

کاربرد هوش مصنوعی در حوزه نظامی: فرصت‌ها، چالش‌ها و نگرانی‌ها

ابراهیم قنبری^۱، داریوش کریمی^۲

دریافت: ۱۴۰۱/۰۵/۳۱

پذیرش: ۱۴۰۱/۰۸/۱۷

چکیده

با رشد روزافزون علوم نوپدید به‌خصوص هوش مصنوعی و توسعه آن در صنایع مختلف و زندگی روزمره انسان‌ها، عرصه صنایع نظامی ازجمله مواردی است که بیشترین سرمایه و مطالعه در این زمینه را به خود اختصاص خواهد داد. این مهم به‌خصوص در ارتش‌های پیشرفته دنیا و تجهیزات مورد استفاده آنان نمود داشته است و روزانه در حال پیشبرد اهداف و چشم‌اندازهای علمی و پژوهشی در این حوزه می‌باشند. با توجه به سرعت رشد این فناوری و مخاطرات مرتبط با آن، لازم است پتانسیل‌ها و تهدیدهای آن با جزئیات بیشتری در کلیه‌ی حوزه‌ها مورد بررسی قرار گیرد. در این پژوهش بر آنیم که شاخه‌های هوش مصنوعی که می‌توانند کاربرد نظامی داشته باشند را شناسایی کنیم و مزایا و معایب موجود در این فناوری را بررسی نماییم. جهت دستیابی به اهداف این پژوهش، منابع مختلف در حوزه هوش مصنوعی و حوزه نظامی گردآوری شده و نتایج حاصله آنها تجمیع شده است. در نتایج پژوهش حاضر، ضمن بررسی مختصر از تاریخچه و تئوری‌های هوش مصنوعی، شاخه‌های یادگیری ماشین، یادگیری عمیق و بینایی ماشین که بیشترین قابلیت را در کاربری نظامی دارند بررسی کرده‌ایم. سپس ضمن مرور تجربیات دیگر کشورها در استفاده نظامی از این فناوری، مزایا، چالش‌ها و تهدیدهای مرتبط با این فناوری را ارائه کرده‌ایم.

واژگان کلیدی: هوش مصنوعی، یادگیری ماشین، هوش مصنوعی نظامی، بینایی ماشین.

۱- نویسنده مسئول، کارشناسی مدیریت، دانشگاه افسری امام علی (ع).

۲- کارشناسی ارشد، مدیریت دفاعی، دانشگاه فرماندهی و ستاد.

مقدمه

هوش مصنوعی^۱ از جمله علوم است که در سال‌های اخیر با شتابی زیاد در حال رشد بوده و استفاده از آن در تمامی صنایع و علوم رواج زیادی پیدا کرده است. در یک دهه اخیر با رشد شاخه یادگیری ماشین^۲ و به‌خصوص پیدایش مبحث یادگیری عمیق^۳ (LeCun et al., 2015) که نوعی انقلاب در حوزه هوش مصنوعی شناخته می‌شود، هوش مصنوعی به یکی از داغ‌ترین مباحث علمی روز تبدیل شده است. از مهم‌ترین کاربردهای هوش مصنوعی که در سالیان اخیر به لطف یادگیری ماشین و یادگیری عمیق رونق بسیار زیادی داشته‌اند می‌توان به بینایی کامپیوتر، پردازش زبان، پردازش صوت، تشخیص و پردازش متن و پیشرفت‌های شگرف در علم رباتیک اشاره کرد.

مهم‌ترین شاخه هوش مصنوعی که از اولین و پرکاربردترین شاخه‌های آن نیز می‌باشد یادگیری ماشین است. یادگیری ماشین در حقیقت نوعی تحلیل عددی در فضای احتمالات است که برای حل مسائلی کاربرد دارد که راه‌حل دقیقی برای آن‌ها وجود ندارد؛ به‌عنوان یک مثال ساده می‌توان به پیش‌بینی وضعیت آب‌وهوا اشاره کرد؛ علوم و دانش ما هنوز به سطحی نرسیده است که بتواند با قطعیت کامل شرایط جوی در روزهای آینده را پیش‌بینی کند، اما عوامل تأثیرگذار بر آن مشخص می‌باشد (دمای هوای روزهای قبل، رطوبت هوا، سرعت وزش باد و غیره). در این شرایط یادگیری ماشین به کمک متخصصان می‌آید و با گرفتن پارامترهای هواشناسی مربوط به یک بازه زمانی مشخص، اقدام به شناسایی و استخراج رابطه عددی میان این پارامترها می‌نماید. هرچند روابط استخراج شده از این پارامترهای عددی جواب قطعی و نهایی مسئله نیستند، اما در صورت آموزش صحیح مدل، پاسخ آنها از دقتی بسیار بالا برخوردار خواهد بود، به‌طوری‌که بتوان با اطمینان به نتایج آنها تکیه کرد و برنامه‌ریزی‌های مربوط به مدیریت شرایط را بر اساس آنها تنظیم کرد؛ به عبارت دیگر پاسخ‌های به‌دست‌آمده از

¹ Artificial Intelligence

² Machine Learning

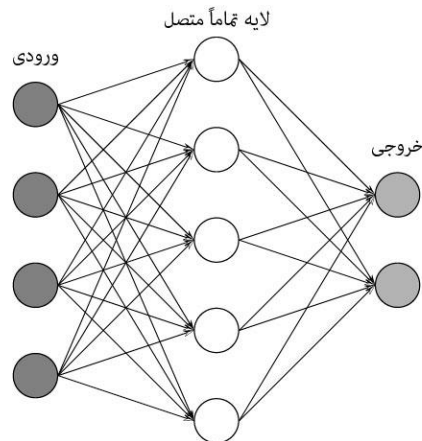
³ Deep Learning

هوش مصنوعی، پیش‌بینی‌هایی است که بیشتر از ۹۰٪ دقت دارند. لازم به ذکر است که وابسته به نوع مسئله این دقت می‌تواند متفاوت باشد، برای مثال در امور پزشکی و عمل جراحی، کوچک‌ترین خطایی می‌تواند منجر به مرگ یک بیمار شود، لذا لازم است که خطا به زیر دهم درصد برسد و در این حالت مقادیر دقتی چون ۹۹/۹۸٪ قابل قبول هستند. شکل (۱) مثالی از یک شبکه عصبی که از رایج‌ترین الگوریتم‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین به حساب می‌آید را نمایش می‌دهد. همان‌طور که در شکل (۱) مشاهده می‌شود، در مدل‌های شبکه عصبی (McCulloch & Pitts, 1943) یک ورودی وجود دارد و یک خروجی که این مقادیر به صورت بردارهای عددی بیان می‌شوند. همچنین یک لایه در میان این مدل قرار دارد که با ضرب شدن در مقادیر ورودی، بردار خروجی را حاصل می‌نماید. کاربرد شبکه عصبی در دو مرحله انجام می‌پذیرد: آموزش^۱ و پیش‌بینی^۲. آموزش شامل این عمل است که مقادیری از ورودی و خروجی را جمع‌آوری نماییم و با استفاده از یک الگوریتم بهینه‌ساز^۳، مقادیر لایه میانی را به شکلی تعیین کنیم که برای تمامی داده‌ها صدق کند و بتواند با ضرب شدن در بردار ورودی، مقادیر خروجی را حاصل نماید (Hassoun, 1995).

¹ Deep Learning

² Train

³ Predict



شکل ۱: نمایی ساده از یک شبکه عصبی (منبع نویسندگان)

در این حالت، اگر داده آموزش به اندازه کافی زیاد بوده باشد، به لحاظ آماری می‌توان اطمینان داشت که مدل قادر است برای داده‌های جدید نیز پیش‌بینی‌های لازم را با دقت خوبی انجام دهد. در مرحله پیش‌بینی که در حقیقت نوعی بهره‌برداری از این مدل است، مقادیر خروجی نامشخص است و مدل آموزش‌دیده مرحله قبل با گرفتن بردار ورودی، می‌تواند خروجی را حاصل نماید. مثال فوق نمونه‌ای بسیار ساده و ابتدایی از عملی است که در یادگیری ماشین و هوش مصنوعی اتفاق می‌افتد (Hassoun, 1995).

