی و پنبه Wheat, barley, sunflower, tomato and cotton	آبیاری هوشمند مزارع مبتنی بر سامانه هوش‌آب Smart irrigation of fields based on the water intelligence system	بینایی ماشین و پردازش تصویر Machine vision and Image processing
مزرعه نمونه و تربت حیدریه Mazreh Nemouneh and Torbat-e Heydarieh	ناوگان کشاورزی Agricultural fleet	مدیریت هوشمند و کنترل از راه دور ناوگان کشاورزی Smart management and remote control of the agricultural fleet	اتوماسیون و یادگیری ماشین Automation and Machine Learning

جدول ۳- اندازه نمونه به تفکیک هر کشت و صنعت و ستاد

Table 3- Sample size for each Cultivation and Industry and Headquarters

کشت و صنعت Cultivation and Industry	کل کارکنان All personnel	سهم از کل Share of the total	تعداد پرسشنامه Number of questionnaires
ستاد Headquarters	27	6%	12
انابد Anabad	36	8%	16
اسفراین Esfarayen	37	8%	17
باغات Baghat	74	16%	34
تربت حیدریه Torbat-e Heydarieh	14	3%	6
سمنان Semnan	17	4%	8
سرخس Sarakhs	88	19%	40
گناباد Gonabad	17	4%	8
مزرعه نمونه Mazreh Nemouneh	155	33%	70
کل Total	465	100%	211

1- Stratified Random Sampling

ابزار تحقیق برای جمع آوری اطلاعات، پرسشنامه چندبعدی بوده که به‌صورت مصاحبه‌های نیمه ساختار یافته از کارکنان تکمیل شده است. یک پیش آزمون شامل ۳۵ پرسشنامه برای اطمینان از خوانایی و وضوح انجام شد. این مطالعه در سال ۱۴۰۲ انجام شد و تمامی پاسخ دهندگان، با رضایت آگاهانه خود در این پژوهش شرکت کردند. در مجموع، ۲۵۰ پرسشنامه تکمیل شد. داده‌های ۳۹ پاسخ‌دهنده به‌دلیل کمبود مقادیر حذف شدند. سؤال‌های پرسشنامه عوامل مؤثر بر پذیرش مبتنی بر طیف هفت گزینه‌ای لیکرت (کاملاً مخالف=۱، کاملاً موافق=۷) طراحی شده است. پرسشنامه مورد استفاده در این پژوهش شامل ۱۴ سازه در قالب ۶۰ گویه می‌باشند که در جدول ۴ ارائه شده است. در این تحقیق برای سنجش روایی پرسشنامه از اظهار نظر خبرگان و برای سنجش پایایی پرسشنامه از روش ضریب آلفای کرونباخ بهره گرفته شد.

جدول ٤- سازه‌ها و گویه‌های تحقیق

Table 4- Structures and items of research

سازه‌ها Constructs	گویه‌ها Items
	تمایل به استفاده به‌صورت مداوم
	Intention to use continuously
	تمایل به استفاده در صورت نیاز
	Intention to use if needed
قصد رفتاری	تمایل به استفاده برای انجام وظایف
Behavioral intention (BI)	Intention to use to perform tasks
	در صورت دسترسی دائم تمایل به استفاده
	In case of permanent access, intention to use
	تمایل به استفاده در آینده
	Intention to use in the future
	تعامل واضح و قابل درک فناوری
	Clear and understandable interaction of technology
	استفاده آسان و راحت
	Easy and convenient to use
تلاش مورد انتظار	یادگیری آسان
Effort expectancy (EE)	Easy to learn
	برقراری ارتباط راحت و آسان با استفاده کنندگان فناوری
	Easy and convenient communication with technology users
	ارتباط مستقیم آسان با شرکت‌های تحقیقاتی فناوری
	Easy direct contact with technology research companies
	در اختیار داشتن منابع لازم
	Having the necessary resources
شرایط تسهیل کننده	برخورداری از دانش کافی برای استفاده از فناوری
Facilitating Conditions (FC)	Having enough knowledge to use technology
	دسترسی به دیگران در صورت ایجاد مشکل در استفاده از فناوری
	Reach out to others if you have problems using technology
	مفید بودن استفاده از فناوری
	The usefulness of using technology
عملکرد مورد انتظار	انجام سریعتر فعالیت‌های
Performance Expectancy (PE)	Perform activities faster
	افزایش بهره‌وری تولید
	Increasing production productivity

	افزایش کیفیت محصولات
	Increasing the quality of products
	استفاده مداوم
	Continuous use
	استفاده در صورت نیاز
	Use as needed
رفتار استفاده	استفاده برای انجام وظایف
Use Behavioral (UB)	Use for tasks
	استفاده در آینده
	future use
	توصیه استفاده به دیگران
	Recommend use to others
	نظر افراد نزدیک به من در مورد استفاده از فناوری
	Opinions of people close to me about the use of technology
تأثیرات اجتماعی	نظر افراد اثرگذار بر من در مورد استفاده از فناوری
Social Influencers (SI)	Opinions of people who influence me about using technology
	نظر افرادی که برایشان ارزش قائل هستم
	Opinions of people I value
	برآورده کردن نیاز مرتبط
	Fulfilling a related need
	انجام مراحل مختلف تولید و تولید محصولات دلخواه
انگیزه لذت جویی	Carrying out various stages of production and production of desired products
Hedonic motivations	احساس خوشایندی و رضایت از استفاده از فناوری
	Feeling pleasant and satisfied with the use of technology
	اعتقاد داشتن به فناوری
	Believing in technology
	اعتماد ناشی از عملکرد مورد انتظار فناوری
	Trust resulting from the expected performance of the technology
اعتماد	اعتماد ناشی از تجارب و رضایت
Trust	Trust resulting from experiences and satisfaction
	اعتماد ناشی از آگاهی و دریافت اطلاعات از فناوری
	Trust resulting from awareness and receiving information from technology
	ترس ناشی از عدم انجام درست فعالیت‌ها توسط فناوری
	Fear caused by technology not doing things right
	ترس ناشی کار با فناوری
ترس از فناوری	Fear of working with technology
Technology fear	ترس ناشی از وابستگی به فناوری
	Fear of dependence on technology
	ترس ناشی از تردید در توانایی استفاده از فناوری
	Fear caused by doubting the ability to use technology
	ترس ناشی از عدم آگاهی و وحشت از فناوری
	Fear caused by lack of knowledge and fear of technology
	قیمت مناسب ابزارهای هوش مصنوعی
	Reasonable price of artificial intelligence tools
قیمت–ارزش	تناسب ارزش ابزارهای هوش مصنوعی و قیمت آن
Price- Value	Proportion of the value of artificial intelligence tools and its price
	تناسب قیمت فعلی ابزارهای هوش مصنوعی و ارزش آن
	Appropriateness of the current price of artificial intelligence tools and its value

	عادت به استفاده از فناوری Habit to use technology وابستگی به فناوری Dependence on technology عادی شدن استفاده از فناوری The normalization of the use of technology همسوی استفاده از فناوری با تجارب Aligning the use of technology with experiences تحقق اهداف مورد انتظار استفاده از فناوری Achieving the expected goals of using technology
عادت Habit	
جنبه‌های فناوری Compatibility Aspects (CA)	جنبه‌های سازگاری Compatibility aspects جنبه‌های کیفی فناوری Qualitative aspects of technology جنبه‌های عملکردی فناوری Functional aspects of technology جنبه‌های کاربردپذیری فناوری Applicability aspects of technology
	امنیت استفاده از فناوری Security of using technology ریسک و عدم قطعیت Risk and uncertainty پارامترهای اقتصادی اثرگذار Effective economic parameters
جنبه‌های محیطی Environmental Aspects (EA)	شدت رقابت Intensity of competition وضعیت بازار Market situation سیاست‌ها و مقررات دولتی Government policies and regulations رهبری و پشتیبانی مدیریت Leadership and management support چشم‌انداز، راهبردها و اهداف سازمان Vision, strategies and goals of the organization
جنبه‌های سازمانی Organizational Aspects (OA)	اندازه سازمان، ظرفیت جذب و یادگیری Organization size, absorption and learning capacity کیفیت منابع مالی و انسانی سازمان The quality of financial and human resources of the organization زیرساخت‌های فنی فناوری Technical infrastructure of technology

مدل نظریه یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری (UTAUT2)

مدل UTAUT ترکیبی از مدل‌های تحقیقاتی پذیرش قبلی است که به‌صورت خاص برای پیش‌بینی پذیرش فناوری طراحی شده است. بنابراین، نسبت به بسیاری از مدل‌های اولیه، مانند تئوری رفتار برنامه‌ریزی‌شده[1] (TPB) یا مدل پذیرش فناوری (TAM) واریانس بیشتری را در پذیرش فناوری روشن‌تر می‌کند. همچنین این مدل قابلیت تعمیم به اشکال مختلف فناوری‌های جدید در بخش‌های مختلف به‌ویژه کشاورزی را دارد (Chikoye *et al*., 2018; Rübcke

1- Theory of Planned Behavior

von Veltheim *et al.*, 2021). اگرچه مدل UTAUT به اندازه کافی پذیرش فناوری توسط شرکت‌ها را توضیح می‌دهد، اما باید برای توضیح پذیرش فناوری گسترش یابد که منجر به معرفی مدل UTAUT2 شد (Venkatesh *et al.*, 2012).

