فصلنامه علمی پژوهش در ایمنی، سلامت و محیط زیست / سال ۱۴۰۳/ دوره ۲/ شماره۳/ صفحه ۳۱-۴۵

فصلنامه علمی پژوهش در ایمنی، سلامت و محیط زیست

کاربرد هوش مصنوعی در ارزیابی ایمنی صنعتی به منظور کاهش مخاطرات با رویکرد فازی

حسن حجتی سیاح [۱]

[۱] کارشناس ارشد HSE . تهران -ایران

چکیده

انقلاب صنعتی تغییرات متعددی با دیجیتالی کردن فرآیندها و روش‌های موجود برای کارایی بیشتر در عملیات ایجاد کرده است، بر این اساس تحول دیجیتال (هوش مصنوعی) علاوه بر از ظهور عصر جدیدی از تصمیم‌گیری مبتنی بر داده و کارایی عملیاتی، می‌تواند ایمنی را نیز افزایش دهد و مخاطرات را به حداقل برساند؛ از سوی دیگر تحقیقات اخیر در ایمنی بر پردازش مقادیر زیادی از داده‌های موجود با استفاده از سیستم‌های هوشمند متمرکز است و تحقیق‌های مختلفی در این زمینه برای رسیدگی به مسائل ایمنی و بهبود کارایی سیستم‌ها انجام شده است؛ با این وجود، نیاز به توسعه و بهینه‌سازی در این حوزه محسوس است. این تحقیق روش‌های ML و AI مورد استفاده در صنعت را برای رسیدگی به مسائل ایمنی بررسی می‌کند تا شیوه‌ها و تجربیات خوبی را که می‌تواند قابل انتقال باشد، شناسایی کند؛ روش‌های مورد بررسی شامل روش‌های آماری، رویکردهای الگوریتمی، روش‌های دسته‌بندی، شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) و همچنین روش‌های بهینه‌سازی و کاهش ابعاد است؛ این تحقیق همچنین در قالب یک روش ارزیابی ایمنی نوآورانه، چگونگی استفاده از هوش مصنوعی برای پیش‌بینی حوادث، تشخیص حادثه، شناسایی الگو و روش بهینه‌سازی ایمنی در صنعت را نشان می‌دهد؛ برای اهداف پیش‌بینی، از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و استدلال مبتنی بر مورد (CBR) برای تخمین نتیجه حوادث از نظر صحت استفاده شد؛ این تحقیق اقدامات پیش گیرانه را برای از بین بردن نقص‌های ایمنی ارائه می‌کند. در نهایت، روش پیشنهادی می‌تواند به متخصصان صنعت در بررسی مشکلات ایمنی آینده با استفاده از داده‌های جمع‌آوری شده کمک کند.

مشخصات مقاله

تاریخچه مقاله:

نوع مقاله: علمی

دریافت: ۱۴۰۳-۰۹-۱۰

بازنگری: ۱۴۰۳-۰۹-۲۴

پذیرش: ۱۴۰۳-۰۹-۲۵

ارائه آنلاین: ۱۴۰۳-۰۹-۲۵

*نویسنده مسئول:
emailprovider.com

کلید واژه ها:

ایمنی صنعتی

سیستم‌های هوش مصنوعی

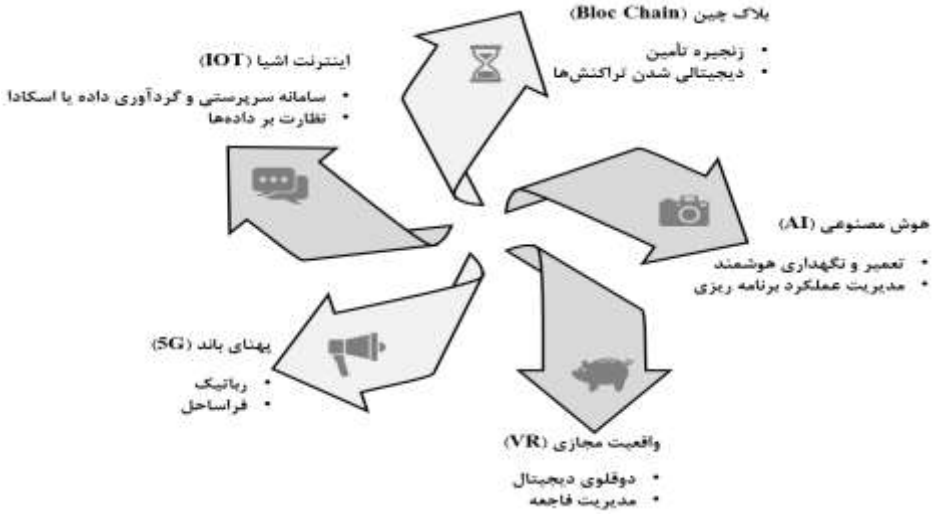
شبکه‌های عصبی مصنوعی

استدلال مبتنی بر مورد

مقدمه

موضوع ایمنی، اتخاذ شیوه‌هایی [۱]؛ [۲] شامل آموزش، مانور، اصلاح فنی و رویه‌هایی است [۳]، که ایمنی را در محیط‌های کار بهبود می‌بخشد [۳]و به طور گسترده در سازمان‌هایی که به دنبال بهبود عملکرد خود هستند مورد توجه قرار می‌گیرد؛ اگرچه گزارش‌های بسیاری در این زمینه وجود دارد؛ ولی، چگونگی توسعه پایدار به لحاظ ایمنی به طور کامل بررسی نشده است؛ در نتیجه، اکثر سازمان‌ها از اینکه چگونه و چه روش‌هایی وجود دارد که می‌تواند به آن‌ها در دست‌یابی به بهبود عملکرد کمک کند آگاه نیستند؛ باآنکه برخی محققان تأثیر رفتار ایمنی [۲] بر عملکرد شغلی [۴] و ... را بررسی کرده‌اند، ولی تأثیر آن بر تاب‌آوری نامشخص است؛ از طرفی مسائل ایمنی از سوی بسیاری از شرکت‌ها یک اولویت در نظر گرفته نمی‌شود، بلکه یک ضرورت برای انجام مقررات و خواسته‌های نهاد بالادستی است[۴].

از سوی دیگر، کسب و کارها اغلب با داده‌های بسیار پیچیده و رویه های دشوار کار می‌کنند؛ در نتیجه، اتصال شبکه هیبریدی برای کمک به ساده‌سازی فرآیندها می‌تواند بسیار مؤثر باشد؛ فناوری‌هایی که در حال حاضر در این خصوص به کار می‌روند بسیار متنوع‌اند، از جمله اتوماسیون صنعتی، شبکه‌های حسگر برای نظارت و ... [۵] که همه‌ی این روش ها در مسیر اهداف مختلف ایمنی هستند؛ در صنعت، داده های زیادی توسط انواع سنسورهای مختلف مانند فشار، دما، سرعت جریان، کنترل سطح، تشخیص گاز، تشخیص آتش و غیره تولید می‌شود. این حسگرها در موقعیت های مختلف و در زیر سطح یا سطح قرار دارند و داده ها را به نقاط مرکزی منتقل می‌کنند [۶]؛ علاوه بر این، فناوری‌هایی برای پردازش داده‌ها وجود دارد که امکان نظارت مداوم و انجام اقدامات سریع در صورت لزوم را فراهم می‌کند [۷]؛ به اصطلاح، هوشمندی ایمنی در ساختار صنعت همانطور که در شکل (۱) نشان داده شده است، شکل می‌گیرد.



شکل ۱.تصویری تصویری از صنعت هوشمند و اجزای آن.

همان‌طور که در بیشتر مجموعه داده‌های صنعت مشاهده می‌شود، حوادث دارای سطح بالایی از ناهمگونی هستند؛ ساختار داده شامل اطلاعات مختلفی مانند اعداد صحیح و عبارات است؛ علاوه بر این، روش مناسبی برای دسته‌بندی و تجزیه و تحلیل آن‌ها وجود ندارد، بنابراین یافتن رابطه معنادار بین ویژگی‌ها دشوار است [۳۴]؛ این تحقیق با هدف ایجاد مسیری مناسب برای تجزیه و تحلیل داده‌ها و ناهمگونی آن با استفاده از تداعی تکنیک‌های هوش مصنوعی انجام شد؛ مکانیسم پیشنهادی برای جلوگیری از حوادث شدید در فعالیت‌ها و پروژه‌ها با استفاده از داده‌ها در نظر گرفته شده

است؛ عملکرد CBR-AHP و ANN با کمک LCCA با استفاده از داده‌های حادثه واقعی از پروژه‌ها مقایسه شد؛ این تحقیق با مرحله آماده‌سازی داده‌ها آغاز شد؛ لیست پس از جمع‌آوری حوادث اصلاح شد، و با در نظر گرفتن موارد حادثه جدید تهیه شد؛ ناهمگونی مجموعه داده‌ها با LCCA کاهش یافت تا تعداد گروه‌ها در مجموعه داده‌ها بهینه شود. سپس، مدل‌های پیش‌بینی در مورد گروه‌ها در مجموعه داده‌ها برای پیش‌بینی نتیجه حوادث توسط ANN و CBR-AHP ایجاد شد؛ پس از آن، مقایسه نتایج دو مدل انجام شد و مفیدترین دسته‌بندی ویژگی تعیین شدند؛ در نهایت، این تحقیق می‌تواند به متخصصان صنعت کمک کند تا با استفاده از کلان داده‌های جمع‌آوری‌شده، مشکلات ایمنی آینده را پیش‌بینی کنند و راه‌هایی را برای مقابله با داده‌هایی که دارای سطح بالایی از ناهمگونی هستند، شناسایی کنند.