سال ۲۰۱۲ را می‌توان به عنوان سالی سرنوشت‌ساز و تعیین‌کننده در حوزه هوش مصنوعی شناخت. در این سال شرکت N-Vidia از پروژه‌ای مشترک با گوگل^۱ رونمایی کردند که بر اساس آن واحدهای پردازنده گرافیکی^۲ این شرکت قادر به ارتباط گرفتن با واحدهای نرم‌افزاری گوگل شدند و با بهره‌گیری از هزاران هسته‌ای که در یک کارت گرافیک وجود دارد، توانستند محاسبات مربوط به هوش مصنوعی را با صدها برابر سرعت واحدهای پردازنده گرافیکی^۳ به انجام برسانند. به عبارتی در این پروژه، به جای آنکه محاسبات پیچیده وارد

^۱ Google

^۲ Graphical Processing Unit (GPU)

^۳ Central Processing Unit (CPU)

هسته‌های محدود پردازنده مرکزی شوند، محاسبات در مراحل کوچک شکسته شده و با نوعی پردازش موازی وارد هزاران هسته‌ی کارت گرافیک شده و بدین ترتیب سرعتی شگرف را ارائه کردند. این دستاورد باعث شد که روند پیشرفت هوش مصنوعی که برای سال‌ها شتاب کمی پیدا کرده بود، باری دیگر سرعت بگیرد و در مسائل زیادی مورد استفاده قرار گیرد. واحد نرم‌افزاری که گوگل در این پروژه ارائه کرد Tensorflow (Martin et al., 2015) نام دارد که امروزه یکی از قدرتمندترین کتابخانه‌های هوش مصنوعی به حساب می‌آید. امروزه واحدهای نرم‌افزاری زیادی وجود دارند که می‌توانند با واحدهای پردازنده گرافیکی ارتباط گرفته و به محققان و برنامه نویسان کمک کنند که جنبه‌های علمی هوش مصنوعی را توسعه دهند؛ از جمله این زیرساخت‌های نرم‌افزاری می‌توان به کتابخانه‌های Keras, Pytorch, MxNet, Theano و غیره اشاره کرد.

مهم‌ترین تفاوت این کتابخانه‌ها با بسترهای نرم‌افزاری پیشین در این است که این کتابخانه‌ها قادر هستند با کارت گرافیک ارتباط گرفته و پردازش‌های پیچیده هوش مصنوعی نوین را انجام دهند. رابط سخت‌افزاری تمامی این کتابخانه‌ها بر پایه همان نسخه‌ای است که در Tensorflow (Martin et al., 2015) ارائه شده است و پردازش‌ها با کمک واحدهای پردازنده گرافیکی که توسط شرکت N-Vidia تولید می‌شوند، انجام می‌پذیرد.

مجموعه عوامل فوق باعث شده است که هوش مصنوعی به صورت گسترده‌ای در علوم و صنایع مختلف مورد استفاده قرار گیرد؛ از علوم مهندسی و پزشکی گرفته تا صنایع نظامی. یک از حوزه‌های کاربرد هوش مصنوعی که در سال‌های اخیر مورد توجه بسیاری قرار گرفته است، حوزه نظامی می‌باشد. با توجه به اینکه صنایع نظامی و دفاعی از جمله مهم‌ترین صنایع موجود در بسیاری از کشورهاست، استفاده از هوش مصنوعی با سرعت بیشتری در این صنایع حرکت می‌کند و کشورهای قدرتمند جهان همچون ایالات متحده، چین و روسیه وارد رقابتی سخت در حوزه توسعه تسلیحات هوشمند شده‌اند. بر اساس یافته‌های پژوهش‌های مختلف (Morgan et al., 2020)، (Wang et al., 2020)، (Wasilow & Thorpe, 2019)، (Zhi-Min et al., 2020)، به دو دلیل هوش مصنوعی در صنایع نظامی مورد استقبال زیادی قرار می‌گیرد: نخست افزایش دقت و دوم کاهش هزینه‌ها. با توجه به اینکه پردازش‌های هوش مصنوعی توسط

کامپیوتر انجام می‌شود، انتظار می‌رود که محاسبات نسبت به روش انسانی، از دقت بیشتری برخوردار باشند؛ علاوه بر این، کاهش نیاز به کارگیری نیروی انسانی و حفظ جان نیروهای نظامی (به واسطه بهره‌گیری از ربات‌ها) مسئله‌ای است که هوش مصنوعی در جهت کاهش هزینه‌های نظامی یک کشور با خود به ارمغان می‌آورد. البته نقاط ضعفی نیز وجود دارد که در ادامه این پژوهش به آنها پرداخته می‌شود؛ به طور مثال یکی از مهم‌ترین تئوری‌هایی که در رابطه با هوش مصنوعی مطرح می‌شود، این است که رباتی که طراحی می‌شود بتواند قدرت اختیار داشته باشد. این اختیار می‌تواند دارای خطاهایی باشد و یا حتی از کنترل انسان خارج شود. اگرچه این موضوع با اتفاقات موجود در فیلم‌های سینمایی شباهت زیادی دارد، اما حالتی را متصور شوید که ربات‌ها قادر به کشتن انسان‌ها باشند و در این مسیر اختیاراتی نیز به آنها داده شده باشد؛ علاوه بر این در ساده‌ترین حالت هواپیمای بدون سرنشینی را تصور کنید که به صورت خودکار وارد نواحی دشمن شده و اقدام به بمباران برخی نواحی می‌کند، واضح است که کوچک‌ترین خطایی در تشخیص دوست و دشمن می‌تواند خسارات مرگباری به دنبال داشته باشد. پیش از این مطالعاتی در زمینه کاربرد هوش مصنوعی در صنایع نظامی ارائه شده‌اند. عتیف علی و همکاران (Atif, 2021) طی مطالعه‌ای به بررسی پتانسیل‌های نظامی هوش مصنوعی پرداختند. آنها به بررسی هوش مصنوعی نظامی و مقایسه استفاده از هوش مصنوعی در صنایع نظامی و سایر صنایع پرداختند. سون‌مارک و همکاران (Svenmarck et al., 2018) در طی یک پژوهش جنبه‌های مثبت و منفی هوش مصنوعی نظامی را مورد بررسی قرار دادند. آنها سه مانع اساسی که در مسیر استفاده از هوش مصنوعی در صنایع نظامی وجود دارد را بررسی کردند؛ نخست، خودمختاری سامانه‌های هوش مصنوعی که در صورت بروز خطا می‌تواند مخاطرات و خسارات و تلفات جبران‌ناپذیری به بار آورد. دوم، تأثیرپذیری عملکرد هوش مصنوعی از داده ورودی، و سوم، چالش تهیه داده جهت آموزش مدل‌های یادگیری باناظر که در حال حاضر کاربرد زیادی در هوش مصنوعی دارند؛ البته این چالش‌ها در آستانه مرتفع شدن هستند. کانیا (Kania, 2019) در مطالعه‌ای جداگانه به بررسی پیشرفت

ها و دستاوردهای ارتش خلق چین^۱ در زمینه هوش مصنوعی نظامی پرداخته است. او پیش‌بینی کرده است که در آینده‌ای نزدیک ارتش خلق چین یکی از پیشروترین ارتش‌ها در استفاده از هوش مصنوعی خواهد بود.

در این پژوهش، ضمن بررسی دقیق‌تر فرصت‌ها و تهدیدهای موجود در هوش مصنوعی نظامی، مروری بر فرصت‌ها و چالش‌های موجود در آن خواهیم داشت و امیدها و نگرانی‌های مرتبط با این تکنولوژی را شرح می‌دهیم.

بررسی کاربردهای هوش مصنوعی در حوزه نظامی

در این بخش به بررسی تعدادی از زیرشاخه‌های هوش مصنوعی که می‌توانند کاربرد زیادی در حوزه نظامی داشته باشند، می‌پردازیم. سپس به بررسی فرصت‌ها و چالش‌های موجود پیرامون این حوزه پرداخته و مزایا و تهدیدهای همراه با آن را شرح خواهیم داد.

