بسم الله الرحمن الرحیم

عصر فضای مجازی

گزارش شماره ۸۷

مهر ۱۴۰۰

مرکز ملی فضای مجازی
پژوهشگاه فضای مجازی

فرایادگیری؛
انقلابی در فرآیند یادگیری ماشینی

محتوای انتشار یافته در این اثر
الزاماً بیانگر دیدگاه مرکز ملی فضای مجازی نیست

تهیه شده در پژوهشگاه فضای مجازی
(گروه علوم و فناوری‌های نوین)

تهیه‌کننده: دکتر محمد روشن‌ضمیر (دکترای هوش مصنوعی دانشگاه صنعتی اصفهان)

ناظر علمی: مهندس محمد مهدی رضاپور

حقوق مادی و معنوی این اثر متعلق به مرکز ملی فضای مجازی است و استفاده از آن با ذکر منبع مجاز می باشد.

نشانی: تهران، میدان آرژانتین، خیابان بیهقی، نبش
خیابان ۱۶ غربی، پلاک ۲۰
تلفن: ۸۶۱۵۱۰۶۱-۰۲۱
کد پستی: ۱۵۱۵۶۷۴۳۱۱

فهرست

سخن نخست ۵
چکیده ۹
مقدمه ۱۵

بخش اول
فرایادگیری-مفاهیم و سیستم‌ها ۲۱

بخش دوم
بکارگیری فرادانش در موقعیت‌های مختلف ۳۱

بخش سوم
معماری سامانه‌های فرایادگیر ۴۵

بخش چهارم
راهکارهای متداول ۵۳

بخش پنجم
کاربردها ۵۹

بخش ششم
بحث و نتیجه‌گیری ۶۹

جمع‌بندی ۷۳
منابع ۷۷

سخن نخست

سخن نخست

فضای مجازی با شتاب شگرف و رو به تزایدی که در حال بسط و گسترش است تمام ساحات اجتماعی، اقتصادی، سیاسی و فرهنگی زندگی بشر را درنوردیده و هر روز بخش بزرگی از زندگی واقعی را در خود فرو برده و حیات متفاوت و جدیدی به آن می‌دهد. لذا به نظر می‌رسد دو نگاه کلان به فضای مجازی وجود دارد: نگاه اول که بالاخص در ابتدای رشد و تکوین فضای مجازی مسلط شده بود، آن را همچون ابزاری کنار سایر ابزارهای بشری تصویر می‌کرد که تنها طریقیت داشت. اما نگاه دوم، در نتیجه رشد تحولات خیره‌کننده فضای مجازی و سایه گستری آن در حوزه‌ها و شئون بشر در یک دهه اخیر آن را چون سکویی می‌داند که بسیار فراتر از شأن ابزاری حیات انسان‌ها را سامان جدیدی داده و ادعای تمدن نوینی را دارد. رویکردی که از قضا از چشمان بصیر رهبر انقلاب نیز دور نمانده و انتظاری تمدنی از فضای مجازی در ایران را مطالبه داشته‌اند.

در همین راستا گزارش‌های عصرفضای مجازی تلاش می‌کند تا فهم سازمان‌ها و دستگاه‌های مرتبط با حوزه فضای مجازی را ارتقاء بخشیده و آن‌ها را برای مواجهه فعال و خردمندانه با تحولات این عرصه مهیا سازد.

سید ابوالحسن فیروزآبادی
دبیر شورای عالی و رئیس مرکز ملی فضای مجازی

چکیده

چکیده

فرایادگیری را می‌توان بخشی از فرآیند یادگیری ماشین دانست که در آن الگوریتم‌های یادگیری با توجه به تجربیات بدست آمده در مراحل قبلی جهت بکار گرفته شدن انتخاب می‌شوند. این اصطلاح تفسیر استانداری ندارد اما به طور کلی هدف از آن استفاده از تجربیات قبلی در قالب فراداده است بدین منظور که به کمک آنها فرآیند یادگیری به صورت منعطف‌تری انجام گیرد. بدین صورت می‌توان بازدهی الگوریتم‌های یادگیری موجود را بهبود داد و یا خود فرآیند یادگیری را یاد گرفت. بدین جهت اصطلاح فرایادگیری به معنی یادگیری فرآیند یادگیری نیز شناخته می‌شود. در این حوزه انعطاف‌پذیری عامل بسیار مهمی است زیرا هر الگوریتم یادگیری مبنتی بر مجموعه‌ای از فرضیات در مورد داده‌ها یعنی بایاس استقرایی[1] آنها است بدین معنی که اگر بایاس با مسأله مورد نظر مطابقت داشته باشد فرآیند یادگیری به خوبی پیش خواهد رفت. بنابراین یک الگوریتم یادگیری ممکن است در یک دامنه عملکرد بسیار خوب و در دامنه دیگر عملکرد ضعیفی داشته باشد. این امر محدودیت‌های شدیدی در روش‌های یادگیری ماشین و داده‌کاوی ایجاد می‌کند زیرا

1. Inductive Bias

رابطه بین مسأله یادگیری و اثربخشی الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین هنوز درک نشده است. با استفاده از انواع مختلف ابرداده‌ها مانند ویژگی‌های مسأله یادگیری، خصوصیات الگوریتم یا الگوهایی که قبلاً از داده‌ها یاد گرفته شده است می‌توان یادگیری، انتخاب، تغییر یا ترکیب الگوریتم‌های مختلف یادگیری را برای حل مؤثر یک مسأله یادگیری جدید فراهم کرد. در این تحقیق سعی خواهد شد مروری کلی بر روش‌هایی که بدین منظور ابداع شده داشته باشیم. این الگوریتم‌ها به شکل‌های مختلف سعی می‌کنند نحوه انجام فرآیند یادگیری را یاد بگیرند. تکنیک‌های مختلفی که بدین منظور ارائه شده است نظیر روش‌های مدل مبنا و مقیاس مبنا و نیز روش‌های بر مبنای بهینه‌سازی بررسی می‌شوند. کاربردهای این شاخه از هوش مصنوعی نیز بسیار زیاد است. از آنجا که امروزه یادگیری ماشین را می‌توان کاربردی‌ترین شاخه علوم کامپیوتر دانست، لذا فرایادگیری می‌تواند کاربردهای بسیار زیادی در تمامی زمینه‌های علوم داشته باشد زیرا آنچه باید انجام شود فرآیند یادگیری است و یادگیریِ فرآیند یادگیری قطعاً کمک فوق‌العاده‌ای برای محققین خواهد بود. تقریباً در تمام زمینه‌هایی که به دنبال استفاده از یادگیری ماشین هستیم نظیر اقتصاد دیجیتال، بیوانفورماتیک، شبکه‌های کامپیوتری، بینایی کامپیوتری، ترجمه کامپیوتری، پردازش زبان طبیعی و صدها زمینه دیگر فرایادگیری می‌تواند نقش بسزایی ایفاء کند زیرا در تمام این زمینه‌ها مسأله انتخاب الگوریتم یادگیری یک چالش اساسی است و فرایادگیری پاسخی به این چالش است. هدف از این تحقیق ایجاد یک نقطه آغازین برای شروع به کار محققینی است که می‌خواهند

تحقیقات خود را در این حوزه از علم هوش مصنوعی انجام دهند.

واژگان کلیدی: فرایادگیری، فرادانش، فراویژگی، بایاس استقرایی.

مقدمه

مقدمه

فرایادگیری را می‌توان انقلابی در فرآیند یادگیری دانست. مسأله‌ای که در فرایادگیری با آن مواجه هستیم سفارشی کردن فرآیند یادگیری بر اساس شرایط است. انجام چنین کاری در واقع پاسخ به آینده است. در این حوزه، مسأله، اندازه و بزرگی راه‌حل جدید نیست بلکه ایجاد یک جنب و جوش در فرآیند یادگیری ماشین است که در آن خود ماشین بتواند تشخیص دهد که کدام الگوریتم یادگیری مناسب با کدام مسأله است. البته قطعاً این کار باید با پشتوانه بیرونی و بر اساس یک سری تجربیات قبلی صورت گیرد. این حوزه از دانش هوش مصنوعی بسیار بیشتر از آنچه تصور می‌شود دنیای ما را دگرگون خواهد کرد و در نتیجه پیش‌بینی آینده اصلاً کار راحتی نخواهد بود. برمبنای این دانش شاید بتوان گفت که انسان‌ها می‌بایست خود را برای تحول عظیمی در روابط بین خود و اشیاء پیرامون خود آماده کنند.

اگر بخواهیم این حوزه از علم هوش مصنوعی را به صورت رسمی‌ترین بررسی کنیم می‌توان گفت که رشد دائمی برنامه‌های کاربردی موفق در حوزه یادگیری ماشین و داده‌کاوی منجر به ایجاد

تمایل زیاد به سمت و سوی پیشرفت واقعی به سمت درک ماهیت و نحوه عملکرد ماشین‌های یادگیر شده است. از جمله کاربردهایی که در آن یادگیری ماشین و داده‌کاوی توانسته‌اند قابلیت‌های فوق‌العاده‌ای از خود به نمایش بگذارند می‌توان به طبقه‌بندی خودکار میلیون‌ها شیئ درخشان در تصاویر نجومی تا تجزیه و تحلیل پیچیده توالی‌های طولانی ژن‌ها در داده‌های زیستی و پزشکی اشاره کرد که در آنها یادگیری ماشین خود را به عنوان ابزاری ضروری برای تجزیه و تحلیل داده‌ها، تشخیص الگو و کشف دانش معرفی کرده است. این پیشرفت آشکار برای ایجاد مدل‌های پیش‌بینی دقیق، به طراحی الگوریتم‌های یادگیری جدید متکی است. تاریخچه یادگیری ماشین نشان‌دهنده مجموعه‌های بسیار متنوعی از الگوریتم‌های یادگیری نظیر درختان تصمیم‌گیری، شبکه‌های عصبی، الگوریتم‌های تکاملی و هوش جمعی و بسیاری دیگر از الگوریتم‌ها است. اگرچه به صورت قطع طراحی الگوریتم‌های یادگیری جدید در پیشبرد توانایی ما در یافتن مدل‌های داده‌ای صحیح درجه بالایی از اهمیت قرار دارد، آنچه می‌بایست بیشتر مورد توجه قرار گیرد درک رابطه بین ویژگی‌های مجموعه داده‌ها و راهکار تعبیه شده در الگوریتم یادگیری است. بهتر است کاربر نهایی به جای آزمایش چندین الگوریتم یادگیری برای ارزیابی اینکه کدام یک از آنها می‌توانند به صورت رضایت‌بخش روی یک مجموعه از داده‌ها بکار گرفته شوند روی دستورالعمل‌هایی متمرکز شود که به بهترین استراتژی یادگیری برای مسأله مورد نظرش اشاره می‌کند. محققین و دست اندرکاران حوزه یادگیری ماشین احتیاج به پاسخ‌گویی به این سؤال دارند که چه الگوریتمی

کجا بهتر کار می‌کند. بدین منظور لازم است توصیف صحیحی از توزیع داده‌ها و راهکارهای یادگیری در اختیار داشت تا بتوان به کمک آنها رفتار یادگیری را به درستی توصیف کرد.

