انجمن علمی مهندسی پزشکی

معاونت فرهنگی و دانشجویی
دانشگاه صنعتی همدان

سیمنار

گاهنامه مهندسی پزشکی دانشگاه صنعتی همدان

شماره مجوز: ۴/۹۰/ص/ن || شماره ۲۰، بهار ۱۴۰۵

سیگنال

گاهنامه **سیگنال حیاتی**
انجمن علمی مهندسی پزشکی
دانشگاه صنعتی همدان
شماره ۲۰ ،بهار ۱۴۰۵

مدیر مسئول نشریه: عرفان اصغری
سردبیر: نازنین عاشق حسینی
صفحه آرایی: نرگس طاوه ئی
ویراستار: مانیا گوران
هیئت تحریریه: نازنین عاشق حسینی ،یاسمن بیگی
عرفان اصغری مهسا طالبی

با تشکر و سپاس از همه عزیزانی که ما را یاری کردند و استاد مشاور محترم خانم دکتر قادری

صندوق پستی: ۵۷۹_۷۵۱۵۵ | کدپستی: ۳۷۳۳_۱_۷۵۱۷ | کانال تلگرام: @BMEJOURNAL

فهرست :

سخن مدیرمسئول..... ۱
هوش مصنوعی در مهندسی پزشکی..... ۲
آیا ذهن انسان را می‌توان با ماشین فهمید؟..... ۱۰
کاربرد هوش مصنوعی در مهندسی بافت و پزشکی ترمیمی..... ۱۸
تصویربرداری پیشرفته ۳۱

معاونت فرهنگی و دانشجویی
دانشگاه صنعتی همدان

انجمن علمی مهندسی پزشکی

سخن مدیرمسئول

عرض سلام و خسته نباشید به هرکسی که این متن را می‌خواند؛ چه دانشجو باشه، چه همکلاسی من، یا استاد بزرگواری که منت گذاشته بر سر ما و برای حرف و نوشتار ما ارزش قائل شده است.
نیامدم اینجا در این نشریه یک جزوه به جزوات شب امتحانمون اضافه کنم یا یک مطلب بلندبالا در نسلی که همه بیش‌فعالی داریم، به مطالب و جزوه‌هایی اضافه شود که هیچ‌وقت قرار نیست خوانده شوند مگر برای امتحان و تقلبی چیزی ، حق هم داریم همگی. به خودمان می‌گوییم دوازده سال درس خواندیم و باز هم باید بخوانیم، پس کی به کارآمدی می‌رسیم؟ کی قراره نتیجه بده؟
من بهتون می‌گم: درس و علم به تنهایی جواب نیست و کاری برای شما پیش نمی‌برد مگر اینکه کنارش به صورت عملی کاری انجام بدهید.
هدف از نوشتن این نشریه این نیست که این مطالب رو بخوانید و خودتان را مقایسه کنید که «وای من تا الان کاری نکردم» و حس بدتری به خودتان پیدا کنید، بلکه هدفش این است که شاخه و گرایش‌های مختلف را ببینید و آشنا شوید تا زودتر در مسیر خودتان قرار بگیرید.
رک بگم، همه ما تا دانشگاه آمدنش را بلد بودیم و بعدش گم شدیم، انگار ما را از خانه آوردند در جنگل که هرجا را نگاه می‌کنی درخت است و مسیر مشخصی وجود ندارد، همه همین بودیم، من هم همین بود.، هر چی که هست، ما مجبور نیستیم خودمان را وفق بدهیم. دیدگاه من این است که مشکل از در و دیوار میاد (ناعدالتی، جبر، جنگ، هرچی که هست). ما نمی‌توانیم صبر کنیم، بگوییم خب اوضاع بد است، نگاه کنیم همه همینن، چیکار می‌توانم بکنم و از این قبیل حرف‌ها. بالاخره ما هم حق زندگی و پیشرفت داریم، پس باید راهی پیدا کرد.
ازتون می‌خوام هر جوری که تا الان فکر می‌کردید و نمی‌کردید را دور بریزید و دانشگاه را صرفاً به عنوان یه برچسب نگاه کنید که بعداً رویش می‌زنند «او دانشگاه رفته و مهندس/پزشک است». خوب و بد دانشگاهش مهم نیست، این شما و طرز فکرتان است که مهم است.
کتاب و منابع در اختیار دانشجوی ایتالیا هست، در اختیار شما هم هست. اینکه شما بدانید قراره چیکار کنید و در چه مسیری قرار است قرار بگیرید.
از اینجا به بعد، مطالب رو به عنوان یک «در ورودی» در نظر بگیرید. مثلاً درس سیگنال و سیستم را به عنوان دری که شما را وارد حوزه پردازش سیگنال آنالوگ و دیجیتال می‌کند ببینید، یا درسی مثل تجهیزات پزشکی را که استاد باغبان تا کوچک‌ترین بلوک دیاگرام دستگاه‌ها رو توضیح می‌ده، جوری یاد بگیرید که انگاری به عنوان کارشناس تجهیزات پزشکی استخدام شدید و الان مسئولیت دستگاه‌های بیمارستان گردن شماست.
اگر با این دید پیش بروید، وقتی واحدها رو پاس کردید یا این نشریه رو خواندید، می‌فهمید کدام در (همون گرایش - به صورت استعاری گفتم)، در بنفش شماست و بعد از آن یک نقشه راه پیدا می کنید. مثلاً اگر بخواهید در حوزه ساخت و الکترونیک کار کنید، اول پروتئوس یاد بگیرید یا آلتیوم یا جفتش و بعد در آن مسیر پیش بروید.
امیدوارم در این اوضاع جنگ، کنار خانواده سالم و سلامت باشید.
از نوشتن این نشریه چیزی عاید من نمی‌شود و اگر تا حدی لایق باشم دوست داشتم کمکی کرده باشم. چیزهایی که زمان به من یاد داد را رایگان در اختیار شما بذارم، شاید برای یک نفر مفید باشد، کی می‌دونه؟!
فکر می کنم حرفایی که می‌خواستم را زدم و دیگر بهتر است متن را تموم کنم.
عرفان اصغری هستم و الان که این متن را نوشتم، دانشجوی ترم آخر کارشناسی‌ام.
آرزوی موفقیت و شادی برای همه...

عرفان اصغری

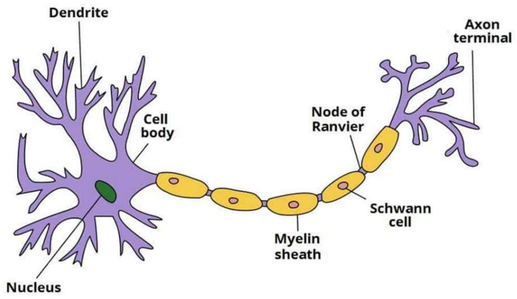


هوش مصنوعی در مهندسی پزشکی

عبارت هوش مصنوعی برای نخستین بار توسط جان مککارت در سال ۱۹۵۶ مطرح شد، براساس
تعریف مک کارتی، هوش مصنوعی به علم و روشهای مهندسی هوشمند کردن ماشینها گفته میشود، انجام کار های فکری انسان توسط رایانه حتی بهتر از خود انسان .
به بیان ساده تر ایجاد توانایی تفکر در سیستم و حل مسئله توسط سیستم ها،هوش مصنوعی یکی از زیر شاخه های علوم کامپیوتر است که خود به زیر شاخه های مختلفی تقسیم بندی میشود
آیا تا به حال برای شما سوال شده است که انسان چطور یاد میگیرد ؟
درسته ! با گرفتن اطلاعات از محیط اطراف و کسب تجربه، حال هدف ما در ماشین لرنینگ چیست ؟ ساختن رایانه ها و ماشین هایی که خود بتوانند مثل انسان یاد بگیرند و توانایی تشخیص و حل مسئله داشته باشند این یادگیری باید به صورت خودکار باید انجام بشود نه با آموزش دادن توسط ما اما این اتفاق چطور رخ میدهد ؟
مدل یادگیری که برای سیستم طراحی میکنیم با گرفتن اطلاعات درست مثل انسان یاد می گیرد پس ما در برهه اول باید به مدل طراحی شده اطلاعات بدهیم . مدل طراحی شده با پیدا کردن یک الگو در اطلاعات داده شده تشخیص میدهد که روند حل مشکل به چه نحوی است
در دسته بندی مدل تشخیص می دهد داده مورد نظر از چه نوعی میباشد و آن را در یک کلاس مشخص قرار می دهد .

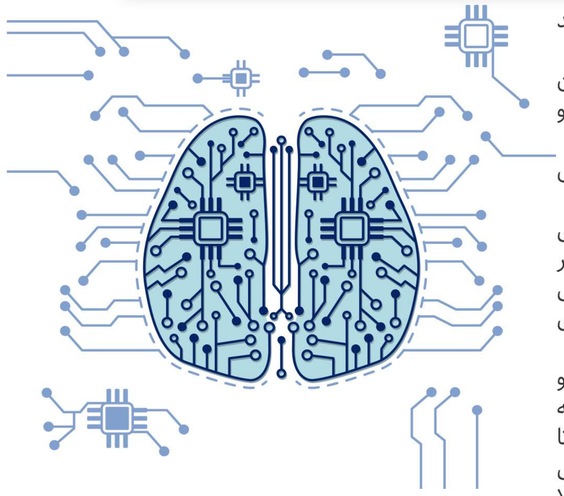
یادگیری عمیق deep learning

در قدم اول بررسی می کنیم که دیپ لرنینگ چیست؟
دیپ لرنینگ زیر شاخه ای از هوش مصنوعی و در ادامه زیر شاخه ای از ماشین لرنینگ است که در آن فرآیند یادگیری و استخراج ویژگی به صورت خودکار توسط مدل صورت می گیرد .
هدف در دیپ لرنینگ نزدیک تر کردن هر چه بیشتر مدل به هوش انسان است . یعنی ما مدلی را طراحی می کنیم که مثل انسان فرآیند یادگیری اش به صورت خودکار است . تا کنون که تشابه هوش انسان و دیپ لرنینگ را متوجه شدیم بررسی می کنیم که یادگیری در مغز انسان به چه شکل هست تا همین مدل را در دیپ لرنینگ پیاده سازی کنیم .



"بخش های یک سلول عصبی انسان و قسمت مشابه آن در شبکه عصبی هوش مصنوعی"

محرک عصبی impulse : همان دیتاهایی هستند که به عنوان ورودی وارد شبکه عصبی می شوند .
هسته nucleus : در سلول عصبی انسان همان قسمتی است که محرک عصبی پالس را پردازش می کند و در شبکه عصبی
Cell body: همان جسم سلولی است که در آن پردازش های لازم روی اطلاعات انجام می شود .
دندریت : همان فلش های مدل های شبکه عصبی هوش مصنوعی هستند که در این قسمت ورودی ها در ضرایب معینی به نام وزن ها ضرب میشوند و به قولی اطلاعات مهم و قابل تحلیل و اثرگذار در نتیجه نشانه گذاری می شوند .
توابع فعال سازی شبکه های عصبی مصنوعی از لایه ها و نورون های متعددی تشکیل شده اند که داده های هر لایه پس از گرفتن وزن می بایست وارد تابع فعال سازی شوند تا بتوانند به عنوان ورودی لایه های بعد و در نهایت به خروجی بروند. توابع فعالسازی مورد استفاده به شرح تصویر بالا می باشند.
مدل های عادی ماشین لرنینگ داده ها را با کمک مدل های خطی پردازش و مورد تحلیل قرار می دهند در حالی که یادگیری عمیق ماشینها را قادر میسازد تا از مدلی تحت عنوان شبکه عصبی استفاده کنند. یادگیری عمیق میتواند از دقت بسیار بالایی برخوردار باشد که گاهی اوقات از سطح انسان هم فراتر میرود. در دیپ لرنینگ همان طور که گفته شد از توابع غیر خطی استفاده می شود.
شبکه های عصبی مصنوعی مانند شبکه عصبی مغز انسان هستند و به همین علت به این نام می باشند. اصطلاح عمیق به تعداد زیاد لایه های شبکه عصبی مصنوعی اشاره دارد.
در واقع در یک شبکه عصبی معمولی اگر تعداد لایه ها را افزایش دهیم به شبکه عصبی عمیق دست پیدا می کنیم .
الگوهایی که شبکه‌های عصبی تشخیص میدهند، به صورت بردارهایی از اعداد هستند و داده‌هایی مانند تصویر، صدا یا متن باید به شکل این بردارهای عددی ترجمه شوند.
در واقع در دیپ لرنینگ ما با دیتاهایی کار میکنیم که ماتریسی از اعداد می باشند .
اغلب روشهای یادگیری عمیق از معماریهای شبکه عصبی neural network architectures استفاده میکنند. به همین دلیل است که اغلب از آنها با عنوان شبکه های عصبی عمیق یاد میشود.
در شبکه های یادگیری عمیق، هر لایه از گره ها، بر اساس مجموعه‌ای متمایز از ویژگی ها بر اساس خروجی لایه قبلی آموزش میبینند. هرچه بیشتر در شبکه عصبی پیش می روید، گره های شما میتوانند ویژگی های پیچیده تری را تشخیص دهند، زیرا ویژگی ها را با لایه قبلی تجمیع و ترکیب می کنند.
در دیپ لرنینگ در هر لایه به دایره های موجود یک تک



نورون گفته میشود . که هر نورون از خروجی نورون های لایه قبل تغذیه میشود .
در نورون ها توابعی که بالاتر ذکر کردیم روی ورودی ها اعمال میشود که خروجی مورد نظرمان رو میسازد و این توابع کمک میکنند تا فرآیند یادگیری انجام بشود.

آماده سازی دیتا

پایگاه داده (دیتاست) و اطلاعات درون آن ها خوراک های مدل های هوش مصنوعی ما هستند و ما برای تربیت و آموزش مدل های ماشین لرنینگ و دیپ لرنینگ خود به آن ها نیاز داریم .
دیتاست ها هم مثل سایر بخش های طراحی یک مدل به یک سری پیش پردازش نیاز دارند که تمامی آن ها را در ادامه توضیح خواهیم داد :
پیش پردازش دیتا تا اندازه ای مهم است که اگر پیش پردازش به خوبی انجام نشده باشد مدل ما هیچ ارزش و کارایی نخواهد داشت

پیش پردازش دیتا از دو بخش تشکیل شده :

۱)مهندسی دیتا : تبدیل داده های خام به داده های مناسب برای استفاده به عنوان ورودی .
۲)مهندسی و چینش ویژگی ها : در این بخش ما ویژگی هایی را که مدل ما انتظار دریافت آن را دارد استخراج می کنیم تا مدل بتواند بهتر عمل کلاس بندی و ... را انجام دهد .
پیش پردازش دیتا معمولا برای تعداد کم دیتا به خوبی و آسانی انجام می شود اما زمانی که قصد ما طراحی مدل های یادگیری عمیق یا ماشین لرنینگ باشد به خصوص اگر قصد داشته باشیم در حوزه تصویر برداری پزشکی که در آن دقت سیستم بسیار موضوع مهمی است. کار کنیم پیش پردازش دیتا کمی سخت تر می شود معمولا برای اینکه دیتا را به عنوان ورودی به مدل دهیم پیش از آن سه کار مهم را باید انجام دهیم:

۱)استخراج : این فرایند. استخراج دیتا از یک یا چند منبع مشابه را شرح می دهد .
۲)تبدیل : کارهای تمیز کاری دیتا و حذف اطلاعات اضافی و تبدیل فورمت دیتا به قالب مناسب برای استفاده به عنوان ورودی مدل .
۳)بارگذاری : قرار دادن دیتاهای آماده شده روی سیستم تابع هزینه یا خطا توابعی هستند که برای بررسی عملکرد مدل هوش مصنوعی به کار رفته استفاده می شوند .
کاری که توابع خطا انجام می دهند این است که مقدار واقعی یک رویداد یا فرایند که قرار است توسط هوش مصنوعی انجام شود را با مقداری که مدل هوش مصنوعی برآورده کرده است مقایسه می کنند و یک نتیجه یا دقت از عملکرد سیستم به ما می دهد
بهینه سازی : یعنی با تعویض پارامتر ها به مدلی دست پیدا کنیم که حداقل خطای ممکن را به ما نشان دهد که نتیجه حداقل خطای مدل حداکثر دقت مدل می باشد .
پارامتر ها : وزن و تعداد لایه های به کار رفته و تعداد نورون در هر لایه و ...
نکته :روش های زیادی برای محاسبه خطا در آمار و ریاضیات وجود دارد اما در این مقاله تنها به دو نوع پرکاربرد آن پرداخته شده است.

$$\text{MSE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

Mean Error Squared

روش بالا میانگین خطای مربعات است که فرمول آن نیز آورده شده است . دراین روش اختلاف مقدار واقعی و مقدار براورد شده در هر عنصر از دیتا حساب می شود و به توان دو میرسد و در نهایت عدد به دست آمده تقسیم بر تعداد کل نمونه ها می شود .

$$-\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} y_i \cdot log(p(y_i)) + (1 - y_i) \cdot log(1 - p(y_i))$$

تابع دوم برای محاسبه خطای باینری انتروپی هست که این تابع هزینه نیز در مدل ها و مقالات زیادی استفاده شده و به شرح بالا هستش .

روش های یادگیری learning در دیپ لرنینگ

یادگیری چیست؟

مدل آموزش میبیند چگونه با دیتا ها و اطلاعات ورودی برخورد کند .

Supervise نظارت شده

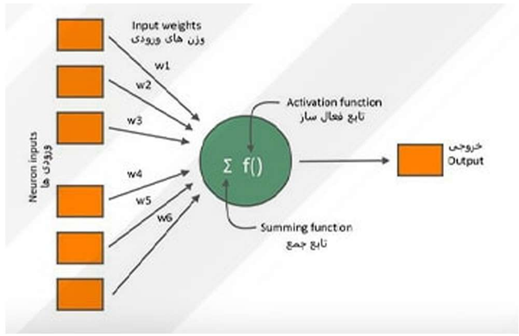
تمامی داده ها توسط انسان برچسب گذاری شده و لیبل دار می باشد و از قبل کلاس بندی شده است یا اگر رگرسیون و خطی باشد از قبل پاسخ به ورودی را می داند .

بدون نظارت

در این نوع داده ها بدون برچسب به مدل داده می شود و مدل خود باید ویژگی های خوب را استخراج کند و داده های مناسب را لیبل گذاری کند . در واقع مدل به صورت خودکار عمل می کند .

Semisupervised نیمه نظارتی

روشی مابین دو روش قبلی است تعدادی از داده ها لیبل دارند و تعدادی بدون لیبل هستند
شبکه نوع یک Mlp شبکه عصبی معمولی همان طور که میدانید نورون ها از سه بخش اساسی تشکیل شده اند .
هسته .ورودی . خروجی
نورون ها در لایه ها به ترتیب با هم پیوند میخورند تا شبکه های بزرگتری راتشکیل دهند و نتیجه این شبکه ها شبکه ای به بزرگی شبکه عصبی است .در مجموع حدود صد بیلیون نورون در مغز ما وجود دارد تا ما قادر به انجام کارها و یادگیری باشیم.



پرسپترون را همان نورون منتها در حوزه هوش مصنوعی می نامند. هر پرسپترون مانند نورون از سه بخش اصلی تشکیل شده است که همان ورودی و خروجی و هسته می باشد .
همچنین پرسپترون ها مانند نورون ها می توانند سازماندهی لایه ای شوند و تشکیل شبکه دهند .
همچنین وظیفه اصلی پرسپترون ها نیز همانند نورون ها انجام می شود . درست مثل یادگیری .
در حالت واقعی و برای یک نورون مغزی یادگیری دارای سه مرحله است
۱) حدس : همان تصویر اولیه ما از موضوع
۲)تغییر اطلاعات موجود و آنالیز بهتر: در صورت اشتباه بودن یا درست بودن پاسخ ما پس از امتحان کردن به منظور حل مسئله به اطلاعات بیشتری درباره موضوع مورد نظر دست پیدا می‌کنیم .
۳)تکرار : هر چه بیشتر این روند ها را طی کنیم درصد خطای ما کمتر میشود که به این کمشدن یا حداقل شدن خطا در دیپ لرنینگ بهینه شدن یا بهینه سازی می گویند که هدف اصلی ما نیز همین موضوع می باشد .
نکته : بررسی بهینه بودن مدل توسط توابع خطا صورت

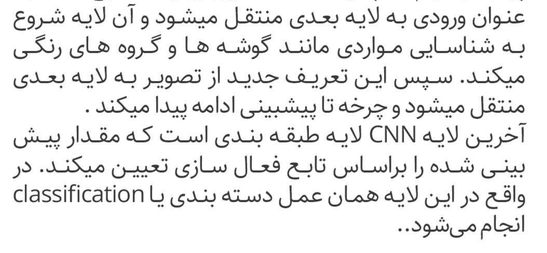
می گیرد . قبل از پیدایش شبکه عصبی mlp ، در سال ۱۹۵۸ فرانک روزنبلات یک شبکه عصبی به نام پرسپترون ابداع کرد. روزنبلات یک لایه ای از نورون ها را تشکیل داد و شبکه حاصل را پرسپترون نامید. پس از ساختن پرسپترون که تنها دارای چند نورون است و جز مسایل خطی نمی تواند حل کند به فکر افتادیم و شبکه ای دیگر طراحی کردیم که نام آن پرسپترون چند لایه multilayer per-ceptron یا به اختصار mlp است.

شبکه پرسپترون چند لایه چگونه آموزش می بیند ؟

مهم یک شبکه عصبی توانایی یادگیری است یعنی شبکه عصبی باید بتواند طبق الگوریتم یادگیری که دارد وزن ها را آنقدر تغییر دهد تا بهینه شود و خطای آن به حداقل برسد .
برای بهینه سازی به یک تابع اتلاف و یک الگوریتم بهینه سازی نیاز داریم که برای تابع اتلاف از MSE (MEAN SQUARED ERROR) و برای الگوریتم بهینه سازی از گرادیان کاهشی استفاده می کنیم .
در معادلات دیفرانسیل و سیگنال ها با آن آشنا شدیم . کانولوشن در پردازش تصاویر با کمک دیپ لرنینگ استفاده می شود . در سیگنال و سیستم، کانولوشن یک عملیات ریاضی است که به ترکیب دو سیگنال برای تولید سیگنال سوم میپردازد .
کانولوشن در سیگنال و سیستم و در پردازش تصویر اصولی مشابه دارند (در سیگنال یک بعدی عمل می‌کنیم، در تصویر دو بعدی) در کانولوشن در پردازش تصویر و دیپ لرنینگ ما از دو تصویر برای ساختن تصویر سوم استفاده میکنیم و به اصطلاح آن دو تصویر را کانوالو می کنیم .
کانولوشن را در شبکه های عصبی مصنوعی استفاده می کنیم و به اصلاح شبکه های عصبی کانولوشنی را تولید می کنیم .
همان طور که می دانید تصاویر آرایه های دو بعدی از ماتریس ها هستند و ما از کانولوشن دو بعدی برای تصاویر استفاده می کنیم .
در عمل کانولوشن درایه های دو ماتریس تصویر که در اختیار داریم در یکدیگر به صورت درایه به درایه ضرب می شوند .
نکته : به ماتریس اولیه ورودی و به ماتریس دوم که به منظور استخراج ویژگی استفاده می شود فیلتر یا kernel می گویند .
ماتریس حاصل همان محصول تولیدی و پاسخ کانولوشن ماست که در واقع ویژگی های مد نظر ما را با توجه به فیلتر انتخابی برای ما استخراج کرده است .
هنگامی که عمل کانولوشن روی تصویر مورد نظر انجام می شود اطلاعات و ویژگی های مورد نظر ما مثل تشخیص لبه، تاری، افزایش وضوح و غیره را استخراج می کند و در واقع لایه های کانولوشنی نقش feature extraction استخراج گر ویژگی را برای ما ایفا می کند .
فرق لایه کانولوشن معمولی و کانولوشن شبکه عصبی در این است که در نوع معمولی آن کارنل را ما آموزش می دهیم اما در شبکه عصبی کارنل مد نظر ما خود آموزش می بیند و کارنلی انتخاب می شود که بهترین و مهم ترین و همچنین بیشترین ویژگی ها را برای ما استخراج کند .

