

پایداری محاسباتی: محاسبات برای جهانی بهترو آینده‌ای پایدار

مترجم: محمد اسکندری نسب

دانشجوی دکتری جامعه‌شناسی توسعه اجتماعی، دانشکده علوم اجتماعی، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: eskandari.m1991@gmail.com

ترجمه از: Gomes, C., Fern, X., Fink, D., Fisher, D. and et all. (2019). Computational sustainability: computing for a better world and a sustainable future. Communications of the ACM, 62 (9), 56 – 65. <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3339399>

چکیده

دانشمندان علم کامپیوتر و اطلاعات در قالب همکاری سایر رشته‌ها، با هدف تحقق آینده‌ای پایدار، در پی حل چالش‌های اجتماعی و محیط زیستی پیش روی بشریت هستند و توان و دانش خود را به اشتراک گذاشته تا با استفاده از رویکردی میان رشته‌ای و محاسباتی، در راستای توسعه پایدار و حفاظت از منابع طبیعی و محیط زیست قدم بردارند.

نکات کلیدی مقاله شامل موارد زیر است:

- علوم کامپیوتر، پایداری [و توسعه پایدار] را غنا می‌بخشد. برای دستیابی به آینده‌ای پایدار، دانشمندان علوم کامپیوتر می‌توانند و می‌بایست در راستای برطرف کردن چالش‌های کلیدی اجتماعی-محیط زیستی پیش روی بشریت، قدم بردارند. از این رو رشته جدید پایداری محاسباتی این تلاش‌ها را گرد هم می‌آورد.
- متقابلاً پایداری [و توسعه پایدار]، علوم کامپیوتر را نیز غنی می‌کند. چراکه کار بر روی مسائل پایداری، شامل عدم قطعیت، یادگیری ماشین، بهینه‌سازی، سنجش‌ازدور و تصمیم‌گیری، با ایجاد مسائل محاسباتی جذاب و جدید، علوم کامپیوتر را نیز پربار می‌کند.
- پایداری [و توسعه پایدار] به مسائل مربوط به رفاه انسان و حفاظت از زمین اهمیت می‌دهد. گروهی بزرگ از پژوهشگران علوم کامپیوتر، در همکاری با گروهی بزرگ‌تر از پژوهشگران علوم اجتماعی، محیطی و طبیعی، می‌توانند پایداری محاسباتی را به گونه‌ای ارتقا دهند که در سطوح خردتر یا کمتر بین‌رشته‌ای امکان‌پذیر نیست. **واژه‌های کلیدی:** پایداری، پایداری محاسباتی، توسعه پایدار، علوم محاسباتی.

نفوذ انقلاب دیجیتال در حوزه‌های مختلف و دگرگونی اساسی در زمینه‌هایی از جمله تجارت، علم و زندگی روزمره جهان امروز ما، توانسته بستری جذاب برای علوم محاسباتی ایجاد کند. اینترنت، شبکه جهانی وب، GPS، ارتباطات ماهواره‌ای، سنسور از دور و تلفن‌های هوشمند، به طور چشمگیری آهنگ اکتشافات و ایجاد شبکه اتصال جهانی بین افراد و دستگاه‌ها را افزایش داده‌اند. همچنین، پیشرفت هوش مصنوعی (AI) که نقش فزاینده‌ای در این انقلاب ایفا می‌کند، تحولات نوآورانه‌ای همچون تجارت الکترونیک، شبکه‌های اجتماعی، پزشکی شخصی‌سازی شده، خودروهای خودران و... را به همراه داشته است.

به سوی آینده‌ای پایدار

در سال ۱۹۸۷، گزارش کمیسیون جهانی محیط زیست و توسعه سازمان ملل متحد، با عنوان «آینده مشترک ما» (United Nations, ۲۰۱۸a)، ضمن طرح نگرانی جدی در مورد وضعیت کره زمین، معیشت نسل‌های کنونی و آینده، مفهوم پیشگامانه «توسعه پایدار» را معرفی کرد.

توسعه پایدار، توسعه‌ای است که نیازهای امروز را برآورده می‌کند؛ بدون آنکه توانایی نسل‌های آینده را در تأمین نیازهای خود با خطری مواجه کند. اهداف توسعه پایدار (SDGs) (United Nations, ۲۰۱۸b)، ضمن یکپارچه‌سازی و تعادل بخشی به ابعاد اقتصادی، اجتماعی و محیطی توسعه پایدار، حوزه‌هایی را مشخص می‌کند که برای رفاه انسان و حفاظت از کره زمین اهمیت حیاتی دارند. (شکل ۱).

تحقیقات محاسباتی در پایداری

در اینجا ما برخی از تحقیقات پایداری محاسباتی خود را بیان می‌کنیم که بر سه موضوع کلی حول پایداری تمرکز دارند:

۱. تعادل بخشیدن به نیازهای محیط زیستی و اجتماعی-اقتصادی؛
 ۲. تنوع زیستی و حفظ منابع طبیعی؛
 ۳. انرژی و مواد تجدیدپذیر و پایدار.
- از سویی این تحقیقات بر سه موضوع محاسباتی عمده متمرکز است:

۱. بهینه‌سازی، مدل‌های دینامیکی و شبیه‌سازی^۳؛
۲. کلان داده و یادگیری ماشین^۴؛
۳. سیستم‌های چندعاملی، جمع‌سپاری و علم شهروندی^۵ (شکل ۲).

این بخش براساس سه زمینه پایداری مد نظر ما سازمان‌دهی شده و موضوعات محاسباتی فرارشته‌ای را برجسته می‌کند (همان طور که در نقشه مترو [خطوط ربط] شکل ۳ نمایش داده شده است).

متأسفانه، بشریت نیز با چالش‌های هولناکی روبه رو است. تقریباً یک میلیارد نفر هنوز زیر خط فقر بین‌المللی زندگی می‌کنند و فعالیت‌های انسانی و تغییرات آب‌وهوایی، سیاره ما و زندگی نسل‌های کنونی و آینده را تهدید می‌کنند. علاوه بر این، رایانش و فناوری اطلاعات با اثراتی ناموزون، عمدتاً به نفع بخش‌های سودآور اجتماعات بوده و کمتر توانسته به مصالح اجتماعی و محیط زیستی سودی برساند؛ این امر نابرابری و تخریب سیاره ما را تشدید می‌کند.

ما بر این باوریم که در راستای دستیابی به آینده‌ای پایدار، دانشمندان علوم کامپیوتر می‌توانند و می‌بایست در کمک به حل چالش‌های اجتماعی و محیط زیستی نقش کلیدی خود را ایفا کنند؛ در عین حال به رشته علوم کامپیوتر نیز کمک کنند.

بیش از یک دهه است که ما درگیر تحقیقات محاسباتی برای رسیدگی به چالش‌های اجتماعی و محیط زیستی بوده‌ایم تا رشته جدید «پایداری محاسباتی» بالیدن بگیرد. پایداری محاسباتی به دنبال شناسایی، صورت‌بندی و ارائه راه‌حلی برای مسائل محاسباتی مرتبط با تعادل نیازهای محیط زیستی، اقتصادی و اجتماعی در راستای آینده‌ای پایدار است. (Gomes, ۲۰۰۹) مسائل پایداری در کنار چالش‌های خود، فرصت‌هایی را نیز برای پیشرفت در وضعیت کنونی رایانش و علوم اطلاعات ارائه می‌دهند. با وجود اینکه در سال‌های اخیر، تعداد بیشتری از دانشمندان کامپیوتر و فناوری اطلاعات در فعالیت‌های پژوهشی متمرکز بر خیر عمومی و توسعه پایدار درگیر شده‌اند (Rice و Tambe, ۲۰۱۸؛ Russell و همکاران، ۲۰۱۵؛ Rudin و Wagstaff, ۲۰۱۴؛ Lässig و همکاران، ۲۰۱۶؛ Fisher, ۲۰۱۶؛ Fang و همکاران، ۲۰۱۸؛ Faghmous و



شکل ۱- در ۲۵ سپتامبر ۲۰۱۵، به منظور پایان دادن به فقر، حفاظت از کره زمین و تضمین رفاه همگانی، با حمایت سازمان ملل متحد و به عنوان بخشی از دستور کار اصلی توسعه پایدار ۲۰۳۰، ۱۹۳ کشور بر مجموعه‌ای از ۱۷ هدف بلندپروازانه با عنوان اهداف توسعه پایدار (SDGs) توافق کردند.^۲

راه‌حل‌های مشکلات در هر یک از این حوزه‌ها، بر ترکیبی از سه زمینه عمده محاسباتی استوار بوده که به صورت دایره‌ها نشان داده شده‌اند. هر یک از کاربردهای پایداری با استفاده از ترکیبی از تکنیک‌های محاسباتی در هر یک از این زمینه‌ها، یک ترکیب تحول‌آفرین ایجاد می‌کند؛ در حالی که هر تکنیک محاسباتی می‌تواند به نوبه خود در مسائل متنوعی به کار رود.



شکل ۲- تحقیقات ما بر سه زمینه عمده پایداری مندرج در وجوه مثلث متمرکز بوده است.

تعادل بخشیدن به نیازهای محیط زیستی

و اجتماعی-اقتصادی

سیاست‌های مربوط به فقر، امنیت غذایی و امداد رسانی در بلایا است. به ویژه، سیاست‌های ریشه‌کن کردن فقر، مستلزم شناسایی افراد فقیر و محل زندگی آن‌ها است. نقشه‌برداری از الگوی فقر می‌تواند موضوعی بسیار مشکل باشد؛ به خصوص در مورد کشورهای در حال توسعه که غالباً در مورد داده‌های مرتبط با کاستی‌های فراوانی از نظر کمیت، کیفیت و توانایی‌های تحلیل مواجه هستند. به عنوان مثال، در دهه‌های اخیر برخی کشورها هیچ سرشماری انجام نداده‌اند (United Nations, ۲۰۱۸c). برای کاهش این چالش، Ermon و همکاران (۲۰۱۵)

ریشه‌کن کردن فقر، یکی از چالش برانگیزترین اهداف توسعه پایدار است. در سطح جهانی، بیش از ۸۰۰ میلیون نفر زیر خط فقر بین‌المللی یعنی ۱/۹۰ دلار به ازای هر نفر در روز زندگی می‌کنند.^۶ رشد سریع جمعیت، تبدیل اکوسیستم‌ها و تهدیدات جدید ناشی از منازعات و تغییرات آب‌وهوایی، برخی مناطق جهان را به سوی فقر مزمن سوق می‌دهند. از سویی نبود داده‌های قابل اعتماد، مانع بزرگی برای اجرای

نقاط تلاقی یک پروژه با چندین خط، نشان می‌دهد که چگونه یک مسئله مرتبط با توسعه پایدار، می‌تواند چندین دسته از راه‌حل‌های محاسباتی را با یکدیگر ترکیب کند. به همین ترتیب، هر خط در این نقشه مترو نشان می‌دهد که چگونه مسائل مختلف توسعه پایدار، از طریق یک راه‌حل محاسباتی به یکدیگر مرتبط هستند.



