مقاله پژوهشی

روش‌های متداول یادگیری ماشینی و رویکردهای الگوریتمی رایج در آن

Doi: 10.30508/kdip.2024.456229.1103

زینب موسی‌زاده مظفرآبادی[1]

۱-گروه مهندسی کامپیوتر، هوش مصنوعی، مجتمع آموزش عالی بم، بم، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۲/۲۰
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۳/۳۱
صفحه: ۸۷ - ۷۶

چکیده

یادگیری ماشینی زیرشاخه هوش مصنوعی (AI) است. هدف یادگیری ماشینی به طور کلی درک ساختار داده ها و جا دادن آن داده ها در مدل‌هایی است که برای مردم قابل درک و استفاده باشد. امروزه هر کاربر فناوری از یادگیری ماشینی بهره برده است. فناوری تشخیص چهره به پلتفرم‌های رسانه‌های اجتماعی اجازه می‌دهد تا به کاربران کمک کنند تا عکس‌های دوستان خود را برچسب‌گذاری کرده و به اشتراک بگذارند. فناوری تشخیص کاراکتر نوری (OCR) تصاویر متن را به نوع متحرک تبدیل می‌کند. موتورهای توصیه، با استفاده از یادگیری ماشینی، بر اساس اولویت‌های کاربر، پیشنهاد می‌کنند چه فیلم‌ها یا برنامه‌های تلویزیونی بعدی را تماشا کنید. خودروهای خودران که برای مسیریابی به یادگیری ماشینی متکی هستند ممکن است به زودی در دسترس مصرف کنندگان قرار گیرند. یادگیری ماشین یک زمینه به طور مداوم در حال توسعه است. به همین دلیل، هنگام کار با روش‌های یادگیری ماشینی یا تجزیه و تحلیل تأثیر فرآیندهای یادگیری ماشین، ملاحظاتی وجود دارد که باید در نظر داشته باشید.در این مقاله، روش‌های متداول یادگیری ماشینی یادگیری تحت نظارت و بدون نظارت و رویکردهای الگوریتمی رایج در یادگیری ماشین، از جمله الگوریتم k-نزدیک‌ترین همسایه، یادگیری درخت تصمیم و یادگیری عمیق را بررسی خواهیم کرد. یافته‌های پژوهش نشان داد، با گسترش دامنه و رشته‌های تحصیلی و استفاده از یادگیری ماشینی در زمینه‌های مختلف، بسته به تغییر نیازها و پیچیدگی مسائل مختلف، انواع مختلفی از الگوریتم‌های یادگیری ماشینی پدید آمدند که هر کدام کارایی و کاربردهای خاص خود را دارند. بنابراین می‌توانید الگوریتمی را انتخاب کنید که به بهترین وجه با نیازهای کسب و کار شما مطابقت دارد. در برخی موارد، متخصصان از ترکیبی از این الگوریتم‌ها استفاده می‌کنند، زیرا ممکن است یک الگوریتم به تنهایی نتواند مشکل خاصی را حل کند.

کلمات کلیدی: یادگیری ماشین، الگوریتم k، نزدیک‌ترین همسایه، یادگیری درخت تصمیم، یادگیری عمیق

۱- مقدمه

هوش مصنوعی، یا به اختصار AI، شاخه‌ای از علم کامپیوتر است که با ساخت ماشین‌هایی سروکار دارد که قادر به تصمیم‌گیری در خصوص حل مسائل کوچکی هستند که ممکن است در بحبوحهٔ تکمیل یک وظیفهٔ به مراتب بزرگ‌تر قد علم کرده باشند. دنیای امروز دنیای داده‌هاست و هر کسی بتواند از این داده‌ها بهتر استفاده کند پیشرفت خواهد کرد. همین امر باعث شده است که الگوریتم‌های یادگیری ماشین در صنایع مختلف و حتی مردم عادی بسیار محبوب شوند. یادگیری ماشین، یک شاخهٔ حائز اهمیت و جذاب از AI است که به صورت منحصر به فردی با بهبود قابلیت سیستم از طریق تجربه و با بهره‌گیری از داده‌هایی که داده‌های آموزشی نام دارند، سروکار دارد. داده‌های آموزشی همان طور که از نامشان پیداست، مجموعه داده‌های بزرگی از نمونه‌هایی را در بر می‌گیرند که در حاصل نتایج مشخص به سیستم کمک می‌کنند که سیستم می تواند برحسب آنها تصمیمات را اتخاذ کند.

با الهام از نظریه الگو و نظریه یادگیری محاسباتی، روش‌های یادگیری ماشینی مطالعه و ایجاد الگوریتم‌هایی را مطالعه می‌کنند، که می‌توانند یاد بگیرند و بر اساس داده‌ها پیش‌بینی کنند. چنین الگوریتم‌هایی از دستورالعمل‌های برنامه پیروی نمی‌کنند و از طریق مدل‌سازی داده‌های ورودی نمونه، پیش‌بینی یا تصمیم‌گیری نمی‌کنند. این روش‌ها در کارهای محاسباتی که طراحی و برنامه‌نویسی الگوریتم‌های صریح با عملکرد مناسب دشوار یا غیرممکن است، استفاده می‌شوند.

به منظور ایجاد نرم‌افزاری که نیازهای کاربران را بر اساس این موارد برآورده کند، از سیستمی برای یادگیری قوانین از داده‌ها استفاده می‌شود. بنابراین در توسعه نرم‌افزار در یادگیری ماشینی، با تجزیه و تحلیل و طراحی توسط تحلیل‌گر و طراح، می‌توان بخشی از قوانین سیستم نرم‌افزار را که نمی‌توان از داده‌های تاریخی استخراج کرد، به دست آورد. عملاً در زمینه یادگیری به این مجموعه قوانین استخراج شده مدل می‌گویند. ابتدا به انواع الگوریتم یادگیری ماشین پرداخته می‌شود (نسیف، شاهین، آتیلی، آزه، و شالان[1]، ۲۰۱۹).