شبکه‌عصبی کانولوشنی
convolutional neural network

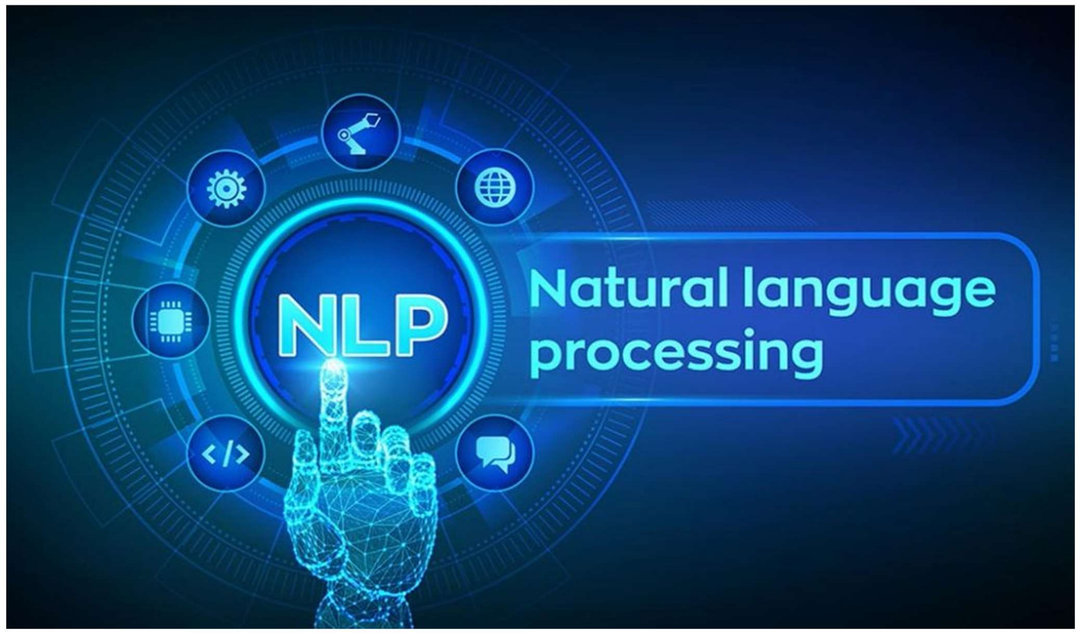
شبکه عصبی کانولوشنی نوعی شبکه عصبی است که داده هایی را که آرایش شبکه ای دارند را دریافت می کند و با کمک عمل کانولوشن که بالاتر توضیح دادیم اطلاعات و فیچر های مورد نظر را از آن ها استخراج می کند .



نکته مثبت شبکه های کانولوشنی این است که نیازی به پیش پردازش زیادی ندارند .
CNN ها میتوانند مهمترین ویژگی فیلترها را بیاموزند و چون به پارامترهای زیادی احتیاج نیست، صرفه جویی زیادی در وقت و عملیات آزمون و خطا صورت می گیرد .
یک تفاوت بزرگ بین CNN و شبکه عصبی معمولی این است که CNN ها برای مدیریت ریاضیات پشت صحنه، از کانولوشن استفاده میکنند. حداقل در یک لایه از CNN ، به جای ضرب ماتریس ازکانولوشن استفاده میشود. کانولوشن ها دو تابع را میگیرند و یک تابع را برمیگردانند.

شبکه عصبی کانولوشن چگونه عمل میکند؟

شبکه عصبی از گره هایی تشکیل شده که هر گره مجموع وزن های ورودی را توسط توابع محاسبه می کند و یک خروجی میدهد که در لایه های کانولوشنی تابع کانولوشن روی وزن های ورودی اعمال می شود و ویژگی های دلخواه و فیچر های استخراج شده به عنوان خروجی به ما تحویل داده می شود .
معمولا در شبکه های کانولوشنی در ابتدا لبه های تصویر را پیدا میکنیم. سپس اطلاعات خروجی و استخراج شده به عنوان ورودی به لایه بعدی منتقل میشود و آن لایه شروع به شناسایی مواردی مانند گوشه ها و گروه های رنگی میکند. سپس این تعریف جدید از تصویر به لایه بعدی منتقل میشود و چرخه تا پیشبینی ادامه پیدا میکند .
آخرین لایه CNN لایه طبقه بندی است که مقدار پیش بینی شده را براساس تابع فعال سازی تعیین میکند. در واقع در این لایه همان عمل دسته بندی یا classification انجام می‌شود..



Nlp پردازش زبان طبیعی چیست؟

از زیر شاخه ها و حوزه های کاربرد هوش مصنوعی و دیپ لرنینگ است. در این باره این موضوع شایان ذکر است که پردازش زبان های طبیعی عبارت است از استفاده از رایانه برای پردازش زبان گفتاری و زبان نوشتاری. بدین معنی که رایانه ها را قادر سازیم که گفتار یا نوشتار تولید شده در قالب و ساختار یک زبان طبیعی را تحلیل و درک نموده یا آن را تولید نمایند.

این شبکه، ماهیتی بازگشتی دارد، زیرا برای هر داده ورودی، تابع یکسانی را اجرا میکند در حالی که خروجی ورودی فعلی، به محاسبه قبلی بستگی دارد. پس از تولید خروجی، این خروجی کپی شده و مجدداً به شبکه بازگشتی ارسال میشود. برای تصمیم گیری، ورودی فعلی و خروجی که از ورودی قبلی آموزش دیده است، در نظر گرفته میشود .شبکه های عصبی بازگشتی میتوانند از حالت)حافظه(داخلی خود برای پردازش دنباله هایی از ورودی ها استفاده کنند. این موضوع باعث میشود که این شبکه ها در کارهایی مانند تشخیص دستخط به هم متصل و تکه تکه نشده یا تشخیص گفتار قابل استفاده باشند. در سایر شبکه های عصبی، تمام ورودی ها از یکدیگر مستقل هستند. اما در شبکه عصبی بازگشتی، همه ورودیها با یکدیگر مرتبط هستند. درواقع ما نیز برای داده هایی از این نوع شبکه استفاده می کنیم که این داده ها به یکدیگر مرتبط باشند . از شبکه RNN در پردازش مترجم گوگل و امتیاز دهی گوگل و همچنین nlp استفاده می شود .

علت اینکه از شبکه عصبی بازگشتی به جای شبکه عصبی معمولی استفاده می کنیم این است که شبکه عصبی معمولی نمی تواند موضوعاتی را که ترتیب و توالی در آن ها قدرتمند است را به خوبی شبکه عصبی بازگشتی حل کند زیرا تعداد محاسبات بیش از حد می شود .

همچنین اگر ورودی دارای طول متغیر باشد بهتر است از شبکه بازگشتی استفاده شود

- شبکه های عصبی بدون نظارت unsupervised
- شبکه عصبی خودرمز نگار AE
- شبکه های عصبی خود رمز نگار نوعی از شبکه های عصبی می باشند که برای کاربرد های متعددی استفاده می شوند .

ساختار این نوع شبکه ها از سه بخش اصلی تشکیل شده که هر کدام را به اختصار توضیح می دهم

بخش یک encoder

در این بخش دیتاهای ما وارد encoder می شود و دیتاهای ورودی را تا حد ممکن فشرده (hard code) می کنیم و فیچر ها و ویژگی های مد نظر خود را در حین فشرده کردن استخراج می کنیم این بخش به انقباض دیتا نیز معروف است . خروجی این بخش را code می نامیم .

بخش دوم code

کد ورودی بخش سوم می باشد کد در اصل همان ورودی اولیه است که فشرده شده است و تا حد ممکن و نیاز مدل از آن ویژگی های لازم را استخراج کرده است .

بخش سوم decoder

این بخش کد را دریافت کرده و پس از پردازش های مختلف توسط لایه های تشکیل شده از شبکه های عصبی تلاش می کند تا خروجی را تولید کند که تا حد ممکن شبیه

ورودی باشد . در واقع هدف اصلی مدل های AE نیز همین می باشد که خروجی را تولید کند که تا حد ممکن مشابه ورودی باشد و همچنین ویژگی های مد نظر ما نیز از آن دیتا استخراج شده باشد.

هوش مصنوعی و مهندسی پزشکی

طبق آمار هوش مصنوعی در آینده حدود ۷/۶ میلیارد دلار درآمد از محل خدمات درمانی ایجاد خواهند کرد. امروزه هوش مصنوعی تاثیر شگفت آوری روی زندگی بشر ایجاد کرده است به طوری که تمام صنایع را درگیر خود کرده و بسیاری از شغل ها را با آوردن سیستم های هوشمند به جایگزینی خود در آورده است .

پزشکی و شغل های مربوطه نیز از این قاعده مستثنا نیست و هوش مصنوعی به آن نیز نفوذ کرده است .

امروزه از ربات های هوشمند در جراحی استفاده می شود یا در حوزه مهندسی ژنتیک از هوش مصنوعی در توالی ژنتیکی و تجزیه و تحلیل آن استفاده می شود .

یکی از مهمترین گام های قابل توجه که هوش مصنوعی در مهندسی پزشکی و به طور کلی علم پزشکی برداشته است، تغییراتی است که در روند تشخیص بیماری توسط پزشکان ایجاد میکند ودر واقع موضوعی که در ادامه به آن خواهیم پرداخت زیر مجموعه همین بخش می باشد .

امروزه تشخیص بیماری ها و درجه بندی آن ها و همچنین تقسیم بندی نواحی آسیب دیده توسط هوش مصنوعی امکان پذیر است که در مواقعی به کمک پزشکان می آید و در مواقعی خود تشخیص بیماری را انجام می دهند . این مدل ها تا حدی پیشرفت کرده اند که در مواقعی حتی دقتی بالاتر از دقت انسان را هم برخوردار هستند.



کانگ ژانگ و همکارانش در دانشگاه کالیفرنیا اطلاعات موجود در مراجعه ۱/۳ میلیون مراجعه بیمار به یک مرکز درمانی در گوانگژو چین را به سیستم مصنوعی آموزش دادند و این سیستم هوش مصنوعی قادر است بیماریهایی همانند تب غدهای، روزئولا (بیماری همانند سرخک و سرخجه)، آنفلوانزا، آبله مرغان و بیماریهای دیگری مربوط به دهان و دندان و دست و پا را با دقت بین ۹۰ تا ۹۷ درصد تشخیص دهد .

در پژوهش دیگری که توسط Nature Medicine منتشر شده، به کمک سیستم هوش مصنوعی گوگل با استفاده از دیتابیسی شامل ۴۲ هزار سی تی اسکن بیماران، توانسته در تشخیص سرطان ریه بهتر از ٦ رادیولوژیست عمل کند. این مسئله باعث بهبود ۵ درصدی در تشخیص سرطان ریه شده است .

در سال ۲۰۱۸ سازمان غذا و دارو آمریکا IDx-DR را تصویب کرد. IDx-DR ابزاری است که به کمک هوش مصنوعی تصاویری که از قسمت پشت چشم تهیه شده است را مطالعه میکند و با تحلیل آنها میتواند رتینوپاتی دیابتی را تشخیص دهد. در زمانی که مطالعات بالینی این پژوهش که منجر به تایید این سیستم گردید انجام میشد، سیستم هوش مصنوعی توانسته بود رتینوپاتی دیابتی را با دقت ۸۹٫۵ درصد تشخیص دهد. این اولین ابزار در نوع خود است که میتواند بدون دخالت پزشک عملیات تشخیص را انجام دهد.

استفاده از machine learning and deep learning در مهندسی پزشکی تا به اینجای کار تا حدود زیادی در رابطه با ماشین لرنینگ و دیپ لرنینگ و انواع مدل های موجود بحث کردیم . حال باید عمیق تر شویم و کاربرد آن در پزشکی و تصویر برداری پزشکی را بیان کنیم البته که هوش مصنوعی و زیرشاخه های آن در حوزه های متعددی از مهندسی پزشکی کاربرد دارند که از میان آن ها می توان به موارد زیر اشاره کرد :

۱) پیشرفت در درمان و تشخیص بیماری ها

این به معنای افزایش دقت و همچنین سرعت روش ها می باشد وهمچنین با قدرت هوش مصنوعی می توانیم برای هر شخص برحسب سوابق و اطلاعات لازم درمانی یک برنامه درمانی شخصی سازی شده طراحی کنیم .

۲)طراحی دستگاه هایی که از هوش مصنوعی کمک می گیرند و دقت بسیار بالایی در ارایه نتایج دارند .

۳)مانیتورینگ پیوسته بیمار و توانایی تشخیص بیماری ها از طریق علایم فعلی بیمار

پردازش سیگنال

پردازش سیگنال های طبیعی بدن از روش های مهم به منظور دریافت اطلاعات راجع به سلامت فرد یا دقیق تر بیان کنیم سلامت ارگان مورد نظر است .

در بدن انواع مختلفی از سیگنال وجود دارد که هر کدام می تواند اطلاعات مهمی را برای ما نشان دهد

در پردازش سیگنال ما سیگنال های دریافتی از بدن را که به صورت خام هستند با تبدیل های لازم به سیگنال هایی تبدیل می کنیم که میتوان اطلاعات را از آن ها استخراج کرد .

برخی از تبدیل های مورد استفاده در پردازش سیگنال:

تبدیل فوریه Fourier Transform

تبدیل موج Wavelet Transform

تبدیل زد Z Transform

تبدیل لاپلاس laplace transform

استفاده از هوش مصنوعی دردرک و تحلیل تصاویر پزشکی پردازش تصویر موضوعی است که این مقاله منحصرا قصد دارد راجب به آن صحبت کند .در پردازش تصویر ما قصد داریم تصاویر پزشکی را دریافت کنیم و با انجام دادن پیش پردازش های لازم و استفاده از مدل های هوش مصنوعی معرفی شده ماشین لرنینگ machine learning و دیپ لرنینگ deep learning بتوانیم کار هایی نظیر تشخیص بیماری و دسته بندی تصاویر و بخش بخش کردن تصاویر به همراه توضیحات آن segmentation را انجام دهیم قبل از ادامه توضیحات به تعریف computer vision می پردازیم .

بینایی ماشین یکی از زیر شاخه های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین است که در آن ما قصد داریم به کامپیوتر این امکان را دهیم که بتواند به دیدی مانند انسان ها دسترسی پیدا کند که البته کلیت الگوریتم دیدن در بینایی ماشین مثل بینایی انسان است .

از طریق کامپیوتر ویژن computer vision سیستم توانایی درک تصاویر دیجیتال را پیدا می کند و می تواند به تحلیل آن ها بپردازد .

در کامپیوتر ویژن برای درک بهتر و بیرون کشیدن هرچه بیشتر اطلاعات از یک عکس دیجیتالی باید اطلاعاتی نظیر هر نوع موجودیت اطلاعاتی نظیر مدل سه بعدی، موقعیت دوربین، تشخیص و بازشناسی اشیاء و دسته بندی و جستجوی محتویات تصویر باشد .

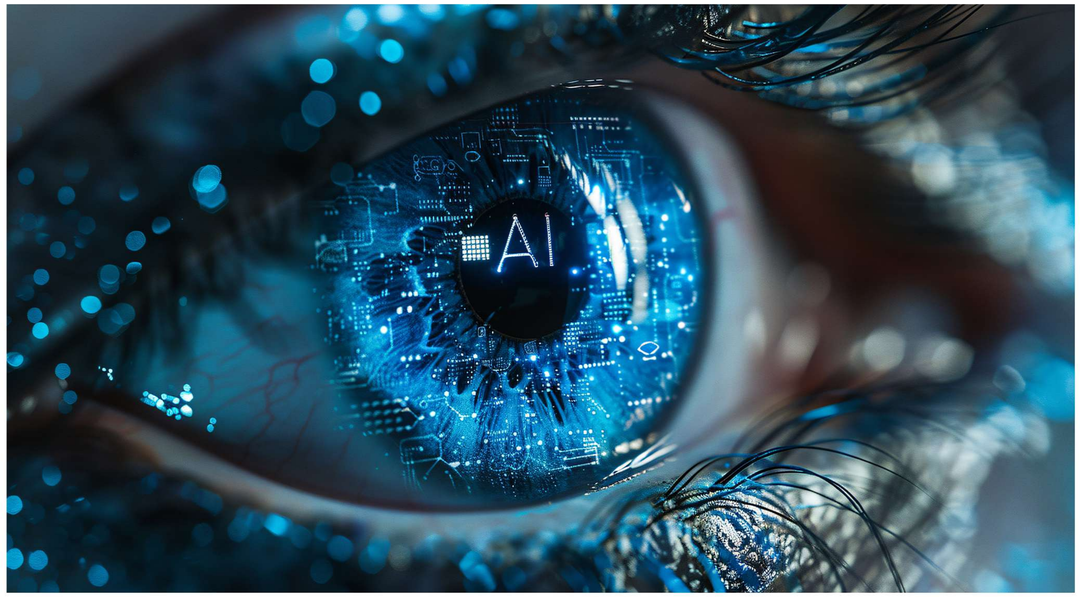
اگر بخواهیم عمیق تر بینایی ماشین را بررسی کنیم در آن یک سری تبدیلات و نمودار های آماری روی تصویر اعمال می کنیم و بدین وسیله می توانیم الگو ها و لبه ها و قسمت های مهم تصاویر را استخراج کنیم .

پردازش تصویر :

فرایند تولید تصاویر جدید از یک تصویر موجود است. در این فرایند، محتویات تصاویر به نحوی ساده سازی (Simplify) یا تقویت (Enhance) میشوند. پردازش تصویر، به نوعی پردازش سیگنال دیجیتال (Digital Signal Pro-cessing) محسوب میشود و با فرایندهای شناخت و درک محتوای تصاویر دیجیتال سروکار ندارد . همان طور که میدانید یک تصویر ماتریسی از اعداد است و به ماتریس دیجیتالی شناخته می‌شود .

به هر المان از ماتریس یک پیکسل می گویند و هر پیکسل یک عدد را تحت عنوان شدت intensity دارا است که این عدد از ۰ تا ۲۵۵ مقدار میگیرد . با تعریف پیکسل تعاریف دیگری نیز به دنبال آن می آید که در این مقاله نمیگنجد اما اگر علاقه مند هستید می توانید درباره فیزیک تصاویر دیجیتال مطالعه کنید

تا به اینجای کار درباره هوش مصنوعی و مختصرا ماشین لرنینگ و دیپ لرنینگ سخن گفتیم و پس از آن درباره پردازش تصاویر و شاخه ای از علوم کامپیوتر با نام بینایی ماشین نیز صحبت کردیم . حال به این موضوع پی می بریم که چرا تمامی این موارد باهم در این مقاله گرد آوری



شده است .

هدف این است که بتوانیم مدل هایی را طراحی کنیم که بتوانند کار های تشخیصی و دسته بندی و درجه بندی تصاویر پزشکی را انجام دهند .

یعنی بتوان مدلی در حوزه هوش مصنوعی پیاده سازی کرد که بتواند از روی تصاویر پزشکی که وجود دارند و به عنوان ورودی دریافت کرده است، بتواند کبد انسان سالم و بیمار را از یکدیگر تشخیص دهد .

به منظور طراحی این مدل ها باید بتوانیم دو شاخه از علوم کامپیوتر را باهم ترکیب کنیم که تاکنون با آن ها آشنا شده اید . پس از آن درباره سایر مراحل ساخت یک مدل صحبت می کنیم و مقاله را به پایان می‌رسانیم.

ساخت مدل های تشخیص هوش مصنوعی در حوزه پزشکی برای ساختن مدل های هوش مصنوعی در علم پزشکی باید بتوان سه شاخه از علوم هوش مصنوعی computer vision و machine learning و deep learning را با یکدیگر ترکیب نمود .

تمامی موارد ذکر شده بالاتر توضیح داده شده اند .

در ادامه به طراحی مدل و کاربرد هر علم در هر مرحله می پردازیم .

مرحله یک) انتخاب دیتاست مناسب

دیتاست ها منبع اطلاعات ما و جایی است که اطلاعات را از آنجا استخراج می کنیم. در این نوع مدل ها دیتاست ها تصاویر پزشکی هستند که مربوط به ارگان مورد نظر است .

بسته به این که در معماری شبکه از ماشین لرنینگ یا دیپ لرنینگ استفاده شوند نیاز ما به تعداد تصاویر و دیتا تغییر میکند به عنوان مثال مدل های دیپ لرنینگ برای آموزش مدل به دیتای بیشتری نیاز دارند .

مرحله دو) مرتب سازی داده ها

پس از این که اطلاعات را به دست آوردیم برای این که وارد مدل شوند باید تمیز شوند و اگر تصویر ما دارای نویز ، کنتراست کم، نور کم و ... باشد باید با تبدیلاتی که از image processing and computer vision آموخته ایم عکس را به یک دیتای آماده جهت اعمال به سیستم کنیم .

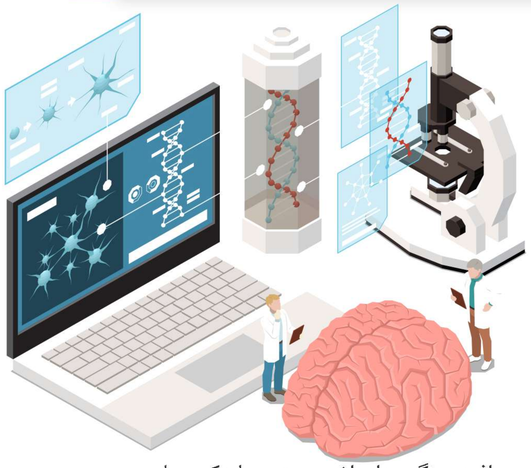
مرحله سوم) مهندسی ویژگی ها features

در این مرحله بسته به این که چه روشی در حال پیاده سازی است یعنی مدل ما با نظارت و یا بی نظارت باشد supervised and unsupervised ابتدا از یک مدل برای feature extraction استخراج ویژگی استفاده می شود .

این مدل استخراجگر ویژگی بدین منظور به کار گرفته می شود که تا اطلاعاتی که لازم است مدل دریافت کند که فرایند آموزش انجام شود را استخراج کند .

فرض کنید مدل شما در زمینه بیماری های مغزی عمل کند پس مدلی که طراحی میکنید باید از feature ex-traction بهره ببرد که زخم ها ترشحات مغز را مارکدار – علامت گذاری کند .

پس از استخراج شدن ویژگی های لازم باید بتوانیم به مدل یک تشخیص دهنده‌ی classifier دهیم که بتواند با



دریافت ویژگی های لازم بسته به اینکه مدل :

- تقسیم بندی پیکسل به پیکسل تصویر و گذاشتن لیبل روی Segmentationآن
- Classifier تقسیم کردن تصاویر به دو یا چند گروه multi or binary classification
- regression-classifier پیش بینی را به صورت عددی و با اعداد و درصد بیان می کند تا با گروه بندی و ... بسته به نوع مدل از که یکی از سه نوع بالا می باشد از کلاسیفایر مناسب استفاده خواهد شد.

مرحله پنجم) performance matrices

بررسی عملکرد مدل ها برای کلینیکی شدن و استفاده شدن از مدل های طراحی شده توسط پزشک باید معیار سنجشی برای مدل ها وجود داشته باشد که میزان کارا بودن آن ها را بیان کند .

محیط اجرای کد ها :

کد های مربوط به حوزه ماشین و بینایی کامپیوتر را می توان در python , matlab اجرا کرد.