در این گزارش در ابتدا در بخش ۲ به بررسی تفسیرهای مختلف از اصطلاح فرایادگیری می‌پردازیم. یکی از این تفسیرها یافتن روش‌هایی است که بر اساس آنها الگوریتم‌های یادگیری خود را با ویژگی‌های داده منطبق می‌کنند. اگر نوعی بازخورد بین بازدهی فرآیند یادگیری با توزیع داده‌ها وجود داشته باشد به شکل‌های مختلفی می‌توان به این هدف دست یافت. بدین صورت می‌توان به این مسأله به دید یک مسأله انتخاب (یا رده‌بندی) الگوریتم‌ها یا ترکیب آنها نگاه کرد که می‌توانند از بازدهی‌های حاصل از تجربیات گذشته جهت هدایت فرآیند انتخاب مدل نهایی بهره‌برداری کنند. هدف نهایی، طراحی الگوریتم‌های یادگیری است که منطبق بر مسأله باشند نه اینکه از روش‌هایی مستقل از ماهیت داده‌های مورد نظر استفاده کنند. این بخش از گزارش تحقیق در بخش ۳ مورد بررسی قرار گرفته است. در این بخش تشریح خواهد شد که یک راهکار مطلوب در فرایادگیری، بکارگیری تجربیات یا فرادانش جهت دستیابی به یک سیستم یادگیری منعطف است. در بخش ۴ این گزارش معماری برخی سامانه‌های فرایادگیر مورد بررسی قرار می‌گیرد. بخش ۵ تعدادی از الگوریتم‌هایی که بدین منظور طراحی شده‌اند معرفی خواهند شد و در نهایت در بخش ۷ بحث و نتیجه‌گیری این گزارش آورده شده است.

بخش اول

فرایادگیری - مفاهیم و سیستم‌ها

بخش اول

فرایادگیری - مفاهیم و سیستم‌ها

یک سیستم فرایادگیر شامل سه بخش است: یک زیر سیستم یادگیر، تجربیاتی که از دانش بدست آمده طی فرآیندهای یادگیری قبلی و در حوزه‌های مختلف کسب شده‌اند (این دانش بخشی از فرادانش محسوب می‌شود) و در نهایت بایاس یادگیر که باید بتواند به صورت پویا انتخاب شود [۱]. بایاس به مفروضاتی اطلاق می‌شود که بر روی انتخاب فرضیات توضیح‌دهنده مدل داده‌ها تأثیر می‌گذارند [۲]. فرایادگیری از دو جهت با بایاس یادگیری مرتبط است. بایاس اعلانی بیانگر فضای فرضیه‌ها است و اندازه فضای جستجو را تحت تأثیر قرار می‌دهد. به عنوان مثال فرضیاتی در نظر گرفته شود که فقط با استفاده از توابع خطی نشان داده می‌شوند. بایاس رویه‌ای محدودیت‌هایی در اولویت فرضیه‌های استقرایی ایجاد می‌کند مثلاً فرضیه‌های کوچکتر را بر فرضیه‌های بزرگتر ترجیح می‌دهد.

۱- ۱- مفاهیم اولیه

ابزارهای یادگیری ماشین و داده‌کاوی مجموعه‌ای گسترده از الگوریتم‌ها هستند اما این ابزارها فاقد دستورالعمل‌های لازم برای انتخاب الگوریتم

مناسب برمبنای ماهیت مسأله مورد بررسی می‌باشند. برنامه‌هایی از قبیل رتبه‌بندی اعتبار مؤسسات، تشخیص پزشکی، تشخیص کلاهبرداری و شناسایی اشیاء در تصاویر نجومی با اطلاعاتی اندک و یا حتی بدون کوچکترین اطلاعات اضافی در مورد نوع تکنیک تحلیل استفاده شده در آن مسأله، هزاران نمونه تجزیه و تحلیل ایجاد می‌کنند که غالباً صرفاً مناسب همان مسأله مورد بررسی است. از آنجا که کارها در دنیای واقعی غالباً وابسته به زمان هستند، محققان مایلند تنها از تعداد اندکی از الگوریتم‌های در دسترس برای تحلیل داده‌ها استفاده کنند به این امید که مجموعه فرضیات تعبیه شده در این الگوریتم‌ها با ویژگی‌های داده‌های مورد بررسی منطبق باشند. این کار در حوزه یادگیری ماشین و داده‌کاوی محققین را تشویق کرده است که بررسی کنند آیا یادگیری از داده‌ها فقط یک مسأله است که در آن می‌بایست به دنبال مدل مناسبی بگردیم که به داده‌ها منطبق باشد و یا با چندین مسأله مواجه هستند که می‌توان از حل هر کدام از آنها به منظور افزایش کارآیی حل مسأله نهایی بهره برد. حالت دوم دلالت بر آن دارد که یادگیری در مورد فرآیند یادگیری امکان‌پذیر است و به صورت خاص اینکه یک سیستم می‌تواند یاد بگیرد که چگونه از تجربیات گذشته دانش بیشتری تولید کند و به کمک آن دانش، فرآیند انتخاب خودکار یادگیر را تسهیل کند.

اگر از دیدگاه عملی به موضوع فرایادگیری نگریسته شود هدف از فرایادگیری را می‌توان به دو بخش تقسیم کرد. از یک طرف می‌خواهیم بر چالشی که کاربران فعلی ابزارهای تحلیل داده با آن مواجه هستند فائق آییم. در این بخش هدف کمک به کاربران در

انتخاب یک مدل پیش‌بینی‌کننده مناسب (و یا ترکیبی از مدل‌ها) با در نظر گرفتن حوزه‌ای است که قرار است الگوریتم‌ها در آن بکار گرفته شوند. بدون دریافت نوعی کمک در مورد نحوه انتخاب الگوریتم(ها) این کار می‌تواند برای کاربران نهایی که مایل به دسترسی مستقیم و مقرون به صرفه به آخرین تکنولوژی‌ها در این حوزه هستند به مانعی سخت تبدیل شود. در اغلب موارد کاربران نهایی نه تنها تخصص لازم برای انتخاب یک الگوریتم مناسب را ندارد بلکه به الگوریتم‌های مختلف نیز دسترسی کامل ندارند تا بتوانند از طریق آزمایش و خطا بهترین آنها را انتخاب کنند. حل این مشکل از طریق ابداع الگوریتم‌های فرایادگیری امکان‌پذیر است. این نوع الگوریتم‌ها از طریق نگاشت مسائل به الگوریتم‌ها (و یا ترکیب آنها) برای کاربران یک سیستم راهنمایی خودکار و قاعده‌مند فراهم می‌کنند.

از طرف دیگر لازم است به حل مشکلی که معمولاً هنگام استفاده از ابزارهای تجزیه و تحلیل داده‌ها با آنها مواجه هستیم بپردازیم. این مسأله چگونگی بهره‌برداری از استفاده مکرر از یک مدل پیش‌بینی روی کارهای مشابه است. برای بکارگیری موفق الگوریتم‌ها در مسائل دنیای واقعی نیاز به سازگاری مداوم با نیازهای جدید است. در کارهای جدید به جای اینکه فرآیند یادگیری از اول آغاز شود انتظار می‌رود مکانیزم یادگیری با در نظر گرفتن تجربه قبلی خود فرآیند یادگیری را مجدد انجام دهد. این حوزه از تحقیقات که تحت عنوان یادگیری فرایند یادگیری شناخته می‌شود در چند سال اخیر شاهد تحولات جدید بسیاری بوده است. در اینجا نیز سیستم‌های فرایادگیر می‌توانند با جستجوی الگوهای موجود در مسائل، به کنترل روند

بهره‌برداری از تخصص جمعی کمک کنند.

هدف از این تحقیق مروری بر موضوع فرایادگیری با در نظر گرفتن هر دو شاخه تئوری و عملی آن است. در این گزارش آخرین تحقیقات انجام شده در موضوعات مختلف مطرح در این حوزه پرداخته می‌شود. امید است بتوان به کمک این مباحث محققین و شاغلین در این حوزه را به سرمایه‌گذاری بیشتر در آن تشویق کرد. با وجود پیشرفت‌های خوبی که در این حوزه ایجاد شده است هنوز تحقیقات زیادی می‌بایست در این حوزه انجام گیرد. همچنین می‌بایست محققین را متقاعد کرد که در جهت گسترش سازگاری سیستم‌های یادگیر فعلی نسبت به درک نحوه یادگیری خودشان گام بردارند.

۲-۱- یادگیری پایه در مقابل فرایادگیری

کار را با بررسی تفاوت دیدگاه سنتی به یادگیری که آن را یادگیری پایه می‌نامیم و فرایادگیری شروع می‌کنیم. تفاوت یادگیری پایه با فرایادگیری در سطح انطباق است. بدین معنی که یادگیری در سطح پایه بر تجمیع تجربیات روی یک مسأله یادگیری خاص متمرکز است در حالی که یادگیری در سطح فرایادگیری روی تجربیات مربوط به عملکرد چندین کاربرد از یک سیستم یادگیر متمرکز می‌باشد. در یک سناریوی یادگیری استقرایی معمولی بکار گیری یک یادگیر پایه نظیر درخت تصمیم‌گیری، شبکه عصبی و یا بردارهای پشتیبان تصمیم روی یک مجموعه از داده‌ها یک تابع پیش‌بین تولید می‌کند که به فرضیات ثابت تعبیه شده در یادگیر وابسته است. کیفیت این تابع پیش‌بین به طور معمول با افزایش تعداد نمونه‌های آموزشی

بهبود می‌یابد. در این وضعیت اگرچه بکارگیری چندباره آن یادگیر روی همان داده‌ها همواره به نتایج یکسانی منجر می‌شود هیچ گونه دانشی در زمینه دامنه مسأله استخراج نمی‌شود.

به عنوان نمونه فرض کنید می‌خواهیم بیماران را در یک بیمارستان بر اساس لیست بیماری‌های بالقوه دسته‌بندی کنیم. اگر یک مجموعه داده بزرگ در اختیار باشد که در آن هر رکورد با مجموعه‌ای از ویژگی‌ها نظیر گروه خونی، فشار خون، میزان تب بیمار و سابقه پزشکی به همراه نام بیماری فرد نمایش داده شود، می‌توان یک الگوریتم یادگیری را جهت پیش‌گویی صحیح بیماری فرد جدید آموزش داد. کارآیی این الگوریتم معمولاً با افزایش تعداد بیماران بهبود می‌یابد. این نوع یادگیری در سطح پایه است که در آن نمونه‌های بیشتر (یعنی بیماران جدید) پشتیبانی آماری بیشتری جهت آشکارسازی ماهیت الگوهای پنهان شده در داده‌ها ارائه می‌کنند.

کار در سطح پایه دو محدودیت عمده دارد. اولاً الگوهای داده معمولاً برای تفسیر و تحلیل استفاده نمی‌شوند بلکه از آنها در یک تابع جهت پیش‌بینی نمونه‌های جدید استفاده می‌شود. آموزش بیشتر الگوریتم یادگیر روی داده‌های ثابت نمی‌تواند باعث افزایش هیچ گونه تجربه‌ای شود. ثانیاً داده‌های بیمارستان‌های دیگر بندرت مورد استفاده قرار می‌گیرند مگر آنکه همه داده‌های موجود در بیمارستان‌ها با هم ترکیب شوند. تجربه و یا دانش بدست آمده هنگام استفاده از الگوریتم‌های یادگیری به کمک داده‌های یک بیمارستان به سادگی در دسترس سایر بیمارستان‌ها قرار ندارد. کلید حل این مشکلات جمع‌آوری دانش در مورد فرآیند یادگیری است که آن را فرادانش می‌گویند.

این چنین دانشی پس از هر آموزش می‌تواند جهت بهبود فرآیند یادگیری مورد استفاده قرار گیرد. فرادانش اشکال و برنامه‌های متفاوتی را می‌توان در بر داشته باشد و همچنین می‌تواند به صورت هر نوع دانشی که در جریان استفاده از یک سیستم یادگیری معین حاصل می‌شود تعریف شود. پیشرفت در حوزه فرایادگیری به فراگیری و استفاده مؤثر از دانش در مورد سیستم‌های یادگیری (یعنی فرادانش) وابسته است تا بتوان هم درک بهتری از این حوزه داشت و هم بازدهی سیستم بهبود یابد.