براساس مدل UTAUT2، رفتار استفاده یا پذیرش فناوری (UB) که بیانگر استفاده واقعی از یک فناوری جدید است، توسط دو متغیر قصد رفتاری (BI) و شرایط تسهیل کننده (FC) پیش‌بینی می‌شود. دو متغیر رفتار استفاده و قصد رفتاری به‌عنوان متغیرهای وابسته در این مدل هستند. رفتار استفاده از فناوری اشاره به پذیرش واقعی هوش مصنوعی توسط فرد و استفاده از آن دارد و قصد رفتاری بیانگر درخواست‌ها و تلاش‌های افراد برای انجام رفتار داوطلبانه استفاده از هوش مصنوعی است. سازه‌هایی چون انگیزه لذت جویانه، قیمت–ارزش، عادت، ترس از فناوری و اعتماد به فناوری برای تجزیه و تحلیل بیشتر پذیرش و حتی پیش‌بینی رفتار استفاده در آینده به مدل اضافه شد. این مدل شامل سازه‌های عملکرد مورد انتظار (PE)، تأثیرات اجتماعی (SI)، امید به تلاش (EE)، شرایط تسهیل کننده (FC)، انگیزه لذت جویی (HM)، قیمت–ارزش (PV)، عادت (Habit)، ترس از فناوری (TF) و اعتماد به فناوری (Trust) است که بر قصد رفتاری پذیرش فناوری تأثیر می‌گذارند. با این حال، همچنان بسیاری از نسخه‌های توسعه یافته UTAUT همگرا نیستند و بسیاری از ویژگی‌های فناوری هوش مصنوعی و عوامل سازمانی شرکت‌ها را در نظر نمی‌گیرند (Nascimento & Meirelles, 2021). از این‌رو، در این پژوهش به ساختار مدل UTAUT، چارچوب عوامل فناوری–سازمانی–محیطی (TOE) نیز اضافه شد تا ضمن توسعه چارچوب نظری، بتوان عوامل رفتاری، فناوری، سازمانی و محیطی تعیین کننده پذیرش فناوری هوش مصنوعی در کشاورزی را به هم مرتبط کرد. در نتیجه سه سازه جنبه‌های فناوری (TA)، جنبه‌های سازمانی (OA) و جنبه‌های محیطی (EA) شرکت‌ها نیز به مدل اضافه شده است.

تعریف سازه‌ها و فرضیات پژوهش

عملکرد مورد انتظار و امید به تلاش دو سازه کلیدی در مدل UTAUT2 هستند. عملکرد مورد انتظار اشاره دارد به تصور فرد مبنی بر اینکه پذیرش فناوری هوش مصنوعی منجر به افزایش عملکرد می‌شود. تلاش مورد انتظار درجه‌ای که فرد معتقد است که عملکرد سیستم بدون مشکل است (Rübcke von Veltheim *et al.*, 2021; Sood *et al.*, 2023; Scur *et al.*, 2023). در چارچوب مدل UTAUT2 فرض براین است که این دو سازه رابطه‌ای مثبت با قصد رفتاری پذیرش فناوری هوش مصنوعی در کشاورزی دارد و مفروضات این سازه‌ها به این شرح است: H1: عملکرد مورد انتظار رابطه‌ی مثبتی با قصد رفتاری دارد؛ H2: امید به تلاش رابطه مثبتی با قصد رفتاری دارد.

تأثیرات اجتماعی، اشاره به میزان درک فرد از پذیرش یا عدم پذیرش فناوری جدید توسط دیگران دارد. مبتنی بر چارچوب مدل UTAUT2 فرض براین است که تأثیرات اجتماعی قصد رفتاری افراد برای پذیرش فناوری هوش مصنوعی را افزایش می‌دهد (Ronaghi & Forouharfar, 2020; Sood *et al.*, 2023; Scur *et al.*, 2023) و لذا فرضیه آن به این شرح تعریف می‌شود: H3: تأثیرات اجتماعی رابطه مثبتی با قصد رفتاری دارد.

انگیزه لذت‌جویی عبارت است از لذت ناشی از استفاده از یک فناوری یا سیستم و عامل تعیین‌کننده مهم پذیرش فناوری و استفاده پایدار افراد است. در حقیقت عناصر لذت‌گرا، پشتیبان مهم قصد رفتاری افراد برای استفاده از فناوری‌های جدید و نوظهور، مانند برنامه‌های هوش مصنوعی هستند (Cabrera-Sanchez *et al.*, 2021). بنابراین فرضیه آن به این شرح است: H4: انگیزه لذت‌جویی رابطه مثبتی با قصد رفتاری دارد.

قیمت–ارزش مبادله شناختی یک فرد بین مزایای درک شده از فناوری هوش مصنوعی و هزینه پولی که در مقابل استفاده از آن پرداخت می‌شود. در واقع قصد رفتاری پذیرش فناوری هوش مصنوعی به‌طور قابل توجهی تحت تأثیر قیمت–ارزش آن فناوری می‌باشد (Cabrera-Sanchez *et al.*, 2021). بنابراین فرضیه آن به این شرح است: H5: قیمت–ارزش رابطه مثبتی با قصد رفتاری دارد.

عادت عامل دیگری است که در قصد رفتاری پذیرش فناوری هوش مصنوعی اهمیت دارد و به‌عنوان درجه‌ای تعریف می‌شود که افراد تمایل دارند به‌دلیل یادگیری، به‌صورت خودکار و مستمر از فناوری استفاده کنند. در واقع، عادت ناشی از تجربیات قبلی افراد است و همچنین چنین تجربیاتی می‌توانند انگیزه استفاده از فناوری‌های جدید را افزایش دهند و لذا بر قصد رفتاری افراد برای پذیرش فناوری‌های جدید اثرگذار است (Cabrera-Sanchez *et al.*, 2021). لذا فرضیه آن به این شرح است: H6: عادت رابطه مثبتی با قصد رفتاری دارد.

اعتماد به فناوری درجه خاصی از وابستگی افراد به آن تعریف می‌شود که باعث ایجاد ایمنی و عملکرد می‌شود، در حالی‌که ترس از فناوری درجه‌ی اضطراب افراد از استفاده از فناوری هوش مصنوعی است که باعث ایجاد احساس ناامنی می‌شود. در حقیقت هر دو سازه نقش به سزایی در پیش‌بینی پذیرش فناوری هوش مصنوعی دارند (Cabrera-Sanchez *et al.*, 2021; Rübcke von Veltheim *et al.*, 2021). لذا فرضیات مرتبط با آنها به این شرح است: H7: اعتماد به فناوری رابطه‌ی مثبتی با قصد رفتاری دارد؛ H8: ترس از فناوری رابطه منفی با قصد رفتاری دارد.

شرایط تسهیل کننده درجه‌ای که فرد معتقد است که یک سازمان به لحاظ دانش، منابع و زیرساخت‌ها جهت پذیرش تکامل یافته و از پشتیبانی کافی برخوردار است. در واقع شرایط تسهیل کننده نقش

مهمی در رفتار استفاده و قصد رفتاری پذیرش فناوری هوش مصنوعی در بخش کشاورزی دارد (Ronaghi & Forouharfar, 2020; Sood *et al*., 2023; Scur *et al*., 2023; Kelly *et al*., 2023). از این‌رو فرضیات آن به این شرح است: H9: شرایط تسهیل کننده رابطه مثبتی با قصد رفتاری دارد؛ H10: شرایط تسهیل کننده ارتباط مثبتی با رفتار استفاده دارد.

عوامل فناوری–سازمانی و محیطی نقش مهمی در پیش‌بینی قصد رفتاری پذیرش فناوری هوش مصنوعی دارند. در واقع جنبه‌های فناوری مبتنی بر هوش مصنوعی به مناسب بودن فناوری، سهولت استفاده، امنیت، کیفیت، سازگاری آن با فناوری موجود و مزایای عملکردی آن اشاره دارد. انتخاب یا پذیرش یک فناوری جدید توسط یک سازمان مستلزم در نظر گرفتن مزایا یا کارکردهای آن در مقایسه با فناوری موجود است. جنبه‌های سازمانی شامل استراتژی‌ها، عوامل رهبری سازمان، زیرساخت‌های فنی فناوری، ظرفیت جذب، ابعاد یادگیری، کیفیت منابع انسانی، منابع مالی، مزیت رقابتی فناوری و غیره در سازمان پذیرنده می‌باشد. در نهایت، جنبه‌های محیطی شامل عوامل اثرگذار خارجی مرتبط با کسب و کار که بر سازمان نقش به سزایی دارد. مانند عدم قطعیت، شدت رقابت، وضعیت بازار، سیاست‌ها و مقرارت دولتی و غیره (Nascimento & Meirelles, 2021; Sood *et al*., 2022; Sood *et al*., 2023; Scur *et al*., 2023). فرضیات مربوط به این عوامل به این شرح است: H11: جنبه‌های فناوری ارتباط مثبتی با قصد رفتاری دارد؛ H12: جنبه‌های سازمانی ارتباط مثبتی با قصد رفتاری دارد؛ H13: جنبه‌های محیطی ارتباط مثبتی با قصد رفتاری دارد.