در پایتون :spyder>Jupyter Notebook

در متلب :Octave>matlab

کتابخانه های مربوط که با یادگیری آن ها می توانید مدل هارا پیاده سازی کنید:

Keras/Numpy/Pytorch/SciPy/Scikit-Learn
Theano/TensorFlow/Pandas/Matplotlib/OpenCV

برای یادگیری پایتون و پیش نیاز ها هم میتونید از لینک های زیر استفاده کنید :

https://www.geeksforgeeks.org
https://www.w3schools.co/

هوش مصنوعی یکی از پدیده های تکنولوژی امروز است و خواه ناخواه در آینده ای نه چندان دور مشاغل زیادی را به سلطه خود در می آورد و یادگیری آن در آینده از واجبات علوم مهندسی خواهد بود . امیدوارم مطالب نوشته شده برای شما جالب و مفید بوده باشد

با آرزوی موفقیت.

عرفان اصغری

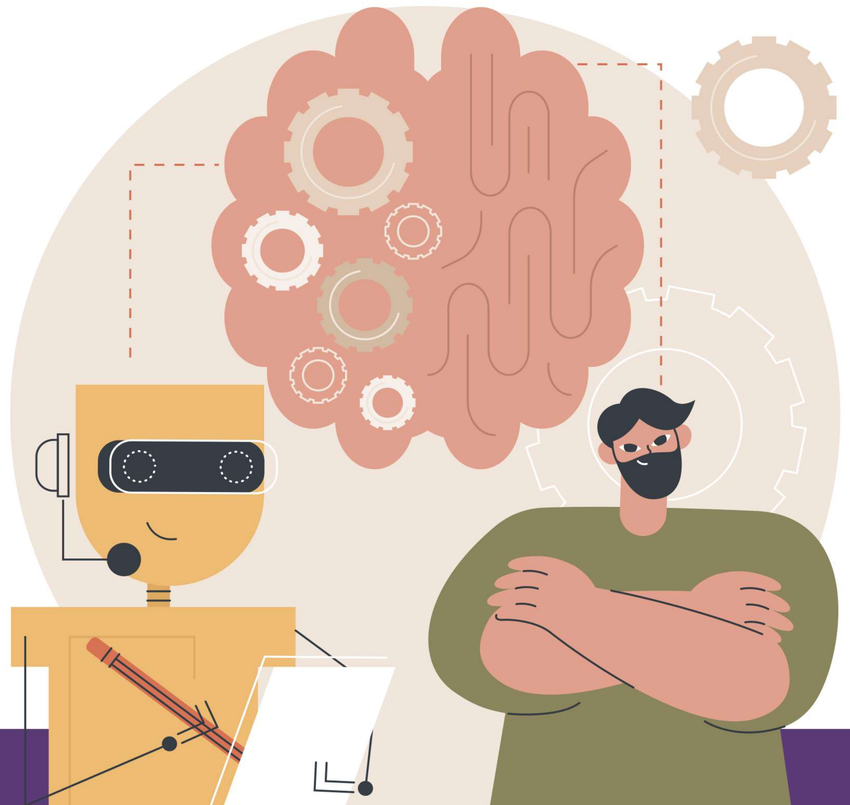
آیا ذهن انسان را می توان با ماشین فهمید؟

در عصر هم‌گرایی علوم اعصاب، هوش مصنوعی، و مهندسی زیستی، پرسشی بنیادین در قلب پژوهش‌های بین‌رشته‌ای شکل گرفته است: آیا ماشین‌ها می‌توانند ذهن انسان را بفهمند؟ این پرسش، فراتر از یک دغدغه‌ی تکنولوژیک، به عمق فلسفه‌ی ذهن، روان‌شناسی شناختی، و اخلاق در طراحی سیستم‌های هوشمند نفوذ کرده است. در جهانی که الگوریتم‌ها قادرند احساسات را از چهره استخراج کنند، تصمیم‌گیری‌های انسانی را پیش‌بینی نمایند، و حتی با مغز ارتباط مستقیم برقرار کنند، مرز میان شبیه‌سازی و درک واقعی ذهن به چالشی پیچیده بدل شده است.

ماشین‌ها امروزه می‌توانند با تحلیل داده‌های عصبی مانند EEG و fMRI، الگوهای شناختی را بازسازی کنند. در حوزه هایی چون رابط مغز-رایانه (BCI)، این توانایی‌ها به افراد دارای ناتوانی‌های حرکتی امکان تعامل با محیط را داده‌اند، و در درمان اختلالات روانی نیز نویدبخش تحولات بزرگی هستند. مدل‌های یادگیری ماشین می‌توانند رفتارهای پیچیده را پیش‌بینی کنند، و حتی در برخی موارد، به بازسازی تجربیات ذهنی نزدیک شوند. با این حال، آنچه ذهن انسان را از ماشین متمایز می‌کند، تجربه‌ی درونی، آگاهی، و نیت‌مندی است، مفاهیمی که هنوز در هیچ الگوریتمی قابل تعریف دقیق نیستند.

ماشین‌ها نمی‌توانند درد را حس کنند، زیبایی موسیقی را تجربه کنند، یا از دل خاطرات زیسته، تصمیمی شهودی بگیرند. ذهن انسان در تعامل با زمینه‌های فرهنگی، تاریخچه ی فردی، و شبکه‌های اجتماعی شکل می‌گیرد، عواملی که در ساختارهای فعلی هوش مصنوعی جایگاهی ندارند. حتی خلاقیت، که گاه در خروجی‌های ماشینی دیده می‌شود، بیشتر حاصل بازترکیب داده‌هاست تا زایش اصیل معنا.

با وجود پیشرفت‌های چشمگیر، هنوز مشخص نیست که آیا ماشین‌ها می‌توانند به درکی اصیل از ذهن انسان برسند یا صرفاً در سطحی سطحی و آماری باقی خواهند ماند. این ابهام، نه‌تنها چالش علمی، بلکه فرصتی برای بازاندیشی در مرزهای شناخت، طراحی، و تعامل انسان با ماشین فراهم می‌آورد. شاید پاسخ نهایی نه در تقلید کامل ذهن، بلکه در هم‌زیستی خلاقانه میان انسان و فناوری نهفته باشد، جایی که ماشین‌ها ابزار فهم‌اند، نه جایگزین تجربه.



پایه های نوروساینس تصمیم گیری:

تصمیم گیری محصول تعامل دو سیستم مغز و ذهن است اگرچه این دو واژه در گفتگوی روزمره گاهی به جای یکدیگر به کار م روند، مغز یک عضو فیزیکی و ملموس در بدن است در مقابل ذهن مجموعه ای از فرآیندهای غیرمادی و مشاهده ناپذیر مانند تفکر، احساسات، خاطراتو آگاهی را در بر می گیرد.

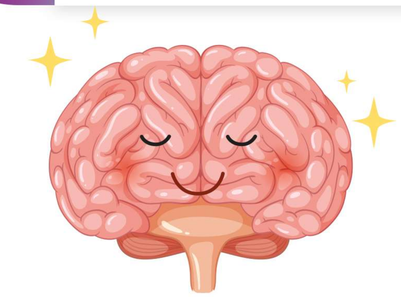
تصور کنید مغز یک سازمان بزرگ است که بخش‌های مختلفی دارد و هر بخش از آن شامل چند واحد کوچک‌تر است. در هر یک از این واحدهای کوچک، سیم‌کشی تلفن وجود دارد و اعضای آن می‌توانند پیام‌های خود را فوراً به هم اطلاع دهند. اما این سیم‌کشی تلفنی فقط محدود به هر واحد است، و بین واحدها چنین ارتباطی وجود ندارد. سازمان برای حل این مساله، از اشخاصی به نام پیام‌رسان استفاده می‌کند. آن‌ها پیام‌های را از یک واحد می‌گیرند و به واحدهای دیگر انتقال می‌دهند و پیام به همین شکل منتقل می‌شود تا نهایتاً به بخش‌های مورد نظر برسد.

مغز نیز از میلیاردها واحد کوچک تقسیم شده است که «سلول عصبی» یا «نورون» نام دارند. پیام‌ها در داخل هر نورون به صورت سیگنال‌های الکتریکی منتقل می‌شوند.اما نورون‌ها به طور مستقیم با یکدیگر در تماس نیستند و فضای بسیار کوچکی به نام «شکاف سیناپسی» آن‌ها را از هم جدا می‌کند. سیگنال‌های الکتریکی نمی‌توانند از این شکاف عبور کنند. برای عبور از این محدودیت، مغز از مواد شیمیایی به نام «پیام‌رسان عصبی» یا «نوروترنسمیتر» استفاده می‌کند. این مواد پیام را از یک نورون (نورون فرستنده) دریافت می‌کنند، از شکاف سیناپسی عبور کرده و آن را به نورون بعدی (نورون دریافت‌کننده) تحویل می دهند. این فرایند، ارتباط میان میلیاردها نورون و بخش‌های مختلف مغز را ممکن می‌سازد.

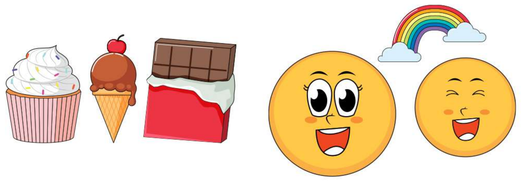
پیام‌رسان‌های عصبی انواع مختلفی دارند، زیرا هر کدام پیام‌های متفاوتی را منتقل می‌کنند. برای مثال، یک پیام رسان ممکن است فرمان «تحریک» و «افزایش فعالیت» را صادر کند، در حالی که دیگری پیام «مهار» و «کاهش فعالیت» را به سلول بعدی برساند. عملکرد صحیح مغز به انتقال این پیام‌های متنوع وابسته است.

مهم‌ترین عامل در عملکرد بهینه مغز، «تعادل» در میزان فعالیت این پیام‌رسان‌ها است. ممکن است تصور شود هر چه مقدار یک پیام‌رسان «مفید» مانند سروتونین (که به آرامش کمک می‌کند) بیشتر باشد، بهتر است. این تصور دقیق نیست. عملکرد مطلوب مغز نه به مقدار زیاد یا کم یک ماده خاص، بلکه به توازن دقیق میان تمام آن‌ها وابسته است. هرگونه انحراف از این تعادل، مانند افزایش یا کاهش بیش از حد یک پیام‌رسان، می‌تواند بر

عملکردهای شناختی، احساسات و رفتارها، از جمله فرایند تصمیم‌گیری، تأثیر بگذارد. در ادامه، نقش چند پیام‌رسان عصبی کلیدی را در تصمیم‌گیری بررسی می‌کنیم.



۱- دوپامین (Dopamine): هنگامی که یک عمل به نتیجه ای مطلوب و لذت‌بخش منجر می‌شود، مانند موفقیت در یک پروژه، نورون‌های موجود در ناحیه تگمنتوم شکمی (VTA) دوپامین آزاد می‌کنند. این ماده به عنوان یک پیام رسان به بخش‌هایی مانند هسته اکومبنس و قشر پیش پیشانی می‌رود. پیام دوپامین این است: «این رفتار به پاداش منجر شد، پس ارزشمند است و باید تکرار شود». در نتیجه، اتصال بین نورون‌هایی که مسئول آن رفتار بوده اند، تقویت می‌شود. این فرایند که «یادگیری تقویتی» نام دارد، باعث می‌شود که در آینده با احتمال بیشتری همان رفتار را تکرار کنیم. بنابراین، دوپامین به طور مستقیم در شکل‌گیری عادت‌ها و هدایت تصمیم‌ها به سمت گزینه هایی که در گذشته پاداش به همراه داشته‌اند، نقش دارد. عدم تعادل در این سیستم می‌تواند به بی‌انگیزگی (در صورت کمبود دوپامین) یا رفتارهای اعتیادآور و ریسک پذیری بالا (در صورت فعالیت بیش از حد) منجر شود.



Dopamine

Serotonin

۲- سروتونین (Serotonin): سروتونین از ساقه مغز به سراسر مغز فرستاده می‌شود و نقشی کلیدی در تنظیم هیجانات، خلق‌وخو و کنترل تکانه دارد. پیام اصلی سروتونین «مهار کردن» و «ایجاد ثبات» است. این پیام رسان با تأثیر بر قشر پیش‌پیشانی، به فرد کمک می‌کند تا واکنش‌های هیجانی فوری خود را که از مراکز عمیق‌تر مغز مانند آمیگدال سرچشمه می‌گیرند، مدیریت کند. برای مثال وقتی فرد با یک انتخاب وسوسه‌انگیز اما مضر در بلندمدت روبه‌رو می‌شود، سیگنال‌دهی سروتونین به قشر پیش‌پیشانی کمک می‌کند تا پیام‌های هیجانی را تعدیل کرده و تصمیم را به سمت گزینه‌های منطقی‌تر هدایت کند. به همین دلیل، سطوح پایین سروتونین با افزایش تکانش‌گری، تصمیم‌گیری‌های شتاب‌زده و ناتوانی در مدیریت هیجانات منفی مرتبط است.

۳- نوراپی نفرین (Norepinephrine): نوراپی‌نفرین از ناحیه‌ای به نام لوکوس سرولئوس در ساقه مغز آزاد می‌شود و پیام «توجه کن، یک رویداد مهم در حال وقوع است» را به بخش‌های گسترده‌ای از مغز، به‌ویژه قشر پیش‌پیشانی، می‌فرستد. این پیام‌رسان در پاسخ به استرس، تازگی یا یک چالش جدید آزاد می‌شود و سیستم عصبی را در حالت آماده‌باش قرار می‌دهد. این فرایند باعث افزایش تمرکز، حذف اطلاعات غیرضروری و بهبود سرعت پردازش در مدارهای مغزی مرتبط با توجه می‌شود. برای مثال، در یک موقعیت اضطراری، این سیستم به فرد امکان می‌دهد تا بر متغیرهای کلیدی متمرکز شود و به سرعت واکنش نشان دهد. با این حال، فعالیت بیش از حد نوراپی‌نفرین می‌تواند به اضطراب و تمرکز بیش از حد بر جنبه‌های تهدیدآمیز یک موقعیت منجر شود.

۴- گابا (GABA) یا گاما-آمینوبوتیریک اسید: گابا اصلی ترین پیام‌رسان مهاری در سیستم عصبی مرکزی است و وظیفه آن، کاهش فعالیت الکتریکی نورون‌هاست. پیام گابا این است: «آرام باش». این ماده با اتصال به گیرنده‌های خود، فعالیت نورون‌ها را کاهش می‌دهد و از شلیک سیگنال‌های عصبی اضافی جلوگیری می‌کند. در فرایند تصمیم‌گیری، گابا با کاهش «نویز پس‌زمینه» مغز (مانند افکار مزاحم) به شفافیت ذهن کمک می‌کند. این اثر مهاری، به ویژه در قشر پیش‌پیشانی، به فرد اجازه می‌دهد تا بدون فشار اضطراب و استرس، گزینه‌ها را به صورت منطقی تحلیل کند. کمبود فعالیت گابا می‌تواند به اضطراب، بی‌قراری و ناتوانی در تمرکز منجر شود که همگی فرایند تصمیم‌گیری منطقی را مختل می‌کنند.

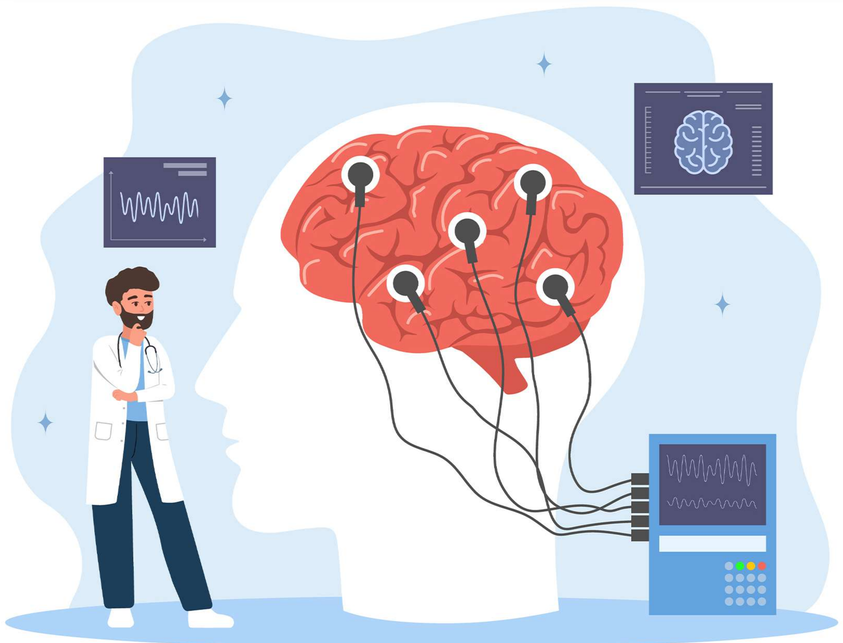
۵- گلوتامات (Glutamate): گلوتامات، در نقطه مقابل گابا، پیام «فعال شو» را منتقل می‌کند. این ماده نقش مهمی در «تقویت‌طولانی مدت» دارد که اساس یادگیری و حافظه است. وقتی دو نورون به طور همزمان فعال می‌شوند، سیگنال‌دهی گلوتامات اتصال سیناپسی بین آن‌ها را تقویت می‌کند. این سازوکار به مغز اجازه می‌دهد تا از تجربیات گذشته بیاموزد. هر تصمیم و نتیجه آن، الگویی از ارتباطات نورونی را در مغز تقویت یا تضعیف می‌کند. در تصمیم‌گیری‌های آینده، مغز از این مسیرهای تقویت‌شده استفاده می‌کند تا اطلاعات را سریع تر پردازش کند و انتخاب‌های خود را بر اساس الگوهای آموخته‌شده بهبود ببخشد. با این حال، فعالیت بیش از حد گلوتامات برای سلول‌های عصبی سمی است و می‌تواند به مرگ آن‌ها منجر شود. این موضوع بار دیگر بر اهمیت حیاتی تعادل در شیمی مغز تأکید می‌کند



احساسات انسانی نقش بنیادینی در تصمیم‌گیری، تعاملات اجتماعی، و سلامت روان ایفا می‌کنند. در دهه‌های اخیر، با پیشرفت فناوری‌های ثبت سیگنال‌های مغزی، امکان بررسی مستقیم فعالیت‌های عصبی مرتبط با حالات احساسی فراهم شده است. این تحول، زمینه‌ساز توسعه حوزه‌هایی چون رابط مغز-رایانه (BCI)، روان‌سنجی عصبی، و تعامل انسان-ماشین شده است. هدف این مقاله، بررسی جامع ارتباط میان احساسات و سیگنال‌های مغزی، تحلیل امواج مغزی در حالات احساسی مختلف، معرفی روش‌های ثبت سیگنال، چالش‌های تفسیر داده‌ها، و تفاوت‌های فردی در پاسخ‌های عصبی است.

احساسات حاصل تعامل پیچیده میان نواحی مختلف مغز از جمله آمیگدال، هیپوکامپ، قشر پیش‌پیشانی، و سیستم لیمبیک هستند. آمیگدال در پردازش ترس و تهدید نقش دارد، در حالی که قشر پیش‌پیشانی در تنظیم و ارزیابی احساسات پیچیده‌تر مانند همدلی و پشیمانی فعال است. این نواحی از طریق فعالیت‌های الکتریکی و هموداینامیک قابل اندازه‌گیری‌اند، که بازتابی از وضعیت احساسی فرد در لحظه‌هستند.

فعالیت الکتریکی مغز به‌صورت امواجی با فرکانس‌های مختلف قابل اندازه‌گیری است. این امواج به پنج دسته اصلی تقسیم می‌شوند: دلتا، تتا، آلفا، بتا و گاما. امواج دلتا با فرکانس بسیار پایین، معمولاً در خواب عمیق و آرامش شدید مشاهده می‌شوند. امواج تتا با فرکانس متوسط، در حالت رویاپردازی، خلاقیت یا غم فعال‌اند. امواج آلفا در شرایط آرامش، تمرکز سبک و رضایت ذهنی غالب‌اند. در مقابل، امواج بتا در زمان هوشیاری بالا، اضطراب یا استرس افزایش می‌یابند. امواج گاما که بالاترین فرکانس را دارند، با پردازش شناختی پیچیده و هیجان شدید مرتبط‌اند.



برای مثال، در حالت شادی، افزایش فعالیت آلفا در ناحیه پیش‌پیشانی چپ مشاهده می‌شود، در حالی که در حالت ترس یا اضطراب، امواج بتا در نواحی مرکزی و خلفی مغز غالب‌اند. همچنین، احساس غم با افزایش امواج تتا در نواحی گیجگاهی مرتبط است.

برای بررسی فعالیت‌های عصبی مرتبط با احساسات، روش های متعددی مورد استفاده قرار می‌گیرند. الکتروانسفالوگرافی (EEG) یکی از رایج‌ترین روش‌هاست که با استفاده از الکترودهای غیرتهاجمی، فعالیت الکتریکی سطحی مغز را ثبت می‌کند. این روش به دلیل دقت زمانی بالا، هزینه پایین، و قابلیت حمل، در مطالعات احساسی بسیار محبوب است.

روش‌های دیگر شامل تصویربرداری تشدید مغناطیسی عملکردی (fMRI) است که تغییرات جریان خون در مغز را اندازه‌گیری می‌کند و دقت مکانی بالایی دارد، هرچند با تأخیر زمانی همراه است. مغناطیس‌انسفالوگرافی (MEG) نیز میدان‌های مغناطیسی ناشی از فعالیت نورونی را ثبت می‌کند و دقت بالایی دارد اما نیازمند تجهیزات گران‌قیمت و محیط کنترل‌شده است. همچنین، طیف‌سنجی مادون قرمز نزدیک (NIRS) با اندازه‌گیری اکسیژن‌رسانی خون در سطح مغز، امکان پایش فعالیت‌های عصبی در محیط‌های طبیعی را فراهم می‌کند.

تحلیل سیگنال‌های مغزی برای تشخیص حالات احساسی با چالش‌های متعددی مواجه است. نخست، سیگنال‌های EEG بسیار ضعیف‌اند و به‌راحتی تحت تأثیر عوامل محیطی یا فیزیولوژیکی مانند حرکت، پلک زدن یا نویز الکتریکی قرار می‌گیرند. دوم، بسیاری از احساسات الگوهای مشابهی در سیگنال‌های مغزی ایجاد می‌کنند، که تفکیک آن‌ها را دشوار می‌سازد. سوم، تفاوت‌های ساختاری و تجربی میان افراد باعث می‌شود پاسخ‌های مغزی به محرک‌های احساسی یکسان، متفاوت باشد.

علاوه بر این، تفسیر مستقیم سیگنال‌ها امکان‌پذیر نیست و نیازمند مدل‌سازی پیچیده است. برای طبقه‌بندی دقیق احساسات، استفاده از روش‌های یادگیری ماشین مانند شبکه‌های عصبی پیچشی (CNN)، بازگشتی (LSTM)، و مدل‌های چندوجهی ضروری است. این الگوریتم‌ها به داده های بزرگ، پیش‌پردازش دقیق، و اعتبارسنجی چندمرحله‌ای نیاز دارند.