۱. یادگیری نظارت شده: این مدل وظیفه محور است و اهداف به خوبی تعریف شده، متغیر هدف موجود می باشد.

۲. یادگیری نظارت نشده: این مدل داده محور است و نتیجه صرفاًمبتنی بر ورودی است. متغیر هدف یا متغیر وابسته موجود یا شناخته شده نمی‌باشد.

۳. یادگیری تقویتی: مبتنی بر روش ابتکاری است، رویکرد برنامه نویسی پویا، از اشتباهات یاد می‌گیرد (بنابر رعایت قواعد بازی). وضعیت اولیه و وضعیت هدف تعریف شده‌اند.

۴. یادگیری عمیق DL: مبتنی بر اصل ANN (شبکه‌های عصبی مصنوعی) و الهام گرفته از مفهوم بیولوژی سیستم عصبی می‌باشد. مدل‌های DL کارآمد هستند و عمدتاًبه منظور دسته‌بندی و پیش‌بینی مورد استفاده قرار می‌گیرند.

۲- مبانی نظری

الگوریتم‌های یادگیری ماشینی به مجموعه‌ای از مفاهیم ریاضی اشاره می‌کنند که ماشین را قادر می‌سازد تا با تجزیه و تحلیل و

1- Nassif, Shahin, Attili, Azzeh, & Shaalan

بررسی مجموعه‌ای از داده‌ها، یک مسئله خاص را بیاموزد. هر الگوریتم دارای دستورات، ساختار و مراحل منحصر به فردی است که اطلاعات را دسته‌بندی می‌کند و الگوهای موجود در داده‌ها را شناسایی می‌کند.

طبقه‌بندی یادگیری ماشینی عبارتند از: یادگیری نظارت شده، یادگیری نظارت نشده، یادگیری تقویتی، یادگیری عمیق. این طبقه‌بندی‌ها، در نوع ورودی ارائه شده و متعاقباً در شیوهٔ پردازش داده‌ها متفاوت می‌باشند. کاربردهای یادگیری نظارت شده عبارتند از:

۱-کاربردهای یادگیری نظارت شده در رگرسیون.

۲-پیش‌بینی آب و هوا، پیش‌بینی بازار، پیش‌بینی قیمت سهام، پیش‌بینی قیمت مسکن، پیش‌بینی رشد جمعیت، پیش‌بینی دما برای یک روز معین و مواردی از این قبیل.

۳-کاربردهای یادگیری نظارت شده در دسته‌بندی، دسته‌بندی تصویر، تحلیل احساسات، تراکنش کلاهبرداری/ عاری از کلاهبرداری، ایمیل‌های تبلیغاتی/ غیرتبلیغاتی، بیماری کویدی/ غیرکویدی، تومور خوش‌خیم/ بدخیم، پیش‌بینی و دسته‌بندی بیماری‌های بالینی و مواردی از این نظیر.

کاربردهای یادگیری نظارت نشده عبارتند از:

۱-در خوشه‌بندی مقادیر آستانه بهینه برای بخش‌بندی تصویر چندسطحی، سیستم توصیه‌گر، بازار هدف، بخش‌بندی مشتری و غیره.

۲-در تصویرسازی کاهش ابعاد داده‌های حجیم، مقایسهٔ کارآمد، استخراج ویژگی، کشف ساختار، متن کاوی (کاوش متن)، بازشناسی تصویر، بهبود کیفیت تصویر.

همچنین کاربردهای یادگیری تقویتی در تصمیم‌گیری بلادرنگ (آنی)، بازی‌های هوش مصنوعی، مسیریابی رباتی، بازاریابی بهینه، اتومبیل‌های خودران و مواردی از این قبیل هستند، که در جدول شماره (۱) قابل مشاهده است.

جدول (۱): کاربردهای اخیر الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین

محقق	الگوریتم‌های یادگیری ماشین عمیق	روش ارائه شده محققان	نوع داده	نتیجه / دقت
گای، ژانگ و وولامو[1] (۲۰۲۱)	SVM	بهبود کرنل svm به واسطهٔ یادگیری آماری و تئوری بهینه‌سازی در چارچوب پلتفرم داده‌های حجیم	مجموعه داده Iris flower(گل زنبق)	٪۹۸
سینگه، کومار، یاداو، و کوآر[2] (۲۰۲۱)		شبکه عصبی پیچشی(کانولوشن) مبتنی بر MADE به منظورتشخیص بیماران مبتلا به Covid-۱۹	۱۲۷ مورد Covid-۱۹اشعه ایکس قفسه سینه، ۵۰۰ عکس رادیوگرافی قفسه سینه طبیعی، ۵۰۰ پنومونی رادیوگرافی قفسه سینه	۹۴٫۶۵±۲٫۱٪برای(۷۰٪ نسبت آموزش، ۳۰٪ آزمایش)
کوآر و همکاران[3] (۲۰۲۱)		مدل غربالگری عمیق COVID-۱۹ مبتنی بر الگوریتم فرااتکاری	۱۹۲۶مورد Covid-۱۹، ۱۹۲۶ مورد طبیعی، ۱۹۲۶ مورد تصاویر اشعه ایکس ذات‌الریه قفسه سینه	دقت آموزش ٪۹۹٫۵

1- Gaye, Zhang, & Wulamu
2- Singh, Kumar, Yadav, & Kaur
3- Kaur & etal

جدول (۱): کاربردهای اخیر الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین

ایکسی، شیی، وگائو[1] (۲۰۲۱)		الگوریتمSVM بهبود یافته برای درخت تصمیم‌گیری دودویی متوازن	مجموعه داده Five؛ زیرمجموعه Statlog، Iris، Breast tissue، Page blocks	٪۹۸٫۵، ٪۹۵٫۲، ٪۹۷، ٪۷۲٫۴، ٪۹۳٫۵
استمیت و همکاران[2] (۲۰۲۰)		پیش‌بینی زوال عقل و اختلال شناختی خفیف با به کارگیری رویکردهای یادگیری عمیق	(ADNI) مخزن مجموعه داده‌های طرح تصویربرداری عصبی بیماری آلزایمر	٪۸۸ با استفاده از MLP۲
آپوستولوپوس، و پسیانا[3] (۲۰۲۰)		بهره‌گیری از یادگیری انتقال در cnn برای تشخیص بیماریCovid	۲۲۴ مورد تصویرCovid-۱۹، ۷۱۴ پنومونی ویروسی و باکتریایی و ۵۰۴ مورد تصویر طبیعی با اشعه ایکس قفسه سینه	٪۹۶٫۷۸
ستی و بهرا[4] (۲۰۲۰)		تشخیص بیماریCovid با ویژگی‌های عمیق (Resnet۵۰) و svm(ماشین بردار پشتیبان)	۲۵ مورد تصویرCovid-۱۹، ۲۵ مورد تصویر طبیعی با اشعه ایکس قفسه سینه	٪۹۵٫۳۸
انگلوی و سوآرس[5] (۲۰۲۰)		تشخیص Covid-۱۹ با استفاده از یادگیری عمیق	۱۲۵۲ مورد سی‌تی‌اسکن قفسه سینهCovidو ۱۲۲۹ مورد تصویر سی‌تی‌اسکن طبیعی قفسه سینه	٪۹۷٫۳۱
چن، دیبو، هانگ و کاراکا[6] (۲۰۲۰)	جنگل تصادفی	انتخاب مشخصه برای دسته‌بندی داده‌ها با استفاده از الگوریتم‌های، RF، SVM، KNN، LDA	سه مجموعه داده محبوب: بازاریابی بانکی، پایگاه داده ارزیابی خودرو، تشخیص فعالیت‌های انسانی با به کارگیری تلفن‌های هوشمند	٪۹۸٫۵۷ با استفاده از RF
شونالو و زوو[7] (۲۰۲۰)		پیش‌بینی کارت اعتباری پیش‌فرض توسط الگوریتم RF	https://www.kaggle.com/uciml/مجموعه داده کارت اعتباری پیش فرض مشتریان	خارج از محدوده یاکمینه خطا ٪۱۸٫۲۴
آریف، و همکاران[8] (۲۰۲۲)	مدل‌های یادگیری عمیق	تشخیص و دسته‌بندی تومور مغزی با به کارگیری تبدیل موجک برکلی و cnn	۲۲ تصویر طبیعیMRI مغز، ۴۴ تصویر غیرطبیعیMRI مغز از سایت http://med.harvard.edu/AANLIB	٪۹۸٫۵

1- Xie, She, & Guo
2- Stamate & etal
3- Apostolopoulos, & Mpesiana
4- Sethy, & Behera
5- Angelov, & Soares
6- Chen, Dewi, Huang, & Caraka
7- Schonlau, & Zou
8- Arif, Ajesh, Shamsudheen, Geman, Izdrui, & Vicoveanu

جدول (۱): کاربردهای اخیر الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین				
گائو، ون، و ژانگ[1] (۲۰۱۹)		الگوریتم جنگل تصادفی درجه دوم وزن دار	مجموعه داده‌های کارکنان شعبه یک شرکت ارتباطات در کشور چین	٪۹۲٫۸۰
وانگ[2] (۲۰۱۹)	KNN	تشخیص letter	مجموعه داده Letter از مخزن یادگیری ماشین UCI	٪۸۲
شیواهار، سومان، چالپالی، کوشیک، گوپتا و بیبهو[3] (۲۰۲۲)		دسته‌بندی تومور آستروسیتوما در تصاویر MRI با استفاده از KNN	مجموعه داده BRATS	٪۹۳

الگوریتم‌های یادگیری ماشین دسته‌بندی‌های زیادی را در خود جای داده‌اند. کارشناسان همواره باید بر اساس نیازهای مدل و پروژه خود باید یکی از این دسته‌بندی‌های مطرح را انتخاب نمایند. لازم به ذکر است که الگوریتم‌های به کار رفته در دنیای یادگیری ماشین، همواره در حال توسعه هستند.

۳- روش تحقیق

تحقیق حاضر از نظر هدف کاربردی و از حیث نحوه گردآوری تحقیق، از نوع توصیفی- تحلیلی می‌باشد. به منظور انجام این مطالعه، از داده‌های توصیفی استفاده شده تا بتوان انواع الگوریتم‌های در ارتباط با یادگیری ماشین بهتر شناخته شوند. این تحقیق، کاربرد یادگیری ماشین و انواع الگوریتم‌های های مرتبط با آن را ارائه می‌نماید.

۴- یافته‌های تحقیق

الگوریتم‌های یادگیری ماشینی برنامه‌های (ریاضی و منطقی) هستند که وقتی در معرض داده‌های بیشتری قرار می‌گیرند، خودشان را برای عملکرد بهتر تنظیم می‌کنند. بخش یادگیری به این معنی است که این برنامه‌ها روش پردازش داده‌ها را در طول زمان تغییر می‌دهند، همان‌طور که انسان‌ها روش پردازش داده‌ها را در حین یادگیری تغییر می‌دهند. بنابراین، الگوریتم یادگیری ماشین یا الگوریتم یادگیری ماشین، برنامه‌ای است که پارامترهای خود را بر اساس بازخورد عملکرد قبلی در یک مجموعه داده تخمین زده و بهبود می‌بخشد. الگوریتم‌های یادگیری ماشین در حال حاضر در بسیاری از زمینه‌های زندگی حضور فعال دارند و در این مقاله به انواع الگوریتم‌های یادگیری ماشینی می‌پردازد.