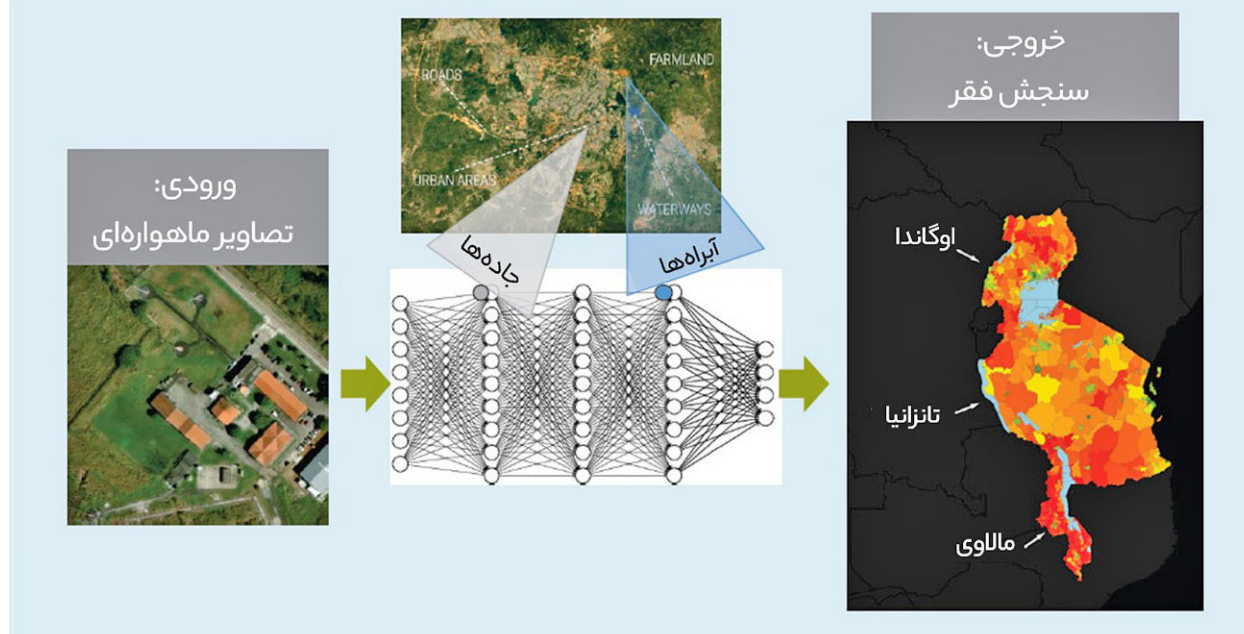
شکل ۳- خطوط مسیر (نقشه مترو) نمونه‌هایی از موضوعات توسعه پایدار و راه‌حل‌های محاسباتی آن‌ها را مشخص کرده است. (مطابق نقاط تلاقی خطوط).

در مناطق خشک آفریقای جنوب صحرا، به عنوان یکی از فقیرترین مناطق جهان، شغل اصلی چوپانان کوچنده پرورش گله احشام است. آن‌ها در فصول خشک می‌بایستی از روستاهای خود به مراتع و مکان‌های دورافتاده که آب دارند، مهاجرت کنند. Barrett و همکاران (۲۰۱۶) در تلاش‌اند تا مدل‌هایی را برای مطالعه پویایی رفاه و تله‌های فقر^۴ مرتبط با چوپانان کوچرو و سایر گروه‌های جمعیتی توسعه دهند. در این باره ترجیحات چوپانان نیز در طراحی سیاست‌های توسعه پایدار اهمیت استدارد متأسفانه، چنین ترجیحاتی اغلب از

روش جدیدی را برای فراهم آوردن شاخص‌های بزرگ‌مقیاس اجتماعی-اقتصادی در مقیاس مکان و زمان معرفی کرده‌اند، که از داده‌های ماهواره‌ای و سنجش‌ازدور دارای دسترسی عمومی بهره می‌برد (شکل ۴).

این رویکرد از پیشرفت‌های مربوط به یادگیری ماشین بهره می‌برد و برای برآورد انواع شاخص‌های اجتماعی-اقتصادی فقر بسیار مفید است؛ حتی در مقایسه با عملکرد پیش‌بینی داده‌های گران قیمت پیمایش میدانی، که در حال حاضر توسط بانک جهانی استفاده می‌شوند (Jean و همکاران، ۲۰۱۶).

این مدل ابتدا یک شبکه عصبی پیچشی عمیق (Convolutional Neural Network) را برای پیش‌بینی شدت نور شب (شاخصی مناسب برای فعالیت اقتصادی) با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای در طی روز آموزش می‌دهد. سپس این مدل برآوردهایی از مخارج متوسط خانوارها را بر اساس داده‌های نظرسنجی «مطالعات سنجش استانداردهای زندگی» بانک جهانی انجام می‌دهد. این کار از طریق یادگیری نیمه‌نظارتی و با استفاده از یک فرایند گاوسی برای حفظ یکنواختی فضایی بر روی شبکه عصبی انجام می‌شود. مدل حاصله به‌طور شگفت‌انگیزی دقیق است؛ به طوری که تقریباً ۷۰ درصد از تغییرات داده‌ها را در برخی کشورها توضیح می‌دهد و عملکرد بهتری نسبت به روش‌های قبلی دارد، که بر متادیتای اختصاصی گوشی‌های همراه (غیرقابل دسترس به‌طور عمومی) مبتنی بودند. این روش برای مدل‌سازی و پیش‌بینی بزرگ مقیاس فضایی و زمانی برای شاخص‌های مختلف اجتماعی و اقتصادی سازگار شده است. (Jean و همکاران، ۲۰۱۶)



شکل ۴- یادگیری انتقالی^۷، رویکردی مناسب برای مدل‌سازی و پیش‌بینی شاخص‌های اجتماعی-اقتصادی در مناطق درگیر با فقر است که از تصاویر ماهواره‌ای بهره می‌برد که به‌طور جهانی در دسترس بوده، مرتباً به‌روزرسانی شده و دقت آن‌ها به شکل فزاینده‌ای در حال افزایش است.

(TAHMO)^۸ در حال طراحی و استقرار شبکه‌ای از ۲۰,۰۰۰ ایستگاه آب‌وهوایی کم‌هزینه در سراسر آفریقای جنوب صحرا است (Giesen و همکاران، ۲۰۱۴). این پروژه با چالش بهینه‌سازی تصادفی و مشکلاتی در فرایند یادگیری ماشین برای انتخاب بهینه مکان ایستگاه‌های آب‌وهوایی و تعیین عدم قطعیت در حس‌گرها و پیش‌بینی‌های آب‌وهوایی مواجه است. به عنوان مثال، یکی از متغیرهای اثرگذار در کشاورزی، بارش باران است که به دلیل ماهیت مداوم-پرحجم آن در این مناطق و به تبع آن خرابی حس‌گر باران‌سنج، عمل پیش‌بینی را دشوار می‌کند. Albers و همکاران (۲۰۱۸) در حال توسعه مدل‌هایی برای شناسایی خرابی ابزارهای اندازه‌گیری، همچنین مدل‌های ترکیبی شرطی^۹ برای ثبت پراکندگی (واریانس) بالای این پدیده هستند. چالش‌های دیگری کشاورزی، به خصوص چالش‌های ناشی از شکست بازار و عدم تقارن اطلاعاتی، معضلات

نگاه سیاست‌گذاران مغفول بوده می‌بایستی بتوان با تحلیل داده‌ها به آن پی برد. Ermon و همکاران (۲۰۱۵) مدل‌های مولد مبتنی بر یادگیری (معکوس) تشویقی و مدل‌های انتخاب گسسته پویا^{۱۰} را توسعه دادند که بتوانند ترجیحات زمانی-مکانی چوپانان کوچ‌رو را دریابند، تا به سیاست‌گذاران پیرامون طیف وسیعی از تصمیمات، به ویژه در مورد مکان‌نمایی نقاط جدید دارای آب مختص چوپانان، اطلاعات کلیدی ارائه دهند. از سویی دسترسی به بیمه امری بسیار اساسی است؛ زیرا بدون بیمه، خسارات می‌توانند چرخه زیان‌بار فقر را تشدید کند (Coble و همکاران، ۲۰۱۸؛ Barrett و همکاران، ۲۰۱۶). متأسفانه، در بسیاری از کشورهای در حال توسعه، به دلیل کمبود داده‌های آب‌وهوایی و سایر موارد مرتبط، بیمه کشاورزی و بلایا، یا در دسترس نبوده و یا بسیار گران هستند. برای تقلیل این مشکل، پروژه رصدخانه آب‌وهواشناسی فرآفریقایی

همیشگی سیاست‌گذاری محیطی هستند (Coble و همکاران، ۲۰۱۸؛ Kraus، ۲۰۰۱).

در ایالات متحده نیز فرصت‌ها و چالش‌های بسیاری در ارتباط با مداخلات اجتماعی وجود دارد؛ جایی که بیش از ۴۰ میلیون نفر زیر خط فقر ایالات متحده زندگی می‌کنند. همچنین ایالات متحده در میان اعضای سازمان همکاری و توسعه اقتصادی (OECD)^۲، که شامل ۳۷ اقتصاد پردرآمد موسوم به کشورهای توسعه‌یافته، بالاترین نرخ مرگ‌ومیر نوزادان و

بالاترین نرخ فقر جوانان را به خود اختصاص داده است.^۳ به عنوان مثال، در شهرستان لس‌آنجلس در هر روز بیش از ۵,۰۰۰ جوان بین سنین ۱۳ تا ۲۴ سال خیابان‌خواب‌اند یا در پناهگاه‌های اضطراری زندگی می‌کنند. در زمینه مراکز اسکان جوانان بی‌خانمان در لس‌آنجلس، Yadav و همکاران (۲۰۱۷) الگوریتم‌های جدیدی را برای پیشینه‌سازی (حداکثرسازی) تأثیر^۴ فرایند پیشگیری از ایدز از طریق گروه همسالان، پیشنهاد می‌کنند که نشان می‌دهد چگونه الگوریتم‌های هوش مصنوعی

برای سازوکارهایی که با مسائل چالشی مربوط به بهینه‌سازی تصادفی دوسطحی و یادگیری ماشین مواجه‌اند، بازی‌هایی طراحی شده که در آن مجری (سازمان‌دهنده) بازی، به‌منظور شناسایی بهترین استراتژی تشویقی یا حفاظتی، بایستی ترجیحات شرکت‌کنندگان (دانشمندان شهروند، دوچرخه‌سواران، یا شکارچیان غیرقانونی) را با توجه به اقدامات خود، در نظر بگیرد.



