جلد هشتم، شماره چهام (زمستان ۱۴۰۰): ۲۸-۱۵
http://hii.khu.ac.ir
مقاله اصیل پژوهشی

یادگیری ماشین و علوم شهروندی؛ فرصتها و چالش‌های تعامل انسان و رایانه

*مریم ابوالقاسمی: دانشجوی دکتری علم اطلاعات و دانش‌شناسی، پردیس بین‌المللی کیش، دانشگاه تهران، تهران، ایران. (نویسنده مسئول)
mary.abolghasemi@ut.ac.ir
فاطمه فهیم‌نیا: دانشیار گروه علم اطلاعات و دانش‌شناسی، دانشکده مدیریت، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

چکیده

هدف: در عصر کلان‌داده، دانشمندان با کار طاقت‌فرسای تحلیل انبوهی از داده‌ها مواجهند و استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین یکی از راه‌حل‌های احتمالی برای حل این معضل است. علوم شهروندی از حوزه‌هایی است که هوش انسانی و مصنوعی را می‌توان برای تسهیل در این امور به طرق مختلف با هم ترکیب کرد. این مقاله، با توجه به ابهامات موجود در عملکرد ماشین و مدیریت داده‌های تولیدشده توسط کاربر، به توضیح چگونگی سازگاری یادگیری ماشین با ایده‌ی شهروندی فعال و شرایط لازم برای پیشرفت در علوم شهروندی و فراتر از آن می‌پردازد.

روش: این پژوهش به روش مروری و بر اساس مطالعه جامع و نظام‌مند متون مرتبط با یادگیری ماشین، علوم شهروندی و تعامل انسان و رایانه انجام شده است.

یافته‌ها: بسیاری از مشکلات تحقیقاتی از نظر محاسباتی لاینحل به نظر می‌رسند و به مهارت‌های شناختی انسان نیاز دارند. لذا در نتیجه‌ی فعالیت‌های طبقه‌بندی‌ای که اکثراً در پروژه‌های علوم شهروندی با مقیاس بزرگ انجام می‌شود، علاوه بر مشارکت‌کننده که احتمالاً مطالبی درباره‌ی علم می‌آموزد، ماشین نیز با آموختن مطالبی درباره‌ی فعالیت‌های انسان ابتدا از آن تقلید می‌کند و به مرور میزان یادگیری آن افزایش می‌یابد. اما در عین حال گسترش استفاده از هوش مصنوعی و به‌ویژه یادگیری ماشین بحث‌های زیادی درباره‌ی اشکال مختلف ابهامات و سوگیری‌های ناشی از آن‌ها به دنبال داشته است که در پروژه‌های مرتبط نیاز به توجه جدی دارد.

نتیجه‌گیری: استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین مزایای زیادی دارد، که از آن جمله می‌توان به کاهش زمان طبقه‌بندی و ارزیابی کارشناسانه‌ی تصمیم‌گیری در مجموعه‌های بزرگی از داده اشاره کرد. با این حال، الگوریتم‌ها غالباً به منزله‌ی جعبه‌ی سیاهی هستند که سوگیری‌های داده در نگاه اول در آن‌ها قابل مشاهده نیست و توجه به این امر می‌تواند از مخاطرات جدی در روند استفاده ازین تکنیک‌ها بکاهد.

نوع مقاله: مقاله پژوهشی
دریافت: ۱۴۰۰/۰۷/۰۵
پذیرش: ۱۴۰۰/۱۱/۱۲

کلیدواژه‌ها: علوم شهروندی، یادگیری ماشین، هوش مصنوعی، بینایی کامپیوتر، شفافیت، داده‌سازی.

تعارض منافع: گزارش نشده است.
منبع حمایت کننده: حامی مالی نداشته است.

شیوه استناد به این مقاله

APA: Abolghasemi, M., FahimNia, F. (2022). Machine Learning and Citizen Science: Opportunities and Challenges of Human-Computer Interaction. *Human Information Interaction*, 8(4);15-28. (Persian)

Vancouver: : Abolghasemi M, FahimNia F. Machine Learning and Citizen Science: Opportunities and Challenges of Human-Computer Interaction. *Human Information Interaction*. 2022;8(4):15-28. (Persian)

انتشار مجله تعامل انسان و اطلاعات با حمایت مالی دانشگاه خوارزمی انجام می‌شود.
انتشار این مقاله به صورت دسترسی آزاد مطابق با CC BY-NC-SA 3.0 صورت گرفته است.

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.24237418.1400.8.4.1.6]

Human Information Interaction. Vol. 8, No. 4 (Winter 2022):15-28.
http://hii.khu.ac.ir
Original Article

Machine Learning and Citizen Science: Opportunities and Challenges of Human-Computer Interaction

***Maryam Abolghasemi:** PhD student, Information Science & knowledge Studies, University of Tehran Kish International Campus, Tehran, Iran. (Corresponding author) mary.abolghasemi@ut.ac.ir
Fatima FahimNia: Associate Professor, Department of Knowledge and Information Science, Faculty of Management, University of Tehran, Tehran, Iran.

Received: 27/09/2021 Accepted: 01/02/2022

Abstract

Background and Aim: In processing large data, scientists have to perform the tedious task of analyzing hefty bulk of data. Machine learning techniques are a potential solution to this problem. In citizen science, human and artificial intelligence may be unified to facilitate this effort. Considering the ambiguities in machine performance and management of user-generated data, this paper aims to explain how machine learning can be combined with the active citizenship concept. In addition, it discusses the necessary conditions for advancing the citizen science and beyond.
Method: The review method and comprehensive systematic study was applied to assess the concept of machine learning, citizen science and human-computer interaction.
Results: Many research problems seem to be computationally insolvable and may demand human cognitive skills. Therefore, due to classification activities which are performed in the majority of large-scale citizenship science projects, in addition to participants who may learn lessons about the science, machines also learn lessons about human and imitate him and slowly its learning capacity enhances over time. Artificial intelligence, particularly machine learning is a debatable topic with related ambiguities and biases which should strongly take into consideration.
Conclusion: The application of machine learning techniques carries many advantages including classification time cut and masterful evaluations in the process of making decisions on big data sets. However, algorithms usually act as a black box where data biases are not observable at first glance. Taking this problem into consideration may mitigate serious risks arising from the application of such techniques.

Keywords: Artificial Intelligence, Citizenship Sciences, Computer Vision, Data Generation, Machine Learning, Transparency.

Conflicts of Interest: None
Funding: None.

How to cite this article

APA: Abolghasemi, M., FahimNia, F. (2022). Machine Learning and Citizen Science: Opportunities and Challenges of Human-Computer Interaction. *Human Information Interaction*, 8(4);15-28. (Persian)

Vancouver: : Abolghasemi M, FahimNia F. Machine Learning and Citizen Science: Opportunities and Challenges of Human-Computer Interaction. *Human Information Interaction*. 2022;8(4):15-28. (Persian)

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.24237418.1400.8.4.1.6]

This work is published under CC BY-NC-SA 3.0 licence.

مقدمه

ترکیب یادگیری ماشین و انسان، در صورتی که مکمل یکدیگر باشند، کاربردهای بالقوه‌ی زیادی در علوم شهروندی[1] دارد. امروزه، در بسیاری از پروژه‌های داده‌محور، از ترکیبی از این دو شکل یادگیری استفاده می‌شود (ویلی و همکاران[2]، ۲۰۱۹؛ سولیوان و همکاران[3]، ۲۰۱۸). اصطلاح هوش مصنوعی[4] (AI) غالباً برای اشاره به تمامی انواع ماشین‌ها یا الگوریتم‌هایی به کار می‌رود که قادر به مشاهده‌ی محیط، یادگیری و تصمیم‌گیری هستند، و اصطلاح یادگیری ماشین[5] (ML) «زیرمجموعه‌ای از هوش مصنوعی تعریف می‌شود که می‌تواند الگوها را با استفاده از نرم‌افزار تشخیص دهد، پیش‌بینی کند، و الگوهای شناسایی‌شده‌ی جدید را در موقعیت‌هایی که در طرح اولیه‌ی آنها منظور یا پوشش داده نشده بودند به کار گیرد» (پوپنسی و کر[6]، ۲۰۱۷). الگوریتم‌های یادگیری ماشین در حال حاضر پرکاربردترین الگوریتم در زمینه‌های مختلفی مانند تشخیص تصویر و گفتار، تشخیص تقلب، و تکرار توانمندی‌های انسان در بازی‌گو[7] یا راندن اتومبیل به شمار می‌رود. یادگیری ماشین کاربرد زیادی در زمینه‌های مختلف تحقیقات علمی دارد و حوزه‌های متنوعی مانند زیست‌شناسی، نجوم و علوم اجتماعی تنها نمونه‌ای از آن‌ها است (جوردن و میشل[8]، ۲۰۱۵). با وجودی که هوش مصنوعی موضوع جدیدی در علوم شهروندی نیست (سیسرونی و همکاران[9]، ۲۰۱۹)، همگرایی محاسبات پیشرفته، در دسترس بودن داده‌ها، و الگوریتم‌های یادگیری در این حوزه کاملاً جدید هستند. این فرصت‌ها زیاد و در بعضی موارد هنوز پیش‌بینی نشده‌اند، اما مشکلات و از جمله ضرورت توجیه‌پذیری، قابلیت اعتماد و مطلوبیت الگوریتم‌ها از منظر تحقیقات یادگیری ماشین و شهروندان دانشوری که از این نرم‌افزارها استفاده می‌کنند نیز در همین وضعیت قرار دارند.