مبانی نظری و پیشینه پژوهش

تحول دیجیتال در صنعت یک فرآیند مداوم و رو به تکامل است ؛ پذیرش فناوری‌های دیجیتال مانند اینترنت اشیا (IoT)، واقعیت مجازی (VR)، هوش مصنوعی (AI)، اتصال (5G) و امنیت سایبری همگی نمونه‌هایی از دیجیتالی شدن در صنعت هستند [۱]، که می‌توانند ایمنی را افزایش دهند؛ ادبیات شامل تحقیق‌های قابل توجهی است که ارزیابی و مدیریت ایمنی را تسهیل می‌کند.

اینترنت اشیا[1] (IOT)

اینترنت اشیا در صنعت، اتصال شبکه‌ای از اشیاء فیزیکی به اینترنت است که داده‌ها را به سطح منتقل می‌کند [۱۰]؛ رحمان و همکاران؛ [۱۱] ؛ برای افزایش بهره‌وری، IoT شرکت‌ها را قادر می‌سازد ۲۵ تا ۳۰ درصد در عملیات خود کارآمدتر باشند؛ اینترنت اشیا را می‌توان در هر فرآیندی به کار گرفت؛ IoT دارای تجهیزات (حسگرهایی) هستند که متغییرها را در سطوح مختلف اندازه‌گیری می‌کنند و اجازه نظارت و تجزیه و تحلیل را می‌دهند؛ این روش با نام سیستم‌های هوشمند نیز شناخته می‌شود [۱۲] اینترنت اشیا دارای مزایایی مانند نظارت در زمان واقعی و تجزیه و تحلیل عملکرد است؛ اینترنت اشیا به از بین بردن مداخله ناخواسته، مدیریت آب و سایر مشکلات کمک می‌کند؛ اینترنت اشیا نظارت کارآمد را امکان‌پذیر می‌کند و یکپارچگی را به خوبی مدیریت می‌کند؛ همچنین در پیش‌بینی رفتار با تجزیه و تحلیل داده‌های متعدد ارائه شده توسط حسگرها مفید است؛ انتقال سریع داده‌ها به مسئولان کمک می‌کند تا اقدامات پیش‌گیرانه را قبل از وقوع حادثه انجام دهند که کنترل و مدیریت بهتر را فراهم می‌کند؛ با اینترنت اشیا، کارها به طور خودکار طبق مجموعه الگوریتم عمل می‌کنند [۱۳]؛ اینترنت اشیا همچنین با رفع خطاها در اولین فرصت، هزینه کلی را کاهش می‌دهد و از بروز عواقب آن جلوگیری می‌کند؛ اینترنت اشیا همچنین با حذف کار به صورت دستی در شرایط سخت، خطر را برای پرسنل کاهش می‌دهد و ایمنی را فراهم می‌کند.

سامانه سرپرستی و گردآوری داده[2] (SCADA)

SCADA، بخش کنترل فرآیند در صنعت را متحول کرده است و رایج‌ترین سیستم هوشمندی است که برای حفظ و بهینه‌سازی تولید استفاده می‌شود؛ برای نمونه، از چندین حسگر تشکیل شده است که فشار، دما و سایر داده‌های منحصر به فرد مانند تشخیص جامد، تشعشعات و مواد شیمیایی و ... را به هنگام عملیات نظارت می‌کند؛ سپس، این سنسورها داده‌های آنالوگ را برای کنترل منتقل می‌کنند؛ این داده‌ها با کمک واحدهای (RTU) به دیجیتال تبدیل می‌شوند و داده‌ها از طریق تجهیزاتی مانند اترنت، تابلوهای برق، وایمکس (سیگنال های مایکروویو) و ... به ایستگاه‌های جمع‌آوری داده‌ها برای تولید آلارم‌ها و هشدارهای آنی، که به یک CPU متصل هستند منتقل می شوند؛ بنابراین نظارت لحظه ای بر عملیات انجام می‌شود، در صورتی‌که در بازرسی دوره‌ای ممکن است تشخیص و بهینه‌سازی به صورت هفتگی یا ماهانه انجام بشود؛ سیستم اسکادا برای انواع سیستم‌های تولیدی مختلف استفاده می‌شود [۱۴]

واقعیت مجازی[3] (VR)

تولید واقعیت مجازی (VR) تجسم شبیه‌سازی‌های سه بعدی اشیاء را تسهیل می‌کند؛ VR و واقعیت افزوده (AR) به کسب‌وکارها اجازه می‌دهد تا ابزارهای مرتبط با رشته را در محیط شبیه‌سازی‌شده به افراد آموزش دهند تا آگاهی موقعیتی خود را ایجاد کنند؛ این می‌تواند به گسترش روش‌های حفاظتی در مراکز تولیدی برای مقابله با آسیب‌ها

[1] Internet of Things
[2] Supervisory Control and Data Acquisition
[3] virtual reality

علاوه بر فعال‌سازی در هنگام واکنش اضطراری کمک کند؛ شبیه‌سازی VR همچنین می‌تواند برای چیدمان جریان‌های کاری و کشف تنگناها برای بهینه‌سازی عملکرد یک کارخانه استفاده شود [۱۵]. نرم افزار VR امکاناتی مانند بزرگ‌نمایی و کوچک‌نمایی و مشاهده از زوایای مختلف را ارائه می‌کند، و با روش درست برنامه‌ریزی شده، مقایسه می‌کند تا انحراف از مسیر واقعی مشخص شود و همه ذینفعانی که مسئولیت کار را بر عهده دارند می‌توانند اطلاعات (چه در صفحه وب یا خارج از صفحه وب) را مشاهده کنند؛ همچنین این روش می‌تواند برای آموزش نحوه کار در محیط‌های پیچیده مورد استفاده قرار گیرد [۱۵].کارکنان در صنعت اغلب در معرض شرایط کاری خطرناک مانند قرار گرفتن در معرض مواد شیمیایی و گازهای خطرناک هستند؛ این شرایط می‌تواند منجر به حوادثی شود که کارکنان باید در نهایت با آنها مقابله کنند یا حداقل برای نجات جان خود به سرعت به آنها واکنش نشان دهند؛ واقعیت مجازی (VR) امکان نمایش تمام تهدیدات بالقوه را در یک شبیه‌سازی فراهم می‌کند؛ در نتیجه، همه کارکنان می‌توانند با مهارت‌های لازم برای پاسخگویی به خطرات بدون به خطر انداختن سلامت خود آشنا شوند؛ راه‌حل‌های VR با شبیه‌سازی تخلیه، آموزش در محیط‌های بسیار سمی، آموزش واکنش در حوادث و ...، امکان پیش‌گیری از وقوع حوادث را دارد [۱۶]

دوقلوهای دیجیتال[1] (DT)

داده‌های VR ممکن است برای تولید یک دوقلوی دیجیتال (DT) برای یک کارخانه و همه تجهیزات آن استفاده شود؛ یک کپی دیجیتال که شبیه‌سازی کاملی از عملکرد یک تأسیسات را ارائه می‌دهد؛ دوقلوهای دیجیتال اغلب مزایای متعددی دارند؛ این‌ها با کار در یک محیط مجازی بدون ترس از خرابی تجهیزات کمک می‌کنند؛ دوقلوهای دیجیتال می‌تواند مشکلات را به صورت مجازی شبیه‌سازی کند تا روند حل پرس و جوها را آسان کند؛ یک مهندس تجهیزات می‌تواند از راه دور یک قطعه شکسته را از طریق یک شبیه‌سازی واقعیت مجازی با استفاده از دوقلوهای دیجیتال بازرسی کند و سپس توصیه‌هایی در مورد نحوه تعمیر آن ارائه دهد؛ حتی قبل از ساخت تجهیزات یا اجرای یک عملیات، می‌توان از یک دوقلوهای دیجیتال برای تأیید قابلیت تجهیزات و فعالیت ایمن در کارخانه استفاده کرد و مناطق یا روش‌هایی را برای بهبود پیشنهاد کرد ,[۱۸],[۱۷].

اتصال (۵G)

صنعت به دلیل عملیات، فرآیندها، زیرساخت‌ها و نیروی انسانی متنوع، به عنوان یک رهبر در تحول مورد توجه است؛ بسیاری از ارتباطات بین پلتفرم‌ها و سایت‌ها متکی به پیوندهای ماهواره‌ای هستند [۱۹]، صنعت به شبکه‌های قابل اعتماد، ایمن و انعطاف‌پذیر متکی است تا عملیات روزانه خود را روان نگه دارد؛ پلتفرم‌های محاسباتی که اکنون در برنامه‌های کاربردی حیاتی استفاده می‌شوند، بسیار قوی هستند؛ گزارش‌ها و اطلاعات دقیق‌تری در خصوص فعالیت‌ها در اختیار مرکز کنترل قرار می‌دهند، که به حفظ عملکرد و قابلیت اطمینان کمک میکند؛ در این راستا با کمک فناوری شبکه‌ای (MPLS و VPN) می‌توان برای نمونه مدیریت آب و هوا در سایت‌های حساس به محیط زیست را ایجاد کرد؛ این فناوری نقطه شروعی عالی برای اتوماسیون‌های نوآورانه به عنوان راهی برای استفاده از شبکه های ۵G است؛ با افزایش استفاده از شبکه های ۵G، فرصت‌های متعددی برای ترکیب ۵G در اتوماسیون‌ها برای بهبود خطوط تولید، ماشین‌آلات و روش‌ها وجود دارد [۱۳]؛ [۲۰] ؛ [۲۱].