۳-۱- انتخاب پویای بایاس

حوزه فرایادگیری به بررسی این موضوع می‌پردازد که چگونه کارآیی سیستم‌های یادگیر از طریق تجربه می‌تواند بهبود یابد. انتظار این نیست که فقط یک راه‌حل خوب پیدا شود بلکه می‌خواهیم این فرآیند با گذشت زمان به صورت مؤثرتری انجام گیرد. مسأله را می‌توان به صورت تعیین بایاس صحیح برای هر مسأله تعریف کرد. مفهوم بایاس در یادگیری در هسته مطالعات حوزه یادگیری ماشین قرار دارد. بایاس به معنی هرگونه ارجحیت دادن به یک فرضیه نسبت به فرضیه‌های دیگری است که همه آنها به صورت مساوی قابل قبول باشند. این ارجحیت دادن بر اساس اطلاعات کاملاً بدیهی مستقل از داده‌ها صورت می‌پذیرد.

برخلاف یادگیری پایه که در آن بایاس یک پیش‌بین ثابت و یا یک پیش بین است که پارامترهای آن توسط کاربر مشخص می‌شود، در فرایادگیری این موضوع مورد بررسی قرار می‌گیرد که چگونه مناسب‌ترین

بایاس را به صورت پویا انتخاب کنیم. دیدگاهی که در این بخش از فرایادگیری ارائه شده است مطابق با تصویری می‌باشد که در اصل توسط رندل و همکاران ارائه شده است [۳]: فرایادگیری یادگیری از تجربیات است هنگامی که بایاس‌های مختلف مناسب با یک مسأله خاص هستند. این تعریف برخی مسائل مهم نظیر نقش فرادانش و یا اینکه چگونه فرآیند انطباق رخ می‌دهد را حل نشده باقی می‌گذارد. فرایادگیری هر دو بایاس اعلامی و رویه‌ای را پوشش می‌دهد. بایاس اعلامی بیانگر فضای فرضیه‌ها است و روی اندازه فضای جستجو تأثیر می‌گذارد. به عنوان مثال آیا فضای جستجو فقط محدود به توابع خطی است و یا ترکیب مقادیر صفات است. بایاس رویه‌ای محدودیت‌هایی روی فرضیه‌های استقرایی اعمال می‌کند. بدین صورت که مشخص می‌کند اولویت‌های آنها به چه ترتیبی است. مثلاً فرضیه‌های کوچکتر بر بزرگتر اولویت دارند. هر دو نوع بایاس روی میزان اثربخشی یک سیستم یادگیری، تأثیرگذار هستند. جستجو در فضای بایاس (اعلامی و رویه‌ای) باعث می‌شود که الگوریتم فرایادگیری درگیر یک فرآیند زمان‌بر شود. یک هدف مهم در فرایادگیری بهره‌برداری از فرادانش است تا بتواند جستجو روی فضای بایاس را قابل مدیریت کند.

بخش دوم

بخش دوم

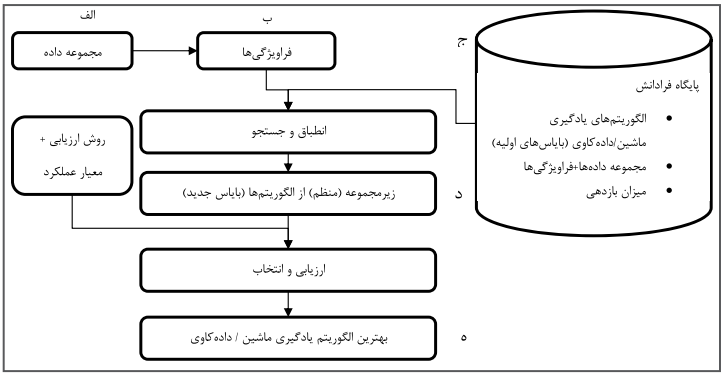
بکارگیری فرادانش در موقعیت های مختلف

ما در این بخش نشان می‌دهیم که دانش بدست آمده از طریق تجربه می‌تواند در بسیاری از موقعیت‌های مختلف مفید واقع شود. روش پیشنهادی در اینجا انتخاب الگوریتم یادگیری مناسب برای یک برنامه خاص است.

۲-۱- انتخاب و پیشنهاد الگوریتم‌های یادگیری ماشین

مسأله انتخاب و یا پیشنهاد یک زیرمجموعه مناسب از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای انجام یک کار خاص را در نظر بگیرید. این مسأله را می‌توان به عنوان یک مسأله جستجو در نظر گرفت که در آن فضای جستجو شامل انواع الگوریتم‌های یادگیری ماشین است و هدف آن است که یک مجموعه از الگوریتم‌های یادگیری با بهترین عملکرد شناسایی شوند. یک چارچوب کلی برای انتخاب الگوریتم‌های یادگیری در شکل ۱ نشان داده شده است. بر اساس این چارچوب فرآیند را می‌توان به دو مرحله تقسیم کرد. در مرحله اول هدف این است که با توجه به داده‌های آموزش و با استفاده از فرادانش در دسترس شکل ۱. ج یک مجموعه مناسب از الگوریتم‌های

یادگیری شناسایی شوند (شکل ۱. الف). خروجی این مرحله یک زیرمجموعه رتبه‌بندی شده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین است که فضای بایاس جدید و کاهش‌یافته را نشان می‌دهد (شکل ۱. د). مرحله دوم این فرآیند، جستجو در این فضای کاهش‌یافته است. هر الگوریتم یادگیری با استفاده از معیارهای مختلف عملکرد نظیر میزان دقت ارزیابی می‌شود تا بهترین الگوریتم شناسایی شود (شکل ۱. ه).



شکل ۱. انتخاب الگوریتم‌های یادگیری ماشین / داده‌کاوی. یافتن یک فضای کاهش‌یافته و انتخاب بهترین الگوریتم یادگیری [۲]

این چارچوب متفاوت از رویکردهای مرسوم است که در آن از پایگاه فرادانش استفاده می‌شود. همان‌گونه که قبلاً نیز گفته شد یک هدف مهم در فرایادگیری بررسی نحوه استخراج و بهره‌برداری از فرادانش جهت بهره‌مند شدن از تجربیات قبلی است. اطلاعات موجود در پایگاه فرادانش می‌تواند اشکال مختلفی داشته باشد. به عنوان مثال ممکن است مجموعه‌ای از الگوریتم‌های یادگیری را شامل شود که عملکردی مناسبی را در مجموعه داده‌های مشابه با داده‌های تحت تجزیه و تحلیل فعلی نشان داده باشند. الگوریتم‌هایی که برای

توصیف الگوریتم‌های یادگیری ماشین، پایگاه‌های دانش و معیارهای سنجش در دسترس هستند تا بتوان به کمک آنها میزان شباهت داده‌ها و یا مسائل را توصیف کرد در پایگاه فرادانش ذخیره می‌شوند. از این رو فرادانش نه تنها حاوی اطلاعات مفیدی در مورد انتخاب پویای بایاس است بلکه شامل توابع و الگوریتم‌هایی است که می‌توان از آنها برای تولید اطلاعات مفید جدید استفاده کرد. باید متذکر شد که فرادانش عموماً نیاز به جستجو را به صورت کامل از بین نمی‌برد بلکه یک روش مؤثرتر برای جستجو در بین گزینه‌های موجود فراهم می‌کند. واضح است که میزان اثربخشی فرآیند جستجو بستگی به کیفیت فرادانش در دسترس دارد.

۲-۲- تولید فراویژگی

با توجه به مثال فوق ممکن است پرسیده شود که چگونه زیرمجموعه‌ای از الگوریتم‌های یادگیری شناسایی می‌شوند. یک شکل از فرادانشی که در مرحله اول استفاده می‌شود به ویژگی‌های مجموعه داده و یا فراویژگی‌ها اشاره دارد (شکل ۱. ب). اینها اطلاعات ارزشمندی برای مشخص کردن عملکرد مجموعه‌ای از الگوریتم‌های یادگیری داده شده ارائه می‌دهند. هدف، جمع‌آوری مجموعه‌ای از توصیف‌کننده‌ها در مورد توزیع داده‌ها است که همبستگی خوبی با بازدهی مدل‌های یادگرفته شده دارند. این سهم ویژه‌ای از فرایادگیری در حوزه یادگیری ماشین است. بیشتر کارها در حوزه یادگیری ماشین روی طراحی معماری‌های یادگیری چندگانه با انواع الگوریتم‌های حاصل متمرکز است و کارهای اندکی به درک ارتباط بین الگوریتم‌های یادگیری و

ویژگی‌های داده‌های مورد تجزیه و تحلیل اختصاص داده شده است.

تاکنون سه دسته اصلی از فراویژگی ارائه شده است. اولین مورد شامل ویژگی‌های مبتنی بر توصیف آماری و اطلاعاتی-نظری است. این فراویژگی‌ها که از روی مجموعه داده‌ها تخمین زده می‌شوند شامل تعداد کلاس‌ها، تعداد ویژگی‌ها، نسبت رکوردها به ویژگی‌ها، درجه همبستگی بین ویژگی‌ها و مفهوم هدف و آنتروپی است [۴-۹]. این روش توصیف در برخی تحقیقات نظیر ESPRIT Statlog و METAL مورد استفاده قرار گرفته است که نتایج مثبت و ملموسی داشته است.

شکل متفاوتی از خصوصیات داده از خواص برخی فرضیات القاء شده بهره می‌برد. به عنوان نمونه‌ای از این رویکرد مبتنی بر مدل می‌توان یک درخت تصمیم را از روی یک مجموعه داده ساخت و ویژگی‌های آن (به عنوان مثال گره‌ها در هر ویژگی، بیشترین عمق درخت، شکل و عدم تقارن در درخت) را جمع‌آوری و به کمک آنها یک مجموعه فراویژگی ایجاد کرد [۱۰, ۱۱].

در نهایت، یک ایده متفاوت، بهره‌گیری از اطلاعاتی است که از یک مجموعه از یادگیرهای ساده و سریعی بدست آمده است که تفاوت عمده‌ای در روش‌های یادگیری آنها وجود دارد [۱۲, ۱۳]. دقت این یادگیرها که به آنها نشانگر نیز می‌گوییم برای توصیف یک مجموعه داده و نیز جهت مشخص کردن زمینه‌هایی که هر نوع یادگیر می‌تواند بکار گرفته شود استفاده می‌شود [۱۴, ۱۵].

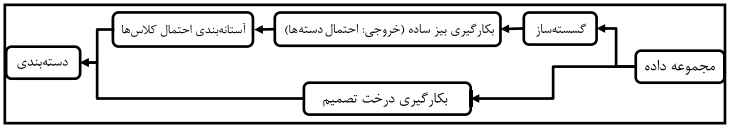
معیارهای مورد بحث در بالا می‌توانند برای مشخص کردن یک زیرمجموعه از مدل‌های صحیح مورد استفاده قرار گیرند. این کار به کمک یک سیستم فراسطح انجام می‌گیرد که ویژگی‌های یک

مجموعه داده را به یک مدل نگاشت می‌کند. به عنوان مثال در [۱۶] روشی در فراسطح پیشنهاد شده است که جهت شناسایی شبیه‌ترین مجموعه داده به مجموعه داده ورودی استفاده می‌شود. برای هر یک از مجموعه داده‌های در همسایگی می‌توان بر اساس عملکرد خاص آنها (مثلاً دقت، زمان یادگیری و ...) رتبه‌ای برای مدل‌های کاندید ایجاد کرد. این رتبه‌ها را می‌توان برای ایجاد یک سیستم پیشنهاد دهنده بر اساس رتبه‌های تولیدی استفاده کرد.