بازی‌ها برای کاهش سوگیری در جمع‌آوری مشاهدات و عملیات بازاریابی

(a) بازی Avicaching دانشمندان شهروند را تشویق می‌کند تا رصد و مشاهده پرنده‌ها را در مناطق کمتر نمونه‌برداری‌شده گزارش دهند؛ (Xue و همکاران، ۲۰۱۶) بازی بایک‌آنجل (Bike Angels) دوچرخه‌سواران نیویورکی را برای بازاریابی دوچرخه‌های Citi Bike تشویق می‌کند. (Freund و همکاران، ۲۰۱۸)



بازی‌ها برای مبارزه با شکار و فعالیت‌های غیرقانونی

(b) بازی‌های امنیت سبز، به‌طور استراتژیک از منابع طبیعی (جنگل‌ها، مناطق ماهیگیری و غیره) در برابر شکار غیرقانونی و فعالیت‌های غیرقانونی محافظت می‌کنند. (Fang و همکاران، ۲۰۱۷)

شکل ۵- بازی‌های به کاررفته برای طراحی سازوکار

می‌توانند به شکل چشمگیری، فرایند انتشار اطلاعات مربوط به پیشگیری از ایدز را در میان جوانان بی‌خانمان بهبود دهند و تأثیری واقعی بر زندگی آنان داشته باشند. Rice و Tambe (۲۰۱۸) نمونه‌های دیگری از کاربرد هوش مصنوعی در مددکاری اجتماعی، خصوصاً پیشگیری از ایدز، سوءمصرف مواد مخدر، خودکشی و سایر مسائل اجتماعی ارائه داده‌اند.

مناظر شهری به عنوان آخرین مثال در مورد ایجاد تعادل بین مسائل محیط‌زیستی و اجتماعی-اقتصادی در نظر گرفته شود که نسبت به ۱۰، ۲۰ یا ۵۰ سال پیش بسیار شلوغ‌تر شده‌اند. ازاین رو ارائه گزینه‌های اختصاصی و شخصی‌سازی شده حمل‌ونقل، امری ضروری است تا کربن کمتری در مقایسه با خودروها تولید شود. دوچرخه‌سواری اشتراکی گزینه جدیدی است که سفرهای رفت‌وبرگشتی چندحالتی، با سطح بالایی از انعطاف‌پذیری را برای فرد فراهم می‌آورد؛ همچنین در زمینه اقتصادی، محیط‌زیست و سلامت عمومی نیز مزایایی متعددی به همراه دارد. از سویی این سامانه‌ها با چالش‌هایی در حوزه لجستیکی مواجه‌اند در نتیجه برای ارائه این خدمت جدید به صورت پایدار، اتخاذ یک رویکرد کارآمد محاسباتی، امری ضروری است. نیازهای الگوریتمی این سامانه، موضوعاتی از جمله بهینه‌سازی گسسته، مدل‌سازی احتمالی و اقتصاد رفتاری، همچنین طراحی سازوکاری برای تحریک و هدایت رفتارهای مطلوب جمعی است. رویکرد جمع‌سپاری به موضوع بازآرایی [داوطلبانه] ناوگان دوچرخه اشتراکی^{۱۵} در نیویورک موفقیت چشمگیری است که بیش از تمام تلاش‌های اخیر در زمینه ناوگان موتور، به اثربخشی پروژه Citi Bike^{۱۶} کمک می‌کند (شکل ۵)؛ این موضوع و سایر چالش‌های محاسباتی در این حوزه نوظهور، توسط Freund و همکاران (۲۰۱۸) بررسی شده است.

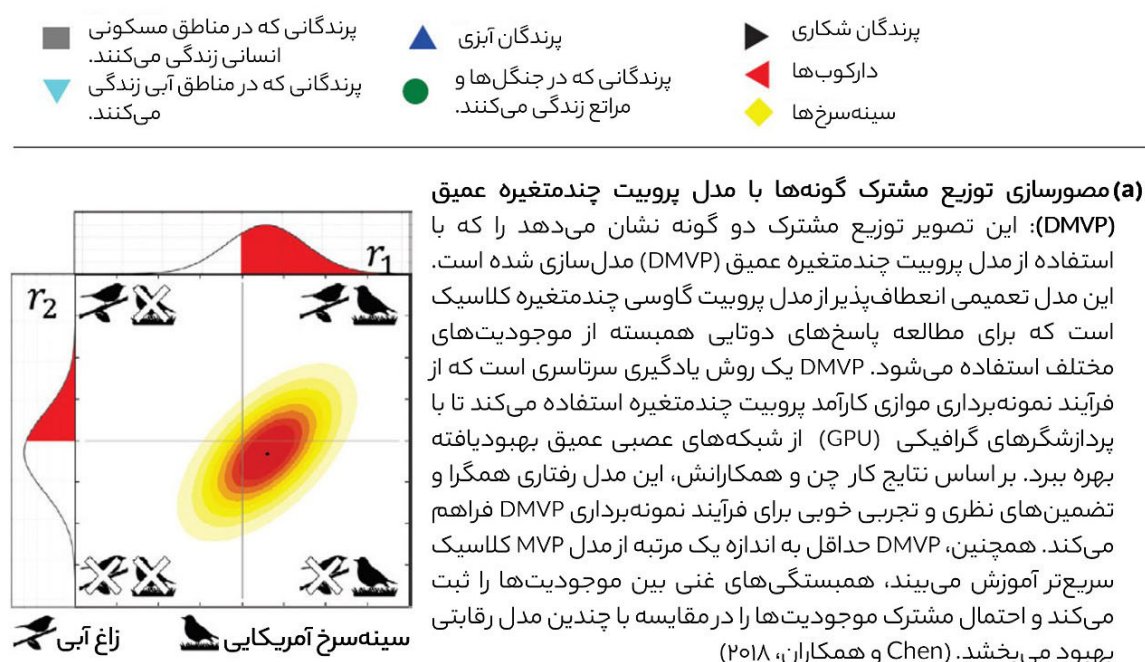
تنوع زیستی و حفاظت از منابع طبیعی

چالش بزرگ دیگر، کاهش روزافزون تنوع زیستی است که سیاره ما و بشریت را تهدید می‌کند؛ به ویژه باتوجه به شواهد روزافزون اهمیت تنوع زیستی برای حفظ خدمات اکوسیستم. نرخ کنونی انقراض گونه‌ها ۱۰۰ تا ۱,۰۰۰ برابر نرخ‌های پایه معمول کره زمین در طول تاریخ برآورد می‌شود. کشاورزی، شهرنشینی و جنگل‌زدایی علل اصلی کاهش تنوع زیستی هستند که منجر به از دست رفتن و تکه‌تکه شدن زیستگاه‌ها می‌شوند. تغییرات آب‌وهوایی و ادغام گونه‌ها به اکوسیستم‌های غیربومی توسط انسان، کاهش تنوع زیستی را بیشتر تسریع می‌کند (Rockström و همکاران، ۲۰۰۹).

درک مسئله چگونگی توزیع گونه‌های مختلف در مناطق در طول زمان، به عنوان پرسشی اساسی در تحقیقات تنوع زیستی و حفاظتی، به مسائل مهمی در مدل‌سازی و پیش‌بینی مکانی-زمانی در مقیاس بزرگ منجر می‌شود (Phillips و همکاران، ۲۰۰۶؛ Fink و همکاران، ۲۰۱۰). مدل‌سازی توزیع گونه‌ها بسیار پیچیده است؛ زیرا در اینجا به دلیل چالش‌های محاسباتی معمول، علاقه‌مندیم به جای یک گونه در زمانی خاص، هم زمان توزیع صدها گونه را پیش‌بینی کنیم. پیرو این مسئله، Chen و همکاران (۲۰۱۸) مدل پروبیت چندمتغیره عمیق (DMVP)^{۱۷} را توسعه دادند، که یک رویکرد یادگیری سرتاسری^{۱۸} بر مدل پروبیت چندمتغیره (MVP) است که تعاملات هر فرآیند چند موجودیتی^{۱۹} را با فرض وجود توزیع گاوسی بنیادی در نظر گرفته (شکل ۶)، که در مقایسه با رویکردهای قبلی، مقیاس‌پذیری بهتری دارد.

برنامه‌های (اپلیکیشن) کاربردی مبتنی بر علم شهروندی نقش کلیدی در حفاظت از محیط زیست، به ویژه در فراهم آوردن داده‌های مشاهداتی ایفا می‌کنند. برنامه eBird آزمایشگاه پرندشناسی دانشگاه کرنل، یکی از این برنامه‌ها است که به وسیله آن بیش از ۴۵۰,۰۰۰ عضو، بیش از ۶۵۰ میلیون داده مشاهداتی پرندگان، معادل بیش از ۳۰,۰۰۰,۰۰۰ ساعت کار میدانی را جمع‌آوری کردند (Sullivan و همکاران، ۲۰۱۴). علاوه براین، برای تکمیل داده‌های مشاهداتی eBird، از سایر منابع اطلاعاتی استفاده می‌شود. به عنوان مثال، پروژه بوم‌شناسی تاریک^{۲۰} Sheldon و همکاران (۲۰۱۳)، اطلاعات زیستی را از طریق داده‌های هواشناسی استخراج می‌کند. در رویکردی نوآورانه در مورد حفاظت از پرندگان، داده‌های eBird در ترکیب با حجم عظیمی از داده‌های محیط‌زیستی و مدل‌های آماری زمانی-مکانی و یادگیری ماشین ما از حضور و فراوانی گونه‌های پرندگان، می‌تواند ترجیحات زیستگاهی پرندگان را با وضوح بسیار بالایی مشخص کند (Rockström و همکاران، ۲۰۰۹). نتایج حاصل از مدل‌های eBird در مورد توزیع گونه، مبنای گزارش‌های ۲۰۱۱-۲۰۱۷ وزارت کشور ایالات متحده پیرامون وضعیت پرندگان^{۲۱} (SOTB) بوده است.