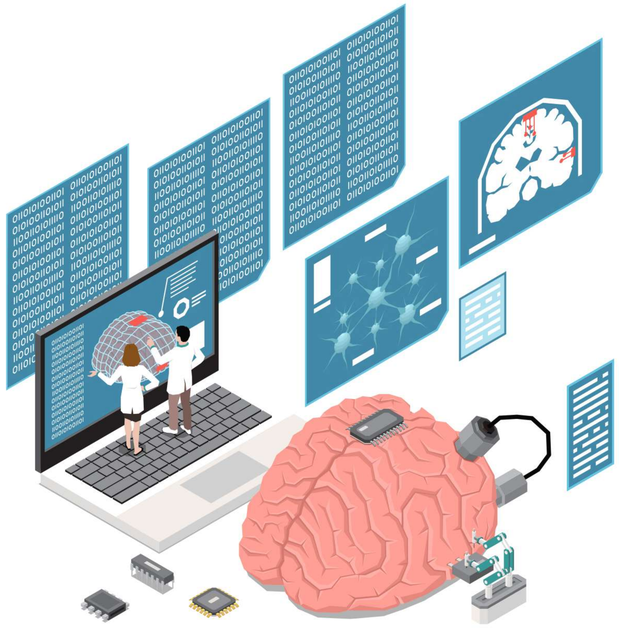
هر فرد دارای امضای عصبی منحصر به‌فردی است. تفاوت در ساختار نواحی مغزی مانند قشر پیش‌پیشانی، آمیگدال و هیپوکامپ می‌تواند منجر به واکنش‌های متفاوت به محرک‌های احساسی مشابه شود. عوامل ژنتیکی، تجربیات گذشته، وضعیت روانی فعلی، و حتی فرهنگ می‌توانند الگوی پاسخ‌های مغزی را تغییر دهند. این تفاوت‌ها ضرورت استفاده از مدل‌های شخصی‌سازی‌شده یا روش‌های مستقل از فرد را در طراحی سامانه‌های تشخیص احساسات نشان می‌دهد.

درک سیگنال‌های مغزی مرتبط با احساسات، کاربردهای گسترده‌ای دارد. در درمان‌های روان‌شناختی، پایش لحظه‌ای احساسات می‌تواند به بهبود افسردگی، اضطراب و اختلالات خلقی کمک کند. در رابط‌های مغز-رایانه، امکان تعامل احساسی با ماشین‌ها، بازی‌های تطبیقی، و کنترل

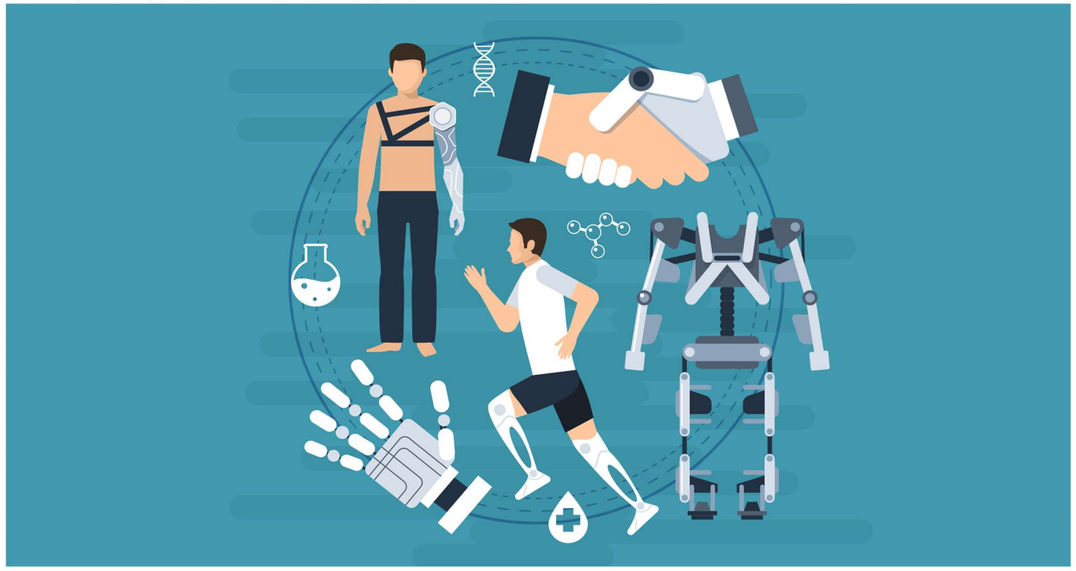
ابزارها با حالات ذهنی فراهم می‌شود. در آموزش، تنظیم محتوای آموزشی بر اساس وضعیت احساسی دانش‌آموزان می‌تواند اثربخشی یادگیری را افزایش دهد. همچنین، در بازاریابی عصبی، تحلیل واکنش‌های احساسی به تبلیغات و محصولات، بینش‌های ارزشمندی ارائه می‌دهد.
با توسعه تجهیزات پوشیدنی، الگوریتم‌های یادگیری عمیق، و پایگاه‌های داده چندوجهی، آینده این حوزه به سمت شخصی‌سازی، تعامل بلادرنگ، و کاربردهای روزمره پیش می‌رود.
مطالعه سیگنال‌های مغزی در زمینه احساسات، بستری میان‌رشته‌ای میان علوم اعصاب، مهندسی پزشکی، روان شناسی و هوش مصنوعی فراهم کرده است. با وجود چالش‌های موجود، پیشرفت در الگوریتم‌های یادگیری ماشین و توسعه تجهیزات قابل حمل، افق‌های جدیدی برای کاربردهای بالینی، آموزشی و تعامل انسان-ماشین گشوده است. درک دقیق‌تر از احساسات نه‌تنها به بهبود کیفیت زندگی کمک می‌کند، بلکه مسیرهای نوینی برای تعامل انسان با فناوری می‌گشاید.

رابط مغز و ماشین:
تعامل عصبی با فناوری‌های هوشمند

رابط مغز و ماشین (Brain-Computer Interface یا BCI) یکی از نوآوری‌های بنیادین در تقاطع علوم اعصاب، مهندسی پزشکی، و هوش مصنوعی است که امکان برقراری ارتباط مستقیم میان مغز انسان و دستگاه‌های دیجیتال را فراهم می‌سازد. این فناوری با هدف ترجمه سیگنال‌های عصبی به فرمان‌های قابل فهم برای ماشین ها، مسیرهای نوینی را در درمان، توانبخشی، آموزش، و تعامل انسان-رایانه گشوده است. در جهانی که تعامل انسان با فناوری به‌سرعت در حال گسترش است، BCI نه تنها ابزار ارتباطی جدیدی ارائه می‌دهد، بلکه درک ما از ذهن، اراده، و احساسات را نیز دگرگون می‌سازد.
رابط مغز و ماشین سیستمی است که سیگنال‌های مغزی را از طریق ابزارهایی مانند EEG (الکتروانسفالوگرافی) یا ایمپلنت‌های داخل‌مغزی دریافت کرده، آن‌ها را پردازش و تفسیر می‌کند، و سپس خروجی‌ای تولید می‌کند که می تواند منجر به کنترل یک دستگاه خارجی شود. این دستگاه ممکن است شامل بازوی رباتیک، ویلچر، نرم‌افزار رایانه‌ای، یا حتی محیط‌های واقعیت مجازی باشد. در این فرآیند، فرد بدون نیاز به حرکت عضلانی، تنها با فعالیت ذهنی قادر به تعامل با محیط دیجیتال خواهد بود.
سیستم‌های BCI معمولاً شامل چهار مرحله اصلی هستند: ثبت سیگنال، پیش‌پردازش، استخراج ویژگی‌ها، و طبقه بندی. در مرحله ثبت، سیگنال‌های مغزی از سطح پوست سر یا از طریق ایمپلنت دریافت می‌شوند. سپس در مرحله پیش‌پردازش، نویزهای محیطی و فیزیولوژیکی حذف می شوند. در مرحله استخراج ویژگی، الگوهای مرتبط با فعالیت ذهنی شناسایی می‌شوند و در نهایت، طبقه‌بندی‌کننده‌های هوشمند مانند شبکه‌های عصبی یا الگوریتم‌های یادگیری ماشین، سیگنال‌ها را به فرمان‌های قابل اجرا تبدیل می کنند.
در سال‌های اخیر، پروژه‌های متعددی در سطح جهانی به توسعه BCI اختصاص یافته‌اند که هرکدام با رویکردی خاص، به دنبال گسترش مرزهای تعامل انسان و ماشین هستند:
Neuralink پروژه‌ای با هدایت ایلان ماسک که هدف آن توسعه ایمپلنت‌های مغزی با دقت بالا برای برقراری ارتباط مستقیم با رایانه‌هاست. این فناوری در آینده می‌تواند در درمان بیماری‌های عصبی، کنترل ابزارها با فکر، و حتی ادغام انسان با هوش مصنوعی نقش ایفا کند. طراحی الکترودهای انعطاف‌پذیر و ربات‌های جراحی خودکار از نوآوری‌های کلیدی این پروژه‌اند.
BrainGate یکی از پروژه‌های پیشگام در استفاده از ایمپلنت‌های مغزی برای کنترل بازوهای رباتیک توسط افراد دچار فلج. این پروژه نشان داده است که افراد می‌توانند تنها با تصور حرکت، اشیاء را با بازوی رباتیک جابجا کنند. نتایج این پروژه در توانبخشی عصبی و بازگرداندن استقلال حرکتی بسیار امیدبخش بوده‌اند.
OpenBCI پلتفرمی متن‌باز برای پژوهشگران و توسعه دهندگان که امکان ثبت و تحلیل سیگنال‌های EEG را با هزینه پایین فراهم می‌کند. این پروژه در آموزش، بازی سازی، هنر تعاملی، و حتی مدیتیشن کاربرد دارد و به دموکراتیزه‌کردن دسترسی به فناوری‌های عصبی کمک کرده است.



Emotiv و NeuroSky شرکت‌هایی که هدست‌های EEG تجاری تولید کرده‌اند و در حوزه‌های غیرپزشکی مانند بازی‌های ذهنی، مدیتیشن، و آموزش مورد استفاده قرار می گیرند. این ابزارها امکان پایش لحظه‌ای تمرکز، آرامش، و هیجان را فراهم می‌کنند و در طراحی تجربه‌های کاربری تطبیقی نقش دارند.



یکی از کاربردهای کلیدی BCI، کنترل ربات‌ها با استفاده از سیگنال‌های مغزی است. در این زمینه، فرد می‌تواند با تمرکز ذهنی یا تصور حرکت، فرمان‌هایی به ربات ارسال کند. این فناوری در موارد زیر کاربرد دارد:
توانبخشی بیماران دچار آسیب نخاعی یا قطع عضو: کنترل بازوهای مصنوعی یا ویلچرهای هوشمند با فکر، بدون نیاز به حرکت فیزیکی؛
ربات‌های صنعتی یا نظامی: فرمان‌پذیری سریع در محیط های پرخطر یا پیچیده؛
ربات‌های اجتماعی و خدماتی: تعامل احساسی با انسان‌ها بر اساس حالات ذهنی و عاطفی.
در این کاربردها، دقت زمانی بالا، قابلیت بلادرنگ، و شخصی‌سازی الگوریتم‌ها از عوامل حیاتی موفقیت هستند.
رابط مغز و ماشین در درمان اختلالات عصبی و روانی نیز نقش مهمی ایفا می‌کند. از جمله:
درمان افسردگی و اضطراب: با استفاده از بازخورد عصبی (Neurofeedback)، فرد می‌تواند الگوهای ذهنی خود را اصلاح کند و به تعادل روانی برسد؛
توانبخشی پس از سکته مغزی: تحریک ذهنی برای بازآموزی عملکرد حرکتی و افزایش انعطاف‌پذیری عصبی؛
کنترل تشنج در بیماران مبتلا به صرع: پیش‌بینی حملات و فعال‌سازی پاسخ‌های محافظتی از طریق پایش بلادرنگ سیگنال‌های مغزی.
این کاربردها نشان‌دهنده ظرفیت BCI در ارتقاء کیفیت زندگی بیماران و کاهش وابستگی به درمان‌های دارویی هستند.
در حوزه آموزش و سرگرمی، BCI امکان طراحی بازی‌هایی را فراهم کرده است که بر اساس سطح تمرکز، آرامش یا هیجان ذهنی کاربر عمل می‌کنند. این بازی‌ها نه‌تنها جنبه تفریحی دارند، بلکه در آموزش مهارت‌های شناختی، افزایش تمرکز، و کاهش استرس نیز مؤثرند. همچنین، در محیط‌های آموزشی، سیستم‌های تطبیقی مبتنی بر BCI می‌توانند محتوای درسی را با توجه به وضعیت ذهنی دانش آموز تنظیم کنند و اثربخشی یادگیری را افزایش دهند.
در مدارس آینده، ممکن است دانش‌آموزان با هدست‌های EEG به کلاس وارد شوند و معلم بر اساس سطح هوشیاری و خستگی ذهنی آن‌ها، روش تدریس را تنظیم کند. این نوع آموزش شخصی‌سازی‌شده می‌تواند شکاف‌های یادگیری را کاهش دهد و انگیزه تحصیلی را افزایش دهد.
با وجود پیشرفت‌های چشمگیر، BCI با چالش‌های فنی، اخلاقی و اجتماعی متعددی روبروست:
>>نویز بالا و دقت پایین در ثبت سیگنال‌های سطحی
>>تنوع فردی در ساختار مغز و پاسخ‌های عصبی
>>نیاز به الگوریتم‌های یادگیری ماشین پیچیده و داده‌های بزرگ
>>مسائل حریم خصوصی و امنیت داده‌های عصبی
>>پذیرش اجتماعی و روانی استفاده از فناوری‌های مغزی در زندگی روزمره
حل این چالش‌ها نیازمند همکاری میان‌رشته‌ای میان مهندسان، متخصصان اعصاب، روان‌شناسان، و طراحان تجربه کاربری است.
رابط مغز و ماشین، پلی میان فعالیت‌های عصبی انسان و

فناوری‌های دیجیتال است که با بهره‌گیری از سیگنال‌های مغزی، امکان تعامل مستقیم با محیط را فراهم می‌سازد. با وجود چالش‌های موجود، پیشرفت در الگوریتم‌های یادگیری ماشین، تجهیزات پوشیدنی، و پردازش بلادرنگ، آینده‌ای روشن برای کاربردهای روزمره، درمانی، و آموزشی این فناوری رقم می‌زند. BCI نه‌تنها درک ما از مغز را تعمیق می بخشد، بلکه مسیرهای نوینی برای تعامل انسان با ماشین ها و محیط‌های هوشمند گشوده است.

هوش مصنوعی و تحلیل سیگنال‌های مغزی: از تشخیص احساسات تا پیش‌بینی تصمیم‌گیری

در دهه‌های اخیر، تعامل میان علوم اعصاب و هوش مصنوعی منجر به تحولاتی بنیادین در درک عملکرد مغز انسان شده است. یکی از مهم‌ترین زمینه‌های این تعامل، تحلیل سیگنال‌های مغزی با هدف استخراج اطلاعات شناختی و احساسی است. هوش مصنوعی با توانایی پردازش داده‌های پیچیده و یادگیری الگوهای پنهان، ابزار قدرتمندی برای تفسیر سیگنال‌های عصبی فراهم کرده است. این مقاله به بررسی نقش هوش مصنوعی در تحلیل سیگنال‌های مغزی، تشخیص احساسات، پیش‌بینی تصمیم‌ها، و چالش‌های فنی و اخلاقی مرتبط می‌پردازد.

سیگنال‌های مغزی، به‌ویژه امواج ثبت‌شده توسط EEG، حاوی اطلاعاتی درباره وضعیت ذهنی، شناختی و احساسی فرد هستند. با این حال، این سیگنال‌ها بسیار پیچیده، نویزی و غیرخطی‌اند. الگوریتم‌های هوش مصنوعی، به‌ویژه یادگیری ماشین و یادگیری عمیق، امکان استخراج ویژگی‌های معنادار از این داده‌ها را فراهم می‌کنند.

مدل‌هایی مانند شبکه‌های عصبی پیچشی (CNN) برای تحلیل الگوهای مکانی سیگنال، و شبکه‌های بازگشتی (RNN و LSTM) برای درک وابستگی‌های زمانی، در طبقه بندی حالات ذهنی و احساسی بسیار مؤثر بوده‌اند. همچنین، ترکیب داده‌های چندوجهی (EEG، fMRI، NIRS) با مدل‌های چندمدلی، دقت تحلیل را افزایش داده است.

یکی از کاربردهای برجسته هوش مصنوعی در علوم اعصاب، تشخیص احساسات از سیگنال‌های مغزی است. احساساتی مانند شادی، غم، ترس، خشم و آرامش، الگوهای خاصی در فعالیت مغزی ایجاد می‌کنند. برای مثال، افزایش امواج آلفا در ناحیه پیش‌پیشانی چپ با شادی مرتبط است، در حالی که امواج بتا در نواحی مرکزی در شرایط اضطراب افزایش می‌یابند.

با آموزش مدل‌های یادگیری ماشین بر داده‌های EEG، می توان احساسات را به‌صورت بلادرنگ تشخیص داد. این قابلیت در طراحی رابط‌های احساسی انسان-ماشین، بازی های تطبیقی، درمان‌های روان‌شناختی، و بازاریابی عصبی کاربرد دارد.

فرآیند تصمیم‌گیری انسان، ترکیبی از پردازش شناختی، ارزیابی احساسی، و حافظه تجربی است. سیگنال‌های مغزی پیش از اتخاذ تصمیم، تغییراتی خاص نشان می دهند که می‌توان با تحلیل آن‌ها، تصمیمات آتی را پیش بینی کرد. برای مثال، فعالیت در ناحیه قشر پیش‌پیشانی در لحظات تردید یا انتخاب، قابل شناسایی است.

مدل‌های پیش‌بینی تصمیم‌گیری با استفاده از داده‌های EEG و الگوریتم‌های طبقه‌بندی، در حوزه‌هایی مانند اقتصاد رفتاری، تعامل انسان-رایانه، و حتی کنترل ربات‌ها با فکر، به‌کار گرفته شده‌اند. این مدل‌ها می‌توانند در طراحی سیستم‌های تطبیقی، بهینه‌سازی تجربه کاربری، و ارتقاء عملکرد شناختی نقش ایفا کنند.





با وجود پیشرفت‌های چشمگیر، تحلیل سیگنال‌های مغزی با هوش مصنوعی با چالش‌های فنی متعددی روبروست:

نویز بالا و کیفیت پایین داده‌ها: سیگنال‌های EEG بسیار حساس‌اند و تحت تأثیر حرکت، پلک زدن، و نویز محیطی قرار می‌گیرند.

تنوع فردی: ساختار مغز، تجربه‌های گذشته، و ویژگی‌های روان‌شناختی افراد باعث تفاوت در پاسخ‌های عصبی می‌شود.

کمبود داده‌های برچسب‌خورده: آموزش مدل‌های دقیق نیازمند داده‌های گسترده و معتبر است که در حوزه علوم اعصاب به‌سختی قابل جمع‌آوری‌اند.

پیچیدگی مدل‌سازی: انتخاب ویژگی‌های مناسب، تنظیم پارامترها، و جلوگیری از بیش‌برازش (overfitting) از چالش های رایج‌اند.

استفاده از هوش مصنوعی برای تحلیل سیگنال‌های مغزی، پرسش‌های اخلاقی مهمی را مطرح می‌کند:

حریم خصوصی عصبی: داده‌های مغزی بسیار شخصی‌اند و می‌توانند اطلاعاتی درباره احساسات، نیت‌ها و حتی تمایلات فردی ارائه دهند. حفاظت از این داده‌ها ضروری است.

رضایت آگاهانه: افراد باید از نحوه جمع‌آوری، تحلیل و استفاده از داده‌های مغزی خود مطلع باشند و رضایت آگاهانه ارائه دهند.

سوءاستفاده احتمالی: در صورت استفاده نادرست، این فناوری می‌تواند در کنترل ذهنی، تبلیغات هدفمند افراطی، یا نظارت روانی مورد سوءاستفاده قرار گیرد.

نابرابری دسترسی: دسترسی محدود به فناوری‌های پیشرفته ممکن است شکاف‌های اجتماعی و درمانی را افزایش دهد.

هوش مصنوعی با توانایی تحلیل داده‌های پیچیده، ابزار قدرتمندی برای درک عملکرد مغز انسان فراهم کرده است. از تشخیص احساسات تا پیش‌بینی تصمیم‌گیری، این فناوری در حال تغییر نحوه تعامل انسان با ماشین‌ها، درمان اختلالات روانی، و طراحی سیستم‌های هوشمند است. با این حال، موفقیت پایدار در این حوزه نیازمند توجه هم‌زمان به چالش‌های فنی، اخلاقی و اجتماعی است. آینده این تعامل میان مغز و ماشین، بستگی به توانایی ما در حفظ کرامت انسانی، شفافیت داده‌ها، و طراحی مسئولانه دارد.

نازنین عاشق حسینی

منابع:
فصلنامه علی پژوهشی دانشگاه شاهد
مجله مهندسی پزشکی زیستی



کاربرد هوش مصنوعی در مهندسی بافت و پزشکی ترمیمی

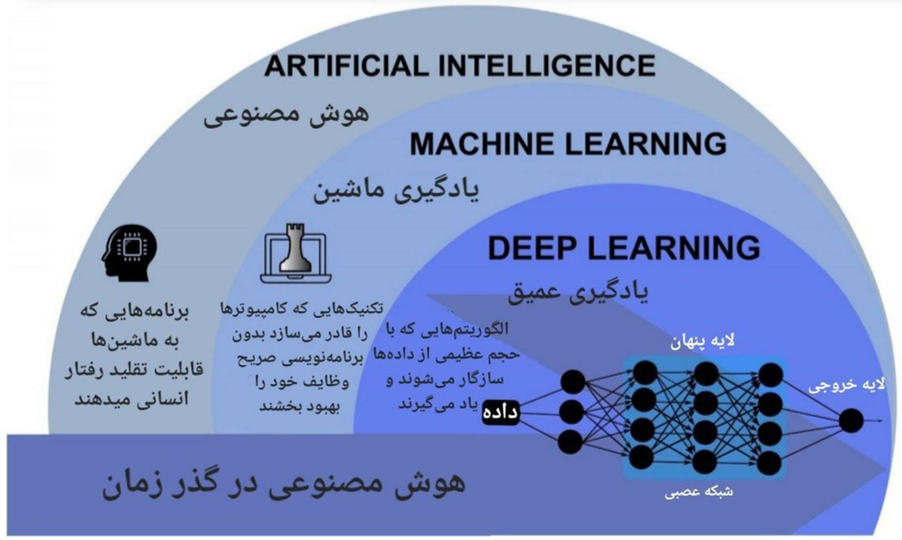
مقدمه

پزشکی ترمیمی(regenerative medicine) زمینه‌ای میان رشته‌ای است که هدف آن بازسازی یا جایگزینی بافت‌ها و اندام‌های آسیب‌دیده با استفاده از فناوری‌هایی مانند درمان‌های مبتنی بر سلول‌های بنیادی(stem cell)، مهندسی بافت (tissue engineering)و درمان‌های ژنی است. با وجود پتانسیل قابل توجه برای تحول درمان بیماری‌های مزمن و آسیب‌های صعب‌العلاج، توسعهٔ درمان های مؤثر در این حوزه نیازمند تحلیل و تلفیق حجم‌های عظیم و پیچیده‌ای از داده‌های مولکولی، سلولی و بالینی است. در چنین بستری، هوش مصنوعی (AI) به‌عنوان یک ابزار قدرتمند برای استخراج الگوها، شبیه‌سازی فرایندها و پیش‌بینی نتایج، نوید افزایش سرعت و دقت پژوهش‌های ترمیمی را می‌دهد.

هوش مصنوعی و شاخه‌هایش از جمله یادگیری ماشین(machine learning) و یادگیری عمیق(deep learning)، با توانایی پردازش داده‌های چندوجهی و شناسایی روابط غیرخطی، می‌توانند چندین گلوگاهِ فعلی پژوهش و توسعه در پزشکی بازساختی را برطرف کنند: از تسریع کشف و طراحی مولکول‌ها و ارزیابی سمّیت تا بهینه سازی ساخت و معماری اسکفولدها(scaffolds) و پیش بینی رفتار سلولی در محیط‌های مهندسی. علاوه براین، الگوریتم‌های پیش‌بینی‌گر(predictive algorithms) امکان ساخت مدل‌های شخصی‌شده را فراهم می‌آورند که می توانند بر پایهٔ داده‌های ژنومی(genomic data)، پروتئومی (proteomics) و کلینیکی، بهترین گزینهٔ درمانی را برای هر بیمار پیشنهاد کنند.

چالش‌های مهمی نیز وجود دارد که باید به آن‌ها پرداخته شود: کمبود مجموعه داده‌های بزرگ و استانداردشده، مسائل مربوط به تفسیرپذیری مدل‌های پیچیده، ریسک بایاس داده‌ای(data bias)، و ملاحظات اخلاقی و قانونی در استفاده از داده‌های حساس بیماران. برای آن که هوش مصنوعی بطور ایمن و مؤثر وارد فرایند توسعهٔ درمان‌های ترمیمی شود، لازم است پژوهشگران، توسعه دهندگان فناوری و نهادهای قانون‌گذار همکاری نزدیک داشته باشند تا استانداردها، چارچوب‌های شفاف و مسیرهای اعتباربخشی بالینی تعریف گردد.

این مقاله با مرور و تلفیق ادبیات موجود، کاربردهای کلیدی هوش مصنوعی در پزشکی ترمیمی را معرفی می‌کند، شکاف‌های پژوهشی را شناسایی می‌نماید و جهت‌گیری هایی برای تحقیقات آینده پیشنهاد می‌دهد. در ادامه، ابتدا تکنیک‌های مرسوم AI و کاربردهای آنها در کشف دارو، طراحی مواد و اسکفولدها، و مدل‌سازی رفتار سلولی بررسی می‌شوند، سپس چالش‌ها و چشم‌اندازهای آینده بحث خواهند شد.



مبانی هوش مصنوعی در پزشکی ترمیمی

در پزشکی ترمیمی، داده‌های حاصل از سطوح مختلف زیستی شامل اطلاعات ژنومی، ترنسکریپتومی، پروتئومی، متابولومی، تصاویر میکروسکوپی، سیگنال‌های زیستی و داده‌های بالینی، یک اکوسیستم پیچیده داده‌ای را ایجاد می کنند. تحلیل همزمان این داده‌ها با استفاده از روش‌های سنتی بسیار دشوار و زمان‌بر است. در مقابل، مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی با توانایی یادگیری چندلایه، امکان یکپارچه‌سازی و تحلیل جامع این داده‌ها را فراهم می سازند و به استخراج دانش کاربردی از داده‌های خام منجر می‌شوند.

از جمله مهم‌ترین الگوریتم‌های مورد استفاده در پزشکی ترمیمی می‌توان به شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Networks)، شبکه‌های عصبی کانولوشنی (Convolutional Neural Networks)، شبکه‌های بازگشتی (Recurrent Neural Networks)، ماشین‌های بردار پشتیبان (Support Vector Machines) و الگوریتم های یادگیری تقویتی اشاره کرد. این مدل‌ها قادرند وظایفی همچون طبقه‌بندی داده‌ها، خوشه‌بندی، پیش‌بینی روندها و شبیه‌سازی فرایندهای زیستی را با دقت بالا انجام دهند. به‌ویژه یادگیری عمیق به دلیل ساختار لایه‌ای و توانایی استخراج خودکار ویژگی‌ها، در تحلیل تصاویر زیستی، پیش بینی رفتار سلولی و مدل‌سازی سیستم‌های پیچیده کاربرد گسترده‌ای یافته است.

یکی از کاربردهای کلیدی هوش مصنوعی در پزشکی ترمیمی، تسریع فرایند کشف و طراحی داروها است. الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توانند با بررسی پایگاه‌های داده عظیم شامل ساختارهای مولکولی، برهم‌کنش‌های پروتئینی و مسیرهای سیگنال‌دهی، ترکیبات دارویی بالقوه را شناسایی کرده و خواصی نظیر اثربخشی، سمیت و زیست‌دسترس‌پذیری آن‌ها را پیش‌بینی کنند. این رویکرد داده‌محور موجب کاهش چشمگیر زمان و هزینه مراحل پیش‌بالینی شده و احتمال شکست در فازهای بالینی را کاهش می‌دهد.

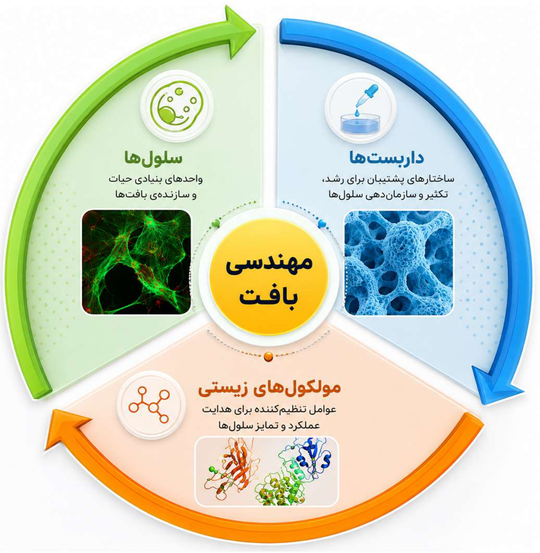
مدل‌سازی بیماری‌ها یکی دیگر از حوزه‌های مهم کاربرد AI در پزشکی ترمیمی به شمار می‌رود. با بهره‌گیری از داده‌های چندلایه زیستی، الگوریتم‌های هوشمند قادرند مدل‌های دقیقی از پاتوژنز بیماری‌ها ایجاد کنند و مسیرهای مولکولی درگیر در تخریب یا ترمیم بافت را شناسایی نمایند. این مدل‌ها امکان شبیه‌سازی پاسخ بافت‌ها به درمان‌های مختلف را فراهم کرده و بستری مناسب برای توسعه راهبردهای درمانی هدفمند ایجاد می‌کنند.

علاوه بر این، هوش مصنوعی نقش مهمی در تحلیل تصاویر زیستی و داده‌های میکروسکوپی ایفا می‌کند. شبکه های عصبی کانولوشنی می‌توانند ساختارهای سلولی، تغییرات مورفولوژیکی و شاخص‌های تمایز سلولی را با دقت بالا شناسایی کنند. این قابلیت به پژوهشگران اجازه می دهد تا روند رشد و تمایز سلول‌ها را به‌صورت کمی پایش کرده و اثر متغیرهای محیطی یا دارویی را به شکل دقیق‌تری بررسی نمایند.

در مجموع، هوش مصنوعی با فراهم‌سازی ابزارهای پیشرفته تحلیل داده، امکان درک عمیق‌تر فرایندهای زیستی، تسریع چرخه پژوهش و توسعه، و حرکت به‌سوی درمان‌های دقیق‌تر و شخصی‌سازی‌شده را در پزشکی ترمیمی فراهم می‌سازد. با این حال، بهره‌گیری مؤثر از این

فناوری مستلزم دسترسی به داده‌های باکیفیت، توسعه مدل‌های تفسیرپذیر و ایجاد چارچوب‌های استاندارد برای اعتبارسنجی نتایج است.

هوش مصنوعی به جنبه‌ای حیاتی در انجام شبیه‌سازی‌های محاسباتی و مطالعات سیلیکو در کاربردهای پزشکی تبدیل شده است و مزایای متعددی ارائه می‌دهد، مانند هزینه های کمتر و نتایج سریع‌تر نسبت به سایر روش‌های تحقیق پزشکی، مانند روش‌های بالینی و آزمایشگاهی. در حال حاضر، چندین روش در حال انجام با هدف وارد کردن هوش مصنوعی به طیف گسترده‌ای از زمینه‌ها، از جمله پزشکی، داروسازی و مراقبت‌های بهداشتی وجود دارد. این پروژه‌ها با هدف افزایش قدرت هوش مصنوعی برای بهبود و ساده سازی فرآیندهای مختلف، مانند توسعه دارو، تشخیص بیماری و پزشکی در حال انجامند.



مهندسی بافت

مهندسی بافت یک حوزه میان‌رشته‌ای است که اصول مهندسی، زیست‌شناسی و پزشکی را برای توسعه روش‌های نوین جهت ترمیم، جایگزینی یا بازسازی بافت‌ها و اعضای بدن به کار می‌گیرد. این حوزه به عنوان جایگزینی نویدبخش برای روش‌های سنتی مطرح شده است. با این حال، این رشته نسبتا نوظهور با چالش‌های قابل توجهی روبرو است. چالش‌هایی اعم از چالش‌های بیولوپژیکی (مانند انتخاب منابع سلولی مناسب، انتخاب عوامل زیست فعال و فراهم کردن شرایط تمایز سلولی) و چالش‌های مهندسی (مانند انتخاب مواد ریست سازگار، دستیابی به خواص فیزیکو شیمیایی و مکانیکی بهینه و توسعه روش‌های ساخت اسکوفولد/داربست زیستی).

برای مقابله با این چالش‌ها، هوش مصنوعی به عنوان یک ابزار قدرتمند ظهور کرده است که ویژگی‌های فیزیکوشیمیایی و بیولوژیکی مجموعه گسترده‌ای از مواد را تحلیل می‌کند تا نتایجی را که درصد موفقیت بالایی را دارند، پیش‌بینی کند. الگوریتم‌های هوش مصنوعی می توانند الگوها و ارتباطات رفتار و تعاملات سلولی را شناسایی کنند و از این طریق امکان پیش‌بینی رفتار سلول‌ها در محیط‌های مختلف را فراهم سازد. این اطلاعات برای طراحی و بهینه‌سازی استراتژی‌های مهندسی بافت به منظور توسعه اندام‌ها و بافت‌های عملکردی حیاتی است.

اسکوفولدها(داربست زیستی/ scaffold) یکی از اجزای کلیدی مهندسی بافت هستند، زیرا زمینه را برای رشد سلول‌ها و تشکیل بافت جدید فراهم می‌کنند. موفقیت رویکردهای مهندسی بافت تا حد زیادی به توانایی آنها در ایجاد اسکوفولدهایی است که بتوانند بصورت مؤثر رشد و ترمیم سلول ها و بافت ها حمایت کنند. اسکوفولدها می توانند از مواد مختلفی مانند سرامیک‌ها، پلیمرهای سنتزی و بیوپلیمرهای طبیعی ساخته شوند و می‌توان آنها را طوری طراحی کرد که خواص بافت طبیعی را شبیه‌سازی کنند. هوش مصنوعی می‌تواند با تحلیل خواص و تعاملات مواد با سیستم‌های بیولوژیکی، خواص مواد را برای کاربردهای خاص شناسایی کند. سپس از این اطلاعات می‌توان برای طراحی و توسعه اسکوفولدها برای کاربردهای خاص مهندسی بافت استفاده کرد. اسکوفولدها می‌توانند با استفاده از تکنیک‌های مختلف، بسته به نوع ماده مورد استفاده و خواص مورد نظر آن، ساخته شوند. هوش مصنوعی می‌تواند نقش مهمی در تسهیل انتخاب یک روش ساخت کارآمد و مؤثر برای کاربرد مورد نظر ایفا کند. الگوریتم‌های هوش مصنوعی می‌توانند مقادیر بزرگی از داده ها درباره مواد مختلف و تکنیک‌های ساخت را تحلیل کنند تا ترکیب‌های مناسب برای یک کاربرد خاص شناسایی شوند. این الگوریتم‌ها همچنین می‌توانند فرآیند ساخت را شبیه‌سازی کرده و خواص داربست حاصل را پیش‌بینی کنند، که می‌تواند به پژوهشگران کمک کند فرآیند طراحی را تسریع بخشند و زمان و هزینه مراحل ساخت را نیز کاهش دهند. علاوه بر این، هوش مصنوعی می‌تواند در کنترل کیفیت با زیرنظر داشتن فرآیند ساخت در اتلاف زمان و شناسایی هر گونه انحراف از پارامترهای مطلوب کمک کند. این موضوع می‌تواند به اطمینان از این که داربست مطابق با مشخصات و کیفیت مورد نظر ساخته شده است، کمک کند.

کشف دارو

در دنیای شیمی تعداد بسیار زیادی مولکول وجود دارد که هرکدام فرصت‌ها و چالش‌هایی را در کشف و توسعه داردها ارائه میدهند.در زمینه پزشکی ترمیمی، کشف دارو شامل شناسایی مولکول‌ها، بیولوژیک‌ها یا سایر عوامل درمانی است که می‌توانند بازسازی بافت و بازیابی عملکردی را تقویت کنند. توسعه داروها با کمبود فناوری‌های پیشرفته محدود شده است. فرآیندهای سنتی توسعه دارو می‌توانند زمان‌بر و پرهزینه باشند، زیرا شامل سنتز و آزمایش تعداد زیادی از ترکیبات برای شناسایی نامزدهای دارویی بالقوه است. نگرانی عمده دیگر در کشف دارو، اطمینان از ایمن و مؤثر بودن این داروهای تازه است. برای غلبه بر این چالش ها، هوش مصنوعی به عنوان ابزاری قدرتمند ظهور کرده است که می‌تواند مجموعه داده‌های بزرگی از ترکیبات شیمیایی را تحلیل کند تا پیش‌بینی کند کدام درمان‌ها برای برخی بیماری‌ها بهتر عمل می‌کنند. با تحلیل ساختارها و خواص شیمیایی، امکان شناسایی الگوها و ارتباطات فراهم شده است، که می‌تواند به شناسایی مواد منتخب کمک کند. از این اطلاعات می‌توان برای اولویت‌بندی ترکیبات جهت آزمایش‌ها و توسعه‌های بیشتر استفاده کرد. هوش مصنوعی همچنین می‌تواند در میزان اثربخشی دارویی، که همان مولکول یا مسیر بیولوژیکی خاصی است که دارو قصد تعامل با آن را دارد، کمک کند. با استفاده از هوش مصنوعی، پژوهشگران می‌توانند بینشی درباره عملکرد هدف دارویی و اثربخشی احتمالی آن به دست آورند و در زمان و منابع صرفه‌جویی کنند. علاوه بر این، هوش مصنوعی می‌تواند با تحلیل ساختارها و خواص شیمیایی، سمیت را نیز پیش‌بینی کند. این می‌تواند به شناسایی خطرهای احتمالی در اوایل فرآیند کشف دارو کمک کرده و احتمال بروز رویدادهای نامطلوب را کاهش دهد. علاوه بر این، هوش مصنوعی می‌تواند در طراحی مولکول‌های جدید که برای کاربردهای درمانی خاص طراحی شده‌اند، کمک کند. همچنین، می‌تواند شناسایی مولکول‌های جدیدی را که احتمالاً درمان‌های مؤثرتری برای بیماری‌های خاص هستند، تسهیل کند. در حالی که هوش مصنوعی پتانسیل افزایش سرعت قابل توجه فرآیند کشف دارو را دارد، محققان و پزشکان باید با چالش‌های مرتبط با کیفیت داده ها، شفافیت و مسائل قانونی در نظر گیرند. با پرداختن به این چالش‌ها، آنها می‌توانند به بهبود فناوری‌های هوش مصنوعی ادامه دهند و کارایی و اثربخشی کشف دارو را افزایش دهند. در حال حاضر ابزارهای مختلف هوش مصنوعی در جنبه‌های وسیعی از کشف و توسعه دارو مورد استفاده قرار می‌گیرند، از جمله طراحی دارو (به عنوان مثال، پیش‌بینی ساختار پروتئین هدف، تعاملات دارو-پروتئین و طراحی داروی جدید) و غربالگری دارو (به عنوان مثال، پیش‌بینی ویژگی‌های فیزیکوشیمیایی، فعالیت زیستی و سمیت).



پزشکی شخصی سازی شده

پزشکی شخصی‌سازی‌شده با هدف ارائه درمان‌های پزشکی متناسب با هر بیمار بر اساس عوامل ژنتیکی، محیطی و سبک زندگی او انجام می‌شود. با این حال، پیش‌بینی دقیق واکنش بیمار نسبت به یک درمان خاص به دلیل پیچیدگی سیستم حیاتی همچنان یک چالش بزرگ است. هوش مصنوعی می‌تواند با تحلیل اطلاعات بیماران و شناسایی الگوها و ارتباطاتی که می‌توانند نتایج درمان را پیش‌بینی کنند، به غلبه بر این چالش کمک کند. یکی از راه‌هایی که هوش مصنوعی می‌تواند در پزشکی شخصی سازی‌شده کمک کند، تحلیل داده‌های ژنومی بیمار است. الگوریتم‌های هوش مصنوعی قادرند تغییرات ژنتیکی مرتبط با بیماری‌های خاص یا پاسخ به درمان را شناسایی کنند و بدین ترتیب امکان توسعه برنامه‌های درمانی شخصی‌سازی شده بر اساس پروفایل ژنتیکی بیمار فراهم می‌شود. راه دیگر این است که هوش مصنوعی داده‌های سلامت بیمار از جمله پرونده‌های پزشکی الکترونیکی، داده‌های تصویربرداری و نتایج گزارش‌شده توسط خود بیمار را تحلیل کند. این داده‌ها می‌توانند الگوها و ارتباطاتی را آشکار کنند که نتایج درمان را پیش‌بینی کرده و برنامه‌های درمانی شخصی‌سازی شده را ارائه می‌کند. برای مثال، الگوریتم های هوش مصنوعی می‌توانند بیمارانی که بیشترین احتمال بهره‌مندی از یک درمان خاص را دارند شناسایی کرده یا پیش‌بینی کند که کدام بیماران ممکن است واکنش‌های منفی به یک درمان نشان دهند. همچنین هوش مصنوعی می‌تواند این برنامه‌ها را بر اساس ترجیحات و تمایلات بیماران تغییر دهد. اینگونه که بیمار میتواند با آنالیز نتایج ارائه شده ت گزینه‌های درمانی را گلچین و ارزشگذاری کند تا با تمایلات وی همسو باشد. هوش مصنوعی پتانسیل قابل توجهی در افزایش اثر بخشی

درمان‌های شخصی‌سازی شده را دارد و ابزارها و بینش‌های جدیدی برای پزشکان و پژوهشگران فراهم می‌کند. با این حال، مسائل مربوط به حریم خصوصی داده‌ها، تعصبات و چالش‌های قانونی هنوز سنگی زیر چرخ توسعه این تکنولوژی است. با تلاش برای غلبه بر این چالش‌ها، پژوهشگران و پزشکان می‌توانند فناوری‌های هوش مصنوعی را بهبود بخشیده و کیفیت مراقبت از بیماران را ارتقا دهند.

مهندسی ژنتیک

مهندسی ژنتیک فرآیندی است که شامل تغییر ماده ژنتیکی یک موجود زنده به منظور اصلاح یا ارتقای ویژگی های آن میشود. این فناوری امکان دستکاری هدفمند ژن های خاص در ژنوم یک موجود را فراهم می‌کند که می‌تواند منجر به تغییرات مورد نظر در خصوصیات یا عملکردهای کلی شود. این فرآیند میتواند شامل اضافه کردن، حذف یا تغییر ژن‌ها برای دستیابی به نتایج مورد نظر باشد. مهندسی ژنتیک نقش مهمی در پزشکی ترمیمی ایفا می کند. یکی از کاربردهای اصلی مهندسی ژنتیک، اصلاح سلول‌های بنیادی برای ارتقای ویژگی‌های آن‌ها و هدایت آن ها بسوی انواع سلول‌های خاص است که منجر به پیشرفت در پتانسیل بازسازی آن‌ها می‌شود. همچنین می توان با تغییر ماده ژنتیکی سلول‌های بدن، فعالیت درمانی را تسهیل کرد. تغییرات ژنتیکی می‌توانند برای تولید سلول های بنیادی پرتوان القایی (iPSCs) به کار گرفته شوند. آنها سلول‌هایی بالغ هستند که میتوان دوباره برنامه ریزی کرد، سپس می‌توانند به انواع مختلفی از سلول‌ها تبدیا شوند و برای کاربردهای زیست‌پزشکی، از جمله پیوند و آزمایش داروها استفاده شوند. علاوه بر این، مهندسی ژنتیک در توسعه درمان‌های ژنی نیز کاربرد دارد که شامل وارد کردن ژن‌های جدید به بدن برای درمان یا پیشگیری از بیماری‌ها می‌شود. درمان‌های ژنی می‌توانند ژن‌های معیوبی را که باعث اختلالات ژنتیکی می‌شوند جایگزین یا تعمیر کرده یا ژن‌های جدیدی را معرفی کنند که توانایی‌های ترمیم طبیعی بدن را افزایش دهند.

در مهندسی ژنتیک، هوش مصنوعی دو عملکرد اصلی دارد:
۱. شناسایی ژن‌های مضر ۲.یافتن درمان‌های مناسب برای بیماری‌های ژنتیکی. تحلیل حجم عظیمی از داده‌های موجود در DNA یک فرد، کاری بسیار زمان‌بر و خسته‌کننده برای انسان‌ها است. با این حال، می‌توان از ماشین‌ها برای انجام این تحلیل به‌طور کارآمد و دقیق استفاده کرد که هدف اصلی آن‌ها کاهش بار کارهای خسته‌کننده است. الگوریتم‌های هوش مصنوعی می‌تواند برای مقایسه سطح ژن در نمونه‌های بافت سرطانی و طبیعی یک بیمار مبتلا به سرطان به کار روند و پیش‌بینی‌هایی درباره هر گونه ژن جهش‌یافته در DNA بیمار ارائه دهند. این الگوریتم ها درصد فراوانی ژن را در نمونه های بدخیم و طبیعی محاسبه میکند و بصورت مداوم داده‌های جدید را برای بهبود دقت



پیش‌بینی خود اضافه میکند. هوش مصنوعی از تصویربرداری سه‌بعدی برای شناسایی جهش‌های ژنتیکی در تومورها بهره می‌برد. با استفاده از یادگیری عمیق(Deep learning) و شبکه‌های عصبی، ماشین‌ها می‌توانند حضور یک جهش ژنتیکی را با دقت تشخیص دهند و این امکان را برای پزشکان فراهم می‌کنند تا بدون نیاز به نمونه‌برداری بافت یا عمل جراحی، برنامه‌های درمانی بهتری برای بیماران تدوین کنند. این پیشرفت‌ها در یادگیری ماشین پتانسیل زیادی برای ساده‌سازی تشخیص بیماری‌ها، به ویژه سرطان، دارند.

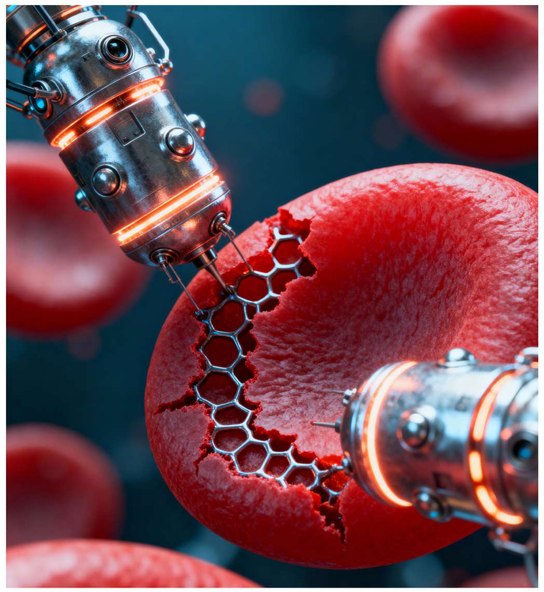
ما در حال ورود به عصر جدیدی هستیم که در آن ابزارهای ویرایش ژنوم به ما این امکان را می‌دهند که ژن‌هایی که عامل بیماری‌ها هستند را غیرفعال یا اصلاح کنیم. این پیشرفت، امکان درمان‌های نجات‌بخش برای افرادی که از اختلالات ژنتیکی رنج می‌برند را فراهم می‌کند. با وجود پیشرفت‌های قابل توجه در فناوری‌هایی مانند CRISPR، خطر خطا همچنان بالا است و ایمنی باید برای پیشرفت ویرایش ژن در اولویت باشد. الگوریتم‌های یادگیری ماشینی

می‌توانند در شناسایی محل تغییر و اطمینان از تعمیر صحیح رشته DNA کمک کنند و بدین ترتیب احتمال خطا در فرآیند ویرایش ژن کاهش یابد.

همان‌طور که پیش‌تر گفته شد، هوش مصنوعی به‌ویژه در پزشکی شخصی سازی شده بسیار مفید است. هر فرد دارای DNAمنحصر به فردی است که تغییرات بالقوه ای با دیگران دارد، که نشان می‌دهد جهش‌های سرطانی در ژنوم یک فرد از نظر مکان و شدت با جهش‌های فرد دیگری که همان بیماری را دارد متفاوت خواهد بود. هوش مصنوعی می‌تواند تعیین کند کدام ژن‌ها تحت تأثیر جهش‌های مضر قرار گرفته‌اند، و این امکان را فراهم می‌کند تا در درمان ژنی حتی پیش از وقوع بیماری بکار گرفته شوند.

در حالی که هوش مصنوعی می‌تواند خطاهای فنی در ویرایش ژن را کاهش دهد و ایمنی را بهبود بخشد، اما ممکن است چالش های اخلاقی را به دنبال داشته باشد. برخی معتقدند که استفاده از هوش مصنوعی ممکن است خطر نقص عملکرد را افزایش دهد و جنبه غیرانسانی هوش مصنوعی ممکن است بیشتر آسیب‌رسان باشد تا مفید. ورود هوش مصنوعی در مهندسی ژنتیک همچنین نگرانی‌هایی درباره دسترسی نابرابر به درمان‌های ژنی بر اساس ثروت و سوءاستفاده احتمالی از ویرایش ژنوم برای اهداف غیر درمانی، مانند بهبود ویژگی های فیزیکی، ایجاد می‌کند. علاوه بر این، باید به ملاحظات مذهبی و اخلاقی نیز هنگام در نظر گرفتن ویرایش ژنوم به عنوان درمانی برای بیماری‌های ژنتیکی توجه شود. مهم است که توجه داشته باشیم دقت و بی‌طرفی الگوریتم‌ها و ابزارهای یادگیری ماشینی به کیفیت داده‌هایی که دریافت می‌کنند و ماهیت الگوریتم‌ها بستگی دارد. با وجود پیشرفت‌های فناوری هوش مصنوعی، ماشین قادر به تفکر مستقل نیست و تنها به اندازه اطلاعاتی که در اختیار دارد کارآمد است.

کاربرد هوش مصنوعی در مهندسی بافت



هوش مصنوعی (Artificial Intelligence) به مجموعه‌ای از روش‌ها و الگوریتم‌های محاسباتی اطلاق می‌شود که توانایی یادگیری از داده‌ها، شناسایی الگوهای پیچیده و اتخاذ تصمیم‌های هوشمندانه را دارند. در سال‌های اخیر، پیشرفت‌های چشمگیر در حوزه یادگیری ماشین (Machine Learning) و یادگیری عمیق (Deep Learning) سبب شده است تا این فناوری به یکی از ابزارهای کلیدی در تحلیل داده‌های زیستی و پزشکی تبدیل شود. ماهیت پیچیده، چندبعدی و غیرخطی سیستم‌های زیستی موجب شده است که روش‌های کلاسیک آماری و مدل‌های تحلیلی سنتی در بسیاری از موارد کارایی محدودی داشته باشند؛ در حالی که الگوریتم‌های هوش مصنوعی قادرند با پردازش حجم عظیمی از داده‌ها، روابط پنهان میان متغیرها را شناسایی کرده و پیش‌بینی‌های دقیق‌تری ارائه دهند.

مهندسی بافت به‌عنوان یکی از ارکان اصلی پزشکی ترمیمی، با هدف بازسازی، ترمیم یا جایگزینی بافت‌ها و اندام‌های آسیب‌دیده از طریق ترکیب سلول‌ها، داربست های زیستی (اسکفولدها) و فاکتورهای زیستی توسعه یافته است. با وجود پیشرفت‌های قابل‌توجه در این حوزه، طراحی و بهینه‌سازی سامانه‌های مهندسی‌شده همچنان با چالش‌های متعددی مواجه است که ناشی از پیچیدگی برهم‌کنش‌های زیستی، تنوع بالای مواد، و رفتار غیرخطی سلول‌ها در محیط‌های سه‌بعدی می‌باشد. در این راستا، هوش مصنوعی به‌عنوان یک ابزار تحلیلی و پیش‌بینی‌گر قدرتمند، نقش کلیدی در بهبود فرایند طراحی و توسعه سامانه‌های مهندسی بافت ایفا می‌کند.

یکی از مهمترین کاربردهای هوش مصنوعی در مهندسی بافت، بهینه‌سازی طراحی ساختارهای زیستی از طریق تحلیل داده‌های چندبعدی و مدل‌سازی روابط پیچیده میان ویژگی‌های مواد، معماری اسکفولد و پاسخ‌های سلولی است. الگوریتم‌ها قادرند ارتباط میان پارامترهایی نظیر تخلخل، اندازه حفرات، استحکام مکانیکی، نفوذپذیری و زیست‌سازگاری را شناسایی کرده و ترکیب بهینه‌ای از این ویژگی‌ها را برای کاربردهای خاص بافتی پیشنهاد دهند. این رویکرد داده‌محور موجب کاهش وابستگی به روش‌های آزمون‌وخطا شده و فرایند طراحی را به‌طور قابل‌توجهی تسریع می‌نماید.

علاوه بر این، هوش مصنوعی امکان پیش‌بینی عملکرد زیستی و مکانیکی اسکوفولدها را پیش از ساخت فیزیکی فراهم میسازد. با آموزش مدل‌های پیشبینی‌گر بر پایه داده های تجربی، می‌توان رفتار اسکفولدها را در شرایط مختلف شبیه سازی کرده و مناسب‌ترین گزینه‌ها را برای آزمایش‌ها انتخاب نمود. این امر ضمن کاهش هزینه‌ها، احتمال شکست در مراحل پیش‌بالینی را نیز به حداقل میرساند. همچنین، استفاده از الگوریتم‌های تکاملی(evolutionary algorithms) و یادگیری تقویتی(reinforcement learning)، طراحی ساختارهای پیچیده با عملکرد چندگانه را امکان‌پذیر ساخته است.

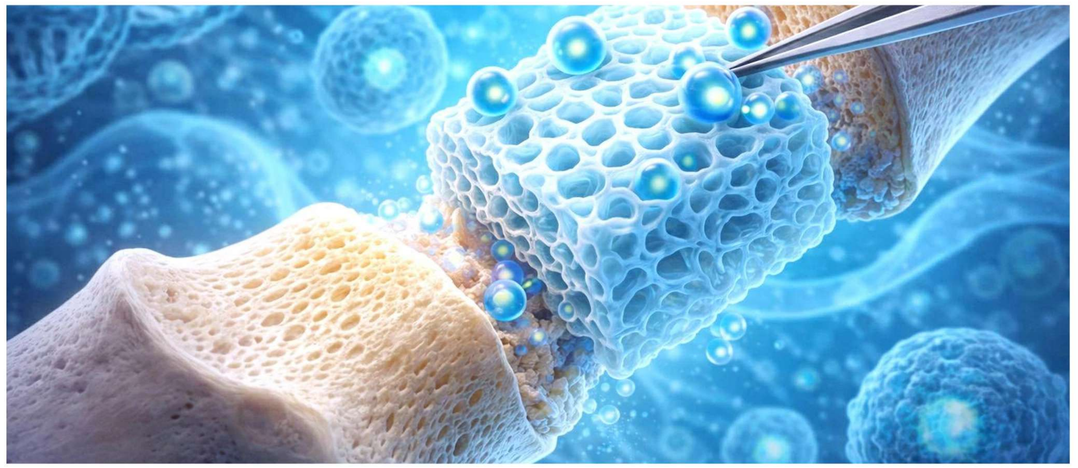
مدلسازی رفتار سلولی در محیط‌های مهندسی‌شده یکی دیگر از حوزه‌های کلیدی کاربرد هوش مصنوعی به شمار میرود. الگوریتم‌های یادگیری عمیق قادرند روندهای رشد، حرکت و تفاوت سلولی را بر اساس داده‌های تصویری و مولکولی پیش‌بینی کنند. این قابلیت به پژوهشگران اجازه می‌دهد تا اثر پارامترهای مختلف محیطی نظیر ترکیب مواد، سختی و توزیع فاکتورهای رشد را بر رفتار سلولی تاثیر دارند را بررسی کرده و شرایط بهینه برای ترمیم بافت را شناسایی نمایند. در نتیجه، فرایند طراحی سامانه‌های مهندسی بافت بسمت کنترل دقیق‌تر رفتار سلول‌ها و افزایش کارایی درمانی هدایت می‌شود.

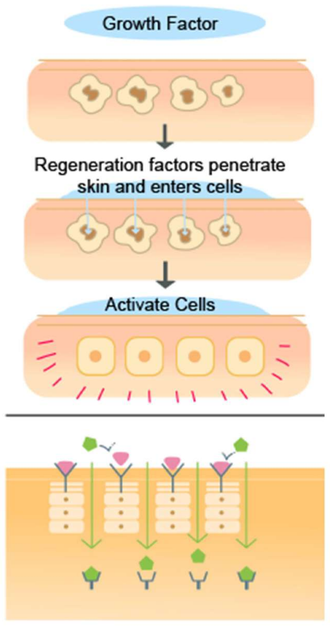
از سوی دیگر، هوش مصنوعی نقش مهمی در محاسبه داده‌ها در فرایندهای ساخت پیشرفته مانند چاپ زیستی سه‌بعدی ایفا می‌کند. با تحلیل داده‌ها، طراحی و ساخت میتوان پارامترهای چاپ را بهینه‌سازی کرد و کیفیت سازه زیستی را ارتقا داد. با این کار میتوان نمونه‌های بیشتر در مدت زمان کمتر و بازدهی مناسبی دریافت کرد که با نیازهای ما تطابق بیشتری دارد.

در مجموع، بکارگیری هوش مصنوعی در مهندسی بافت، رویکردی تحول‌آفرین در طراحی سامانه‌های ترمیمی محسوب می‌شود که با ابزارهای پیشرفته تحلیل، شبیه سازی و بهینه سازی، مسیر توسعه درمان‌های کارآمدتر، کم‌هزینه‌تر و شخصی‌سازی‌شده را هموار می‌سازد. ادغام این فناوری با روش‌های نوین ساخت زیستی و علوم داده می‌تواند چشم‌انداز جدیدی در بازسازی بافت‌ها و اندام‌ها ایجاد نماید.

اسکوفولدها (Scaffolds)

اسکوفولدها/داربست ها مواد پایه و زمینه‌ای برای ترمیم و بهبود عملکرد بافت هستند و بستری غنی از سیتوکین‌ها یا دیگر مولکول‌های کاربردی را برای افزایش بقای سلول‌ها، تکثیر، تمایز و مهاجرت فراهم می‌کنند. داربست‌ها در اشکال مختلفی از جمله داربست‌های چاپ سه‌بعدی، هیدروژل‌ها، داربست‌های الیافی و داربست‌های شسته شده تولید می‌شوند و به طور گسترده‌ای در ترمیم استخوان، غضروف، سیستم قلبی-عروقی، عصبی، پوست، کبد، دندان و دیگر کاربردهای پزشکی مورد استفاده و مطالعه قرار گرفته‌اند. با این حال، سؤال اینکه اسکوفولد ممتاز در مهندسی بافت و پزشکی ترمیمی چیست، هنوز نامشخص است. استفاده از اسکوفولدها در تحقیقات مهندسی بافت اکنون با چالش‌هایی مانند خواص مکانیکی نامناسب، اندازه هندسی، تخلخل، عملکرد سطحی، فعالیت بیولوژیکی، سمیت، زیست‌سازگاری و ایمنی شناختی روبروست. هدف فعلی ساخت اسکوفولدها، ترکیب عملکرد سلول‌ها با زیست‌سازگاری مطلوب، ایمنی بیولوژیکی و غیرسمّی بودن است. با این حال، یافتن تعادل برای بهینه‌سازی عملکرد بازسازی بافتی توسط اسکوفولدها چالش‌برانگیز است. چالش دیگر این است که بسیاری از پارامترها ماهیتی متضاد دارند، به‌عنوان مثال افزایش تخلخل که انتقال جرم را بهبود می‌بخشد، همچنین مقاومت فشاری اسکوفولد را کاهش می‌دهد. بنابراین، پژوهشگران به شدت به فناوری جدیدی نیاز دارند تا در زمان کوتاه بهترین ترکیب پارامترها را برای ساخت انتخاب کنند و همچنین طراحی‌های مرتبط را نشان دهد.



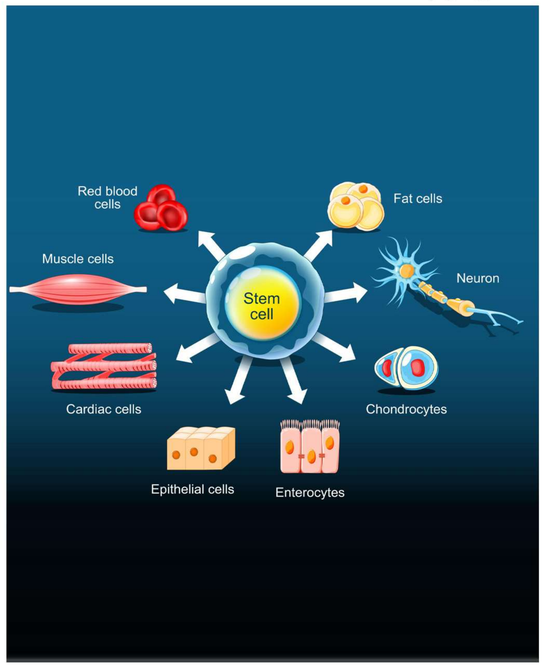


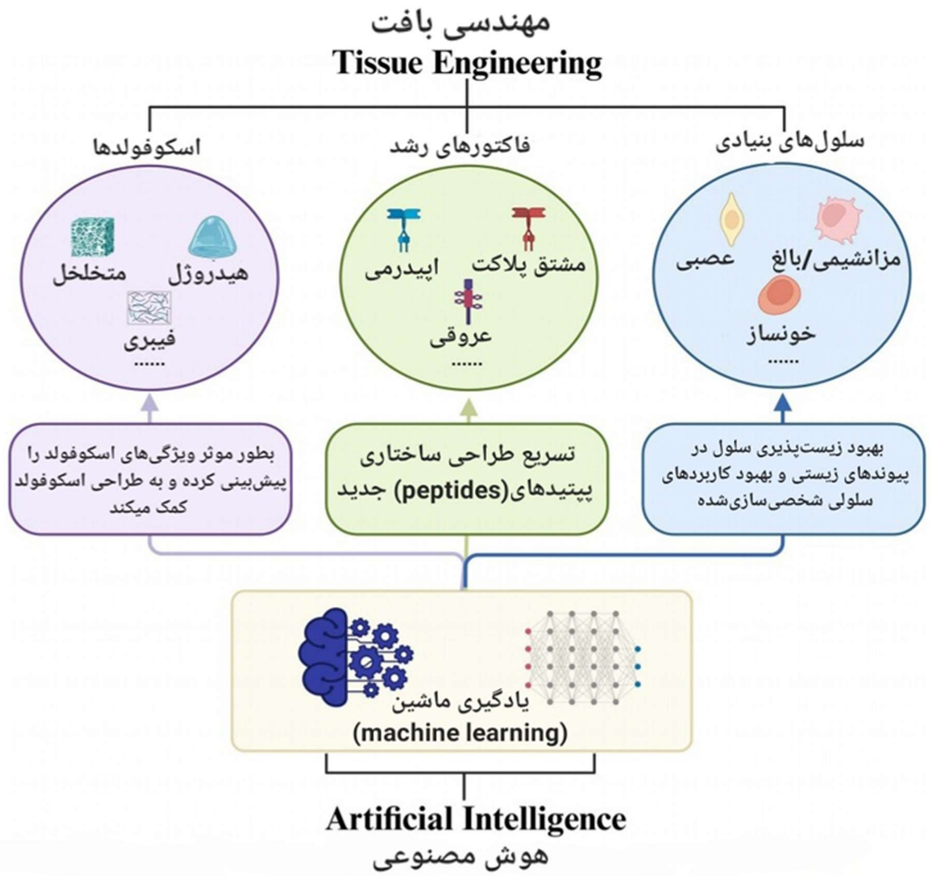
فاکتورهای رشد (Growth factors)

فاکتورهای رشد مواد پلی‌پپتید(polypeptide) چندکاره‌ای هستند که می‌توانند سیگنال‌ها را بین سلول‌ها انتقال دهند و چسبندگی سلول‌ها، رشد، تکثیر، رفت و آمد و سنتز ماتریکس خارج سلولی را تنظیم کنند. اگرچه فاکتورهای رشد وسیله‌ای مؤثر برای بازسازی و ترمیم هستند، استفاده از آن‌ها هنوز با برخی مشکلات روبرو است. به عنوان مثال، آزادسازی منفرد فاکتورهای رشد فرآیند واقعی ترمیم فیزیولوژیکی را شبیه‌سازی می‌کند، اما بکارگیری فاکتورهای رشد در دز فیزیولوژیکی کافی دشوار است. دانشمندان تلاش می‌کنند نوع، دز و نسبت فاکتورهای رشد مورد نیاز در مراحل مختلف بازسازی بافت را درک کنند. ترکیب نامناسب فاکتورهای رشد ممکن است چندین مسیر سیگنال‌دهی را فعال کند و منجر به نتایج منفی شود. در همین حین، فاکتورهای رشد مختلف اغلب محدود به فعالیت‌های خاصی هستند و هنوز فاکتورهای رشد متعددی وجود دارند که عملکردهای مختلف آن‌ها نیاز به بررسی دارد. در حال حاضر، استخراج و شناسایی مستقیم پلی‌پپتیدها معمولا امکان‌پذیر است، اما مراحل زمان‌بر، پیچیده و نواقص عملکردی زیاد، کاربرد آن‌ها را محدود می‌کند. به همین دلیل، پژوهشگران و پزشکان به شدت نیازمند روشی پیشرفته هستند که بتواند بطور سریع و مؤثر عملکرد پپتید/پروتئین را پیش‌بینی کند (به‌طور مثال از طریق تحلیل ساختاری و /database miningاستخراج در پایگاه‌های داده) تا بصورت منطقی و هدایت شده از فاکتورهای رشد استفاده کند.

سلول‌های بنیادی (Stem cells)

فاکتورهای رشد مواد پلی‌پپتید(polypeptide) چندکاره‌ای هستند که می‌توانند سیگنال‌ها را بین سلول‌ها انتقال دهند و چسبندگی سلول‌ها، رشد، تکثیر، رفت و آمد و سنتز ماتریکس خارج سلولی را تنظیم کنند. اگرچه فاکتورهای رشد وسیله‌ای مؤثر برای بازسازی و ترمیم هستند، استفاده از آن‌ها هنوز با برخی مشکلات روبرو است. به عنوان مثال، آزادسازی منفرد فاکتورهای رشد فرآیند واقعی ترمیم فیزیولوژیکی را شبیه‌سازی می‌کند، اما بکارگیری فاکتورهای رشد در دز فیزیولوژیکی کافی دشوار است. دانشمندان تلاش می‌کنند نوع، دز و نسبت فاکتورهای رشد مورد نیاز در مراحل مختلف بازسازی بافت را درک کنند. ترکیب نامناسب فاکتورهای رشد ممکن است چندین مسیر سیگنال‌دهی را فعال کند و منجر به نتایج منفی شود. در همین حین، فاکتورهای رشد مختلف اغلب محدود به فعالیت‌های خاصی هستند و هنوز فاکتورهای رشد متعددی وجود دارند که عملکردهای مختلف آن‌ها نیاز به بررسی دارد. در حال حاضر، استخراج و شناسایی مستقیم پلی‌پپتیدها معمولا امکان‌پذیر است، اما مراحل زمان‌بر، پیچیده و نواقص عملکردی زیاد، کاربرد آن‌ها را محدود می‌کند. به همین دلیل، پژوهشگران و پزشکان به شدت نیازمند روشی پیشرفته هستند که بتواند بطور سریع و مؤثر عملکرد پپتید/پروتئین را پیش‌بینی کند (به‌طور مثال از طریق تحلیل ساختاری و /database miningاستخراج در پایگاه‌های داده) تا بصورت منطقی و هدایت شده از فاکتورهای رشد استفاده کند.





چالش‌های مهندسی بافت

ایجاد استراتژی‌های پیشرفته مهندسی بافت یک تلاش چندوجهی است که نیازمند در نظر گرفتن پارامترها و همبستگی‌های بین مواد، ایمپلنت‌ها، شرایط تولید و ویژگی های فیزیولوژیکی بافت‌ها می‌باشد. برای انجام فرآیندها باید یک فضا با ابعاد زیاد طراحی کرد که در آن بتوان تمام عملیات اعم از تحریکات شیمیایی و تحریکات مکانیکی که از محیط وارد میشود، پاسخ بافت‌ها نسبت به آنها و عوامل دیگر که بر رشد و پایداری بافت تاثیرگذار است، انجام داد. برای دهه‌ها این استراتژی‌های درمانی عمدتا محدود به چرخه‌های آزمون و خطا در آزمایشگاه و ارزیابی‌های تجربی بوده است، که میتواند بسیار پرهزینه، زمانبر و ناکارآمد باشد. این فرآیندها قادر به نشان دادن پیوندهای پیچیده بین متغیرهای ورودی و خروجی نمیباشد و همچنین توسعه بالینی مواد زیستی و ساختارهای مهندسی را مختل میکند. مواردی مانند مهندسی‌های پیچیده بافت که شامل چندین نوع سلول اعم از ناپایداری پروتئین، طراحی ناقص پپتید (peptide) و وجود مولکول‌های محرک در بافت میتوانند موانع جدی در روند درمان شوند. موانعی مانند: نقص در ترمیم عصب و بازسازی مویرگ‌ها، انسداد جریان خون، تخریب بافت ، ترومبوز (thrombosis)، ناپایداری کروموزومی ، احتمال وجود تومور و دیگر خطاها. این حوادث مانع گسترش کاربرد بافت‌های طراحی شده در پزشکی زیستی و ترمیمی میشوند. با توجه به این کمبودها و چالش‌ها، نیاز به یک روش پیشرفته وجود دارد که بتواند داده‌ها و نتایج آزمایشی را پیش‌بینی کند و ویژگی‌های بنیادی مشترک داده‌های پیچیده را آشکار سازد. پس دانشمندان در پی روشی هستند که پروتکل‌های آزمایشی را بهبود بخشد، استراتژی‌های بهینه طراحی کند، پتانسیل و احتمال موفقیت پروژه را پیشبینی کند و نیز در زمان و منابع صرفه‌جویی کند.

هوش مصنوعی و یادگیری ماشین برای حل چالش‌های مهندسی بافت قدرت بزرگی از خود نشان داده‌اند. در مقایسه با سایر روش‌های تحقیق پزشکی (تحقیقات آزمایشگاهی و بالینی)، یادگیری ماشین کم‌هزینه، سریع و کارآمد است و برای بهبود و ساده‌سازی توسعه مواد، طراحی اسکووفولد، تشخیص و درمان شخصی‌سازی‌شده استفاده های متعدد دارد برگ برنده‌ای در کاربردهای مهندسی و پزشکی به حساب میرود.

کاربرد یادگیری ماشین (machine learning) در مهندسی بافت

از آنجایی که یادگیری ماشین زیر مجموعه‌ای محاسباتی از هوش مصنوعی است، کاربردهای متعددی در مهندسی بافت میتواند داشته باشد. به عنوان مثال از آن میتوان در تحلیل ساختمان داده‌های گسترده، طراحی مواد زیستی/بیومواد، طراحی اسکوفولدها، صرفه جویی در زمان و بدست آوردن نتایج نزدیکتر به هدف درمانی استفاده کرد.
یادگیری ماشین خود زیرمجموعه‌های فراوانی دارد که هرروزه کاربردهای بیشتری در تمامی ادوار علم پزشکی پیدا میکنند.
از انواع الگوهای این هوش مصنوعی میتوان نام برد:

۱. یادگیری نظارت شده (supervised learning)

در حال حاضر، یادگیری نظارت‌شده بیشترین استفاده را در پژوهش‌های زیست‌پزشکی دارد، که دو وظیفه عمده دارد: طبقه‌بندی(classification) و رگرسیون(regression).

۲. یادگیری بدون نظارت (unsupervised)

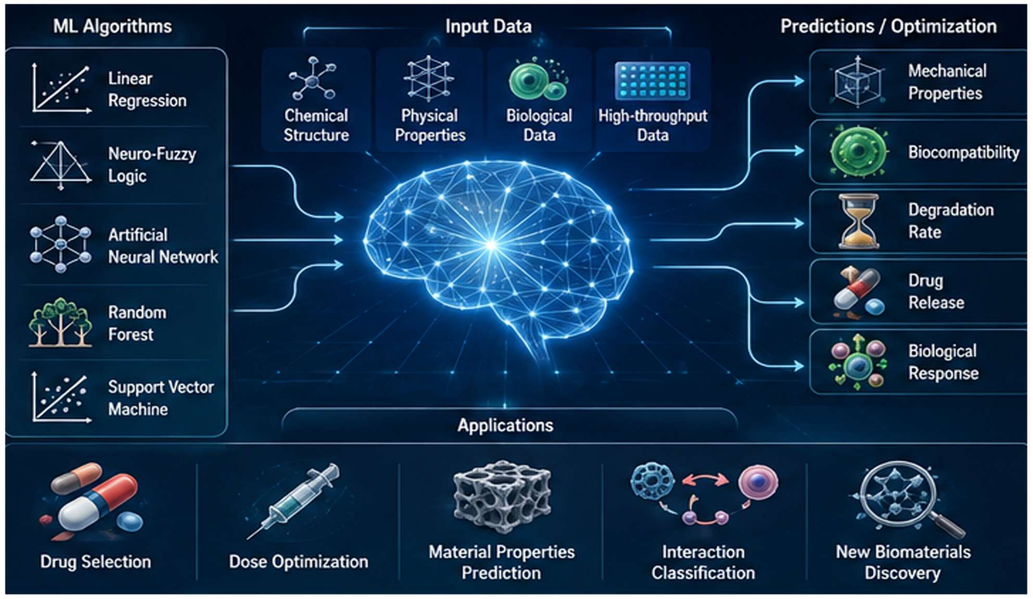
برای پیشبینی نتایجی است که هیچ داده برچسب گذاری شده‌ای در دیتابیس موجود نیست. دو وظیفه مهم آن: پیدا کردن الگوهای پنهان و تحلیل داده‌های اکتشافی بدون برچسب.

۳. یادگیری تقویتی (reinforcement learning)

در آن عامل بر اساس انجام برخی اقدام‌ها در محیط و دستیابی به اهداف، فرآیند تصمیم‌گیری را یاد میگیرد. از این روش میتوان در انجام این کارها استفاده کرد: یادگیری از نتایج و حل مشکلات پیچیده و دستورالعمل‌های دشوار.
با بکارگیری این روش‌ها و روش‌های بیشتر میتوان در راستای اقدامات و اهداف مطلوب زیستی قدم گذاشت.

یادگیری ماشین در طراحی بیو مواد(biomaterial)

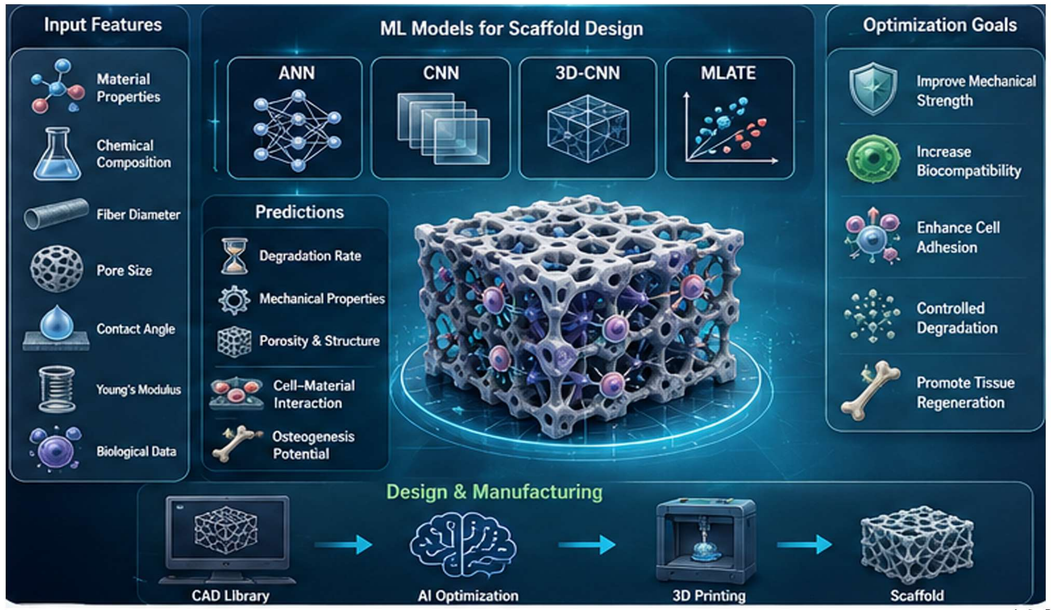
روش‌های سنتی در رابطه با ویژگی‌ها و عملکردهای بیومواد/زیست‌مواد اغلب بر آزمایش‌های تکراری متکی هستند که می‌تواند منابع زیادی مصرف کرده و وقت‌گیر باشد. ظهور یادگیری ماشین یک روش جدید پژوهشی برای بیو مواد ارائه می‌دهد. مدل‌های یادگیری ماشین می‌توانند با تحلیل داده‌های به دست آمده از تعداد زیادی از بیومواد و فناوری‌های مختلف، ویژگی‌ها و تعاملات بین بیومواد و سیستم‌های فیزیولوژیکی را بطور مؤثرتری پیش‌بینی و ارزیابی کنند، و به این ترتیب طراحی و تولید ساختارهای مواد برای کاربردهای خاص را بهینه کرده و زمان و هزینه های ناشی از خطاها در فرآیند را کاهش دهند.
الگوریتم رگرسیون خطی (linear regression) نوعی



الگوریتم یادگیری ماشین است که برای وظایف رگرسیون/برگشتی طراحی شده است. این الگوریتم روی یک معادله خطی عمل می‌کند تا رابطه بین هدف خروجی و ویژگی‌های ورودی را مشخص کند. این روش با موفقیت برای انجام عملیاتی مانند: «تعیین روابط بین خروجی تصویربرداری‌های مغناطیسی با محتوای پروتئوگلیکان(pro-teoglycan) در بافت غضروف. تعیین اثر مواد پلیمری خاص در فعالیت باکتری‌ها» استفاده میشود.فناوری منطق عصبی-فازی(neuro-fuzzy logic) یک روش ترکیبی است که منطق فازی و شبکه‌های عصبی را برای محاسبه روابط پیچیده بین متغیرها ادغام می‌کند. این فناوری برای اندازه گیری میزان تأثیرگذاری ترکیبات، خواص و غلظت آنتی باکتری‌ها در شیشه‌های بیواکتیو استفاده شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی(ANN) معمولاً متشکل از شبکه‌های عصبی کم‌عمق با چند لایه مخفی هستند که به طور گسترده‌ای در مسائل رگرسیون و طبقه‌بندی استفاده می‌شوند. کاربردهای ANN شامل حوزه‌های متنوعی است، از جمله:« پیش‌بینی زاویه تماس آب. جذب پروتئین لایه‌های مونومولاری(monolayers) از ساختارهای مولکولی. شناسایی بیومواد/بیومتریال‌های جدید برای مهندسی استخوان. همچنین پیدا کردن روابط بین خواص مولکولی پلیمرها یا سایر مواد و اثرات بیولوژیکی آنها». مطالعات اخیر نیز نشان داده‌اند که روش‌های یادگیری ماشین می‌توانند در انتخاب نوع و دوز دارو، خواص مواد و دسته‌بندی تداخلات کمک شایانی کند، که دستیابی به آن با روش‌های سنتی دشوار است. استراتژی دیگر برای تسهیل طراحی بیومواد، تلفیق پلتفرم‌های با بازده بالا و تکنیک‌های یادگیری ماشینی است. به عنوان مثال، گزارش شده است که بر اساس یک کتابخانه متشکل از ۲۳۰۴ پپتید با ساختارهای مختلف، چندین الگوریتم برای ساخت مدل‌های طبقه‌بندی به کار گرفته شدند تا ساختارهای شیمیایی را با رفتارهای هیدروژل‌های دی‌پپتیدی(dipep-tide hydrogels) مرتبط کنند. این روش نوآورانه، پتانسیل بزرگ تلفیق شیمی ترکیبی و تکنیک‌های یادگیری ماشینی را نشان می‌دهد و طراحی ساختارهای جدید پپتیدی برای کاربردهای پزشکی را سرعت می‌بخشد. یک مطالعه دیگر نیز موفق به توسعه مدل‌های ساختار پلیمر و پاسخ سلولی از طریق الگوریتم‌های یادگیری ماشینی و داده‌های تولید شده توسط آزمایش‌های با بازده بالا شده است. بهترین مدلی که توسط الگوریتم RF ساخته شد، توانست با دقت پیش‌بینی ۸۰٪ مواد ضد التهابی را شناسایی کند. روش‌های یادگیری ماشینی به طور فزاینده‌ای در حوزه درمانی مهندسی بافت به‌عنوان پایه‌ای برای نحوه طراحی پارامترهای ورودی مانند انتخاب دارو و طراحی مواد زیستی استفاده می‌شوند.

یادگیری ماشین در طراحی اسکوفولدها

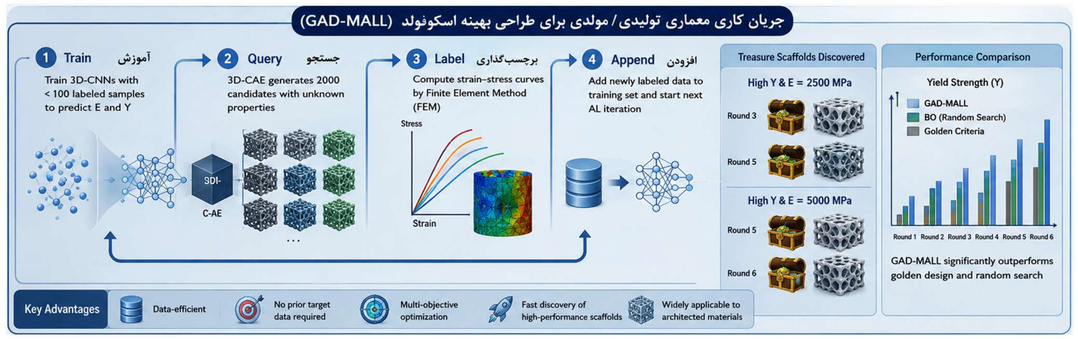
طراحی اسکوفولد نقش اساسی در مهندسی بافت ایفا می کند زیرا اسکوفولدها چارچوب پایه‌ای برای بازسازی بافت هستند. الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توانند برای تحلیل ویژگی‌های شیمیایی، بیولوژیکی و مکانیکی مواد و پلیمرهای مختلف استفاده شوند و پیش‌بینی کنند که اسکوفولد چگونه با بافت‌ها و اندام‌های فیزیولوژیکی (سیستم ایمنی، بافت‌های محیطی و غیره) تعامل خواهد داشت. این روش به پژوهشگران کمک می‌کند تا بهترین اسکوفولدها را با بهبود خواص مکانیکی، افزایش سازگاری زیستی، چسبندگی سلولی و زیست تخریب‌پذیری طراحی



کنند و بازسازی بافت را تقویت نمایند .

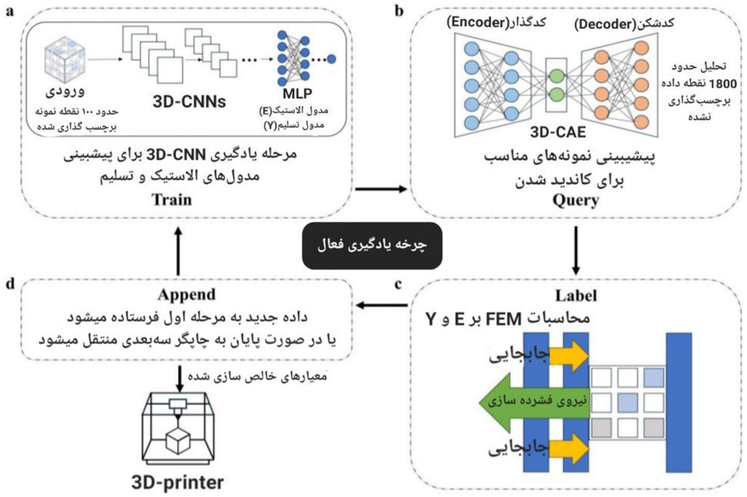
مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای پیش‌بینی دقیق نرخ تخریب اسکوفولدهایی که با خشک کردن انجمادی(-freeze-drying) و با غلظت‌های مختلف ژلاتین و ژنین(-gel-atin and genipin) تهیه شده‌اند، برنامه نویسی است، که یک جایگزین مقرون به صرفه برای طراحی اسکوفولدها ارائه می‌دهد. خواص فیزیکوشیمیایی پلیمرها نیز به ارزیابی عملکرد داربست‌ها کمک می‌کند. برای طبقه‌بندی میزان مخلوط شدن انواع پلیمر (طبقه نامختلط و طبقه نیمه مخلوط) نیز از این روش میتوان استفاده کرد. همچنین از روش‌های یادگیری ماشین برای پیش‌بینی تعاملات سلول و مواد روی اسکوفولدها وجود دارد که با استفاده از چهار ویژگی عددی نانوالیاف (قطر الیاف، قطر حفره، زاویه تماس آب و مدول یانگ) تعداد سلول‌ها را پیش‌بینی می‌کند. ابزار دیگری مبتنی بر یادگیری ماشین به نام MLATE را وجود دارد تا مدل‌های طبقه‌بندی برای ارزیابی تعاملات بین اسکوفولدهای بافت قلب و سلول‌ها ایجاد کند. علاوه بر این، میتوان از تصاویر یک کتابخانه مخصوص طراحی به کمک رایانه (CAD) با ۲۰ شبکه طراحی‌شده، مدل‌های CNN برای پیش‌بینی خواص محاسبه شده (تخلخل، مدول فشرده‌سازی و مدول برشی) استفاده کرد، که بدین ترتیب به تشکیل استخوان جدید کمک می‌کنند.

اخیراً یک جریان کاری با نام معماری تولیدی/مولدی برای طراحی حلقه‌های یادگیری فعال چند هدفه(generative architecture design–multi-objective active learn-ing loop) یا به اختصار(GAD-MALL) تشکیل شده، که



هدف آن طراحی بهینه ایمپلنت‌های ارتوپدی است. در این روش، یک کدگذار خورکار سه‌بعدی کانولوشنی (3D convolutional autoencoder) یا (3D-CAE) که بر روی مجموعه داده‌های بدون برچسب کار میکند و محدوده داده در هر پروژه تقریبا شامل ۱۸,۰۰۰ نقطه داده است که به سیستم آموزش داده میشود، و از آن برای انتخاب کاندیداها استفاده میکنند. همینطور شبکه‌های عصبی کانولوشنی سه‌بعدی (۳D-CNNs) بر روی داده‌های برچسب دار (محاسبه شده توسط روش المان محدود) کار میکند و برای پیش‌بینی خواص مواد مورد استفاده بکار میرود. همانطور که در شکل نشان داده شده است، چرخه یادگیری فعال با آموزش شبکه‌های 3D-CNN در ابتدا بر اساس کمتر از ۱۰۰ نمونه داده برای پیشبینی مدول الاستیک (elastic module/E) و مدول تسلیم (yield module/Y) شروع میشود(مرحله train). سپس برای هر تکرار در چرخه یادگیری از ۳D-CAE برای تولید ۲۰۰۰ نمونه داده با خواص ناشناخته استفاده میشود، که در آن مقادیر E و Y نمونه‌ها توسط ۳D-CAE پیشبینی میشود تا اسکوفولدهای واجد شرایط انتخاب شوند(مرحله query). نمودارهای کرنش-تنش(strain–stress curves) اسکوفولدهای انتخاب شده با استفاده از روش عنصر محدود(finite ele-ment) محاسبه میشوند(مرحله label). داده‌های تازه برچسب‌گذاری شده سپس به مجموعه داده‌های آموزشی بازگردانده شدند تا ۳D-CNNها دور بعدی یادگیری فعال را شروع کنند(مرحله append). جریان کاری زمانی متوقف خواهد شد که تمام معیارهای پیش‌فرض برآورده شوند یا فرآیند یادگیری پیشرفت بیشتری نشان ندهد. با دنبال کردن این جریان کاری GAD-MALL، اسکوفولدهای با مقدار Y بالا و E = ۲۵۰۰ مگاپاسکال (که به آن‌ها اسکوفولد «گنج/treasure » گفته می‌شود) به ترتیب در دور سوم و پنجم حلقه AL یافت میشوند، در حالی که اسکوفولدهای با مقدار Y بالا و E = ۵۰۰۰ مگاپاسکال (که به آن‌ها نیز اسکوفولد «گنج/treasure » گفته می‌شود) به ترتیب در دور پنجم و ششم حلقه AL یافت میشوند. این داربست های «گنج» به طور قابل توجهی از «معیارهای طلایی/-golden criteria » (داربست‌های طراحی‌شده یکنواخت) پیشی گرفتند. علاوه بر این، در مقایسه با جستجوی تصادفی پایه مانند BO، روش GADMAIL روند واضحی در بهبود استحکام خواص مکانیکی از خود نشان میدهدو نتایج پرینت سه‌بعدی اسکوفولدهای طراحی‌شده نشان داد که مقادیر Y در نمونه‌های طراحی‌شده با یادگیری ماشین بطور قابل توجهی بالاتر از طراحی یکنواخت بوده است. این فرایند GAD-MALL همچنین می‌تواند بدون نقاط داده قبلی در محدوده هدف از پیش طراحی‌شده اجرا شود، که با موفقیت اسکوفولدهای با ارزش با E = ۱۰۰۰ مگاپاسکال را

کشف کرد. این روش هوشمند و کارآمد از نظر داده می‌تواند به راحتی در کاربردهای گسترده مواد معماری شده استفاده شود و به سرعت مواد معماری شده با نیازهای مختلف کاربردی طراحی کند.



نتیجه‌گیری و چشم‌انداز آینده

در پایان، هوش مصنوعی پتانسیل عظیمی برای تحول و تسریع توسعه درمان‌ها در پزشکی ترمیمی . مهندسی بافت دارد. از بهبود کشف دارو تا بهینه‌سازی مهندسی بافت و درمان‌های سلولی، هوش مصنوعی می‌تواند با تحلیل داده‌های وسیع مولکولی و ژنومی بینش‌هایی ارائه دهد که درک آن‌ها برای انسان‌ها غیرممکن است. در حالی که هوش مصنوعی نویدبخش پیشرفت در تحقیقات و توسعه در علم پزشکی است، چالش‌های فنی قابل توجهی وجود دارد که باید پیش از پذیرش گسترده این فناوری‌ها برطرف شوند. یکی از محدودیت‌های عمده، کمبود داده‌های بزرگ و باکیفیت است که برای آموزش مدل‌های پیشرفته یادگیری ماشین مورد نیاز است. این رشته‌ها شامل تعاملات زیستی پیچیده‌ای هستند که ثبت کامل آن‌ها در داده‌ها دشوار است.

علاوه بر این، توسعه مدل‌های محاسباتی دقیق که بتوانند رفتار سلول را در طول زمان شبیه‌سازی و پیش‌بینی کنند، به دلیل درک محدود ما از مسیرهای سلولی و مولکولی، چالش‌های فنی عظیمی به همراه دارد. اعتبارسنجی سیستم‌های هوش مصنوعی و کسب تأییدیه‌های نظارتی نیز نیازمند آزمون‌های بالینی گسترده است که زمان و منابع قابل توجهی می‌طلبد. پرداختن به نگرانی‌ها در مورد حریم خصوصی داده‌ها، امنیت و تعصب و تضمین دسترسی عادلانه و برابر به ابزارهای جدید نیز به همان اندازه مهم است. علاوه بر این، جلب حمایت پزشکان برای فناوری‌هایی که وعده مراقبت شخصی مؤثرتر را می دهند، نیازمند غلبه بر موانع پذیرش است. تحقیقات قابل توجه و مستمر هنوز برای غلبه بر این مسائل لازم است.

محدودیت‌ها و تبدیل پتانسیل نظری هوش مصنوعی در پزشکی ترمیمی و طراحی بافت به راه‌حل‌های واقعی که به طور ملموس نتایج بیماران را بهبود می‌بخشد. پژوهشگران، سیاست‌گذاران، ارائه‌دهندگان خدمات بهداشتی و توسعه‌دهندگان هوش مصنوعی باید با هم همکاری کنند تا تدابیر حفاظتی مناسب، مکانیزم‌های نظارتی و دستورالعمل‌هایی برای استفاده از هوش مصنوعی در پزشکی بازساختی تدوین کنند. با ادامه پیشرفت فناوری‌های هوش مصنوعی و در دسترس قرار گرفتن داده‌های باکیفیت‌تر، فرصت برای بهبود و اختصاصی‌سازی الگوریتم‌های هوش مصنوعی بطور خاص برای اهداف پزشکی بازساختی افزایش خواهد یافت.

در آینده، نوآوری‌های بیشتر در زمینه‌هایی مانند یادگیری ماشین، پردازش زبان طبیعی، بینایی کامپیوتری و رباتیک پتانسیل آشکار کردن بینش‌های جدیدی را دارند که می توانند نحوه توسعه و ارائه درمان‌های نوین را متحول کنند. ترکیب هوش مصنوعی با دیگر فناوری‌های نوظهور مانند نانوتکنولوژی، ویرایش ژنوم و چاپ سه‌بعدی زیستی ممکن است به پیشرفت‌های بی‌سابقه‌ای در ایجاد راه‌حل‌های بازساختی شخصی‌سازی‌شده منجر شود. با وجود چارچوب اخلاقی مناسب و ساختارهای حکمرانی، آینده پزشکی دنیا مبتنی بر هوش مصنوعی امیدوارکننده به نظر می‌رسد. با این حال، پیشرفت بستگی به حفظ رویکردی انسان‌محور دارد که از قابلیت‌های هوش مصنوعی برای خدمت به بهترین نحو برای منافع بیماران و جامعه مورد استفاده قرار گیرد. از طریق همکاری‌های چندرشته‌ای و توسعه و استفاده مسئولانه از این فناوری‌ها، ممکن است روزی پتانسیل کامل هوش مصنوعی را برای ورود به دوران جدیدی از درمان‌های شگفت‌انگیز و مؤثر محقق کنیم.

یاسمن بیگی

1. Artificial Intelligence in Regenerative Medicine: Applications and Implications
Hamed Nosrati and Masoud Nosrati. Biomimetics 2023, 8, 442. https://doi.org/10.3390/biomimetics8050442
2. Burns & Trauma, 2024, 12, tkae053 [https://doi.org/10.1093/burnst/tkae053].

تصویربرداری پیشرفته



دنیای پزشکی امروز، دنیای تصویرهاست؛ تصویرهایی که دیگر فقط رنگ و شکل نیستند، بلکه روایت زنده‌ای از درون بدن انسان را بازگو می‌کنند. جایی که علم و فناوری دست در دست هم داده‌اند تا توان دیدن و شناختن را از مرزهای چشم فراتر ببرند.دستگاه‌های تصویربرداری پیشرفته پزشکی، از MRI گرفته تا سی‌تی‌اسکن، سونوگرافی و تصویربرداری هسته‌ای، نماد هوش و خلاقیت انسان در جست‌وجوی فهم بدن و بیماری‌اند. همین ابزارها هستند که به پزشکان اجازه می‌دهند بی‌آنکه تیغی بزنند، درون اندام‌ها را ببینند، مسیرهای پنهان را کشف کنند و جان بیماران را نجات دهند.