۳-۲- بکارگیری فرایادگیری در کشف دانش و داده‌کاوی

چارچوب الگوریتم که در بالا به آن اشاره شد می‌تواند بیشتر به سمت کشف دانش و داده‌کاوی تعمیم یابد. شکل ۱. را دوباره در نظر بگیرید اما این بار فرض کنید خروجی سیستم یک الگوریتم یادگیری نیست بلکه یک سیستم برنامه‌ریزی منعطف است. تعمیم پیشنهادی را می‌توان بدین شکل توجیه کرد که به طور معمول فرآیند کشف دانش و داده‌کاوی در قالب توالی عملیات‌هایی نظیر انتخاب داده‌ها، پیش‌پردازش، ایجاد مدل و پس‌پردازش نشان داده می‌شود. عملیات‌های منفرد را می‌توان به عملیات‌های کوچکتر تجزیه کرد. هر عملیات را می‌توان به شکل یک دنباله ساده توصیف کرد. یک نمونه از آن در شکل ۲ نشان داده شده است [۱۷]. این دنباله‌ها را می‌توان طرح‌های قابل اجرا دانست. هنگامی که این طرح‌ها اجرا می‌شوند، تأثیرات خاصی ایجاد می‌کنند (به عنوان مثال طبقه‌بندی داده‌های ورودی). بر اساس این چارچوب بسط یافته، وظیفه کاشف دانش و داده‌کاو این است که یک برنامه

مناسب را تدوین کند. به طور کلی مسأله تولید یک طرح ممکن است به صورت شناسایی مجموعه‌ای از دستورالعمل‌ها تدوین شود که معیارهای خاصی را برآورده سازند. تولید یک طرح خوب کار ساده‌ای نیست. هرچه عملیات بیشتری احتیاج باشد رسیدن به یک راه‌حل بهینه (یا تقریباً بهینه) سخت‌تر خواهد شد.



شکل ۲. یک نمونه از دنباله ساده از عملیات‌ها

طرح‌ها را می‌توان به دو طریق ایجاد کرد. یک روش این است که از اجزاء طرح را گام به گام مشخص کنیم. بدین ترتیب که از یک طرح خالی شروع کرده و به تدریج آن را بسط دهیم [۱۷]. روش دیگر در نظر گرفتن طرح‌های قبلی، شناسایی طرح‌های مناسب‌تر برای یک مسأله مشخص و انطباق آنها با وضعیت فعلی است [۱۸].

اگرچه برای پیاده‌سازی این ایده‌ها می‌توان هر سیستم برنامه‌ریزی مناسبی را بکار گرفت، واضح است که حل این مسأله ذاتاً مشکل است. باید بسیاری از عملیات‌های ممکن را در نظر گرفت که برخی از آنها پیچیدگی محاسباتی بالایی دارند (مثلاً آموزش یک دسته‌بند روی یک مجموعه داده بزرگ). برای تسهیل این کار می‌توان از فرادانش کمک گرفت. سیستم‌های برنامه‌ریزی موجود را می‌توان فرادانشی خاص در نظر گرفت که قابلیت‌های خود را در سناریوهای قبلی به اثبات رسانده‌اند. همچنین می‌توان در مورد قابلیت بکارگیری طرح‌های موجود برای پشتیبانی از قابلیت استفاده مجدد دانش کسب کرد. در نهایت می‌توان در مورد چگونگی تطبیق

طرح‌های موجود با شرایط جدید کسب دانش کرد.

۲-۴- بکارگیری فرایادگیری جهت ترکیب سیستم‌های یادگیری ماشین پایه

یک نوع عملیات داده‌کاوی که در بخش قبل مورد بررسی قرار گرفت ترکیب مدل‌ها است. با در نظر گرفتن اطلاعات یادگیرهای پایه برحسب ویژگی‌های زیرمجموعه‌های مختلف داده و یا الگوریتم‌های یادگیری مختلف، ترکیب مدل می‌تواند به سیستم‌های یادگیری ترکیبی با قابلیت بازدهی بیشتر نسبت به هر یک از اجزاء آن دست یابد. نمونه‌هایی از روش‌های ترکیبی عبارتند از boosting، stacked generalization، cascading، arbitrating و meta-decision trees از آنجا که در این روش از نتایج بدست آمده در سطح پایه برای ایجاد یک یادگیر در سطح بالاتر استفاده می‌شود ترکیب مدل‌ها می‌تواند به عنوان یک نوع فرایادگیری در نظر گرفته شود. اگرچه بسیاری از رویکردها منحصراً بر روی یک چنین فرایادگیری‌هایی متمرکز هستند تا به کمک آنها دقت یادگیرهای پایه را بهبود دهند اما برخی از آنها با استخراج فرادانش طی فرآیند ترکیب بینش قابل تفسیری از فرآیند یادگیری ارائه می‌کنند.

۲-۵- کنترل فرآیند یادگیری و مدیریت بایاس

در مورد اینکه چگونه می‌توان از فرادانش برای تسهیل فرآیند یادگیری استفاده کرد توضیحات مختصری ارائه شد. اکنون موقعیتی را در نظر می‌گیریم که مجموعه داده مورد نظرمان بسیار بزرگ و یا

حتی بالقوه بی‌نهایت باشد (به عنوان مثال پردازش‌های مدل شده به عنوان جریان داده مداوم).

می‌توانیم بین چندین موقعیت تفکیک قائل شویم. به عنوان مثال فرض کنید پایگاه دانش بسیار بزرگی در اختیار داریم اما این پایگاه دانش نامحدود نیست. فرض کنید که یک الگوریتم یادگیری ماشین خاص انتخاب شده و هدف استفاده از یک استراتژی مناسب جهت کاهش مشکل داده‌های بزرگ است. روش‌های مختلفی برای مقابله با این مشکل ارائه شده است. برخی از آنها روی روش‌های کاهش داده متمرکز هستند در حالی که برخی دیگر قابلیت‌های جدیدی از الگوریتم‌های موجود را ارائه می‌دهند [۱۹].

یک استراتژی شناخته شده متکی بر یادگیری فعال است [۲۰] که در آن نمونه‌ها به چند دسته تقسیم شده، پردازش می‌شوند. مدل اولیه به کمک اولین دسته ایجاد می‌شود. پس از اینکه مدل اولیه ایجاد شد هدف این خواهد بود که نمونه‌های حاوی اطلاعات را از دسته بعدی انتخاب و از سایر نمونه‌های آن دسته چشم‌پوشی کند.

ایده کنترل فرآیند یادگیری می‌تواند یک گام دیگر جلو رود. به عنوان مثال فرایادگیری می‌تواند در جایی که توصیف مجموعه داده‌های جدید به صورت تدریجی انجام می‌شود و الگوریتم‌های مختلف را روی نمونه‌هایی با اندازه در حال افزایش آزمایش می‌کنند به صورت پویا انجام گیرد. نتایج بدست آمده در یک مرحله مشخص می‌کند که در مرحله بعد چه کاری باید انجام گیرد. هدف این است که با انتخاب صحیح‌ترین الگوریتم یادگیری پایه خطای بایاس به صورت مؤثری کاهش یابد.

مثال دیگر یادگیری از جریان داده‌ها است. کار در این حوزه یک روش کنترل ایجاد کرده است که به ما این امکان را می‌دهد که با دسترسی به اطلاعات بیشتر انواع مختلف سیستم‌های یادگیری را انتخاب کنیم. به عنوان نمونه سیستم ممکن است در ابتدا دسته‌بند بیز ساده را انتخاب کند اما بعداً با دسترسی به اطلاعات بیشتر به یک مدل پیچیده‌تر تغییر یابد.

در بخش ۳. ۱. دیدیم که چگونه می‌توان از ویژگی‌های داده‌ها استفاده کرد تا زیرمجموعه‌ای از مدل‌های مناسب را انتخاب کرد و بدین شکل فضای مدل‌های مورد بررسی را کاهش داد. در یادگیری از جریان داده‌ها، مکانیزم کنترل به روش تا حدودی متفاوت فعال می‌شود. از کمیت و ویژگی‌های داده‌ها می‌توان به منظور تعیین اینکه آیا سیستم باید با همان مدل ادامه کار دهد و یا اقدامات اصلاحی انجام دهد استفاده می‌شود. اگر تغییر مدل ضروری به نظر برسد سیستم می‌تواند مدل فعلی را گسترش داده و یا حتی از ابتدا شروع به یادگیری مجدد کند. علاوه بر این سیستم می‌تواند تصمیم بگیرد که یک جابه‌جایی از یک نوع مدل به مدل دیگر انجام گیرد.

۶-۲- انتقال فرادانش بین حوزه‌های مختلف

یکی از مسائل جالب در حوزه فرایادگیری یافتن یک روش مؤثر جهت انتقال دانش بین حوزه‌ها و یا اعمال مختلف است. با این دیدگاه دیگر نمی‌توان فرآیند یادگیری را به عنوان یک کار مجزا در نظر گرفت که برای حل هر مشکل جدید از ابتدا شروع به جمع‌آوری دانش می‌کند. هرچه با مسائل بیشتری مواجه باشیم روش

یادگیری بهتر می‌تواند از تجربیات گذشته استفاده کند. تحقیقات در حوزه انتقال استقراری منجر به تولید چندین روش جهت مدیریت دانش در بین مسائل مختلف شده است [۲۱, ۲۲]. به عنوان مثال می‌توان به کمک روش انتقال بازنمایی، از دانش تولید شده در یک مسأله جهت حل مسائل دیگر استفاده کرد. در روش دیگر می‌توان از روش انتقال تابع استفاده کرد که در آن مسائل مختلف به صورت همزمان یاد گرفته می‌شوند. این فرآیند تحت عنوان یادگیری همزمان چند مسأله شناخته می‌شود که گره خروجی در یک شبکه چند لایه حاوی پاسخ بیش از یک مسأله است. گره‌های داخلی در طول یادگیری به صورت پویا بین مسائل مختلف به اشتراک گذاشته می‌شوند [۲۳, ۲۴].

بعلاوه نظریه فرایادگیری به کمک اطلاعات حاصل از تعیین میزان سود دریافتی ناشی از تجربیات قبلی بهبود می‌یابد [۲۵]. در این حالت هدف فرایادگیر ایجاد یک فضای فرضیه با یک بایاس یادگیری است که بتواند راه‌حل‌های صحیحی را برای یک مسأله جدید تولید کند.

۷-۲- ترکیب سیستم‌ها و برنامه‌های پیچیده

در آینده یک مسیر تحقیقاتی جذاب برای مهندسان دانش بکارگیری روش‌های یادگیری ماشین در ساخت سیستم‌های جدید است. فرآیند ایجاد یک سیستم پیچیده را می‌توان به صورت ترکیب عناصر تشکیل دهنده و ادغام آنها در نظر گرفت. به عنوان مثال یک سیستم استخراج متن ممکن است از زیر سیستم‌های مختلفی تشکیل شود: یک زیر سیستم جهت برچسب زدن، دیگری جهت

تجزیه و تحلیل، یک زیر سیستم دیگر جهت تفسیر مفهوم کلمه و .... این ایده تا حدودی با مفهوم یادگیری لایه‌بندی شده مرتبط است [۲۶, ۲۷].

اگر از اصطلاحات معرفی شده قبلی استفاده کنیم می‌توانیم این مسأله را به عنوان یک مسأله برنامه‌ریزی برای حل چندین مسأله بدانیم. هر مسأله توسط ترتیب مشخصی از عملگرها حل می‌شود. در اینکه فرایادگیری می‌تواند به بازیابی راه‌حل‌های بکار گرفته شده در گذشته و استفاده مجدد از آنها در شرایط جدید کمک کند.