انواع الگوریتم‌های یادگیری نظارت شده

محوریت اصلی یادگیری نظارت شده، درک رابطهٔ بین مجموعه ورودی‌ها و مجموعهٔ خروجی‌ها می‌باشد. مادامی که رابطهٔ مورد نظر صدق کند، الگوریتم قادر به پیش‌بینی خروجی برای داده‌های ورودی جدید خواهد بود. به‌عنوان مثال: ورودی‌ها می‌توانند سود حاصلهٔ یک شرکت در سال مالی و خروجی‌ها، تغییر خالص در قیمت سهام شرکت باشند. برای این مثال ذکر شده، ورودی‌های جدید سود حاصلهٔ یک شرکت، می‌توانند تغذیه شوند و سیستم، پیش‌بینی برای تغییر خالص در قیمت سهام را به عنوان خروجی ارائه خواهد داد. دو زیرشاخهٔ اصلی برای یادگیری نظارت شده وجود دارد که عبارتند از: دسته‌بندی (کلاس‌بندی) و رگرسیون.

تفاوت عمده، بین رویکردهای دسته‌بندی و رگرسیون، در برون‌داد آنها می‌باشد. در حالی که، دسته‌بندی، دسته‌ها

1- Gao, Wen, & Zhang
2- Wang
3- Shivahare, Suman, Challapalli, Kaushik, Gupta, & Bibhu

و خروجی‌های دسته (کلاس) را می‌دهد، برون‌داد رگرسیون یک عدد می‌باشد. مبتنی بر متغیر هدف پیوسته است، روش‌های به کار رفته برای وظیفهٔ دسته‌بندی عبارتند از: رگرسیون خطی، رگرسیون درخت تصمیم، جنگل تصادفی، مدل KNN، ماشین‌های بردار پشتیبان.

ب. دسته‌بندی: این قسمت، نقاط مشابه داده از داده‌های ورودی را با هدف گروه‌بندی آنها در دسته‌های مختلف به کار می‌گیرد. این رویکردها، در پی یافتن بهترین شیوه به منظور جداسازی نقاط داده و تخصیص آنها به یک طبقهٔ خاص می‌باشند. مبتنی بر متغیر هدف دسته‌بندی شده است. روش‌های مورد استفاده در دسته‌بندی عبارتند از: رگرسیون لجستیک، نایو بیز (بیز ساده)، گرادیان کاهشی تصادفی KNN (K- نزدیک‌ترین همسایگی)، SVM، درخت تصمیم، جنگل تصادفی.

رگرسیون خطی در زمرهٔ متداول‌ترین تکنیک‌های آماری قرار دارد. این مدل رگرسیون، بر رویکرد مجموعهٔ داده به منظور تعیین همبستگی بین متغیرهای مورد نظر و در راستای پیش‌بینی نتایج مبتنی بر رابطه به کار می‌رود. این مدل، به صورت فرمول شماره (۱) بیان می‌شود:

$$Y = a + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \dots \quad (1)$$

که در آن Y متغیر وابسته، a نقطه عرض از مبدأ، b شیب و X متغیر مستقل است.

پیاده سازی این مدل آسان است و ازکارآمدی در فضا برخوردار است، اما تنها در صورت وجود راه حل خطی، قابل اجرا می‌باشد. همچنین فرض این مدل بر این است که واریانس خطاهای ورودی (باقیمانده‌ها) نسبتاً ثابت است و ورودی‌ها، متقابلاً مستقل می‌باشند.

رگرسیون لجستیکیک الگوریتم نظارت شده است که برای مسائل دسته‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرد. علی‌رغم اینکه نامش دلالت بر چیز دیگری دارد، اما این مدل، یک مدل رگرسیونی نمی‌باشد. ساده‌ترین رگرسیون لجستیک، با دسته‌بندی‌های باینری (دسته‌بندی‌های دودویی) سروکار دارد، در عین حال، می‌توان آن را به دسته‌های متعدد گسترش داد (شیواهارا و گوپتا[1]، ۲۰۱۶). همچنین می‌توان آن را به کمک یک تابع لجستیک به عنوان تبدیلی از رگرسیون خطی نشان داد. در اغلب مواقع، تابع سیگموئید مورد استفاده قرار می‌گیرد.

$$Z = a + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \dots \quad (2)$$

$$Y(X) = g(z) \quad (3)$$

$$g(z) = \frac{1}{1+e^{-z}} \quad (4)$$

این یک روش دسته‌بندی آسان، ساده و سریع است. تابع زیان همیشه به صورت محدب است. این روش صرفاً در مسائل دسته‌بندی خطی کاربرد دارد.

الگوریتم k- نزدیک‌ترین همسایگی یک روش ناپارامتری برای دسته‌بندی و رگرسیون است. این الگوریتم، در اصل، متکی بر این فرض است که اساس همهٔ پیش‌بینی‌ها این است که مشاهدات با شرایط مشابه، نتایج مشابهی را به دنبال خواهند داشت. داده‌ها بر اساس برخی ویژگی‌ها در فضای n بعدی مرتب‌سازی شدند. هنگامی که داده‌های جدیدی به الگوریتم ارائه می‌شود، آن یک دسته (کلاس) به داده‌های جدید، تعیین شده توسط دسته‌های k- نزدیک‌ترین همسایگی خود تخصیص می‌دهد. در دسته‌بندی KNN، کثرت در k نزدیک‌ترین نقاط داده مورد بررسی قرار می‌گیرد، در صورتی که در رگرسیون KNN، میانگین نقاط داده بررسی می‌شود. این، یک مدل یادگیری تنبل است و اجرای آن ساده می‌باشد. این الگوریتم، مشتمل بر ابرپارامترهای (فراپارامترهای) کمتری برای هماهنگی است. با این حال، هزینهٔ محاسبات در طول زمان اجرا به علت حجم نمونهٔ زیاد، بالا می‌باشد.