در اینجا، به دو سؤال مهم می پردازیم: (۱) شهروندان با استفاده از یادگیری ماشین چه عملیاتی را در پروژه‌های علوم شهروندی انجام می‌دهند؟ و (۲) تهدیدها و فرصت‌های مهم استفاده از یادگیری ماشین در علوم شهروندی چیست؟

روش

برای پاسخ به دو پرسش فوق به روش مروری و بر اساس مطالعه جامع و نظام‌مند متون مرتبط با یادگیری ماشین، علوم شهروندی و تعامل انسان و رایانه را مورد بررسی قرار دادیم. اکثریت پروژه‌های علوم شهروندی بر داده‌های حاصل از ابزاری مانند ماهواره، دوربین یا به‌طور کلی حسگرها متمرکز هستند (نیل[10]، ۲۰۱۳). جمع‌آوری، تحلیل و تفسیر داده‌ها برخی از رایج‌ترین فعالیت‌هایی هستند که مشارکت‌کنندگان، بسته به سطح مشارکت خود در فرآیند تحقیق علمی، انجام می‌دهند (بونی و همکاران[11]، ۲۰۰۹). به‌طور مشابه، استفاده از یادگیری ماشین در مراحل مختلفی از چرخه‌ی عمر علم داده، به دلیل الگوریتم‌هایی که وظایفی مانند طبقه‌بندی، رگرسیون، خوشه‌بندی و پیوستگی را انجام می‌دهند، به ویژه در مواجهه با مقادیر عظیمی از داده‌ها، منطقی به نظر می‌رسد.

بسیاری از مشکلات تحقیقاتی از نظر محاسباتی لاینحل به نظر می‌رسند و به مهارت‌های شناختی انسان نیاز دارند. برای مثال، ماشین‌ها هنوز نمی‌توانند با توانایی انسان در شناسایی بعضی از اشیاء رقابت کنند، و کلاً مشخص نیست چقدر موفق خواهند بود. برعکس، طبقه‌بندی یا شناسایی دستی مجموعه‌ی بزرگی از داده‌ها با همراهی یادگیری ماشین می‌تواند بازدهی بیشتری داشته باشد. حتی در این صورت، مشارکت شهروندان و هوش جمعی ناشی از آن برای انجام وظایفی مانند تشکیل مجموعه‌های داده با استفاده از داده‌هایی که، به منظور تغذیه‌ی الگوریتم‌ها، به‌درستی برچسب‌گذاری شده‌اند ضروری خواهد بود (تورنی و همکاران[12]، ۲۰۱۹). پروژه‌ی گلکسی‌زو[13] و طبقه‌بندی و شناسایی اشکال مورفولوژیکی کهکشان نمونه‌ی خوبی از این دست است (فورستون و همکاران[14]، ۲۰۱۲؛ والمزلی و همکاران[15]، ۲۰۱۹). این روش تجمیع مهارت‌های شناختی و تکالیف فنی، که محاسبه‌ی انسانی نیز نامیده شده است، در عین حال رویکردی به شمار می‌رود که در حوزه‌هایی غیر از علم (مانند گوگل مپ) نیز با موفقیت آزمایش شده است. در هنگام مدیریت و طبقه‌بندی مقادیر زیادی از داده‌هایی که بخشی از آن توسط کاربر تولید شده است، از محاسبه‌ی انسانی استفاده می‌شود.

[1] Citizen Science
[2] Willi, et al.
[3] Sullivan, et al.
[4] Artificial Intelligence
[5] Machine Learning
[6] Popenici and Kerr
[7] Go
[8] Jordan and Mitchell
[9] Ceccaroni et al.
[10] Neal
[11] Bonney et al.
[12] Torney et al.
[13] The Galaxy Zoo project
[14] Fortson et al.
[15] Walmsley et al.

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.24237418.1400.8.4.1.6]

داده‌ها همیشه بخش ذاتی‌ای از علم بوده‌اند و، برای اطمینان از کیفیت آنها، به روش‌شناسی دقیقی نیاز داریم، موضوعی که در مورد آن در علوم شهروندی به شکل گسترده‌ای مطالعه و بحث شده است (لوکیاننکو و همکاران[1]، ۲۰۱۹). با ظهور کلان‌داده[2]، نه تنها شفافیت علمی، بلکه توانایی اتوماسیون برخی از برنامه‌های روزمره و وظایف تکراری نیز افزایش یافته است. استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در مرحله‌ی جمع‌آوری داده باعث می‌شود راهنماهایی در تحلیل‌های بعدی –وظایف شناسایی و طبقه‌بندی– وجود داشته باشند، خطاها به حداقل و کیفیت داده‌ها به حداکثر خود برسد (لوکیاننکو و همکاران، ۲۰۱۹).

در موارد دیگر، زمانی که داده‌ها با هدف تحلیل مدل، استخراج اطلاعات و پاسخ به سؤالات تحقیق مدل‌سازی شده باشند، از الگوریتم‌های یادگیری ماشین استفاده می‌شود. به منظور یافتن روابط علّی در مشاهدات یا جستجوی الگوهایی در داده‌های جمع‌آوری‌شده، علاوه بر تحلیل آماری استاندارد، از یادگیری نظارت‌شده و بدون نظارت استفاده می‌شود، (ویسنز و همکاران[3]، ۲۰۱۸؛ پونسلا-کازاسنواس و همکاران[4]، ۲۰۱۶). در این مرحله، همچنین ممکن است، برای تشخیص سوگیری داده‌ها، مثلاً سوگیری‌های موقعیتی (چن و گومس[5]، ۲۰۱۸)، یا برای تحلیل تأثیر عوامل توجیهی مختلف، از الگوریتم‌های یادگیری ماشین استفاده شود (برد و همکاران[6]، ۲۰۱۴).

این توضیحات مقدماتی حاکی از کاربردهای مختلف یادگیری ماشین در علم و به‌ویژه علوم شهروندی است. هدف این مقاله در وهله‌ی اول ارائه‌ی دیدی کلی درباره‌ی استفاده از یادگیری ماشین در علوم شهروندی و، بر آن اساس، بررسی رابطه‌ی بین انسان و ماشین در تولید دانش است. در بخش بعد، به الگوهای یادگیری مرتبط با یادگیری ماشین می‌پردازیم، و پروژه‌های نمونه‌ای برای آنها ارائه می‌دهیم، سپس درباره‌ی مشکلات اخلاقی اصلی علوم شهروندی، که در نتیجه‌ی ابهام الگوریتم از بیرون ایجاد می‌شود، و نحوه‌ی غلبه‌ی احتمالی بر این عدم تعادل بحث می‌کنیم. در بخش بحث و بررسی، از پیشرفت‌های اخیر در علوم شهروندی برای شناسایی فرصت‌ها و مشکلات ناشی از تعامل بین انسان و ماشین در بلندمدت استفاده می‌کنیم.

یافته‌ها

براساس مدارک و متونی که مورد مرور و بررسی قرار گرفته‌اند، در ادامه مقاله به بحث و بررسی موضوعات مرتبط با یادگیری ماشین و علوم شهروندی خواهیم پرداخت.