یادگیری ماشین

همان‌طور که در بخش‌های قبل اشاره شد، یادگیری ماشین از مقدماتی‌ترین و اصلی‌ترین شاخه‌های هوش مصنوعی به شمار می‌آید (Mitchell & Mitchell, 1997). یادگیری ماشین خود به سه بخش یادگیری با ناظر، یادگیری بدون ناظر و یادگیری تقویتی تقسیم می‌شود. شکل (۲) کلیات این تقسیم‌بندی را نمایش می‌دهد.



شکل ۲: شاخه‌های یادگیری ماشین (منبع: نویسندگان)

در یادگیری باناظر، لازم است که داده‌ها توسط ناظر برچسب‌گذاری شوند و سپس به مدل هوش مصنوعی وارد شوند، در یادگیری بدون ناظر، الگوریتم خود اقدام به شناسایی روابط کرده و برچسب‌ها و ویژگی‌های داده‌ها را تشخیص می‌دهد. در یادگیری تقویتی که

¹ Chinese People's Liberation Army (PLA)

پیشرفته‌ترین و نزدیک‌ترین نوع یادگیری به انسان شناخته می‌شود، یک محیط یادگیری تعریف می‌شود و به مدل اجازه داده می‌شود که با آزادی تمام وارد این محیط شود و سپس با تعریف انواع پاداش و جریمه به مدل آموزش می‌دهیم که روابط صحیح را خودش استخراج کند؛ درست مثل کودک انسانی که با تشویق شدن به ازای یادگیری صحیح یک موضوع، آن را فرا می‌گیرد و با جریمه شدن در قبال اشتباهات، از اشتباه کردن بازداشته می‌شود. البته روش آخر با توجه به هزینه بسیار زیاد آموزش، عملاً مسیر طولانی جهت عملیاتی شدن در پیش خواهد داشت. در حال حاضر با توجه به منابع نرم‌افزاری و سخت‌افزاری موجود و همچنین سرمایه‌گذاری دولت‌ها و غول‌های اقتصادی، یادگیری باناظر پرکاربردترین شاخه از یادگیری ماشین و هوش مصنوعی شناخته می‌شود (Hayes, 2020). این شاخه از یادگیری ماشین بسیاری از شاخه‌های هوش مصنوعی همچون بینایی ماشین^۱، پردازش متن^۲، پردازش سیگنال^۳، پردازش زبان طبیعی^۴، پردازش صوت^۵ و غیره را شامل می‌شود. از مهم‌ترین کاربردهای یادگیری ماشین می‌توان به الگوریتم‌های دسته‌بندی^۶، رگرسیون^۷، خوشه‌بندی^۸ اشاره کرد. دسته‌بندی که یکی از شاخص‌ترین زیرمجموعه‌های یادگیری باناظر است، داده‌ها را به دسته‌های مختلفی که برای مدل تعریف شده است، دسته‌بندی می‌کند. الگوریتم‌های مختلفی همچون KNN^۹ و SVM^{۱۰} در این زمینه شناخته شده‌اند؛ به‌طور مثال فرض کنید قصد داریم درجه گرمای هوای یک شهر را برای بیست و چهار ساعت آینده پیش‌بینی کنیم. در این حالت مقادیر می‌تواند در بازه منفی پنجاه درجه تا مثبت پنجاه درجه متغیر باشد Y لذا دسته‌بندی نمی‌تواند پاسخ مناسبی برای این مسئله باشد و باید از رگرسیون استفاده کرد. خوشه‌بندی که

¹ Machine Vision

² Text Processing

³ Signal Processing

⁴ Natural Language Processing

⁵ Voice Processing

⁶ Classification

⁷ Regression

⁸ Clustering

⁹ K-Nearest Neighbor

¹⁰ Support Vector Machine

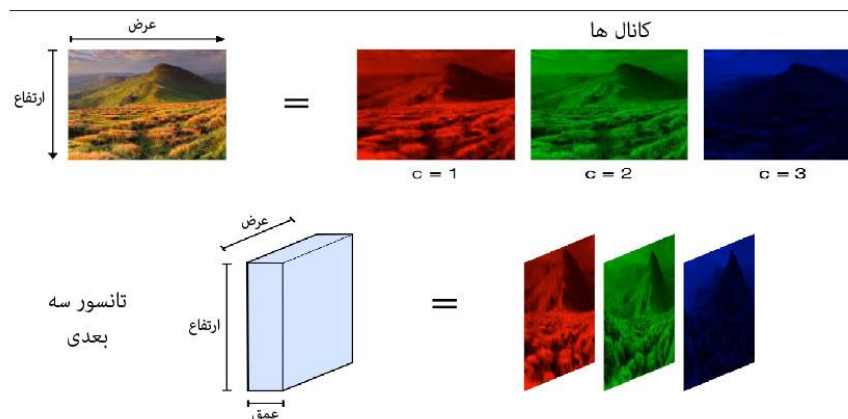
معروف‌ترین زیرمجموعه یادگیری بدون ناظر است، داده‌ها را می‌گیرد، با الگوریتم‌های مخصوص به خودش آن‌ها تحلیل می‌کند و سپس با تعریف تعدادی سرخوشه، اقدام به تفکیک داده‌ها از هم می‌نماید (Likas et al., 2003). اگر دقت شود، مقایسه دو الگوریتم دسته‌بندی و خوشه‌بندی به‌وضوح تفاوت‌های یادگیری باناظر و بدون ناظر را نمایش می‌دهد؛ الگوریتم‌های یادگیری بدون ناظر به شکلی طراحی شده‌اند که بدون نیاز به داده برچسب‌گذاری شده و بر پایه تحلیل‌های داخلی مدل عمل کنند. البته این موضوع باعث پیچیدگی زیاد الگوریتم‌های بدون ناظر شده و در نتیجه کاربرد آنها نسبت به الگوریتم‌های با ناظر کمتر است.

یکی از مهم‌ترین عواملی که یادگیری ماشین را به یکی از شاخص‌ترین شاخه‌های هوش مصنوعی تبدیل کرده است، این است که این شاخه خود پیش‌زمینه شاخه مهمی دیگر به نام یادگیری عمیق است. اگرچه یادگیری ماشین در نوع کلاسیک خود محدودیت‌های زیادی داشته و برای بسیاری از مسائل قادر به پاسخگویی نبوده است، یادگیری عمیق توانسته است قدرت بسیار بالایی از خود به نمایش گذارد و محبوبیت زیادی کسب کند (LeCun et al., 2015). در ادامه به بررسی این شاخه خواهیم پرداخت.

یادگیری عمیق (LeCun et al., 2015)

همان‌طور که در بخش قبل اشاره شد، یادگیری ماشین محدودیت‌هایی را شامل می‌شود که باعث می‌شود در بسیاری از مسائل پاسخ دقیقی به کاربر ارائه نکند؛ اما یادگیری عمیق قادر است که طیف وسیعی از مسائل را پوشش دهد. در بخش‌های قبل و در شکل (۱) ذکر شد که ورودی الگوریتم‌های یادگیری ماشین، بردارهای تک‌بعدی است. این محدودیت تا زمانی که داده شکل ساده خود را حفظ کند و تمامی عناصر داده به‌صورت خطی با هم در ارتباط باشند، مشکلی ایجاد نمی‌کند، اما در حالتی که داده‌ها ماهیت متفاوتی پیدا کنند، دیگر یادگیری ماشین به‌صورت سطحی پاسخگو نخواهد بود و لازم است که مسئله در حوزه یادگیری عمیق بررسی شود. ازجمله مهم‌ترین داده‌هایی که شامل این چالش می‌شود، داده‌های تصویر است. در حالت

عمومی یک داده تصویر از یک تانسور^۱ سه‌بعدی کاناله RGB تشکیل می‌شود. تانسور ساختاری از داده است که می‌تواند در ابعاد مختلف تعریف شود؛ به‌طور مثال تانسور صفر بعدی بیانگر مقدار اسکالر، تانسور یک‌بعدی بیانگر بردار و تانسور دوبعدی بیانگر ماتریس اعداد است. در تانسور سه‌بعدی RGB تصویر، R نماینده کانال اول است که ماتریس دوبعدی اعداد مربوط به رنگ قرمز (Red) را تشکیل می‌دهد، G نماینده کانال دوم که شامل طیف رنگ سبز (Green) می‌شود و B نماینده آخرین کانال که طیف رنگ آبی (Blue) شامل می‌شود. هر یک از درایه‌های این تانسور می‌توانند اعداد ۰ تا ۲۵۵ را در خود جای دهند و برهم‌نهی عمقی سه عدد در هر نقطه یک پیکسل را مشخص می‌کند. شکل (۳) نمایی ساده از این سه کانال را نمایش می‌دهد.