مفهوم هوش مصنوعی[2] (AI)

نگهداری هوشمند

با کمک هوش مصنوعی، سازمان‌ها می‌توانند از صدمات به کارکنان جلوگیری کنند، سوء عملکرد مستقیماً تولید را تحت تأثیر قرار می‌دهد و ممکن است هزینه‌های مالی ایجاد کند؛ علاوه بر آن، تعمیر و نگهداری هوشمند می‌تواند از بسیاری جهات به صنایع کمک کند؛ چرخه عمر ماشین آلات و تجهیزات را با انجام اقدامات نگهداری پیشگیرانه افزایش دهد؛ همچنین اقداماتی برای نگهداری پیشگیرانه ایجاد کند که منجر به کاهش هزینه‌های عملیاتی مربوط به خرابی تجهیزات می‌شود [۸]

مدیریت عملکرد دارایی[3] (APM)

برنامه APM می‌تواند از یادگیری ماشینی برای کمک به شرکت‌ها برای نظارت بر دارایی‌های، پیش‌بینی خرابی‌های

[1] Digital Twin
[2] Artificial Intelligence
[3] Asset Performance Management

احتمالی ماشین‌آلات و ایجاد تصمیمات پیشگیرانه برای تعمیر و نگهداری استفاده کند؛ این شامل اطلاعاتی در مورد انواع ماشین و ابزار، مکانیسم‌های خرابی، سیالات و داده‌ها، کدهای خطا، و آستانه‌های عملیاتی است [۲۲]؛ برای مثال، شرکت انرژی MidAmerican ادعا می‌کند که APM به آنها کمک کرده است تا نشانه‌های خرابی یک یاتاقان اصلی را، ۴۸ ساعت پس از نصب آن در مزرعه بادی، کشف کنند، در نتیجه اولین تشخیص تیم توانست توربین را به قیمت ۵،۰۰۰ دلار با خرابی پایین تعمیر کند و از هزینه‌ای معادل ۲۵۰،۰۰۰ دلار برای شرکت در صورت خرابی گیربکس صرفه‌جویی شود؛ برای این هدف، نرم‌افزارهایی وجود دارد که مسائل را پیش‌بینی می‌کند و به کشف ناهنجاری ها کمک می‌کند؛ این برنامه‌ها مجموعه داده‌های کامل، از داده‌های حسگرها، دستگاه‌ها و منابع جایگزین را تجزیه و تحلیل می‌کنند، و الگوریتم‌های این نرم‌افزار پس از جستجو، داده‌های غیرعادی را کشف می‌کنند؛ سپس این فناوری احتمال خرابی دارایی را پیش‌بینی می‌کند و به مدیران هشدار می‌دهد تا تصمیمات هوشمندانه برای نگهداری و تعمیر اتخاذ کنند [۷].

اهمیت امنیت سایبری[1]

تحول دیجیتالی شرکت‌ها از طریق ترکیب فناوری‌های دیجیتال (محاسبات ابری داده‌های بزرگ، هوش مصنوعی و یادگیری ماشین (AI/ML)، دستگاه‌های هوشمند، روباتیک، تجزیه و تحلیل داده‌ها، و بلاک چین و غیره) انجام می‌شود که به ادغام ماشین های هوشمند، سیستم‌های ذخیره‌سازی و سیستم‌های تولید هوشمند، از طریق استفاده از شبکه‌های حسگر بی‌سیم، پروتکل های ارتباطی، سیستم‌های کنترل توزیع شده و محاسبات ابری دلالت دارد؛ همه این سیستم‌ها به اینترنت اشیا یا IoT متصل هستند و تولید کالاها و خدمات را تسهیل می‌کنند؛ دوم، اتصال سیستم‌ها در تبدیل دیجیتالی شدن تولید به معنای قرار گرفتن در معرض خطرات امنیت سایبری است که شامل یک عمل مخرب است که می‌تواند به داده‌های ذخیره شده در سیستم‌های رایانه‌ای آسیب برساند یا به طور کلی عملکرد شرکت‌ها را مختل کند [۲۳].

پیشینه پژوهش

بست و همکاران [۷]، صنعت نفت و گاز (O&G) را مورد بررسی قرار دادند؛ این صنعت از دهه ۱۹۸۰ شاهد رشد یک‌دهه‌ای در افزایش استفاده از دیجیتالی شدن بود؛ بین سال‌های ۱۹۹۰-۱۹۸۰، در صنعت O&G از دکل‌های الکتریکی، اندازه‌گیری مته، حفاری، جوشکاری، دبی‌سنج و غیره استفاده می‌شد؛ بین سال‌های ۲۰۰۰-۱۹۹۰، تغییری عظیم در استفاده از دیجیتالی شدن ایجاد شد و صنعت شروع به استفاده از حفاری خودکار، حفاری در حین حفاری (LWD)، حفاری عمودی خودکار، حفاری سیستم چرخشی (RSS)، شبیه‌سازی مخزن عددی، سیستم کنترل نظارتی و جمع‌آوری داده SCADA، اتوماسیون خط لوله و غیره کرد؛ در دهه ۲۰۱۰-۲۰۰۰ صنعت شاهد تکامل در استفاده از تصویربرداری سه بعدی، هوشمندسازی، میدان نفتی دیجیتال، حفاری خودکار (MPD)، بهینه‌سازی و تولید پویا، اتوماسیون خط لوله، آزمایش غیر مخرب، روبات‌های زیر آب و غیره بوده است؛ با این وجود، در دهه ۲۰۲۰-۲۰۱۰، تغییر پارادایم در دیجیتالی‌شدن صنعت O&G به وجود آمد و واقعیت مجازی (VR)، حفاری سیستم چرخشی (RSS)، بازرسی هواپیماهای بدون سرنشین، تجزیه و تحلیل داده‌های بزرگ، روبات‌های لوله، حسگرهای هوشمند، GIS و حفاری از راه دور و ... وارد صنعت شد.تسلنتیس و همکاران [۲۴]، در تحقیق خود بیان کردند؛ ایمنی جاده و پیش‌بینی تصادف بخش مهمی از سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند را تشکیل می‌دهند که هدف آن جلوگیری یا کاهش شدت تصادفات ترافیکی است و در نتیجه شانس بقای رانندگان و مسافران را افزایش می‌دهد؛ عواملی که باعث تصادفات جاده‌ای می شوند شامل عوامل انسانی مانند رفتار رانندگی، شرایط محیطی یا ترافیکی و وضعیت جاده‌ای هستند که برای جلوگیری از این موارد، بسیار مهم است که بتوانیم تمام داده‌های جمع‌آوری‌شده توسط حسگرهای داخل خودرو را پردازش کنیم و بینش‌های ارزشمند را به روشی پیشگیرانه برای مدیریت شرایطی که ایمنی به خطر می‌افتد استخراج کنیم؛ منابع داده‌ای که بیشتر در دوران BD ایمنی جاده و IOV استفاده می‌شود، تلفن‌های هوشمند و حسگرهای نصب شده در AV، وسایل نقلیه متصل و سیستم های ADAS هستند.

گورکانلی و مونگن[۲۵]، خطراتی را که کارگران می توانند در یک سایت ساخت و ساز با آن مواجه شوند، ارزیابی کردند؛ یک مدل ترکیبی از مجموعه‌های فازی و تجزیه و تحلیل ایمنی برای مقابله با داده‌های ناکافی به کار گرفته شده است؛

[1] Cyber Security

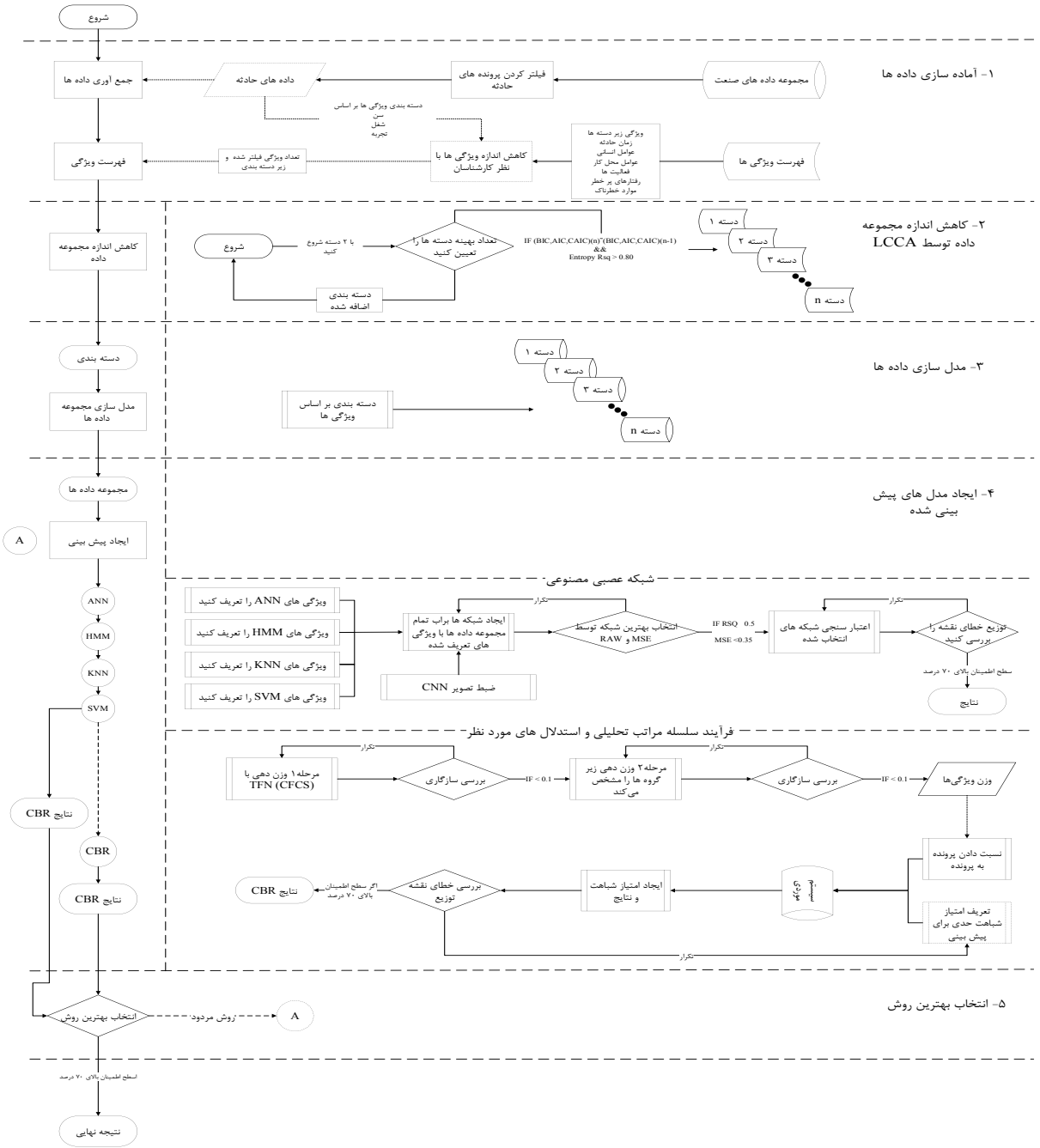
استفاده از مدل پیشنهادی ممکن است موارد و عوامل ایمنی حیاتی را که نقش مهمی در افزایش ایمنی کارگران و محیط کار ایفا می‌کنند، آشکار کند؛ خروجی‌های مطالعه را می‌توان در طراحی سیستم‌های گزارش مشاهده ایمنی (SOR) برای پروژه‌های ساخت و ساز استفاده کرد؛ [۲۶]برنامه‌های مدیریت خطر و ارزیابی فرآیند ریسک در صنایع شیمیایی را مورد مطالعه قرار دادند؛ تئو و لینگ [۲۷] بر اثربخشی سیستم‌های مدیریت ایمنی در سایت‌های ساخت و ساز با استفاده از AHP تمرکز کردند و مطالعه خود را بر علت‌یابی عوامل متمرکز کردند؛ آن‌ها یک مدل منحصر به فرد برای عواملی که احتمال وقوع حوادث را در مرحله ساخت و ساز افزایش می‌دهد، توسعه دادند.