الگوهای یادگیری در یادگیری ماشین

برای بررسی وظایفی که شهروندان با استفاده از یادگیری ماشین در پروژه‌های علوم شهروندی انجام می‌دهند، لازم است الگوهای مرتبط با آنها را بشناسیم. در حال حاضر، سه الگوی اصلی نظارت‌شده، بدون نظارت و تقویت‌شده در یادگیری ماشین شناخته شده است (ساتیا و آبراهام[7]، ۲۰۱۳). یادگیری نظارت‌شده[8] مبتنی بر آموزش یا تدریس الگوریتم با استفاده از نمونه‌ی داده‌ها یا به عبارتی داده‌های آموزشی‌ای است که قبلاً توسط متخصص به‌درستی طبقه‌بندی شده است. پس از آن، مجموعه‌ای از نمونه‌ها (داده‌ها) در اختیار ماشین قرار داده می شود تا الگوریتم یادگیری نظارت‌شده بتواند داده‌های آموزشی (مجموعه‌ای از نمونه‌های آموزشی) را تحلیل کند و، با استفاده از داده‌های برچسب‌خورده، راه‌حلی به دست آورد. یادگیری بدون نظارت مبتنی بر یادگیری ماشین با استفاده از داده‌های طبقه‌بندی‌نشده است و به الگوریتم امکان می‌دهد، بدون هیچگونه راهنمایی، بر اساس آن داده‌ها کار کند. برخلاف یادگیری نظارت‌شده، در این نوع یادگیری، هیچگونه طبقه‌بندی‌ای وجود ندارد، به این معنی که هیچگونه آموزشی به ماشین داده نمی‌شود. بنابراین، خود ماشین باید ساختار پنهان موجود در داده‌های فاقد برچسب را شناسایی کند. یادگیری تقویت‌شده[9] به دنبال اتخاذ اقدامی مناسب برای به حداکثر رساندن نتایج در موقعیتی خاص ایجاد می‌شود، و از آن در بعضی از نرم‌افزارها و ماشین‌ها برای یافتن بهترین رفتار یا مسیر ممکن در موقعیتی خاص استفاده می‌شود. در حالی که الگوریتم در یادگیری نظارت‌شده بر مبنای داده‌های حاوی پاسخ‌های صحیح آموزش می‌بیند، هیچ پاسخی در یادگیری تقویت‌شده وجود ندارد، و خود عاملِ تقویت‌کننده تصمیم می‌گیرد که چه کاری برای انجام وظیفه‌ی محوله انجام دهد. این الگوریتم باید بدون دسترسی به مجموعه‌ای از داده‌های آموزشی و صرفاً بر مبنای تجربیات خودش یاد بگیرد. یکی از شکل‌های یادگیری ماشین، که می‌تواند از هر دو الگوریتم نظارت‌شده و فاقد نظارت استفاده کند، یادگیری عمیق[10] است. یادگیری عمیق می‌تواند به حل

[1] Lukyanenko et al.
[2] Big data
[3] Vicens et al.
[4] Poncela-Casasnovas et al.
[5] Chen and Gomes
[6] Bird et al.
[7] Sathya and Abraham
[8] Supervised learning
[9] Reinforcement learning
[10] Deep learning

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.24237418.1400.8.4.1.6]

انواع خاصی از مشکلات سخت کامپیوتر، اغلب در زمینه‌ی بینایی یا شنوایی کامپیوتر و پردازش زبان طبیعی (NLP)، کمک کند. شنوایی یا بینایی کامپیوتر زیرمجموعه‌ای از هوش مصنوعی است که اطلاعات را با استفاده از الگوریتم به‌طور خودکار از تصویر، فیلم و داده‌های صوتی بیرون می‌کشد (سیکارونی و همکاران، ۲۰۱۹). واژه‌ی «عمیق» در یادگیری عمیق به لایه‌های متعددی اشاره دارد. این لایه‌ها به شکل مدلی که عمدتاً شبکه‌های عصبی[1] هستند ساخته شده‌اند. شبکه‌ی عصبی پیچشی[2] (CNN) احتمالاً از بسیاری از لایه‌های مدل‌ها تشکیل می‌شود. در این شبکه، هر لایه، در زنجیره‌ای کامل، ورودی را از لایه‌ی قبل می‌گیرد، آن را پردازش می‌کند و به لایه‌ی بعد انتقال می‌دهد. احتمالاً مشهورترین نمونه‌ی شبکه‌ی عصبی پیچشی نمونه‌ای است که توسط تیم دیپ‌مایند[3] گوگل تشکیل شد و قهرمان جهانی انسانی بازی باستانی چینی گو را شکست داد (سیکارونی و همکاران، ۲۰۱۹).

نمونه‌های یادگیری ماشین در علوم شهروندی

به منظور ارائه‌ی نمونه‌هایی برای بحث مفهومی، نمونه‌ی کوچکی از نه برنامه‌ی علوم شهروندی‌ای را که از یادگیری ماشین استفاده می‌کنند بررسی شده‌است (جدول ۱). ادعا نمی‌شود این پروژه‌ها نمایانگر کلیه‌ی کاربردهای یادگیری ماشین در علوم شهروندی هستند، اما تصاویر جالبی از آن ارائه می‌دهند.

جدول۱. نمونه‌هایی از یادگیری ماشین در پروژه‌های علوم شهروندی

نام پروژه	مقوله‌ی کار	نوع هوش مصنوعی-هدف	رشته	الگوی یادگیری ماشین
Galaxy Zoo	طبقه‌بندی	بینایی کامپیوتر ـ شکل و ساختار کهکشان‌ها را تشخیص می‌دهد	نجوم	یادگیری نظارت‌شده و استفاده از CNN
Human Protein Atlas	طبقه‌بندی	بینایی کامپیوتر ـ ترکیبی از تشخیص الگو و طبقه‌بندی تصاویر برای طبقه‌بندی مقیاس بزرگی از الگوهای موقعیت‌یابی پروتئین در تصاویر میکروسکوپی	علوم زیستی	یادگیری نظارت‌شده
iNaturalist	طبقه‌بندی	بینایی کامپیوتر ـ طبقه‌بندی تصاویر یا داده‌های صوتی برای شناسایی گونه‌ها	علوم زیست‌محیطی	یادگیری نظارت‌شده
Machine learning Assisted Image Annotation (MAIA)	طبقه‌بندی	بینایی کامپیوتر ـ روش حاشیه‌نویسی تصویر برای پایش و اکتشاف محیط	اقیانوس‌شناسی	یادگیری نظارت‌شده
Mindcontrol	طبقه‌بندی	بینایی کامپیوتر ـ سنجش مهارت در تصویربرداری عصبی جایگزین نیمه‌خودکار برای کدگذاری دستی تصاویر عصبی با استفاده از ترکیبی از جمع‌سپاری و یادگیری ماشین. شهروندان دانشور آموزش دیده‌اند	علوم اعصاب	یادگیری نظارت‌شده و استفاده از CNN
«Nature through the eyes of many»	طبقه‌بندی	بینایی کامپیوتر ـ پیش‌انتخاب حیوانات به‌دام‌افتاده در تله‌ی دوربین پایگاه اطلاعاتی و شناسایی گونه‌ها با استفاده از داده‌های شهروندان دانشور	علوم زیست‌محیطی	یادگیری نظارت‌شده
مشاهده .Org	طبقه‌بندی	بینایی کامپیوتر ـ طبقه‌بندی تصاویر تطبیق گونه‌ها	علوم زیست‌محیطی	یادگیری نظارت‌شده
SciStarter	پیش‌بینی	استدلال خودکار ـ استفاده از الگوریتم توصیه‌شده برای پیش‌بینی علایق کاربران بر مبنای تعاملات قبلی آنها با SciStarter، پرتالی متشکل از از ۳۰۰۰ پروژه‌ی علوم شهروندی که هدف آنها کمک به کاربران برای یافتن پروژه‌های مناسب است	سیستم‌عامل علوم شهروندی	یادگیری بدون نظارت در بیشتر موارد، عموماً بر مبنای پروژه‌ی ذکرشده در سیستم‌عامل
Snapshot Serengeti	طبقه‌بندی	یادگیری عمیق داده‌های ساختارمند ـ شناسایی خودکار حیوان با استفاده از یادگیری عمیق برای شناسایی، شمردن و توصیف رفتار گونه‌های حیوانی گرفتار در تله‌ی دوربین	علوم زیست‌محیطی	یادگیری نظارت‌شده

[1] Neural network
[2] Convolutional Neural Network
[3] DeepMind

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.24237418.1400.8.4.1.6]

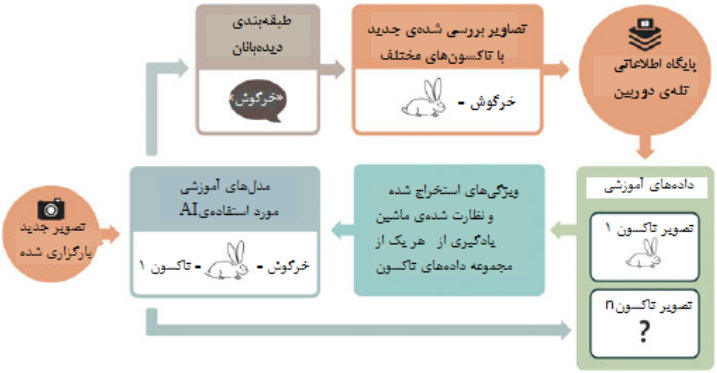
اغلب پروژه‌های جدول۱ نمونه‌هایی از یادگیری نظارت‌شده هستند، که الگوریتم‌های استفاده‌شده در آن فاقد توانمندی تشخیصی قبلی هستند، و بنابراین، به آموزش خارجی نیاز دارند. این الگوریتم‌ها معمولاً با یک مجموعه‌ای طلایی از داده آغاز می‌شوند، که (مانند مایندکنترل[1]) توسط متخصص انسانی آن حوزه برچسب گذاری شده‌اند. سپس، شهروندان آموزش‌ندیده از این برچسب‌ها برای حاشیه‌نویسی مجموعه‌ی بزرگتری از داده‌ها استفاده می‌کنند، و در نهایت، از این مجموعه‌های بزرگتر داده برای آموزش مدلی از یادگیری ماشین نظارت‌شده استفاده می‌شود که کلیه‌ی مجموعه‌ی داده‌ها را به‌طور خودکار برچسب‌گذاری می‌کند.