شکل ۳: نمایی ساده از تانسور سه‌بعدی تصویر (منبع نویسندگان)

حال می‌توان متصور شد که در چنین داده‌ای که میلیون‌ها عدد در کنار یکدیگر قرار می‌گیرند و در سه جهت عرض، ارتفاع و عمق با یکدیگر ارتباط دارند، استخراج ویژگی‌های داده چه مقدار پیچیده خواهد شد. به موارد فوق این نکته را نیز اضافه شود که کوچک‌ترین تغییری در تصویر همچون تغییر روشنایی یا جابه‌جا شدن دوربین، می‌تواند باعث شود که مقادیر موجود در تانسور تصویر به‌طور کامل دگرگون شوند. در این حالت، یادگیری ماشین

¹ Tensor

به صورت کلاسیک کمکی به حل مسئله نخواهد کرد و لازم است که رویکردی متفاوت اتخاذ شود.

در سال ۲۰۱۲ برای نخستین بار الکس کرشفسکی و همکاران (Krizhevsky et al., 2012) به واسطه استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشن^۱ برای عملیات دسته‌بندی تصاویر^۲ بر روی مجموعه داده ImageNet (Deng et al., 2009) توانستند برای اولین بار روشی جدید برای پردازش و کار با داده‌های تصویر را ارائه نمایند. شبکه‌های عصبی کانولوشنال بر خلاف شبکه‌های عصبی ساده می‌توانند در چند یا چندین بعد عمل کنند، لذا امروزه استفاده از آنها در داده‌های چندبعدی همچون تصویر بسیار رایج است. دستاورد حاصل از کار کرشفسکی و همکاران (Krizhevsky et al., 2012) مقدمه‌ای بود که عرصه‌ای جدید در هوش مصنوعی گشوده شود؛ یادگیری عمیق. یادگیری عمیق که از برهم‌نهی چندین لایه از مدل‌های یادگیری سطحی ایجاد می‌شود این توانایی را دارد که در چندین سطح، ویژگی‌های داده را استخراج نماید و بدین ترتیب داده‌های پیچیده‌ای چون تصویر و یا صوت را پردازش کند. البته، شبکه‌های عصبی کانولوشن از سال‌ها قبل معرفی شده بود؛ در سال ۱۹۹۵ لیکان و همکاران (LeCun & Bengio, 1995) برای اولین بار از یک شبکه عصبی کانولوشن استفاده کردند و به واسطه آن توانستند ارقام نوشته‌شده دست‌نویس را دسته‌بندی کرده و تشخیص دهند. اما با توجه به محدودیت منابع جهت محاسبات، استفاده از این مدل‌ها برای سالیان طولانی متوقف شد. اما در سال ۲۰۱۲، زمانی که N-Vidia از جدیدترین نسل پردازنده‌های گرافیکی خود رونمایی کرد، افق‌های جدید در مسیر استفاده از شبکه‌های کانولوشنال و به دنبال آن، هوش مصنوعی ایجاد کرد.

پیروزی کرشفسکی و همکاران (Krizhevsky et al., 2012) در رقابت ImageNet (Deng et al., 2009)، به نقطه عطف بزرگی در تاریخچه هوش مصنوعی تبدیل شد. این موضوع باعث گسترش مرزهای یادگیری عمیق شد، به طوری که هر روز مطالعه‌ای جدید و

¹ Convolutional Neural Network

² Image Classification

ایده‌ای جدید معرفی می‌شود که جذابیت کاربرد یادگیری عمیق در هوش مصنوعی را بیشتر می‌کند. این موضوع به حدی تأثیرگذار بوده است که بسیاری از محققین از یادگیری عمیق با عنوان هوش مصنوعی مدرن یاد می‌کنند. علت نام‌گذاری شبکه‌های عصبی کانولوشنال به این نام، این است که عملگر اصلی این مدل‌ها ضرب کانولوشنال است. شکل (۴) حالتی ساده از ضرب کانولوشنال در یک داده دوبعدی را نمایش می‌دهد.

1	3	0
0	1	1
2	0	1

 $\otimes$

2	5	0
1	0	1
0	3	1

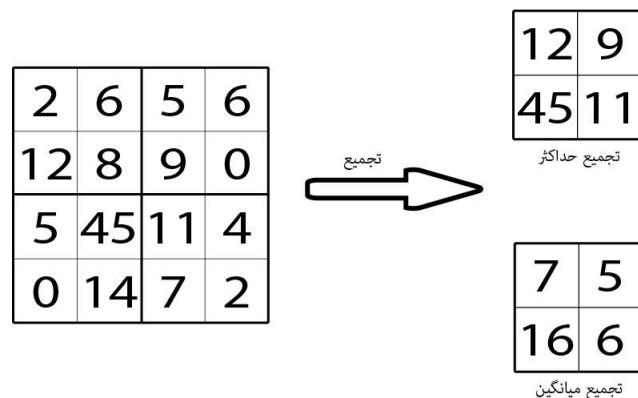
 $=$

19	11	55
14	12	16
14	29	19

شکل ۴: نمایشی ساده از عملگر کانولوشن (منبع نویسندگان)

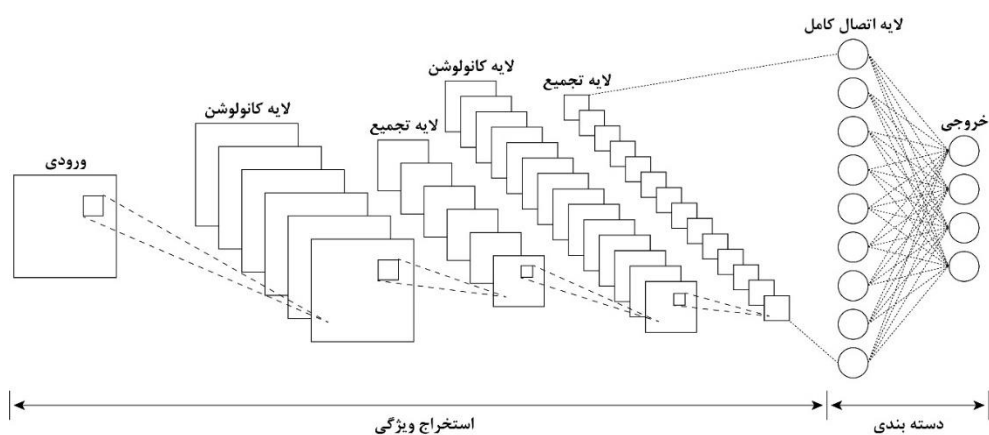
در شبکه‌های عصبی کانولوشنال به‌جای آنکه بردار استخراج ویژگی در داده ورودی ضرب شود، فیلترهای با ابعاد 1×1 ، 3×3 و یا 5×5 بر روی تانسور ورودی حرکت کرده و در گام‌های تعریف شده عملیات کانولوشن را انجام می‌دهند تا بدین ترتیب خروجی لایه به دست آید. سپس با توجه به اینکه ابعاد خروجی افزایش زیادی پیدا می‌کند، از لایه‌های تجمیع^۱ استفاده می‌شود و ابعاد لایه‌ها کاهش می‌یابد. لایه‌های تجمیع عموماً به دو صورت تجمیع حداکثر و تجمیع میانگین، ابعاد داده را کاهش می‌دهند که در شکل (۵) به نمایش گذاشته شده است.

