

عنوان : کاربرد هوش مصنوعی در پزشکی و فرایندهای مرتبط با دارو

گرد آورندگان : محمد جواد صادقی ، علی اصغر زارع ، محمد علی صادقی ، محمد جواد

نعمتی

چکیده:

در دهه‌های اخیر، تحولات قابل ملاحظه‌ای در هوش مصنوعی (AI) شکل گرفته که بر علوم پزشکی تأثیر گذار بوده است. AI قادر است الگوهای پیچیده‌ای را شناسایی کند که برای چشم انسان قابل تشخیص نیستند. بکارگیری شبکه‌های عصبی عمیق و الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین نظیر Random Forest و SVM به محققان کمک کرده تا مرزهای دانش پزشکی را گسترش دهند و سرطان را با دقت بیشتر و سرعت بالاتر تشخیص دهند. در این مقاله، به بررسی کاربردهای AI در تشخیص و درمان سرطان می‌پردازیم و نشان می‌دهیم که چگونه هوش مصنوعی می‌تواند آینده پزشکی را متحول سازد.

کلید واژه‌ها:

هوش مصنوعی، یادگیری عمیق، تشخیص سرطان، پردازش تصویر پزشکی، الگوریتم‌های یادگیری ماشین، شبکه‌های عصبی چرخشی (CNN)، کاهش هزینه‌ها ، نوآوری‌های بالینی.

مقدمه:

در دهه‌های اخیر، پیشرفت‌های چشمگیر در حوزه هوش مصنوعی (AI) و یادگیری عمیق انقلابی را در حوزه علوم پزشکی رقم زده‌اند. با توانایی تحلیل و پردازش حجم وسیعی از داده‌ها، AI قابلیت‌های تشخیصی پزشکان را توسعه داده و به قابلیت‌های جدید و نوآوری‌های

بالینی راه برده است. از پردازش تصاویر پزشکی تا تشخیص بیماری‌های پیچیده مانند سرطان، هوش مصنوعی نقشی حیاتی در تسریع و افزایش دقت فرآیندهای تشخیصی ایفا می‌کند. این تکنولوژی این قدرت را دارد که الگوهایی را که توسط چشم انسان قابل تشخیص نیستند شناسایی کند. استفاده از سیستم‌های یادگیری ماشینی و شبکه‌های عصبی چرخشی (CNN)، ما را قادر ساخته است تا به فراتر از مرزهای موجود دست یابیم و در عین حال، هزینه‌ها را کاهش دهیم و فرایند تشخیص را به نحو احسن تسریع ببخشیم. در این مقاله، ما مراحل کلیدی درگیر در به‌کارگیری هوش مصنوعی برای تشخیص سرطان، کاربردهای آن در ارتقاء سلامت و چگونگی تغییر آینده پزشکی را بررسی خواهیم کرد.

روش تحقیق:

در این مطالعه، روش تحقیق از نوع کمی با بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای تحلیل داده‌های پزشکی انتخاب شده است. ابتدا، با استخراج و تجزیه و تحلیل مجموعه‌ای از داده‌های بالینی و تصاویر پزشکی از دیتابیس‌های معتبر، الگوریتم‌هایی نظیر Random Forest، SVM و CNN بر اساس دقت تشخیصی، حساسیت و ویژگی در طبقه‌بندی سرطان‌ها آزموده شده‌اند. به منظور بررسی تأثیرگذاری AI در تشخیص زودهنگام و دقت تشخیص سرطان، از تکنیک اعتبارسنجی متقابل و متریک‌های ارزیابی استاندارد استفاده شده است. تفسیر نتایج حاصل از مدل‌های ماشین یادگیری، پس از انجام آزمون‌های آماری معنی‌داری، به شرح استراتژی‌های احتمالی برای کاربرد هوش مصنوعی در عملیات واقعی تشخیص پزشکی منجر شده است.

یافته‌ها (بدنه مقاله):

الگوریتم‌های یادگیری ماشین نقش بسیار مهمی در صنعت داروسازی ایفا کرده‌اند. این الگوریتم‌ها در توسعه مدل‌های متفاوت با هدف پیش‌بینی ویژگی‌های شیمیایی، بیولوژیکی و ژنتیکی مورد استفاده قرار می‌گیرند. به طور خاص، الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توانند برای پیش‌بینی تداخلات بین داروها و پروتئین‌ها به کار برده شوند.

استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در صنایع متفاوت، به ویژه در صنعت داروسازی، شامل الگوریتم‌های زیر است:

- Linear Regression –
- Logistic Regression –
- Support Vector Machine (SVM) –
- Random Forest (RF) –
- Artificial Neural Network (ANN) یا Deep Learning –
- Naive Bayesian (NB) –
- K-Means Clustering –
- Decision Tree (DT) –

با این حال، برخی الگوریتم‌های کمتر قدرتمند نیز وجود دارند که امروزه نسبت به گذشته کمتر استفاده می‌شوند، مانند:

- K-Nearest Neighbors (KNN) –
- Apriori –

الگوریتم‌هایی که شایع‌ترین استفاده را در یادگیری ماشین دارند، عبارتند از:

- Support Vector Machine (SVM) –
- Naive Bayesian (NB) –
- Deep Learning –
- Artificial Neural Network (ANN) –

Random Forest (RF) –

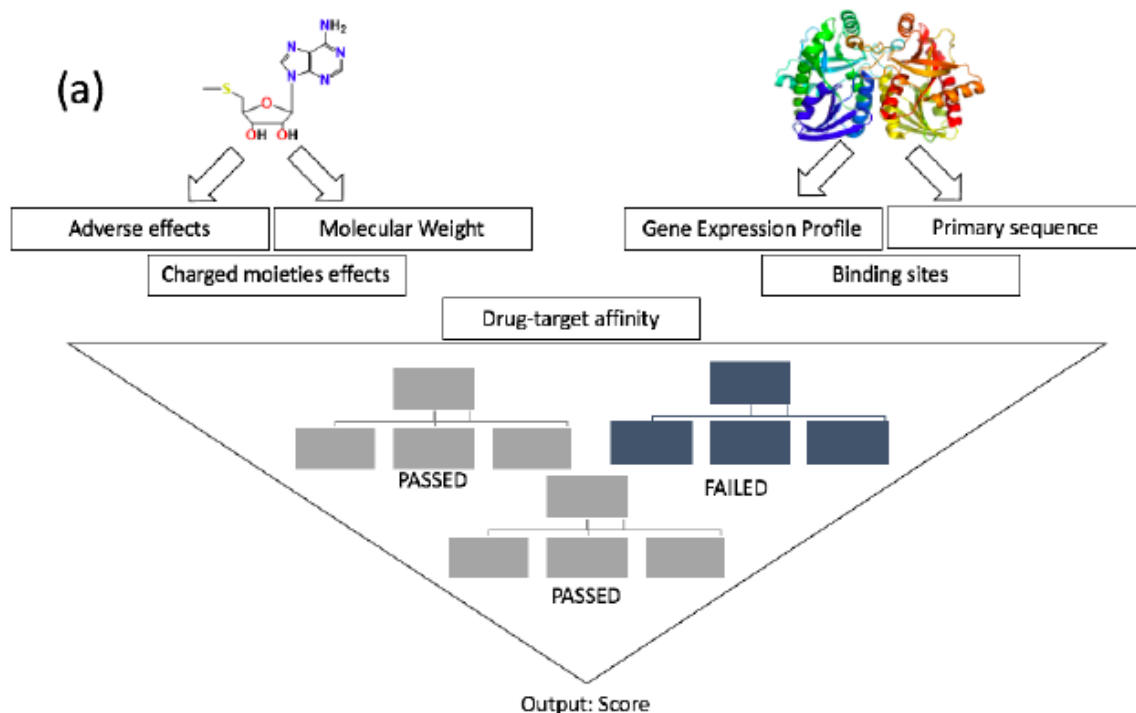
روند کلی توسعه دارو با استفاده از هوش مصنوعی به این صورت است [۶]:

۱. شناسایی هدف مشکل یا بیماری
۲. مدیریت مهندسی ترکیبات و راه‌حل‌های مصنوعی
۳. بهره‌گیری از توانمندی‌های ابرکامپیوترها برای طراحی داروها
۴. پیش‌بینی تأثیر داروها بر سلامت روحی و جسمی بیماران
۵. تکرار این فرآیند به منظور بهبود پیوسته

الگوریتم [۲] Random Forest (RF) که به عنوان جنگل تصادفی شناخته می‌شود، یک روش یادگیری ترکیبی برای دسته‌بندی و رگرسیون است. این الگوریتم نخستین بار توسط تین کم‌هو از طریق استفاده از روش زیر فضاهای تصادفی پدید آمد و سپس توسط لیو بریمن توسعه یافت. جنگل تصادفی بر پایه ساختاری متشکل از تعدادی درخت تصمیم‌گیری کار می‌کند و در طول زمان آموزش و خروجی‌های کلاس‌ها (کلاس‌بندی) یا پیش‌بینی‌های مستقل هر درخت، این الگوریتم با حذف موارد پرت و دسته‌بندی داده‌ها بر اساس ویژگی‌های نسبی الگوریتم‌های خاص، عمل می‌کند.

در داروسازی، جنگل تصادفی غالباً برای انتخاب ویژگی، کلاس‌بندی و رگرسیون به کار می‌رود. یکی از کاربردهای این الگوریتم بهبود ارتباطات بخشی بین آنزیم‌ها و پروتئین‌ها است که با استفاده از پردازش تصویر و داده کاوی صورت می‌گیرد. از دیگر کاربردهای این الگوریتم در پزشکی می‌توان به تشخیص دنباله‌های ژنتیکی اشاره کرد که شامل چهار نوع اصلی ادنین، سایتوزین، گوانین و تیمین می‌باشند. این دنباله‌ها را با استفاده از الگوریتم RF تمرین می‌دهیم تا بهبود ارتباطات لیگاندز به عنوان گیرنده‌های هورمونی هسته و تولید داروهای قوی‌تر با عوارض جانبی کمتر را ممکن سازد.

این الگوریتم به ما امکان می‌دهد که به طور کلی داروهای قدیمی را با طرح‌های دارویی ترکیب کنیم و داروهای جدید تولید نماییم که قوی‌تر هستند. علاوه بر این، الگوریتم RF را می‌توان برای تشخیص بیماری‌ها استفاده کرد، اگرچه نتایج حاصل ممکن است بسته به داده‌ها و بایاس‌های به کار گرفته شده، قوی، متوسط یا ضعیف باشند. به طور کلی، جنگل تصادفی به عنوان قوی‌ترین الگوریتم ماشین یادگیری برای بحث ساخت ژن‌های جدید شناخته می‌شود.



در این روش، ما خصوصیات مولکولی را به صورت جداگانه تمرین داده‌ایم، این خصوصیات شامل تأثیر نامطلوب، وزن مولکولی، و تأثیر قسمت‌های شارژ شده می‌باشد. همچنین، ساختار ژنتیکی را که شامل خصوصیات مانند توضیحات نمونه‌های ژنی، دنباله‌های ابتدایی، و مکان ژن‌ها می‌باشد، بطور جداگانه آموزش داده‌ایم. افزایش امتیاز (score) الگوریتم نشان دهنده بهبود عملکرد آن است.

الگوریتم svm [۳]

Support Vector Machine (SVM) یکی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین نظارت‌شده است که در دسته‌بندی (کلاسیفیکیشن) و رگرسیون قابل استفاده است. این الگوریتم توسط ولادیمیر واپنیک و کورین کورتس توسعه یافته است. **SVM** برای دسته‌بندی داده‌ها کار می‌کند به طوری که یک صفحه یا **hyperplane** را به گونه‌ای انتخاب می‌نماید که بیشترین فاصله ممکن را از نقطه‌های نزدیک‌ترین از دو کلاس متفاوت داشته باشد. این صفحه به عنوان صفحه جداکننده یا صفحه تصمیم نامیده می‌شود.

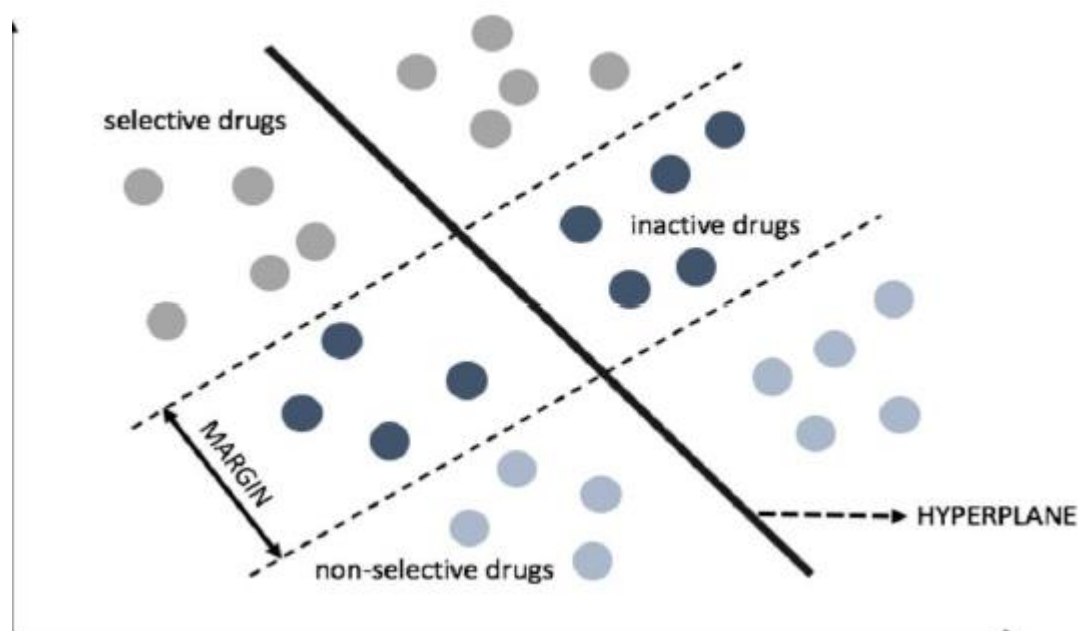
الگوریتم svm در پزشکی

در زمینه پزشکی، الگوریتم **Support Vector Machine (SVM)** برای تشخیص بین مولکول‌های فعال و غیرفعال استفاده می‌شود. ابتدا، با استفاده از پایگاه داده‌های پزشکی، احتمال فعال بودن مولکول‌ها را رتبه‌بندی می‌کنیم. این الگوریتم این توانایی را دارد که با بهره‌برداری از ویژگی‌های ذاتی خود، مولکول‌ها را دستکاری کند و به اثر انگشت‌های دوبعدی و پروتئین‌های مورد نیاز دسترسی پیدا کند .

علاوه بر قابلیت حل مسائل به روش رگرسیون، **SVM** در کلاسیفیکیشن داده‌ها نیز بسیار موثر است. این الگوریتم، همانند الگوریتم **Random Forest (RF)**، می‌تواند در تشخیص ارتباطات بین آنزیم‌ها و پروتئین‌ها مورد استفاده قرار گیرد و گاهی اوقات از **RF** قوی‌تر عمل می‌کند.

SVM به طور خاص در تشخیص اختلالات عصبی کاربرد دارد. به لطف ارتباط قوی آن با پردازش تصویر و کلاسیفیکیشن، این الگوریتم قادر است تصویر را تمیزکاری کرده و نویزهای اضافی را حذف نماید. با تعیین یک آستانهٔ منطقی، اختلالات عصبی مثل پارکینسون و آلزایمر را می‌توان شناسایی و سپس برای درمان برنامه‌ریزی کرد .

با این حال، کارایی استفاده از SVM برای تشخیص بیماری‌ها ممکن است بسته به کیفیت داده‌ها و بایاس‌های موجود متفاوت باشد و نتایج می‌توانند از قوی به متوسط یا حتی ضعیف متغیر باشد.



برای تولید دارو با استفاده از الگوریتم Support Vector Machine (SVM), ما از یک صفحه جداکننده استفاده می‌کنیم که به صورت موازی نسبت به دو دسته داده قرار می‌گیرد. یک حاشیه یا مارجین تعیین می‌شود که بین مولکول‌های فعال (که به عنوان داروهای ممکن مورد استفاده قرار می‌گیرند) و مولکول‌های غیرفعال (که به عنوان داروی ناکارآمد در نظر گرفته می‌شوند) فاصله ایجاد می‌کند. داروهایی که بالای این مارجین قرار دارند به عنوان داروهای فعال و انتخاب شده در نظر گرفته می‌شوند، در حالی که داروهایی که پایین مارجین قرار دارند به عنوان داروهای غیرفعال و انتخاب نشده باقی می‌مانند.

الگوریتم naive bayes [۴]

الگوریتم Naive Bayes یک الگوریتم یادگیری ماشین تحت نظارت است که بیشتر برای حل مسائل کلاسیفیکیشن به کار می‌رود. اصل اساسی کارکرد این الگوریتم، استفاده از قاعده بیز است که رویکردی آماری به شمار می‌آید. فرمول قاعده بیز به صورت زیر است:

$$[P(AB) = \frac{P(BA).P(A)}{P(B)}]$$

که در آن، $P(AB)$ احتمال وجود ویژگی A در شرایطی که B رخ داده است نشان داده می‌شود.

الگوریتم Naive Bayes به طور کلی در سه نسخه مختلف ارائه می‌شود:

۱. Gaussian: در این حالت، الگوریتم Naive Bayes بر پایه فرض توزیع نرمال (گوسی) از ویژگی‌ها استفاده می‌کند. این حالت برای داده‌های پیوسته که حول میانگینی به صورت نرمال توزیع شده‌اند مناسب است.

۲. Multinomial: نسخه چندجمله‌ای از Naive Bayes برای مسائلی با متغیرهای گسسته مورد استفاده قرار می‌گیرد که می‌تواند شامل شمارش تعداد دفعات حضور ویژگی‌ها باشد. این حالت برای مسائلی مانند طبقه‌بندی متن کاربردی است، که در آن فراوانی کلمات به عنوان ویژگی در نظر گرفته می‌شود.

۳. Bernoulli: حالت برنولی از Naive Bayes برای مسائل مرتبط با ویژگی‌های باینری به کار می‌رود. این حالت برای داده‌هایی که بصورت ۰ و ۱ هستند (موجود/ناموجود، درست/غلط و ...) مفید است و در کلاس‌بندی مبتنی بر باینری به کار می‌رود.

الگوریتم naive bayes در پزشکی

یکی از فواید این الگوریتم در پیش بینی اثرات داروهای مختلف میباشد این به دلیل قدرت این الگوریتم در بحث آماری میباشد و ما میتوانیم اثرات منفی ترکیب های قبلی را در مجموعه داده ها ذخیره کنیم و پس از تولید دارو جدید عوارض آن را بررسی کنیم.

یکی از فواید دیگر این الگوریتم در پیش بینی شکل مولکولی جدید ژن دارو ها میباشد با یک مثال توضیح دهم ما چهار نوع ساختار ژنی در ژنتیک داریم ما درست است که توانایی ساخت دارو ها را با الگوریتم rf داریم اما باید به یک نکته توجه داشت ما ابتدا نیاز داریم که ببینیم چه دارویی با چه خصلت ژنتیکی خواستاریم لذا اول با این الگوریتم به بررسی دارو میپردازیم اگر دارو مناسب بود با الگوریتم rf احتمال به وجود آمدن این دارو را با ابر کامپیوتر ها بررسی میکنیم.

تشخیص بیماری یکی از مهم ترین مراحل در مراقبت های بهداشتی است. تشخیص صحیح بیماری برای انتخاب درمان مناسب و بهبود نتایج درمانی ضروری است. با این حال، تشخیص بیماری می تواند چالش برانگیز باشد، به خصوص در مواردی که علائم بیماری غیراختصاصی یا پیچیده هستند. هوش مصنوعی می تواند برای کمک به پزشکان در تشخیص بیماری استفاده شود. هوش مصنوعی می تواند برای تجزیه و تحلیل داده های پزشکی، مانند تصاویر پزشکی، آزمایشات آزمایشگاهی و سوابق پزشکی، استفاده شود. هوش مصنوعی می تواند الگوهای پنهان در داده های پزشکی را شناسایی کند که ممکن است توسط انسان قابل تشخیص نباشند.

- تشخیص بیماری با استفاده از هوش مصنوعی معمولاً شامل مراحل زیر است:

جمع‌آوری داده‌های پزشکی: داده‌های پزشکی مورد نیاز برای تشخیص بیماری ممکن است شامل تصاویر پزشکی، آزمایشات آزمایشگاهی و سوابق پزشکی باشد.

تشخیص بیماری: هوش مصنوعی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای تشخیص بیماری استفاده می‌کند.

پردازش داده‌های پزشکی: داده‌های پزشکی باید برای تجزیه و تحلیل توسط هوش مصنوعی پردازش شوند. این کار معمولاً با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین انجام می‌شود.

- برخی الگوریتم‌های یادگیری ماشین که در تشخیص بیماری استفاده میشوند عبارت است از:

یادگیری بدون نظارت

در یادگیری بدون نظارت (Unsupervised Learning)، الگوریتم‌های یادگیری ماشین بدون برچسب‌های بیرونی آموزش می‌بینند و هدف آن‌ها یافتن ساختارهای پنهان در داده‌های بدون برچسب است. الگوریتم‌هایی مثل خوشه‌بندی (Clustering) و کاهش بعد (Dimensionality Reduction) در این دسته قرار می‌گیرند که می‌توانند برای کشف گروه‌بندی‌های طبیعی در داده‌ها یا برای کاهش تعداد ویژگی‌ها برای تجزیه و تحلیل‌های بیشتر استفاده شوند.

در یادگیری نظارت شده (Supervised Learning)، الگوریتم‌های یادگیری ماشین با استفاده از مجموعه‌ای از نمونه‌های آموزشی که هر کدام با برچسب یا خروجی مشخصی همراه هستند آموزش می‌بینند. هدف این است که الگوریتم بتواند یک تابع پیش‌بینی را بیابد که بهترین تخمین را برای برچسب‌ها براساس ویژگی‌های داده‌ها ارائه دهد. مثال‌هایی از این الگوریتم‌ها شامل رگرسیون خطی، رگرسیون لجستیک، ماشین‌های بردار پشتیبان، درختان تصمیم‌گیری، و شبکه‌های عصبی هستند.

۱. رگرسیون خطی، که توسط کارل فریدریش گاوس معرفی شد، برای پیش‌بینی مقادیر پیوسته با استفاده از یک رابطه خطی بین متغیرهای مستقل و متغیر وابسته استفاده می‌شود.

۲. رگرسیون لجستیک، که توسط رابرت فیشر معرفی شد، برای مدل‌سازی احتمال یک واقعه باینری استفاده می‌شود، مانند احتمال وجود یا عدم وجود یک بیماری خاص.

توابع ریاضی متفاوتی در رگرسیون به کار می‌روند:

- خطی: رابطه مستقیم و ساده بین متغیرهای مستقل و وابسته.
- چند جمله‌ای: می‌تواند روابط پیچیده‌تر را میان ویژگی‌ها و پاسخ مدل کند.
- لجستیک: برای مدل‌سازی احتمالات و معمولاً برای طبقه‌بندی استفاده می‌شود.

این دو نوع یادگیری - نظارت شده و بدون نظارت - ابزار قدرتمندی در دست محققان قرار می‌دهند تا از داده‌ها برای تشخیص و پیش‌بینی بیماری‌ها و همچنین درک پیچیدگی‌های بیولوژیکی استفاده نمایند.

کاربردهای رگرسیون در تشخیص بیماری‌ها:

پیش‌بینی احتمال ابتلا به بیماری: رگرسیون می‌تواند برای پیش‌بینی احتمال ابتلا به بیماری بر اساس عوامل خطر مانند سن، جنسیت، سابقه خانوادگی و عوامل زیست محیطی استفاده شود. این اطلاعات می‌تواند برای شناسایی افراد در معرض خطر ابتلا به بیماری استفاده شود.

تأثیر درمان بر بیماری: رگرسیون می تواند برای ارزیابی تأثیر درمان بر بیماری بر اساس داده های پزشکی مانند نتایج آزمایشات آزمایشگاهی و سوابق پزشکی استفاده شود. این اطلاعات می تواند برای بهبود درمان بیماری استفاده شود.

مثال:

فرض کنید مجموعه داده ای از بیماران مبتلا به سرطان داشته باشیم که شامل سن، جنسیت، سابقه خانوادگی و عوامل زیست محیطی آنها است. می توان از رگرسیون برای پیش بینی احتمال ابتلا به سرطان در بیماران جدید بر اساس این عوامل استفاده کرد.

۲- ماشین بردار پشتیبان:

ماشین های بردار پشتیبان (Support Vector Machines یا SVMها) در میان ابزارهای یادگیری ماشین، به خاطر قابلیت های قوی طبقه بندی شان، کاربردهای وسیعی در حوزه پزشکی برای تشخیص بیماری ها دارند. در اینجا چند کاربرد بارز این الگوریتم ها در تشخیص بیماری ها مطرح می شود:

۱. تشخیص بیماری : SVMها می توانند یک الگوی جدایی بین داده های سلامت و داده های بیمار ایجاد کنند. به عنوان مثال، با بررسی نتایج آزمایشگاهی، می توانند الگوهایی را شناسایی کنند که بیماری را از عدم بیماری متمایز می سازد.

۲. تشخیص انواع مختلف بیماری : SVMها می توانند برای تفکیک بین دسته های مختلف بیماری ها استفاده شوند، به طوری که می توانند نوع مشخصی از سرطان یا هر حالت پزشکی دیگری را بر اساس ویژگی های بیومارکرهای مختلف تشخیص دهند.

۳. تشخیص بر پایه تصاویر پزشکی : SVM ها قادر به تحلیل تصاویر پزشکی مانند MRI ها، CT اسکن ها و تصاویر X-ray هستند و می توانند الگوهایی را که ممکن است برای یک متخصص پزشکی قابل تشخیص نباشند، بیابند و بیماری هایی مانند سرطان را تشخیص دهند.

۴. تحلیل ویژگی های ژنتیکی و پروتئومیک : در تحلیل داده های ژنتیکی و پروتئومیک که ابعاد بسیار زیادی دارند، SVM ها می توانند الگوهایی را شناسایی کنند که ممکن است به تشخیص دقیق تر بیماری های ژنتیکی و متابولیکی کمک کنند.

۵. پیش بینی بیماری ها : SVM ها همچنین می توانند برای پیش بینی پیشرفت بیماری ها استفاده شوند. به عنوان مثال، با تحلیل مراحل مختلف یک بیماری و پیش بینی احتمال انتقال به مرحله های بعدی، کمک شایانی به برنامه ریزی های درمانی می کنند.

عملکرد دقیق و انعطاف پذیری SVM در تشخیص دسته های متفاوت داده ها، از جمله برتری های این الگوریتم در حوزه پزشکی است. این کاربردها از این حقیقت سرچشمه می گیرند که SVM ها قادر به کار کردن با داده های بسیار پیچیده و با بعد بالا هستند و می توانند با دقت بالایی مرز بین کلاس های مختلف را تعیین کنند.

۳- شبکه های عصبی مصنوعی: شبکه های عصبی مصنوعی (ANNs) [۵] ابزارهای بسیار قدرتمندی در حوزه یادگیری ماشین و علم داده هستند. از زمان معرفی اولیه آنها توسط وارن مک کالوش و والتر پیتس در سال ۱۹۴۳ و توسعه بعدی توسط دیگر دانشمندان مانند آندره وارپاسوف، مدل های ANN به طور چشمگیری پیشرفت کرده اند و حالا در بسیاری از جنبه های تشخیص بیماری ها کاربرد دارند.

از جمله کاربردهای شبکه‌های عصبی مصنوعی در تشخیص بیماری‌ها می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

۱. تشخیص بیماری در تصاویر پزشکی : ANNs را می‌توان برای تحلیل پیشرفته تصاویر پزشکی به کار برد. به کمک این تکنیک، مدل‌هایی توسعه یافته‌اند که امکان شناسایی بیماری‌هایی مانند سرطان، آسیب‌های بافتی و دیگر بیماری‌های ساختاری را از تصاویر مانند MRI یا CT اسکن میسر می‌سازند.

۲. تشخیص بیماری در داده‌های آزمایشگاهی : از ANNs می‌توان در تحلیل نتایج آزمایشات آزمایشگاهی استفاده کرد. برای مثال، مدل‌هایی ساخته شده‌اند که نوعی بیماری یا میزان پیشرفت یک بیماری را بر پایه نتایج آزمایش‌های خون یا الکتروکاردیوگرام (ECG) شناسایی می‌کنند.

۳. تشخیص بیماری در سوابق پزشکی : با استفاده از ANNs، می‌توان سوابق پزشکی را برای کشف الگوهای مرتبط با انواع بیماری‌های مختلف تجزیه و تحلیل کرد، مانند بررسی تاریخچه بیماری‌های فرد و داروهای مصرفی وی.

در مورد سرطان، ANNs می‌توانند تصاویر پزشکی را به صورت پیشرفته‌ای تحلیل کرده و ویژگی‌های مختلف تومورها، مانند شکل، اندازه، و بافت، را شناسایی کنند که ممکن است برای تشخیص و پیش‌بینی نتایج بیماری مفید باشد. شبکه‌های عصبی می‌توانند با یادگیری از

داده‌های موجود، دقت تشخیص را بهبود دهند و به توسعه رویکردهای درمانی شخصی‌سازی شده کمک کنند.

الگوهای پیچیده‌ای که ANNs می‌توانند یاد بگیرند، از جمله دلایل اصلی استفاده گسترده از آنها در حوزه پزشکی است، به ویژه در جایی که تشخیص‌های دقیق و اولیه می‌توانند تأثیر چشمگیری بر روند درمانی داشته باشند.

۴-تحلیل خوشه بندی: تحلیل خوشه‌بندی سلسله مراتبی، که اولین بار توسط جورج جان کالینز در سال ۱۹۴۰ معرفی شد، یکی از روش‌های اصلی در یادگیری بدون نظارت است. این روش برای گروه‌بندی داده‌ها بر اساس میزان شباهت یا تفاوت آنها با یکدیگر استفاده می‌شود. خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی یک درخت مانند را تشکیل می‌دهد که در آن هر نقطه داده (یا خوشه) با دیگران از طریق سطوح مختلفی از شباهت مرتبط است.

در زمینه‌ی پزشکی، تحلیل خوشه‌بندی به شیوه‌های مختلفی به کار رفته و می‌تواند کاربردهای زیر را داشته باشد:

۱. شناسایی گروه‌های بیماران با ویژگی‌های مشابه: برای مثال، ممکن است گروه‌هایی از بیماران با نوع خاصی از سرطان یا شدت بیماری یکسان وجود داشته باشند. خوشه‌بندی به محققان یا پزشکان کمک می‌کند تا الگوهای مشترک بین بیماران را شناسایی کرده و بر اساس آن به بهبود برنامه‌های تشخیصی و درمانی بپردازند.

۲. پیش‌بینی پیشرفت بیماری : با شناسایی خوشه‌های مشابه بیماران و تطبیق آنها با پیشرفت بیماری در آینده، خوشه‌بندی می‌تواند به پیش‌بینی ریسک پروگنوز بیماری در بیماران خاص کمک کند، که این امر به پزشکان اجازه می‌دهد تدابیر پیشگیرانه و تاکتیک‌های درمانی سریع‌تری را برای آن دسته از بیماران اتخاذ کنند.

۳. تبارزبندی (Phenotyping) : تحلیل خوشه‌بندی همچنین می‌تواند برای تبارزبندی بیماری‌ها مورد استفاده قرار گیرد، که در آن گروه‌هایی از بیماران بر اساس مشخصه‌های بالینی و ژنتیکی مشابه یافت می‌شوند. این فرآیند به درک بهتر علل بنیادین بیماری‌ها و طراحی استراتژی‌های سفارشی شده‌ی درمانی کمک می‌کند.

استفاده از تحلیل خوشه‌بندی برای شناخت الگوهای پنهان در داده‌های پزشکی و بیماران، به ارتقاء دقت تشخیصی، شخصی‌سازی درمان‌ها و افزایش درک ما از پویایی بیماری‌ها کمک می‌کند. این رویکرد زمانی به ویژه اهمیت می‌یابد که با داده‌های بزرگ و پیچیده‌ای سر و کار داشته باشیم که به سادگی نمی‌توان آنها را با تحلیل‌های سنتی مورد بررسی قرار داد.

۵- الگوریتم شبکه عصبی چرخشی (Convolutional Neural Network یا CNN) [۶]:
الگوریتم شبکه‌های عصبی چرخشی (Convolutional Neural Networks یا CNNها) اختصاصاً برای پردازش داده‌ها با توپولوژی گرید مانند تصاویر طراحی شده‌اند و توانایی یادگیری از داده‌های تصویری با ابعاد بالا را دارند. از آنجایی که تصاویر پزشکی اغلب حاوی الگوهای پیچیده و مهمی هستند که برای تشخیص بیماری کلیدی هستند، CNNها کاربرد چشمگیری در تشخیص بیماری‌ها پیدا کرده‌اند.

در حوزه پزشکی، CNNها برای موارد زیر استفاده می‌شوند:

۱. تشخیص سرطان : CNN ها می توانند با تحلیل تصاویر پزشکی، مانند ماموگرافی ها یا تصاویر پاتولوژیکی، تومورها یا دیگر الگوهای غیرطبیعی را شناسایی کنند. برای مثال، در تشخیص سرطان پستان، CNN ها می توانند با بررسی تصاویر تهیه شده، بافت های سرطانی را از بافت های سالم تمایز دهند.

۲. تحلیل و تفسیر تصاویر MRI و CT : تصاویر MRI و CT حاوی اطلاعات زیادی برای تشخیص بیماری ها هستند که ممکن است به چشم انسان قابل تشخیص نباشند. CNN ها می توانند این تصاویر را تجزیه و تحلیل کرده و ویژگی های خاصی مانند خونریزی های مغزی، تومورها یا ضایعات را شناسایی کنند.

۳. جراحی رباتیک : CNN هایی که در جراحی رباتیک به کار می روند، می توانند تصاویر واقعی زمان را تحلیل کنند و به روبات ها کمک کنند تا بافت های سرطانی را از بافت های سالم تمایز دهند.

۴. تشخیص و تجزیه و تحلیل آتروماسکلروز : CNN ها می توانند برای تشخیص آتروماسکلروز یا دیگر بیماری های مرتبط با عروق خونی کاربرد داشته باشند با استفاده از تصاویر رادیولوژی عروقی.

۵. بررسی رتینوپاتی دیابتی : در بررسی های رتینوپاتی دیابتی، CNN ها می توانند تصاویر چشمی را تحلیل کرده و نشانه های ابتدایی آسیب شبکیه ناشی از دیابت را شناسایی کنند.

شبکه‌های عصبی چرخشی به علت قابلیت‌های یادگیری عمیق، قدرت تحلیل بالا، و توانایی کار بر روی داده‌های تصویری پیچیده، به ابزار مؤثری در یافتن الگوهای پاتولوژیک در تصاویر پزشکی و کمک به تشخیص بیماری‌ها تبدیل شده‌اند.

استفاده از هوش مصنوعی (AI) در تشخیص بیماری‌ها قطعا مزایای بسیاری را ارائه می‌دهد، که می‌تواند نتایج درمانی را بهبود بخشد و تجربه بیماران را مطلوب‌تر سازد. در کنار مزایایی که ذکر کردید، برخی دیگر از مزایای استفاده از هوش مصنوعی در تشخیص بیماری‌ها شامل موارد زیر است:

۱. شخصی‌سازی درمان : هوش مصنوعی می‌تواند به تشخیص دقیق‌تر بیماری کمک کند و در نتیجه، بستری را فراهم کند برای طراحی روش‌های درمانی که به‌صورت خاص برای نیازهای بیماری هر فرد سفارشی‌سازی شده‌اند.

۲. مدیریت داده‌های بزرگ : حجم عظیم داده‌های پزشکی که هر روزه تولید می‌شوند نیاز به ابزارهایی دارد که قابلیت مدیریت، تحلیل و درک این داده‌ها را داشته باشند. هوش مصنوعی می‌تواند در جمع‌آوری، تحلیل و تفسیر این حجم از داده به طور کارا عمل کند.

۳. دسترسی افزایش یافته به خدمات پزشکی : در مناطق دورافتاده یا کم‌بضاعت، جایی که پزشکان متخصص کمیاب هستند، هوش مصنوعی می‌تواند خدمات تشخیصی را فراهم کند و به افراد بیشتری اجازه دسترسی به مراقبت‌های پزشکی سطح بالا را دهد.

۴. حمایت از تصمیم‌گیری پزشکی : هوش مصنوعی می‌تواند به عنوان یک سیستم پشتیبان تصمیم‌گیری عمل کند، نتایج را تحلیل کرده و ممکن است حتی گزینه‌های درمانی پیشنهادی را ارائه دهد که ممکن است توسط پزشک نادیده گرفته شده باشد.

۵. مراقبت پایدار و مداوم : هوش مصنوعی می‌تواند به ساخت برنامه‌ها و پلتفرم‌هایی بیانجامد که مراقبت‌های پزشکی را به صورت ۷/۲۴ ارائه دهند، بدون نیاز به حضور مداوم انسان.

۶. تجزیه و تحلیل پیش‌بینی‌کننده : هوش مصنوعی می‌تواند ترندها و الگوهایی را شناسایی کند که به پیشگیری از بیماری‌ها و پیش‌بینی حوادث پزشکی کمک کنند، قبل از اینکه آنها رخ دهند.

در پایان، باید گفت که استفاده از هوش مصنوعی در تشخیص بیماری‌ها می‌تواند نقش اساسی در تحول سیستم‌های بهداشت و درمان جهانی ایفا کند و ظرفیت‌های مراقبت از سلامت را به نحوی که قبلاً غیر قابل تصور بود، افزایش دهد.

درست است، استفاده از هوش مصنوعی در تشخیص سرطان مراحل ذکر شده را شامل می‌شود و می‌تواند به شیوه‌های زیر به ارتقاء فرآیند تشخیص کمک کند:

۱. افزایش دقت : الگوریتم‌های پیشرفته مانند شبکه‌های عصبی چرخشی (CNN) می‌توانند ویژگی‌های دقیق تصاویر پزشکی را شناسایی کنند، حتی جزئیات ریز که ممکن است توسط چشم انسان نادیده گرفته شود.

۲. کارایی بهتر در داده‌های بزرگ : هوش مصنوعی می‌تواند از حجم زیادی از داده‌ها یاد بگیرد و الگوهایی را کشف کند که از تجربه و دانش انسانی فراتر می‌رود.

۳. کاهش بار کاری پزشکان : هوش مصنوعی می‌تواند تعداد زیادی از تصاویر را در زمان کوتاه‌تری نسبت به انسان‌ها بررسی کند، که این امر باعث کاهش بار کاری روی پزشکان و افزایش کارایی مراکز پزشکی می‌شود.

۴. تشخیص زودرس : از آنجایی که هوش مصنوعی می‌تواند الگوهای مخفی در داده‌ها را کشف کند، ممکن است به تشخیص زودهنگام بیماری‌هایی مانند سرطان که در مراحل اولیه قرار دارند، کمک کند.

۵. کمک به تصمیم‌گیری‌های درمانی : با درک بهتر الگوهای مربوط به تشخیص و پیشرفت بیماری، هوش مصنوعی می‌تواند در تصمیم‌گیری‌ها برای انتخاب بهترین رویکرد درمانی پشتیبانی کند.

این مراحل و فرایندها نیازمند داده‌های آموزشی با کیفیت بالا و گوناگونی برای ساخت یک مدل دقیق هوش مصنوعی هستند. امروزه، تحقیقات و پیشرفت‌های زیادی در این زمینه صورت گرفته و هوش مصنوعی بخش جدایی‌ناپذیری از تشخیص پزشکی شده است.

بحث و نتیجه گیری :

به طور خلاصه، هماهنگی بین هوش مصنوعی و زمینه‌های پزشکی و داروسازی نه فقط نمایانگر یک لحظه مهم در تکامل بهداشت است، بلکه یک پرش واقعی به سوی آینده‌ای است که نوآوری در آن هیچ محدودیتی ندارد !

گام‌هایی که تاکنون در بهره‌گیری از قدرت هوش مصنوعی برداشته شده ، نه تنها محدودیت‌های پیش‌فرض صنایع را شکسته ، بلکه عصر جدیدی از امکانات را نیز فراهم کرده است .

یکی از نمونه‌های کاربردهای هوش مصنوعی در زمینه داروسازی، توانایی آن در شتاب‌دهی فرآیند کشف دارو است. از طریق استفاده ماهرانه از الگوریتم‌ها و مدل‌های محاسباتی پیشرفته، AI فرآیند شناسایی کاندیدهای دارویی پتانسیل را تسریع می‌بخشد و به طور قابل توجهی زمان و منابع مرتبط با توسعه دارو را کاهش می‌دهد. این نه تنها سرعت پیشرفت صنعت پزشکی را افزایش می‌دهد ، بلکه برای بیماری‌هایی که تاکنون از درمان موثر محروم بودند، امیدی فراهم می‌آورد.

در زمینه پزشکی، روند رو به رشد استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای تشخیص سریع بیماری، یک شاهکار از وجود AI برای مراقبت از بیماران است. فراتر از روش‌های سنتی، قدرت تحلیلی AI به داده‌های بیماران فراگیر ، نه تنها تشخیص‌های دقیق و به موقع ارائه می‌دهد ، بلکه الگوهای پیچیده در داده‌های پزشکی یک بیمار را نیز تحلیل می‌کند. این در نهایت مسیر را برای روش‌های درمان سریع تر ، دقیق تر ، و متناسب تر با ویژگی‌های منحصر به فرد بیمار ها می‌گشاید .

با تحرک فناوری‌های مبتنی بر AI، مبحث دارو های شخصی سازی شده ، و توانایی سفارشی کردن درمان‌ها بر اساس پروفایل ژنتیک و مولکولی هر فرد با سرعت زیادی پیشرفت کرده است . این نکته نه تنها نشان‌دهنده ارتقاء استراتژی‌های درمانی است ، بلکه بازتعریف اساسی

بهداشت را نیز نمایان می‌کند. این رویکرد شخصی‌سازی نه تنها اثرات مضر را به حداقل می‌رساند بلکه به عملکرد درمانی حداکثری دست می‌یابد و به آینده‌ای اشاره می‌کند که مداخلات و موارد پزشکی با دقت به نیازهای ویژه هر بیمار، ساخته میشوند.

همچنین، حوزه تجزیه و تحلیل پیش‌بینی به عنوان یک ابزار قدرتمند در مدیریت فعال بهداشت پدیدار می‌شود. با تفسیر داده‌های گسترده شامل سوابق بیمار، اطلاعات ژنتیک و عوامل محیطی، هوش مصنوعی میتواند جلوی روند بیماری‌ها را (تا حد بسیار زیادی) بگیرد، جمعیت‌های در خطر را شناسایی کند و تخصیص منابع پزشکی و تغذیه را بهینه‌سازی کند. این موضوع در برابر بیماری‌ها به روش پیشگیرانه‌ای عمل کرده و به طور قابل ملاحظه‌ای نتایج کلی بهداشت را بهبود می‌بخشد.

مسیر AI در پزشکی با شتاب بسیار زیادی در حال پیشرفت است؛ زیرا تحقیقات در حال آشکار کردن لایه‌های جدیدی از پتانسیل آن هستند. با حمایت از سرمایه‌گذاری شرکت‌های داروسازی، شرکت‌های فناوری و نهادهای بهداشتی، که می‌خواهند از هوش مصنوعی در آینده بهره‌مند شوند، سرعت رشد این موضوع در طی سال‌های آینده بیشتر و بیشتر میشود.

با تثبیت نقش AI به عنوان یک جزء اساسی از ارائه خدمات بهداشت در سطح جهانی در آینده، تلاش‌های مشترک تحقیق‌گران، پزشکان و نوآوران مشغول در این زمینه، در مسیری نوین به جلوه خواهد پیوست، که استانداردها و روش‌های کنونی را در صنعت پزشکی و دارو سازی، دگرگون خواهد کرد.[۷]

منابع:

- [1] “<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC5725284/>”.
- [2] “https://fa.wikipedia.org/wiki/جنگل_تصادفی_درخت”.
- [3] “https://fa.wikipedia.org/wiki/ماشین_بردار_پشتیبانی”.
- [4] “https://fa.wikipedia.org/wiki/کننده_بیز_ساده”.
- [5] “https://fa.wikipedia.org/wiki/شبکه_عصبی_مصنوعی”.
- [6] “https://fa.wikipedia.org/wiki/شبکه_عصبی_پیچشی”.
- [7] “<https://chat.openai.com>”.