در نهایت، قصد رفتاری بیانگر درخواست‌ها و تلاش‌های افراد برای انجام رفتار داوطلبانه استفاده از فناوری جدید است. در این مطالعه، قصد رفتاری نگرش افراد بالقوه را نسبت به استفاده از فناوری هوش مصنوعی اندازه‌گیری می‌کند (Rübcke von Veltheim *et al*., 2021; Sood *et al*., 2023; Scur *et al*., 2023; Kelly *et al*., 2023) و فرضیه آن به این شرح است: H14: قصد رفتاری ارتباط مثبتی با رفتار استفاده دارد.

روش تجزیه و تحلیل داده‌ها

تجزیه و تحلیل چند متغیره شامل استفاده از روش‌های آماری است که به‌طور همزمان چندین متغیر را تجزیه و تحلیل می‌کند. اندازه‌گیری‌ها اغلب از نظرسنجی‌ها یا مشاهداتی که برای جمع‌آوری داده‌های اولیه استفاده می‌شوند، به‌دست می‌آیند. مهمترین روش‌های آماری مرتبط با تجزیه و تحلیل داده‌های چند متغیره در جدول ۵ ارائه شده است (Hair *et al*., 2021). روش‌های نسل اول، به طور دقیق، تنها زمانی قابل اجرا هستند که خطای سیستماتیک و تصادفی وجود نداشته باشد که این وضعیت به‌ندرت در واقعیت ایجاد می‌شود، به‌ویژه هنگامی‌که هدف تخمین روابط بین معیارهای مفاهیم نظری است. لذا این موضوع مهمترین محدودیت روش‌های نسل اول بوده که شرایطی را ایجاد کرده که محققان به‌طور فزاینده‌ای به روش‌های نسل دوم روی آورده‌اند. این روش‌ها که به آن مدل‌سازی معادلات ساختاری (SEM) گفته می‌شود، محققان را قادر می‌سازد تا به‌طور همزمان روابط پیچیده بین متغیرهای وابسته و مستقل متعدد را مدل‌سازی کرده و تخمین بزنند (Hair *et al*., 2021).

جدول ۵- انواع روش‌های تجزیه و تحلیل داده‌های چند متغیره

Table 5- Types of multivariate data analysis methods

روش‌های چند متغیر Multivariate Methods	اکتشافی Exploratory	تاییدی Confirmatory
روش‌های نسل اول First-generation techniques	تحلیل خوشه‌ای Cluster analysis	تحلیل واریانس Analysis of variance
	تحلیل عاملی اکتشافی Exploratory factor analysis	رگرسیون لجستیک Logistic regression
	مقیاس بندی چند بعدی Multidimensional scaling	رگرسیون چندگانه Multiple regression
		تحلیل عاملی تاییدی (CFA) Confirmatory factor analysis (CFA)
روش‌های نسل دوم Second-generation techniques	مدلسازی معادلات ساختاری حداقل مربعات جزئی (PLS-SEM) Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)	مدلسازی معادلات ساختاری مبتنی بر کوواریانس (CB-SEM) Covariance-based structural equation modeling (CB-SEM)

Source: Hair *et al*., 2021

دو نوع روش SEM وجود دارد: مدل‌سازی معادلات ساختاری مبتنی بر کوواریانس (CB-SEM) و مدل‌سازی معادلات ساختاری حداقل مربعات جزئی (PLS-SEM). CB-SEM در درجه اول برای تأیید (یا رد) نظریه‌ها استفاده می‌شود. این کار را با تعیین اینکه چگونه یک مدل نظری می‌تواند ماتریس کوواریانس را برای مجموعه داده‌های نمونه تخمین بزنند، انجام می‌دهد. در مقابل، PLS به‌عنوان

یک رویکرد «علّی-پیش‌بینی‌کننده» برای SEM معرفی شده است که بر توضیح واریانس در متغیرهای وابسته مدل تمرکز دارد. به‌طور خاص، در چارچوب CB-SEM امتیازات متغیرهای پنهان تخمینی منحصر به فرد نیستند. به این معنا که تعداد نامتناهی امتیازات متغیر پنهان به‌دست می‌آید. به تبع همبستگی بین یک عامل مشترک و هر متغیر خارج از آن نامشخص است. در نتیجه، این محدودیت باعث می‌شود که CB-SEM به شدت برای پیش‌بینی نامناسب باشد. همچنین، CB-SEM تنها کواریانس بین شاخص‌ها را توضیح می‌دهد و بر پیش‌بینی متغیرهای وابسته تمرکز نمی‌کند (Hair *et al.*, 2021). در مقابل، مزیت اصلی PLS-SEM این است که همیشه یک امتیاز ترکیبی مشخص برای هر مورد، پس از تعیین وزن‌ها، ایجاد می‌کند. PLS-SEM ضرایب را با هدف به حداکثر رساندن مقادیر R2 (یعنی مقدار واریانس توضیح داده شده) سازه‌های درون‌زا تخمین می‌زند. این ویژگی هدف پیش‌بینی (داخل نمونه) PLS-SEM را تایید می‌کند. بنابراین زمانی که هدف تحقیق توسعه نظریه و توضیح واریانس (پیش‌بینی سازه‌ها) باشد، این روش ارجح است (Hair *et al.*, 2021:30-31). در این تحقیق، روابط بین سازه‌ها با استفاده از روش PLS-SEM برآورد شد. برای تحلیل داده‌های خام پرسشنامه از نرم‌افزار Excel 2019 و برای آزمون فرضیه‌های تحقیق از نرم‌افزار SmartPLS (نسخه ۴. ۹. ۸) استفاده شد. یک روش بوت استرپ کامل با ۵۰۰۰ نمونه فرعی برای تضمین پایداری داده‌ها انجام شد (Rübcke von Veltheim *et al.*, 2021).

نتایج و بحث

ویژگی‌های جمعیت شناختی نمونه

در جدول ۶ ویژگی‌های جمعیت شناختی نمونه مورد مطالعه ارائه شده است. نتایج نشان داد از بین ۲۱۱ پاسخ دهنده، ۳۷ درصد در گروه سنی ۳۵-۲۵ (۷۸ نفر)، ۵۳ درصد (۱۱۱ نفر) در گروه سنی ۴۵-۳۶ سال و ۱۰ درصد (۲۲ نفر) در گروه سنی ۵۵-۴۶ بودند. همچنین به لحاظ تجربه، ۳۲ درصد (۶۸ نفر) در گروه کمتر از ۱۰ سال، ۴۷ درصد (۹۹ نفر) در گروه ۱۵-۱۱ سال و ۸ درصد (۱۷ نفر) در گروه ۳۰-۲۶ سال قرار داشتند. افزون‌براین، ۳۹ درصد (۸۳ نفر) دارای تحصیلات لیسانس، ۴۴ درصد (۹۳ نفر) فوق لیسانس و ۱۷ درصد (۳۵ نفر) تحصیلات دکتری بودند. در نهایت، پاسخ دهندگان به لحاظ آشنایی با فناوری هوش مصنوعی، ۲۳ درصد (۴۰ نفر) در سطح کم، ۳۳ درصد (۷۰ نفر) در سطح متوسط و ۴۴ درصد (۹۲ نفر) باقی در سطح آشنایی زیاد قرار داشتند.

جدول ٦- ویژگی‌های دموگرافیکی نمونه مورد مطالعه

Table 6- Demographic characteristics of the study sample

متغیرها Variables	گروه‌ها Groups	فراوانی Frequency	درصد Percentage
سن Age	25-35	78	37%
	36-45	111	53%
	46-55	22	10%
	10<	68	32%
تجربه کاری Work Experience	15-11	99	47%
	16-25	17	8%
	26-30	27	13%
سطح تحصیلات Education level	لیسانس Bachelor's	83	39%
	فوق لیسانس Master's	93	44%
	دکتری Ph.D.	35	17%
وضعیت شغلی Employment status	مدیران ارشد Senior Managers	18	9%
	مدیران میانی Middle managers	22	10%
	سرپرست واحد Unit supervisor	50	24%
	کارشناس‌ها The experts	121	57%
میزان آشنایی با فناوری هوش مصنوعی The degree of familiarity with artificial intelligence technology	کم Low	49	23%
	متوسط Medium	70	33%
	زیاد High	92	44%

مأخذ: یافته‌های پژوهش

Source: Research Findings

اندازه‌گیری مدل

در جدول ۷ نتایج ارزیابی معیارهای روایی و پایایی اندازه‌گیری مدل گزارش شده است. برای ارزیابی پایایی اندازه گیری مدل، از معیارهای آلفای کرونباخ و پایایی ترکیبی (CR) استفاده شد. نتایج نشان داد مقادیر آلفای کرونباخ و CR برای همه سازه‌ها بالاتر از ۰/۷ بوده که بیانگر سازگاری درونی قابل قبول مدل و اعتماد مناسب سازه‌های پژوهش است. برای ارزیابی روایی اندازه‌گیری مدل، از مقادیر بار عاملی و میانگین واریانس استخراجی استفاده شد. نتایج نشان داد مقادیر بارهای عاملی برای تمام سازه‌های بالاتر از ۰/۵ بوده و به لحاظ آماری معنادار هستند که بیانگر تعریف درست سازه‌ها می‌باشد.