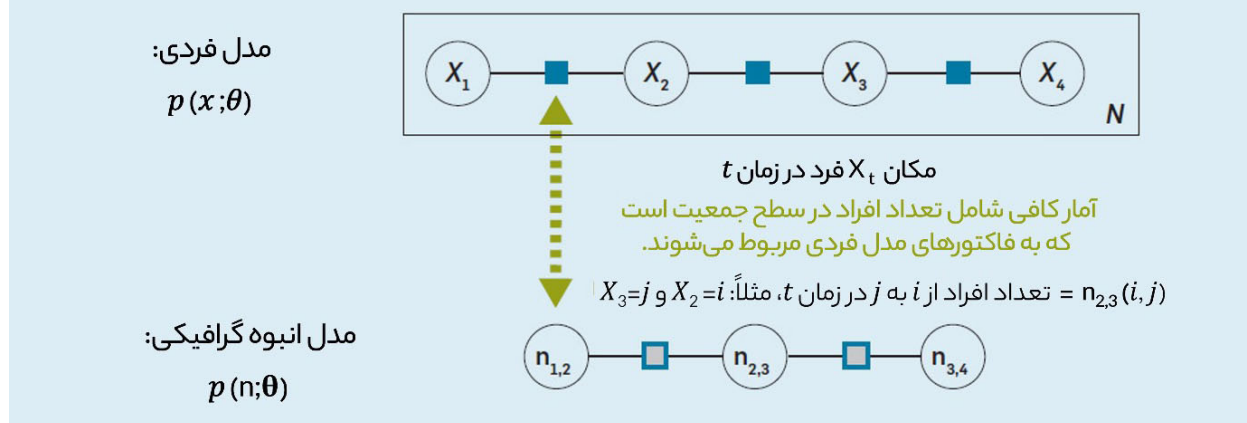
گزارش‌های وضعیت پرندگان به شکل چشمگیری توجه سازمان‌های حفاظتی را در مورد اهمیت استفاده از نتایج توزیع گونه‌ها در راستای بهبود فرایند حفاظت از پرندگان به خود جلب کرده است. یک مثال خوب برنامه «بازگشت پرند»^{۲۲} بنیاد غیرانتفاعی «حفاظت از طبیعت»^{۲۳} است (Reynolds و همکاران، ۲۰۱۷). این برنامه از مزایده‌های ترکیبی معکوس^{۲۴} استفاده می‌کند، که در آن کشاورزان در طول دوره‌های مصادف



شکل ۶- تعاملات چند موجودیتی موجودات زنده

همچنین چالش‌های دیگری نیز در زمینه کمی‌سازی و نمایش
بصری مسئله عدم قطعیت در پیش‌بینی گونه‌ها، ادغام و

عمومیت مدل‌های انبوه گرافیکی (CGMs) باعث شده تا آن‌ها برای مدل‌سازی مجموعه‌ای از پدیده‌های تجمعی مناسب باشند؛ از مهاجرت پرندگان (کاربرد اولیه‌ای که به‌عنوان انگیزه مطرح شده است) تا حفظ حریم خصوصی افتراقی. (Bernstein و همکاران، ۲۰۱۷؛ Dietterich و Sheldon، ۲۰۱۱) معمولاً، مدل‌های انبوه گرافیکی، مدلی احتمالاتی برای آماره‌های کافی از یک مدل گرافیکی است که در آن مشاهداتی در دسترس است که ناقص و سرشار از اختلال (نویز) هستند. شلدون و همکارانش بر اساس آنتروپی بته (Bethe)، به تعدادی از الگوریتم‌های استنتاج و یادگیری و نتایج نظری درباره مدل‌های انبوه گرافیکی دارای روابط جالبی با نظریه انتشار باورها و الگوریتم‌های انتقال سریع پیام دست یافته‌اند. شکل نشان‌دهنده یک نمایش از مدل انبوه گرافیکی است. مشاهدات ناقص و سرشار از اختلال (نویز) y (نشان‌داده‌نشده) براساس مدل اختلال (نویز) $p(y|n)$ انجام می‌شوند و اهداف شامل انجام استنتاج از طریق محاسبه توزیع پسین $p(y|n)$ و یادگیری پارامترهای θ مدل فردی است.



شکل ۷- مدل‌های انبوه گرافیکی (CGM) فرمی با کاربردهای متعدد برای انجام استنتاج احتمالی در جمعیتی بزرگ از افرادی است که تنها به صورت انبوه مشاهده می‌شوند.

دارند، اقدامات مختلف حفاظتی اتخاذ می‌شود. به عنوان مثال، این امر ثابت شده که کریدورهای حیات وحش، راه مؤثری برای مقابله با تفکیک زیستگاه‌ها هستند. طراحی کریدورهای حیات وحش، در قالب بودجه‌های محدود حفاظتی مرسوم، به مسائل بهینه‌سازی تصادفی منجر می‌شود. رویکردهای فعلی برای اتصال مناطق اصلی حفاظتی از طریق کریدورها، معمولاً تنها تحرکات یک گونه را در نظر می‌گیرند. Dilkina و همکاران (۲۰۱۷) با در نظر گرفتن تحلیل هزینه-فایده و تبادل برای حفظ اتصال سرزمینی برای چند گونه، رویکردهای محاسباتی جدیدی را برای بهینه‌سازی کریدورها پیشنهاد می‌کنند. نتایج آن‌ها نشان می‌دهد که با صرفه‌جویی در مقیاس و مکمل‌ها، برنامه‌ریزان حفاظت می‌توانند طراحی کریدورها را با توجه به هزینه‌های مالی و ایجاد فضای اشتراکی برای گونه‌های مختلف بهینه‌سازی کنند. یک طرح مرتبط دیگر، ادغام مدل‌های فضایی گیر-بازگیر (یا صید-بازصید)^{۲۸} در فرایند بهینه‌سازی طراحی مناطق حفاظت شده است. در یک تلاش مرتبط دیگر، Molina و همکاران (۲۰۱۷) در حال توسعه برنامه‌ای هستند که با تمرکز بر روی کریدور زیستی Choco-Andean اکوادور،

تفسیر داده‌های چندمقیاسی حاصل از حس‌گرهای چندگانه، ادغام محدودیت‌های زیستی و اکولوژیکی، و مدل‌های مهاجرت مورد توجه قرار گرفته است (Dietterich و Sheldon، ۲۰۱۱؛ Sheldon و همکاران، ۲۰۱۳؛ Sullivan و همکاران، ۲۰۱۴؛ Ruiz-Muñoz و همکاران، ۲۰۱۸). Sheldon و همکاران (۲۰۱۳) مدل‌های انبوه گرافیکی^{۲۵} را معرفی کردند که می‌توانند انواع پدیده‌های متراکم را مدل‌سازی کنند؛ هرچند این مدل در ابتدا برای مدل‌سازی مهاجرت پرندگان ایجاد شده بود (Bernstein و همکاران، ۲۰۱۷؛ Dietterich و Sheldon، ۲۰۱۱) (شکل ۷). علم شهروندی^{۲۶}، درحالی که منبع ارزشمندی برای مدل‌سازی توزیع گونه‌ها محسوب می‌شود، اما با توجه به عدم تشخیص کامل، تخصص متغیر در دانشمندان شهروند^{۲۷} (Kelling و همکاران، ۲۰۱۵) و خطا (بایاس) نمونه‌گیری فضایی و زمانی چالش‌های محاسباتی متعددی نیز به دنبال دارد (Sullivan و همکاران، ۲۰۱۴؛ Xue و همکاران، ۲۰۱۶) ازاین رو بازی Avicaching برای مقابله با خطا (بایاس) نمونه eBird ایجاد شده است (شکل ۵). برای کاهش اثر تهدیدات مختلفی که گونه‌ها برای زیستگاه

به عنوان دو نقطه (کانون) داغ^{۲۹} دارای بیشترین تنوع زیستی جهان، از طریق اطلاعات اقتصادی، اجتماعی و اکولوژیکی، اتصال سرزمینی را برای خرس‌های آندی و سایر گونه‌ها برقرار می‌کند.

پیشگیری از جرایم حیات وحش نیز در حفاظت از محیط زیست اهمیت دارد. در سال‌های اخیر برای طراحی راهبردهای پایش حیات وحش و هم‌زمان ارائه ابزارهای تصمیم‌گیری به محیط‌بانان، با هوش مصنوعی تحقیقات زیادی انجام شده است. درواقع این رویکردها برای درک بهتر الگوهای شکار غیرقانونی در حیات وحش و به تبع آن افزایش ایمنی برای مقابله با شکار غیرقانونی از هوش مصنوعی استفاده می‌کنند (Fang و همکاران ۲۰۱۸). توسعه چنین رویکردهایی به پیشرفت‌های تحقیقاتی در نظریه بازی محاسباتی و رفتاری^{۳۰}، همچنین بهینه‌سازی مبتنی بر داده^{۳۱} منجر شده است؛ یک نمونه مهم از این تحقیقات، به بازی‌های ایمنی سبز^{۳۲} معروف است (شکل ۵) و به توسعه ابزاری کاربردی به نام «دستیار حفاظتی برای امنیت حیات وحش» (PAWS)^{۳۳} منجر شده (Fang و همکاران، ۲۰۱۷) که در چندین کشور از جمله مالزی، اوگاندا، بوتسوانا و چین آزمایش و اجرا شده است.

در نهایت، به موضوع گونه‌های مهاجم غیربومی اشاره می‌کنیم که هم به زیست‌بوم‌های آبی و هم خشکی هجوم برده و توانایی زیست‌بوم را برای حفظ تنوع زیستی و ارائه خدمات کاهش می‌دهند. به عنوان مثال، تهاجم درختان گز (تاماریسک)^{۳۴} در دره رودخانه ریوگرانده^{۳۵} در نیومکزیکو، میزان آب موجود برای گونه‌های بومی و آبیاری محصولات کشاورزی را به شدت تحت تاثیر قرار داده است. مدل‌های بیواقتصادی مبنایی را برای بهینه‌سازی سیاست و تحلیل حساسیت فراهم می‌کنند؛ با در نظر گرفتن پویایی‌های پیچیده اکوسیستم، یعنی فرایندهایی که از طریق آن گونه مهاجم به محیط وارد شده و گسترش می‌یابد، همچنین هزینه‌ها و اثرات اقدامات مدیریتی موجود. متأسفانه، اغلب در مورد این فرایندها اطلاعات چندانی در دسترس نیست. Albers و همکاران (۲۰۱۸) کارایی رویکردی سبک‌شده از شبیه‌سازی تعریف شده برای فرآیند تصمیم‌گیری مارکوف^{۳۶} را با استفاده از یک مدل پیچیده بیواقتصادی برای گونه تاماریسک نشان داده‌اند؛ مسئله در آن افزایش مقیاس رویکرد و افزایش واقع‌گرایی مدل‌های بیواقتصادی است.

انرژی و مواد تجدیدپذیر و پایدار

امروزه انرژی‌های تجدیدپذیر به طور فزاینده‌ای در شبکه‌های هوشمند ادغام می‌شوند. باتوجه به غیرقابل انتقال بودن منابع

تجدیدپذیر مانند باد و خورشید، نمی‌توان از قبل برای آن‌ها برنامه‌ریزی کرد و باید روش‌های تولید جایگزین، برای جبران این تفاوت برنامه‌ریزی شود. علاوه بر آن تغییرپذیری و عدم قطعیت در انرژی‌های تجدیدپذیر، اهمیت ذخیره‌سازی انرژی را افزایش داده است (شکل ۸). بااین حال، ذخیره‌سازی آن‌ها گران‌قیمت بوده و فناوری‌ها و امکانات مختلفی برای ذخیره‌سازی لازم است تا الزاماتی مانند تنظیم فرکانس، انتقال انرژی، جابجایی اوج مصرف و برق پشتیبان برآورده شود. به طور کلی، کنترل سامانه‌های انرژی (تولید، انتقال، ذخیره‌سازی، سرمایه‌گذاری)، مستلزم مواجهه با مسائل متعدد و جدیدی در زمینه یادگیری ماشین و بهینه‌سازی است.