بیشتر پروژه‌های لیست شامل یادگیری نظارت‌شده با استفاده از نرم‌افزار تشخیص تصویر در حوزه‌ی بینایی کامپیوتر است. از بینایی کامپیوتر در داده‌های علوم شهروندی و تله‌ی دوربین و به منظور کمک به شهروندان دانشور و جایگزین کردن آنها در طبقه‌بندی تصویر دقیق برای تشخیص و شناسایی تاکسون یا گونه (گیاه یا حیوان) استفاده می‌شود (سیکارونی و همکاران ۲۰۱۹). پروژه‌ی بینش حیات وحش[2] (احمد و همکاران[3]، ۲۰۲۰) نمونه‌ی خوبی است که تصاویر پایگاه‌های اطلاعاتی تله‌ی دوربین را پوشش می‌دهد. مثالی دیگر عبارت است از نمونه‌ی اولیه‌ای با نام «طبیعت از نگاه بسیاری از افراد[4]» که خروجی استفاده‌شده‌ای از پروژه‌ی پایگاه اطلاعاتی ملی اسناد تله‌ی عکاسی[5] است (لهجیک و همکاران[6]، ۲۰۱۹). از تله‌های دوربین عمدتاً در پایش‌های زیست‌محیطی، جغرافیا و غیره استفاده می‌شوند (تروجان و همکاران[7]، ۲۰۱۹). هر روز میلیون‌ها عکس از طریق شبکه‌ی گسترده‌ای از تله‌های دوربین جمع‌آوری می‌شود. این پروژه تصاویر تله‌ی دوربین پایگاه‌های اطلاعاتی مختلف را جمع‌آوری و نقش ابزار مدیریتی‌ای را برای تصاویر جمع‌آوری‌شده ایفا می‌کند. همانند آنچه در پروژه‌ی اسنپ‌شات سرنگیتی[8] روی داد (سوان سان و همکاران[9]، ۲۰۱۶)، ماشین‌ها همیشه در شناسایی صحیح حیوانات در تصاویر جمع‌آوری‌شده موفق نیستند. در چنین شرایطی، شهروندان دانشور، در نقش دیده‌بان، حیوانات را شناسایی و نقش معلم را برای الگوریتم‌های هوش مصنوعی ایفا می‌کنند. ابتدا، هوش مصنوعی تصویر را به شکل خودکار طبقه‌بندی می‌کند. اگر حیوان با احتمال خاصی شناسایی شود، دیده‌بانان وارد صحنه می‌شوند. هوش مصنوعی در اینجا طبقه‌بندی اولیه‌ای (شناخت حیوان) را به دیده‌بان پیشنهاد می‌کند (تله‌گذاری که تصاویر را آپلود کرده است نیز ممکن است قبلاً آنها را طبقه‌بندی کرده باشد). دیده‌بان طبقه‌بندی‌های مقدماتی را معتبر یا فاقد اعتبار اعلام می‌کند و، تا زمانی که حداقل ۷۵٪ از دیده‌بانان درگیر در مورد تصویری اتفاق نظر نداشته باشند (این رقم ممکن است در پروژه‌های مختلف تغییر کند)، آن تصویر اعتبار پیدا نخواهد کرد. این تصویر تصویری ورودی برای الگوریتم‌های یادگیری ماشین است. در شکل ۱، طرح ساده‌ای از کل این روند به تصویر ترسیم شده است که پارامترهای فرآیند یادگیری ماشین در آن مهار و تعمیم داده شده‌اند. با این حال، الگوی استفاده از پایگاه اطلاعاتی تله‌ی دوربین را می‌توان به شکلی مشابه در سایر یادگیری‌های ماشینی در علوم شهروندی به کار برد.

باوجود مسائل فنی مرتبط با مکانیسم یادگیری ماشین، می‌توان از آنها برای اهداف بازی‌وارسازی[10] استفاده کرد؛ به این ترتیب، دیده‌بانان انگیزه‌ی بیشتری می‌یابند و مشارکت برای شهروندان دانشور جذابیت بیشتری پیدا می‌کند. دیده‌بانان می‌توانند اعتبار خود را افزایش دهند. آراء آینده‌ی دیده‌بانانی که تصاویر را با اتفاق نظر بیشتری برچسب گذاری می‌کنند معتبرتر خواهد بود؛ و آن دسته از دیده‌بانانی که اسناد را به‌خوبی طبقه‌بندی نمی‌کنند یا قصد دارند سیستم را بی‌ارزش سازند ناخودآگاه اعتبار کمتری خواهند داشت. فرآیند طبقه‌بندی تصویر با استفاده از AI/ML و شهروندان با تله‌گذارانی خاتمه می‌یابد که داده‌های تله‌ی دوربین خود را در پایگاه اطلاعاتی بارگذاری کرده‌اند. آنان به‌راحتی می‌توانند داده‌هایشان را با استفاده از هر دو روش علوم شهروندی و هوش مصنوعی در پایگاه اطلاعاتی مدیریت کنند. سیستم‌هایی که این روش‌ها را در یک محل ترکیب می‌کنند متقاضیان زیادی دارند و تحت حمایت شرکت‌های فناوری بزرگی مانند گوگل شکل می‌گیرند (احمد و همکاران، ۲۰۲۰). برای مثال، سازمان‌های ملی حفاظت از محیط زیست و طبیعت می‌توانند، با استفاده از مقادیر قابل توجهی داده‌ی حاصل از چندین تله‌ی دوربین راه دور، تصاویر ثبت‌شده را در یک محل مدیریت کنند.

[1] Mind control
[2] Wildlife Insights
[3] Ahumada, et al.
[4] Nature through the eyes of many
[5] Informační systém pro správu záznamů z fotopastí
[6] Lehejcek et al.
[7] Trojan et al.
[8] Snapshot Serengeti
[9] Swanson et al.
[10] Gamification

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.24237418.1400.8.4.1.6]



شکل ۱. تعامل بین دیده‌بان و فرآیندهای یادگیری ماشین در جریان طبقه‌بندی تصویر در پایگاه اطلاعاتی تله‌ی دوربین

مشکلات و فرصت‌های استفاده از یادگیری ماشین

در کاربردی‌ترین الگوی یادگیری ماشین، یعنی یادگیری نظارت‌شده، راه‌حل‌ها با استفاده از قواعد ریاضیاتی به‌کاررفته برای ایجاد این الگوها مستقیماً از داده‌ها استنباط می‌شوند (ساتیا و آبراهام[1]، ۲۰۱۳). برنامه‌هایی که از این الگو استفاده می‌کنند، به منظور بهبود دقت پیشگویی یا گرفتن تصمیمات مؤثرتر، ایده‌ی یادگیری را در قالب کسب یا ارتقاء دانش تعریف می‌کنند (بلک‌ول[2]، ۲۰۱۵). این مفهوم یادگیری بر اساس نقاط قوت ماشین‌ها، از جمله اجرای وظایف طاقت فرسا و تکراری، پردازش سریع مقدار متنابهی داده، تشخیص الگوهای پیچیده و پیش‌گویی در شرایط عدم قطعیت، ایجاد شده است (دیلرمان و همکاران[3]، ۲۰۱۹). بنابراین، آموزش سریع و در عین حال کاملاً دقیق مدل‌های یادگیری ماشین یکی از اهداف مهم علم است. با این حال، استفاده از ماشین یادگیری در علوم شهروندی با مشکلات معرفتی و اخلاقی همراه است. این مشکلات ناشی از ابهام عملکرد ماشین است، که درک عینی انسان باعث می‌شود عملکرد و نتایج آن تا حد زیادی محدود باشد. درباره‌ی امکان ایجاد شفافیت و چگونگی آن در بخش بعد به‌طور خلاصه بحث خواهد شد.