بخش سوم

معماری
سامانه‌های فرایادگیر

بخش سوم

معمـــاری ســـامانه های فرایادگیر

هـدف ایـن بخـش از تحقیـق معرفـی سیسـتم‌هایی اسـت کـه میـزان سـودمندی جریـان کاری انجـام شـده طـی فرآینـد فرایادگیـری را مشـخص می‌کننـد. آنهـا در واقـع فرامدل‌هایـی هسـتند کـه هنگامـی کـه تجربیـات بیشـتری کسـب می‌شـود خـود را بـروز می‌کننـد. در واقـع آنهـا را می‌تـوان بسـط فرایادگیـری بـه سـمت و سـوی فرآینـد کشـف دانـش دانسـت.

۱-۳- مشاور ۱۲

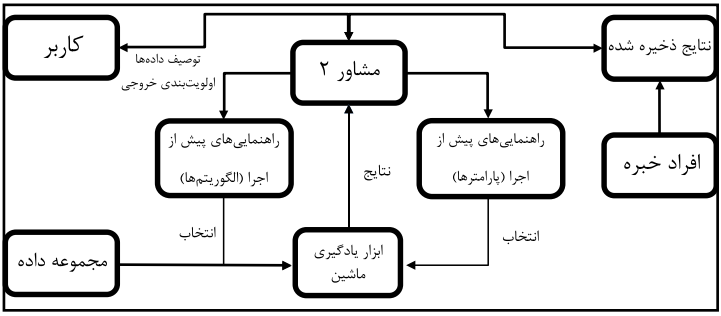
یکـی از اولیـن روش‌هـای گـردآوری منظـم و اسـتفاده از فرادانـش در حـوزه فرایادگیـری سیسـتم مشـاور ۲ اسـت [۲۸, ۲۹]. ایـن سیسـتم می‌توانـد راهنمایی‌هـای لازم جهـت اسـتفاده از ابـزار یادگیـری ماشـین[۲] را بـرای کاربـر نهایـی فراهـم کنـد [۳۰]. اگرچـه ایـن سیسـتم خـودش از الگوریتم‌هـای قبلـی مطلبـی یـاد نگرفتـه اسـت امـا تعـدادی از فراویژگی‌هـای مهـم را از داده‌هـا شناسـایی کـرده و از آنهـا جهـت بیـان قواعـدی در مـورد کاربـرد الگوریتم‌هـا اسـتفاده می‌کنـد.

یک نمای کلی سطح بالا از معماری سیسـتم مشـاور ۲ در شـکل ۳ نشـان داده شـده اسـت. ایـن سیسـتم بعنـوان مرکز یک پایـگاه دانش عمـل می‌کند

1. Consultant2-
2. Machine Learning Toolbox (MLT)

کـه در حـدود ۲۵۰ قانـون را کـه توسـط متخصصیـن یادگیـری ماشـین ابـداع شـده اسـت ذخیـره می‌کنـد. ایـن سیسـتم از طریـق پرسـش و پاسـخ بـا کاربـر در تعامـل اسـت کـه در آن از کاربـر خواسـته شـده تـا اطلاعـات مربـوط بـه داده‌هـای مـورد نظـر (مثـلاً تعـداد کلاسـها و یـا دارای نویـز بـودن داده‌هـا) و خروجـی مـورد انتظـار (مثـلاً مجموعـه‌ای از قوانیـن و یـا یـک درخـت تصمیم‌گیـری) را ارائـه دهـد. سـپس بـر اسـاس آن اطلاعـات، سیسـتم از قوانیـن ذخیـره شـده بـرای محاسـبه امتیـاز هـر الگوریتـم اسـتفاده می‌کنـد. کاربـر همچنیـن می‌توانـد بـا مراجعـه بـه پاسـخ‌های قبلـی سیسـتم، رتبـه هـر الگوریتـم را مشـخص کنـد و یـا بـه ایـن سـؤال پاسـخ دهـد کـه ایـن فرآینـد چگونـه روی رتبه‌بنـدی تأثیرگـذار اسـت

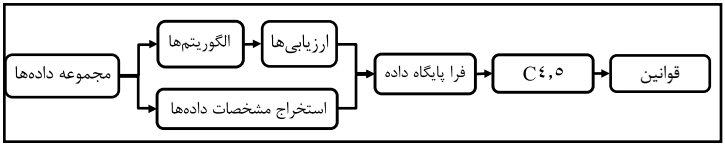
برخـی از خصوصیـات ایـن سیسـتم بـه بدیـن شـکل اسـت کـه اولاً در آن فرآدانـش بـه صـورت قوانیـن اگـر آنـگاه اسـت. ثانیـاً فرایادگیـری وجـود نـدارد زیـرا ایـن سیسـتم صرفـاً مـدل از پیش‌تعریـف شـده فرآینـد کشـف دانـش را بـکار می‌گیـرد. ضمنـاً محدودیت‌هایـی نیـز در ایـن سیسـتم وجـود دارد. مثـلاً قوانیـن بـه صـورت دسـتی بـه سیسـتم داده می‌شـوند و یـا اینکـه تعـداد الگوریتم‌هـای از پیـش تعریـف شـده ۱۰ عـدد می‌باشـد.



شکل ۳. معماری سیستم مشاور ۲ [۲۹]

StatLog -۳-۲

بخش عمده‌ای از زیربنای نظری یک پیشنهاد دهنده در حوزه داده‌کاوی توسط پروژه StatLog ارائه شده است [۸] که با هدف ارائه یک ارزیابی کامل از نقاط قوت و ضعف الگوریتم‌های دسته‌بندی مختلف مورد بررسی قرار می‌گیرد. این روش در شکل ۴ تشریح شده است. خصوصیات این روش عبارتند از: استخراج فراویژگی‌ها از مجموعه داده‌ها، ارزیابی الگوریتم‌ها بر روی مجموعه داده‌ها و در نهایت ساخت درخت تصمیم‌گیری برای هر الگوریتم است.



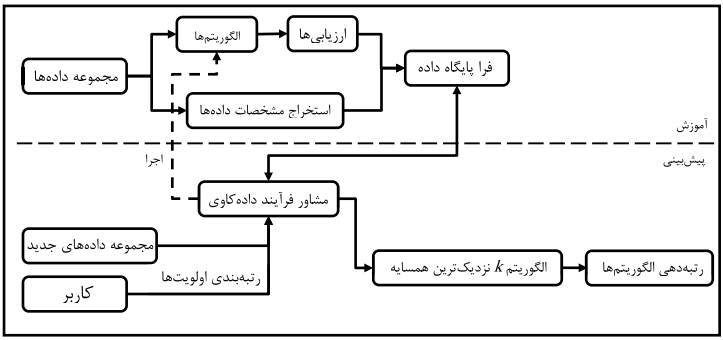
شکل ۴. معماری سیستم StatLog

۳-۳- مشاور فرآیند داده‌کاوی[1]

این سیستم مانند StatLog فراویژگی‌ها را استخراج می‌کند اما به جای اینکه بررسی کند آیا یک الگوریتم قابلیت بکارگیری روی یک مسأله را دارد یا خیر آنها را بر اساس قابلیت بکارگیری آن الگوریتم رتبه‌بندی می‌کند [۳۱]. فرادانش بکار گرفته شده در این سیستم یک مجموعه هفتادتایی از ویژگی‌ها است که از ۶۷ مجموعه داده‌های UCI استخراج شده است. این سیستم ده الگوریتم را بر اساس دقت و سرعتشان رتبه‌بندی می‌کند. در نهایت فرآیادگیر از بین این الگوریتم‌ها الگوریتم با بهترین رتبه را انتخاب می‌کند. این سیستم محدودیت‌هایی نیز دارد. به عنوان مثال این الگوریتم کمکی در پیش‌پردازش و انتخاب پارامتر نمی‌کند. معیارهای ارزیابی زمان و

1. The Data Mining Advisor (DMA)

دقت را در اختیار دارد اما از رتبه‌بندی چند معیاره استفاده نمی‌کند. معماری این سیستم را می‌توانید در شکل ۵ مشاهده کنید.



شکل ۵. معماری سیستم مشاور فرآیند داده‌کاوی [۳۱]

NOEMON -۳-۴

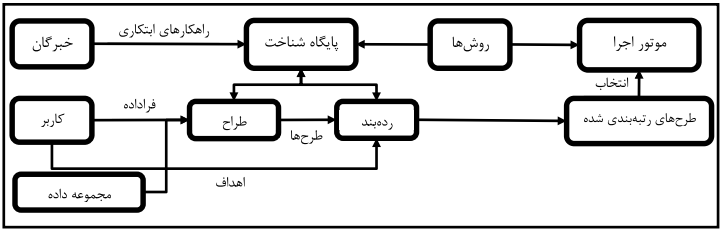
از خصوصیات کلیدی این سیستم می‌توان به استفاده از یک فراپایگاه داده شبیه آنچه در سیستم مشاور فرآیند داده‌کاوی استفاده می‌شود اشاره کرد که در واقع کار مقایسه دو به دو الگوریتم‌ها را انجام داده و تعداد فراویژگی‌ها را کاهش می‌دهد [۳۲, ۳۳]. این سیستم در زمان پیش‌بینی، رتبه هر الگوریتم را بر اساس امتیاز کسب شده آن الگوریتم از روی درخت‌های تصمیم ساخته شده در مرحله آموزش محاسبه می‌کند. مانند سیستم‌های قبلی محدودیت عمده این سیستم عدم قابلیت راهنمایی در مورد کل فرآیند داده‌کاوی است.

۵-۳- دستیار الکترونیکی اکتشاف هوشمند۱

معماری این سیستم در شکل ۶ نشان داده شده است. این سیستم تکنیک‌های

1. Intelligent Discovery Electronic Assistant (IDEA)

پیش‌پردازش، مدل‌سازی و پس‌پردازش را به عنوان عملگر در نظر می‌گیرد و کلیه طرح‌ها را برای یک مسأله مشخص تولید می‌کند [۱۷]. امکان بررسی پیش‌شرطهای مؤثر بر هر عملگر و تعریف مواردی نظیر سرعت یک الگوریتم که امکان رتبه‌بندی آنها را بر اساس خواسته کاربر فراهم می‌کند نیز در این سیستم ایجاد شده است. در شروع کار، سیستم تمام اطلاعات مربوط به مسأله‌ای که می‌بایست حل کند را جمع‌آوری می‌کند. از کاربر نیز تقاضا می‌شود تا اطلاعاتی نظیر وزن‌دهی به توابع ابتکاری مثلاً دقت آن تابع، سرعت آن و نیز قابل درک بودن آن را مشخص کند. سپس طرح‌های منتخب جهت بکارگیری روی مسائل مورد نظر استفاده می‌شوند. در طی فرآیند اجرا به کاربر این امکان داده شده است که وزن‌های داده شده را تغییر دهد تا بدین شکل رتبه‌بندی الگوریتم‌ها بروز شود.



شکل ۶. معماری سیستم دستیار الکترونیکی اکتشاف هوشمند [۱۷]

فرادانش موجود در این سیستم را می‌توان در دسته‌بندی انواع فنون داده‌کاوی موجود در این سیستم مشاهده کرد. در این سیستم فرایادگیری واقعی وجود ندارد بلکه از جستجو برای یافتن بهترین طرح استفاده می‌شود. محدودیت‌هایی نیز در این سیستم وجود دارد. به عنوان مثال تعداد عملگرها محدود بوده و به پارامترهای آنها نیز

توجهی نشده است. اطلاعات ورودی به این سیستم به صورت دستی داده می‌شود در حالی که این قابلیت وجود دارد که از فراپایگاه دانشی نظیر آنچه در سیستم مشاور فرآیند داده‌کاوی وجود دارد استفاده کرده و این اطلاعات را استخراج کند.