به عنوان مثال، SMART-Invest (Powell و Khazaei، ۲۰۱۸) یک مدل برنامه‌ریزی پویای تصادفی است که تصمیمات مربوط به سرمایه‌گذاری در حوزه فناوری‌های مختلف تولید برق را بهینه‌سازی می‌کند. این سامانه شامل دو لایه است؛ اولین لایه، لایه بهینه‌سازی بیرونی است که از فرایند جستجوی تصادفی برای بهینه‌سازی سرمایه‌گذاری در انرژی باد، خورشید و ذخیره‌سازی آن‌ها استفاده می‌کند. در اینجا تابع هدف غیرمحدب، غیرهموار^{۳۷} بوده که تنها از طریق یک تابع جعبه سیاه دارای برآورد گران^{۳۸} دسترس‌پذیر است. این رویکرد برای حل سریع و قابل اعتماد این بهینه‌سازی از تقریب همگرایی استفاده می‌کند. لایه دوم نیز تغییرات ساعتی باد و خورشید را در طول یک سال کامل از طریق مدل‌سازی وضعیت روز قبل به طور مفصل، عدم قطعیت‌های پیش‌بینی و محدودیت‌های شدت آن را منعکس می‌کند. SMART-Invest تصویر واقع‌بینانه‌تری از ترکیب بهینه انرژی بادی، خورشیدی و ذخیره‌سازی آن را نسبت به رویکردهای پیشین ارائه می‌دهد؛ بنابراین می‌تواند بینش دقیق‌تری برای سیاست‌گذاران فراهم کند.

مثال دیگر مربوط به جانمایی سدهای آبی در حوضه آبریز آمازون است (شکل ۹)؛ در این زمینه Wu و همکاران (۲۰۱۸) رویکردهای جدیدی در مورد بهینه‌سازی چندهدفه دقیق و تخمینی^{۳۹} پیشنهاد داده که به طور هم‌زمان معیارهای مختلفی در زمینه پایداری در نظر می‌گیرد.

در مثالی دیگر، Donti و همکاران (۲۰۱۷) با الهام از زمان‌بندی تولید برق، یادگیری مدل تکلیف-محور^{۴۰} را پیشنهاد دادند. این رویکردی عمومی است که یادگیری داده‌ها و تصمیم‌گیری (مانند مسئله بهینه‌سازی تصادفی) را در چارچوبی از یادگیری سرتاسری ترکیب می‌کند و تابع هزینه (زیان)^{۴۱} را به صورت هدف تصمیم‌گیری مشخص می‌کند. در این رویکرد، تمام اجزاء

ذخیره‌سازی انرژی موجب پیوستگی و برنامه‌ریزی‌پذیری جریان انرژی می‌شود تا بتوان در زمان نیاز، انرژی تولیدشده را مطابق بار مصرفی تطبیق داد. با الهام از کارهای پاول (Powell, ۲۰۱۹) در مورد انرژی و دیگر کاربردهای آن، چارچوبی برای مدل‌سازی یکپارچه در تصمیم‌گیری متوالی پیشنهاد می‌دهد که حوزه‌های مختلفی مانند برنامه‌ریزی پویا، برنامه‌ریزی تصادفی، کنترل تصادفی، بهینه‌سازی در شبیه‌سازی، و مسائل اعتباری را ذیل چتری واحد پوشش داده است. در این چارچوب، چهار سطح اصلی از سیاست‌ها، شامل تقریب‌های تابع سیاست (PFAS)، تقریب‌های تابع هزینه (CFAS)، سیاست‌های مبتنی بر تقریب تابع ارزش (VFAS)، و سیاست‌های آینده‌نگر وجود دارد.



شکل ۸- طراحی دقیق و کارآمد یک سامانه انرژی برای تأمین بار مصرفی مورد نیاز (ساختمان) از یک مزرعه بادی (با سرعت‌های باد متغیر)، شبکه (با قیمت‌های متغیر) و باتری ذخیره‌سازی، همواره مسئله برانگیز است.

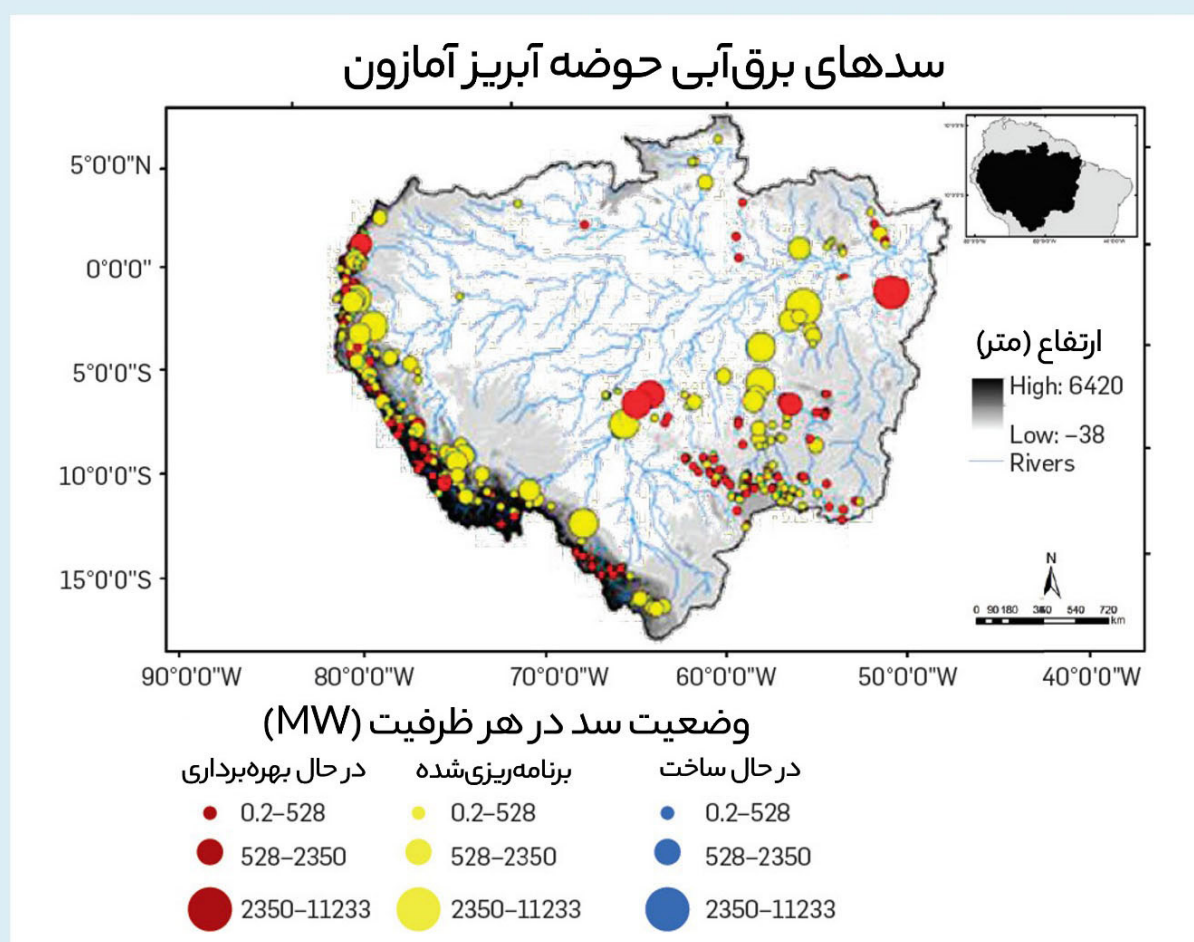
متخصص است. باید گفت که تکنیک‌های یادگیری ماشین پیشرفته کنونی قادر به پیشنهاد راه‌حل‌هایی معنادار و ملموس نیستند. بنابراین، به منظور کسب بینش‌های علمی، اتخاذ روش‌های محاسباتی کارآمدی برای تجزیه و تحلیل حجم بالای داده‌های پربازده، امری ضروری هستند. در این باره توسعه مدل‌های مولد برای یادگیری نظارت نشده و ایجاد نظارت بر مدل با دانش حوزه‌های تخصصی، از طریق مدل‌ها و شبیه‌سازهای مبتنی نظریه، به عنوان دستورکارهای تحقیقاتی، امیدوارکننده هستند.

به عنوان مثال، در کشف مواد پربازده، مشکل چالش برانگیز که مسئله شناسایی نقشه فاز^{۴۳} معروف است، در آن به طور معکوس می‌خواهیم ساختار بلوری مواد رسوب داده شده روی یک فیلم (صفحه) نازک را بر اساس الگوهای پراش اشعه ایکس^{۴۴} (XRD) نقاط نمونه را استنتاج کنیم. به این مسئله می‌توان از منظر مدل‌سازی موضوعی^{۴۵} یا جداسازی منبع با محدودیت‌های پیچیده فیزیکی نیز نگریست؛ زیرا الگوی پراش^{۴۶} مشاهده شده یک نقطه نمونه، ممکن است متأثر از تشکیل مخلوطی از چندین الگوی بلوری خالص باشد و برخی

قابل تشخیص هستند؛ بنابراین در راستای بهبود عملکرد حلقه-بسته^{۴۲} کل سیستم امکان یادگیری پارامترهای مدل وجود دارد که این خود روش جدیدی برای آموزش مدل‌های یادگیری ماشین بر اساس عملکرد سیستم‌های تصمیم‌گیری است.