جدول ۷- نتایج اندازه‌گیری مدل

Table 7- Results of the measurement model

سازه‌ها Constructs	بارهای عاملی گویه‌ها و سطح معنی‌داری Factor loadings (p-Value)					Cronbach's α	CR	Rho_A	AVE
PE	PE1 0.832***	PE2 0.803***	PE3 0.822***	PE4 0.824***		0.838	0.891	0.846	0.672
EE	EE1 0.846***	EE2 0.853***	EE3 0.867***	EE4 0.846***	EE5 0.822***	0.901	0.927	0.902	0.718
SI	SI1 0.873***	SI2 0.867***	SI3 0.874***			0.842	0.905	0.843	0.760
FC	FC11 0.873***	FC12 0.878***	FC13 0.887***			0.854	0.911	0.855	0.773
Trust	Trust1 0.874***	Trust2 0.875***	Trust3 0.881***			0.850	0.909	0.854	0.770
HM	HM1 0.845***	HM2 0.825***	HM3 0.829***	HM4 0.848***		0.857	0.903	0.860	0.701
Habit	H1 0.848***	H2 0.857***	H3 0.851***	H4 0.867***	H5 0.870***	0.911	0.933	0.912	0.737
TA	TA1 0.848***	TA2 0.845***	TA3 0.842***	TA4 0.854***	TA5 0.834***	0.900	0.926	0.901	0.714
EA	EA1 0.844***	EA2 0.832***	EA3 0.850***	EA4 0.836***	EA5 0.824***	0.893	0.921	0.894	0.701
PV	PV1 0.885***	PV2 0.848***	PV3 0.849***			0.825	0.896	0.830	0.741
OA	OA1 0.847***	OA2 0.859***	OA3 0.861***	OA4 0.859***	OA5 0.849***	0.908	0.932	0.911	0.732
TF	TF1 0.844***	TF2 0.860***	TF3 0.876***	TF4 0.822***	TF5 0.830***	0.825	0.895	0.836	0.740
BI	BI1 0.823***	BI2 0.838***	BI3 0.810***	BI4 0.817***	BI5 0.800***	0.876	0.910	0.877	0.670
UB	UB1 0.841***	UB2 0.866***	UB3 0.864***	UB4 0.860***	UB5 0.861***	0.911	0.933	0.913	0.737

مأخذ: یافته‌های پژوهش (***: معنی‌داری در سطح ۱ درصد)

Significance at the 1% level) Source: Research Findings (***:

همچنین، نمرات AVE بیشتر از مقدار توصیه شده ۰/۵ است که روایی همگرای[1] بالایی بین سازه‌ها و آیتم‌ها در مدل ترکیبی پیشنهادی وجود دارد. در نهایت، یافته‌ها نشان داد که مقادیر rho_A به‌عنوان معیار قابلیت اطمینان مهم برای PLS-SEM برای همه سازه‌ها بیشتر از مقدار قابل قبول ۰/۷ است.

در نهایت اعتبار تمایزی یا روایی تشخیصی اندازه‌گیری مدل، با استفاده از معیار Fornell-Larcker و نسبت Heterotrait-Monotrait (HTMT) ارزیابی شد که نتایج آن در جدول ۸ ارائه شده است. در آزمون Fornell-Larcker، ریشه مجذور هر AVE در امتداد قطر با ضرایب مربوطه در سطرها و ستون‌ها برای هر سازه مقایسه شد. یافته‌ها نشان داد که تمام ریشه‌های مجذور واریانس‌های میانگین بزرگ‌تر از همبستگی‌های نسبی است که نشان‌دهنده متفاوت بودن سؤالات سازه‌ها با یکدیگر است. علاوه بر این، اگر مقادیر HTMT زیر ۰/۸۵ باشد، اعتبار تمایزی اندازه‌گیری‌ها تأیید می‌شود. نتایج نشان داد تمامی مقادیر همبستگی‌های HTMT قابل قبول بوده و روایی افتراقی (واگرا)[2] را تأیید می‌کنند. بنابراین مدل پیشنهادی با

1- Convergent Validity

2- Discriminant Validity

تـأییـد معیـارهـای پـایـایی، روایی همگرا و روایی افتراقی از برازش اندازه‌گیری مناسبی برخودار است.

برای ارزیابی برازش مدل ساختاری از شاخص R^2 استفاده شد که نتایج آن در جدول ۹ ارائه شده است. این شاخص مبتنی بر مقادیر آن در گروه ضـــعیف (۰/۲۵)، متوســـط (۰/۵۰) و قابل توجه (۰/۷۵) قرار می‌گیرند. نتایج نشـان داد مقادیر این شـاخص برای متغیرهای قصـد رفتاری و رفتار اســتفاده از فناوری هوش مصـــنوعی به‌ترتیب ۰/۸۹۴ (قابل توجه) و ۰/۵۱۷ (متوسـط) برآورد شـده که حاکی از برازش قوی مدل است.

جدول ۸- نتایج معیارهای روایی افتراقی در ارزیابی مدل اندازه گیری

Table 8- The results of discriminant validity criteria in the measurement model evaluation

Fornell-Larcker criterion

	BI	EA	EE	FC	HM	Habit	OA	PE	PV	SI	TA	TF	Trust	UB
BI	**0.850**													
EA	0.785	**0.837**												
EE	0.783	0.731	**0.847**											
FC	0.769	0.682	0.655	**0.879**										
HM	0.674	0.590	0.594	0.552	**0.837**									
Habit	0.696	0.540	0.593	0.613	0.526	**0.859**								
OA	0.744	0.671	0.605	0.673	0.534	0.663	**0.855**							
PE	0.500	0.310	0.369	0.387	0.399	0.417	0.271	**0.820**						
PV	0.596	0.451	0.506	0.574	0.489	0.560	0.461	0.476	**0.861**					
SI	0.700	0.681	0.539	0.618	0.548	0.473	0.574	0.370	0.462	**0.871**				
TA	0.733	0.571	0.638	0.647	0.545	0.684	0.585	0.482	0.611	0.533	**0.845**			
TF	-0.605	-0.677	-0.640	-0.686	-0.616	-0.650	-0.642	-0.431	-0.614	-0.593	-0.649	**0.860**		
Trust	0.666	0.605	0.633	0.595	0.465	0.598	0.604	0.243	0.484	0.436	0.555	-0.568	**0.877**	
UB	0.694	0.562	0.569	0.653	0.373	0.523	0.571	0.414	0.540	0.519	0.574	-0.562	0.455	**0.859**

Heterotrait–Monotrait (HTMT)

	BI	EA	EE	FC	HM	Habit	OA	PE	PV	SI	TA	TF	Trust
BI													
EA	0.688												
EE	0.781	0.715											
FC	0.636	0.782	0.748										
HM	0.777	0.673	0.676	0.647									
Habit	0.775	0.598	0.654	0.695	0.594								
OA	0.831	0.744	0.669	0.763	0.603	0.728							
PE	0.581	0.358	0.421	0.455	0.472	0.479	0.309						
PV	0.698	0.526	0.587	0.683	0.581	0.647	0.533	0.569					
SI	0.815	0.785	0.618	0.729	0.644	0.541	0.654	0.439	0.553				
TA	0.823	0.636	0.708	0.737	0.619	0.755	0.646	0.551	0.708	0.612			
TF	0.706	0.792	0.742	0.819	0.728	0.746	0.742	0.512	0.738	0.713	0.749		
Trust	0.770	0.693	0.723	0.699	0.543	0.679	0.685	0.288	0.578	0.514	0.635	0.676	
UB	0.775	0.622	0.625	0.739	0.419	0.570	0.624	0.469	0.623	0.592	0.632	0.647	0.516

مأخذ: یافته‌های پژوهش

Source: Research Findings

در واقع نتایج نشـان می‌دهد مدل پژوهش توانسته به‌ترتیب ۸۹/۴ و ۵۱/۷ درصد واریانس متغیرهای قصد رفتاری و رفتار استفاده افراد از فناوری هوش مصنوعی در بخش کشاورزی را به خود اختصاص دهد که یک پیش‌بینی قابل قبول به حســـاب می‌آید. همچنین، معیارهای خوب بودن یا برازش مناســـب مدل برآورد و در پایین جدول ۹ ارائه شده است. شاخص SRMR امکان ارزیابی بزرگی میانگین اختلافات بین همبستگی‌های مشاهده شده و مورد انتظار را به‌عنوان معیار مطلق برازش فراهم می‌کند. مقدار کمتر از ۰/۱۰ یا ۰/۰۸ یک تناسـب خوب در مدل را نشـان می‌دهند. نتایج این شـاخص حاکی از برازش مناسـب الگوی برآوردی اســـت. آزمون‌های d_ULS و d_G مبتنی بر اجرای الگوریتم بوت‌استرپ برای نشان دادن برازش دقیق مدل کلی استفاده می‌شوند. در واقع اگر حد بالایی فواصل اطمینان ایجاد شده بیشتر از مقادیر اصـلی برآوردی مدل باشـد و به نوعی غیرمعنادار شـوند، مدل برآوردی به برازش خوب داشـــته اســـت. برای آزمون‌های d_ULS و d_G حد بالای برآوردی فواصل اطمینان در سطح ۹۹ درصد به‌ترتیب ۳/۴ و ۲/۷ و در سـطح اطمینان ۹۵ درصـد به‌ترتیب ۳/۱ و ۲/۵ برآورد شـده اسـت. مبتنی بر حد بالای فواصـل برآوردی نتایج حاکی از تأیید برازش خوب مـدل می‌باشـــد. یکی دیگر از معیارهای برازش مدل

SEM، شاخص برازش NFI است که هر چه این مقدار به سمت یک نزدیکتر باشد بیانگر برازش خوب مدل است. مقادیر شاخص برآوردی GOF نیز حاکی از مناسب بودن مدل برآوردی است. در مجموع برازش مدل خوب بود؛ چرا که نتایج مجموع شاخص‌ها، برازش قوی مدل را نشان دادند (SRMR = 0.047, d_ULS = 3.017, d_G = 2.357, NFI = 0.755, GOF = 0.70).