مشکلات شناختی و اخلاقی

گسترش استفاده از هوش مصنوعی و به‌ویژه یادگیری ماشین بحث‌های زیادی درباره‌ی اشکال مختلف ابهامات (بورل[4]، ۲۰۱۶) و سوگیری‌های ناشی از آنها (محرابی و همکاران[5]، ۲۰۱۹) به دنبال داشته است. بنا بر تعریف بورل (۲۰۱۶)، منظور از ابهام دشواری‌هایی است که کاربر خروجی‌های الگوریتم (برای مثال تصمیم طبقه‌بندی) برای درک این که چرا و چگونه ورودی‌ها باعث ایجاد طبقه‌بندی‌ای خاص شده‌اند با آن مواجه است. اصطلاح سوگیری نیز به گرایش یا علاقه‌مندی به افراد یا گروه‌ها به دلیل ویژگی‌های خاص اشاره دارد (محرابی و همکاران، ۲۰۱۹).

مشکلات ناشی از ابهام و سوگیری در یادگیری ماشین باعث می‌شود، به منظور جلوگیری یا کاهش تأثیرات سوء، شفافیت بیشتر در طراحی الگوریتم‌ها و داده‌های مورد استفاده برای آموزش امری ضروری باشد. این ملاحظات فراتر از علوم شهروندی هستند و قطعاً بر کلیه‌ی حوزه‌های عملکرد الگوریتم‌های یادگیری ماشین تأثیر می‌گذارند. با این حال، ماهیت اصلی پروژه‌های علوم شهروندی و سوگیری‌های احتمالی آنها به معنی توجه بیشتر محققان علوم شهروندی به اطمینان از کیفیت داده‌ها است؛ وظیفه‌ای که، در هنگام استفاده از روش‌های یادگیری ماشین، اهمیت بیشتری پیدا می‌کند.

ابهام در یادگیری ماشین شکل‌های مختلفی دارد، اما یکی از دقیق‌ترین اشکال آن در حال حاضر تأثیر جعبه‌ی سیاه است. به‌طور کلی، جعبه‌ی سیاه سیستمی است که ورودی‌ها و خروجی‌ها در آن قابل مشاهده‌اند، اما فرآیندهای داخلی آن را نمی‌توانیم ببینیم. الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند شبکه‌های عصبی و یادگیری عمیق ذاتاً به‌قدری پیچیده‌اند که شناخت ماهیت عملیات و فرآیندهای تصمیم‌گیری درونی آنها عملاً غیرممکن است. این الگوریتم‌ها، با توجه به معیارهایی خاص، برای دستیابی به بهترین عملکرد ممکن طراحی شده‌اند و، بنابراین، در صورت پایین بودن هزینه‌ی خطا، بسیار مفیدند (رودین[6]، ۲۰۱۹). این اتفاق زمانی رخ می‌دهد که مثلاً پیامدهای نتایج غیرقابل قبول پیامدهای مهمی نباشند، یا نتایج در برنامه‌های واقعی بررسی و تأیید شده باشند (دوشی–ولز و کیم[7]، ۲۰۱۷). با وجود این، تأثیر جعبه‌ی سیاه می‌تواند باعث سوگیری و بی‌عدالتی شود، که عمیقاً بر زندگی انسان تأثیر می‌گذارد. در چنین مواردی، توصیه می‌شود که از سیستم‌های مبهم در تصمیمات مهم مرتبط با عدالت، مراقبت‌های بهداشتی، اشتغال و مانند آن استفاده نشود (رودین، ۲۰۱۹).

رفع ابهامات یادگیری ماشین

برای پیشرفت بیشتر و پایدارتر با استفاده از یادگیری ماشین، به الگوریتم‌های توجیه‌پذیر، تفسیرپذیر و قابل درک نیاز داریم، تا سوگیری‌های (مثلاً سوگیری‌های جنسیتی و نژادی) ناشی از

[1] Sathya and Abraham
[2] Blackwell
[3] Dellermann et al.
[4] Burrell
[5] Mehrabi et al.
[6] Rudin
[7] Doshi-Velez and Kim

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.24237418.1400.8.4.1.6]

طراحی الگوریتم‌ها و داده‌های مورد استفاده در آموزش را کاهش دهند.

مفاهیمی مانند توجیه‌پذیری، تفسیرپذیری و شفافیت کاربرد گسترده‌ای در منابع مرتبط با هوش مصنوعی دارند و، در برخی موارد، حتی به‌جای یکدیگر استفاده می‌شوند. گیلپین و همکاران[1] (۲۰۱۹) معتقدند، توجیه را به دو روش می‌توان ارزیابی کرد: «با توجه به تفسیرپذیری آن و بر مبنای کامل بودنش». بر این اساس، در تفسیرپذیری، مکانیسم‌های داخلی سیستم به روشی قابل درک برای انسان و کامل بودن عملکرد آن به شکلی دقیق توضیح داده می‌شود. طبق تعریف دوشی-ولز و کیم (۲۰۱۷)، تفسیرپذیری در یادگیری ماشین عبارت است از «توانایی توضیح یا ارائه با استفاده از اصطلاحات قابل درک برای انسان».

بنابراین، ایده‌ی مربوط به توجیه‌پذیری هوش مصنوعی از اجرای الگوریتم‌هایی ناشی می‌شود که برای متخصص انسانی قابل درک است، به نحوی که می‌تواند مکانیسم‌های داخلی را تشخیص دهد و اتفاقاتی را که رخ می‌دهند درک کند. این ایده با جعبه‌های سیاه در تقابل است. به همین ترتیب، الگوریتم‌های تفسیرپذیر الگوریتم‌هایی هستند که مشاهده‌ی علت و معلول در سیستم و پیش‌بینی اتفاقات احتمالی ناشی از هر نوع تغییر در ورودی یا پارامترهای الگوریتمی را امکان‌پذیر می‌سازند (گیلپین و همکاران، ۲۰۱۹).

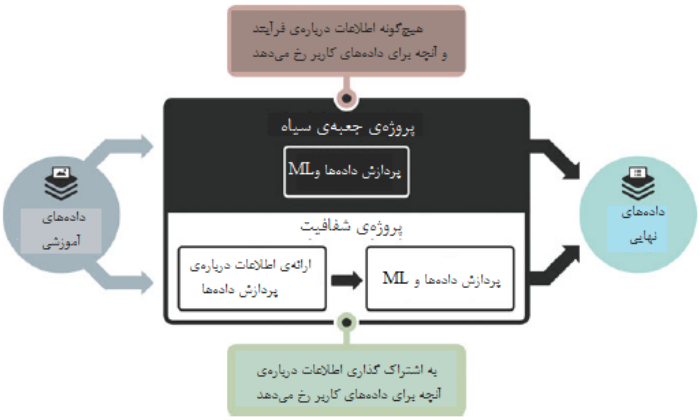
در بعضی از پروژه‌های علوم شهروندی، به‌جز در مواردی که نتیجه به پیش‌بینی روند تصمیم‌گیری منجر می‌شود، نیازی به توجیه نیست. برای مثال، اگر بخواهیم تصاویری که در آن یک نهنگ دیده می‌شود و تصاویر فاقد نهنگ را طبقه‌بندی کنیم، عملاً می‌توانیم از مدل‌های جعبه‌ی سیاه استفاده کنیم. اما اگر قرار باشد از این نتیجه تصمیمات حیاتی بگیریم یا بخواهیم بدانیم فرآیند تصمیم‌گیری برای شناسایی نهنگ‌ها چگونه کار می‌کند، به مدلی تفسیرپذیر نیاز داریم. این موضوع به‌ویژه در علوم اجتماعی شهروندی، که در آنها با داده‌های اجتماعی محسوس سر و کار داریم، اهمیت دارد؛ بنابراین، استنتاج در تحلیل می‌تواند مستقیماً بر نگرانی‌های جامعه تأثیر داشته باشد. در این مورد، سوگیری تعمیم به این معنی است که داده‌ها نمایانگر کل شرایط نیستند، بلکه شرایط بی‌عدالتی و تعصبات اجتماعی را تکرار می‌کنند و نشان می‌دهند. برای اجتناب از سوگیری عمدی (بورل، ۲۰۱۶) در پروژه‌های حاوی داده‌های حساسی مانند اطلاعات بیومتریک و ژنتیک، باورهای سیاسی و جانبگیری‌های جنسی، سیستم‌های شفاف باید، با اتخاذ مکانیسم‌هایی، از رعایت اصول و راهنمایی‌های مرتبط با اصول اخلاقی‌ای از قبیل شفافیت، عدالت و انصاف، تبهکاری، مسئولیت‌پذیری و حریم خصوصی اطمینان حاصل کنند (جوبین و همکاران[2]، ۲۰۱۹؛ فلوریدی و کولز[3]، ۲۰۱۹).