در نهایت، موضوع مواد و فرایندهای جدید پایدار را برجسته می‌کنیم. همچون سایر مسائل پایداری آن‌ها می‌توانند برای برخی از مهم‌ترین مسائل در زمینه انرژی، راه‌حل‌هایی اساسی پیشنهاد دهند. در بسیاری موارد، این راه‌حل‌ها به نوآوری‌های بنیادینی در مورد مواد، مانند توسعه مواد و فرایندهای جدید برای ایجاد باتری‌هایی کارآمدتر، پیل‌های سوختی، سوخت خورشیدی، پیل‌های سوختی میکروبی یا کاهش گاز دی‌اکسید منجر خواهد شد. هزینه بالای تجزیه و تحلیل تک‌نمونه‌ای سبب شده تا برای تسریع فرآیند اکتشافات جوامع علمی به انجام آزمایشاتی با توان عملیاتی بالا روی بیاورند که این نیز در طراحی و برنامه‌ریزی آزمایشات با چالش‌های محاسباتی مواجه می‌شود. همچنین تجزیه و تحلیل، ادغام و تفسیر داده‌ها، مواردی بوده که مشخصاً نیازمند نیروی کار

در بسیاری از مسائل مربوط به پایداری، ضروری است تا به طور همزمان اهداف چندگانه و گاه متضادی در نظر گرفته شود. این امر در مورد برنامه ریزی سدهای برق آبی حوضه آبریز آمازون صادق است؛ جایی که در آن احداث حدود ۳۵۰ سد جدید پیشنهاد شده و علاوه بر تولید انرژی، تأثیرات چشمگیری بر ابعاد مختلف زیست بوم آمازون از جمله تنوع زیستی، انتقال رسوبات، ماهیگیری در آب شیرین و نوبری خواهد داشت. در این باره جبهه پارتو (The Pareto frontier)، تعادل بین اهداف مختلف را با توجه به راه حل های غیرمرسوم نشان می دهد. این راه حل ها اطلاعات ارزشمندی درباره رتبه بندی سدها ارائه می دهند. ما الگوریتم های دقیقی برای برنامه نویسی پویا، طرح های تقریب زمانی چندجمله ای کامل (FPTAS) (fully polynomial time approximation schemes)، و روش های دیگر برای محاسبه جبهه پارتو برای شبکه های ساختاریافته درختی توسعه داده ایم که در مسئله مکان یابی سدهای برق آبی آمازون کاربرد داشته است. برای مثال، اکنون می توانیم جبهه پارتو را برای کل حوضه آمازون (حدود ۴ میلیون مقطع رودخانه ای) با توجه به سه معیار (انرژی؛ اتصال رودخانه ها به عنوان بستری برای مهاجرت ماهیان و نوبری؛ و تولید رسوبات) تقریب بزنیم که با خطایی کمتر از ۵٪ نسبت به مقدار بهینه واقعی جبهه پارتو، حدود ۴ دقیقه (۸ رشته پردازش) و با حدود ۲٪ خطا در ۱.۲ ساعت (۸ رشته پردازش) انجام می شود. نتایج آن به همراه ابزارهای مصورسازی به سیاست گذاران کمک می کند تا در مورد معیارهای مختلف موضوع و مقیاس های فضایی متفاوت، تصمیمات آگاهانه تری بگیرند.



شکل ۹- یادگیری و بهینه سازی چندهدفه

پراش را با در نظر گرفتن دانش زمینه ای علم فیزیک و شیمی مواد تحلیل می کنند؛ اما این خود کاری بسیار طاقت فرسا است و برای کارشناسان انسانی نیز معمولاً مشکلات بسیاری به

از آن ها ممکن است نمونه برداری نشده باشند. این موضوع ممکن است به دلیل وجود نویز (اختلال) ذاتی در اندازه گیری ها نیز پیچیده تر شده باشد. در اینجا کارشناسان انسانی الگوهای

همراه دارد. این مثال خوبی است که به طور کامل با وضعیت کنونی یادگیری ماشین مغایرت دارد. نقشه‌بردار فاز^{۴۷} (Bai و همکاران، ۲۰۱۸) بستری است مبتنی بر هوش مصنوعی که به دقت نتایج آزمایشات اشعه ایکس را با یادگیری، استدلال و بینش‌های انسانی ادغام می‌کند تا ساختار بلوری مواد را از داده‌های XRD استنتاج کند. به طور خاص، نقشه‌بردار فاز یک روش پیش‌افکنی^{۴۸} عاری از تنش و کارآمد برای فاکتورسازی ماتریس غیرمنفی است که همانند استراتژی‌های محاسباتی انسان، محدودیت‌های فیزیکی، همچنین دانش پیشین مبتنی بر پایگاه داده‌های ساختار بلورهای معدنی (غیرآلی) شناخته شده را در نظر می‌گیرد. از مدل‌های مبتنی بر نظریه به علاوه برای ادغام دانش پیشین استفاده می‌کند. از زمان به‌کارگیری نقشه‌بردار فاز در مرکز مشترک فتوسنتز مصنوعی کالتکس^{۴۹}، هزاران الگوی XRD پردازش شده که موجب کشف مواد انرژی‌زای جدیدی مانند خانواده‌ای جدید از اکسیدهای فلزی جذب‌کننده نور خورشید شده است. Gomes.Gregoire و همکاران در حال توسعه SARA^{۵۰} هستند که روشی علمی برای تسریع فرایند کشف موادی با نقشه‌بردار فاز فراهم می‌کند. در نهایت، به یک مشکل جداسازی مرتبط دیگر اشاره می‌کنیم - فنوتیپ گیاهی فرایطیفی^{۵۱} - که Wahabzada و همکاران (۲۰۱۶) آن را با مدل‌های موضوعی احتمالاتی بررسی کرده است. حوزه دیگری که به طور چشمگیری می‌تواند از روش‌های پیشرفته هوش مصنوعی و یادگیری ماشین بهره‌بردار شود، برنامه‌ریزی و طراحی آزمایشات علمی است. به عنوان مثال، Fern و همکاران برای کمک به دانشمندان در طراحی آزمایشات کارآمدتر برای سوخت‌های میکروبی با امکان بررسی کارآمد ساختارهای مختلف نانو، در حال توسعه تکنیک‌هایی نوین مبتنی بر یادگیری ماشین و بهینه‌سازی بودجه محدود^{۵۲} است (Azimi و همکاران، ۲۰۱۶). آن‌ها از بهینه‌سازی بیزی با محدودیت‌های منابع و اقدامات معطوف به تولید، بهره‌برده و از طریق درخت جستجوی مونت کارلو^{۵۳}، الگوریتم جدیدی را به همراه تضمین‌های نظری توسعه دادند. پیرو آن چشم‌انداز گیج‌کننده نتایج بهینه‌سازی بیزی، این الگوریتم به یک ارزیابی تجربی بزرگ‌مقیاس در مورد الگوریتم‌های بهینه‌سازی بیزی منجر شد. این مطالعه شامل پیاده‌سازی تعدادی از بهترین الگوریتم‌ها در چارچوبی اشتراکی، همچنین استفاده از منابع ابری برای اجرای مقایسه تعداد زیاد و متنوعی از توابع تست (آزمون) بود. نتیجه مهم این مطالعه این است که بهینه‌سازی بیزی معمول - بهبود پیش‌بینی شده^{۵۴} - مانند هر رویکرد دیگری اغلب با حاشیه معناداری موفق عمل کرده است.

این رویکرد شامل شکست روش‌های محبوب‌تری مانند کران بالای فاصله اطمینان (UCB)^{۵۵} نیز می‌شود. مطالعه نشان داد که الگوریتم‌هایی مانند UCB که نیازمند تنظیم پارامتری برای کنترل فرایند شناسایی هستند نسبت به پارامترها بسیار حساس بوده و این موضوع کاربرد گسترده آن‌ها را دشوار می‌کند. بهبود پیش‌بینی شده، وابسته به پارامتر نبوده و به نظر می‌رسد کاملاً قوی است. همچنین Krause و همکاران از بهینه‌سازی بیزی برای ردیابی نقاط قدرت بیشینه در نیروگاه‌های فتوولتائیک استفاده می‌کنند (Abdelrahman و همکاران، ۲۰۱۶).

در نمونه نهایی، Grover و همکاران (۲۰۱۸) تلاش‌ها برای دریافتن بهترین رویه شارژ باتری‌های لیتیوم-یونی در شیمی را از طریق راهزن چند دست تصادفی با بازخورد تأخیری^{۵۶} مدل‌سازی می‌کنند. آن‌ها رویه‌هایی (توابع تصمیم‌گیری مبتنی بر متغیرهای حالت)^{۵۷} را یافتند که به طور چشمگیری در مقایسه با رویه‌های فعلی (تا ۳۵٪ در زمان آزمایش) برتری دارند.

همیاری‌های محاسباتی

تا اینجا ما تاکید کردیم که چگونه مسائل پایداری محاسباتی، چندین جنبه متمایز را ترکیب می‌کنند که از نظر مقیاس، تأثیر، پیچیدگی و غنا منحصر به فرد هستند و چالش‌ها و فرصت‌های جدیدی را برای علوم محاسباتی و فناوری اطلاعات ایجاد می‌کند تا در نهایت مسیرهای تحقیقاتی متحول‌کننده‌ای را فراهم آورد. یکی از اهداف اصلی ما شناسایی مسائل محاسباتی مشترک در حوزه‌های مختلف پایداری (و سایر حوزه‌ها) است. با توجه به جامعیت تفکر محاسباتی، یافته‌ها در هر حوزه می‌توانند به حوزه‌های دیگر نیز منتقل شود. نمونه‌هایی از مسائل محاسباتی مقطعی و سطح بالایی که برخی از آن‌ها در شکل (۳) نشان داده شده‌اند، شامل «مدل‌سازی و پیش‌بینی زمانی-مکانی» برای حفاظت از پرندگان، نقشه‌برداری فقر و نقشه‌برداری آب‌وهوا؛ «تصمیم‌گیری متوالی»^{۵۸} برای مدیریت منابع (تجدیدپذیر)، طراحی آزمایش‌های علمی، مدیریت گونه‌های مهاجم و مداخلات در دامداری؛ «تجزیه الگوی دارای محدودیت‌های پیچیده»^{۵۹} برای شناسایی نقشه فاز در کشف مواد، شناسایی صدای فیل‌ها و پرندگان با ضبط‌های صوتی، استنتاج فنوتیپ‌های گیاهی از داده‌های فرایطیفی و مدل‌سازی موضوعی علمی؛ «یادگیری فعال»^{۶۰} (در شکل ۳ نشان داده نشده است) برای آزمایشات علمی و جانمایی حس‌گر شامل علم شهروندی و جمع‌سپاری، و «بازی‌ها برای طراحی

مکانیسم»^{۶۱} برای در نظر گرفتن مشوق‌هایی برای دانشمندان شهروند، تعبیه گشت‌ها و پهپادها برای مقابله با شکار و ماهیگیری غیرقانونی، یا ایجاد انگیزه برای دوچرخه‌سواران برای بازآرایی ایستگاه‌های دوچرخه است.

برنامه‌ها کاربردی مبتنی بر علم شهروندی، در افزایش کارایی طرح‌های حفاظت از محیط زیست، نقشی کلیدی ایفا می‌کنند؛ به‌ویژه از طریق ارائه داده‌های رصدی. eBird از آزمایشگاه پرندشناسی دانشگاه کرنل، یکی از برنامه‌های علم شهروندی با بیش از ۴۵۰,۰۰۰ عضو است که تاکنون بیش از ۶۵۰ میلیون داده مربوط به رصد و مشاهده پرندگان را جمع‌آوری کرده است. ما معتقدیم که طراحی و انجام پژوهش در مورد مسائل محاسباتی بنیادی یا میان‌رشته‌ای، شرط لازم برای حفظ انسجام و رشد علوم مرتبط با پایداری محاسباتی، به مثابه یک حوزه علمی است. این رویکرد به پژوهشگران کمک می‌کند تا مدل‌ها و الگوریتم‌های عمومی ایجاد کنند که در حوزه‌های مختلف پایداری و دیگر زمینه‌های مرتبط، کاربرد داشته باشند. تجربه ما نشان می‌دهد که مسائل مهم این‌چنینی، معمولاً از طریق پروژه‌های مبتنی بر پایداری در مورد دنیای واقعی قابل حل هستند و می‌بایست به جای تلاش برای حل مسائل موردی و خاص، بر ارتقای راه‌حل‌های روشی و پیرو آن بر توسعه روش‌شناسی عمومی تمرکز شود.