جدول ۹- ضریب تعیین (R^2)

Table 9- Coefficient of determination (R^2)

متغیر Variable	R^2	نتایج Results
قصد رفتاری (BI) Behavioral intention (BI)	0.894	قابل توجه Significant
رفتار استفاده (UB) Use Behavioral (UB)	0.517	متوسط Moderate

Model fit: SRMR = 0.047, d_ULS = 3.017, d_G = 2.357, NFI = 0.755, GOF = 0.700.Note

مأخذ: یافته‌های پژوهش

Source: research findings

تحلیل نتایج مدل ساختاری و آزمون فرضیه

در این پژوهش ۱۴ فرضیه مبتنی بر مدل UTAUT2 و عوامل TOE جهت ارزیابی پیش‌بینی کننده‌های پذیرش فناوری هوش مصنوعی در شرکت‌های فعال در کشاورزی مورد آزمایش قرار گرفت و ضرایب مسیر به صورت شماتیک در شکل ۱ و نتایج کمی آن در جدول ۱۰ ارائه شده است. نتایج نشان داد تمام فرضیات تعریف شده پژوهش تأیید می‌شود. به‌عبارتی، نتایج نشان داد مدل توسعه‌یافته UTAUT2 سازگار است و قصد رفتاری نسبت به فناوری هوش مصنوعی به طور مثبت و قابل‌توجهی تحت تأثیر متغیرهای چون عملکرد مورد انتظار (PE)، تأثیرات اجتماعی (SI)، امید به تلاش (EE)، شرایط تسهیل کننده (FC)، انگیزه لذت جویی (HM)، قیمت-ارزش (PV) و عادت (Habit) می‌باشد. در بین این سازه‌ها، نتایج این واقعیت را نشان می‌دهد که قوی‌ترین تاثیر بر قصد رفتاری افراد در پذیرش فناوری هوش مصنوعی در شرکت‌های کشاورزی از متغیرهای عملکرد مورد انتظار (۰/۳۳۹) و تأثیرات اجتماعی (۰/۲۴۰) ناشی می‌شود. تأثیر قابل توجه عملکرد مورد انتظار را می‌توان با اهمیت نسبی منافع اقتصادی مورد انتظار استفاده از فناوری هوش مصنوعی در شرکت‌های کشاورزی توضیح داد. در حقیقت، این یافته با نتایج مطالعات مختلف گذشته که نشان دادند (Michels *et al*., 2020; Ronaghi & Forouharfar, 2020; Rübcke von Veltheim *et al*., 2021; Sood *et al*., 2023) درک افراد از عملکرد فناوری هوش مصنوعی در کشاورزی بیشتر باشد، منجر به بهبود فهم آنها از سودمندی و سهولت به کارگیری فناوری می‌شود که انگیزه آنها برای پذیرش هوش مصنوعی را افزایش می‌دهد، مطابقت دارد. افزون‌براین، درک استفاده کارکنان سایر شرکت‌های کشاورزی از فناوری‌های جدید نقش به سزائی در درک کارکنان شرکت مورد هدف دارد؛ چرا که انتقال اطلاعات و ترویج فناوری منجر به ایجاد انگیزه گروهی پذیرش فناوری جدید می‌شود که این موضوع با فرهنگ سنتی قالب در کشاورزی سازگار است و این یافته این مهم را تأیید می‌کند. این یافته با نتایج مطالعات مختلف گذشته همسو است (Michels *et al*., 2020; Ronaghi & Forouharfar, 2020; Rübcke von Veltheim *et al*., 2021; Sood *et al*., 2023).

شرایط تسهیل کننده (FC) نیز نقش تعیین کننده‌ای در قصد رفتاری پذیرش کارکنان شرکت‌های کشاورزی دارند، هرچند که این اثر نسبت به نقش آن در تبیین رفتار استفاده افراد از فناوری کمتر است. در حقیقت، تکامل شرکت‌های کشاورزی به لحاظ شرایط تسهیل کننده‌ای چون دانش، زیرساخت و منابع نقش اساسی در قصد رفتاری پذیرش فناوری هوش مصنوعی کارکنان دارد. این یافته توسط نتایج مطالعات مختلف که نشان دادند شرایط تسهیل کننده یکی از عوامل تعیین کننده قصد رفتاری و رفتار استفاده از فناوری‌های جدید است، حمایت می‌شود (Ronaghi & Forouharfar, 2020; Sood *et al*., 2023; Scur *et al*., 2023; Kelly *et al*., 2023). برای سایر متغیرهای مدل اثرات کوچکتر هستند.

نتایج نشان داد متغیرهای ترس از فناوری (TF)، اعتماد به فناوری (Trust)، جنبه‌های فناوری (TA)، جنبه‌های سازمانی (OA) و جنبه‌های محیطی (EA) به‌عنوان پیش‌بینی کننده‌های جدید پذیرش فناوری که در این مطالعه پیشنهاد شده‌اند، اثر قابل توجهی بر قصد رفتاری افراد برای پذیرش فناوری هوش مصنوعی در شرکت‌های کشاورزی دارند. در واقع یکی از یافته‌های نظری مطالعه حاضر این است که بسط مدل UTAUT2 با پیش‌بینی کننده‌های جدید منجر به بهبود نتایج آن شده است که با نتایج مطالعات گذشته (Venkatesh *et al*., 2012; Cabrera-Sánchez *et al*., 2021; Korkmaza *et al*., 2022) مطابقت دارد.

ترس از فناوری هوش مصنوعی ناشی از اضطراب و نگرانی از آن

اســـت؛ در واقع با توجه به اینکه این فناوری جدید اســـت همچنان نگرانی‌های متعددی برای افراد ایجاد می‌کند به ویژه برای کارکنان شـرکت‌های کشـاورزی؛ چرا که یکی از نگرانی اصـلی فناوری هوش مصـنوعی در شـرکت‌های کشـاورزی تهدید جایگزینی فناوری به جای نیروی کار است. بنابراین ترس فناوری به‌عنوان مهمترین مانع پذیرش فنـاوری جدید منجر بـه درک منفی افراد از خود فنـاوری می‌شـــود. افزون‌براین، اعتماد به فناوری یکی از مهمترین پیش‌بینی کننده‌های قصـد رفتاری پذیرش فناوری جدید اسـت و شـرایط اسـتفاده از آن را تســـهیل می‌کند. در حقیقت، اگر افراد شـــرکت به برنامه‌های هوش مصـنوعی اعتماد بیشـتری داشـته باشـند، رفتار اسـتفاده خود را افزایش می‌دهند و معتقدند که این سـیسـتم‌ها مزایای متعددی دارند. بنابراین، ترس از فناوری و اعتماد برای توضـــیح ناهمگونی مشـــاهده‌نشـــده کارکنان شرکت مفید است. هر چند ضریب ترس از فناوری به مراتب بیشتر از ضریب اعتماد است. در واقع کارکنان شرکت از ورود فناوری هوش مصـــنوعی در فعالیت‌های کشـــاورزی خود ترس بیشـــتری در مقایســـه با اعتماد به آن دارند. در این خصـوص یافته‌ها توسـط نتایج مطـالعـات مختلف گـذشـــتـه (NoruziAjabshir *et al.*, 2020; Cabrera-Sánchez *et al.*, 2021; Rübcke von Veltheim *et al.*, 2021) پشتیبانی می‌شود.

همچنین، نتایج نقش قوی جنبه‌های ســـازمانی را در مقایســـه با جنبه‌های فناوری و محیطی برجسته می‌کند (۰/۲۸۴ در مقابل ۰/۱۳۴ و ۰/۲۲۶). هرچند که جنبه‌های محیطی هم به لحاظ ضریب از اهمیت بالایی در پیش‌بینی قصـد رفتاری پذیرش فناوری برخوردار اسـت. در واقع، در شـرکت‌های کشـاورزی، جنبه‌های فناوری، ظرفیت سـازگاری فناوری هوش مصـــنوعی با ســـبک انجام فعالیت‌های شـــرکت و زیرسـاخت‌های ضـروری آن را نشـان می‌دهد. در حالی‌که، جنبه‌های ســـازمانی به ظرفیت آمادگی ســـازمان به لحاظ مدیریت و رهبری، راهبردها، زیرســـاخت‌های فنی موجود، توان جذب، ابعاد یادگیری، کیفیت منابع انســـانی و منابع مالی، برای ورود فناوری جدیدی به ســـازمان اشـــاره دارد و جنبه‌های محیطی در برگیرنده عوامل اثرگذار خارجی است (مانند عدم اطمینان، شدت رقابت و غیره) که بر بهره‌وری فعالیت‌های ســـازمان اثرگذار اســـت. به تبع این جنبه‌ها نقش تعیین کننده‌ای در پذیرش فناوری هوش مصنوعی در شرکت‌های کشاورزی دارند. این یافته‌ها توســـط نتایج مطالعات مختلف (Rübcke von Veltheim *et al.*, 2021; Nascimento & Meirelles, 2021; Sood *et al.*, 2023; Scur *et al.*, 2023; Kelly *et al.*, 2023) که نشـــان دادند جنبه‌های فناوری، ســـازمانی و محیطی نقش کلیدی در پیش‌بینی قصـــد رفتاری پذیرش فناوری جدید در کشـــاورزی دارد، پشتیبانی می‌شود.