ناوون و کلتون [۳۰] با هدف ایجاد یک مکانیسم خودکار برای اقدامات پیشگیری از سقوط مانند نظارت و کنترل خطرات سقوط با شناسایی مناطق خطرناک و فعالیت‌های پروژه در ساخت و ساز، یک مدل محاسباتی جدید [۲۹] را پیشنهاد کردند که با مطالعه موردی آزمایش و تأیید شد؛ این مدل با شبکه‌های بیزی ادغام شد تا خطر ارتفاع کار را پیدا کند؛ علاوه بر این، این تحقیق اقداماتی را برای انجام اقدامات پیشگیرانه لازم در برابر حوادث سقوط از طریق تجزیه و تحلیل حساسیت ارائه کرد؛ شیا و همکاران [۲۹]دل شبکه بیزی و تحلیل عامل انسانی را با سیستم‌های طبقه‌بندی برای ارزیابی ایمنی ایجاد و ترکیب کردند؛ مدل پیشنهادی قادر به پیش‌بینی عملکرد ایمنی پروژه‌های ساختمانی بود؛ محقق و مصلح [۳۱]از رویکرد بیزی در اقدامات ایمنی برای مشاهده همبستگی بین عوامل سازمانی و عملکرد ایمنی استفاده کردند؛ بنابراین، ارزیابی ریسک احتمالی با گنجاندن عناصر نظارتی که به عنوان عوامل اولیه حوادث در نظر گرفته می‌شوند، انجام شد.

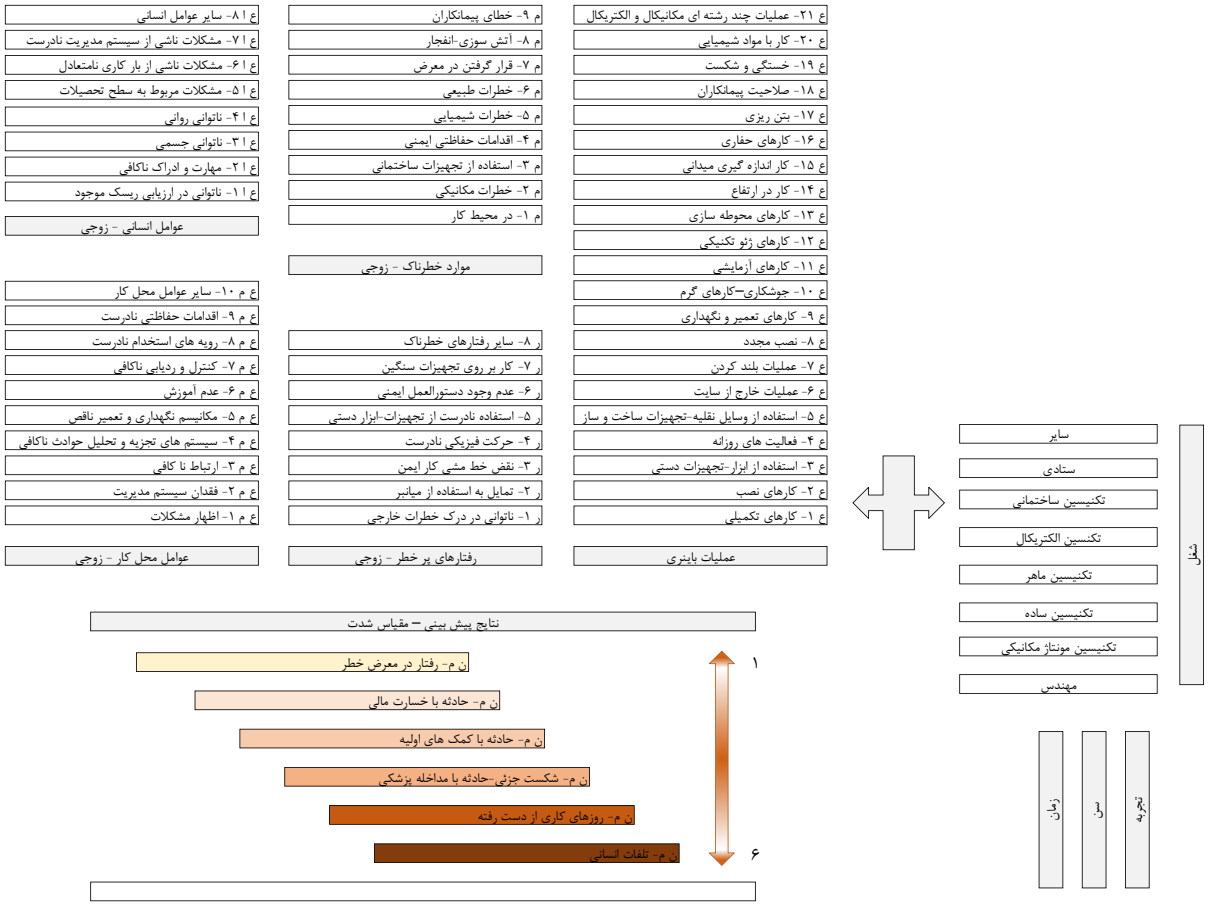
زورادا و همکاران [۲] یک مکانیسم تشخیصی با ANN را برای دسته‌بندی مشاغل صنعتی با توجه به خطرات بالقوه آن‌ها برای اختلالات حرکتی پیشنهاد کردند؛ موید و شل [۳۲] عملکرد ANN را در برابر تحلیل رگرسیون لجستیک در پیش‌بینی بیماری‌ها یا اختلالات شغلی آزمایش کردند؛ این تحقیق بیان کرد که ANN عملکرد بهتری را در مقایسه با رگرسیون لجستیک نشان داد؛ پاتل و جها [۳۳] یک سیستم شبکه عصبی سه لایه را برای تخمین جو ایمنی محل پروژه قبل از شروع مرحله ساخت و ساز ایجاد کردند؛ علاوه بر این، مدل ANN دیگری را برای پیش‌بینی رفتار کار ایمن کارگران ایجاد کردند.

روش پژوهش

این تحقیق شامل پنج مرحله، شکل (۱)، و همچنین بخش اقدامات پیشگیرانه است؛ تحقیق با تهیه داده‌ها آغاز می‌شود؛ و موارد حادثه به صورت دسته‌بندی و در ۵ گروه بررسی می‌شوند [۳۴]؛ این گروه‌ها شامل عوامل انسانی قبیل: عوامل محیط کار، فعالیت‌های زمان وقوع حادثه، رفتارهای پرخطر و شرایط خطرناک هستند؛ در این تحقیق، فهرستی از عوامل تأثیرگذار با شاخص‌های شغل، سطح تجربه و سن قربانی در نظر گرفته شد و این فهرست توسط کارشناسان متخصص اعتبارسنجی و تنظیم مجدد شد؛ در نهایت، ویژگی‌ها در دسته‌های مختلف (شکل ۲) برای توصیف موارد حادثه تعیین شدند؛ به لحاظ اینکه در موضوع ثبت حادثه باید طیف وسیعی از دیدگاه ها مشارکت داده شوند؛ در نتیجه، اطلاعات جمع‌آوری‌شده تبدیل به پایگاه اطلاعاتی عظیمی می‌شود که دارای سطح بالایی از ناهمگونی هستند؛ و ناهمگونی در مجموعه داده یک مشکل اساسی است زیرا ممکن است منجر به نتیجه‌گیری نادرست شود [۳۵]؛ برای تجزیه و تحلیل ناهمگنی از LCCA که یکی از روش‌های دسته‌بندی است، استفاده شد؛ دسته‌بندی بهینه بسته به ساختار داده متفاوت است و تا زمانی‌که مناسب‌ترین شکل زیرگروه‌ها پیدا شود، تجزیه و تحلیل با افزایش تعداد دسته و در عین حال کنترل معیارهای نشان‌داده‌شده در شکل (۱) ادامه می یابد؛ سپس، ویژگی‌ها بر اساس احتمالات آن‌ها برای مدل‌سازی مجموعه داده‌ها به دسته‌بندی تجمیع شدند؛ سپس، مدل‌های پیش‌بینی با استفاده از دو روش مختلف (ANN و CBR) توسعه یافته و موارد به طور تصادفی برای آموزش مدل ANN انتخاب می‌شوند [۳۶]؛ [۳۷]. در فرآیند CBR، وزن ویژگی‌ها با استفاده از روش TFN و اعداد فازی مثلثی CFCS محاسبه می‌شود؛ در نهایت، نتیجه حوادث با مقیاس شدت از ۱ تا ۶ مورد بررسی قرار می‌گیرد، شکل (۲).