این نگرانی‌ها درباره‌ی بی‌انصافی در یادگیری ماشین به ایجاد «حق توجیه[4]» منجر شد، که بر اساس آن، تصمیم نباید صرفاً بر مبنای تصمیم‌گیری خودکار شکل بگیرد، بلکه لازم است پیامد روند تصمیم‌گیری را توضیح دهد (ادواردز و میال[5]، ۲۰۱۸). کاربرد این اصل در علوم بسیار جالب است، زیرا درک علمی، علاوه بر نتایج سیستم، به فرآیندهای منتهی به این نتایج نیاز دارد تا بتواند، جدای از امکان تکرار نتایج، دانش را از این روند استخراج کرده و آن را نیز استنباط و تفسیر کند (دوشی ـولز و کیم، ۲۰۱۷).

روش‌های مفیدی برای توضیح جعبه‌ی سیاه در دست است که می‌توان از آنها در پروژه‌های علوم شهروندی استفاده کرد (گودوتی و همکاران[6]، ۲۰۱۸). تفاوت‌های کلی‌تر موجود بین پروژه‌های جعبه‌ی سیاه و پروژه‌های شفاف، در شکل۲ نمایش داده شده‌است. فرهنگ تحقیق آزاد علوم شهروندی زمینه‌ی مناسبی برای افزایش شفافیت هوش مصنوعی است. اولین گام باید شفافیت انواع همکاری بین انسان و هوش مصنوعی در علوم شهروندی باشد. علت اصلی علاقه‌مندی اغلب انسان‌ها به صرف وقت و پول (از طریق مصرف انرژی و استفاده از کامپیوترهایشان مثلاً در علوم شهروندی آنلاین) کمک به دانش و دانشمندان برای تولید علم و در نتیجه اقدام برای داشتن دنیایی بهتر است. مبنای قرارداد ضمنی علوم شهروندی عبارت است از همکاری با دانشمندان، نه همکاری با کارگزاران ساختگی‌ای که برای استفاده از داده‌های ارائه‌شده از سوی داوطلبان انسانی برنامه‌ریزی شده‌اند (گودوتی و همکاران، ۲۰۱۸). با این حال، پروژه‌های علوم شهروندی همیشه به وضوح نشان نمی‌دهند که از کدامیک از ورودی‌های داوطلبان استفاده می‌کنند. بنابراین، یکی از حداقل‌های اخلاقی مورد نیاز در علوم شهروندی آنلاین این است که روند همکاری انسان و هوش مصنوعی صریح باشد.

[1] Gilpin et al.
[2] Jobin et al.
[3] Floridi and Cowls
[4] Right to an explanation
[5] Edwards and Veale
[6] Guidotti et al.

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.24237418.1400.8.4.1.6]



شکل۲. تفاوت‌های بین جعبه‌ی سیاه و پروژه‌های شفاف

از طرف دیگر، این موضوع اخلاقی فرصتی هم برای معرفی هوش مصنوعی به مشارکت کنندگان در پروژه‌های علوم شهروندی است: داوطلبان، با مشارکت در فعالیت‌های اطلاعاتی دوگانه و سیستم‌عامل‌هایی که هوش انسان و هوش مصنوعی را به دانش علمی پیشرفته پیوند می‌دهند، تجربیات دست اول و درک بهتری از نحوه‌ی عملکرد هوش مصنوعی و الزامات و محدودیت‌های آن، به‌ویژه در ارتباط با کیفیت داده‌های ساختارمند مورد نیاز برای مفید بودن الگوریتم‌ها، نداشتن ارتباط هوش مصنوعی با مشکلات مبهم و پیچیدگی جعبه‌ی سیاه و لزوم کنترل آن در شرایطی که قرار است هوش مصنوعی در مورد موضوعات مهم پزشکی و اجتماعی تصمیم گیری کند، به دست می‌آورند. این فرصت برای یادگیری درباره‌ی هوش مصنوعی در اختیار همگان قرار ندارد؛ بنابراین، علوم شهروندی نقشی محدود اما حیاتی در کمک به شهروندان برای یادگیری درباره‌ی الگوریتم‌ها دارند. حتی می‌توانیم به انواعی از پروژه‌های علوم شهروندی بیندیشیم که هدف آنها صریحاً کمک به شهروندان برای یادگیری درباره‌ی هوش مصنوعی است. در برخی از پروژه‌ها (مانند آی.وایر[1])، داوطلبان می‌توانند به عنوان متخصص یادگیری ماشین، علاوه بر استفاده از پروژه، در طراحی آن نیز نقش داشته باشند. ترکیب تجربه‌ای ملموس از همکاری با هوش مصنوعی، ارزیابی مزایا و محدودیت‌های آن، و فرصت‌هایی برای یادگیری اجتماعی در زمینه‌ی هوش مصنوعی با استفاده از پروژه‌های علوم شهروندی مسیری امیدبخش برای گسترش درکی همگانی از هوش مصنوعی است.

بحث و نتیجه‌گیری

با وجود افزایش روزافزون استفاده ازیادگیری ماشین، بازخوردها و بحث‌های علمی درباره‌ی نقش یادگیری ماشین در علوم شهروندی همچنان در مراحل ابتدایی باقی مانده است. به عبارت دیگر، این حقیقت که نه تنها تحقیقات علوم شهروندی، آنطور که سکارونی و همکاران در مقاله‌ی مروری خود استدلال می‌کنند، دانش تثبیت شده‌ای نیست، بلکه این حقیقت نیز که «هوش مصنوعی دانش ریشه‌داری نیست و در مراحل ابتدایی قرار دارد و هنوز وارد کتاب‌های درسی نشده است»، بررسی جامع تحقیقاتی درباره‌ی آن را دشوار می‌سازد.

رویکرد یادگیری ماشین به طرق مختلف در پروژه‌های علوم شهروندی دیده می‌شود. لذا لازم است تا نحوه‌ی همکاری انسان و ماشین، آن طور که به وسیله‌ی یادگیری ماشین مقرر شده بود، با دقت بررسی شود. از منظر علمی-فنی، این همکاری بر مبنای مفهوم هوش توزیع‌شده و با اصطلاح محاسبه‌ی انسانی بیان می‌شود. بنابراین سؤال اصلی این است: تقسیم کار بین انسان و ماشین چگونه است؟ برخلاف روابط همکاری متداول در تحقیقات، در این تقسیم کار، اقدامات ماشین قابل مشاهده نیست، و بنابراین، مشکلات خاصی برای علوم شهروندی با هدف افزایش شفافیت، بی‌طرفی الگوریتمی و انصاف ایجاد می‌شود. یکی از این مشکلات عبارت است از یادگیری ماشین منصفانه. در مورد آن، در بخش مربوط به شفاف‌تر ساختن یادگیری ماشین به عنوان یکی از راه‌حل‌های رفع ابهام یادگیری ماشین توضیح دادیم. این مثال همچنین نشان می‌دهد که درخواست برای شفافیت بیشتر در الگوریتم نه به علوم شهروندی و نه به علومی از این دست محدود نمی‌شود. الگوریتم‌ها امروز بر تمام ابعاد زندگی اجتماعی تأثیر می‌گذارند، و یکی از مشکلات سیاسی-اجتماعی در این زمینه نحوه‌ی تعامل بین انسان و ماشین در آینده است.

با این حال، موضوع اصلی با توجه به علوم شهروندی در زمینه‌ی یادگیری ماشین این است که آیا ماشین واقعاً شریکی همکار است یا رقیبی برای فعالیت‌های تحقیقاتی انسان. در حال حاضر و اغلب به عنوان بخشی از فراخوان اولیه برای مشارکت در پروژه‌های علوم شهروندی، تأکید می‌شود که بعضی از کارها را انسان بهتر و مؤثرتر از کامپیوتر انجام می‌دهد. با این حال، در پروژه‌های مربوط به موضوعات نظارتی، که در آن نقش شهروند عمدتاً به حواس انسان مربوط است (هاکلی[2]، ۲۰۱۳) یا در پروژه‌های مبتنی بر مدل‌هایی که بر اساس طبقه‌بندی کار

[1] Eyewire

[2] Haklay

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.24237418.1400.8.4.1.6]

می‌کنند (هاکلی ۲۰۱۳؛ لینتات و رید ۲۰۱۳)، این سؤال مطرح می‌شود که آیا امکان ندارد دیر یا زود این فعالیت‌ها کاملاً به‌طور خودکار انجام شود، و در نتیجه دخالت شهروندان و چه بسا دانشمندان متخصص نیز ضرورتی نداشته باشد (فرانزن[1]، ۲۰۱۹). اگر ماشین یاد می‌گیرد روز به روز کارهای بیشتری را به شکلی قابل اعتماد انجام دهد، شهروند (و انسان) در آینده چه نقشی خواهد داشت.

یک پاسخ احتمالی این است که شهروندان، در راستای انتظارات هنجاری علوم شهروندی، به تحقیقات علمی در زمینه‌ی فعالیت‌های دشوارتر مشغول می‌شوند. در نوع‌شناسی هاکلی از مشارکت شهروندی، این مشارکت، که از سنجش مشارکتی تا علوم مشارکتی رده بندی می‌شود، به معنی اجازه دادن به غیر دانشمندان است، تا در سطوحی بالاتر از جمع‌سپاری در علوم شهروندی مشارکت داشته باشند، تا جایی که با شناسایی مشکلات تحقیق، پروژه‌های تحقیقاتی خاص خود را پایه‌ریزی کنند (هاکلی، ۲۰۱۳). به‌طور خاص، امروزه با توجه به چشم‌انداز تحقیقاتی داده‌محور فزاینده، مشارکت در علوم شهروندی علاوه بر سواد دیجیتالی (در ارتباط با استفاده از تلفن‌ها و برنامه‌های هوشمند، مانند بسیاری از پروژه‌های علوم شهروندی موجود) به منظور استفاده از یادگیری ماشین در تحقیقات پایین به بالای علوم شهروندی به سواد کدخوانی[2] هم نیاز دارد.

با این حال، جزء انعکاسی دیگری نیز در زمینه‌ی محاسبه‌ی انسانی وجود دارد که سواد داده[3] نامیده شده است، اما به‌ندرت در موضوعات مربوط به علوم شهروندی مطرح می‌شود. داوطلبان باید بدانند، به محض مشارکت در پروژه‌های علوم شهروندی مبتنی بر داده، خودشان نیز به داده‌هایی تبدیل می‌شوند که ممکن است در آینده پردازش شوند. به منظور افزایش کیفیت داده‌ها، عملکرد کاربر نه تنها به‌طور خودکار در سیستم‌ها ثبت می‌شود، بلکه به عنوان عاملی مهم در طبقه‌بندی (مانند گلکسی‌زو) یا به عنوان اطلاعات مربوط به شرکت‌کننده برای حفظ آمادگی او، بسته به تعهد مورد نیاز (لینتون و رید[4]، ۲۰۱۳) استفاده می‌شود. از آنجا که علوم شهروندی در درجه‌ی اول برای پیشرفت دانش جمعی طراحی می‌شوند، لازم است شرکت‌کنندگان احتمالی از مدیریت داده‌های تولیدشده توسط کاربر، مطابق با نیاز سایر بخش‌های جامعه که به طرز فزاینده‌ای به داده‌ها متکی شده‌اند، آگاهی یابند.

بنابراین، نباید فراموش کرد، که یادگیری در این زمینه معنای مضاعف دارد: در نتیجه‌ی فعالیت‌های طبقه‌بندی‌ای که اکثراً در پروژه‌های علوم شهروندی با مقیاس بزرگ انجام می‌شود، علاوه بر مشارکت‌کننده که احتمالاً مطالبی درباره‌ی علم می‌آموزد، ماشین نیز با آموختن مطالبی درباره‌ی فعالیت‌های انسان ابتدا از آن تقلید می‌کند و چه بسا دیر یا زود از آن پیشی می‌گیرد.

قدرت پردازش و پیچیدگی الگوریتم‌ها تا سطحی که پیش از این غیرقابل تصور بود افزایش یافته‌است. امروزه، بعضی از تکنیک‌های یادگیری ماشین از توانمندی‌های بشر پیشی گرفته و یا حداقل با آن برابری می‌کنند. از نظر متخصص هوش مصنوعی گوگل، دیپ‌مایند نقطه عطف جدیدی است که توانایی هوش مصنوعی برای کمک به پیش‌بینی ساختارهای سه‌بعدی پروتئین بر مبنای توالی ژنتیکی آنها را اثبات می‌کند. آلفافولد[5]، الگوریتم جدید گوگل، در آخرین المپیک دوسالانه‌ی تاشدگی پروتئین نشان داد که، در پیش‌بینی ساختار پروتئین بر مبنای آمینواسیدها، بسیار کارآمدتر از انسان است (سمپل ۲۰۱۸). در گلکسی‌زو ، استفاده از شبکه‌ی عصبی پیچشی برای طبقه‌بندی کهکشان‌ها، در کاری که پیش از آن تصور می‌شد انسان‌ها بهتر آن را انجام می‌دهند، نتایج شگفت‌انگیزی داشت. علیرغم این دستاوردهای خارق‌العاده، هنوز مشکلاتی وجود دارد که ماشین‌ها نمی‌توانند به تنهایی آنها را برطرف کنند و از آن جمله می‌توان به مشکلاتی اشاره کرد که شامل فعالیت‌های خلاقانه یا استفاده از مهارت در تصمیم‌گیری است (دیلمان و همکاران، ۲۰۱۹).

در این زمینه، به گفته‌ی واتسون و فلوریدی[6] (۲۰۱۸)، «ما نمی‌دانیم پیشرفت‌های علمی چه چیزهایی را در آینده راهی فروشگاه‌ها می‌کند، اما مطمئنیم بسیاری از اکتشافات بزرگ آینده حاصل همکاری پیچیده‌ی ذهن‌ها و ماشین‌ها است»

نباید فراموش کنیم، گرچه در اینجا موضوع یادگیری ماشین را با استفاده از علوم شهروندی توضیح می‌دهیم، مسأله‌ی پیشرفت علم و جامعه موضوعی کلی است. بنابراین، استفاده از اصول هنجاری علوم شهروندی برای ارائه‌ی نشانه‌های ملموسی از طرحی مردمی و پیشرو از توسعه‌ی فنی اجتماعی مطلوب در عصر هوش مصنوعی مفید به نظر می‌رسد. دقیقاً به این دلیل که شهروندان دانشور داوطلبانی هستند که وقت خود را برای «کمک به علم» اختصاص داده‌اند، رعایت دستورالعمل‌های اخلاق پژوهشی در زمینه‌ی استفاده از داده‌های شخصی از

[1] Franzen
[2] Code literacy
[3] Data literacy
[4] Lintott and Reed
[5] AlphaFold
[6] Watson and Floridi

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.24237418.1400.8.4.1.6]

مهمترین اولویت‌ها است. در عین حال، پروژه‌های علوم شهروندی ممکن است در رفع ابهام الگوریتم‌ها در جهت آموزش و روشنگری پیشگام باشند. اینکه آیا رویکردهایی مانند توضیحات بی‌طرفانه‌ی مدل تفسیرپذیر برای افزایش شفافیت مدل کافی است موضوعی است که باید درباره‌ی آن در محافل دانشگاهی و همچنین با شهروندان بیشتر بحث شود. بنابراین، مسأله‌ی مهم پیش روی توسعه‌دهندگان آینده‌ی پروژه‌های علوم شهروندی در زمینه‌ی هوش مصنوعی این است که چگونه می‌توان ضمن ایجاد انگیزه و درگیر کردن شهروندان در پردازش داده‌ها، به آنها آموزش داد و تشویقشان کرد. سکارونی و همکارانش نگرانی‌های مربوط به پروژه‌های نظارت بر داوطلب را به شرح زیر خلاصه کرده‌اند: «چگونه از مردمی که داده‌ها و مهارت آنان به آموزش الگوریتم‌های بینایی کامپیوتر کمک کرده است قدردانی و تکریم کنیم و به آنها پاداش دهیم؟ (سیسرونی و همکاران، ۲۰۱۹). در حالی که این ابعاد به ساختارهای هنجاری علوم مشابه است، این سؤال مطرح می‌شود که از اصول مربوط به استفاده از داده‌ها و الگوریتم‌های خودفراگیری تا چه اندازه می‌توان یا باید برای سایر بخش‌های اجتماعی، به‌ویژه برای اهداف تجاری یا سیاسی/نظارتی، استفاده کرد.

این نوع استدلال بخشی از مباحث سیاسی–اجتماعی است که باید در مقیاسی وسیع هدایت شوند؛ زیرا با وجود تمام وعده‌های مرتبط با هوش مصنوعی برای توسعه‌ی فنی–اجتماعی مصالح عمومی، نباید از دید آگاهانه به خطرات غافل شد. وقتی پای استفاده از یادگیری ماشین در تولید دانش علمی در میان است، مسئولیت علمی کلیه‌ی دانشمندان کامپیوتر، توسعه‌دهندگان فناوری اطلاعات و همچنین سایر دانشمندان (اجتماعی) و محققان علوم شهروندی است که دیدی آگاهانه به خطرات داشته‌باشند.

پیشرفت سریع در توسعه‌ی توانمندی‌های محاسباتی ـ به دستاورد بزرگ گوگل در زمینه‌ی ساخت کامپیوتر کوانتومی رجوع شود (آروته و همکاران[1]، ۲۰۱۹) ـ به این معنی است که شاید نتوانیم اهمیت و تأثیر آن بر علم و جامعه را به‌خوبی درک کنیم و با آن همگام شویم. در اینجا، به نکته‌ی آخر می‌رسیم: موفقیت علوم شهروندی و یادگیری ماشین در علوم شهروندی به منابع مالی و فنی قابل دسترس امروز و آینده برای این نوع تحقیقات بستگی دارد.

تقدیر و تشکر

بدین وسیله از کلیه افرادی که در انجام پژوهش حاضر همکاری نمودند، تشکر و قدردانی به عمل می‌آید.

تعارض منافع

نویسندگان، اعلام می‌دارند در رابطه با انتشار مقاله ارائه‌شده، هیچ‌گونه تعارض منافعی وجود ندارد.

منبع حمایت‌کننده

پژوهش حاضر، پژوهشی مستقل و بدون دریافت هرگونه حمایتی انجام شده است.

References

Ahumada, J. A., Fegraus, E., Birch, T., Fores, N., Kays, R., O'Brien, T. G., et al. (2020). Wildlife insights: A platform to maximize the potential of camera trap and other passive sensor wildlife data for the planet. Environmental Conservation, 47(1), 1–6.

Arute, F., Arya, K., Babbush, R., Bacon, D., Bardin, J. C., Barends, R., et al. (2019). Quantum supremacy using a programmable superconducting processor. Nature, 574(7779), 505–510.

Bird, T. J., Bates, A. E., Lefcheck, J. S., Hill, N. A., Thomson, R. J., Edgar, G. J., et al. (2014). Statistical solutions for error and bias in global citizen science datasets. Biological Conservation, 173, 144–154.

Blackwell, A. (2015). Interacting with an inferred world: The challenge of machine learning for humane computer interaction. Aarhus Series on Human Centered Computing, 1(1), 12.

Bonney, R., Ballard, H., Jordan, R., McCallie, E., Phillips, T., Shirk, J., & Wilderman, C. C. (2009). Public participation in scientific research: Defining the field and assessing its potential for informal science education. A CAISE inquiry group report. Washington, DC: Center for Advancement of Informal Science Education (CAISE).

Burrell, J. (2016). How the machine 'thinks': Understanding opacity in machine learning algorithms. Big Data & Society, 3(1).

Ceccaroni, L., Bibby, J., Roger, E., Flemons, P., Michael, K., Fagan, L., & Oliver, J. L. (2019). Opportunities and risks for citizen science in the age of artificial intelligence. Citizen Science: Theory and Practice, 4(1), 29.

[1] Arute et al.

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2026-11-10]

[DOR: 20.1001.1.24237418.1400.8.4.1.6]

Chen, D., & Gomes, C.P. (2018). Bias reduction via end-to-end shift learning: Application to citizen science.

Dellermann, D., Calma, A., Lipusch, N., Weber, T., Weigel, S., & Ebel, P. (2019). The future of human-AI collaboration: A taxonomy of design knowledge for hybrid intelligence systems. In T. Bui (Ed.), Proceedings of the Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS) (pp. 1–10). ScholarSpace/AIS Electronic Library (AISeL).

Doshi-Velez, F., & Kim, B. (2017). Towards a rigorous science of interpretable machine learning.

Edwards, L., & Veale, M. (2018). Enslaving the algorithm: From a 'right to an explanation' to a 'right to better decisions'? IEEE Security and Privacy, 16(3), 46–54.

Floridi, L., & Cowls, J. (2019). A unified framework of five principles for AI in society. Harvard Data Science Review, 1, 1.

Fortson, L., Masters, K., Nichol, R., Borne, K., Edmondson, E., Lintott, C., et al. (2012). Galaxy Zoo: Morphological classification and citizen science.

Franzen, M. (2019). Changing science-society relations in the digital age: The citizen science movement and its broader implications. In D. Simon, S. Kuhlmann, J. Stamm, & W. Canzler (Eds.), Handbook on science and public policy (pp. 336–356). Cheltenham: Edward Elgar.

Gilpin, L. H., Bau, D., Yuan, B. Z., Bajwa, A., Specter, M., & Kagal, L. (2019). Explaining explanations: An overview of interpretability of machine learning. In Proceedings – 2018 IEEE 5th international conference on data science and advanced analytics – DSAA 2018 (pp. 80–89)..

Guidotti, R., Monreale, A., Ruggieri, S., Turini, F., Giannotti, F., & Pedreschi, D. (2018). A survey of methods for explaining black box models. ACM Computing Surveys, 51(5), Article 93, 1–42.

Haklay, M. (2013). Citizen science and volunteered geographic information: Overview and typology of participation. In D. Z. Sui, S. Elwood, & M. Goodchild (Eds.), Crowdsourcing geographic knowledge (pp. 105–122). Dordrecht: Springer.

Jobin, A., Ienca, M., & Vayena, E. (2019). The global landscape of AI ethics guidelines. Nature Machine Intelligence, 1(9), 389–399.

Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. Science, 349(6245), 255–260.

Lehejcek, J., Adam, M., Tomasek, P., & Trojan, J. (2019). Informacni system pro spravu fotopasti [National database of photo trap records].

Lintott, C., & Reed, J. (2013). Human computation in citizen science. In P. Michelucci (Ed.), Handbook of human computation (pp. 153–162). New York: Springer.

Lukyanenko, R., Wiggins, A., & Rosser, H. K. (2019). Citizen science: An information quality research frontier. Information Systems Frontiers.

Mehrabi, N., Morstatter, F., Saxena, N., Lerman, K., & Galstyan, A. (2019). A survey on bias and fairness in machine learning.

Michael, M., & Lupton, D. (2015). Toward a manifesto for the 'public understanding of big data'. Public Understanding of Science, 25, 104–116.

Neal, L. (2013). The 'human sensor'. Bridging between human data and services. In P. Michelucci (Ed.), Handbook of human computation (pp. 581–593). New York: Springer.

Poncela-Casasnovas, J., Gutiérrez-Roig, M., Gracia-Lázaro, C., Vicens, J., Gómez-Gardeñes, J., Perelló, J., et al. (2016). Humans display a reduced set of consistent behavioral phenotypes in dyadic games. Science Advances, 2(8), 1–9.

Popenici, S., & Kerr, S. (2017). Exploring the impact of artificial intelligence on teaching and learning in higher education. Research and Practice in Technology Enhanced Learning, 12(22).

Rudin, C. (2019). Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead. Nature Machine Intelligence, 1(5), 206–215.

Sathya, R., & Abraham, A. (2013). Comparison of supervised and unsupervised learning algorithms for pattern classification. International Journal of Advanced Research in Artificial Intelligence, 2(2), 34–38.

Sullivan, D. P., Winsnes, C. F., Åkesson, L., Hjelmare, M., Wiking, M., Schutten, R., et al. (2018). Deep learning is combined with massive-scale citizen science to improve large-scale image classification. Nature Biotechnology, 36(9), 820–832.

Swanson, A., Kosmala, M., Lintott, C., & Packer, C. (2016). A generalized approach for producing, quantifying, and validating citizen science data from wildlife images. Conservation Biology, 30 (3), 520–531.

Torney, C. J., Lloyd-Jones, D. J., Chevallier, M., Moyer, D. C., Maliti, H. T., Mwita, M., et al. (2019). A comparison of deep learning and citizen science techniques for counting wildlife in aerial survey images. Methods in Ecology and Evolution, 10(6), 779–787.

Trojan, J., Schade, S., Lemmens, R., & Frantál, B. (2019). Citizen science as a new approach in geography and beyond: Review and reflections. Moravian Geographical Reports, 27(4), 254–264.

Vicens, J., Bueno-Guerra, N., Gutiérrez-Roig, M., Gracia-Lázaro, C., Gómez-Gardeñes, J., Perelló, J., et al. (2018). Resource heterogeneity leads to unjust effort distribution in climate change mitigation. PLoS One, 13(10), 1–17.

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2026-11-10]
[DOR: 20.1001.1.24237418.1400.8.4.1.6]

Walmsley, M., Smith, L., Lintott, C., Gal, Y., Bamford, S., Dickinson, H., et al. (2019). Galaxy Zoo: Probabilistic morphology through Bayesian CNNs and active learning. Monthly Notices of the Royal Astronomical Society, 491(2), 1554–1574.

Watson, D., & Floridi, L. (2018). Crowdsourced science: Sociotechnical epistemology in the e-research paradigm. Synthese, 195, 741–764.

Willi, M., Pitman, R. T., Cardoso, A. W., Locke, C., Swanson, A., Boyer, A., et al. (2019). Identifying animal species in camera trap images using deep learning and citizen science. Methods in Ecology and Evolution, 10(1), 80–91.

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2026-11-10]

[DOR: 20.1001.1.24237418.1400.8.4.1.6]

[Downloaded from system.khu.ac.ir on 2026-11-10]

[DOR: 20.1001.1.24237418.1400.8.4.1.6]