در این مقاله، ما بر نمونه‌هایی از تحقیقات پایداری محاسباتی در^{۶۲} CompSustNet، شبکه تحقیقاتی متشکل از تعداد زیادی پژوهشگر در زمینه پایداری محاسباتی، تمرکز کرده‌ایم. متأسفانه، قادر به بررسی دیگر تحقیقات جذاب و چالش‌های محاسباتی مرتبط با پرسش‌های پایداری مطرح شده در علوم کامپیوتر، مهندسی، علوم اجتماعی و طبیعی نیستیم. نمونه‌هایی از این موارد شامل نقش سیستم‌های توزیع شده بزرگ مقیاس، شبکه‌های حس‌گر، اینترنت اشیا، سیستم‌های فیزیکی-سایبری، امنیت سایبری، حریم خصوصی، عدالت، پاسخ‌گویی، شفافیت در سیستم‌های محاسباتی پیشرفته و همچنین مفاهیم بنیادی محاسباتی مانند قابلیت اطمینان، مدل‌سازی ساختار سلسله مراتبی سیستم‌های اجتماعی-فنی، سامانه‌های شهودی و انسان‌محور (انسان در چرخه)^{۶۳} و رابط‌های کاربری کاربرپسند هستند. همچنین تنها به برخی از ۱۷ هدف توسعه پایدار سازمان ملل اشاره‌ای کوتاهی داشتیم. ما خوانندگان را به کنفرانس‌ها و ژورنال‌هایی ارجاع می‌دهیم که امروزه در حال برگزاری برنامه‌ها، کارگاه‌ها و انتشار ویژه‌نامه‌هایی در زمینه پایداری و مسائل اجتماعی هستند و حوزه‌های مختلف علوم رایانه و فناوری اطلاعات (مانند HCI،

سیستم‌ها، هوش مصنوعی و الگوریتم‌ها) را گرد هم می‌آورند. برنامه‌ریزی برای آینده‌ای پایدار، که شامل تصمیم‌گیری‌های پیچیده و میان‌رشته‌ای، در راستای تعادل‌بخشی بین نیازهای محیط‌زیستی، اقتصادی و اجتماعی است با چالش‌های محاسباتی قابل توجهی همراه بوده و نیازمند تخصص و فعالیت پژوهشی جدی در علوم رایانه و فناوری اطلاعات و رشته‌های مرتبط است.

پایداری محاسباتی تلاش دارد تا روش‌های محاسباتی جدیدی را توسعه دهد تا به حل چالش‌های مذکور در زمینه محیط‌زیستی، اقتصادی و اجتماعی کمک کند. پیشرفت‌های چشمگیر در پلتفرم‌های دیجیتال، نرم‌افزارها و سخت‌افزارهای رایانه‌ای، شبکه حس‌گرها و اینترنت اشیا، همچنان فرصت‌های جدید و بسیاری را فراهم کرده تا بتوان با تسریع اکتشافات، به مسائل اجتماعی و پایداری پرداخته شود. پایداری محاسباتی مسیری دوسویه است: از یک سو ایده‌ها، تفکرات و روش‌شناسی‌های محاسباتی در مسائل پایداری را به کار می‌گیرد و از سوی دیگر، با معرفی مسائل، صورت‌بندی‌ها و مفاهیمی جدید از سایر رشته‌ها، پیشرفت‌های اساسی در علوم رایانه و فناوری اطلاعات به همراه دارد. همان گونه که مسائل پایداری با طیف وسیعی از مسائل نوظهور و کاربردی در علوم مختلف تلاقی دارد، پایداری محاسباتی نیز ضمن تأثیرگذاری عمیق بر جامعه، دامنه و تنوع علوم رایانه و فناوری اطلاعات را گسترش می‌دهد.

تقدیر و تشکر

از اعضای CompSustNet برای همکاری بسیار ارزشمندشان در حوزه پایداری محاسباتی و همچنین حمایت‌ها از طریق دو جایزه NSF Expeditions in Computing (CNS-0832782) و CCF-1522054 (CCF) قدردانی می‌شود. لازم به ذکر است که ذکر هر یک از نام‌های تجاری، شرکت‌ها یا محصولات، تنها در راستای مقاصد توصیفی بوده و به معنای تأیید آن‌ها توسط دولت ایالات متحده نیست.

30. The Intersection of Computational and Behavioral Game Theory
31. Data-driven Optimization
32. Green Security Games
33. Protection Assistant for Wildlife Security
34. Tamarisk Trees
35. Rio Grande Valley in New Mexico
36. Simulator-Defined Markov Decision Process Approach
37. Non-Convex, Non-Smooth
38. Expensive-to-Evaluate Black Box Function
39. Exact and Approximation Multi-Objective Optimization Approaches
40. Task-Based Model Learning
41. Loss Function
42. Closed-Loop Performance
43. Phase-Map
44. The X-Ray Diffraction (XRD) Patterns
45. Topic Modeling
46. Diffraction Pattern
47. Phase-Mapper
48. Projection Method: روشی عددی و وابسته به زمان برای حل معادلات ناویه-استوکس در دینامیک سیالات تراکم‌ناپذیر است. (مترجم)
49. Caltech's Joint Center for Artificial Photosynthesis
50. Scientific Autonomous Robotic Agent;
<http://bit.ly/2m8efm9>
51. Hyper Spectral Plant Phenotyping
52. Constraint Budgeted Optimization Techniques
53. Monte Carlo Tree Search Algorithm
54. Expected Improvement
55. Upper Confidence Bound
56. Stochastic Multi-Arm Bandit with Delayed Feedback
57. Functions for Making Decisions Based on State Variables
58. sequential decision making
59. Pattern Decomposition with Complex Constraints
60. Active Learning
61. Games for Mechanism Design
62. وبسایت رسمی: <http://www.compsust.net>: برای اطلاع بیشتر ر.ک. اسکندری نسب (۱۴۰۴). (مترجم)
63. Human-in-the-Loop Systems and Intuitive

منابع

- اسکندری نسب، محمد. (۱۴۰۴). شبکه بین‌المللی پایداری محاسباتی: کاربری علوم محاسباتی برای تحقق توسعه پایدار. موسسه مطالعات و تحقیقات اجتماعی دانشگاه تهران. تهران. قابل دسترسی در: <https://isr.ut.ac.ir/article/93890919>
- جواهریان، زهرا، فاتح وحدتی، سید امیر، رحمتی، علی‌رضا، و زمانی، لیلا. (۱۳۹۵). اهداف توسعه پایدار، به سفارش سازمان حفاظت محیط زیست، دفتر توسعه پایدار و اقتصاد محیط زیست. انتشارات حک. تهران. قابل دسترسی در: <https://www.doe.ir/portal/file/?890708/%da%a9%d8%aa%d8%a7%d8%a8.pdf>

پی نوشت ها

۱. این مقاله مشارکتی است که با عنوان «Computational Sustainability: Computing for a Better World and a Sustainable Future» در وبسایت ارتباطات انجمن ماشین‌های حسابگر [Association for Computing Machinery]، در ۱ سپتامبر ۲۰۱۹ منتشر شده و در پیوند زیر قابل دسترس است.
<https://cacm.acm.org/research/computational-sustainability>
۲. برای ملاحظه ترجمه فارسی این سند، ر.ک. جواهریان و همکاران (۱۳۹۵). (مترجم)
3. Optimization, Dynamical Models, and Simulation
4. Data and Machine Learning
5. Multi-Agent Systems, Crowdsourcing, and Citizen Science
۶. از داده‌های سال ۲۰۱۳ استفاده شده زیرا پوشش داده‌های نظرسنجی سال ۲۰۱۵ بسیار کم بوده و داده‌های بخش قابل‌توجهی از آسیا نادیده گرفته بود
<http://Iresearch.Worldbank.Org/Povcalnet/Povduplicatewb.aspx>
7. Transfer Learning
8. Well-Being Dynamics and Poverty Traps
9. (Inverse) Reinforcement Learning and Dynamic Discrete Choice Models
10. Trans-Africa Hydro-Meteorological Observatory
11. Conditional Mixture Models
12. Organization for Economic Cooperation and Development
۱۳. بیانیه فیلیپ آلستون (Philip Alston)، گزارشگر ویژه سازمان ملل در مورد فقر مفرط و حقوق بشر (Special Rapporteur on Extreme Poverty and Human Rights)، در سفر به ایالات متحده (۲۰۱۸). بازنشانی‌شده در ۱۶ ژوئن ۲۰۱۸:
<http://socialprotection-humanrights.org/wp-content/uploads/2018/06/g1812530.pdf>
14. Influence Maximization Algorithms
15. Rebalancing The Shared Bike Fleet
۱۶. یک شرکت خصوصی در زمینه دوچرخه اشتراکی در نیویورک. (مترجم)
۱۷. Deep Multivariate Probit Model: در آمار مدل پروبیت، نوعی رگرسیون است که در آن متغیر وابسته تنها می‌تواند دو ارزشی (مانند صفر/یک یا زن/مرد) باشد. (مترجم)
18. End-to-End Learning Approach
19. Multi-Entity Process
20. Dark Ecology
21. U.S. Department of Interior's State of The Birds (SOTB) Reports
22. Bird Returns
23. The Nature Conservancy: <https://www.nature.org/en-us/>
24. Reverse Combinatorial Auctions
25. Collective Graphical Models
26. Citizen Science
27. citizen Scientists
۲۸. Capture-Recapture یک شیوه نمونه‌گیری که در مرحله اول آن نمونه‌ای از جامعه انتخاب می‌شود و پس از نشانه‌دار کردن، به جامعه بازگردانده می‌شود و در مرحله دوم مجدداً نمونه‌ای تصادفی از جامعه انتخاب می‌شود. (مترجم)
29. Hotspots