^۱ Pooling Layer



شکل ۵: نمونه‌ای از عملکرد لایه‌های تجمع حداکثر و میانگین (منبع نویسندگان)

در نهایت با برهم‌نهی تعدادی از این لایه‌ها می‌توانیم به یک مدل کانولوشنال عمیق^۱ برسیم که قادر خواهد بود در اعماق مختلف، ویژگی‌های سلسله مراتبی تصویر را استخراج کند. شکل (۶) نمایی از یک مدل شبکه عصبی کانولوشنال عمیق را نشان می‌دهد.



شکل ۶: نمونه‌ای از یک شبکه عصبی کانولوشن عمیق (منبع نویسندگان)

^۱ Deep Convolutional Neural Network

در حقیقت یادگیری عمیق با بینای کامپیوتر شروع شد، ولی با سرعتی بسیار بالا در همه زمینه‌های هوش مصنوعی تعمیم یافت و امروزه نمی‌توان حوزه‌ای از هوش مصنوعی را نام برد که یادگیری عمیق در آن نفوذ نکرده باشد. علت اینکه یادگیری عمیق با پردازش تصاویر و بینایی کامپیوتر^۱ آغاز شد، این است که چالش موجود در این حوزه از سایر حوزه‌ها بیشتر است و علاوه بر این، بینایی کامپیوتر و به دنبال آن بینایی ماشین^۲ یکی از حوزه‌های بسیار حیاتی و مهم در تمامی علوم و صنایع بوده است و ضعف موجود در این حوزه که تا پیش از سال ۲۰۱۲ به وضوح احساس می‌شد، تمامی شاخه‌های هوش مصنوعی و اتوماسیون و رباتیک را در خواب موقت نگه داشته بود؛ چراکه بدون دستیابی به دانشی قابل‌اتکا از بینایی ماشین، رؤیای دستیابی به ربات‌هایی که بتوانند درکی از محیط پیرامون خود داشته باشند غیرممکن بود. پس از ارائه تئوری‌های قطعی یادگیری عمیق توسط لیکان و همکاران در سال ۲۰۱۵ (LeCun et al., 2015)، توسعه سایر جنبه‌های هوش مصنوعی نیز آغاز شد و یادگیری عمیق در تمام شاخه‌های پیچیده هوش مصنوعی از جمله پردازش صوت، پردازش متن، پردازش سیگنال‌های پیچیده و غیره وارد شد.

با توجه به اینکه یادگیری عمیق یکی از نوین‌ترین و نوآورانه‌ترین شاخه‌های هوش مصنوعی می‌باشد، استقبال از آن در تمامی شاخه‌ها از جمله شاخه نظامی نیز چشم‌گیر است. مهم‌ترین مزیت نهفته در یادگیری عمیق، بار محاسباتی کم آن می‌باشد؛ برخلاف روش‌های کلاسیک مورد استفاده در سامانه‌های نظامی خودکار و نیمه‌خودکار، یادگیری عمیق می‌تواند با پردازنده‌های بسیار ساده عملکردی مناسب از خود به نمایش گذارد؛ برای مثال در یک فرآیند پردازش تصویر، یادگیری عمیق می‌تواند سرعتی تا ۲۰ برابر بیشتر از روش‌های کلاسیک را از خود نشان دهد.

در حال حاضر بسیار از ارتش‌های جهان از جمله ایالات متحده، چین و روسیه از تکنولوژی‌های مبتنی بر یادگیری عمیق در سلاح‌های خودکار و هواپیماهای خودران خود

^۱ Computer Vision

^۲ Machine Vision

استفاده می‌نمایند (Morgan et al., 2020). همچنین توسعه تسلیحاتی یادگیری عمیق ازجمله برنامه‌های کوتاه‌مدت و درازمدت ارتش‌های این کشورها می‌باشد (Morgan et al., 2020).

بینایی ماشین

بینایی ماشین که علمی در ادامه بینایی کامپیوتر است، جنبه‌ای عملی از هوش مصنوعی است که در صنایع و رباتیک به کار گرفته می‌شود. پیش‌تر گفته شد که بینایی کامپیوتر خود از عوامل اصلی و تأثیرگذار در روند پیشرفت هوش مصنوعی بوده است. از سال ۲۰۱۲ که کشف‌فکسی و همکاران (Krizhevsky et al., 2012) اولین مدل شبکه عصبی کانولوشنال عمیق را ارائه کردند، مدل‌های متعددی از این خانواده ارائه گردید که هر یک پیشرفت‌های قابل‌ملاحظه‌ای را گزارش نموده و مسیر را برای پیشرفت روزافزون علم هوش مصنوعی و بینایی ماشین فراهم کردند؛ ازجمله آنها می‌توان به مدل‌های خانواده VGG (Simonyan & Zisserman, 2014)، ResNet (He et al., 2016)، Inception (Szegedy et al., 2016)، MobileNet (Howard et al., 2017)، DenseNet (Huang et al., 2017)، NASNet (Zoph et al., 2018) و EfficientNet (Tan & Le, 2019) اشاره کرد. این مدل‌ها به‌مرورزمان رشد کرده‌اند و هر یک از آنها دارای ویژگی‌های مخصوص به خود است؛ به‌طور مثال MobileNet الگوریتمی سبک است که به جهت کار کردن بر روی تلفن همراه و سایر پردازنده‌های Arm طراحی شده است. ResNet ازجمله دقیق‌ترین مدل‌های موجود می‌باشد و EfficientNet که در لحظه نگارش این پژوهش سرآمد تمامی مدل‌هاست، مقیاس‌پذیری بسیار بالایی دارد که نتیجه آن در دقت بسیار بالا و سرعت زیاد آن نسبت به سایر مدل‌های موجود می‌باشد.

همان‌طور که در بخش قبل گفته شد، یکی از مهم‌ترین و کلیدی‌ترین ارکان هوش مصنوعی و رباتیک، بینایی ماشین است. دقت شود که بینایی ماشین، کمی فراتر از بینایی کامپیوتر است. زمانی که از بینایی کامپیوتر سخن به میان می‌آید، محدودیت‌های سخت‌افزاری کمتر خودنمایی می‌کنند؛ چرا که کامپیوترها از پردازنده‌های خوبی برخوردار هستند و نرم‌افزارهایی که بر روی کامپیوتر اجرا می‌شوند با مشکل منابع مواجه نمی‌شوند؛ اما حوزه بینایی ماشین تفاوت‌هایی دارد. اکثر ماشین‌هایی که از آنها سخن می‌گوییم، ربات‌های ساده یا

پیچیده‌ای هستند که فضای زیادی برای جانمایی پردازنده ندارند. در بسیاری از موارد ممکن است دستگاه متحرک باشد و در این حالت وزن اضافه شده برای پردازنده‌های قوی، باعث اُفت راندمان ربات یا دستگاه خواهد شد. از طرف دیگر، پردازنده قوی‌تر به معنای مصرف برق بیشتر می‌باشد، پدیده‌ای که به‌هیچ‌عنوان در مباحث رباتیک قابل‌پذیرش نیست. مجموعه این مسائل باعث شده است که به جهت کارکرد دقیق‌تر هوش مصنوعی در رباتیک و صنایع، حوزه جدیدی گشوده شود که فراتر از بینایی کامپیوتر است و به دنبال الگوریتم‌های بهینه می‌گردد تا بتواند در رباتیک و صنایع مورد استفاده قرار گیرد. البته در برخی صنایع ممکن است شرکت‌ها و کمپانی‌های بزرگ ترجیح دهند برای گرفتن نتیجه سریع‌تر و دقیق‌تر اقدام به جانمایی پردازنده کامپیوتری در دستگاه‌های خود کنند. برای مثال تسلا موتورز^۱ جهت توسعه برنامه خودرو خودران^۲ خود اقدام به تعبیه یک کامپیوتر مرکزی در خودروهای خود کرده است که به همراه این کامپیوتر یک پردازنده گرافیکال قدرتمند از سری N-Vidia Ge-Force قرار گرفته است که فرآیند ادراک مناظر و علائم راهنمایی و رانندگی اطراف را با حداکثر سرعت انجام می‌دهد.