فلوچارت مدل پیش‌بینی شده



فهرست ویژگی‌ها و نتایج پیش‌بینی

تجزیه و تحلیل دسته‌بندی کلاس پنهان[1] (LCCA)

اقدام اولیه روش‌های دسته‌بندی، تشکیل تعداد محدودی از زیر گروه‌ها از مجموعه داده‌ها است؛ این یک مکانیسم یادگیری بدون نظارت است که نیازی به پاسخ دادن به بازخورد یا پاسخ‌های صحیح ندارد؛ در عوض، اصل کار به درک ساختار زیربنایی داده‌ها بستگی دارد و موارد با ویژگی‌های مشابه در یک دسته‌بندی قرار می‌گیرند [۳۸]؛ [۳۹]؛ استفاده از LCCA چندین مزیت قابل توجه را نسبت به روش‌های مرسوم دارد [۴۰]؛ برای مثال، LCCA

معیارهای آماری مانند معیار اطلاعات بیزی (BIC)، معیار اطلاعات آکایک (AIC) و معیار اطلاعات سازگار آکایک (CAIC) را ارائه می‌دهد که تعداد بهینه دسته‌بندی از مجموعه داده‌ها به دست می‌آید.

نظریه فازی[2]

تئوری مجموعه‌های فازی به طور گسترده‌ای در تصمیم‌گیری‌ها استفاده شده است [۴۱]؛[۴۲]، که می‌تواند نتیجه‌گیری‌های کیفی انجام شده توسط افراد یا کارشناسان را ارزیابی کند؛ در این تحقیق از عدد فازی مثلثی[3] (TFN) برای ارزیابی استفاده شده است [۴۴]؛ [۴۵] برای بهره‌مندی و قابل فهم بودن روش‌های مبتنی بر فازی، تبدیل اعداد فازی به اعداد قطعی (فازی زدایی) ضروری است؛ در تحقیق‌های قبلی از چندین روش، از جمله (CFCS)[4] (تبدیل اعداد فازی به اعداد قطعی)، استفاده شده است؛ از این‌رو به دلیل پر کاربرد بودن و به عنوان یک روش مناسب فازی زدایی، در

[1] Latent Class Cluster Analysis
[2] Fuzzy Theory
[3] Triangular fuzzy number
[4] Conversion of Fuzzy Numbers into Crisp Score

این تحقیق نیز مورد استفاده قرار گرفته است، روابط (۱-۱۶)، (ژانگ و همکاران، ۲۰۲۴).

$$xa_{ij}^{n} = \left(a_{ij}^{n} - minc_{ij}^{n}\right)/\Delta_{min}^{max}$$

$$xb_{ij}^{n} = \left(b_{ij}^{n} - minc_{ij}^{n}\right)/\Delta_{min}^{max}$$

$$xc_{ij}^{n} = \left(c_{ij}^{n} - minc_{ij}^{n}\right)/\Delta_{min}^{max}$$

$$Where\ \Delta_{min}^{max} = \left(maxa_{ij}^{n} - minc_{ij}^{n}\right)$$

$$xas_{ij}^{n} = xa_{ij}^{n}/\left(1 + xa_{ij}^{n} - xb_{ij}^{n}\right)$$

$$xcs_{ij}^{n} = xb_{ij}^{n}/\left(1 + xb_{ij}^{n} - xc_{ij}^{n}\right)$$

$$x_{ij}^{n} = \left[xcs_{ij}^{n}\left(1 - xcs_{ij}^{n}\right) + xas_{ij}^{n}\ X\ xas_{ij}^{n}\right]/\left[1 - xcs_{ij}^{n} + xas_{ij}^{n}\right]$$

$$u_{ij}^{n} = minc_{ij}^{n} + x_{ij}^{n}\ X\ \Delta_{min}^{max}$$

$$u_{ij} = 1/p\left(u_{ij}^{1} + u_{ij}^{2} + \cdots + u_{ij}^{p}\right)$$

$$R_{ij} = \frac{R_{i1} + R_{i2} + \cdots + R_{in}}{n} \quad (10)$$

$$W_{ij} = \frac{W_{i1} + W_{i2} + \cdots + W_{in}}{n} \quad (11)$$

$$W_{ij} = \frac{W_{1} + W_{2} + \cdots + W_{n}}{n} \quad (12)$$

$$FPII = W_{ij}' \times R_{ij} \quad (13)$$

$$W_{ij} = \left[(1,1,1) - W_{ij}\right] \quad (14)$$

$$FPII_{ER1} = \left\{(1,1,1) - W_{ij}\right\} \times R_{ij} \quad (15)$$

$$Ranking\ Score = \frac{a + 4b + c}{6} \quad (16)$$

شبکه عصبی مصنوعی[1] (ANN)

ANN قادر به تفسیر اطلاعات مبهم و نتیجه‌گیری برای مسائل پیچیده است؛ اصل کار ANN به تشخیص و طبقه‌بندی الگو بستگی دارد؛ شبکه مصنوعی به عنوان یک جعبه سیاه عمل می‌کند که در آن ساختار داده‌ها درک می‌شود [۴۴]. شبکه مصنوعی شامل سه ناحیه ورودی، پنهان و خروجی است؛ ویژگی‌ها به صورت گره در لایه ورودی ارائه می‌شوند و سپس با وزن‌های سیناپسی با گره‌های لایه پنهان مرتبط می‌شوند.

عوامل زیادی می‌توانند بر نحوه انتخاب بهترین شبکه تأثیر بگذارند؛ هیچ قانون دقیقی برای ایجاد یک مدل ANN وجود ندارد، تحقیق‌های قبلی دستورالعمل‌هایی را در مورد انتخاب ویژگی‌های ANN ارائه می‌دهند؛ برای مثال، سیگموئید[2] را می‌توان به عنوان رایج‌ترین تابع انتقال پذیرفت که با موضوع غیر خطی بودن سروکار دارد [۴۵] علاوه بر این، آیهان و توکدمیر [۳۴] سه الگوریتم یادگیری مختلف را با نرخ‌های یادگیری مختلف و اندازه‌های لایه پنهان بررسی کردند؛ آن‌ها اظهار داشتند که دقت پیش‌بینی شبکه را می‌توان با افزایش اندازه لایه پنهان بهبود بخشید؛ با این وجود، پس از یک سطح مشخص از افزایش، گره‌ها ممکن است بی‌ثباتی ایجاد کنند که می‌تواند منجر به کاهش نرخ پیش‌بینی شود؛ در این تحقیق، شبکه‌ها با استفاده از فرآیندهای آزمون و خطا مشابه تحقیق‌های قبلی تعیین شدند؛ و شبکه‌های مختلف با تمام مجموعه‌های داده از دسته‌بندی LCCA ایجاد شدند؛ زیرا مدل‌های مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی با درک همبستگی‌های بین ویژگی‌های مشکلات پیچیده به عنوان داده‌های ایمنی، سهم قابل‌توجهی در پیش‌بینی نتیجه حوادث دارند.

استدلال مبتنی بر مورد[3] (CBR)

اصل اساسی استدلال مبتنی بر (CBR)، حل مشکلات مربوط به موارد قبلی است [۴۶]؛ [۴۷]؛ CBR با توجه به موارد مشابه قبلی، فرآیند تفکر انسان را تقلید می‌کند و مدل نتایج را در این زمینه ارائه می‌دهد؛ به همین دلیل پایگاه داده اهمیت زیادی در ارزیابی نتایج نهایی دارد؛ CBR می‌تواند نتایج مشکلات یا موارد را با دقت بالاتری پیش‌بینی کند و همچنین راه‌حل‌های ثابتی را ارائه دهد [۲۸]؛ قدرت CBR از توانایی آن در ارائه پاسخ سریع به مشکلات ناشی می‌شود زیرا می‌تواند موارد مربوطه را از پایگاه داده خود به صورت فوری و دقیق پیدا کند؛ فرآیند CBR شامل چهار مرحله اصلی است: بازیابی، استفاده مجدد، تجدید نظر و حفظ است [۵]؛ به طور خلاصه، کاربر یک جستجوی جدید را مجدداً به پایگاه داده وارد می‌کند و CBR مشکل فعلی را با موارد ذخیره شده مطابقت می‌دهد و هرگونه شباهت را بررسی می‌کند؛ اگر موارد بازیابی شده مناسب باشند، به پایگاه داده متصل می‌شود؛ در غیر این صورت، برای دست‌یابی به نتیجه مناسب‌تر پیش‌بینی، در خصوص مورد معرفی شده تجدید نظر می‌شود؛ در آخرین

[1] Artificial Neural Networks
[2] Sigmoid function
[3] Case-based reasoning

مرحله‌ی CBR، هر خروجی ارزیابی شده و در پایگاه موردی برای کارهای آینده نگهداری می‌شود [۱۹].