ماشین بردار پشتیبان، روش دیگری از روش‌های نظارت شدهٔ ML است که می‌تواند به حل مشکلات رگرسیون و دسته‌بندی بپردازد. این روش، قادر به پشتیبانی مسائل خطی و غیرخطی می‌باشد (شیواهارا

1- Shivahare, & Gupta

و همکاران[1]، ۲۰۲۱). در SVM، دو خط حاشیه‌ای موازی با ابر صفحه وجود دارد، یکی از آنها از نزدیک‌ترین نقاط مثبت و دیگری از نزدیک‌ترین نقاط منفی عبور می‌کند. محوریت اصلی روش نظارت شده، بیشینه کردن فاصلهٔ حاشیه‌ای می‌باشد. این روش، با به کارگیری توابع کرنل، داده‌ها را در فضای چند بعدی تفکیک می‌کند. SVM، ترفندهای کرنل را در راستای غلبه بر مشکلات هر چند مشکل به کار می‌برد. کرنل SVM، ۲D (داده‌های با ابعاد کم) را به ۳D یا ابعاد بالاتر تبدیل می‌کند. آن همچنین، قادر است که با استفاده از یک تابع بهینه‌سازی محدب به حداقل مطلق دست یابد. این روش، همواره از زمان‌های آموزش به مراتب بیشتری برای مجموعه داده‌های بزرگ‌تر برخوردار است. در ضمن ابرپارامترها و کرنل، به منظور دستیابی به نتایج دقیق، هماهنگی سنجیده‌ای را می‌طلبند (لوهانی، و ترین یاکارسان[2]، ۲۰۲۱).

درخت تصمیم، یک الگوریتم مبتنی بر درخت می‌باشد و به منظور بررسی مسائل رگرسیون و دسته‌بندی (کلاس‌بندی) مورد استفاده قرار می‌گیرد. آن به شکل یک درخت معکوس است که در آن داده‌ها براساس شرایط مختلف تفکیک می‌شوند. الگوریتم درختان تصمیم، نمونه‌ها را با مرتب سازی آنها از ریشه تا برگ‌ها (که همان گره‌های گراف هستند) به گونه‌ای که هر برگ گره نمایان‌گر دستهٔ هر نمونه باشد، دسته‌بندی می‌کنند. هر گره در درخت مورد نظر به مثابهٔ یک نمونهٔ آزمایشی برای برخی مشخصه‌ها عمل می‌کند و هر یال پایین رونده از گرهٔ مرتبط، مطابق با یکی از پاسخ‌های احتمالی به نمونهٔ آزمایشی می‌باشد. این فرایند از ماهیت بازگشتی برخوردار است و برای هر زیردرختی که در گره های جدید ریشه دارد تکرار می‌گردد. درخت تصمیم، نیاز به داده‌های از پیش پردازش شده ندارد و از توانایی کنترل موثر همبستگی بین متغیرهای مستقل برخوردار می‌باشد. آن همچنین هیچ گونه فرضیه سازی در رابطه با توزیع داده‌ها انجام نمی‌دهد. از جمله معایبی که می‌توان برای این الگوریتم برشمرد عبارت است از اینکه درخت مدنظر ممکن است هنگام کنترل مجموعه داده‌ها به پیچیده‌گرایی میل کند. در ضمن، امکان دارد، اطلاعات ارزشمند را در حین مواجهه با متغیرهای پیوسته از دست بدهد.

جنگل تصادفی شکل تکامل یافتهٔ الگوریتم درختان تصمیم می‌باشد. آن یک مدل تجمیع (کیسه‌گذاری) (گروهی) می‌باشد که در آن چندین درخت تصمیم با یکدیگر ترکیب شده و میانگین تصمیمات یا اکثریت تصمیمات درختان به عنوان نتیجهٔ نهایی جنگل تصادفی در نظر گرفته می‌شود.

جنگل تصادفی یک مدل دقیق و منسجم می‌باشد و بهتر از هر مدل دیگری از عهدهٔ کنترل بیش برازش برمی‌آید. علاوه بر این، آن از انتخاب مشخصه بارز پشتیبانی به عمل می‌آورد و به استخراج اهمیت مشخصه می‌پردازد. با این حال، این مدل با افزایش اندازهٔ جنگل، از نقطه نظر محاسباتی به پیچیده‌گرایی و کند شدن میل می‌کند. این مدل، از نظر پیش‌بینی، مدل توصیف کنندهٔ خوبی نمی‌باشد.

انواع یادگیری نظارت نشده

برخلاف یادگیری نظارت شده، یادگیری نظارت نشده، داده‌های فاقد برچسب را می‌پذیرد و می‌کوشد تا شباهت‌ها را در مجموعه داده‌ها شناسایی کند. آن در ادامهٔ کار، برحسب ویژگی‌های به دست آمده، اقدام به گروه‌بندی داده‌ها می‌کند.

- **خوشه‌بندی:** گروهی از نوع مشابه داده‌ها از مجموعه داده‌ها در یک خوشه قرار می‌گیرند. الگوریتم‌هایی که در وظیفه خوشه‌بندی به کار گرفته شدند عبارتند از: خوشه‌بندی کی- میانگین، الگوریتم فراابتکاری الهام گرفته شده از طبیعت همچون PSO، WOA، SSA، MFO، SCA، BAT، Firefly،ACO و غیره.
- **کاهش ابعاد:** تجزیه و تحلیل مولفهٔ اصلی به منظور دستیابی به بهترین مشخصه‌ها با استفاده از مفهوم کاهش ابعاد، به کار گرفته می‌شود.