بخش چهارم

بخش چهارم
راهکارهـای متداول

سـه راهـکار متـداول بـرای انجـام فرآینـد فرایادگیـری وجـود دارد: اسـتفاده از شـبکه‌های چرخـه‌ای بـا حافظه‌هـای خارجـی یـا داخلـی[1] کـه بـه آنهـا روش‌هـای بـر مبنـای مـدل[2] گفتـه می‌شـود. اسـتفاده از روش‌هـای بـر مبنـای معیـار فاصلـه[3] و در نهایـت بهره‌بـرداری صریـح از الگوریتم‌هـای بهینه‌سـازی جهـت یادگیـری سـریع پارامترهـای مـدل [۳۴].

۱-۴- روش‌های برمبنای مدل

ایـن روش‌هـا پارامترهـای خـود را در چنـد مرحلـه بـه سـرعت بـروز می‌کننـد. آنهـا ایـن کار را بـه کمـک سـاختار داخلـی خـود انجـام می‌دهنـد و یـا توسـط یـک مـدل فرایادگیـری دیگـر کنتـرل می‌شـوند [۳۴]. یـک نمونـه از ایـن روش‌هـا شـبکه‌های عصبی تقویت شـده از حافظه[4] هسـتند. در ایـن روش اطلاعـات جدیـد بـه سـرعت کدگـذاری می‌شـوند. بنابرایـن پـس از تنهـا چنـد نمونـه آمـوزش می‌تواننـد بـا وظایـف جدیـد سـازگار شـوند. بدیـن صـورت روشـی ارائـه می‌دهنـد کـه می‌توانـد فرآینـد فرایادگیـری را بـه خوبـی انجـام دهـد [۳۵]. نمونـه‌ای دیگـر از ایـن روش‌هـا فراشـبکه[5] نـام دارد. در ایـن روش از تجربیـات کسـب شـده حیـن حـل مسـائل قبلـی

1. (Cyclic) Networks with External or Internal Memory
2. Model-Based
3. Distance Metrics
4. Memory-Augmented Neural Networks
5. Meta Networks (MetaNet)

سپس بایاس استقرایی خود را به سرعت در قالب چند پارامتر تعمیم می‌دهد [۳۶].

۲-۴- روش‌های برمبنای معیار فاصله

ایده اصلی در فرایادگیری به کمک روش‌های برمبنای معیار فاصله شبیه به الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه است که در آن وزن‌ها توسط یک تابع هسته ایجاد می‌شوند. هدف یادگیری یک تابع معیار یا فاصله جهت سنجش میزان شباهت نمونه‌ها است. مفهوم معیار خوب به مسأله وابسته است. این معیار باید میزان شباهت بین ورودی‌ها را نشان دهد تا بتواند حل مسائل را تسهیل کند [۳۴].

یک نمونه از این روش‌ها شبکه عصبی سیامی تکاملی[1] است. شبکه عصبی سیامی از دو شبکه دو قلو تشکیل شده است که خروجی آنها به طور مشترک آموزش داده می‌شود. یک تابع در سطح بالاتر ارتباط بین زوج داده‌های ورودی را یاد می‌گیرد. این دو شبکه مشابه هم هستند و وزن‌ها و پارامترهای شبکه را به اشتراک می‌گذارند [۳۷]. نمونه دیگر از روش‌های بر مبنای معیار فاصله شبکه‌های تطبیقی[2] هستند. در فرآیند تطبیق شبکه‌ها، یک شبکه یاد می‌گیرد که چگونه یک مجموعه پشتیبانی کوچک از داده‌های دارای برچسب را بر روی مجموعه‌ای دیگر که فاقد برچسب هستند منطبق کند و بدین صورت برچسب داده‌های فاقد برچسب را مشخص کند. بدین صورت دیگر نیازی به تنظیمات دقیق برای سازگاری با انواع کلاس‌های جدید نیست [۳۸]. نمونه دیگر شبکه‌های نمونه اولیه[3] هستند. این نوع شبکه‌ها یک فضای بر مبنای فاصله را یاد می‌گیرند که در

1. Convolutional Siamese Neural Network
2. Matching Networks
3. Prototypical Networks

آن می‌توان طبقه‌بندی را با محاسبه مسافت بین نحوه نمایش نمونه اولیه کلاس‌ها انجام داد. این نوع الگوریتم‌ها بایاس استقرایی ساده‌تری منعکس می‌کنند که می‌توانند با داده‌های محدودتر به نتایج رضایت‌بخشی منجر شوند [۳۹].

۳-۴- روش‌های بر مبنای بهینه‌سازی

آنچه که این گروه از الگوریتم‌ها به دنبال آن هستند تنظیم الگوریتم‌های بهینه‌سازی به گونه‌ای است که مدل‌ها بتوانند در فرآیند یادگیری حتی با مثالهای اندک عملکرد خوبی از خود به نمایش بگذارند.

یک نمونه از این نوع یادگیرها فرایادگیرهای مبتنی بر LSTM[1] هستند. هدف در این نوع یادگیرها یادگیری الگوریتم‌های بهینه‌سازی دقیق است که بتوان از آنها جهت آموزش یک شبکه عصبی با تعداد نمونه آموزشی کم استفاده کرد. بدین منظور از فرآیند پارامتری کردن استفاده می‌شود. پارامتری کردن این امکان را می‌دهد که به کمک بروز رسانی پارامترهای مناسب آن را برای سناریوهای جدید آماده کند. بدین صورت می‌توان طول دوره یادگیری یک الگوریتم را کوتاه کرد [۴۰]. نمونه دیگر Model-Agnostic Meta-Learning است که یک الگوریتم بهینه‌سازی نسبتاً عمومی است که با هر مدلی که فرآیند یادگیری در آن از طریق روش نزول گرادیان است سازگار می‌باشد [۴۱]. و در نهایت خزنده[2] نام یک الگوریتم بهینه‌سازی فرایادگیر بسیار جالب توجه است که مانند Model-Agnostic Meta-Learning با مدل‌هایی که در آنها یادگیری از طریق روش نزول گرادیان است سازگار می‌باشد [۴۲].

1. LSTM-based meta-learner
2. Reptile

بخش پنجم

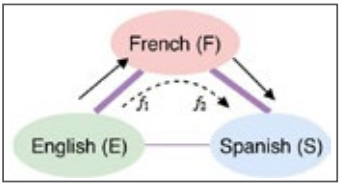
کاربردها

بخش پنجم
کاربردها

همان‌طور که مطرح شد جهت تقریب آنچه در حال حاضر در حوزه هوش مصنوعی انجام می‌شود به یکی از اهداف نهایی این حوزه که تقلید کامل از فرآیند یادگیری در انسان است می‌توان از مبحث فرایادگیری نام برد. این مبحث یکی از مؤلفه‌های مهم و حیاتی جهت دستیابی به تعمیم و بکارگیری هوش مصنوعی در کلیه زمینه‌ها است. در حال حاضر این حوزه مسائل مشابه را شامل می‌شود. بدین معنی که اگر الگوریتم فرایادگیر با مسائل مشابهی روبرو شود می‌تواند الگوریتم‌های یادگیر مناسب با آن مسائل را پیشنهاد دهد. اما آنچه باید به آن دست یابیم الگوریتمی است که بتواند با مسائل واقعاً متفاوت هم مواجه شود و از عهده حل آنها برآید نظیر آنچه که یک انسان می‌تواند انجام دهد. مثلاً سیستمی طراحی شود که بتواند رانندگی کند. همان سیستم یاد بگیرد که چگونه می‌تواند شطرنج هم بازی کند. ظرف‌ها را نیز بشوید. از بچه‌ها مراقبت کند. نقاشی بکشد و یا حتی تحقیقات عملی انجام دهد و سپس از نتایج بدست آمده استفاده کرده و مقالات علمی بنویسد. اگر بتوان به چنین قابلت‌هایی دست یافت تحول شگرفی در عرصه فناوری

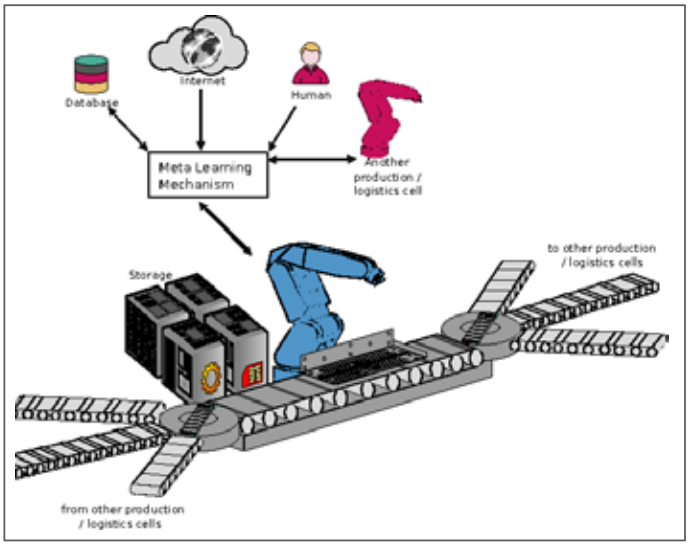
رخ خواهد داد. این فناوری کمک می‌کند که بدون دخالت انسان ربات‌ها بتوانند تشخیص دهند که با توجه به قابلیت‌هایشان از عهده چه کارهایی بهتر بر می‌آیند. فرض کنید رباتی جهت مراقبت از نوزاد ساخته شده است. اگر این ربات بتواند خودش تشخیص دهد که تا چه حد از عهده نظافت خانه نیز برمی‌آید می‌تواند انجام امور روزمره را برای انسان در سطح بسیار بالایی تسهیل کند.

در حال حاضر برای یادگیری کلیه این فعالیت‌ها به صورت مستقل از هم تحقیقات زیادی انجام شده است و سیستم‌های توانایی نیز ابداع شده است اما آنچه در فرایادگیری به دنبال آن هستیم این است که چگونه می‌توان به ماشین هوشمند این قابلیت را داد که خود تشخیص دهد برای یادگیری هر کدام از این فعالیت‌ها می‌بایست چه روشی را پیش گیرد. به عنوان نمونه‌ای دیگر از کاربرد این حوزه از هوش مصنوعی شکل ۷ را در نظر بگیرید. این شکل نشان می‌دهد که چگونه استدلال در مورد نحوه استفاده از زیربخش‌ها برای حل چند مسئله را می‌توان به حل مسائل جدید تعمیم داد. چنین راهکاری می‌تواند مسائل جدیدی که از زیرمسائل قبلاً حل شده تشکیل شده‌اند با ترکیب راه‌حل‌هایی که قبلاً یافته حل کند. در این شکل سیستمی نشان داده شده که یادگیری زبان انگلیسی به فرانسوی و فرانسوی به اسپانیایی را یاد گرفته است. این سیستم باید بتواند تشخیص دهد که برای ترجمه متن انگلیسی به اسپانیایی کافی است ابتدا آن متن را به فرانسوی و سپس به اسپانیایی ترجمه کند. سیستمی که بتواند چنین تعمیم‌هایی را تشخیص دهد در واقع قابلیت فرایادگیری را دارد. دقیقاً مانند آنچه در رفتار انسان قابل مشاهده است.