استفاده از بینایی ماشین در صنایع نظامی نیز شباهت زیادی با موارد فوق دارد؛ به‌طور مثال برای طراحی یک تانک خودران، استفاده از یک کامپیوتر قدرتمند امکان‌پذیر و در دسترس است، درحالی‌که برای طراحی یک پهپاد جاسوسی که از انرژی باتری استفاده می‌کند و خود وزن کمی دارد، عملاً استفاده از کامپیوتر امکان‌پذیر نبوده و لازم است که برد پردازنده مخصوص به خودش را طراحی کرد.

البته کمپانی‌هایی در سراسر جهان در حال طراحی و ارائه دستگاه‌هایی هستند که بتوانند با حداقل وزن و مصرف انرژی این پردازش‌ها را به انجام برسانند، ازجمله آنها می‌توان به کامپیوترهای تک برد^۳ رزبری پای^۴، اورنج پای^۱ و غیره اشاره کرد که اکثر آنها از پردازنده‌های

^۱ Tesla Motors

^۲ Autopilot Automobiles

^۳ Single Board Computer (SBC)

^۴ Raspberry pi

Arm استفاده نموده و بعضی از آنها حتی سیستم‌عامل مخصوص به خود را دارا می‌باشند. همچون رزبری پای که با سیستم‌عامل مخصوص خود به نام رسبین^۲ کار می‌کند؛ علاوه بر این نهادهایی نیز وجود دارند که از برنامه نویسان دعوت می‌کنند تا برای توسعه سیستم‌عامل‌های بر پایه Arm همکاری کنند و نتیجه این دستاوردها را به صورت دسترسی آزاد در اختیار عموم قرار می‌دهند؛ به عنوان مثال می‌توان به Armbian اشاره کرد که در طی سالیان اخیر مورد استقبال گسترده برنامه نویسان و توسعه‌دهندگان رباتیک قرار گرفته است و سیستم‌عاملی انعطاف‌پذیر را ارائه کرده است که با پردازنده‌های کوچک Arm هماهنگ بوده و تأثیر بسزایی در آینده پردازش اطلاعات دارد.

مزایای هوش مصنوعی نظامی

حوزه نظامی ازجمله مهم‌ترین صنایع هر کشور است. کشورهای جهان، سالانه هزاران میلیارد دلار را صرف توسعه زیرساخت‌های نظامی خود می‌کنند و در تمام ادوار تاریخ، جنگ‌ها یکی از تأثیرگذارترین وقایع در سرنوشت نسل بشر بوده‌اند. مهم‌ترین پیامد جنگ‌ها، رقم بالای قربانیان و کشته‌شدگان می‌باشد؛ پیامدی که باعث می‌شود کشورها با سرعت بیشتری به سوی توسعه زیرساخت‌های نظامی خود حرکت کنند.

هوش مصنوعی، با توجه به اینکه می‌تواند در بسیاری از موقعیت‌ها نیاز به نیروی انسانی را به حداقل برساند، در حوزه نظامی از جذابیت بسیار بالایی برخوردار است؛ چرا که باعث حفظ جان افراد می‌شود. برای مثال، هواپیماها یا تانک-ربات‌های بدون سرنشین که قابلیت عملیاتی بسیار بالایی دارند و حتی در صورت انهدام آنها، هیچ‌گونه تلفاتی از نیروهای خودی رخ نمی‌دهد. همچنین با توجه به اینکه پردازش‌ها با استفاده از دستگاه انجام می‌شود، درصد خطا به حداقل رسیده که باعث صرفه اقتصادی این فناوری می‌شود.

از دیگر مزایای هوش مصنوعی در حیطه نظامی می‌توان به افزایش سرعت تصمیم‌گیری در میادین جنگ اشاره کرد. یکی از حساس‌ترین و حیاتی‌ترین مسائل در میادین جنگ،

¹ Orange Pi

² Raspbian

تصمیم‌گیری به موقع است؛ تأخیر در تصمیم‌گیری در موارد حساس ممکن است باعث کشته شدن گروهی افراد شود؛ در نتیجه چنین تصمیم‌گیری‌هایی از جمله سخت‌ترین مسئولیت‌های فرماندهان نظامی است. هوش مصنوعی در سال‌های اخیر به کمک فرماندهان آمده و در تجزیه و تحلیل داده‌ها به آنها کمک کرده و دقت تصمیم‌گیری‌ها را افزایش می‌دهد؛ به عبارت دیگر یکی از مهم‌ترین دستاوردهای هوش مصنوعی، کاهش خطای انسانی است که در شرایط جنگی امری رایج است.

به‌طور کلی مزایای هوش مصنوعی در حیطه نظامی در چهار دسته‌بندی کلی خلاصه می‌شود (Morgan et al., 2020):

- ۱- افزایش سرعت تصمیم‌گیری؛
 - ۲- کمک به تحلیل داده‌های بسیار بزرگ و پیچیده؛
 - ۳- افزایش دقت دیده‌بانی و هدف‌گیری؛
 - ۴- جبران کمبود نیروی انسانی؛
- در ادامه به توضیح دقیق‌تر هر یک از موارد فوق می‌پردازیم.

افزایش سرعت تصمیم‌گیری

یکی از مهم‌ترین روش‌های تصمیم‌گیری که در حیطه نظامی نیز کاربرد بسیار زیادی دارد به نام حلقه OODA شناخته می‌شود. این روش که شامل چهار مرحله مشاهده (Observe)، جهت‌گیری (Orient)، تصمیم‌گیری (Decide) و عمل (Act) است در بسیاری از ارتش‌ها و نهادهای نظامی از جمله ارتش ایالات متحده کاربرد دارد. در چنین فرآیندی سرعت حرف اول را می‌زند و هوش مصنوعی می‌تواند سرعت این فرآیند را به شکل قابل ملاحظه‌ای افزایش دهد. متخصصان بر این باورند که در میادین جنگ اگر سرعت این فرآیند افزایش یابد، دشمن امکان واکنش به موقع را نخواهد داشت و پیش‌بینی حملات از سوی دشمن بسیار سخت خواهد شد که در نتیجه آن برتری استراتژیک نیروها افزایش یافته و سرنوشت جنگ به نفع نیروهای خودی رقم می‌خورد. البته باید در نظر داشت که در صورت رشد چنین سیستم‌هایی، ممکن است جنگ به رویارویی ربات‌ها تبدیل شود و در این حالت با توجه به ماهیت ماشینی

هوش مصنوعی، قربانیان انسانی هر دو طرف درگیر در جنگ به شکل قابل توجهی افزایش یابند. در نتیجه لازم است که در استفاده از این فناوری احتیاط لازم را به خرج داد؛ اما این یک واقعیت انکارناپذیر است که هوش مصنوعی به شکل قابل توجهی سرعت نیروهای درگیر در جنگ را افزایش می‌دهد.

کمک به تحلیل داده‌های بسیار بزرگ و پیچیده

با پیشرفت فناوری‌های اطلاعاتی و جاسوسی، جنگ‌های نوین با حجم عظیمی از اطلاعات و داده‌ها همچون داده‌های ماهواره‌ای، مختصات قرارگیری نیروهای دشمن، شرایط جوی و جغرافیایی محل و غیره همراه هستند. در بسیاری از موارد، تصمیمات مهم جنگی نیاز به بررسی دقیق این اطلاعات دارد؛ اما مسئله مهم این است که برای تجزیه و تحلیل و نتیجه‌گیری از چنین داده‌هایی مدت‌زمان زیادی لازم است؛ در نتیجه اگر قرار باشد برای تحلیل این داده‌ها از نیروی انسانی بهره‌گیری کنیم، نمی‌توانیم از تمام اطلاعات استفاده کنیم و لازم است که از برخی اطلاعات چشم‌پوشی شود که سرعت افزایش یابد.