در نهایت، سـازه‌های شـرایط تسـهیل کننده و قصـد رفتاری تأثیر مثبت معناداری بر رفتار اسـتفاده واقعی از فناوری هوش مصـنوعی در شـــرکت‌های کشـــاورزی دارد. در واقع، رفتار اســـتفاده واقعی افراد از فناوری هوش مصـــنوعی تحت تاثیر شـــرایط دســـترســـی و تمایلات رفتاری مثبت آنها نسبت به مزایا، کاربردها و پتانسیل بالقوه آن فناوری در انجام فعالیت‌های شـــرکت می‌باشـــد. این یافته با نتایج مطالعات گذشـته (Ronaghi & Forouharfar, 2020; Cabrera-Sánchez *et al.*, 2021; Scur *et al.*, 2023) که نشـان دادند شـرایط تسـهیل کننده و قصد رفتاری دو سازه‌ی کلیدی اثرگذار بر رفتار استفاده واقعی کارکنان از فناوری هوش مصنوعی در شرکت هستند، همسو است.

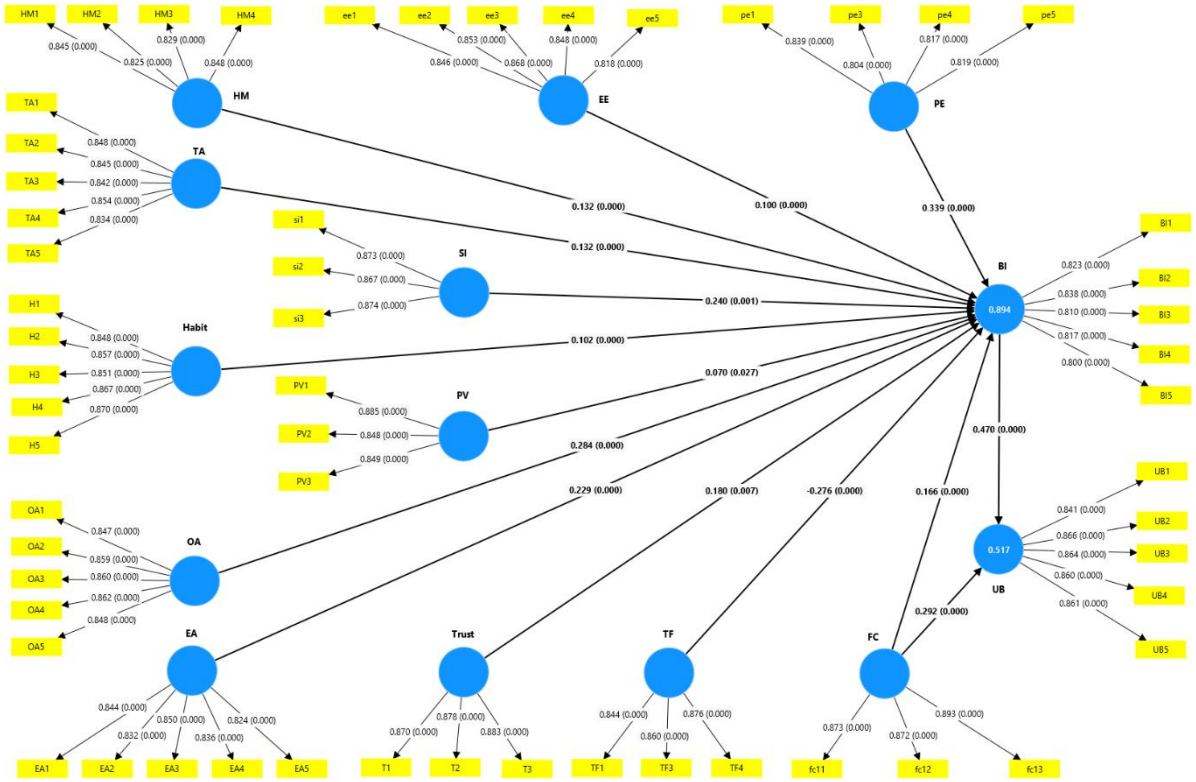
جدول ۱۰- نتایج مدل ساختاری

Table 10- The results of the structural model

فرضیات Hypothesis	ضرایب مسیر Path Coefficient	انحراف استاندارد Standard deviation	t-Value	p-Value	نتایج Results
H1: PE => BI	0.339	0.072	4.723	0.000	Supported
H2: EE => BI	0.100	0.024	4.236	0.000	Supported
H3: SI => BI	0.240	0.072	3.351	0.001	Supported
H4: HM => BI	0.132	0.029	4.574	0.000	Supported
H5: PV=> BI	0.070	0.032	2.210	0.027	Supported
H6: Habit => BI	0.102	0.028	3.594	0.000	Supported
H7: Trust => BI	0.180	0.067	2.699	0.007	Supported
H8: TF => BI	-0.276	0.039	7.104	0.000	Supported
H9: FC => BI	0.166	0.040	4.186	0.000	Supported
H10: FC => UB	0.292	0.077	3.782	0.000	Supported
H11: TA => BI	0.132	0.037	3.604	0.000	Supported
H12: OA => BI	0.284	0.069	4.128	0.000	Supported
H13: EA => BI	0.229	0.045	5.080	0.000	Supported
H14: BI => UB	0.473	0.088	5.401	0.000	Supported

مأخذ: یافته‌های پژوهش

Source: Research Findings



شکل ۱- نتایج ضرایب مسیر

Figure 1- The findings for path coefficient

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در برنامه‌های ملی توسعه فناوری هوش مصنوعی کشور متناسب با سند نقشه راه توسعه ملی هوش مصنوعی، بخش کشاورزی و زیرمجموعه‌های آن به‌عنوان یکی از حوزه‌های اولویت‌دار ورود این فناوری جهت ارتقای سطح بهره‌وری و مرتفع ساختن چالش‌های آن به حساب می‌آید. لذا ضرورت دارد، مطالعه‌ای کاربردی و جامع از طریق نظرسنجی برای تبیین نمای کلی ساختار پذیرش فناوری هوش مصنوعی انجام شود تا تصویر شفاف و کاملی برای سیاست‌گذاران توسعه هوش مصنوعی فراهم آورد. ازاین‌رو، این پژوهش به دنبال تعیین پیش‌بینی‌کننده‌هایی کلیدی قصد رفتاری و رفتار استفاده از فناوری هوش مصنوعی در شرکت‌های کشاورزی از طریق ترکیب مدل توسعه‌یافته UTAUT2 و عوامل TOE است. نتایج نشان داد مدل توسعه‌یافته UTAUT2 برای تعیین پیش‌بینی‌کننده‌های پذیرش فناوری هوش مصنوعی سازگار است. نتایج اثر قوی مثبت و قابل توجه عملکرد مورد انتظار و تأثیرات اجتماعی را بر قصد رفتاری افراد برای پذیرش فناوری هوش مصنوعی در شرکت‌های کشاورزی را برجسته می‌کند. افزون‌برآن، نتایج این واقعیت را نشان می‌دهد که شرایط تسهیل نیز نقش تعیین‌کننده‌ای در قصد رفتاری پذیرش افراد شرکت دارد اما نه به اندازه‌ی نقش آن بر رفتار استفاده آنها. همچنین، نتایج اثر قابل توجه و معنادار متغیرهای ترس از فناوری (TF)، اعتماد به فناوری (Trust)، جنبه‌های فناوری (TA)، جنبه‌های سازمانی (OA) و جنبه‌های محیطی (EA) که به‌عنوان پیش‌بینی کننده‌های جدید بر قصد رفتاری افراد برای پذیرش فناوری هوش مصنوعی در شرکت‌های کشاورزی برجسته می‌کنند. در حقیقت ترس از فناوری به‌عنوان یک عامل بازدارنده اساسی برای پذیرش به حساب می‌آید و از طرفی اعتماد به فناوری منجر به ترغیب پذیرش می‌شود که نتایج بر اثرگذاری بیشتر ترس از فناوری تا اعتماد به آن تاکید دارد. افرون‌براین، نتایج این واقعیت را نشان می‌دهد که جنبه‌های سازمانی در مقایسه با دو جنبه دیگر نقش قوی و قابل توجهی بر قصد رفتاری افراد شرکت برای پذیرش دارد. هر چند که جنبه‌های محیطی نیز از اهمیت بالایی در پیش‌بینی قصد رفتاری افراد برای پذیرش فناوری برخوردار است. در نهایت، مبتنی بر یافته‌های به‌دست آمده، برای سیاست‌گذاران توسعه هوش مصنوعی، طراحان و سایر ذینفعان مرتبط پیشنهاداتی به صورت زیر ارائه می شود: اول، توصیه می‌شود سیاست‌گذاران در اجرای برنامه‌های توسعه‌ی فناوری هوش مصنوعی برای شرکت‌های فعال در کشاورزی، متغیرهای تعیین‌کننده قصد رفتاری و رفتار استفاده از آن را در اولویت قرار دهد؛ دوم، با هدف افزایش دانش و آگاهی کارکنان شرکت‌های فعال در کشاورزی به ترویج و فرهنگسازی استفاده از این فناوری پرداخته شود، چرا که