- Abdelrahman, H., Berkenkamp, F., Poland, J., & Krause, A. (2016). Bayesian optimization for maximum power point tracking in photovoltaic power plants. In 2016 European Control Conference (ECC) (2078-2083). Aalborg, Denmark.
<https://doi.org/10.1109/ECC.2016.7810598>
- Albers, J. H., Dietterich, T., Hall, K., Lee, K., & Taleghan, M. (2018). Simulator-defined Markov decision processes: A case study in managing bio-invasions. In F. Fang, M. Tambe, B. Dilkina, & A. Plumptre (Eds.), *Artificial Intelligence and Conservation*. Cambridge University Press. Cambridge, United Kingdom.
- Azimi, J., Fern, X., & Fern, A. (2016). Budgeted optimization with constrained experiments. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 56, 119-152.
<https://doi.org/10.1613/jair.4896>
- Bai, J., Xue, Y., Bjorck, J., Le Bras, R., Rappazzo, B., Bernstein, R., Suram, S. K., van Dover, R. B., Gregoire, J. M., & Gomes, C. P. (2018). Phase mapper: Accelerating materials discovery with AI. *AI Magazine*, 39(1), 15-26.
<https://doi.org/10.1609/aimag.v39i1.2785>
- Barrett, C., Garg, T., & McBride, L. (2016). Well-being dynamics and poverty traps. *Annual Review of Resource Economics*, 8, 303-327.
<https://doi.org/10.1146/annurev-resource-100815-095235>
- Bernstein, G., McKenna, R., Sun, T., Sheldon, D., Hay, M., & Miklau, G. (2017). Differentially private learning of undirected graphical models using collective graphical models. In *Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning*. (478-487). Sydney, Australia.
<https://proceedings.mlr.press/v70/bernstein17a.html>
- Chen, D., Xue, Y., & Gomes, C. (2018). End-to-end learning for the deep multivariate probit model. *Proceedings of the International Conference on Machine Learning (ICML)*. Stockholm, Sweden.
<https://proceedings.mlr.press/v80/chen18o.html>
- Coble, K., Mishra, A., Ferrell, S., & Griffin, T. (2018). Big data in agriculture: A challenge for the future. *Applied Economic Perspectives and Policy*, 40(1), 79-96.
<https://doi.org/10.1093/aep/ppx056>
- Dilkina, B., Houtman, R., Gomes, C. P., Montgomery, C. A., McKelvey, K. S., Kendall, K., & Schwartz, M. K. (2017). Trade-offs and efficiencies in optimal budget-constrained multi-species corridor networks. *Conservation Biology*, 31(1), 192-202.
<https://doi.org/10.1111/cobi.12814>
- Donti, P., Kolter, J. Z., & Amos, B. (2017). Task-based end-to-end model learning in stochastic optimization. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 5490-5500.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1703.04529>
- Ermon, S., Xue, Y., Toth, R., Dilkina, B., Bernstein, R., Damoulas, T., Clark, P., DeGloria, S., Mude, A., Barrett, C., & Gomes, C. (2015). Learning Large-Scale Dynamic Discrete Choice Models of Spatio-Temporal Preferences with Application to Migratory Pastoralism in East Africa. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 29(1).
<https://doi.org/10.1609/aaai.v29i1.9248>
- Faghmous, J., & Kumar, V. (2014). A big data guide to understanding climate change: The case for theory-guided data science. *Big Data*, 2(3), 155-163.
<https://doi.org/10.1089/big.2014.0026>
- Fang, F., Nguyen, T. H., Pickles, R., Lam, W. Y., Clements, G. R., An, B., Singh, A., Schwedock, B. C., Tambe, M., & Lemieux, A. (2017). PAWS – A Deployed Game-Theoretic Application to Combat Poaching. *AI Magazine*, 38(1), 23-36.
<https://doi.org/10.1609/aimag.v38i1.2710>
- Fang, F., Tambe, M., Dilkina, B., & Plumptre, A. (Eds.). (2018). *Artificial Intelligence and Conservation*. Cambridge University Press. Cambridge, United Kingdom.
- Fink, D., Hochachka, W. M., Zuckerberg, B., Winkler, D. W., Shaby, B., Munson, M. A., & Kelling, S. (2010). Spatiotemporal exploratory models for broad-scale survey data. *Ecological Applications*, 20(8), 2131-2147.
<https://doi.org/10.1890/09-1340.1>
- Fisher, D. H. (2016). Recent advances in AI for computational sustainability. *IEEE Intelligent Systems*, 31(4), 56-61.
<https://doi.org/10.1109/MIS.2016.61>
- Freund, D., Henderson, S. G., & Shmoys, D. B. (2018). *Sharing Economy: Making Supply Meet Demand*. Springer. United States.
- Giesen, N., Hut, R., & Selker, J. (2014). The Trans-African Hydro-Meteorological Observatory (TAHMO). *Wiley Interdisciplinary Reviews: Water*, 1(4), 341-348.
<https://doi.org/10.1002/wat2.1034>
- Gomes, C. P. (2009). Computational sustainability: Computational methods for a sustainable environment, economy, and society. *The Bridge*, 39(4), 5-13.
<https://nap.nationalacademies.org/read/12821/chapter/7#28>
- Grover, A., Markov, T., Attia, P., Jin, N., Perkins, N., Cheong, B., & Ermon, S. (2018, March). Best arm identification in multi-armed bandits with delayed feedback. In *International conference on artificial intelligence and statistics* (833-842). PMLR. New York, USA.
<https://proceedings.mlr.press/v84/grover18b.html>
- Jean, N., Burke, M., Xie, M., Davis, W. M., Lobell, D. B., & Ermon, S. (2016). Combining satellite imagery and machine learning to predict poverty. *Science*, 353(6301), 790-794.
<https://doi.org/10.1126/science.aaf7894>
- Kelling S, Johnston A, Hochachka WM, Iliff M, Fink D, & Gerbracht J. (2015) Can Observation Skills of Citizen Scientists Be Estimated Using Species Accumulation Curves?. *PLoS ONE*, 10(10), e0139600.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0139600>

- Khazaei, J., & Powell, W. B. (2018). SMART-Invest: A stochastic, dynamic planning for optimizing investments in wind, solar, and storage in the presence of fossil fuels. *Energy Systems*, 9(2), 277-303.
<https://doi.org/10.1007/s12667-016-0226-4>
- Kraus, S. (2001). Automated negotiation and decision-making in multiagent environments. In *ECCAI Advanced Course on Artificial Intelligence*. Springer. United States.
- Lässig, J., Kersting, K., & Morik, K. (Eds.). (2016). *Computational Sustainability* (Vol. 645). Springer. United States.
- Molina, S., Fuller, A. K., Morin, D. J., & Royle, J. A. (2017). Use of spatial capture-recapture to estimate density of Andean bears in northern Ecuador. *Ursus*, 28(1), 117-126.
<https://doi.org/10.2192/URSU-D-16-00030.1>
- Phillips, S. J., Anderson, R. P., & Schapire, R. E. (2006). Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological Modelling*, 190(3-4), 231-259.
<https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2005.03.026>
- Powell, W. (2019). A unified framework for stochastic optimization. *European Journal of Operational Research*, 275(3), 795-821.
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.07.014>
- Reynolds, M. D., & et al. (2017). Dynamic conservation for migratory species. *Science Advances*, 3(8), e1700707.
<https://doi.org/10.1126/sciadv.1700707>
- Rockström, J., Steffen, W., Noone, K., Persson, Å., Chapin III, F. S., Lambin, E., & Foley, J. (2009). Planetary boundaries: Exploring the safe operating space for humanity. *Ecology and Society*, 14(2), Article 32.
<https://doi.org/10.1126/sciadv.1700707>
- Rudin, C., & Wagstaff, K. (2014). Machine learning for science and society. *Machine Learning*, 95(1), 1-9.
<https://doi.org/10.1007/s10994-013-5425-9>
- Ruiz-Muñoz, J. F., You, Z., Raich, R., & Fern, X. Z. (2018). Dictionary learning for bioacoustics monitoring with applications to species classification. *Journal of Signal Processing Systems*, 90(2), 233-247.
<https://doi.org/10.1007/s11265-016-1155-0>
- Russell, S., Dietterich, T., Horvitz, E., Selman, B., Rossi, F., Hassabis, D., Legg, S., Suleyman, M., George, D., & Phoenix, S. (2015). Letter to the Editor: Research Priorities for Robust and Beneficial Artificial Intelligence: An Open Letter. *AI Magazine*, 36(4), 3-4.
<https://doi.org/10.1609/aimag.v36i4.2621>
- Sheldon, D. R., & Dietterich, T. G. (2011). Collective graphical models. *Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems*, 1161-1169. Granada, Spain.
<https://dl.acm.org/doi/10.5555/2986459.2986589>
- Sheldon, D., Farnsworth, A., Irvine, J., Van Doren, B., Webb, K., Dietterich, T., & Kelling, S. (2013). Approximate Bayesian Inference for Reconstructing Velocities of Migrating Birds from Weather Radar. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 27(1), 1334-1340. California, USA.
<https://doi.org/10.1609/aaai.v27i1.8486>
- Sullivan, B. L., Aycrigg, J. L., Barry, J. H., Bonney, R. E., Bruns, N., Cooper, C. B., & Kelling, S. (2014). The eBird enterprise: An integrated approach to development and application of citizen science. *Biological Conservation*, 169, 31-40.
<https://doi.org/10.1016/j.biocon.2013.11.003>
- Tambe, M., & Rice, E. (Eds.). (2018). *Artificial Intelligence and Social Work*. Cambridge University Press. Cambridge, United Kingdom.
- United Nations. (2018a). Our Common Future. Retrieved Aug. 25; <http://www.un-documents.net/our-common-future.pdf>
- United Nations. (2018b). Transforming Our World: The 2030 Agenda for Sustainable Development. Retrieved Aug. 25; http://www.un.org/ga/search/view_doc.asp?symbol=a/res/70/&lang=e
- United Nations. (2018c). A World That Counts: Mobilizing The Data Revolution for Sustainable Development. Retrieved June 16;
<http://www.undatarevolution.org/Wp-Content/Uploads/2014/12/A-World-That-Counts2.Pdf>
- Wahabzada, M., Mahlein, A. K., Bauckhage, C., Steiner, U., Oerke, E. C., & Kersting, K. (2016). Plant phenotyping using probabilistic topic models: uncovering the hyper-spectral language of plants. *Scientific reports*, 6(1), 22482.
<https://doi.org/10.1038/srep22482>
- Wu, X., Gomes-Selman, J., Shi, Q., Xue, Y., Garcia-Villacorta, R., Anderson, E., Sethi, S., Steinschneider, S., Flecker, A., & Gomes, C. (2018). Efficiently Approximating the Pareto Frontier: Hydropower Dam Placement in the Amazon Basin. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 32(1).
<https://doi.org/10.1609/aaai.v32i1.11347>
- Xue, Y., Davies, I., Fink, D., Wood, C., & Gomes, C. P. (2016). Avicaching: A two-stage game for bias reduction in citizen science. *Proceedings of the 2016 International Conference on Autonomous Agents & Multiagent Systems*. Singapore. 776-785.
<https://dl.acm.org/doi/10.5555/2936924.2937038>
- Yadav, A., & et al. (2017). Influence maximization in the field: The arduous journey from emerging to deployed application. *Proceedings of the 16th Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, Sao Paulo, Brazil. 150-158.
<https://dl.acm.org/doi/10.5555/3091125.3091152>