یکی از دستاوردهای مهم یادگیری عمیق در حوزه هوش مصنوعی، تحلیل و نتیجه‌گیری از داده‌های بزرگ می‌باشد. در علم داده¹ معمولاً هرچه حجم داده‌ها بزرگ‌تر و تعداد پارامترهای موجود در آن بیشتر شود، پیچیدگی آن داده نیز بیشتر می‌شود. در گذشته یادگیری ماشین تا حد زیادی در تحلیل چنین داده‌هایی کمک می‌کرد؛ اما همان‌طور که در بخش‌های قبل ذکر شد، این روش اغلب در یک بعد به تحلیل داده می‌پردازد و در نتیجه دقت نتایج آن به سطح متوسط محدود می‌شود. با رشد روز افزون یادگیری عمیق و استفاده از مدل‌های شبکه عصبی چند لایه و شبکه‌های عصبی کانولوشنال تحلیل و یادگیری داده‌ها در ابعاد و مراتب مختلف ممکن شده است.

البته توجه به این نکته ضروری است که برای آن‌که بتوان از چنین روش‌هایی برای شرایط جنگی استفاده نمود، لازم است که دقت و زمان زیادی صرف آموزش و توسعه این

¹ Data Science

مدل‌ها شود. برای آن‌که بتوان نتیجه مطلوبی از این مدل‌ها گرفت، باید داده‌های مختلف از شرایط مشابه جمع‌آوری شوند، نظرات کارشناسان باتجربه در رابطه با آنها ثبت شود و سپس تمامی اطلاعات به مدل آموزش داده شود. اگر مدل‌های ساخته‌شده و آموزش‌دیده، به‌اندازه کافی تعمیم‌یافته باشند، می‌توانند در شرایط حساس جنگی به کمک فرماندهان نظامی آمده و پروسه‌های مهم تصمیم‌گیری که به چندین روز زمان نیاز دارند را در عرض چند دقیقه و با بیشترین دقت ممکن به انجام برسانند؛ در نتیجه برای بهره‌مندی از مزایای این فناوری لازم است که قبل از وقوع جنگ سرمایه‌گذاری‌های لازم انجام شود و مدل‌ها به‌صورت متناوب با داده‌های جدید به‌روزرسانی شوند.

افزایش دقت دیده‌بانی و هدف‌گیری

دوربین‌ها یکی از پرشمارترین و رایج‌ترین سنسورهای روی کره زمین هستند. از دوربین‌های موجود در دستگاه‌ها و تلفن‌های هوشمند گرفته تا دوربین‌های فوق امنیتی که وظیفه کنترل اماکن مهم را بر عهده دارند. پردازش تصاویر به‌منظور خودکارسازی فرآیندهای مرتبط با بینایی، همواره از جذابیت زیادی نزد محققین علوم کامپیوتر و هوش مصنوعی برخوردار بوده است. بینایی ماشین به روش‌های مختلفی می‌تواند در مسائل نظامی وارد شود. تشخیص حرکت^۱، تشخیص مواضع دشمن، تشخیص اطلاعات رادارها، تشخیص چهره افراد (جهت تشخیص سریع پرسنل و نیروهای خودی، نیروهای غیرخودی و یا حتی عوامل تروریسم) و غیره، تنها چند مورد از کاربردهای نظامی بینایی ماشین می‌باشد. استفاده از پردازش تصاویر در چند دهه اخیر توسط نیروهای نظامی کشورهای چگون ایالات متحده، چین و روسیه بسیار رایج بوده است، اما چالش‌های موجود در روش‌های کلاسیک پردازش تصویر گریبان‌گیر حوزه‌های نظامی نیز بوده است و در بسیاری از موارد، خطاهایی در سامانه‌های مورد استفاده این کشورها گزارش شده است. به همین دلیل استفاده از آنها بدون نظارت نیروی انسانی عملاً غیرممکن و بسیار پرخطر بود.

¹ Motion Detection

در سال‌های اخیر، بینایی کامپیوتر به نقاط عطف چشمگیری دست یافته است. توسعه یادگیری عمیق و نسل جدید پردازنده‌ها، دروازه‌های جدیدی را به روی علوم بینایی ماشین گشوده است. با این رشد بی‌سابقه بینایی ماشین و همچنین دسترسی آزاد و سریع به آن، انتظار می‌رود که در آینده‌ای بسیار نزدیک تمامی ارتش‌های جهان از روش‌های پیشرفته پردازش تصویر در سلاح‌ها و عملیات جنگی خود استفاده نمایند.

جبران کمبود نیروی انسانی

اگرچه نیروهای نظامی در اکثر کشورها از بودجه بسیار بالایی برخوردار هستند و حتی در برخی از کشورها همچون ایران، قسمت عمده‌ای از نیاز نیروی انسانی توسط خدمت سربازی اجباری مرتفع می‌شود؛ اما با تمام این تفاسیر، کمبود نیروی انسانی، به‌عنوان بحرانی دائمی در نیروهای نظامی کشورها شناخته می‌شود. نیاز به دیده‌بانی، بررسی و تجزیه و تحلیل داده‌های تصویری دوربین‌های امنیتی و ترجمه متون زبان‌های خارجی، ازجمله مواردی هستند که انجام آنها در نیروهای نظامی نیاز مبرم به نیروی انسانی دارد. با پیشرفت‌های اخیر هوش مصنوعی می‌توان امیدوار بود که در آینده‌ای نزدیک این فرآیندها به‌صورت کاملاً خودکار انجام شود و در نتیجه صرفه‌جویی کلانی در استفاده از منابع و نیروی انسانی رخ دهد.

چالش‌ها و نگرانی‌های هوش مصنوعی نظامی

چالش‌ها

همان‌گونه که هوش مصنوعی و فرآیند اتوماسیون می‌تواند بازدهی اقتصادی و استراتژیک گسترده‌ای برای نیروهای نظامی داشته باشد، اشتباهات چنین فناوری‌هایی می‌تواند خسارات و تلفات جبران‌ناپذیری داشته باشد. وقوع این اشتباهات در بسیاری از موارد باعث حوادث تلخ و متوقف شدن پروژه‌های هوشمند سازی نظامی شده است؛ ازجمله معروف‌ترین و تلخ‌ترین این حوادث می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

- ۱- هدف قرار گرفتن هواپیمای مسافربری ۶۵۵ خطوط هوایی کشورمان توسط ناو آمریکایی یو اس اس وینسنس^۱ در سال ۱۳۶۷ را نام برد که در پی آن تمامی ۲۹۰ سرنشین این پرواز جان باختند. اگرچه مقام‌های آمریکایی خطای انسانی را عامل وقوع این فاجعه عنوان کردند، به گزارش رند^۲ (سازمان تحقیقات نظامی مرتبط با ارتش ایالات متحده) (Morgan et al., 2020)، اولین اعلام خطر که باعث مشکوک شدن خدمه این ناو شد، تشخیص اشتباه سامانه آجیس^۳ بود. این سامانه ضدهوایی، به غلط هواپیمای مسافربری را به عنوان یک جنگنده F-14 تشخیص داد که باعث حساس شدن خدمه این ناو شد و در نهایت تجربه کم خدمه باعث شد که آنها با وجود عدم اطمینان به تشخیص انجام شده، اقدام به شلیک به این هواپیما نمایند. (البته روایت فوق، گزارشی است که رند ارائه کرده است و این موضوع برای ایرانیان و جهان به طور کامل قابل پذیرش نبوده چراکه آمریکا هیچ‌گاه به صورت مستند عامدانه نبودن این شلیک را اثبات نکرد و اجازه بازرسی بی طرفانه صادر نگردید).
- ۲- از دیگر خطاهای حادثه ساز می توان به اتفاقات مرتبط با سامانه های پاتریوت^۴ ساخت آمریکا اشاره کرد. برای نمونه در سال ۲۰۰۳ یک جنگنده تورنادو^۵ متعلق به خطوط هواپیمایی سلطنتی به اشتباه توسط سامانه پاتریوت ساقط شد و در نتیجه آن دو خدمه آن کشته شدند (Axe, 2015).
- ۳- در یک حادثه دیگر، در سال ۲۰۰۳، یک هواپیمای جنگنده نیروی دریایی آمریکا با یک موشک عراقی اشتباه گرفته شد و خلبان آن کشته شد (Ricks, 2004). حوادثی از این دست، نه تنها باعث وقوع اتفاقات ناگوار می شوند بلکه رویکردها به فناوری های در حال توسعه را نیز با بدبینی همراه می کنند و اعتماد عمومی به هوش مصنوعی

¹ USS Vincennes

² RAND

³ Aegis

⁴ Patriot

⁵ Tornado

نظامی را کاهش می‌دهد؛ در نتیجه ضروری است که در استفاده از این تکنولوژی نهایت احتیاط را به خرج داد، چراکه هر اشتباه مرتبط با این فناوری، راه متقصدان آن را هموارتر کرده و جلوی شتاب حرکت این فناوری را می‌گیرد.