شـــناخت از مزایای فناوری هوش مصـــنوعی بســـتر کاهش ترس از فناوری و شـــرایط اعتماد به آن را تســـهیل می‌کند. طراحان با در دســـترس قرار دادن اطلاعات لازم در رســـانه‌های اجتماعی یا ســـایر اشـــکال رســـانه‌های جمعی (رادیو، تلویزیون، روزنامه) برای معرفی مزایای و ســـودمندی فناوری خود تلاش کنند؛ ســـوم، دولت باید زیرساخت‌های مناسب و لازم برای ورود فناوری هوش مصـنوعی در شـرکت‌های فعال در کشـاورزی را فراهم کند. در عین حال با وضـع قوانین و مقررات زمینه نظارت و کارآمدی این فناوری را تســهیل کند و در نهایت با پرداخت تســهیلات کم‌بهره، بســتر توســعه اســتفاده از فناوری و حمایت از شـرکت‌های پذیرنده آن را فراهم سـازد؛ چهارم، سیاست‌گذاران باید اطمینان حاصل کنند که فناوری هوش مصنوعی در کشاورزی ساده است. لذا طراحان و توسعه‌دهندگان باید ابزارهایی از این فناوری را توسعه دهند که استفاده از آن‌ها آسان باشد و متناسب با شرایط بومی کشاورزی کشور طراحی شده باشد. پنجم، طراحان با اجرای برنامه‌های آموزشـی عمومی و تخصـصـی لازم در جهت ارتقای سطح آگاهی کارکنان شرکت‌های فعال در کشاورزی در مورد مسائل امنیتی و تحقق عملکرد مورد انتظار اســـتفاده از فناوری، بســـتر لازم برای ایجاد اعتماد به فناوری را فراهم آورد.

اگرچه تحقیق حاضـــر با توســـعه چارچوب نظری نقش مهمی در توسعه ادبیات پذیرش فناوری هوش مصنوعی در کشاورزی داشته اما همچنان با برخی از محدودیت‌هایی در مطالعه مواجه اســـت. تغییر گویه‌های تحقیق منجر به تغییر نتایج می‌شـــود؛ لذا انتخاب آیتم‌های ســـازه‌ها یکی از محدودیت‌های پژوهش اســـت. از این‌رو، پیشـــنهاد می‌شـــود مطالعات آینده موارد مختلف جایگزین گویه‌ها را در تعریف سازه‌های تحقیق مورد بررسی قرار دهند. همچنین، این پژوهش مبتنی بر تحلیل داده‌های مقطعی قادر به پیش‌بینی پذیرش افراد از فناوری هوش مصـنوعی در آینده نیسـت. لذا پیشـنهاد می‌شـود مطالعات آینده برای پیش‌بینی عوامـل تعیین کننـده پـذیرش در آینـده، از تجزیـه و تحلیل مبتنی بر داده‌های طولی استفاده کنند.

پیوست‌ها

جدول 1A- میانگین عملکرد محصولات راهبردی کشور و متوسط جهان در سال ۲۰۲۲ (کیلوگرم در هکتار)

Table A1- The average yield of the strategic products of the country and the average of the world (kg/hectare)

منطقه Area	ایران Iran	جهان World	شکاف Gap
گندم Wheat	1,667	3,689	121%
جو Barley	1,818	3,285	81%
آفتابگردان Sunflower	1,032	1,855	80%
برنج Rice	3,750	4,705	25%
چغندرقند Sugar beet	55,556	60,766	9%
سویا Soya beans	2,442	2,608	7%

مأخذ: سایت فائو

Source: faostate.fao.org

References

1. Adelkhani, A., Beheshti, B., Minai, S., & Javadi Kia, H. (2015). Taste determination of Thompson orange using image processing based on ANFIS and ANN-GA methods. *FSCT*, *13*(56), 45-55. (In Persian with English abstract). http://fsct.modares.ac.ir/article-7-2215-en.html
2. Azadnia, R. (2022). Fast and accurate prediction of soil texture type based on deep learning algorithm and machine vision system. *Journal of Researches in Mechanics of Agricultural Machinery*, *11*(1), 61-72. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.22034/jrmam.2022.10089.539
3. Azadnia, R., Kheiralipour, K., & Jafarian, M. (2022). Classification of hawthorn fruit based on ripeness level by machine vision, *Journal of Innovative Food Technologies*, *9*(4), 331-344. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.22104/ift.2022.5473.2091
4. Azami, M., & Hasanpoor, K. (2020). Applying an integrated acceptance model and using technology for accepting

innovations among farmers in Delfan County). *Agricultural Education Administration Research*, *12*(52), 157-176. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.22092/jaear.2020.342593.1718
5. Baharvand, F., Hosseinpour, M., & Jamshidi, M.J. (2022). Presenting adoption model of internet of things (IoT) in agricultural sector of Iran. *J Entrepreneurial Strategies Agriculture*, *9*(18), 22-32. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.52547/jea.9.18.22
6. Banthia, V., & Chaudaki, G. (2022). The study on use of Artificial Intelligence in agriculture. *Journal of Advanced Research in Applied Artificial Intelligence and Neural Network*, *5*(2), 18-22. <http://thejournalshouse.com/index.php/neural-network-intelligence-adr/article/view/590>
7. Behneghar, H., Majidi, B., & Movaghar, A. (2021). Design of Hardware and Software Platform for Intelligent Automation of Livestock Farming using Internet of Things. *Agricultural Mechanization and Systems Research*, *22*(78), 107-126. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.22092/amsr.2021.352371.1367
8. Cabrera-Sánchez, J.P., Villarejo-Ramos, Á.F., Liébana-Cabanillas, F., & Shaikh, A.A. (2021). Identifying relevant segments of AI applications adopters–Expanding the UTAUT2's variables. *Telematics and Informatics*, *58*, 101529. https://doi.org/10.1016/j.tele.2020.101529
9. Chikoye, D.M., Gupta, N.K., & Kandadi, K.R. (2018). Application of UTAT in understanding the adoption of technologies for reducing post-harvest maize in Zambia. *International Journal of Agriculture and Environmental Research*, *4*(3), 610-636. https://ijaer.in/more2018.php?id=49
10. Cubric, M. (2020). Drivers, barriers and social considerations for AI adoption in business and management: A tertiary study. *Technology in Society*, *62*, 101257. https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2020.101257
11. Dhanush, G., Khatri, N., Kumar, S., & Shukla, P.K. (2023). A comprehensive review of machine vision systems and artificial intelligence algorithms for the detection and harvesting of agricultural produce. *Scientific African*, e01798. https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2023.e01798
12. Fatahi, S., Taheri geravand, A., & Shahbazi, F. (2017). Estimate freshness of chicken meat using image processing and artificial intelligent techniques. *Iranian Journal of Biosystems Engineering*, *48*(4), 491-503. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.22059/ijbse.2017.63814
13. Fallah, M., & Ghanbari Parmehr, E. (2023). Detection of Chilo Suppressalis using Smartphone Images and Deep Learning. *Journal of Agricultural Machinery*, *13*(2), 195-211. (In Persian with English abstract) https://doi.org/10.22067/jam.2022.72647.1064
14. Food and Agriculture Organization. 2020. Available at https://www.fao.org/faostat/en/#home
15. Hadipour Rokni, R., Askari Aslirad, A., & Sabzi, S. (2022). Identification of citrus pests using unmanned aerial vehicles and artificial intelligence methods. *Journal of Researches in Mechanics of Agricultural Machinery*, *11*(3), 59-68. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.22034/jrmam.2022.10139.558
16. Hair J.F., Hult, T.T.M., Ringle, C.M., & Sarstedt, M. (2021). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)*, Sage publications. https://doi.org/10.1007/978-3-030-80519-7
17. Hosseini, S.J., Tahmasebi-Sarvestani, Z., Pirdashti, H., Modarres Sanavi, S.A.M., Mokhtassi-Bidgoli, A., & Hazrati, S. (2019). Study of diversity and estimation of leaf area in different mint ecotypes using artificial intelligence and regression models under salinity stress conditions. *Journal Crop Breeding*, *11*(32), 59-73. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.29252/jcb.11.32.59
18. Islamic Parliament Research Center of I.R. Iran. (2021). Review of the government's performance in supporting the agriculture and natural resources sector, *Deputy of Infrastructure Studies*, 17498. (In Persian)
19. Javaid, M., Haleem, A., Khan, I.H., & Suman, R. (2023). Understanding the potential applications of artificial intelligence in agriculture sector. *Advanced Agrochem*, *2*(1), 15-30. https://doi.org/10.1016/j.aac.2022.10.001
20. Kelly, S., Kaye, S.A., & Oviedo-Trespalacios, O. (2023). What factors contribute to the acceptance of artificial intelligence? A systematic review. *Telematics and Informatics*, *77*, 101925. https://doi.org/10.1016/j.tele.2022.101925
21. Khayam Nekouei, M., Ghaffari, M.R., Mardi, M., Ghorbanzadeh, Z., Hamid, R., & Zeinalabedini, M. (2024). Artificial intelligence technology in agriculture; Prospects, applications and challenges. *Crop Biotechnology*, *13*(1), 15-29. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.30473/cb.2024.70090.1941
22. Khosravizadeh, M., & Khalilinasr, A. (2019). Factors affecting the adoption of artificial intelligence technology in Iranian companies. *The 17th international management conference*, Tehran. (In Persian) https://civilica.com/doc/1162190/
23. Kothari, C.R. (2004). *Research methodology: Methods and techniques*. New Age International. ISBN (13): 978-81-224-2488-1
24. Korkmaz, H., Fidanoglu, A., Ozcelik, S., & Okumus, A. (2022). User acceptance of autonomous public transport systems: Extended UTAUT2 model. *Journal of Public Transportation*, *24*, 100013. https://doi.org/10.5038/2375-0901.23.1.5
25. Lada, S., Chekima, B., Karim, M.R.A., Fabeil, N.F., Ayub, M.S., Amirul, S.M., & Zaki, H.O. (2023). Determining factors related to artificial intelligence (AI) adoption among Malaysia's small and medium-sized businesses. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, *9*(4), 100144.

https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2023.100144
26. Leal Filho, W., Wall, T., Mucova, S.A.R., Nagy, G.J., Balogun, A.L., & Gandhi, O. (2022). Deploying artificial intelligence for climate change adaptation. *Technological Forecasting and Social Change*, *180*, 121662. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2022.121662
27. Lorestani, A.N., Yazdanpanah, K., & Sabzi, S. (2020). Design of tangerine sorting algorithm based on color using image processing. *Journal of Researches in Mechanics of Agricultural Machinery*, *9*(1), 92-99. (In Persian with English abstract). https://jrmam.sku.ac.ir/article_10135.html
28. Masoudi, H. (2016). Robotics; a new field for innovation and entrepreneurship development in the animal husbandry sector. *Journal of Studies in Entrepreneurship and Sustainable Agricultural Development*, *3*(3), 19-38. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.22069/jead.2017.11635.1204
29. Mercurio, D.I., & Hernandez, A.A. (2020). Understanding user acceptance of information system for sweet potato variety and disease classification: an empirical examination with an extended technology acceptance model. In 2020 16th IEEE International Colloquium on Signal Processing & Its Applications (CSPA) (pp. 272-277). IEEE. 10.1109/CSPA48992.2020.9068527
30. Michels, M., Bonke, V., & Musshoff, O. (2020). Understanding the adoption of smartphone apps in crop protection. *Precision Agriculture*, *21*, 1209-1226. https://doi.org/10.1007/s11119-020-09715-5
31. Michels, M., Fecke, W., Feil, J.H., Musshoff, O., Pigisch, J., & Krone, S. (2020). Smartphone adoption and use in agriculture: empirical evidence from Germany. *Precision Agriculture, 21*, 403-425. https://doi.org/10.1007/s11119-019-09675-5
32. Nascimento, A., & Meirelles, F. (2021). An artificial intelligence adoption model for large and small Businesses. Available at SSRN 4194043. http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4194043
33. Najafabadiha, M., Mohammad Zamani, D., & Gholami Parashkoohi, M. (2023). Diagnosis of Three Types of Grape Leaf Diseases Based on Image Processing using Butterfly Optimization Algorithm and Support Vector Machine. Agricultural Mechanization and Systems Research, *24*(87), 39-54. (In Persian with English abstract) https://doi.org/10.22092/amsr.2024.365272.1482
34. NoruziAjabshir, F., Lashgarara, F., Mirdamadi, M., OmidiNajafabadi, M. (2020). Factors influencing adoption of improved wheat varieties and their impacts on food security dimensions: Application of unified theory of acceptance and use of technology (UTAUT2) in East Azarbaijan. *Journal of Agricultural Extension and Education Research*, *12*(4), 1-12. (In Persian with English abstract) https://www.magiran.com/p2100958
35. Ostad Hashemi, A., AllafJafari, E., & Rousta, A. (2024). Factors affecting the acceptance of the use of artificial intelligence in the sale of saffron products. *Journal of Intelligent Marketing Management*, *5*(3), 135-155. (In Persian with English abstract). jnabm.3.2.15564.35887873.63094598548
36. Rezaei, M.J., yazdian-dehkordi, M., & Sarram, M.A. (2021). Intelligent identification and classification of nutrient deficiency in pistachio trees using support vector machine. *Journal of Researches in Mechanics of Agricultural Machinery*, *10*(3), 9-19. https://jrmam.sku.ac.ir/article_10024.html
37. Ronaghi, M.H., & Forouharfar, A. (2020). A contextualized study of the usage of the Internet of things (IoTs) in smart farming in a typical Middle Eastern country within the context of Unified Theory of Acceptance and Use of Technology model (UTAUT). *Technology in Society*, *63*, 101415. https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2020.101415
38. Rübcke von Veltheim, F., Theuvsen, L., & Heise, H. (2021). German farmers' intention to use autonomous field robots: a PLS-analysis. *Precision Agriculture*, 1-28. https://doi.org/10.1007/s11119-021-09854-3
39. Sabzi, S., Abbaspour-Gilande, Y., & Javadikia, H. (2019). Recognition of secale cereal L weed from potato plant using video processing and computational intelligence. *Agricultural Mechanization and Systems Research*, *20*(72), 1-18. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.22092/erams.2017.106915.1113
40. Saedi, S.I. (2023). Determining apple fruit harvest time using color images and deep learning. *Journal of Researches in Mechanics of Agricultural Machinery*, *12*(3), 45-53. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.22034/jrmam.2023.14078.619
41. Sani Heidary, A., Daneshvar Kakhki, M., Shanoushi, N., & Sabouhi Sabouni, M. (2020). Analysis of the effect of microcredit on rural sustainable development components: Application of propensity score regression approach and bootstrap algorithm. *Agricultural Economics*, *14*(1), 47-87. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.22034/iaes.2020.124925.1765
42. Salimi, M., Pourdarbani, R., & Asgarnezhad Nouri, B. (2021). Ranking the effective factors in the technology acceptance model for the actual use of agricultural automation (Case study: Ardebil). *Journal of Agricultural Machinery*, *11*(2), 525-534. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.22067/jam.v11i2.81398
43. Salimi, M., Pourdarbani, R., & Nouri, B.A. (2020). Factors affecting the adoption of agricultural automation using Davis's acceptance model (case study: Ardabil). *Acta Technologica Agriculturae*, *23*(1), 30-39. https://doi.org/10.2478/ata-2020-0006
44. Sayahi, F., Divband Hafshejani, L., Tishehzan, P., & Abdolabadi, H. (2024). The combination of dimensionality reduction methods and machine learning algorithms in the optimization of Maroon River water quality prediction. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, *55*(9), 1601-1615. (In Persian with English abstract).

https://doi.org/10.22059/ijswr.2024.376275.669708
45. Scur, G., da Silva, A.V.D., Mattos, C.A., & Gonçalves, R.F. (2023). Analysis of IoT adoption for vegetable crop cultivation: Multiple case studies. *Technological Forecasting and Social Change*, *191*, 122452. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122452
46. Shadrin, D., Menshchikov, A., Somov, A., Bornemann, G., Hauslage, J., & Fedorov, M. (2019). Enabling precision agriculture through embedded sensing with artificial intelligence. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, *69*(7), 4103-4113. https://doi.org/10.1109/TIM.2019.2947125
47. Sood, A., Sharma, R.K., & Bhardwaj, A.K. (2022). Artificial intelligence research in agriculture: a review. Online Information Review, *46*(6), 1054-1075. https://doi.org/10.1108/OIR-10-2020-0448
48. Sood, A., Bhardwaj, A.K., & Sharma, R.K. (2023). Empirical analysis and evaluation of factors influencing adoption of AI-based automation solutions for sustainable agriculture. In International Conference on Agriculture-Centric Computation (pp. 15-27). Cham: Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-43605-5_2
49. Thomas, R.J., O'Hare, G., & Coyle, D. (2023). Understanding technology acceptance in smart agriculture: A systematic review of empirical research in crop production. *Technological Forecasting and Social Change*, *189*, 122374. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122374
50. Tzachor, A., Devare, M., King, B., Avin, S., & Ó hÉigeartaigh, S. (2022). Responsible artificial intelligence in agriculture requires systemic understanding of risks and externalities. *Nature Machine Intelligence*, *4*(2), 104-109. https://doi.org/10.1038/s42256-022-00440-4
51. Vasileiou, M., Kyriakos, L.S., Kleisiari, C., Kleftodimos, G., Vlontzos, G., Belhouchette, H., & Pardalos, P.M. (2023). Transforming weed management in sustainable agriculture with artificial intelligence: A systematic literature review towards weed identification and deep learning. *Crop Protection*, 106522. https://doi.org/10.1016/j.cropro.2023.106522
52. Venkatesh, V., Thong, J.Y., & Xu, X. (2012). Consumer acceptance and use of information technology: extending the unified theory of acceptance and use of technology. *MIS Quarterly*, 157-178. https://doi.org/10.2307/41410412
53. Valizadeh, N., Haji, L., & Khannejad, S. (2022). Analyzing the drivers of adopting agricultural unmanned aerial vehicles (UAV) in wheat cultivation. *Iranian Agricultural Extension and Education Journal*, *17*(2), 251-263. (In Persian with English abstract). https://doi.org/20.1001.1.20081758.1400.17.2.16.4
54. Vuppalapati, C. (2021). *Machine learning and artificial intelligence for agricultural economics: Prognostic data analytics to serve small scale farmers worldwide* (Vol. 314). Springer Nature. https://search.worldcat.org/title/1273913176