شکل ۷. نمونه‌ای از یادگیرنده ترکیبی. در طول آموزش یادگیرنده برای یادگیری ترجمه انگلیسی به فرانسوی و فرانسوی به اسپانیایی احتیاج به نظارت دارد. یک یادگیرنده ترکیبی یاد می‌گیرد که ماژول‌های پایه ترجمه انگلیسی به فرانسوی (f1) و فرانسوی به اسپانیایی (f2) را برای ترجمه انگلیسی به اسپانیایی با هم ترکیب کند. [۴۳]

در شکل ۸ نیز نمونه دیگری از راهکار فرایادگیری قابل مشاهده است. این شکل یک واحد تولیدی را نشان می‌دهد که قطعات ورودی را پردازش و آن را تحویل واحد بعد می‌دهد. هدف از این واحد تولیدی اولاً حفظ کیفیت قطعات تولیدی و ثانیاً پردازش این قطعات با بهره‌وری و بازدهی حداکثر است. یک الگوریتم یادگیری می‌تواند مسئول اطمینان از کیفیت قطعات تولیدی و هدایت این فرآیند باشد. با این وجود به هر دلیلی ممکن است انحراف از این اهداف رخ دهد. در این صورت این واحد باید بتواند رفتار خودش را بر این اساس اصلاح کند و این نقطه‌ای است که راهکار فرایادگیری در آن بکار برده می‌شود. این راهکار مناسب‌ترین منبع دانش را شناسایی می‌کند. به عنوان نمونه یک انطباق رفتاری می‌تواند بر مبنای دانشی باشد که از منابعی نظیر دانش بشری (مثلاً مهندس مسئول)، دسترسی به یک پایگاه داده، جستجو در اینترنت و یا پرسش از یک واحد تولیدی از همان نوع که ممکن است تجربیات قبلی در مورد مشکل رخ داده داشته باشد بدست آمده باشد. فرایادگیر باید بتواند تشخیص دهد که در هر مشکلی که ممکن است رخ دهد کدام یک از این منابع بهتر می‌تواند فرآیند یادگیری را هدایت کند.



شکل ۸. شمایلی از ساختار یک سیستم با قابلیت فرایادگیری [۴۴]

در دیگر زمینه‌ها نظیر حوزه سایبری نیز فرایادگیری اهمیت فوق‌العاده‌ای دارد. امروزه چنانچه رفتار بسیاری از انسان‌ها را زیر نظر بگیریم می‌بینیم که با توجه به نوع تعامل آنها با فضای مجازی می‌توان به اطلاعات فوق‌العاده ارزشمندی در مورد نحوه عملکرد آنها و آنچه به عنوان هدف در زندگی تعیین کرده‌اند دست یافت. شاید یک روان‌شناس خبره بتواند با استفاده از مجموعه‌ای از این تعاملات، در مورد کلیه برنامه‌هایی که یک فرد در زندگی دارد اطلاعات کاملی استخراج کند مشروط بر اینکه بتواند به این اطلاعات دسترسی داشته باشد و آنها را تجزیه و تحلیل کند. در بسیاری از جرائم سازمان‌یافته چنانچه بتوان اطلاعاتی که مجرمین در فضای مجازی مبادله کرده‌اند را رهگیری و تجزیه و تحلیل کرد می‌توان از وقوع

بسیاری از آنها جلوگیری کرد. شاید بتوان گفت سازمان و یا کشوری که بتواند فضای مجازی را به خوبی مدیریت کند قادر خواهد بود دنیای واقعی را هم تحت سلطه و مدیریت خود بگیرد. به همین علت هم تحقیقات بسیار زیادی در این حوزه انجام شده است و سعی شده با الگوریتم‌های مختلف با توجه به تعامل یک فرد با فضای مجازی برنامه‌های وی را با دقت بالا حدس زد و حتی آنها را تحت تأثیر قرار داد. بدین منظور انواع الگوریتم‌های یادگیری ماشین، داده کاوی و متن کاوی طراحی و پیاده‌سازی شده است که البته غالباً مدعی بهترین بودن هستند. آنچه حوزه فرایادگیری می‌تواند در این زمینه انجام دهد یادگیری خودکار بهترین الگوریتمی است که بتواند بدین منظور استفاده شود. در صورت دستیابی به سیستمی که بتواند بهترین الگوریتم‌های موجود در حوزه تجزیه و تحلیل متون را مشخص کرده و از آنها برای استخراج و تجزیه و تحلیل انواع متون اعم از مقالات علمی، وبلاگها و ... استفاده کرده و دانش مفید موجود در آنها را استخراج کند و یا یافتن و بکارگیری بهترین الگوریتم‌هایی که بتوانند انواع تصاویر را تجزیه و تحلیل کنند، کلیپ‌های بارگذاری شده در فضای مجازی را بررسی نماید و در کل دستیابی به سیستمی که بتواند بهترین الگوریتم‌های یادگیری را در حوزه‌های مختلف فضای مجازی بکار گیرد این چنین سیستمی قدرتی فوق‌العاده به کاربران آن خواهد بخشید.

در دیگر زمینه‌ها نظیر حوزه پزشکی نیز فرایادگیری اهمیت فوق‌العاده‌ای دارد. در حال حاضر اگر حتی یک جستجوی سطحی در اینترنت انجام شود با انبوهی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در این حوزه مواجه خواهیم شده که هرکدام مدعی هستند که بهترین

کارآیی را در حوزه بکار گرفته شده دارند. اینکه در واقعیت هم کدام یک از این الگوریتم‌ها بهترین هستند کمک زیادی به پیشبرد این حوزه از علم می‌کند زیرا این قابلیت را به سیستم می‌دهد که فرآیند یادگیری را تسریع کند. اینچنین سیستمی می‌تواند در صورت استفاده صحیح جان بسیاری از انسان‌ها را نجات دهد.

اینترنت اشیاء یکی دیگر از حوزه‌هایی است که فرایادگیری می‌تواند قدرت و قابلیت خود را نشان دهد. منظور از اینترنت اشیاء، اتصال و کنترل لوازم و تجهیزات رایج در زندگی روزمره انسان از طریق اینترنت است. در واقع اینترنت اشیاء می‌توان آنها را در سراسر دنیا از طریق اینترنت به یکدیگر متصل نماید. اگر این قابلیت به صورت کامل در زندگی روزمره انسان وارد شود تحول شگرفی رخ خواهد داد. یخچالی را تصور کنید که خودش بتواند مواد غذایی داخل خود را مدیریت کند. تشخیص دهد که کدام مواد غذایی را می‌بایست سریعتر مصرف کرد و یا اگر میوه‌ای در حال فاسد شدن باشد هشدار دهد. اگر یک ماده غذایی در آستانه اتمام باشد بتواند خودش آن را سفارش دهد. تمام این قابلیت‌ها احتیاج به بکارگیری الگوریتم‌های حوزه یادگیری ماشین دارند. حال اگر همین یخچال به درجه‌ای از خوداتکایی و استقلال برسد که خودش بتواند تشخیص دهد کدام الگوریتم یادگیری برای هر کدام از قابلیت‌هایش بهتر می‌تواند عمل می‌کند می‌توان این وضعیت را دستیابی به اوج قله دانش هوش مصنوعی دانست. فقط کافی است تصور کنید که این یخچال خودش می‌تواند یاد بگیرد که چه چیزی را چه موقع خریداری کند، از کجا بخرد و هر روز نیز بتواند این قابلیت‌های خود را بهبود ببخشد.

مشابه همین ویژگی‌ها را می‌توان در طراحی ماشین‌های خودران نیز در نظر گرفت. ماشینی که بتواند هر روز چیزهای جدیدی یاد بگیرد و بر قابلیت‌های خود بیفزاید قطعاً پدیده خارق‌العاده‌ای است. به عنوان مثال این ماشین بتواند هنگام تصادف خودش با پلیس تماس بگیرد. خودش تشخیص دهد که کدام یک از قطعاتش فرسوده شده و نیاز به تعویض دارد. بهترین فروشگاه قطعات یدکی را یافته و تقاضای خود را برای فروشنده مورد نظرش ارسال کند. اگر این اطلاعات برای شرکت سازنده نیز ارسال شود آنها می‌توانند در تولیدات بعدی خود آن اشکالات فنی را بهبود و یا حتی رفع نمایند. حال اگر این خودرو طی گذر زمان بتواند فرآیند یادگیری خود را نیز بهبود ببخشد و خود تشخیص دهد که برای یادگیری هر قابلیت، بهتر است از چه راهکار و الگوریتمی استفاده کند توانسته است به توانایی فوق‌العاده‌ای دست پیدا کند. تصور کنید که کلیه اینگونه اتومبیل‌ها بتوانند با استفاده از سازوکاری مثل اینترنت اشیاء با یکدیگر ارتباط نیز برقرار کنند. در این شرایط شاید بتوان دنیایی را تصور نمود که دیگر کسی بر اثر سوانح رانندگی کشته و یا حتی مجروح هم نمی‌شود.

جهت ایجاد یک سیستم هوشمند که بتواند اینگونه هوشمندی عمومی را از خود به نمایش بگذارد باید در مورد چگونگی آموزش به یک سیستم واحد بر روی مجموعه‌ای بسیار متنوع از کارها و فعالیت‌ها فکر کرد. بخشی از آنچه به انسان اجازه می‌دهد این طیف وسیع از مسائل را حل کند امکان استفاده مجدد هوشمندانه از مهارت‌های شناختی و حرکتی در هنگام مواجهه با مسائل جدید است. فرایادگیری راهکاری است که باعث انتقال این قابلیت به

سیستم‌های هوشمند می‌شود. پیش‌بینی می‌شود که یادگیری چگونگی انجام فعالیت‌های پیچیده‌تر به کمک یادگیری فعالیت‌های ساده‌تر به عنوان یکی از مهم‌ترین جنبه‌های هوش مصنوعی مطرح شود زیرا بدین صورت محققان می‌توانند بر محدودیت‌های موجود در منابع محاسباتی و داده‌ها فائق آیند. در صورت دستیابی به این هدف در واقع به سیستم‌هایی دست یافته‌ایم که به شناخت انسان نزدیک‌تر هستند. این فرآیند را می‌توان با لحاظ کردن محدودیت‌های محاسباتی در تعریف مسائل تسریع کرد.

بخش ششم

بحث ونتیجه‌گیری

بخش ششم

بحث و نتیجه‌گیری

فرایادگیری مطالعه روش‌هایی است که از فرادانش جهت بدست آوردن مدل‌ها و راه‌حل‌های بهینه با اقتباس از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و داده‌کاوی استفاده می‌کنند. این تعریف بر مفهوم فرادانش تأکید دارد. نکته مشترک در تعریف فرایادگیری این است که جهت بهبود بازدهی الگوریتم‌های یادگیری چگونه می‌توان از دانشی که در حل مسائل در گذشته بدست آمده استفاده کرد. پاسخ به این سؤال کلید پیشرفت در این زمینه است که همچنان به عنوان یکی از موضوعات تحقیقاتی مهم مطرح است. این تعریف به یادگیری ماشین نیز اشاره می‌کند. هر فرآیند می‌تواند به عنوان یک مجموعه عملگر در نظر گرفته شود که یک روش یادگیری را تشکیل می‌دهند. از این دیدگاه یک فرآیند می‌تواند یک مرحله پیش پردازش در یادگیری باشد (مثلاً انتخاب ویژگی و یا کاهش بعد)، یک الگوریتم یادگیری کامل باشد و یا یک جزء از آن (مثلاً تنظیم پارامترها و یا تقسیم داده‌ها). فرآیند انطباق هنگامی اتفاق می‌افتد که یک عملیات موجود را با عملیات دیگری جایگزین، و یا یک فرآیند را اضافه، انتخاب، حذف و یا تغییر دهیم (به عنوان مثال انتخاب یک

الگوریتم یادگیری، ترکیب الگوریتم‌های یادگیری، تغییر مقدار برای یک پارامتر کنترل، اضافه کردن یک مرحله پردازش داده). در این صورت تعریف به اندازه کافی گسترده است تا بتواند مجموعه بزرگی از راهکارهای ممکن را برای تطبیق رویکردهای موجود در یادگیری ماشین بدست آورد. هدف نهایی هم این است که با فرض بهبود فرآیند انتخاب بایاس به کمک تجربیات کسب شده در گذشته مدل‌های کارآمدی را ایجاد کرد که بتوان از آنها جهت پیش‌بینی نمونه‌های جدید استفاده کرد.