انواع یادگیری تقویتی

این مدل، در رابطه با الگوریتمی می‌باشد که از حالت

1- Shivahar & etal
2- Lohani, & Thirunavukkarasan

ورودی داده شده، درصدد یافتن بهترین روش برای دستیابی به پاداش است (حالت خروجی مطلوب). از آنجایی که الگوریتم مورد نظر از تجربهٔ خود به جای مجموعه ورودی‌هایی که رابطهٔ مرتبط با یکدیگر دارند، یاد می‌گیرد، بخش آموزش از یادگیری نظارت شده متفاوت است. در صورت فقدان مجموعه داده‌های آموزشی، الگوریتم ناگزیر به یادگیری از تجربیات خودش است. انواع آن عبارتند از:

-یادگیری تقویتی مثبت: به عنوان رویدادی تعریف می‌گردد که به علت رفتار (کارکرد) خاصی صورت می‌پذیرد. این مدل مطلقاً منجر به افزایش قدرت و فراوانی رفتار و تاثیرات روی عمل صورت گرفته توسط مولفه می‌گردد.

- یادگیری تقویتی منفی: تقویت منفی به مثابهٔ تشدید رفتاری تعریف می‌گردد که به علت یکی از شرایط منفی حاکم به وقوع می‌پیوندد که لازم است متوقف شود یا از آن اجتناب به عمل آید (انادند و همکاران[1]، ۲۰۲۰).

انواع یادگیری عمیق

یادگیری عمیق بخشی از یادگیری ماشینی است. لایهٔ ورودی، لایهٔ پنهان و ساختار لایهٔ خروجی در یادگیری عمیق مدنظر قرار می‌گیرند. انواع مختلف مدل‌های یادگیری عمیق عبارتند از: شبکهٔ عصبی پیچشی(CNN)، شبکه عصبی بازگشتی(RNN)، پرسپترون چند لایه‌ای (MLP)، شبکه‌های حافظهٔ طولانی کوتاه مدت (LSTMها) و غیره (شیواهارا و همکاران، ۲۰۲۱).

- تابع فعال‌سازی: این تابع، بخش جدایی‌ناپذیر شبکهٔ عصبی محسوب می‌شود. در صورت عدم وجود تابع فعال‌سازی (فاقد تبدیل)، شبکهٔ عصبی، یک مدل رگرسیون خطی ساده می‌باشد. مشتق تابع فعال‌ساز خطی (LAF) یک عدد ثابت است و اطلاعات گرادیان به روزرسانی نمی‌گردد. بدین معنا که اطلاعات گرادیان در سطح پس انتشار یکسان خواهد بود. از آنجایی که خروجی تابع خطی محدود به بازهٔ [∞و-∞] نمی باشد، از این رو LAF برای ایجاد احتمال نمونهٔ دوجمله‌ای یا چندجمله‌ای مناسب نمی‌باشد (ساهوو، گوپتا، و شیاهاوارا[2]، ۲۰۱۸).

$$f(LAF) = ax + b; f'(LAF) = a;$$

CNN، از تابع فعال‌سازی همچون سیگموئید، relu، tanh، SoftMax، pelu (بیشینه هموار)، بهینه‌ساز متنوع، تابع زیانی نظیر آنتروپی متقاطع دودویی، آنتروپی متقاطع طبقه‌ای برای وظیفهٔ پیش‌بینی و دسته‌بندی بهره‌مند می‌شود.

- شبکهٔ عصبی بازگشتی (RNN): در RNN، خروجی متوالی برای ورودی متوالی مربوطه تولید می‌گردد. عمدتاً به منظور حل مسائل سری‌های زمانی که در آنها طول ورودی ثابت نمی‌باشد، مورد استفاده قرار می‌گیرد.

- پرسپترون چند لایه‌ای MLP (MLP): مبتنی بر مفهوم شبکهٔ عصبی مصنوعی پیشرو می‌باشد که به واسطهٔ مدل‌های یادگیری عمیق از پس قدرت محاسباتی بالا برمی‌آید.

- مدل‌های یادگیری عمیق از پیش آموزش دیده: انواع مدل‌های یادگیری عمیق از پیش آموزش دیده همچون VGG۱۶، VGG۱۹، Resnet ۵۰، ResNeXt، Mobilenet و مواردی از این نظیر در دسته‌بندی تصاویر، دسته‌بندی متن، افزایش امنیت سایبری، تشخیص بیماری‌های پزشکی و غیره به کار می‌روند.

توابع فعال‌سازی غیرخطی در جدول شماره (۲) به طور خلاصه‌وار ذکر می‌شوند. اجازه دهید ساز و کار مشتق تابع relu AF را درک کنیم. در اینجا، f'(۰) وجود ندارد، به طور معمول، ما می‌توانیم f'(۰)=۰ تعریف کنیم. در شکل، ما می‌توانیم مشاهده کنیم، هیچ مشتق یا شیب (عدم وجود تغییر در Y) برای مشتق یا شیب در نقاط مثبت یا منفی[x=-۳،-۲،-۱،۱،۲،۳] وجود ندارد.

1- Anand & etal
2- Sahoo, Gupta, & Shivahare

جدول (۲): توابع فعال‌سازی غیر خطی

-تابع فعال‌سازی غیر خطی-	شرح	نقطه ضعف
۱.تابع سیگموئید: به شکل ۶ رجوع شود. $S(z)=\frac{1}{1+e^{-z}}$ مشتق تابع سیگموئید S'(z) عبارت است از S(z)(۱-S(z)) S'(z) = ۰ وقتی که S(z) برابر با ۰ یا ۱ باشد. دامنهٔ S'(z) برابر است با ε(۰،۰،۲۵) گرهٔ واحد در لایه خروجی دسته (کلاس) ۰یا۱ را پیش‌بینی می‌کند.	۱. برای طبقه‌بندی دو دویی مناسب است. ۲. مقدار احتمال بین ۰ و ۱ ارائه می‌دهد. ۳. خروجی عملکرد در مرکز حول صفر نمی‌باشد، بنابراین کارایی به روزرسانی وزن کاهش می‌یابد.	۱. به دلیل عملکردنمایی، محاسبات کندتری دارد. ۲. از آنجایی که تابع، حول صفر نمی‌باشد، دچار مشکل محوشدگی (حذف شدن) گرادیان می‌باشد.
۲. Tanh(x): به شکل ۷ رجوع شود. $f(x)=\frac{1-e^{-2x}}{1+e^{-2x}}$ F(x)=۲*تابع سیگموئید (۲x)-۱ دامنهٔ f(x) عبارت است از (۱،۱-) مشتق f(x) عبارت است از: $f'(x)=1-f(x)^2$ دامنهٔ f'(x) عبارت است از (۰،۱)	۱. خروجی تابع حول صفر است. ۲. در لایه‌های پنهان مورد استفاده قرار می‌گیرد. ۳. از تابع سیگموئید بهتر است.	۱.دچار مشکل محوشدگی (حذف شدن) گرادیان می‌باشد.
۳. تابع Relu، به شکل ۸ و ۹ رجوع شود. $f(x)=\max(0,x)$ $f(x)=\begin{cases}x & x>0\\0 & x<0\end{cases}$ $f'(x)=\begin{cases}1 & x>0\\0 & x<0\end{cases}$	۱. اگر ورودی مثبت باشد، مشکل اشباع گرادیان وجود ندارد. ۲. در لایه پنهان مورد استفاده قرار می‌گیرد. ۳. از تابع سیگموئید بهتر است.	۱. مشتق در نقطه ۰ تعریف نشده است. ۲. برای عدد ورودی منفی، گرادیان/مشتق صفر خواهد بود. وزن‌های به روز نشده منجر به مشکل relu یا neuron حذف شده و مشکل محو شدگی گرادیان می‌گردد.
۳آ. Relu نشتی: به شکل ۱۰ رجوع شود. $f(x)=\max(0.01x,x)$ $f(x)=\begin{cases}x & x>0\\0.01x & x\le 0\end{cases}$ $f'(x)=\begin{cases}1 & x>0\\0.01 & x\le 0\end{cases}$	۱. حول صفر می‌باشد. ۲. برآنست تا به حل/رفع مشکل relu یا neuron در حال حذف بپردازد.. ۳. دارای مقدار گرادیان کوچک در α=۰،۰۱ (ثابت) می‌باشد	۱. به دلیل گرادیان کوچک((α=0(constant)، دچار مشکل محوشدگی گرادیان می‌باشد.

جدول (۲): توابع فعال‌سازی غیر خطی		
۳ب. Parametric relu: $f(x)=\max(\alpha x, x)$ $f(x)=\begin{cases} x & x>0 \\ \alpha x & x\le 0 \end{cases}$ $f'(x)=\begin{cases} 1 & x>0 \\ \alpha & x\le 0 \end{cases}$	۱.وقتی α=۰۰ باشد، به صورت Relu AF عمل می‌کند. ۱.وقتی α=۰٫۰۱. باشد، به صورت Relu نشتی عمل می‌کند.	۱.همان موارد مطرح شده در relu و relu نشتی را داریم.
۴.softmax(تابع بیشینه هموار): $soft\ \max(z_i)=\frac{e^{z_i}}{\sum_{k=1}^{j} e^{z_j}}$ z نمایانگر مقادیر نورون های لایه خروجی می باشد.	۱. این تابع، برای مسئله دسته‌بندی چند کلاسه کاملاً مناسب است ۲. تابع نمایی غیرخطی را معرفی می‌کند	۱. هنگامی که، تعداد دسته‌ها (کلاس‌ها) برابر با ۲ باشد، آن به عنوان یک تابع سیگموئید عمل می‌کند. ۲. از آنجایی که احتمال همهٔ دسته‌ها (کلاس‌ها) محاسبه می‌شود، هزینهٔ محاسبات بالا می‌باشد.

تابع Softmax AF: این تابع، برداری از اعداد را به بردار احتمالات تبدیل می‌کند، به عبارت دیگر اعداد را نسبت به احتمال خروجی مقیاس‌گذاری می‌کند. حاصل آن مقدار بیشینه در شاخص خاص می‌باشد. جمع همهٔ کلاس‌ها/ خروجی‌ها باید برابر ۱ باشد.

$$[3.2\ 1.3\ 0.2\ 0.8] \rightarrow [0.775\ 0.116\ 0.039\ 0.070]$$

اعداد ← تابع softmax AF ← احتمال

جمع احتمال [۰٫۷۷۵ ۰٫۱۱۶ ۰٫۰۳۹ ۰٫۰۷۰]=۱

$$soft\ \max(3.2)=\frac{e^{3.2}}{e^{3.2}+e^{1.3}+e^{0.2}+e^{0.8}}=0.775$$

در دسته‌بندی چندکلاسه، یک گره برای هر کلاس در لایه خروجی موجود است. داده‌های دسته‌بندی شده به وسیلهٔ کدبندی عدد صحیح [۰و۱و۲و۳] یا کدبندی وان‌هات به داده‌های عددی تبدیل می‌شوند.

۵- نتیجه‌گیری

هوش مصنوعی یک حوزهٔ مطالعاتی گسترده به شمار می‌رود و با سرعتی بیش از هر زمانی دیگر در حال توسعه می‌باشد. در این مقاله، درصدد یکپارچه‌سازی شاخص‌های اساسی در رویکردهای یادگیری ماشین که اخیراً مورد استفاده قرارگرفتند و بهترین موارد کاربردی خود را تعیین نمودند، بودیم. اغراق نخواهد بود، اگر بگوییم که این رویکردها هدایت کنندهٔ مسیرمان در ایجاد تکنولوژی‌های جدیدی همچون تحقق اتومبیل‌های بدون راننده خواهد بود.

الگوریتم‌های یادگیری ماشینی داده‌ها را تجزیه و تحلیل می‌کنند، ارتباطات و پیامدها را از داده‌های ورودی به خروجی ترسیم می‌کنند و الگوهای داده را تشخیص می‌دهند. این الگوریتم‌ها به‌طور خودکار بهینه‌سازی

می‌شوند تا در طول زمان به بهبود ادامه دهند. یعنی با پردازش داده‌های بیشتر، هوشمندتر می‌شوند و عملکرد کلی پیش‌بینی‌شان دقیق‌تر می‌شود. با گسترش دامنه و رشته‌های تحصیلی و استفاده از یادگیری ماشینی در زمینه‌های مختلف، بسته به تغییر نیازها و پیچیدگی مسائل مختلف، انواع مختلفی از الگوریتم‌های یادگیری ماشینی پدید آمدند که هر کدام کارایی و کاربردهای خاص خود را دارند. بنابراین می‌توانید الگوریتمی را انتخاب کنید که به بهترین وجه با نیازهای کسب و کار شما مطابقت دارد. در برخی موارد، متخصصان از ترکیبی از این الگوریتم‌ها استفاده می‌کنند، زیرا ممکن است یک الگوریتم به تنهایی نتواند مشکل خاصی را حل کند.

منابع:

1-Anand, T., Singh, V., Bali, B., Sahoo, B. M., Shivhare, B. D., & Gupta, A. D. (2020, June). Survey paper: sentiment analysis for major government decisions. In *2020 International Conference on Intelligent Engineering and Management (ICIEM)* (pp. 104-109). IEEE.

2-Angelov, P., & Soares, E. (2020). Explainable-by-design approach for covid-19 classification via ct-scan

3-Apostolopoulos, I. D., & Mpesiana, T. A. (2020). Covid-19: automatic detection from x-ray images utilizing transfer learning with convolutional neural networks. *Physical and engineering sciences in medicine*, *43*, 635-640

4-Arif, M., Ajesh, F., Shamsudheen, S., Geman, O., Izdrui, D., & Vicoveanu, D. (2022). [Retracted] Brain Tumor Detection and Classification by MRI Using Biologically Inspired Orthogonal Wavelet Transform and Deep Learning Techniques. *Journal of Healthcare Engineering*, *2022*(1), 2693621.

5-Chen, R. C., Dewi, C., Huang, S. W., & Caraka, R. E. (2020). Selecting critical features for data classification based on machine learning methods. *Journal of Big Data*, *7*(1), 52.

6-Gao, X., Wen, J., & Zhang, C. (2019). An improved random forest algorithm for predicting employee turnover. *Mathematical Problems in Engineering*, *2019*(1), 4140707.

7-Gaye, B., Zhang, D., & Wulamu, A. (2021). Improvement of support vector machine algorithm in big data background. *Mathematical Problems in Engineering*, *2021*(1), 5594899.

8-Kaur, M., Kumar, V., Yadav, V., Singh, D., Kumar, N., & Das, N. N. (2021). Metaheuristicbased Deep COVID19 Screening Model from Chest XRay Images. *Journal of healthcare engineering*, *2021*(1), 8829829.

9-Lohani, B. P., & Thirunavukkarasan, M. (2021, November). A review: application of machine learning algorithm in medical diagnosis. In *2021 International Conference on Technological Advancements and Innovations (ICTAI)* (pp. 378-381). IEEE.

10-Nassif, A. B., Shahin, I., Attili, I., Azzeh, M., & Shaalan, K. (2019). Speech recognition using deep neural networks: A systematic review. *IEEE access*, *7*, 19143-19165.

11-Sahoo, B. M., Gupta, A. D., & Shivahare, B. D. (2018). Audio Visual EMG & GSR biofeedback analysis and spiritual methods for understanding human behaviour and psychosomatic disorders. *Amity Journal*

of Computational Sciences, *2*(1).
12-Schonlau M, Zou RY. The random forest algorithm for statisticallearning. The Stata Journal. 2020; 20(1):3-29. Doi:10.1177/1536867X20909688
13-Sethy, P. K., & Behera, S. K. (2020). Detection of coronavirus disease (covid-19) based on deep features.
14-Shivahare, B. D., & Gupta, S. K. (2021). Multi-level image segmentation using randomized spiral-based whale optimization algorithm. *Recent Patents on Engineering*, *15*(5), 114-126.
15-Shivahare, B. D., & Gupta, S. K. (2016). Multilevel thresholding based image segmentation using whale optimization algorithm. *image*, *3*, 4.
16-Shivahare, B. D., Singh, M., Gupta, A., Ranjan, S., Pareta, D., & Sahu, B. M. (2021, February). Survey Paper: Whale optimization algorithm and its variant applications. In *2021 International Conference on Innovative Practices in Technology and Management (ICIPTM)* (pp. 77-82). IEEE.
17-Shivahare, B. D., Suman, S., Challapalli, S. S. N., Kaushik, P., Gupta, A. D., & Bibhu, V. (2022, February). Survey paper: Comparative study of machine learning techniques and its recent applications. In *2022 2nd International Conference on Innovative Practices in Technology and Management (ICIPTM)* (Vol. 2, pp. 449-454). IEEE.
18-Singh, D., Kumar, V., Yadav, V., & Kaur, M. (2021). Deep neural network-based screening model for COVID-19-infected patients using chest X-ray images. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, *35*(03), 2151004.
19-Stamate, D., Smith, R., Tsygancov, R., Vorobev, R., Langham, J., Stahl, D., & Reeves, D. (2020). Applying deep learning to predicting dementia and mild cognitive impairment. In *Artificial Intelligence Applications and Innovations: 16th IFIP WG 12.5 International Conference, AIAI 2020, Neos Marmaras, Greece, June 5–7, 2020, Proceedings, Part II 16* (pp. 308-319). Springer International Publishing.
20-Xie, W., She, Y., & Guo, Q. (2021). Research on multiple classification based on improved SVM algorithm for balanced binary decision tree. *Scientific Programming*, *2021*(1), 5560465.
21-Wang, L. (2019, December). Research and implementation of machine learning classifier based on KNN. In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering* (Vol. 677, No. 5, p. 052038). IOP publishing.

©Authors, Published by Journal of Intelligent Knowledge Exploration and Processing. This is an open-access paper distributed under the CC BY (license http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).