در مرحله بازیابی، CBR مشکلات را می‌گیرد و ویژگی‌های موارد را با نمونه‌های موجود در پایگاه داده تطبیق می‌دهد؛ چندین گزینه تطبیق احتمالی وجود دارد: تطابق دقیق، تطابق جزئی، و غیره؛ در این تحقیق، یک تطابق دقیق به‌عنوان داده‌های حادثه در قالب اعداد فازی با TFN مدل‌سازی شد که نمرات ممکن است بین ۰ و ۱ متفاوت باشد؛ و زمانی‌که به ۱ نزدیک می‌شود بدیهی است که CBR ممکن است بیش از یک مورد با نمرات شباهت بالا ایجاد کند؛ البته آستانه‌ای برای در نظر گرفتن موارد بسیار مشابه نیز تعیین می‌شود [۳۴]

تجزیه و تحلیل نتایج

تشخیص حادثه

در طول دهه‌های گذشته، تلاش‌های تحقیقاتی قابل توجهی برای توسعه مکانیسم‌های تشخیص حادثه صورت گرفته است که بتواند به طور خودکار وقوع یک حادثه را تشخیص دهد، این تلاش‌ها بر شناسایی زمان، مکان و شدت یک حادثه متمرکز هستند و شامل چندین رویکرد، از گزارش‌های دستی گرفته تا رویه‌های کاملاً خودکار با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی از جمله ANN است؛ البته، رویه‌های دستی مانند گزارش‌ها می‌توانند باعث تاخیر در تشخیص حادثه شوند، در حالی که روش‌های خودکار می‌توانند با استفاده از داده‌های جمع‌آوری‌شده از حسگرها، سرعت تشخیص را تسریع کنند [۴۸] .در ابتدا، الگوریتم‌های مورد استفاده برای تشخیص حادثه مبتنی بر روش‌های آماری بودند، اما در نهایت عملکرد این رویکرد در شرایط پویا دشوار تلقی شد؛ برای این منظور، رویکردهای مرتبط با هوش مصنوعی مانند ANN معمولاً استفاده می‌شود؛ این مدل از داده‌های مختلف و روش‌های پردازش ویدیویی و روش‌های تحلیل انحراف آماری، ویژگی‌های شدت رویدادهای غیرعادی را بررسی می‌کند؛ نتایج تحقیق‌های قبلی نشان داد که برای تشخیص رویدادهای غیر عادی از ترکیبی از روش‌های هوش مصنوعی یعنی مدل مارکوف پنهان (HMM)، حداکثر احتمال، و نزدیک‌ترین احتمال (KNN) و ماشین‌های بردار پشتیبانی (SVM) برای طبقه‌بندی ناهنجاری‌ها مانند سرعت در عملیات، اشتباه در اجرای فرآیند عملیات و ... استفاده کردند؛ این موضوع یک رویکرد جدید توسط گوش و اسمیت [۴] معرفی شد که از چندین روش هوش مصنوعی در تشخیص حادثه استفاده می‌شود که یک روش نوآورانه و یک راه‌حل عملی و مقرون‌به‌صرفه است که به طور بالقوه می‌تواند مشکل شناسایی حوادث را برطرف کند .

حوزه‌های AV و ADAS بیشترین تکیه بر قابلیت‌های هوش مصنوعی را دارند؛ برای عملکرد آنها استفاده از رویکردهایی که محیط و هندسه را درک کنند ضروری است که کارگران را قادر می‌سازد تا محیط اطراف خود را شناسایی کنند، ببینند و بدانند که چگونه عملیات ایمن انجام دهند، موضوعات اصلی AV شامل حسگرها و ادراک، ناوبری و کنترل، پیشگیری از خطا، مدل و چارچوب مفهومی، عامل انسانی، پیش‌بینی خطا، اخلاق و سیاست‌ها، و قابلیت اطمینان و اعتماد است؛ از جمله، متداول‌ترین روش‌های هوش مصنوعی مورد استفاده در تحقیقات AV عبارتند از ANN، SVM، منطق فازی، هوش مصنوعی بیزی، مدل‌های مبتنی بر مارکوف پنهان، الگوریتم مبتنی بر نزدیک‌ترین احتمال، تقویت تطبیقی، بهینه‌سازی، مدل‌های مبتنی بر رگرسیون و مولفه‌های تحلیلی اصلی (PCA) است [۴۹]؛ همچنین بخش قابل توجهی از عملکرد AV، تشخیص اشیا، و به طور کلی، محیط است که دقت بالای ۸۴٪ دارد [۵۰]؛ [۲۴] برای تجزیه و تحلیل و پیشگیری از وقوع حادثه از این روش استفاده کردند که مبتنی بر الگوریتمی بود که قادر به تشخیص اشیاء مختلف از جمله علائم هشداری بود؛ این تحقیق یک دوربین تک لنز در شرایط واقعی را پیشنهاد کرد که ترکیبی از روش‌های هوش مصنوعی از جمله ویژگی‌های هیستوگرام گرادیان (HOG)، PCA، SVM برای تشخیص محیط و یک طبقه‌بندی مبتنی بر NN استفاده شده است. پیشرفت‌های جدیدی نیز در دهه‌های گذشته در ADAS مشاهده شده است؛ مانند شناخت و ارتباط با خطر و محیط کار، استفاده از تجهیزات فردی، تأمین ایمنی در استفاده از ماشین آلات، ارگونومی کارگران، استفاده از نگهدارنده و کمربند ایمنی، رعایت اصول ایمنی در استفاده از تجهیزات برق، استفاده ایمن از مواد شیمیایی، ایمنی در فضاهای محدود مانند تنگه‌ها و چاه‌ها، استفاده از تجهیزات حفاظتی در مقابل نویز، استفاده از ماسک تنفسی در مواقع مشخص، و سیستم نظارت که عمدتاً بر هوش مصنوعی و ML به منظور

کنترل عملکرد هستند، یکی از رایج‌ترین مدل‌های توسعه‌یافته در ADAS، و مدل‌های پیش‌بینی پویا هستند [۵۱]؛ [۵۲]

پیش‌بینی حادثه و شناسایی الگو

هوش مصنوعی می‌تواند نقش مهمی در پیش‌بینی حوادث و کاهش شدت آن، با توسعه مدل‌های پیش‌بینی و شناسایی الگو که قادر به ثبت تغییرات مکانی و زمانی و شناسایی الگوهای آن‌ها هستند، ایفا کند.[۵۳] و وانگ و همکاران [۵۴] ابتدا همبستگی مکانی-زمانی را به عنوان یک مشخصه مهم در حوادث معرفی کردند و از یک مدل حافظه کوتاه مدت بلند مدت (LSTM) با دقت بالا برای پیش بینی خطر حوادث استفاده کردند. سایر تحقیق ها نیز از ساختارهای یادگیری عمیق استفاده کرده‌اند که در آن شبکه عصبی مصنوعی همراه با داده‌های مربوطه و ویژگی‌های هندسی برای مدل‌سازی و برآورد شدت حادثه و شناسایی حوادث مهم استفاده شد؛ مدل توسعه‌یافته با هدف مدل‌سازی رابطه غیرخطی بین انواع حادثه و ویژگی‌های حادثه مانند زمان، آب و هوا، شرایط نور و سطح، ویژگی‌های کارگر و تجهیزات، توانایی بالایی در ارائه یک پیش‌بینی بسیار دقیق (۹۰٪/۹) دارد؛ همچنین رویکردهای دیگری برای پیش‌ینی خرابی‌ها و کشف الگوهای پنهان مانند یادگیری ماشین K-means یا K-medoids clustering، الگوریتم حداکثرسازی انتظارات (EM) وجود دارند و قابل ترکیب هستند [۲۲]؛ همچنین کارگران/تکنسین/مدیران با استفاده از داده‌های جمع‌آوری‌شده از پیکره سیگنال محیط با بهینه‌سازی ریاضی و تکنیک های هوش مصنوعی تحت آموزش قرار می‌گیرند [۵۳].؛ دقت پیش‌بینی می‌تواند تحت تأثیر عوامل متعددی برای ANN و CBR قرار گیرد؛ داده‌های حادثه معمولاً غیرخطی‌اند؛ برای غلبه بر غیر خطی بودن، ANN و CBR، روش‌های شناخته شده AI در صنعت، برای به دست آوردن روابط اساسی در داده‌ها هستند؛ از آنجایی که هیچ قانون دقیقی در توسعه یک مدل ANN وجود ندارد، فرآیند آزمون و خطا بر انتخاب حاکم است؛ گاهی اوقات، اگر محققان مطمئن نباشند که چگونه بهترین مدل را پیدا کنند، این می‌تواند منجر به مشکل شود؛ مدل CBR قادر است روابط بین عناصر حادثه را به طور مؤثرتری محاسبه کند، بنابراین می‌تواند برای ریشه‌یابی علت مشکلات و اقدامات پیشگیرانه مؤثر باشد؛ برای افزایش دقت، نیاز است مدل پیش‌بینی با ورودی‌های جدید به‌روزرسانی شود که CBR به راحتی این عملیات را انجام می‌دهد [۵۵]،؛ [۵۶]؛ زیرا نیازی به به‌روز رسانی لیست ویژگی‌ها برای ورودی‌های جدید ندارد؛ و امتیاز تشابه محاسبه‌شده جدید با ویژگی‌های موجود مطابقت داده می‌شود، ولی یکسان کردن همه ویژگی‌ها در عمل ممکن نیست[۵۴].

نتیجه گیری

سیستم هوش مصنوعی یک مدل درونی فراشناختی برای خودآگاهی، خودتشخیصی و ارزیابی ایجاد می‌کند؛ این مکانیسم سیستم هوش مصنوعی را قادر می‌سازد تا با شناسایی نشانگرهایی مبنی بر وقوع یک نقص و هشدار دادن به اپراتور انسانی یا تغییر خود به حالت کارکرد ایمن یا دستی از خرابی‌ها جلوگیری کند؛ استراتژی‌های راه‌حل ایمنی زمانی مؤثرتر هستند که سیستم هوش مصنوعی بر اساس موارد زیر دسته‌بندی شده باشند: (۱) اینکه آیا یک سیستم دانش دست‌ساز است یا یک سیستم یادگیری، (۲) حوزه کاربرد آن (سایبری-فیزیک، علوم تصمیم‌گیری یا محصول داده)، و (۳) نوع پیامد آن، A (پیامدهای زیاد) یا B (عواقب حداقلی) که این طبقه‌بندی نشان می‌دهد که چه نوع خرابی‌هایی محتمل است، کدام علل ریشه‌ای در آن نقش داشته‌اند و تا چه حد اقدامات ایمنی مورد نیاز است (بر اساس شدت).