جمع بندی

جمع‌بندی

همان‌طور که در بخش‌های قبل نیز اشاره شد کسانی می‌توانند فرآیندهای تصمیم‌گیری در دنیای آتی را تحت تأثیر خود قرار دهند که سطح بالاتری از علوم مختلف را در اختیار خود داشته باشند و در این بین هوش مصنوعی و علی‌الخصوص مبحث یادگیری ماشین نقش تعیین‌کننده‌ای خواهد داشت. تمرکز تحقیقات در این حوزه در کشورهای پیشرفته نیز به وضوح این واقعیت را نشان می‌دهد. لذا اگر کشوری بخواهد در آینده دنیا حرفی برای گفتن داشته باشد لازم و بلکه واجب است که سیاست‌گذاران و تصمیم‌گیران آن در حوزه‌های مختلف به خصوص حوزه آموزش و صنعت، در این حوزه سرمایه‌گذاری‌های زیادی انجام دهند. در حوزه آموزش می‌بایست ضمن ارائه آموزش‌های قابل دسترس به همگان، نیروهای مستعد در این حوزه را شناسایی و به بخش‌هایی که به اینگونه متخصصین احتیاج دارند معرفی نمایند. همان‌گونه که در کشورهای پیشرفته این فرآیند با سرعت زیاد در حال اجرا است و نه تنها روی نیروهای بومی سرمایه‌گذاری زیادی انجام می‌شود بلکه سعی در جذب نیروهای مستعد و توانا در این حوزه از سایر کشورها نیز دارند. در حوزه صنعت

نیز نه تنها می‌بایست سرمایه‌گذاری زیادی روی بکارگیری این شاخه از علم در محصولات تولیدی صورت گیرد بلکه لازم است با بکارگیری نیروهای توانمند، سرعت پیشرفت در این حوزه را تا حد امکان بهبود بخشند. یکی از راهکارهایی که بخش صنعت می‌تواند در پیش گیرد ایجاد ارتباط با دانشگاه‌هایی است که در این حوزه فعال هستند. با اختصاص سرمایه‌های بخش پژوهشی حوزه‌های صنعتی به محققین فعال در این حوزه قطعاً بازگشت سرمایه با سرعت زیاد رخ خواهد داد مشروط بر اینکه جهت‌گیری فعالیت‌های پژوهشی به سمت تبدیل هر چه بهتر مباحث تئوری به کالاهای صنعتی و مورد نیاز جامعه باشد. محققین این حوزه نیز می‌بایست تمرکز خود را بر روی پیشرفت هرچه سریعتر آن قرار دهند. ارتباط با مجامع و محققین فعال و پیشرو در این حوزه یکی از الزامات پیشرفت در این شاخه از علوم است. همچنین انتظار می‌رود که اساتید دانشگاه‌های کشور نیز دانشجویان تحصیلات تکمیلی خود را تشویق به انجام پایان‌نامه‌های خود در این حوزه از علم کنند. در توصیف ارزش مبحث فرایادگیری همین بس که می‌توان گفت به کمک این شاخه از علم می‌توان راهکارهایی را ارائه کرد که در حال حاضر فراتر از توانایی الگوریتم‌های یادگیری در دسترس هستند. این راهکارها می‌توانند منجر به ارائه یک سیستم یادگیر شوند که نه تنها هیچگاه کهنه نمی‌شود بلکه می‌تواند طی زمان قدرت یادگیری خود را افزایش دهد. تحقیقاتی با این درجه از اهمیت و کارآیی قطعاً ارزش سرمایه‌گذاری‌های کلان را دارد.

منابع

[1] C. Lemke, M. Budka, and B. Gabrys, «Metalearning: a survey of trends and technologies,» Artificial Intelligence Review, vol. 44, pp. ,130-117 2015 01/06/2015.

[2] P. Brazdil, C. G. Carrier, C. Soares, and R. Vilalta, Metalearning: Applications to data mining: Springer Science & Business Media, 2008.

[3] L. A. Rendell, R. Sheshu, and D. K. Tcheng, «Layered Concept-Learning and Dynamically Variable Bias Management,» in IJCAI, 1987, pp. 314-308.

[4] D. W. Aha, «Generalizing from case studies: A case study,» in Machine Learning Proceedings 1992, ed: Elsevier, 1992, pp. 10-1.

[5] R. Engels and C. Theusinger, «Using a Data Metric for Preprocessing Advice for Data Mining Applications,» in ECAI, 1998, pp. 28-23.

[6] J. Gama and P. Brazdil, «Characterization of classification algorithms,» in Portuguese Conference on Artificial Intelligence, 1995, pp. 200-189.

[7] M. Hilario and A. Kalousis, «Fusion of meta-knowledge and meta-data for case-based model selection,» in European Conference on Principles of Data Mining and Knowledge Discovery, 2001, pp. 191-180.

[8] D. Michie, D. J. Spiegelhalter, and C. Taylor, «Machine learning,» Neural and Statistical Classification, vol. 13, pp. 1994 ,298-1.

[9] S. Y. Sohn, «Meta analysis of classification algorithms for pattern recognition,» IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 21, pp. 1999 ,1144-1137.

[10] H. Bensusan, C. G. Giraud-Carrier, and C. J. Kennedy, «A Higher-order Approach to Meta-learning,» ILP Work-in-progress reports, vol. 2000 ,35.

[11] Y. P. P. A. F. Pavel and B. C. Soares, «Decision tree-based data

characterization for meta-learning,» IDDM2002-, p. 2002 ,111.

[12] H. Bensusan and C. Giraud-Carrier, «Discovering task neighbourhoods through landmark learning performances,» in European Conference on Principles of Data Mining and Knowledge Discovery, 2000, pp. 330-325.

[13] B. Pfahringer, H. Bensusan, and C. G. Giraud-Carrier, «Meta-Learning by Landmarking Various Learning Algorithms,» in ICML, 2000, pp. 750-743.

[14] C. Soares, J. Petrak, and P. Brazdil, «Sampling-based relative landmarks: Systematically test-driving algorithms before choosing,» in Portuguese conference on artificial intelligence, 2001, pp. 95-88.

[15] J. Fürnkranz and J. Petrak, «An evaluation of landmarking variants,» in Working Notes of the ECML/PKDD 2000 Workshop on Integrating Aspects of Data Mining, Decision Support and Meta-Learning, 2001, pp. 68-57.

[16] P. B. Brazdil, C. Soares, and J. P. Da Costa, «Ranking learning algorithms: Using IBL and meta-learning on accuracy and time results,» Machine Learning, vol. 50, pp. 2003 ,277-251.

[17] A. Bernstein, F. Provost, and S. Hill, «Toward intelligent assistance for a data mining process: An ontology-based approach for cost-sensitive classification,» IEEE Transactions on knowledge and data engineering, vol. 17, pp. 2005 ,518-503.

[18] K. Morik and M. Scholz, «The miningmart approach to knowledge discovery in databases,» in Intelligent technologies for information analysis, ed: Springer, 2004, pp. 65-47.

[19] A. A. Freitas and S. H. Lavington, Mining very large databases with parallel processing vol. 9: Springer Science & Business Media, 1997.

[20] S. M. Weiss, N. Indurkhya, T. Zhang, and F. Damerau, Text mining: predictive methods for analyzing unstructured information: Springer Science & Business Media, 2010.

[21] S. Thrun and L. Pratt, «Learning to learn: Introduction and overview,» in Learning to learn, ed: Springer, 1998, pp. 17-3.

[22] L. Pratt and B. Jennings, «A survey of connectionist network reuse through transfer,» in Learning to learn, ed: Springer, 1996, pp. 43-19.

[23] R. Caruana, «Multitask Learning: A Knowledge-Based Source of Inductive Bias ICML,» Google Scholar Google Scholar Digital Library Digital Library, 1993.

[24]R.Caruana,«Multitasklearning,»Machinelearning,vol.28,pp.1997,75-41.

[25] J. Baxter, «A model of inductive learning bias,» Journal of Artificial Intelligence Research, vol. 12, pp. 2000 ,198-149.

[26] P. E. Utgoff and D. J. Stracuzzi, «Many-layered learning,» Neural Computation, vol. 14, pp. 2002 ,2529-2497.

[27] P. Stone and M. Veloso, «Layered learning,» in European Conference on Machine Learning, 2000, pp. 381-369.

[28] D. Sleeman, M. Rissakis, S. Craw, N. Graner, and S. Sharma, «Consultant2-:Pre-andpost-processingofmachinelearningapplications,» International journal of human-computer studies, vol. 43, pp. 1995 ,63-43.

[29] S. Craw, D. Sleeman, N. Graner, M. Rissakis, and S. Sharma, «Consultant: Providing advice for the machine learning toolbox,» Proceedings of the Research and Development in Expert Systems IX, pp. 1992 ,23-5.

[30] Y. Kodratoff, D. Sleeman, M. Uszynski, K. Causse, and S. Craw,

«Building a machine learning toolbox,» Enhancing the Knowledge Engineering Process, pp. 1992 ,108-81.

[31] C. Giraud-Carrier, «The data mining advisor: meta-learning at the service of practitioners,» in Fourth International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA›2005 ,(05, p. 7 pp.

[32] A. Kalousis and T. Theoharis, «Noemon: Design, implementation and performance results of an intelligent assistant for classifier selection,» Intelligent Data Analysis, vol. 3, pp. 1999 ,337-319.

[33] K. Alexandros and H. Melanie, «Model selection via meta-learning: a comparative study,» International Journal on Artificial Intelligence Tools, vol. 10, pp. 2001 ,554-525.

[34] L. Weng. (2019). Meta-Learning: Learning to Learn Fast. Available: https://lilianweng.github.io/lil-log/30/11/2018/meta-learning.html

[35] A. Santoro, S. Bartunov, M. Botvinick, D. Wierstra, and T. Lillicrap, «Meta-learning with memory-augmented neural networks,» in International conference on machine learning, 2016, pp. 1850-1842.

[36] T. Munkhdalai and H. Yu, «Meta networks,» in Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning-Volume 2017 ,70, pp. 2563-2554.

[37] G. Koch, R. Zemel, and R. Salakhutdinov, «Siamese neural networks for one-shot image recognition,» in ICML deep learning workshop, 2015.

[38] O. Vinyals, C. Blundell, T. Lillicrap, and D. Wierstra, «Matching networks for one shot learning,» in Advances in neural information processing systems, 2016, pp. 3638-3630.

[39] J. Snell, K. Swersky, and R. Zemel, «Prototypical networks for few-shot learning,» in Advances in neural information processing systems, 2017, pp. 4087-4077.

[40] S. Ravi and H. Larochelle, «Optimization as a model for few-shot learning,» 2016.

[41] C. Finn, P. Abbeel, and S. Levine, «Model-agnostic meta-learning for fast adaptation of deep networks,» in Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning-Volume 2017 ,70, pp. 1135-1126.

[42] A. Nichol, J. Achiam, and J. Schulman, «On first-order meta-learning algorithms,» arXiv preprint arXiv:2018 ,1803.02999.

[43] T. L. Griffiths, F. Callaway, M. B. Chang, E. Grant, P. M. Krueger, and F. Lieder, «Doing more with less: meta-reasoning and meta-learning in humans and machines,» Current Opinion in Behavioral Sciences, vol. 29, pp. 2019 /01/10/2019 ,30-24.

[44] A. Calma, D. Kottke, B. Sick, and S. Tomforde, «Learning to Learn: Dynamic Runtime Exploitation of Various Knowledge Sources and Machine Learning Paradigms,» in 2017 IEEE 2nd International Workshops on Foundations and Applications of Self* Systems (FAS*W), 2017, pp. 116-109.

csri.majazi.ir