نگرانی‌ها

اگر تسلیحات نظامی را به دو دسته کلی تهاجمی و دفاعی تقسیم‌بندی کنیم، تکنولوژی‌های مختلف می‌توانند در یک یا هر دو این حوزه‌ها وارد شوند؛ به‌طور مثال فناوری هسته‌ای صرفاً در حوزه تهاجمی وارد می‌شود و تاکنون فناوری و راه‌حلی برای مقابله با آن ارائه نشده است؛ به همین جهت است که توسعه زیرساخت نظامی اتمی در سراسر جهان از حساسیت بسیار بالایی برخوردار است و در طول یک قرن اخیر معاهدات زیادی جهت جلوگیری از گسترش سلاح‌های هسته‌ای شکل گرفته است. یکی از مهم‌ترین نگرانی‌های مرتبط با هوش مصنوعی این است که کاربری تهاجمی آن وسیع‌تر از کاربری دفاعی آن شود. برای نمونه، سامانه‌ای که بخواهد در خاک دشمن عملیات تهاجمی انجام دهد نیاز به دقت چندانی ندارد، چراکه خطای آن منجر به مرگ نیروهای خودی نمی‌شود؛ اما با توجه به اینکه عملیات دفاعی عموماً در داخل یا نزدیک خاک کشورها اتفاق می‌افتد، لازم است که سامانه‌های هوشمند دفاعی از دقت بسیار بالایی برخوردار باشند. این امر منجر می‌شود که بُعد تهاجمی این فناوری‌ها بسیار پررنگ شده و تمرکز و سرمایه‌گذاری کشورها صرف رقابت برای توسعه ابعاد تهاجمی هوش مصنوعی نظامی شود. این اتفاق باعث می‌شود که مشابه آنچه در مورد سلاح‌های هسته‌ای مشاهده کردیم، برخی کشورهای ثروتمند و قدرتمند با سرعت بیشتری به‌سوی این تکنولوژی حرکت کنند و برتری نظامی خود را افزایش دهند و از سوی دیگر با فشار به کشورهای دیگر آنها را از حرکت به‌سوی این تسلیحات بازدارند. نتیجه‌ی قطعی این رویداد، قدرت بیشتر کشورهای قدرتمند و ضعیف شدن و آسیب‌پذیری بیش‌ازپیش کشورهای بازمانده است.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش به بررسی هوش مصنوعی و کاربردهای آن در صنایع نظامی پرداختیم.

تاریخچه کوتاهی از روند پیشرفت هوش مصنوعی ارائه شد و نقاط عطفی که این علم را در نقطه حاضر قرار داده است را توضیح دادیم. سپس به سه زیرشاخه یادگیری ماشین، یادگیری عمیق و بینایی ماشین که بیشترین پتانسیل استفاده در صنایع نظامی را دارند، پرداختیم و مزایا و محدودیت‌های آنها را بررسی نمودیم. سپس چهار مورد از مزایای هوش مصنوعی نظامی شامل "افزایش سرعت تصمیم‌گیری"، "کمک به تحلیل داده‌های بسیار بزرگ و پیچیده"، "افزایش دقت دیده‌بانی و هدف‌گیری" و "جبران کمبود نیروی انسانی" را شرح دادیم. در نهایت چالش‌های موجود در این فناوری شامل نقاط ضعف و آسیب‌پذیری‌های آن را بررسی کردیم و سپس نگرانی‌های پیرامون استفاده این فناوری در حیطه نظامی را سنجیده و مخاطراتی که این فناوری در آینده خواهد داشت را تفسیر کردیم.

منابع

1. Ali, A. (2021). Artificial Intelligence Potential Trends in Military. *Foundation University Journal of Engineering and Applied Sciences (HEC Recognized Y Category, ISSN 2706-7351)*, 2(1), 20-30.
2. Axe, D. (2015, July 5, 2015). That Time an Air Force F-16 and an Army Missile Battery Fought Each Other. *Medium*.
3. Deng, J., Dong, W., Socher, R., Li, L.-J., Li, K., & Fei-Fei, L. (2009). Imagenet: A large-scale hierarchical image database. 2009 IEEE conference on computer vision and pattern recognition,
4. Hassoun, M. H. (1995). *Fundamentals of artificial neural networks*. MIT press.
5. Hayes, B. (2020). *Top Machine Learning Algorithms, Frameworks, Tools and Products Used by Data Scientists*. Businessoverbroadway.com. <https://businessoverbroadway.com/2020/07/22/top-machine-learning-algorithms-frameworks-tools-and-products-used-by-data-scientists/>
6. He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition,
7. Howard, A. G., Zhu, M., Chen, B., Kalenichenko, D., Wang, W., Weyand, T., Andreetto, M., & Adam, H. (2017). Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications. *arXiv preprint arXiv:1704.04861*.
8. Huang, G., Liu, Z., Van Der Maaten, L., & Weinberger, K. Q. (2017). Densely connected convolutional networks. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition,
9. Kania, E. B. (2019). Chinese military innovation in artificial intelligence. *Testimony to the US-China Economic and Security Review Commission*.
10. Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*, 25.
11. LeCun, Y., & Bengio, Y. (1995). Convolutional networks for images, speech, and time series. *The handbook of brain theory and neural networks*, 3361(10), 1995.
12. LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *nature*, 521(7553), 436-444.
13. Likas, A., Vlassis, N., & Verbeek, J. J. (2003). The global k-means clustering algorithm. *Pattern recognition*, 36(2), 451-461.
14. Martin, A., Ashish, A., Paul, B., Eugene, B., Zhifeng, C., Craig, C., Andy, D., Jeffrey, D., Matthieu, D., Sanjay, G., & Ian, G. (2015). {TensorFlow}:

- Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Systems.
<https://www.tensorflow.org/>
15. McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, 5(4), 115-133.
 16. Mitchell, T. M., & Mitchell, T. M. (1997). *Machine learning* (Vol. 1). McGraw-hill New York.
 17. Morgan, F. E., Boudreaux, B., Lohn, A. J., Ashby, M., Curriden, C., Klima, K., & Grossman, D. (2020). *Military applications of artificial intelligence: ethical concerns in an uncertain world*.
 18. Ricks, T. E. (2004, December 11, 2004). Investigation Finds US Missiles Downed Navy Jet. *Washington Post*.
 19. Simonyan, K., & Zisserman, A. (2014). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *arXiv preprint arXiv:1409.1556*.
 20. Svenmarck, P., Luotsinen, L., Nilsson, M., & Schubert, J. (2018). Possibilities and challenges for artificial intelligence in military applications. Proceedings of the NATO Big Data and Artificial Intelligence for Military Decision Making Specialists' Meeting.
 21. Szegedy, C., Vanhoucke, V., Ioffe, S., Shlens, J., & Wojna, Z. (2016). Rethinking the inception architecture for computer vision. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition,
 22. Tan, M., & Le, Q. (2019). Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. International Conference on Machine Learning,
 23. Wang, W., Liu, H., Lin, W., Chen, Y., & Yang, J.-A. (2020). Investigation on works and military applications of artificial intelligence. *IEEE Access*, 8, 131614-131625.
 24. Wasilow, S., & Thorpe, J. B. (2019). Artificial intelligence, robotics, ethics, and the military: a Canadian perspective. *AI Magazine*, 40(1), 37-48.
 25. Zhi-Min, Z., Fei-fei, S., Yue-liang, W., Yang, X., Fan, Z., & Huan-sheng, N. (2020). Application progress of artificial intelligence in military confrontation. *工程科学学报*, 42(9), 1106-1118.
 26. Zoph, B., Vasudevan, V., Shlens, J., & Le, Q. V. (2018). Learning transferable architectures for scalable image recognition. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition,