همایش ملی
محاسبات نرم علوم مهندسی
در صنعت و جامعه

1st National Conference on Soft Computing of Engineering Science in Industry and Society (ASEIS 2022)

مروری بر راهکارهای یادگیری عمیق برای تشخیص ناهنجاری داده

فاطمه نارویی[۱]، احسان اسلامی[۲]

[۱] دانشجوی کارشناسی مهندسی نرم‌افزار، دانشگاه ولایت ایرانشهر، ایرانشهر، fatemehnarouie@gmail.com
[۲] عضو هیات علمی، مربی، دانشگاه ولایت، ایرانشهر، e.eslami@velayat.ac.ir

چکیده

تشخیص ناهنجاری که با نام تشخیص نقاط پرت نیز شناخته می‌شود، یک مسئله مهم است که از دیرباز موردتوجه خاص محققین قرار گرفته است و تاکنون یک حوزه تحقیقاتی فعال و ماندگار در جوامع تحقیقاتی مختلف برای چندین دهه بوده است. ناهنجاری‌ها می‌توانند ناشی از خطا در داده باشند، اما گاهی اوقات نشان‌دهنده یک فرایند جدید، ناشناخته و اساسی هستند؛ بنابراین هنوز پیچیدگی و چالش‌های منحصربه‌فردی وجود دارد که نیازمند رویکردهای پیشرفته است. هدف از ارائه این مقاله مروری جامع بر روش‌های تشخیص ناهنجاری مبتنی بر یادگیری عمیق است که تکنیک‌های تحقیقاتی تشخیص ناهنجاری را بر اساس مفروضات اساسی و رویکرد اتخاذ شده در دسته‌های مختلف گروه‌بندی کرده است. در هر دسته، تکنیک اصلی تشخیص ناهنجاری همراه با انواع آن، فرضیات کلیدی، نقاط قوت و ضعف نسبی ارائه شده است و در نهایت چالش‌های تحقیقاتی حل نشده در حین استفاده از تکنیک‌های تشخیص ناهنجاری در مدل‌های یادگیری عمیق برجسته خواهند شد.

واژه‌های کلیدی

تشخیص ناهنجاری، یادگیری عمیق، نقاط پرت

۱. مقدمه

در داده‌کاوی [۱]، به فرایند شناسایی نمونه‌ها، رویدادها یا مشاهداتی که با الگوها یا دیگر نمونه‌های موجود در مجموعه‌داده مطابقت نداشته باشند، تشخیص ناهنجاری یا تشخیص دورافتادگی [۲]گفته می‌شود. یکی از چالش‌ها در دنیای داده‌ها، تعیین این است که کدام نمونه‌ها با بقیه متفاوت هستند. چنین نمونه‌هایی به‌عنوان ناهنجاری شناخته می‌شوند[۱] و هدف از تشخیص ناهنجاری تعیین چنین مواردی به روش داده‌محور است[۲]. ناهنجاری‌ها می‌توانند ناشی از خطا در داده‌ها باشند، اما گاهی اوقات نشان‌دهنده یک فرایند جدید، ناشناخته و اساسی هستند. نقطه پرت به‌عنوان مشاهده‌ای تعریف می‌شود که به طور قابل‌توجهی از مشاهدات دیگر منحرف می‌شود. باعث ایجاد سوءظن می‌شود و توسط مکانیزم متفاوتی ایجاد شده است[۳].

باتوجه‌به افزایش تقاضا و کاربردها در حوزه‌های گسترده، مانند مدیریت ریسک، انطباق، امنیت، نظارت مالی، خطر سلامت و پزشکی، ایمنی هوش مصنوعی، تشخیص ناهنجاری نقش‌های مهمی ایفا می‌کند که در حوزه‌های مختلف از جمله داده‌کاوی، یادگیری ماشین برجسته شده است. یادگیری عمیق و بینایی ماشین در سال‌های اخیر، قابلیت‌های فوق‌العاده‌ای را در یادگیری نمایش‌های بیانی داده‌های پیچیده مانند داده‌های با ابعاد بالا، داده‌های زمانی، داده‌های مکانی و داده‌های نموداری نشان داده است[۱].

تکنیک‌های یادگیری عمیق [۳] فرصت‌های باورنکردنی را برای پاسخ به برخی از مهم‌ترین و دشوارترین سؤالات در طیف وسیعی از کاربردها در علم و مهندسی فراهم می‌کند؛ بنابراین، دانشمندان و مهندسان به طور فزاینده‌ای استفاده از یادگیری عمیق را برای اتخاذ تصمیمات بالقوه مهم، در زمینه برنامه‌های کاربردی موردعلاقه، مانند بیوانفورماتیک، مراقبت‌های بهداشتی، امنیت سایبری و وسایل نقلیه کاملاً خودمختار اتخاذ می‌کنند. بسیاری از این برنامه‌ها اغلب متحمل هزینه‌های قابل‌توجهی می‌شوند. در چنین کاربردهایی، تصمیم‌گیری یا پیش‌بینی نادرست هزینه‌های هنگفتی از نظر منابع در هنگام آزمایش داروها، ازدست‌دادن فرصت‌ها برای مشاهده پدیده‌های نادر و یا از نظر سلامت و ایمنی هنگام تأیید قطعات دارند. اکثر روش‌های یادگیری عمیق به طور ضمنی شرایط ایده‌آل را در نظر می‌گیرند و بر این فرض تکیه می‌کنند که داده‌های آزمون از «توزیع یکسان» داده‌های آموزشی می‌آیند. بااین‌حال، این فرض در بسیاری از برنامه‌های کاربردی دنیای واقعی برآورده نمی‌شود [۲].

ناهنجاری، بسته به موقعیت ممکن است غیرعادی، نامنظم، غیرمعمول، ناسازگار، غیرمنتظره، نادر، اشتباه، معیوب، تقلبی، بدخواهانه، غیرطبیعی یا به‌سادگی عجیب نامیده شود. AD[۴] (تشخیص پرت یا تشخیص تازگی) حوزه تحقیقاتی است که تشخیص چنین مشاهدات غیرعادی را از طریق روش‌ها، مدل‌ها و الگوریتم‌های

---

[۱] Data Mining
[۲] Outlier Detection
[۳] Deep Learning
[۴] Anomaly Detection

مبتنی بر داده‌ها مطالعه می‌کند. رویکردهای کلاسیک تشخیص ناهنجاری شامل PCA[۳]، OC-SVM[۴]، SVDD[۵] و الگوریتم‌های نزدیک‌ترین همسایه KDE[۶] است.

وجه اشتراک روش‌های فوق این است که همه بدون نظارت هستند. علت این است که در تنظیمات استاندارد تشخیص ناهنجاری، داده‌های غیرعادی برچسب‌گذاری شده اغلب وجود ندارند. وقتی در دسترس باشد، معمولاً برای توصیف کامل همه مفاهیم ناهنجاری کافی نیست که معمولاً یک رویکرد نظارت شده را ناکارآمد می‌کند. در عوض، یک ایده اصلی در تشخیص ناهنجاری این است که یک مدل نرمال از داده‌های عادی را به شیوه‌ای بدون نظارت یاد بگیریم تا ناهنجاری‌ها از طریق انحراف از مدل قابل تشخیص باشند. مطالعه تشخیص ناهنجاری سابقه طولانی دارد و رشته‌های مختلفی از جمله علوم و مهندسی، یادگیری ماشین و تحلیل داده را در برمی‌گیرد[۷].

به طور خلاصه تشخیص ناهنجاری عمیق، یادگیری بازنمایی ویژگی‌ها یا امتیازات ناهنجاری از طریق شبکه‌های عصبی را هدف قرار می‌دهد. تعداد زیادی از روش‌های تشخیص ناهنجاری عمیق معرفی شده‌اند که عملکرد بهتری نسبت به تشخیص ناهنجاری معمولی در پرداختن به مشکلات تشخیص چالش‌برانگیز در انواع برنامه‌های کاربردی در دنیای واقعی نشان می‌دهند. این کار باهدف ارائه یک بررسی جامع از این حوزه است. در اینجا ابتدا ماهیت مشکل تشخیص ناهنجاری و چالش‌های عمده حل نشده موردبحث قرار می‌گیرد، سپس به طور سیستماتیک روش‌های عمیق فعلی و قابلیت‌های آن‌ها در رسیدگی به این چالش‌ها را بررسی می‌کنیم. تعدادی از مطالعات[۸] به طبقه‌بندی و بررسی تکنیک‌های تشخیص ناهنجاری اختصاص‌یافته است .با این حال، همه آنها فقط بر روش های مرسوم تشخیص ناهنجاری تمرکز می کنند. [۹] یکی از کارهای نزدیک به تحقیق ما است که خلاصه ای از برخی کاربردهای دنیای واقعی تشخیص ناهنجاری عمیق را ارائه می‌کند.

این بررسی روش‌های تشخیص عمیق فعلی و قابلیت‌های ذاتی و ضعف آن‌ها در پرداختن به برخی چالش‌های عمدتاً حل‌نشده در تشخیص ناهنجاری را ترسیم می‌کند. این کار درک عمیقی از ماهیت مشکل و پیشرفت‌های روز را شکل می‌دهد و فرصت‌های باز واقعی را ایجاد می‌کند. همچنین به توضیح اینکه چرا ما به تشخیص ناهنجاری عمیق نیاز داریم کمک می‌کند.

در این مقاله تعداد زیادی از مطالعات مرتبط در کنفرانس‌ها و مجلات بررسی می‌شود تا یک مرور جامع از پیشرفت تحقیقات ارائه کنیم. برای ارائه مقدمه‌ای عمیق، مفروضات اساسی، توابع هدف، مشاهدات کلیدی و قابلیت‌های آن‌ها در پرداختن به برخی از چالش‌ها را با دسته‌بندی‌های روش‌ها مشخص خواهیم کرد. در بخش دوم این تحقیق ما تعریف جامعی از ناهنجاری را ارائه می‌کنیم و در بخش سوم جنبه‌های مختلف تشخیص ناهنجاری عمیق را موردبحث قرار خواهیم داد. در بخش چهارم به روش‌های تشخیص ناهنجاری پرداخته خواهد شد. در بخش پنج، کاربردهای تشخیص ناهنجاری را به‌صورت مختصر بررسی خواهیم کرد. در بخش ششم مدل‌های تشخیص ناهنجاری را از سه جنبه موردبحث قرار خواهیم داد. در بخش هفتم به تکنیک‌های متفرقه تشخیص ناهنجاری می‌پردازیم و در نهایت با پرداختن به نقاط قوت ضعف نسبی روش‌های تشخیص ناهنجاری عمیق بحث خود را به پایان می‌رسانیم.

۲. مفاهیم اولیه

۲.۱. ناهنجاری چیست؟

ناهنجاری‌ها نقاط داده‌ای هستند که در میان سایر نقاط داده در مجموعه‌داده برجسته‌اند و رفتار عادی در داده‌ها را تأیید نمی‌کنند. این نقاط داده یا مشاهدات از الگوهای رفتاری عادی مجموعه‌داده‌ها منحرف می‌شوند.

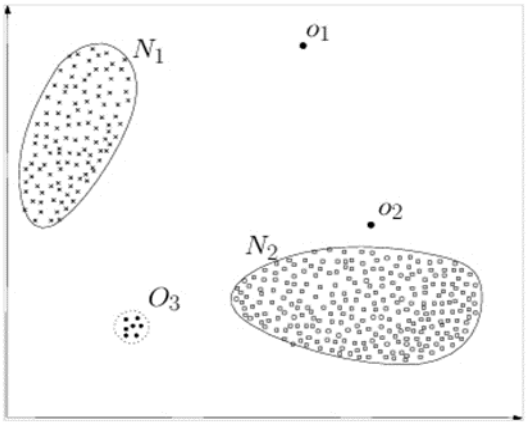
تشخیص ناهنجاری یک تکنیک پردازش داده بدون نظارت است. ناهنجاری‌ها را می‌توان به‌طورکلی به دسته‌های مختلفی طبقه‌بندی کرد:

- پرت: الگوهای ناهنجار کوتاه/کوچک که به‌صورت غیرسیستماتیک در جمع‌آوری داده‌ها ظاهر می‌شوند.
- تغییر در رویدادها: تغییر سیستماتیک یا ناگهانی نسبت به رفتار عادی قبلی.
- دریفت‌ها: تغییر آهسته، غیر جهت‌دار و طولانی‌مدت در داده‌ها.

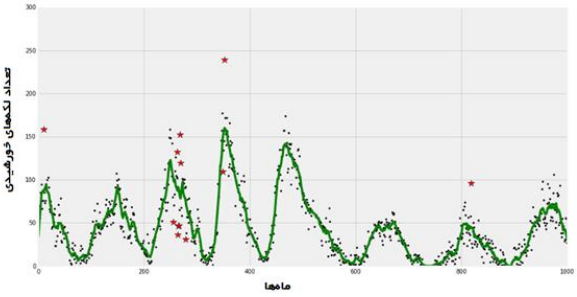
تشخیص ناهنجاری امروزه کاربردهای متعددی در انواع مختلف دارد. به‌عنوان‌مثال می‌توان به تشخیص نفوذ در امنیت سایبری، تشخیص تقلب در امور مالی، بیمه، مراقبت‌های بهداشتی و مخابرات تشخیص خطا و آسیب صنعتی، نظارت بر زیرساخت‌ها اشاره کرد و بازارهای سهام، تشخیص نقاط پرت صوتی، تشخیص پزشکی و تشخیص شیوع بیماری، تشخیص رویداد در علوم زمین، کشف علمی در شیمی، بیوانفورماتیک، ژنتیک، فیزیک و نجوم، حجم داده‌های موجود در این حوزه‌ها به طور مداوم در حال افزایش و گسترش است تا انواع داده‌های پیچیده مانند تصاویر، ویدئوها، فایل‌های صوتی، متن، نمودارها، سری‌های زمانی چندمتغیره و توالی‌های بیولوژیکی و غیره را شامل شود. برای موفقیت مدل‌ها در چنین داده‌های پیچیده و با ابعاد بالا، نمایش معنی‌دار داده‌ها بسیار مهم است[۱۰]. تشخیص ناهنجاری‌ها برای شناسایی تراکنش های تقلبی، تشخیص بیماری یا رسیدگی به هر گونه مطالعات موردی با عدم تعادل در کلاس های با ابعاد بالا بسیار مفید است. تکنیک‌های تشخیص ناهنجاری‌ها را می‌توان برای ساخت مدل‌های علمی داده قوی‌تر استفاده کرد[۱۱].

همان‌طور که در شکل ۱ نشان‌داده‌شده است، داده‌ها در دو ناحیه N_1 و N_2 به دلیل وجود بیشترین مشاهدات در این دو ناحیه، بهنجار محسوب می‌شوند، ولی نقاط O_1 و O_2 به میزان قابل‌توجهی از این دو ناحیه دور هستند و تعداد کمی از مشاهدات نیز در این نواحی وجود دارند و به همین دلیل ناهنجاری محسوب می‌شوند. ناهنجاری‌ها به دلایل مختلفی مانند اقدامات مخرب، خرابی سیستم، کلاهبرداری عمدی، نفوذ سایبری، وجود توده و تومور در بدن بیمار ایجاد می‌شود. اما ویژگی مشترک ناهنجاری‌ها که این مبحث را به حوزه‌ای جالب‌توجه برای تحلیلگران مبدل ساخته، ارتباط تنگاتنگ

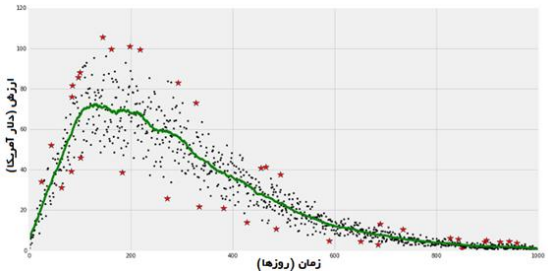
ناهنجاری‌های موجود در زمینه‌های گوناگون با مسائل جهان واقعی است؛ بنابراین، تشخیص ناهنجاری یک گام اساسی در سیستم‌های مختلف تصمیم‌گیری در نظر گرفته می‌شود. شکل‌های ۱، ۲ و ۳ چند مثال از ناهنجاری‌ها در حوزه‌های مختلف را نشان می‌دهند.



شکل ۱:تصویر ناهنجاری در مجموعه داده های دو بعدی



شکل ۲:تصویر ناهنجاری در لکه های خورشیدی



شکل ۳:تصویر ناهنجاری در ارزش گذاری سهام

۲.۲ تشخیص ناهنجاری

تشخیص ناهنجاری به رویدادهای اقلیت، غیرقابل‌پیش‌بینی، نامطمئن و نادر می‌پردازد که منجر به پیچیدگی‌های منحصربه‌فرد و مشکل برای همهٔ روش‌های تشخیص (اعم از عمیق و کم‌عمق) می‌شود.

ناشناخته بودن ناهنجاری‌ها با بسیاری از مجهولات مرتبط هستند، به‌عنوان‌مثال، نمونه‌هایی با رفتارهای ناگهانی ناشناخته، ساختارهای داده و توزیع‌ها، تا زمانی که واقعاً رخ ندهند ناشناخته می‌مانند، مانند حملات تروریستی جدید، کلاهبرداری‌ها و نفوذهای شبکه.

ناهنجاری‌ها معمولاً نمونه‌های داده نادری در تضـــاد با نمونه‌های معمولی که اغلب بخش بزرگی از داده‌ها را تشکیل می‌دهند هستند؛ بنـابراین، جمع‌آوری مقـدار زیـادی از نمـونـه‌هـای غیـرعـادی برچسب‌گذاری شده، اگر نگوییم غیرممکن، دشوار است که منجر به در دسـترس نبودن داده‌های برچسـب‌گذاری شـده در مقیاس بزرگ در اکثر برنامه‌ها می‌شـود. عدم تعادل طبقاتی نیز به این دلیل اسـت که طبقه‌بندی ناهنجاری‌ها معمولاً بســـیار پرهزینه‌تر از نمونه‌های عادی است.

۳. تشخیص ناهنجاری مبتنی بر یادگیری عمیق

۳.۱. سابقه تحقیق:

روش‌های یادگیری عمیق برای مشکلات یادگیری ماشین تکنیک‌ها و الگوریتم‌های قابل‌توجهی را ارائه می‌کند.

تشخیص ناهنجاری عمیق با استفاده از تبدیل‌های هندسی توسط من جولان و همکاران انجام شد[۱۲]. بررسی گسترده تکنیک‌های تشـخیص ناهنجاری عمیق برای تشـخیص نفوذ سـایبری توسـط کوون و همکاران [۱۳] ، ارائه شـده اسـت. بررسـی گسـترده ای از اســـتفاده ازاین تکنیک ها در حوزه پزشـــکی توســـط لیتجنس و همکاران [۱۴] ، ارائه شـده اسـت. مروری بر تکنیک های تشـخیص ناهنجاری عمیق برای اینترنت اشـیا و تشـخیص ناهنجاری داده های بزرگ توسط محمدی و همکاران [۱۵] معرفی شده است. تشخیص ناهنجاری شـبکه‌های حسـگر توسـط بال و همکاران [۱۶] ، بررسـی شـــده اســـت و روش های پیشـــرفته مبتنی بر یادگیری عمیق برای تشـــخیص ناهنجاری ویدیویی همراه با دســـته بندی های مختلف توســـط کیران و همکاران [۱۷] ، ارائه شـــده اســـت . اگرچه برخی بررسی‌ها در استفاده از تکنیک‌های تشخیص ناهنجاری عمیق وجود دارد، اما کمبود تحلیل مقایســـه‌ای معماری یادگیری عمیق که برای تشخیص موارد پرت اتخاذ شده است، وجود دارد اما بررسی جامع از معماری های عمیق مختلف که برای یک مجموعه داده و حوزه های کاربردی خاص مناسب هستند وجود ندارد. امید است که این مقاله این شـکاف را پر کند و یک مرجع جامع برای محققان و مهندسـانی که مشـــتاق اســـتفاده از یادگیری عمیق برای تشـــخیص ناهنجاری هســـتند، ارائه دهد. در ادامه جنبه‌های مختلف تشـخیص ناهنجاری مبتنی بر یادگیری عمیق را شناسایی و موردبحث قرار می‌دهیم.

۳.۲ چالش‌های اصلی که با تشخیص ناهنجاری عمیق برطرف می‌شوند

در اینجا ما برخی از چالش‌های اصلی مسئله که با تشخیص ناهنجاری عمیق برطرف می‌شوند را ذکر خواهیم کرد. همه این چالش‌ها با یادگیری عمیق قابل‌حل هستند.

چالش ۱:نرخ یادآوری تشخیص ناهنجاری پایین، ازآنجایی‌که ناهنجاری‌ها بسیار نادر و ناهمگن هستند، شناسایی همه ناهنجاری‌ها دشوار است. بسیاری از موارد عادی به‌اشتباه به‌عنوان ناهنجاری گزارش می‌شوند درحالی‌که ناهنجاری‌های واقعی و درعین‌حال پیچیده، نادیده گرفته می‌شوند.

چالش ۲:تشخیص ناهنجاری در داده‌های با ابعاد بالا و یا غیرمستقل. ناهنجاری‌ها اغلب ویژگی‌های غیرعادی آشکاری را در فضایی با ابعاد پایین نشان می‌دهند، اما در فضایی با ابعاد بالا پنهان

و غیرقابل‌توجه می‌شوند. تشخیص ناهنجاری با ابعاد بالا یک مشکل طولانی‌مدت بوده است.

چالش ۳: یادگیری نرمال/ناهنجاری از نظر داده کارآمد. به دلیل دشواری و هزینه جمع‌آوری داده‌های ناهنجاری برچسب‌گذاری شده در مقیاس بزرگ، تشخیص ناهنجاری کاملاً نظارت شده اغلب غیرعملی است زیرا دردسترس‌بودن داده‌های آموزشی برچسب‌گذاری شده با کلاس‌های عادی و غیرعادی را فرض می‌کند.

چالش ۴: تشخیص ناهنجاری مقاوم در برابر نویز. بسیاری از روش‌های تشخیص ناهنجاری ضعیف/نیمه نظارت شده فرض می‌کنند که داده‌های آموزشی برچسب‌گذاری شده تمیز هستند که می‌توانند در برابر نمونه‌های نویزدار که به‌اشتباه به‌عنوان برچسب کلاس مخالف برچسب‌گذاری شده‌اند آسیب‌پذیر باشد. در چنین مواردی، ممکن است به‌جای آن از روش‌های بدون نظارت استفاده کنیم که این روش از داده‌های برچسب‌گذاری شده واقعی استفاده نمی‌کند.

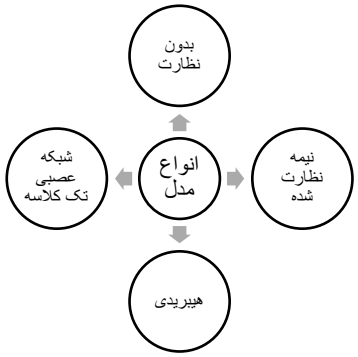
روش‌های عمیق، بهینه‌سازی سرتاسر کل فرایند تشخیص ناهنجاری را ممکن می‌سازد. آنها همچنین یادگیری بازنمایی‌هایی را که به طور خاص برای تشخیص ناهنجاری طراحی شده‌اند را امکان‌پذیر می‌کنند. این دو قابلیت برای مقابله با چهار چالش فوق حیاتی هستند، اما روش‌های سنتی چنین نیستند. آنها به‌ویژه به بهبود استفاده از داده‌های عادی برچسب‌گذاری شده یا برخی از داده‌های ناهنجاری برچسب‌گذاری شده بدون توجه به نوع داده کمک می‌کنند.

۳.۳ ماهیت داده‌های ورودی

انتخاب یک معماری شبکه عصبی عمیق در روش‌های تشخیص ناهنجاری عمیق در درجه اول به ماهیت داده‌های ورودی بستگی دارد. داده‌های ورودی را می‌توان به‌طورکلی به ترتیبی (مانند صدا، متن، موسیقی، سری‌های زمانی، توالی پروتئین) یا داده‌های غیرمتوالی (مثلاً تصاویر، داده‌های دیگر) طبقه‌بندی کرد. تکنیک‌های تشخیص ناهنجاری عمیق برای یادگیری روابط، ویژگی‌های سلسله‌مراتبی پیچیده در داده‌های ورودی خام با ابعاد بالا بوده است[۱۸]. تعداد لایه‌های مورد استفاده در تکنیک‌های تشخیص ناهنجاری عمیق براساس بعد داده‌های ورودی هدایت می‌شود، شبکه‌های عمیق‌تر برای تولید عملکرد بهتر در داده‌های با ابعاد بالا نشان داده می‌شوند.

۳.۴ تشخیص ناهنجاری عمیق براساس دردسترس‌بودن برچسب‌ها

برچسب‌ها بر اساس نوعشان ما را به سمت داده‌های معمولی یا داده‌های پرت هدایت می‌کنند. ناهنجاری‌ها موجودیت‌های نادری هستند، بنابراین به‌دست‌آوردن برچسب‌های آنها بحث‌برانگیز است. علاوه بر این، رفتار ناهنجار ممکن است در طول زمان تغییر کند. به‌عنوان‌مثال، ماهیت ناهنجاری به طور قابل‌توجهی در تصفیه‌خانه آب ماروچی تغییر کرده بود و برای مدت طولانی موردتوجه قرار نمی‌گرفت که منجر به نشت ۱۵۰ میلیون لیتر فاضلاب تصفیه نشده به آبراه‌های محلی شد[۱۹]. مدل های تشخیص ناهنجاری عمیق را می‌توان به طور کلی براساس میزان در دسترس بودن برچسب‌ها به سه دسته طبقه بندی کرد. (۱) تشخیص ناهنجاری عمیق تحت نظارت. (۲) تشخیص ناهنجاری عمیق نیمه نظارت شده. (۳) تشخیص ناهنجاری عمیق بدون نظارت. در شکل ۴ نمایی شماتیک از مدل های یادگیری عمیق برای تشخیص ناهنجاری نشان داده شده است.



شکل ۴:طبقه بندی بر اساس نوع مدل های یادگیری عمیق برای تشخیص ناهنجاری

۳.۴.۱ تشخیص ناهنجاری عمیق تحت نظارت

تشخیص ناهنجاری عمیق تحت نظارت شامل آموزش یک طبقه‌بندی‌کننده باینری یا چند کلاسه با نظارت عمیق، با استفاده از برچسب‌های نمونه داده‌های معمولی و غیرعادی است[۹]. به عنوان مثال، مدل‌های تشخیص ناهنجاری عمیق تحت نظارت که به‌عنوان طبقه‌بند چند کلاسه در شناسایی مارک‌های کمیاب نام داروی ممنوعه و تراکنش‌های جعلی مراقبت‌های بهداشتی فرموله شده‌اند علیرغم بهبود عملکرد ، به دلیل در دسترس نبودن نمونه‌های آموزشی برچسب‌دار، به اندازه روش‌های نیمه نظارت یا بدون نظارت محبوب نیستند. علاوه بر این، عملکرد طبقه‌بند با نظارت عمیق که از آشکارساز ناهنجاری استفاده می‌کند، به دلیل عدم تعادل کلاس، کمتر از حد بهینه است (تعداد کل نمونه‌های کلاس مثبت به مراتب بیشتر از تعداد کل کلاس منفی داده‌ها است).

۳.۴.۲ تشخیص ناهنجاری عمیق نیمه نظارت شده

برچسب نمونه‌های معمولی بسیار آسان‌تر از ناهنجاری‌ها به دست می‌آیند، در نتیجه، تکنیک‌های تشخیص ناهنجاری عمیق نیمه نظارت شده به طور گسترده‌تر مورداستفاده قرار می‌گیرند، این تکنیک‌ها از برچسب‌های موجود از تک کلاس (کلاس معمولاً مثبت) برای جداسازی نقاط پرت استفاده می‌کنند. یکی از روش‌های رایج استفاده از رمزگذارهای خودکار عمیق در تشخیص ناهنجاری، آموزش آن‌ها به روشی نیمه نظارت شده بر روی نمونه‌های داده بدون ناهنجاری است. با نمونه‌های آموزشی کافی، رمزگذارهای خودکار کلاس معمولی خطاهای بازسازی پایینی را برای نمونه‌های عادی، در رویدادهای غیرمعمول ایجاد می‌کنند[۲۰].

۳.۴.۳ تشخیص ناهنجاری عمیق بدون نظارت

تکنیک‌های تشخیص ناهنجاری عمیق بدون نظارت، نمونه‌های پرت را تنها بر اساس ویژگی‌های ذاتی نمونه‌های داده شناسایی می‌کنند. انواع مدل‌های تشخیص ناهنجاری عمیق بدون نظارت بهتر از روش‌های سنتی مانند تجزیه‌وتحلیل مؤلفه اصلی عمل می‌کنند. علاوه بر این، الگوریتم‌های یادگیری بدون نظارت مانند ماشین بولتزمن محدود [۵]، ماشین بولتزمن عمیق [۶]، شبکه باور عمیق، رمزگذارهای خودکار حذف نویز تعمیم‌یافته، شبکه عصبی بازگشتی [۷] و شبکه‌های حافظه کوتاه‌مدت برای تشخیص نقاط پرت استفاده می‌شوند[۲۱].

۳.۵ تشخیص ناهنجاری عمیق بر اساس هدف آموزشی

در این بررسی دودسته جدید از تکنیک‌های تشخیص ناهنجاری عمیق، بر اساس اهداف آموزشی به کار گرفته شده معرفی شده است: مدل‌های هیبریدی عمیق و شبکه‌های عصبی یک-کلاس[۸]

۳.۵.۱ مدل‌های هیبریدی عمیق [۹]

مدل‌های ترکیبی عمیق برای تشخیص ناهنجاری از شبکه‌های عصبی عمیق عمدتاً از رمزگذارهای خودکار به‌عنوان استخراج‌کننده ویژگی استفاده می‌کنند، ویژگی‌هایی که در بازنمایی‌های پنهان رمزگذارهای خودکار آموخته می‌شوند، به‌عنوان ورودی برای الگوریتم‌های تشخیص ناهنجاری سنتی مانند یک-کلاس برای شناسایی نقاط پرت می‌شوند [۲۲]. به دنبال موفقیت یادگیری انتقال برای به دست آوردن ویژگی های خوب از مدل های از پیش آموزش دیده در مجموعه داده های بزرگ، مدل های ترکیبی نیز از این مدل های یادگیری انتقال از پیش آموزش دیده به عنوان استخراج کننده ویژگی استفاده کرده لند. یک نوع مدل ترکیبی توسط ارگن و همکاران [۲۳]ارائه شد که آموزش مشترک استخراج کننده ویژگی همراه با روش سنتی یک-کلاس را برای به حداکثر رساندن عملکرد تشخیص در نظر می گیرد[۵].

۳.۵.۲ شبکه‌های عصبی یک-کلاس

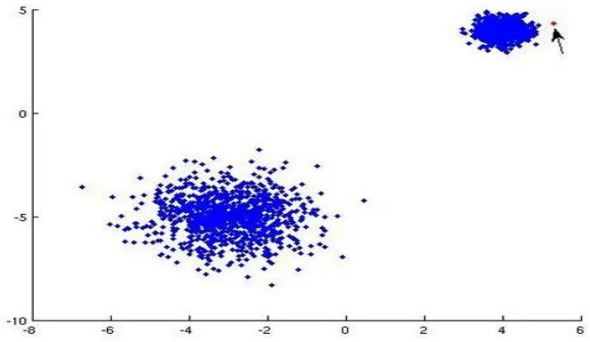
شبکه عصبی یک-کلاس از روش‌های طبقه‌بندی یک-کلاس مبتنی بر هسته الهام گرفته است که توانایی شبکه‌های عمیق را برای استخراج یک بازنمایی غنی از داده‌ها با هدف یک کلاسه را با ایجاد یک پوشش در اطراف داده‌های معمولی ترکیب می‌کند. بازنمایی داده در لایه پنهان توسط شبکه‌های عصبی یک-کلاس هدایت می‌شود بنابراین می‌تواند برای تشخیص ناهنجاری استفاده شود. این متفاوت از رویکردهای دیگر است که از یک رویکرد ترکیبی برای یادگیری ویژگی‌های عمیق با استفاده از رمزگذار خودکار استفاده می‌کنند و سپس ویژگی‌ها را با یک روش تشخیص ناهنجاری جداگانه مانند روش‌های سنتی تک کلاس اضافه می‌کنند.

۳.۶ تشخیص ناهنجاری عمیق بر اساس نوع ناهنجاری

ناهنجاری‌ها را می‌توان در حالت کلی در سه دسته ناهنجاری‌های نقطه‌ای، ناهنجاری‌های زمینه‌ای و ناهنجاری‌های تجمعی قرارداد.

۳.۶.۱ تشخیص ناهنجاری‌های نقطه‌ای

اگر یک نمونه داده از اکثریت داده‌ها فاصله زیادی داشته باشد، ناهنجاری نقطه‌ای محسوب می‌شود. برای مثال در کارت‌های اعتباری می‌توان از ناهنجاری نقطه‌ای برای تشخیص برداشت‌های عجیب و احتمالاً مجرمانه استفاده کرد. در واقع، اگر اغلب برداشت‌های دارنده کارت در طیف مشخصی باشد و یک برداشت با تفاوت مبلغ بسیار زیاد (نسبت به سایر برداشت‌ها) انجام شود، به آن ناهنجاری نقطه‌ای گفته می‌شود. ناهنجاری‌های نقطه‌ای اغلب نشان‌دهنده یک بی‌نظمی یا انحراف است که به طور تصادفی اتفاق می‌افتد و ممکن است تفسیر خاصی نداشته باشد. شکل ۵ مثالی از ناهنجاری نقطه‌ای را در تراکنش‌های بانکی نشان می‌دهد.



شکل ۵:ناهنجاری نقطه ایی در تراکنش بانکی

۳.۶.۲ تشخیص ناهنجاری زمینه‌ای

چنین ناهنجاری‌هایی وابسته به زمینه‌ای هستند که داده‌کاوی و تشخیص ناهنجاری در آن انجام می‌شود. وقوع چنین ناهنجاری‌هایی در داده‌های سری زمانی متداول است. برای مثال دمای هوای منفی بیست درجه (۲۰-) ممکن است در فصل زمستان کاملاً طبیعی باشد اما همین دما در فصل تابستان ناهنجاری در نظر گرفته می‌شود. ناهنجاری زمینه‌ای با درنظرگرفتن هر دو ویژگی زمینه‌ای و رفتاری شناسایی می‌شود. ویژگی‌های زمینه‌ای که معمولاً مورداستفاده قرار می‌گیرند زمان و مکان هستند. درحالی‌که ویژگی‌های رفتاری ممکن است الگویی از خرج کردن پول باشد، وقوع رویدادهای گزارش سیستم یا هر ویژگی که برای توصیف رفتار عادی، استفاده می‌شود.

---

[۵] RBM

[۶] DBM

[۷] RNN

[۸] OC-NN

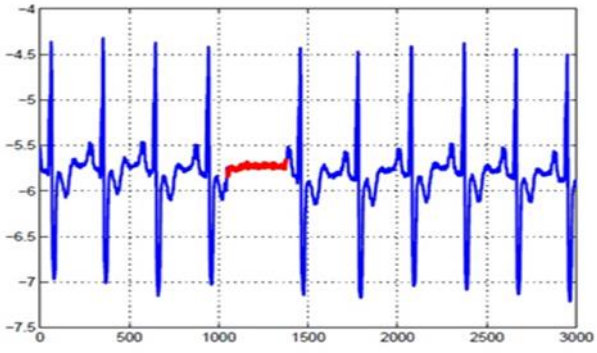
[۹] DHM

در شـــکل ۶، دمای هوا در زمان t^1 مشـــابه t^2 اســـت ولی در زمینه‌های متفاوتی به وقوع پیوســـته‌اند؛ بنابراین، t^2 در زمینه به وقوع پیوسته برخلاف t^1، ناهنجاری محسوب می‌شود، زیرا چنین دمای کم و افت دمایی در ژوئن به طور معمول ناهنجاری است (البته بستگی به منطقه جغرافیایی که داده‌ها از آن تهیه شده‌اند نیز دارد).

شکل ۶:تصویری از ناهنجاری زمینه ایی یا متنی

۳.۶.۳ تشخیص ناهنجاری جمعی یا گروهی

نمونه داده‌های جمعی به شناسایی ناهنجاری‌ها کمک می‌کنند. برای مثال، فعالیت شخصی که تلاش می‌کند داده‌ها را از یک ماشین دور بـه کـامپیوتر خود منتقـل کنـد نـاهنجـاری محســـوب می‌شـــود. مجموعه‌های غیرعادی نقاط داده فردی به‌عنوان ناهنجاری‌های جمعی یا گروهی شـــناخته می‌شـــوند [۹]. مثال بهتری از ناهنجاری تجمعی که در شکل ۷ نشان داده شده است، نوار قلب انسان است. وجود مقادیر پایین در نوار قلب به خودی خود ناهنجاری نیسـت، اما هنگامی که تعداد زیادی از این مقادیر پایین به صورت تجمعی اتفاق می‌افتند ناهنجاری در نظر گرفته می‌شوند.



شکل ۷:تصویری از ناهنجاری تجمعی در نوار قلب انسان

۳.۷ کاربرد تشخیص ناهنجاری عمیق

• **تشخیص نفوذ**: سیستم تشخیص نفوذ [۱۰] به شناسایی فعالیت‌های مخرب در یک سیستم مرتبط با رایانه اشاره دارد. ممکن است در رایانه‌های منفرد [۱۱]در شـــبکه‌های بزرگ شـــناســـایی نفوذ شـــبکه [۱۲]مستقر شود[۹].

• **تشخیص ناهنجاری‌های صنعتی**: سیستم‌های صنعتی متشکل از توربین‌های بادی، نیروگاه‌ها، ســـیســـتم‌های انرژی با دمای بالا، دستگاه‌های ذخیره‌سازی و دارای قطعات مکانیکی چرخشی روزانه در معرض تنش‌های بســـیار زیادی هســـتند. آســـیب به این نوع سیستم‌ها نه‌تنها باعث زیان اقتصادی بلکه ازبین‌رفتن اعتبار می‌شود.

• **تشخیص تقلب**: تقلب یک عمل عمدی فریب برای دسترسی به منابع ارزشمند است. کشف تقلب به شناسایی فعالیت‌های غیرقانونی در صنایع تقلب در ارتباطات راه دور، بیمه مطالبات بانکی مشکلات قابل‌توجهی را هم در دولت‌ها و هم در مشـاغل خصـوصـی نشـان می‌دهد. بسیاری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین سنتی با موفقیت در تشخیص تقلب به کار گرفته شده‌اند [۲۴]چالش مرتبط با کشف تقلب این است که نیاز به شناسایی و پیشگیری در زمان واقعی دارد.

• **تشخیص ناهنجاری در سری‌های زمانی**: داده‌هایی که به طور مداوم در طول مدت ثبت می‌شوند به‌عنوان سری‌های زمانی شناخته می‌شوند. داده‌های سری زمانی را می‌توان به‌طورکلی به سری‌های زمانی تک‌متغیره و چندمتغیره طبقه‌بندی کرد. در مورد ســـری‌های زمانی تک‌متغیره، تنها متغیر منفرد در طول زمان تغییر می‌کند. یکی از چالش‌های شـــناســـایی ناهنجاری‌ها عبارت‌اند از: عدم وجود الگوی تعریف شـــده که در آن ناهنجاری رخ می‌دهد. مدل‌های تشـــخیص ناهنجاری عمیق باید قادر به تشـــخیص ناهنجاری‌ها در زمان واقعی باشند.

• **تشـــخیص بدافزار**: به‌منظور محافظت کاربران در برابر بدافزار، روش‌های تشـــخیص بدافزار کارآمد مبتنی بر یادگیری ماشـــینی پیشنهاد شده‌اند [۲۵]. عملکرد روش‌های تشخیص بدافزار سنتی به شـــدت به ویژگی‌های اســـتخراج‌شـــده و روش‌های طبقه‌بندی یا خوشه‌بندی بستگی دارد. علاوه بر این، بدافزار ماهیت بسیار تطبیقی دارد، به طوری که مهاجمان از تکنیک های پیشـــرفته برای پنهان کردن رفتار مخرب استفاده می کنند.

• **یادگیری عمیق برای تشـــخیص ناهنجاری در شـــبکه‌های اجتماعی**: ناهنجاری در یک شبکه اجتماعی، الگوی رفتاری نامنظم و اغلب غیرقانونی افراد در یک شـبکه اجتماعی اسـت. چنین افرادی ممکن است به‌عنوان اسپمر، شکارچیان جنسی، کلاهبرداران آنلاین، کاربران جعلی یا شایعه‌ساز شناسایی شوند. ماهیت ناهمگن و پویای داده‌ها چالش‌های مهمی را برای تکنیک‌های تشـــخیص ناهنجاری عمیق ایجاد می‌کند.

• **تشـــخیص ناهنجاری پزشـــکی**: مطالعات متعددی برای درک کاربردهای نظری و عملی یادگیری عمیق در پزشکی و بیوانفورماتیک انجام شـــده اســـت [۲۶]. یافتن رویدادهای نادر (ناهنجاری‌ها) در زمینـه‌هـایی ماننـد تجزیـه و تحلیـل تصـــویر پزشـــکی، ســـوابق الکترونسـفالوگرافی بالینی [۱۳]، امکان تشـــخیص و ارائه درمان های پیشگیرانه را برای انواع شرایط پزشکی فراهم می کند.

---

[۱۰] IDS

[۱۱] HIDS

[۱۲] NIDS

[۱۳] EEG

• **اینترنت اشیا [14]تشخیص ناهنجاری داده‌های بزرگ:** اینترنت اشیا به‌عنوان شبکه‌ای از دستگاه‌هایی شناخته می‌شود که با نرم‌افزارها، سرورها، حسگرها و غیره به هم متصل هستند. تشخیص ناهنجاری در این شبکه‌های اینترنت اشیا، رفتار تقلبی و معیوب این مقیاس عظیم از دستگاه‌های متصل‌به‌هم را شناسایی می‌کند. چالش تشخیص نقاط پرت این است که دستگاه‌های ناهمگن به هم متصل هستند که سیستم را پیچیده‌تر می‌کند [۱۵].

• **نظارت تصویری:** نظارت تصویری که عموماً به‌عنوان تلویزیون مداربسته [15] نیز شناخته می‌شود شامل نظارت بر مناطق مشخص شده موردنظر به‌منظور اطمینان از امنیت است. در برنامه‌های نظارت ویدئویی، داده‌های بدون برچسب در مقادیر زیادی در دسترس هستند. ازاین‌رو برنامه‌های نظارت تصویری به دلیل عدم دسترسی به داده‌های برچسب‌دار به‌عنوان مشکلات تشخیص ناهنجاری مدل‌سازی شده‌اند.

۴. مدل‌های تشخیص ناهنجاری‌های عمیق

در این بخش، مدل‌های مختلف تشخیص ناهنجاری عمیق طبقه‌بندی‌شده را بر اساس دردسترس‌بودن برچسب‌ها و هدف آموزشی موردبحث قرار می‌دهیم. برای هر حوزه از انواع مدل، سه جنبه زیر موردبحث قرار گرفته است:

- ✓ فرضیات
- ✓ پیچیدگی محاسباتی
- ✓ مزایا و معایب

۴.۱ تشخیص ناهنجاری عمیق تحت نظارت

تکنیک‌های تشخیص ناهنجاری تحت نظارت در عملکرد نسبت به تکنیک‌های تشخیص ناهنجاری بدون نظارت برتر هستند زیرا این تکنیک‌ها از نمونه‌های برچسب‌دار استفاده می‌کنند[۲۷]. تشخیص ناهنجاری تحت نظارت، مرز جداکننده را از مجموعه‌ای از نمونه‌های داده مشروح را یاد می‌گیرد و سپس، یک نمونه آزمون را با مدل آموخته‌شده به کلاس‌های عادی یا غیرعادی طبقه‌بندی می‌کند (تست).

مفروضات: روش‌های یادگیری با نظارت عمیق به جداکردن کلاس‌های داده بستگی دارد درحالی‌که تکنیک‌های بدون نظارت بر توضیح و درک ویژگی‌های داده تمرکز دارند. تکنیک‌های تشخیص ناهنجاری مبتنی بر طبقه‌بندی چند کلاس فرض می‌کند که داده‌های آموزشی حاوی نمونه‌های برچسب‌گذاری شده از چندین کلاس عادی است[۲۸]. تکنیک‌های تشخیص ناهنجاری چند کلاسه، یک طبقه‌بندی را یاد می‌گیرند تا بین کلاس غیرعادی از بقیه کلاس‌ها تمایز قائل شوند. به طور کلی، طرح‌های طبقه‌بندی مبتنی بر یادگیری عمیق نظارت شده برای تشخیص ناهنجاری دارای دو شبکه فرعی است، یک شبکه استخراج ویژگی و به دنبال آن یک شبکه طبقه‌بندی. مدل‌های عمیق به تعداد قابل‌توجهی از نمونه‌های آموزشی (به ترتیب هزاران یا میلیون‌ها) برای یادگیری نمایش ویژگی‌ها برای تمایز مؤثر نمونه‌های کلاس مختلف نیاز دارند.

پیچیدگی محاسباتی: پیچیدگی محاسباتی تکنیک‌های مبتنی بر روش‌های تشخیص ناهنجاری با نظارت عمیق به بعد داده‌های ورودی و تعداد لایه‌های پنهان آموزش‌داده‌شده با استفاده از الگوریتم انتشار پس‌انداز بستگی دارد. داده‌های ابعادی بالا معمولاً لایه‌های پنهان بیشتری دارند تا از یادگیری سلسله‌مراتبی کامل معنی‌دار ویژگی‌های ورودی اطمینان حاصل کنند. پیچیدگی محاسباتی نیز با تعداد لایه‌های پنهان به‌صورت خطی افزایش می‌یابد و به آموزش مدل و زمان به‌روزرسانی بیشتری نیاز دارد.

مزایا و معایب: مزایای تکنیک‌های تشخیص ناهنجاری عمیق نظارت شده به شرح زیر است:

• این تکنیک‌ها دقیق‌تر از مدل‌های نیمه نظارت و بدون نظارت است.

• مرحله آزمایش تکنیک‌های مبتنی بر طبقه‌بندی سریع است زیرا هر نمونه آزمایشی باید با مدل از پیش محاسبه شده مقایسه شود.

معایب این تکنیک‌ها به شرح زیر است:

• تکنیک‌های نظارت شده چند کلاسه به برچسب‌های دقیق برای کلاس‌های عادی و نمونه‌های غیرعادی نیاز دارند که اغلب در دسترس نیستند.

اگر فضای ویژگی، بسیار پیچیده و غیرخطی باشد، تکنیک‌های تحت نظارت عمیق نمی‌توانند داده‌های عادی را از غیرعادی جدا کنند.

۴.۲ تشخیص ناهنجاری عمیق نیمه نظارت شده

تکنیک‌های تشخیص ناهنجاری عمیق نیمه نظارت‌شده یا (طبقه‌بندی تک کلاسی) فرض می‌کنند که همه نمونه‌های آموزشی فقط یک برچسب کلاس دارند. این تکنیک‌ها یک مرز متمایز در اطراف نمونه‌های عادی را یاد می‌گیرند. نمونه آزمایشی که به کلاس اکثریت تعلق ندارد به‌عنوان غیرعادی علامت‌گذاری می‌شود.

مفروضات: روش‌های تشخیص ناهنجاری عمیق نیمه نظارت شده برای تکیه بر یکی از مفروضات زیر برای امتیازدهی به یک نمونه داده به‌عنوان یک ناهنجاری پیشنهاد شده‌اند.

مجاورت و تداوم: نقاطی که هم در فضای ورودی و هم در فضای ویژگی‌های آموخته شده به یکدیگر نزدیک هستند، احتمالاً برچسب یکسانی دارند. ویژگی‌های قوی در لایه‌های پنهان لایه‌های شبکه عصبی عمیق آموخته می‌شوند و ویژگی‌های متمایز را برای جداسازی نقاط داده‌های معمولی از پرت حفظ می‌کنند.

پیچیدگی محاسباتی: پیچیدگی محاسباتی تکنیک‌های مبتنی بر روش‌های تشخیص ناهنجاری نیمه نظارت شده مشابه تکنیک‌های تشخیص ناهنجاری‌های نظارت شده است که در درجه اول به ابعاد داده‌های ورودی و تعداد لایه‌های پنهان مورداستفاده برای یادگیری ویژگی‌های نماینده بستگی دارد.

---

[14] IoT

[15] CCTV

مزایا و معایب: مزایای تکنیک‌های تشخیص ناهنجاری عمیق نیمه نظارت شده به این شرح است: شبکه‌های متخاصم مولد [16] که در حالت یادگیری نیمه نظارتی آموزش‌دیده‌اند، حتی با داده‌های برچسب‌گذاری شده بسیار کمی، نویدبخشی خوبی از خود نشان داده‌اند. استفاده از داده‌های برچسب‌دار (معمولاً یک کلاس)، می‌تواند باعث بهبود عملکرد قابل‌توجهی نسبت به تکنیک‌های بدون نظارت شود. معایب اساسی تکنیک‌های نیمه نظارتی حتی در زمینه یادگیری عمیق قابل‌اجرا است. علاوه بر این، ویژگی‌های سلسله‌مراتبی استخراج‌شده در لایه‌های پنهان ممکن است نماینده نمونه‌های غیرعادی کمتری نباشند، ازاین‌رو مستعد مشکل بیش برازش هستند [۹].

۴.۳ تشخیص ناهنجاری عمیق هیبریدی

مدل‌های یادگیری عمیق به طور گسترده‌ای به‌عنوان استخراج‌کننده ویژگی برای یادگیری ویژگی‌های قوی استفاده می‌شوند. در مدل‌های هیبریدی عمیق، ویژگی‌هایی که در مدل‌های عمیق آموخته می‌شوند،به عنوان ورودی به الگوریتم‌های سنتی مانند طبقه‌بندی‌کننده‌های تابع پایه شعاعی [17]، ماشین بردار پشتیبانی داده می‌شوند. مدل‌های ترکیبی از یادگیری دومرحله‌ای استفاده می‌کنند و نشان داده شده‌اند که نتایج خوبی را تولید می‌کنند.

مفروضات: مدل‌های ترکیبی عمیق پیشنهادی برای تشخیص ناهنجاری بر یکی از مفروضات زیر برای تشخیص نمونه‌های پرت تکیه می‌کنند:

ویژگی‌های قوی در لایه‌های پنهان شبکه عصبی عمیق استخراج می‌شوند و به جداسازی ویژگی‌های نامربوط که می‌توانند وجود ناهنجاری‌ها را پنهان کنند، کمک می‌کنند.

ساخت یک مدل تشخیص ناهنجاری قوی در فضاهای پیچیده و با ابعاد بالا به استخراج‌کننده ویژگی و آشکارساز ناهنجاری نیاز دارد.

پیچیدگی محاسباتی: پیچیدگی محاسباتی یک مدل ترکیبی شامل پیچیدگی معماری‌های عمیق و همچنین الگوریتم‌های سنتی مورداستفاده در داخل می‌شود. علاوه بر این، یک مسئله ذاتی انتخاب معماری و پارامترهای شبکه عمیق که شامل جستجوی پارامترهای بهینه شده در یک فضای بسیار بزرگ‌تر است، پیچیدگی محاسباتی استفاده از لایه‌های عمیق در مدل‌های ترکیبی را تعیین می‌کند.

مزایا و معایب:

مزایای تکنیک‌های هیبریدی به شرح زیر است:

• استخراج‌کننده ویژگی به طور قابل‌توجهی «نفرین ابعاد» را کاهش می‌دهد، به‌خصوص در حوزه ابعاد بالا.

• مدل‌های ترکیبی مقیاس‌پذیرتر و از نظر محاسباتی کارآمدتر هستند، زیرا مدل‌های هسته خطی یا غیرخطی در ابعاد ورودی کاهش‌یافته عمل می‌کنند.

معایب قابل‌توجه تکنیک‌های هیبریدی عبارت‌اند از: رویکرد ترکیبی نابهینه است زیرا نمی‌تواند بر یادگیری بازنمایی در لایه‌های پنهان استخراج‌کننده ویژگی تأثیر بگذارد زیرا توابع ضرر عمومی به‌جای هدف سفارشی برای تشخیص ناهنجاری استفاده می‌شود.

مدل‌های ترکیبی عمیق‌تر تمایل به عملکرد بهتری دارند اگر لایه‌های منفرد باشند که هزینه‌های محاسباتی را تعیین می‌کند.

۴.۴ شبکه‌های عصبی یک-کلاس برای تشخیص ناهنجاری

شبکه‌های عصبی یک-کلاس توانایی شبکه‌های عمیق را برای استخراج یک نمایش غنی از داده‌ها را به طبقه بند یک کلاس مانند یک ابر صفحه [۱]یا ابر کره [۷] ترکیب می‌کند برای جداکردن تمام نقاط داده عادی از نقاط پرت. این رویکرد به این دلیل جدید است: نمایش داده‌ها در لایه پنهان با بهینه‌سازی تابع هدف سفارشی شده برای تشخیص ناهنجاری. همان‌طور که در نتایج تجربی نشان می‌دهد که شبکه عصبی یک-کلاس می‌تواند عملکرد قابل‌مقایسه یا بهتری نسبت به روش‌های پیشرفته موجود برای مجموعه‌داده‌های پیچیده داشته باشد، درحالی‌که زمان آموزش و آزمایش معقولی در مقایسه با روش‌های موجود دارد.

مفروضات: این مدل‌ها پیشنهادی برای تشخیص ناهنجاری بر مفروضات زیر برای تشخیص نقاط پرت متکی هستند:

• مدل‌های شبکه عصبی یک-کلاس فاکتورهای رایج در توزیع داده‌ها در لایه‌های پنهان شبکه عصبی عمیق را استخراج می‌کنند.

• آموزش بازنمایی ترکیبی را انجام می‌دهد و برای نمونه داده‌های آزمون، یک امتیاز پرت ایجاد می‌کند.

پیچیدگی محاسباتی: پیچیدگی محاسباتی این مدل در مقابل مدل ترکیبی فقط شامل پیچیدگی شبکه عمیق انتخابی است [۹]. مدل‌های شبکه عصبی تک کلاس برای پیش‌بینی نیازی به ذخیره داده ندارند، بنابراین پیچیدگی حافظه بسیار کمی دارند. با این حال، بدیهی است که زمان آموزش این مدل با بعد ورودی متناسب است.

مزایا و معایب: مزایای شبکه‌های عصبی تک کلاس به شرح زیر است:

• این مدل‌ها به طور مشترک یک شبکه عصبی عمیق را آموزش می‌دهند درحالی‌که یک ابر کره یا ابر صفحه محصور در فضای خروجی را بهینه می‌کنند.

• شبکه عصبی تک کلاس الگوریتم کمینه‌سازی متناوب را برای یادگیری پارامترهای این مدل پیشنهاد می‌کند.

معایب قابل‌توجه شبکه‌های عصبی تک کلاس برای تشخیص ناهنجاری عبارت‌اند از:

• زمان آموزش و زمان به‌روزرسانی مدل ممکن است برای داده‌های ورودی با ابعاد بالا طولانی‌تر باشد.

• باتوجه‌به تغییر در فضای ورودی، به‌روزرسانی مدل نیز زمان بیشتری می‌برد.

---

[16] GAN

[17] RBF

۴.۵ تشخیص ناهنجاری عمیق بدون نظارت

تشخیص ناهنجاری عمیق بدون نظارت یک حوزه تحقیقاتی ضروری در تحقیقات اساسی یادگیری ماشین و کاربردهای صنعتی است. چندین چارچوب یادگیری عمیق که به چالش‌ها در تشخیص ناهنجاری بدون نظارت می‌پردازند، ارائه شده و نشان داده شده‌اند که عملکردی پیشرفته را ایجاد می‌کنند. رمزگذارهای خودکار، معماری‌های عمیق بدون نظارت اساسی هستند که در تشخیص ناهنجاری استفاده می‌شوند.

مفروضات: مدل‌های بدون نظارت عمیق پیشنهادی برای تشخیص ناهنجاری بر یکی از مفروضات زیر برای تشخیص موارد پرت متکی هستند:

• مناطق "عادی" در فضای ویژگی اصلی یا پنهان را می‌توان از مناطق "غیرعادی" در فضای ویژگی اصلی یا پنهان متمایز کرد.

• اکثر نمونه‌های داده در مقایسه با بقیه مجموعه‌داده‌ها عادی هستند.

• الگوریتم تشخیص ناهنجاری نظارت نشده بر اساس ویژگی‌های ذاتی مجموعه‌داده‌ها مانند فواصل یا چگالی، امتیازی خارج از نمونه‌های داده ایجاد می‌کند. لایه‌های پنهان شبکه عصبی عمیق باهدف ثبت این ویژگی‌های ذاتی در مجموعه‌داده‌ها است.

پیچیدگی محاسباتی: رمزگذارهای خودکار رایج‌ترین معماری مورداستفاده در تشخیص نقاط پرت با هزینه درجه دوم هستند، مشکل بهینه‌سازی غیر محدب است، مشابه هر معماری شبکه عصبی دیگر. پیچیدگی محاسباتی مدل به تعداد عملیات، پارامترهای شبکه و لایه‌های پنهان بستگی دارد. بااین‌حال، پیچیدگی محاسباتی آموزش رمزگذار خودکار بسیار بالاتر از روش‌های سنتی مانند تجزیه‌وتحلیل مؤلفه اصلی [۱۸]PCA است زیرا مبتنی بر تجزیه ماتریس است [۲۹].

مزایا و معایب: مزایای تکنیک‌های تشخیص ناهنجاری عمیق بدون نظارت به شرح زیر است:

• ویژگی‌های ذاتی داده را برای جداسازی یک نقطه داده عادی از غیرعادی می‌آموزد. این تکنیک مشترکات درون داده‌ها را شناسایی می‌کند و تشخیص ناهنجاری را آسان می‌کند.

• روش مقرون‌به‌صرفه برای یافتن ناهنجاری‌ها، زیرا برای آموزش الگوریتم‌ها به داده‌های حاشیه‌نویسی نیاز ندارد.

معایب قابل‌توجه تکنیک‌های تشخیص ناهنجاری عمیق بدون نظارت عبارت‌اند از:

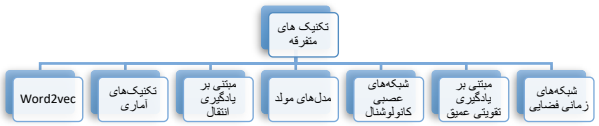
• اغلب یادگیری مشترکات درون داده‌ها در یک فضای پیچیده و با ابعاد بالا چالش‌برانگیز است.

• در حین استفاده از رمزگذارهای خودکار، انتخاب درجه مناسب فشرده‌سازی، یعنی کاهش ابعاد اغلب یک پارامتر فوق‌العاده است که برای نتایج بهینه نیاز به تنظیم دارد.

• تکنیک‌های بدون نظارت نسبت به نویز و خرابی داده‌ها بسیار حساس هستند و اغلب دقت کمتری نسبت به تکنیک‌های نظارت شده یا نیمه نظارت دارند.

۵. روش‌های گوناگون تشخیص ناهنجاری عمیق

این بخش به بررسی تکنیک‌های مختلف تشخیص ناهنجاری عمیق می‌پردازد که نشان داده شده‌اند مؤثر و امیدوارکننده هستند، ایده کلیدی پشت آن تکنیک‌ها و حوزه کاربرد آن‌ها موردبحث قرار گرفته است.



شکل ۸:نمایش شماتیک از برخی از تکنیک های متفرقه تشخیص ناهنجاری

۵.۱ مدل‌های Word۲vec

Word۲vec گروهی از مدل‌های شبکه عصبی عمیق است که برای تولید جاسازی‌های کلمه استفاده می‌شود. این مدل‌ها می‌توانند روابط متوالی را در نمونه داده‌ای مانند جملات، داده‌های توالی زمانی ثبت کنند. مدل‌های تشخیص ناهنجاری که از word۲vec استفاده می‌کنند عملکرد را به طور قابل‌توجهی بهبود می‌بخشند.

۵.۲ تشخیص ناهنجاری مبتنی بر یادگیری انتقال

یادگیری عمیق برای مدت طولانی به دلیل نیاز به داشتن داده‌های کافی برای ایجاد نتایج خوب مورد انتقاد قرار گرفته است. یادگیری انتقالی یک ابزار ضروری در یادگیری ماشین برای حل مشکل اساسی داده‌های آموزشی ناکافی است. هدف آن انتقال دانش از دامنه مبدأ به دامنه هدف با تسهیل این فرض است که آموزش و داده‌های آینده باید در فضای ویژگی یکسان باشند و توزیع یکسانی داشته باشند. سؤالات تحقیق باز با استفاده از یادگیری انتقال برای تشخیص ناهنجاری، درجه توانایی انتقال است، به این معنی که مشخص می‌کند که چگونه ویژگی‌ها دانش را منتقل می‌کنند و عملکرد طبقه‌بندی را از یک کار به کار دیگر بهبود می‌بخشند.

۵.۳ تشخیص ناهنجاری مبتنی بر یادگیری شات صفر

هدف یادگیری شات صفر [۱۹]شناسایی اشیایی است که قبلاً در مجموعه آموزشی دیده نشده بود[۳۰].در دو مرحله به این امر دست می‌یابد: اولاً دانش مربوط به اشیاء در توصیفات یا ویژگی‌های زبان طبیعی (که معمولاً به‌عنوان فراداده شناخته می‌شوند) جمع‌آوری می‌شود. این تنظیم در دنیای واقعی مهم است زیرا ممکن است فرد نتواند تصاویری از تمام کلاس های ممکن در آموزش به دست آورد. چالش اصلی مرتبط با این رویکرد، به دست آوردن فراداده در مورد نمونه های داده است.

---

[۱۸] PCA

[۱۹] Zero shot learning

۵.۴ تشخیص ناهنجاری مبتنی بر مجموعه

یک مسئله قابل‌توجه در مورد شبکه‌های عصبی عمیق این است که آنها به نویز در داده‌های ورودی حساس هستند و اغلب به داده‌های آموزشی گسترده برای عملکرد قوی نیاز دارند برای دستیابی به استحکام حتی در داده‌های نویزی، ایده تغییر تصادفی معماری اتصال رمزگذار خودکار برای دستیابی به عملکرد بسیار بهتر نشان‌داده‌شده است. مجموعه‌های رمزگذار خودکار متشکل از رمزگذارهای خودکار مختلف که به طور تصادفی متصل شده‌اند.

۵.۵ تشخیص ناهنجاری مبتنی بر خوشه

خوشه‌بندی شامل گروه‌بندی الگوهای مشابه بر اساس ویژگی‌های استخراج‌شده، شناسایی ناهنجاری‌های جدید است. پیچیدگی زمان و مکان به‌صورت خطی با تعداد کلاس‌هایی که باید خوشه‌بندی شوند رشد می‌کند که تشخیص ناهنجاری مبتنی بر خوشه‌بندی را برای کاربردهای عملی بلادرنگ ممنوع می‌کند. تشخیص ناهنجاری عمیق با رویکرد خوشه‌بندی فعال از مدل‌های word۲vec[۳۱] ، برای به دست آوردن نمایش معنایی داده‌ها و ناهنجاری‌ها برای تشکیل خوشه‌ها و تشخیص نقاط پرت استفاده می‌کند .

۵.۶ تکنیک‌های آماری تشخیص ناهنجاری عمیق

تبدیل هیلبرت یک تکنیک پردازش سیگنال آماری است که بازنمایی تحلیلی یک سیگنال باارزش واقعی را استخراج می‌کند. برای تشخیص بی‌درنگ ناهنجاری‌ها در مجموعه‌داده‌های سری زمانی مرتبط با سلامت استفاده می‌شود. این الگوریتم توانایی تجزیه‌وتحلیل موجک را دارد و شبکه‌های عصبی و تبدیل هیلبرت را به‌صورت متوالی برای تشخیص ناهنجاری‌های بلادرنگ ترکیب می‌کند.

۵.۷ تشخیص ناهنجاری مبتنی بر یادگیری تقویتی عمیق [۲۰]

روش‌های یادگیری تقویتی عمیق، به دلیل توانایی در یادگیری رفتارهای پیچیده در فضای داده با ابعاد بالا، توجه بسیاری را به خود جلب کرده است. آشکارساز ناهنجاری مبتنی بر یادگیری تقویتی عمیق هیچ فرضی را در مورد مفهوم ناهنجاری در نظر نمی‌گیرد و آشکارساز، ناهنجاری‌های جدید را به طور مداوم شناسایی می‌کند.

۵.۸ شبکه‌های زمانی فضایی [۲۱]

شبکه‌های زمانی فضایی از معماری‌های عصبی عمیق تشکیل شده‌اند که هر دو ویژگی‌های زمانی و ویژگی‌های فضایی را برای استخراج ویژگی‌های مکانی - زمانی ترکیب می‌کنند. ویژگی‌های زمانی (مدل‌سازی همبستگی‌های بین نقاط زمانی نزدیک)، ویژگی‌های فضایی (مدل‌سازی همبستگی مکانی محلی) در تشخیص نقاط دورافتاده مؤثر هستند[۳۲] .

۵.۹ شبکه‌های جمع‌آوری محصول [۲۲]

شبکه‌های جمع‌آوری محصول، گراف‌های جهت‌دار با متغیرهایی به‌عنوان برگ هستند و گره‌های داخلی و یال‌های وزن‌دار محصولات را تشکیل می‌دهند. این شبکه‌ها به‌عنوان ترکیبی از مدل‌های مخلوط در نظر گرفته می‌شوند که استنتاج احتمالی سریع و دقیق روی بسیاری از لایه‌ها دارند. مزیت اصلی این شبکه‌ها این است که بر خلاف مدل‌های گرافی، نسبت به مدل‌های با پهنای درخت بالا بدون نیاز به استنتاج تقریبی قابل ردیابی هستند.

۵.۱۰ مدل‌های مولد

هدف مدل‌های مولد یادگیری توزیع دقیق داده‌ها به‌منظور تولید نقاط داده جدید با برخی تغییرات است. دو روش متداول و کارآمد مولد عبارت‌اند از رمزگذارهای خودکار متغیر[۳۳] و شبکه های متخاصم مولد. گونه‌ای از معماری شبکه های متخاصم مولد که به نام رمزگذارهای خودکار متخاصم شناخته می‌شود از آموزش خصمانه برای تحمیل یک پیش‌فرض دلخواه بر روی کد پنهان آموخته‌شده در لایه‌های پنهان رمزگذار خودکار استفاده می‌کند.

۵.۱۱ شبکه‌های عصبی کانولوشنال

شبکه‌های عصبی کانولوشنال[۲۳]، شبکه‌های عصبی محبوب برای تجزیه‌وتحلیل تصاویر بصری هستند. توانایی این شبکه‌ها برای استخراج ویژگی‌های پنهان پیچیده از داده‌های ابعاد بالا با ساختار پیچیده، استفاده از آن را به‌عنوان استخراج‌کننده ویژگی در تشخیص داده‌های متوالی و تصویری ممکن کرده است.

۵.۱۲ مدل‌های دنباله‌ای

شبکه‌های عصبی دنباله‌ای [۲۴] برای گرفتن ویژگی‌های داده‌های سری زمانی نشان داده شده‌اند. محدودیت‌های این شبکه‌ها این است که با افزایش گام‌های زمانی، نمی‌توانند زمینه را ضبط کنند، برای حل این مشکل، شبکه‌های حافظه کوتاه‌مدت [۳۴]معرفی شدند، آنها نوع خاصی از مدل های دنباله ایی هستند که شامل یک سلول حافظه که می تواند اطلاعات مربوط به مراحل قبلی را ذخیره کند. الگوریتم‌های مبتنی بر شبکه عصبی حافظه کوتاه‌مدت [۲۵] برای تشخیص ناهنجاری ، بررسی و گزارش شده‌اند که نسبت به روش‌های مرسوم دستاوردهای عملکردی قابل‌توجهی ایجاد می‌کنند.

۵.۱۳ رمزگذارهای خودکار

---

[۲۰] DRL

[۲۱] STN

[۲۲] SPN

[۲۳] CNN

[۲۴] RNN

[۲۵] LSTM

رمزگذارهای خودکار[۲۶] با یک‌لایه به همراه یک تابع فعال‌سازی خطی تقریباً معادل تجزیه‌وتحلیل مؤلفه اصلی هستند درحالی‌که مؤلفه‌های اصلی به کاهش ابعاد خطی محدود می‌شود، رمزگذارهای خودکار هر دو تبدیل خطی یا غیرخطی را فعال می‌کنند. یکی از کاربردهای محبوب رمزگذارهای خودکار تشخیص ناهنجاری است. اگرچه رمزگذارهای خودکار معماری ساده و مؤثری برای تشخیص نمونه های پرت دارند، بااین‌حال عملکردشان به دلیل داده‌های آموزشی نویزی کاهش می‌یابد.

۶. نقاط قوت و ضعف نسبی روش‌های تشخیص ناهنجاری عمیق

هر یک از تکنیک‌های تشخیص ناهنجاری عمیق که در بخش‌های قبلی موردبحث قرار گرفت، نقاط قوت و ضعف منحصربه‌فردی دارد. بسیار مهم است که بفهمیم کدام روش تشخیص ناهنجاری برای یک حوزه تشخیص ناهنجاری مناسب است. باتوجه‌به این واقعیت که این تکنیک‌ها یک حوزه تحقیقاتی فعال است، ارائه چنین درکی برای هر مساله تشخیص ناهنجاری امکان‌پذیر نیست. ازاین‌رو در این بخش، نقاط قوت و ضعف نسبی دسته‌های مختلف تکنیک‌ها را برای چند تنظیمات ساده تحلیل می‌کنیم. پیچیدگی محاسباتی تکنیک تشخیص ناهنجاری عمیق نظارت شده یک جنبه کلیدی است، به‌خصوص زمانی که این تکنیک در یک حوزه واقعی اعمال شود. درحالی‌که تکنیک‌های مبتنی بر طبقه‌بندی، نظارت یا نیمه نظارت زمان آموزشی هزینه‌بری دارند، آزمایش معمولاً سریع است زیرا از یک مدل از پیش آموزش‌دیده استفاده می‌کند. تکنیک‌های بدون نظارت ارائه‌شده در این مقاله به طور گسترده مورداستفاده قرار می‌گیرند، زیرا بدست آوردن برچسب فرایندی پرهزینه و زمان‌بر است. تشخیص ناهنجاری عمیق بدون نظارت نیاز به پیش‌بینی در توزیع ناهنجاری دارد، بنابراین مدل‌ها در مدیریت داده‌های نویزی کمتر قوی هستند. مدل‌های ترکیبی بحث شده در این تحقیق ویژگی‌های قوی را در لایه‌های پنهان شبکه عصبی عمیق استخراج می‌کنند و به الگوریتم‌های تشخیص ناهنجاری کلاسیک تغذیه می‌کنند. رویکرد مدل ترکیبی نا بهینه است زیرا قادر به تأثیرگذاری بر یادگیری بازنمایی در لایه‌های پنهان نیست. شبکه‌های عصبی یک-کلاس که توضیح داده شد، توانایی شبکه‌های عمیق را برای استخراج یک بازنمایی غنی از داده‌ها را با طبقه بند یک-کلاس مانند یک ابر صفحه ترکیب می‌کند یا هایپر کره برای جداکردن تمام نقاط داده عادی از نقاط داده غیرعادی استفاده می شود. تحقیقات و کاوش بیشتر برای درک بهتر مزایای این معماری جدید ضروری است.

۷. نتیجه

در این مقاله، روش‌های تحقیق مختلف در تشخیص ناهنجاری مبتنی بر یادگیری عمیق و کاربرد آن در حوزه‌های مختلف و چالش‌های موجود در تشخیص ناهنجاری عمیق را موردبحث قرار داده‌ایم. این مقاله برخی از راه‌حل‌های موجود برای این چالش‌ها نیز ارائه می‌کند. برای هر دسته از تکنیک‌های تشخیص ناهنجاری عمیق، فرضیات مربوط به مفهوم داده‌های عادی و غیرعادی را همراه باقوت و ضعف آن ارائه می‌کنیم. هدف از این مقاله بررسی و شناسایی مدل‌های مختلف یادگیری عمیق برای تشخیص ناهنجاری و ارزیابی مناسب بودن آن برای یک کاربرد معین بود. هنگام انتخاب یک مدل یادگیری عمیق برای یک حوزه یا داده خاص، این مفروضات می‌توانند به‌عنوان راهنمایی برای ارزیابی اثربخشی تکنیک در آن حوزه مورداستفاده قرار گیرند. تشخیص ناهنجاری مبتنی بر یادگیری عمیق هنوز یک تحقیق فعال است.

۸. منابع

[۱] Pang, G., Shen, C., Cao, L., and Hengel, A. V. D. (۲۰۲۱). Deep learning for anomaly detection: A review. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, ٥٤(۲), ۱-۳۸.

[۲] Bulusu, S., Kailkhura, B., Li, B., Varshney, P. K., and Song, D. (۲۰۲۰). Anomalous example detection in deep learning: A survey. *IEEE Access*, ۸, ۱۳۲۳۳۰-۱۳۲۳٤۷.

[۳] Mohri, M., Rostamizadeh, A., and Talwalkar, A. (۲۰۱۸). Foundations of machine learning: MIT press

[٤] Aggarwal, C. C., "An introduction to outlier analysis," in *Outlier analysis*: Springer, ۲۰۱۷, pp. ۱-۳٤.

[٥] Ruff, L. *et al.* (۲۰۱۸). Deep one-class classification. *International conference on machine learning*: PMLR,٤۳۹۳-٤٤۰۲.

[٦] Østmo, E. A., "A study of generative adversarial networks to improve classification of microscopic foraminifera," UiT Norges arktiske universitet, ۲۰۲۰.

[۷] Ruff, L. *et al.* (۲۰۲۱). A unifying review of deep and shallow anomaly detection. *Proceedings of the IEEE*.

[۸] Singh, K., Rajora, S., Vishwakarma, D. K., Tripathi, G., Kumar, S., and Walia, G. S. (۲۰۲۰). Crowd anomaly detection using aggregation of ensembles of fine-tuned convnets. *Neurocomputing*, ۳۷۱, ۱۸۸-۱۹۸.

[۹] Chalapathy, R. and Chawla, S. (۲۰۱۹). Deep learning for anomaly detection: A survey. *arXiv preprint arXiv:1901.03407*.

[۱۰] Havaei, M. *et al.* (۲۰۱۷). Brain tumor segmentation with deep neural networks. *Medical image analysis*, ۳٥, ۱۸-۳۱.

[۱۱] Larin, A. O., Seredin, O. S., and Kopylov, A. V. (۲۰۲۱). One-Class Classification Criterion Robust to Anomalies in Training Dataset. *International Conference on Pattern Recognition*: Springer,۱٥٥-۱٦٥.

[۲۶] Autoencoder

[١٢] Golan, I. and El-Yaniv, R. (٢٠١٨). Deep anomaly detection using geometric transformations. *Advances in neural information processing systems*, ٣١.

[١٣] Kwon, D., Kim, H., Kim, J., Suh, S. C., Kim, I., and Kim, K. J. (٢٠١٩). A survey of deep learning-based network anomaly detection. *Cluster Computing*, ٢٢(١), ٩٤٩-٩٦١.

[١٤] Litjens, G. *et al.* (٢٠١٧). A survey on deep learning in medical image analysis. *Medical image analysis*, ٤٢, ٦٠-٨٨.

[١٥] Mohammadi, M., Al-Fuqaha, A., Sorour, S., and Guizani, M. (٢٠١٨). Deep learning for IoT big data and streaming analytics: A survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, ٢٠(٤), ٢٩٢٣-٢٩٦٠.

[١٦] Ball, J. E., Anderson, D. T., and Chan Sr, C. S. (٢٠١٧). Comprehensive survey of deep learning in remote sensing: theories, tools, and challenges for the community. *Journal of applied remote sensing*, ١١(٤), ٠٤٢٦٠٩.

[١٧] Kiran, B. R., Thomas, D. M., and Parakkal, R. (٢٠١٨). An overview of deep learning based methods for unsupervised and semi-supervised anomaly detection in videos. *Journal of Imaging*, ٤(٢), ٣٦.

[١٨] Sze, V., Chen, Y.-H., Yang, T.-J., and Emer, J. S. (٢٠١٧). Efficient processing of deep neural networks: A tutorial and survey. *Proceedings of the IEEE*, ١٠٥(١٢), ٢٢٩٥-٢٣٢٩.

[١٩] Ramotsoela, D., Abu-Mahfouz, A., and Hancke, G. (٢٠١٨). A survey of anomaly detection in industrial wireless sensor networks with critical water system infrastructure as a case study. *Sensors*, ١٨(٨), ٢٤٩١.

[٢٠] Song, H., Jiang, Z., Men, A., and Yang, B. (٢٠١٧). A hybrid semi-supervised anomaly detection model for high-dimensional data. *Computational intelligence and neuroscience*, ٢٠١٧.

[٢١] Patterson, J. and Gibson, A. (٢٠١٧). Deep learning: A practitioner's approach: " O'Reilly Media, Inc."

[٢٢] Wang, H., Bah, M. J., and Hammad, M. (٢٠١٩). Progress in outlier detection techniques: A survey. *Ieee Access*, ٧, ١٠٧٩٦٤-١٠٨٠٠٠.

[٢٣] Ergen, T. and Kozat, S. S. (٢٠١٩). Unsupervised anomaly detection with LSTM neural networks. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, ٣١(٨), ٣١٢٧-٣١٤١.

[٢٤] Carta, S., Fenu, G., Recupero, D. R., and Saia, R. (٢٠١٩). Fraud detection for E-commerce transactions by employing a prudential Multiple Consensus model. *Journal of Information Security and Applications*, ٤٦, ١٣-٢٢.

[٢٥] Ye, Y., Li, T., Adjeroh, D., and Iyengar, S. S. (٢٠١٧). A survey on malware detection using data mining techniques. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, ٥٠(٣), ١-٤٠.

[٢٦] Khan, S. and Yairi, T. (٢٠١٨). A review on the application of deep learning in system health management. *Mechanical Systems and Signal Processing*, ١٠٧, ٢٤١-٢٦٥.

[٢٧] Zhang, C. *et al.* (٢٠١٩). A deep neural network for unsupervised anomaly detection and diagnosis in multivariate time series data. *Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence*, ١٤٠٩-١٤١٦.

[٢٨] Chakraborty, D., Narayanan, V., and Ghosh, A. (٢٠١٩). Integration of deep feature extraction and ensemble learning for outlier detection. *Pattern Recognition*, ٨٩, ١٦١-١٧١.

[٢٩] Meng, L. *et al.* (٢٠١٨). Organic and solution-processed tandem solar cells with ١٧,٣٪ efficiency. *Science*, ٣٦١(٦٤٠٧), ١٠٩٤-١٠٩٨.

[٣٠] Xian, Y., Lampert, C. H., Schiele, B., and Akata, Z. (٢٠١٨). Zero-shot learning—a comprehensive evaluation of the good, the bad and the ugly. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, ٤١(٩), ٢٢٥١-٢٢٦٥.

[٣١] Bojanowski, P., Grave, E., Joulin, A., and Mikolov, T. (٢٠١٧). Enriching word vectors with subword information. *Transactions of the association for computational linguistics*, ٥, ١٣٥-١٤٦.

[٣٢] SZEKÉR, M., "Spatio-temporal outlier detection in streaming trajectory data," ed, ٢٠١٤.

[٣٣] Zhu, J.-Y., Park, T., Isola, P., and Efros, A. A. (٢٠١٧). Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks. *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, ٢٢٢٣-٢٢٣٢.

[٣٤] Hu, J., Shen, L., and Sun, G. (٢٠١٨). Squeeze-and-excitation networks. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, ٧١٣٢-٧١٤١.