چشم انداز ایمنی حداکثری با روش‌های دیجیتالی‌سازی در بخش صنعت، از پیشرفت فناوری از طریق اتوماسیون سیستم‌های کنترل و نگهداری، کاهش زمان غیرمولد، افزایش کارایی، افزایش عملکرد، صرفه‌جویی در هزینه و کاهش نیروی انسانی مورد نیاز بهره می‌برد؛ ترکیب چارچوب‌های نظارت و کنترل از راه دور نقشی اساسی در دست‌یابی به این اهداف، تسهیل تنظیمات و بهینه‌سازی عملیات ایفا می‌کند؛ ترکیب AI و ML فرصت‌های بی‌نظیری را برای اپراتورها فراهم می‌کند زیرا آن‌ها بینش عمیق‌تری در مورد روند تولید به‌دست می‌آورند، عملکرد تجهیزات را بهینه می‌کنند و نیازهای تعمیر و نگهداری را با دقت بیشتری پیش‌بینی می‌کنند؛ علاوه بر این، پیشرفت‌ها در فناوری محاسبات لبه‌ای، واقعیت مجازی، و چاپ سه‌بعدی برای ساده‌سازی بیشتر عملیات و کاهش هزینه‌ها نویدبخش است؛ ارزیابی روش‌های نظارت و کنترل موجود، نیاز به نوآوری مداوم در

صنعت و رویکردهای مرسوم مانند SCADA را برجسته می‌کند؛ ظهور محاسبات لبه‌ای و اینترنت اشیاء نویدبخش عصر جدیدی از تصمیم‌گیری مبتنی بر داده و کارایی عملیاتی است؛ در نتیجه، تکامل مداوم سیستم‌های نظارت و کنترل در افزایش بهره‌وری و پایداری در بخش صنعت بسیار مؤثر است؛ با پذیرش فناوری‌های نوظهور و پرورش فرهنگ نوآوری، ذینفعان صنعت می‌توانند سطوح جدیدی از کارایی را ایجاد کنند، فرآیندهای تولید را بهینه کنند و نرخ بازیابی را برای سال‌های آینده به حداکثر برسانند؛ در سال‌های آینده، صنایع مختلف، احتمالاً تحول دیجیتال را در اولویت قرار خواهند داد.

از سوی دیگر، انواع مختلف فعالیت‌ها شامل انواع مختلفی از عدم قطعیت‌ها هستند [۵۷]؛ [۵۸]؛ این پیچیدگی چالش‌های مهمی مانند هزینه‌های بیش از حد، مشکلات ردیابی و مسائل ایمنی را به همراه دارد؛ برای غلبه بر این چالش‌ها باید طیف وسیعی از اتفاقات مستندسازی شود؛ این موضوع مستلزم تشکیل یک دامنه داده‌های بزرگ است؛ با این وجود، پیچیدگی و داشتن تعداد زیاد کارگر، احتمال مواجهه با حوادث را افزایش می‌دهد؛ نتایج این تحقیق می‌تواند به بررسی مشکل ایمنی در مفهوم ارزیابی ایمنی، مدل‌های پیش‌بینی و اقدامات پیشگیرانه برای جلوگیری از حوادث استفاده شود؛

فرآیند پیش‌بینی دارای پنج مرحله است و نتایج منجر به اقدامات پیشگیرانه برای کاهش خطرات احتمالی می‌شود؛ در این تحقیق داده‌های کلان مبتنی بر تحقیق‌های قبلی ترکیب شدند و موارد حادثه برای شروع فرآیند ارزیابی ایمنی نسبت به هم با شاخص‌هایی مانند سن، تجربه و شغل قربانی دسته‌بندی شدند؛ سپس، کارشناسان عوامل را بازآرایی کردند، شکل (۲)؛ و LCCA برای کاهش ناهمگونی ساختار داده استفاده شد؛ از این‌رو تعداد دسته‌بندی بهینه کشف شد؛ سپس، ANN و CBR-TFN برای تعیین سطح شدت حوادث واقعی برای تشکیل زیرمجموعه‌ها پیشنهاد شد، زیرا CBR-TFN عملکرد بهتری نسبت به ANN دارد. این تحقیق علاوه بر فواید، محدودیت‌هایی نیز دارد؛ این مشکل ممکن است باعث ناهماهنگی در مرحله گزارش داده‌ها شود، زیرا ممکن است تفسیرهای کارکنان از حوادث متفاوت باشد و در نتیجه در نتایج مدل پیش‌بینی انحراف ایجاد شود؛ برای حل این مشکل، متخصصان/کارگران باید در شروع هر عملیات آموزش ببینند و به صورت پیوسته ادامه یابد؛ علاوه بر این، در هر دسته ویژگی، هنوز موارد ناشناخته یا تعریف نشده‌ای ممکن است وجود داشته باشد. برای تحقیق آینده، فهرست موارد برای به‌دست آوردن یکنواختی در تحلیل انواع حوادث، می‌تواند افزایش یابد و به روز شود که CBR می‌تواند این فرآیند را راحت‌تر تطبیق دهد، زیرا نیازی به تنظیم لیست ویژگی‌ها برای پیش‌بینی یا بازیابی موارد نیست؛ علاوه بر این، بخش اقدامات پیشگیرانه باید با استفاده از یک سیستم ارزیابی ریسک مانند روش Bowtie بهبود یابد، که می‌تواند روابط علی را در موارد پرخطر تجسم کند. مهمترین سهم این تحقیق این است که رویکردی نوآورانه با ترکیب چندین روش مختلف برای ارزیابی ایمنی ارائه می‌کند.

مراجع

1. Robson, L. S. (2001). Guide to evaluating the effectiveness of strategies for preventing work injuries: how to show whether a safety intervention really works.
2. Zaira, M. M., & Hadikusumo, B. H. (2017). Structural equation model of integrated safety intervention practices affecting the safety behaviour of workers in the construction industry. Safety science, 98, 124-135.
3. Oyewole, S. A., & Haight, J. M. (2009, June). Making the business case: assessment of safety intervention and optimization of resource allocation. In ASSE Professional Development Conference and Exposition (pp. ASSE-09). ASSE.
4. Kaynak, R., Toklu, A. T., Elci, M., & Toklu, I. T. (2016). Effects of occupational health and safety practices on organizational commitment, work alienation, and job performance: Using the PLS-SEM approach. International Journal of Business and Management, 11(5), 146-166.
5. Ghosh, B., & Smith, D. P. (2014). Customization of automatic incident detection algorithms for signalized urban arterials. Journal of Intelligent Transportation Systems, 18(4), 426-441.
6. Ghobakhloo, M. (2020). Industry 4.0, digitization, and opportunities for sustainability. Journal of cleaner production, 252, 119869.
7. John, A., & Igimoh, J. (2017). The design of wireless sensor network for real time remote monitoring of oil & gas flow rate metering infrastructure. International Journal of Science and Research, 6(2), 425-429.
8. Bist, N., Panchal, S., Gupta, R., Soni, A., & Sircar, A. (2024). Digital transformation and trends for tapping connectivity in the Oil and Gas sector. Hybrid Advances, 100256.
9. Trevathan, M. M. T. (2020). The evolution, not revolution, of digital integration in oil and gas

(Doctoral dissertation, Massachusetts Institute of Technology).
10. Lampropoulos, G., Siakas, K., & Anastasiadis, T. (2019). Internet of things in the context of industry 4.0: An overview. International Journal of Entrepreneurial Knowledge, 7(1).
11. Rahman, M. S., Ghosh, T., Aurna, N. F., Kaiser, M. S., Anannya, M., & Hosen, A. S. (2023). Machine learning and internet of things in industry 4.0: A review. Measurement: Sensors, 28, 100822.
12. Varsha, P. S. (2023). How can we manage biases in artificial intelligence systems–A systematic literature review. International Journal of Information Management Data Insights, 3(1), 100165.
13. Hu, X., Xia, B., Skitmore, M., & Chen, Q. (2016). The application of case-based reasoning in construction management research: An overview. Automation in Construction, 72, 65-74.
14. Ryalat, M., ElMoaqet, H., & AlFaouri, M. (2023). Design of a smart factory based on cyber-physical systems and Internet of Things towards Industry 4.0. Applied Sciences, 13(4), 2156.
15. Norazman, N., Salim, N. A. A., & Shukri, S. B. M. (2023). Optimizing The Best Practice of Building Maintenance Management System (BMMS): Modern Computerized System at Strata Title Residential Property in Malaysia. Journal of Advanced Research in Applied Sciences and Engineering Technology, 33(1), 449-470.
16. Ji, Z., Wang, Y., Zhang, Y., Gao, Y., Cao, Y., & Yang, S. H. (2023). Integrating diminished quality of life with virtual reality for occupational health and safety training. Safety science, 158, 105999.
17. Agnusdei, G. P., Elia, V., & Gnoni, M. G. (2021). Is digital twin technology supporting safety management? A bibliometric and systematic review. Applied Sciences, 11(6), 2767.
18. Almeaibed, S., Al-Rubaye, S., Tsourdos, A., & Avdelidis, N. P. (2021). Digital twin analysis to promote safety and security in autonomous vehicles. IEEE Communications Standards Magazine, 5(1), 40-46.
19. Hu, G., Cui, M. Y., Tao, Y., Huang, X. Q., Yang, S., Chang, X., & Chen, S. T. (2022, October). Rapid Petroleum Engineering Technique Check and Applications. In International Petroleum and Petrochemical Technology Conference (pp. 545-554). Singapore: Springer Nature Singapore.
20. Aryblia, M., Quintal, L., Ribeiro, M., Sifakis, N., Tournaki, S., & Tsoutsos, T. (2022). Climate Change Mitigation Through Smart Environmental Monitoring of the Urban Ecosystem in Insular Touristic Cities: Experience from Rethymno and Madeira. Sustainable Mobility for Island Destinations, 129.
21. Tuitoek, A. (2022). A Framework for Adoption of Software Defined Wide Area Networks (Sd-wan) Within the Enterprises in Kenya (Doctoral dissertation, University of Nairobi).
22. Wakiru, J. M., Pintelon, L., Muchiri, P., & Chemweno, P. (2022). A comparative analysis of maintenance strategies and data application in asset performance management for both developed and developing countries. International Journal of Quality & Reliability Management, 39(4), 961-983.
23. Arroyabe, M. F., Arranz, C. F., de Arroyabe, I. F., & de Arroyabe, J. C. F. (2024). The effect of IT security issues on the implementation of industry 4.0 in SMEs: Barriers and challenges. Technological Forecasting and Social Change, 199, 123051.
24. Tselentis, D. I., Papadimitriou, E., & van Gelder, P. (2023). The usefulness of artificial intelligence for safety assessment of different transport modes. Accident Analysis & Prevention, 186, 107034.
25. Gürcanli, G. E., & Müngen, U. (2009). An occupational safety risk analysis method at construction sites using fuzzy sets. International Journal of Industrial Ergonomics, 39(2), 371-387.
26. Khan, F. I., & Abbasi, S. A. (1999). Assessment of risks posed by chemical industries—application of a new computer automated tool MAXCRED-III. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 12(6), 455-469.
27. Teo, E. A. L., & Ling, F. Y. Y. (2006). Developing a model to measure the effectiveness of safety management systems of construction sites. Building and environment, 41(11), 1584-1592.
28. Nguyen, L. D., Tran, D. Q., & Chandrawinata, M. P. (2016). Predicting safety risk of working at heights using Bayesian networks. Journal of Construction Engineering and Management, 142(9), 04016041.
29. Saygili, M., Mert, I. E., & Tokdemir, O. B. (2022). A decentralized structure to reduce and resolve construction disputes in a hybrid blockchain network. Automation in construction, 134, 104056.
30. Navon, R., & Kolton, O. (2006). Model for automated monitoring of fall hazards in building construction. Journal of Construction Engineering and Management, 132(7), 733-740.
31. Mohaghegh, Z., & Mosleh, A. (2009). Measurement techniques for organizational safety causal models: Characterization and suggestions for enhancements. Safety science, 47(10), 1398-1409.
32. Moayed, F. A., & Shell, R. L. (2011). Application of artificial neural network models in occupational safety and health utilizing ordinal variables. Annals of occupational hygiene, 55(2), 132-142.
33. Patel, D. A., & Jha, K. N. (2015). Neural network approach for safety climate prediction. Journal of Management in Engineering, 31(6), 05014027.
34. Ayhan, B. U., & Tokdemir, O. B. (2019). Safety assessment in megaprojects using artificial intelligence. Safety Science, 118, 273-287.
35. Depaire, B., Wets, G., & Vanhoof, K. (2008). Traffic accident segmentation by means of latent class clustering. Accident Analysis & Prevention, 40(4), 1257-1266.
36. Kulkarni, P. S., Londhe, S. N., & Deo, M. (2017). Artificial neural networks for construction management: a review. Journal of Soft Computing in Civil Engineering, 1(2), 70-88.
37. Latif, S. D., & Ahmed, A. N. (2023). A review of deep learning and machine learning techniques for

hydrological inflow forecasting. Environment, Development and Sustainability, 25(11), 12189-12216.
38. Sasidharan, L., Wu, K. F., & Menendez, M. (2015). Exploring the application of latent class cluster analysis for investigating pedestrian crash injury severities in Switzerland. Accident Analysis & Prevention, 85, 219-228.
39. Mukhopadhyay, A., Pettet, G., Vazirizade, S. M., Lu, D., Jaimes, A., El Said, S., ... & Dubey, A. (2022). A review of incident prediction, resource allocation, and dispatch models for emergency management. Accident Analysis & Prevention, 165, 106501.
40. Spurk, D., Hirschi, A., Wang, M., Valero, D., & Kauffeld, S. (2020). Latent profile analysis: A review and "how to" guide of its application within vocational behavior research. Journal of vocational behavior, 120, 103445.
41. Bani-Doumi, M., Serrano-Guerrero, J., Chiclana, F., Romero, F. P., & Olivas, J. A. (2024). A picture fuzzy set multi criteria decision-making approach to customize hospital recommendations based on patient feedback. Applied Soft Computing, 153, 111331.
42. Büyüközkan, G., Karabulut, Y., & Göçer, F. (2024). Spherical fuzzy sets based integrated DEMATEL, ANP, VIKOR approach and its application for renewable energy selection in Turkey. Applied Soft Computing, 158, 111465.
43. Karimi, H., Sadeghi-Dastaki, M., & Javan, M. (2020). A fully fuzzy best–worst multi attribute decision making method with triangular fuzzy number: A case study of maintenance assessment in the hospitals. Applied Soft Computing, 86, 105882.
44. Kizielewicz, B., & Dobryakova, L. (2023). Stochastic Triangular Fuzzy Number (S-TFN) Normalization: A New Approach for Nonmonotonic Normalization. Procedia Computer Science, 225, 4901-4911.
45. Vasavi, S. (2018). Extracting hidden patterns within road accident data using machine learning techniques. In Information and Communication Technology: Proceedings of ICICT 2016 (pp. 13-22). Springer Singapore.
46. De Mantaras, R. L., McSherry, D., Bridge, D., Leake, D., Smyth, B., Craw, S., ... & Watson, I. (2005). Retrieval, reuse, revision and retention in case-based reasoning. The Knowledge Engineering Review, 20(3), 215-240.
47. Prag, K., Woolway, M., & Celik, T. (2022). Toward data-driven optimal control: A systematic review of the landscape. IEEE Access, 10, 32190-32212.
48. Abduljabbar, R., Dia, H., Liyanage, S., & Bagloee, S. A. (2019). Applications of artificial intelligence in transport: An overview. Sustainability, 11(1), 189.
49. Nascimento, A. M., Vismari, L. F., Molina, C. B. S. T., Cugnasca, P. S., Camargo, J. B., de Almeida, J. R., ... & Hata, A. Y. (2019). A systematic literature review about the impact of artificial intelligence on autonomous vehicle safety. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 21(12), 4928-4946.
50. OLIVEIRA, P. L., MATRICARDI, E. A., MIGUEL, E. P., MARIMON JÚNIOR, B. H., & REZENDE, A. V. (2024). Artificial Neural Network and Remote Sensing combined to predict the Aboveground Biomass in the Cerrado biome. Anais da Academia Brasileira de Ciências, 96, e20221041.
51. Morris, B., Doshi, A., & Trivedi, M. (2011, June). Lane change intent prediction for driver assistance: On-road design and evaluation. In 2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV) (pp. 895-901). IEEE.
52. Lee, D., & Yeo, H. (2016). Real-time rear-end collision-warning system using a multilayer perceptron neural network. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 17(11), 3087-3097.
53. Bachmann, N., Tripathi, S., Brunner, M., & Jodlbauer, H. (2022). The contribution of data-driven technologies in achieving the sustainable development goals. Sustainability, 14(5), 2497.
54. Wang, S., Cao, J., & Philip, S. Y. (2020). Deep learning for spatio-temporal data mining: A survey. IEEE transactions on knowledge and data engineering, 34(8), 3681-3700.
55. Biswas, S. K., Baruah, B., Sinha, N., & Purkayastha, B. (2015). A hybrid CBR classification model by integrating ANN into CBR. International Journal of Services Technology and Management, 21(4-6), 272-293.
56. Onyelowe, K. C., Effiong, J. S., & Ebid, A. M. (2023). Predicting subgrade and subbase California bearing ratio (CBR) failure at Calabar-Itu highway using AI (GP, ANN, and EPR) techniques for effective maintenance. In Artificial Intelligence and Machine Learning in Smart City Planning (pp. 159-170). Elsevier.
57. Magruk, A. (2016). Uncertainty in the sphere of the industry 4.0–potential areas to research. Business, Management and Education, 14(2), 275-291.
58. Fedosov, A., Kozlova, A., Fedosov, V., & Abdrakhmanov, N. (2018). The place of measurement uncertainty in the analysis of industrial safety state. Norwegian Journal of development of the International Science, (15-1), 58-61.

Research in safety, health and environment/ 2024/ Vol.2/ No.3/ 31-45

Research in safety, health and environment

Application of Artificial Intelligence in Industrial Safety Assessment to Reduce Hazards with Fuzzy Approach

Hassan Hojati Sayah [1]

[1] MSc in HSE, Tehran, Iran

A R T I C L E I N F O

Article history:
Article Type: Research paper
Received: 2024-11-30
Received in revised form: 2024-12-14
Accepted: 2024-12-15
Available online: 2024-12-15

Correspondence*
emailprovider.com

Keywords:
Industrial Safety
Artificial Intelligence Systems
Artificial Neural Networks
Case-Based Reasoning

A B S T R A C T

The Industrial Revolution has brought about several changes by digitizing existing processes and methods for greater efficiency in operations, accordingly, digital transformation (artificial intelligence) in addition to the emergence of a new era of data-based decision-making and operational efficiency, can also increase safety and minimize risks. Intelligent is centralized and various researches have been conducted in this field to address safety issues and improve the efficiency of systems, however, the need for development and optimization in this field is palpable. This research examines ML and AI methods used in industry to address safety issues to identify good practices and experiences that can be transferred; Using AI to predict incidents, detect incidents,