در عصر امروز، تصویربرداری پزشکی چیزی فراتر از یک ابزار تشخیصی است؛ پلی است میان علم و هنر، میان فیزیک و زیست، میان داده و احساس. هر تصویر پزشکی، داستانی از امید، کشف و خدمت به انسان است.

در این متن سعی می کنیم نگاهی داشته باشیم به همین دنیای شگفت‌انگیز دستگاه‌ها و فناوری‌هایی که سکوت بدن را به زبان تصویر ترجمه می‌کنند؛ زبان علم، دقت و آینده.

۱. تصویربرداری تشدید مغناطیسی (Magnetic Resonance Imaging - MRI)

یکی از پیشرفته‌ترین ابزارهای تشخیصی غیرتهاجمی در پزشکی مدرن است. این فناوری با بهره‌گیری از پدیدهٔ تشدید مغناطیسی هسته‌ای و بدون استفاده از پرتوهای یونیزان، امکان مشاهده‌ی ساختارهای بافتی بدن را با وضوح بالا فراهم می‌سازد. در سال‌های اخیر، پیشرفت های قابل‌توجهی در زمینه‌ی توالی‌های سریع، میدان‌های مغناطیسی فوق‌قوی، و الگوریتم‌های بازسازی تصویر، سبب افزایش چشمگیر دقت، سرعت و کارایی MRI شده است. هدف این که به بررسی اصول فیزیکی MRI، فناوری‌های جدید از جمله fMRI، DTI و MRI چندپارامتری، و مرور مهم‌ترین کاربردهای بالینی و پژوهشی این روش در پزشکی نوین است.

MRI نخستین بار در دههٔ ۱۹۷۰ میلادی معرفی شد و از آن زمان به عنوان یکی از ابزارهای اصلی تصویربرداری در علوم پزشکی شناخته می‌شود. بر خلاف CT و سایر روش های مبتنی بر پرتوهای X، MRI از میدان مغناطیسی قوی و امواج رادیویی برای ایجاد تصویر استفاده می‌کند. این ویژگی سبب شده که بتوان اطلاعات ساختاری و عملکردی از بدن انسان به دست آورد بدون آنکه بیمار در معرض تابش خطرناک قرار گیرد.

• اصول فیزیکی و عملکرد MRI

اصول MRI بر پدیدهٔ تشدید مغناطیسی هسته‌ای پروتون های هیدروژن در میدان مغناطیسی استوار است. در حضور میدان مغناطیسی قوی (B0)، پروتون‌ها هم‌جهت با میدان آرایش می‌یابند. اعمال پالس‌های امواج رادیوفرکانسی (RF) این آرایش را بر هم زده و پس از توقف پالس، پروتون‌ها انرژی خود را در قالب سیگنال‌های قابل اندازه‌گیری آزاد می‌کنند. این سیگنال‌ها بر اساس زمان های Relaxation T1 و T2 تحلیل و به تصویر تبدیل می شوند.

• فناوری‌ها و تکنیک‌های پیشرفته در MRI

در دو دهه اخیر، فناوری MRI با شتابی چشمگیر توسعه یافته است. مهم‌ترین نوآوری‌ها عبارت‌اند از:

. MRI با میدان قوی و فوق‌قوی
استفاده از میدان‌های مغناطیسی ۳ تا ۷ تسلا موجب افزایش نسبت سیگنال به نویز (SNR) و بهبود وضوح فضایی شده است، هرچند چالش‌هایی از قبیل ناهمگنی میدان مغناطیسی و افزایش جذب انرژی RF نیز پدید آمده است.

. صویربرداری عملکردی مغز (fMRI)
تکنیک fMRI بر پایه اثر BOLD (Blood Oxygen Level Dependent) است و تغییر اکسیژناسیون هموگلوبین را به عنوان شاخصی از فعالیت عصبی اندازه‌گیری می‌کند. این روش ابزار کلیدی در پژوهش‌های عصب‌شناسی شناختی و بررسی اختلالات مغزی است.

. تصویربرداری تنسور نفوذ (DTI)
DTI با اندازه‌گیری نفوذ آنیزوتروپیک مولکول‌های آب در بافت‌های عصبی، امکان ترسیم اتصالات سفید مغزی (tractography) و ارزیابی سلامت شبکه‌های عصبی را فراهم می‌سازد.

. MRI چندپارامتری و کمی
در این روش‌ها پارامترهای T2، T2*، T1 و PD به‌صورت عددی استخراج شده و اطلاعات بافتی کمی به‌دست می آید که کاربردهای بسیاری در تشخیص ضایعات کبدی، تومورهای مغزی و بیماری‌های نورودژنراتیو دارد.

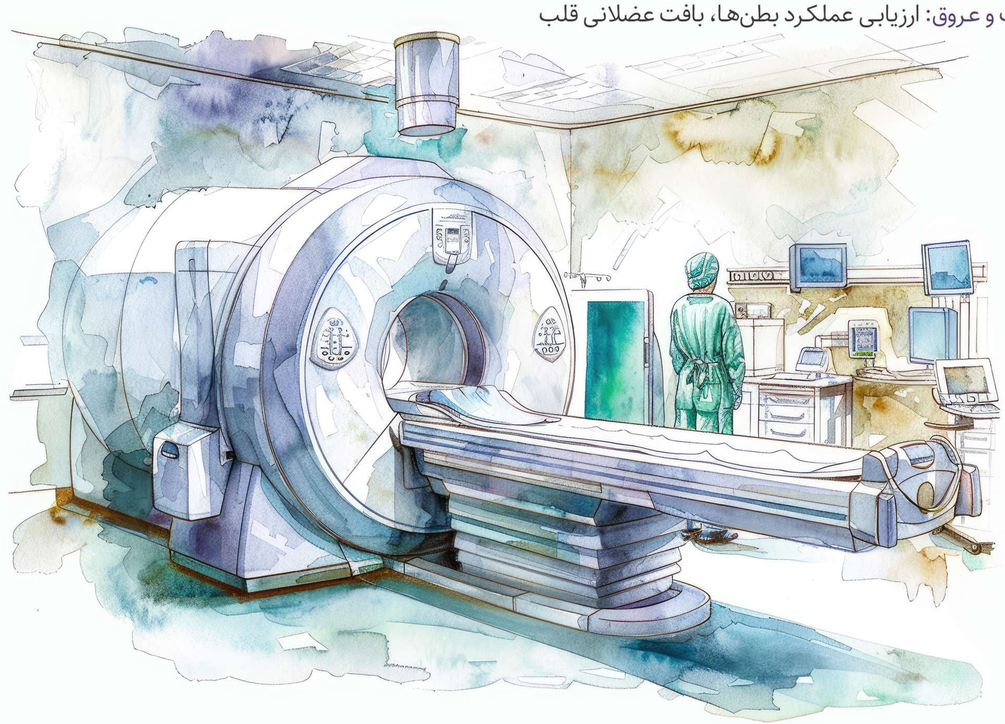
• کاربردهای بالینی و پژوهشی

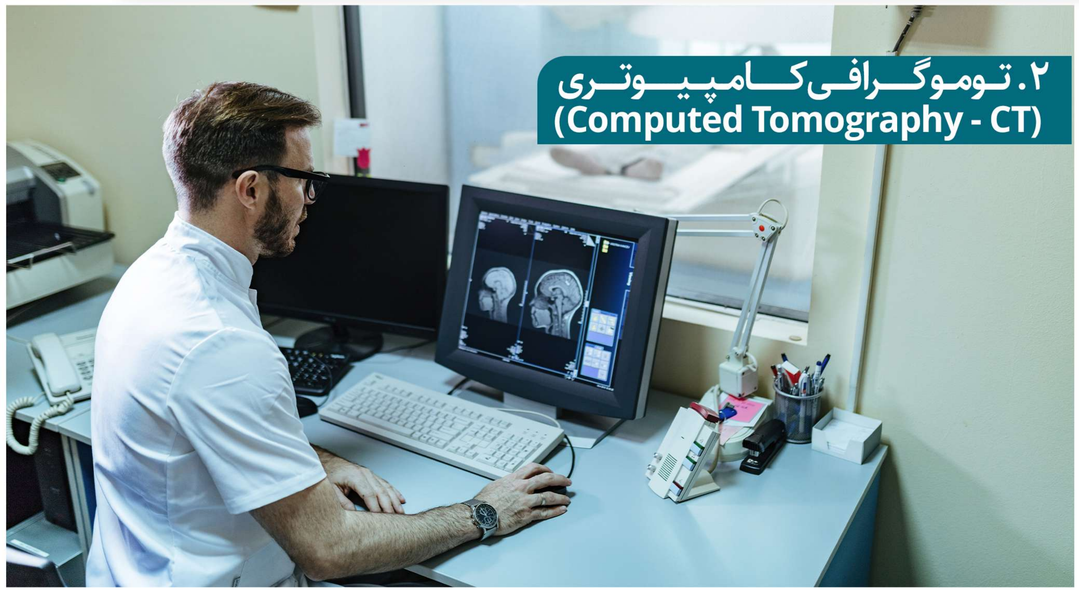
MRI در اغلب حوزه‌های پزشکی نقش تشخیصی حیاتی دارد:
نورولوژی: تشخیص مولتیپل اسکلروزیس، سکته مغزی، تومورهای مغزی و صرع.
قلب و عروق: ارزیابی عملکرد بطن‌ها، بافت عضلانی قلب و جریان خون.
اونکولوژی: تشخیص مرحله و حجم تومور، پایش اثربخشی درمان.
ارتوپدی: بررسی رباط‌ها، دیسک‌ها و بافت‌های نرم مفاصل.
تحقیقات علوم اعصاب: مطالعه نقشه‌های عملکردی و شبکه‌های مغزی انسان.

• چالش‌ها و مسیر آینده

چالش‌های کنونی MRI شامل زمان اسکن طولانی، هزینه بالا، حساسیت به حرکات بیمار و محدودیت برای افراد دارای ایمپلنت‌های فلزی است. آیندهٔ MRI در گرو ترکیب آن با فناوری‌های هوش مصنوعی، یادگیری عمیق و بازسازی سریع تصویر است که می‌تواند زمان تصویربرداری را کاهش و دقت تشخیص را افزایش دهد.

پس به این نتیجه می رسیم که .....
MRI با تکیه بر اصول فیزیکی دقیق و به‌کارگیری فناوری های نوین، همچنان یکی از قدرتمندترین روش‌های تصویربرداری پزشکی باقی مانده است. توسعه روش‌های چندپارامتری و هوشمند نویدبخش عصری جدید از تصویربرداری شخصی‌سازی‌شده و تشخیص دقیق‌تر بیماری‌ها است.





۲. توموگرافی کامپیوتری (Computed Tomography - CT)

یک تکنیک تصویربرداری محوری در ارزیابی‌های فوری و جامع پزشکی است که از جذب پرتوهای ایکس برای ایجاد تصاویر مقطعی با وضوح بالا بهره می‌برد. علی‌رغم پیشرفت‌های چشمگیر در MRI، CT به دلیل سرعت بالای تصویربرداری و حساسیت ویژه به بافت‌های سخت و کنتراست با مواد حاجب، جایگاه خود را حفظ کرده است.
در ادامه به بررسی اصول فیزیکی CT، تمرکز بر نوآوری های سخت‌افزاری (مانند آرایه‌های چندردَتکتوری و منبع اشعه ایکس دینامیک)، و تکنیک‌های پیشرفته نظیر CT با دوز پایین (LDCT)، بازسازی تصویر مبتنی بر هوش مصنوعی، و ادغام آن در تصویربرداری مولتی‌مدالیتی (مانند PET/CT) می‌پردازد. این تحولات نقش CT را در تشخیص زودهنگام بیماری‌ها و برنامه‌ریزی دقیق درمانی، به ویژه در انکولوژی و تروما، به شدت ارتقا داده است.
تکنولوژی CT که بر اساس کار هانس فیلدز (Hounsfield) در دهه ۱۹۷۰ توسعه یافت، انقلابی در رادیولوژی ایجاد کرد. CT با حل مشکل برهم‌نهی ساختارهای سه‌بعدی در تصاویر رادیوگرافی ساده، اطلاعات مقطعی ارزشمندی فراهم می‌کند. چالش اصلی همواره محافظت از بیمار در برابر اشعه بوده است؛ لذا، تحقیقات اخیر بر بهینه‌سازی دوز تابش با حفظ کیفیت تصویر متمرکز شده‌اند.

• اصول فیزیکی و معماری CT پیشرفته

تصویر CT از جذب افتراقی پرتوهای ایکس که از زوایای مختلف عبور می‌کنند، ایجاد می‌شود. این داده‌ها توسط آرایه‌های دتکتور جمع‌آوری شده و با استفاده از الگوریتم هایی مانند فیلترشده بازسازی با پس‌فکنش (Filtered Back Projection) به تصاویر دیجیتال تبدیل می‌گردند.

. CT اسپیرال (اسلایس مارپیچی) و چند دَتکتوری (MDCT)
معماری MDCT که از چندین ردیف دتکتور استفاده می کند، امکان تصویربرداری حجمی سریع (Volumetric Scanning) را فراهم آورده است. این امر زمان اسکن را به کسری از ثانیه کاهش داده و در کاربردهای قلبی-عروقی و تروما حیاتی است.

. تصویربرداری فازمند (Phase-Contrast CT)
این تکنیک با سنجش تغییرات فاز پرتو ایکس به جای جذب آن، حساسیت به کنتراست بافت‌های نرم را به طرز چشمگیری بهبود می‌بخشد، که پتانسیل بالایی در تصویربرداری از بافت‌های نرم و غضروف دارد.

• تکنیک‌های بهینه‌سازی و کاهش دوز تابش

مهم‌ترین پیشرفت‌ها در راستای کاهش خطر تابش یونیزان صورت پذیرفته است:

. CT با دوز پایین (Low-Dose CT - LDCT)
LDCT با کاهش جریان آمپر ثانیه (mAs) و استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته، دوز دریافتی بیمار را تا ۸۰٪ کاهش می‌دهد. کاربرد اصلی این تکنیک در غربالگری سرطان ریه در جمعیت‌های پرخطر است.

. بازسازی تصویر مبتنی بر هوش مصنوعی (AI-based Reconstruction)
استفاده از شبکه‌های عصبی پیچیده برای حذف نویز و آرتیفکت‌های ناشی از دوز پایین (Noise Reduction) امکان دستیابی به تصاویر با کیفیت قابل قبول را با دوزهای بسیار پایین فراهم آورده است.

. CT طیفی (Spectral CT)

این تکنیک به جای اندازه‌گیری کل جذب پرتو ایکس، آن را بر اساس انرژی‌های مختلف تجزیه می‌کند. این قابلیت امکان تفکیک مواد شیمیایی (مانند ید در مواد حاجب) از بافت‌های طبیعی را در یک اسکن واحد فراهم کرده و کنتراست اختصاصی‌تری ارائه می‌دهد.

• ادغام مدالیتی‌ها: PET/CT و SPECT/CT

ادغام CT با روش‌های پزشکی هسته‌ای (PET و SPECT) یکپارچه‌ترین راهکار تشخیصی را ارائه می‌دهد. CT برای تعیین دقیق موقعیت آناتومیک و تصحیح تضعیف تشعشع (Attenuation Correction) در تصاویر عملکردی PET/SPECT استفاده می‌شود، که منجر به موقعیت‌یابی دقیق‌تر ضایعات و ارزیابی متابولیک آن‌ها می‌گردد.

• کاربردهای بالینی نوین

امروزه CT فراتر از تشخیص صرف، در هدایت درمانی نیز نقش دارد:

رادیوتراپی: استفاده از CT برای برنامه‌ریزی دقیق میدان های تابش و اطمینان از عدم آسیب به بافت‌های سالم اطراف تومور.

رادیولوژی مداخله‌ای: هدایت سوزن و ابزارها به صورت زنده (Real-time) در بیوپسی‌ها و درمان‌های کم‌تهاجمی.

آنژیوگرافی CT (CTA): ارزیابی دقیق عروق کرونر، شریان های مغزی و عروق محیطی.

پس به این نتیجه می رسیم که .....

توموگرافی کامپیوتری همچنان با نوآوری‌های سریع در زمینه دتکتورها، الگوریتم‌های بازسازی و ادغام با سایر مدالیتی‌ها در خط مقدم تصویربرداری پزشکی قرار دارد. تمرکز بر کاهش دوز با حفظ یا بهبود اطلاعات بالینی، مسیری را برای استفاده ایمن‌تر و گسترده‌تر از این فناوری در دهه‌های آتی ترسیم می‌کند.

۳. تصویربرداری پیشرفته پزشکی اولتراسوند (Ultrasound)

یکی از پرکاربردترین و در عین حال کم‌هزینه‌ترین روش های تصویربرداری پزشکی محسوب می‌شود. پیشرفت های اخیر در حوزه حسگرها، پردازش سیگنال، مدل‌سازی فیزیکی امواج صوتی و هوش مصنوعی باعث شده‌اند که کیفیت و کاربرد این فناوری به سطحی بی‌سابقه ارتقا یابد. در ادامه ابتدا اصول فیزیکی اولتراسوند مرور می‌شود، سپس نوآوری‌های اخیر شامل تصویربرداری سه‌بعدی، اولتراسوند داپلر پیشرفته، اولتراسوند الاستوگرافی و هوش مصنوعی در تفسیر تصاویر بررسی می‌شود. در پایان، چالش‌ها و جهت‌گیری‌های آتی این فناوری در پزشکی دقیق و شخصی مورد بحث قرار می‌گیرد.

اولتراسوند از اواسط قرن بیستم به‌عنوان ابزاری غیرتهاجمی برای تصویربرداری از بافت‌های نرم بدن معرفی شد. سادگی استفاده، ایمنی بالا، ارزان بودن و قابلیت حمل، آن را به یک ابزار تشخیصی کلیدی در پزشکی مدرن، به‌ویژه در زنان و زایمان، قلب، کبد، و عضلات اسکلتی تبدیل کرده است. با این حال، محدودیت‌های ذاتی شامل وابستگی به مهارت اپراتور، تضعیف امواج در عمق زیاد، و رزولوشن محدود همواره چالش‌برانگیز بوده اند. پیشرفت‌های فناوری در دههٔ اخیر با معرفی سیستم های دیجیتال با فرکانس بالا، پردازنده‌های فوق‌سریع و الگوریتم‌های یادگیری ماشین باعث تحول بنیادین در دسترسی به داده‌های دینامیک و چندبُعدی از بافت‌ها شده است.

• اصول فیزیکی و فنی اولتراسوند

امواج اولتراسوند، امواج مکانیکی با فرکانسی بالاتر از محدوده شنوایی انسان (بیش از ۲ کیلوهرتز) هستند که در پزشکی معمولاً بین ۲ تا ۲۰ مگاهرتز استفاده می‌شوند.



در اثر تغییر چگالی بافت‌ها، بخشی از امواج بازتاب داده شده و توسط دریافت‌کننده (transducer) جمع‌آوری می شود. الگوریتم‌های بازسازی سپس از اختلاف فاز، زمان و دامنه انعکاس‌ها، تصویر مقطعی از بافت را تولید می کنند.

پیشرفت در کریستال‌های پیزوالکتریک و آشکارسازهای چندعنصری (array transducers) سبب شده‌اند رزولوشن فضایی، عمق نفوذ و نرخ تصویربرداری افزایش یابد. همچنین پردازش دیجیتال سیگنال با تکنیک‌هایی چون beamforming تطبیقی و compound imaging موجب کاهش نویز و بهبود کنتراست شده است.

• فناوری‌های پیشرفته در تصویربرداری اولتراسوند

۱. تصویربرداری سه‌بعدی و چهاربعدی (3D/4D Ultrasound)

در روش سنتی، تصاویر اولتراسوند دوبعدی‌اند و اپراتور اید با حرکت دادن پروب تصویر ذهنی از ساختار فضایی بسازد. اما فناوری سه‌بعدی با استفاده از آرایه‌های چندبعدی یا بازسازی کامپیوتری حجم داده‌ها، امکان مشاهده آناتومی در قالب حجم سه‌بعدی را فراهم می‌کند. تصویربرداری چهاربعدی نیز به معنی افزودن بُعد زمان به مدل است که برای مشاهده حرکات جنین، جریان‌های قلبی و در جراحی‌های هدایت‌شده ارزش بالایی دارد.

۲. داپلر پیشرفته و جریان‌های میکروسکوپی

اولتراسوند داپلر از تغییر فرکانس بازتاب به‌منظور اندازه گیری سرعت جریان خون استفاده می‌کند. در سال‌های اخیر، توانسته‌اند جریان‌های بسیار آهسته در مویرگ‌ها را بدون تزریق ماده حاجب آشکار کنند. این قابلیت در تشخیص اولیه تومورهای بدخیم، التهابات و ارزیابی پاسخ های درمانی بسیار ارزشمند است.

۳. الاستوگرافی اولتراسوند (Ultrasound Elastography)

الاستوگرافی با اندازه‌گیری میزان سختی بافت‌ها، اطلاعاتی عملکردی فراتر از شکل ظاهری فراهم می‌آورد. این روش در تشخیص فیبروز کبد، تومورهای پستان و تیروئید کاربرد وسیعی یافته است؛ زیرا بافت‌های سرطانی معمولاً سخت‌تر از بافت‌های سالم‌اند

۴. تصویربرداری مولکولی و کنتراست پیشرفته

با استفاده از میکروحباب‌ها و نانوحامل‌های صوتی، می توان مولکول‌ها یا سلول‌های خاص را هدف قرار داد و تغییرات بیوشیمیایی را به‌صورت تصویری مشاهده کرد. تصویربرداری کنتراست بالا (CEUS) اکنون در بررسی عملکرد عروقی کبد، کلیه و تومورهای متاستاتیک جایگاهی مشابه با MRI یافته است.

۵. هوش مصنوعی و یادگیری عمیق در اولتراسوند

بکارگیری شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN) و مدل‌های یادگیری عمیق در تحلیل تصاویر اولتراسوند، دقت تشخیص را افزایش داده و نیاز به اپراتور باتجربه را کاهش داده است. الگوریتم‌ها می‌توانند به صورت آنی در حین تصویربرداری نواحی آناتومیک مهم را شناسایی کرده، وضعیت غیرطبیعی مانند ضخیم شدن دیواره، وجود توده، یا تغییر بافتی را مشخص کنند. همچنین در سیستم‌های نوین، مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر داده می‌توانند روند پیشرفت بیماری یا پاسخ به درمان را پیش‌بینی نمایند.

یا تغییر بافتی را مشخص کنند. همچنین در سیستم‌های نوین، مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر داده می‌توانند روند پیشرفت بیماری یا پاسخ به درمان را پیش‌بینی نمایند.

• کاربردهای بالینی

۱. زنان و زایمان

در تشخیص سن حاملگی، ارزیابی رشد جنین، بررسی جریان خون بند ناف و پایش ناهنجاری‌های مادرزادی، اولتراسوند سه‌بعدی و داپلر پیشرفته نقش کلیدی دارد. فناوری چهاربعدی به پزشکان اجازه می‌دهد حرکت جنین را در زمان واقعی مشاهده کنند.





۲. قلب و عروق (اکوکاردیوگرافی پیشرفته)
در اکوکاردیوگرافی مدرن، الگوریتم‌های سه‌بعدی و داپلر رنگی با وضوح بالا، جریان خون و حرکت دیواره قلب را با دقت میلی‌ثانیه‌ای نمایش می‌دهند. تکنیک‌هایی مانند Speckle Tracking Echocardiography در ارزیابی عملکرد میوکارد و پیش‌بینی نارسایی قلبی اهمیت بالایی یافته‌اند.

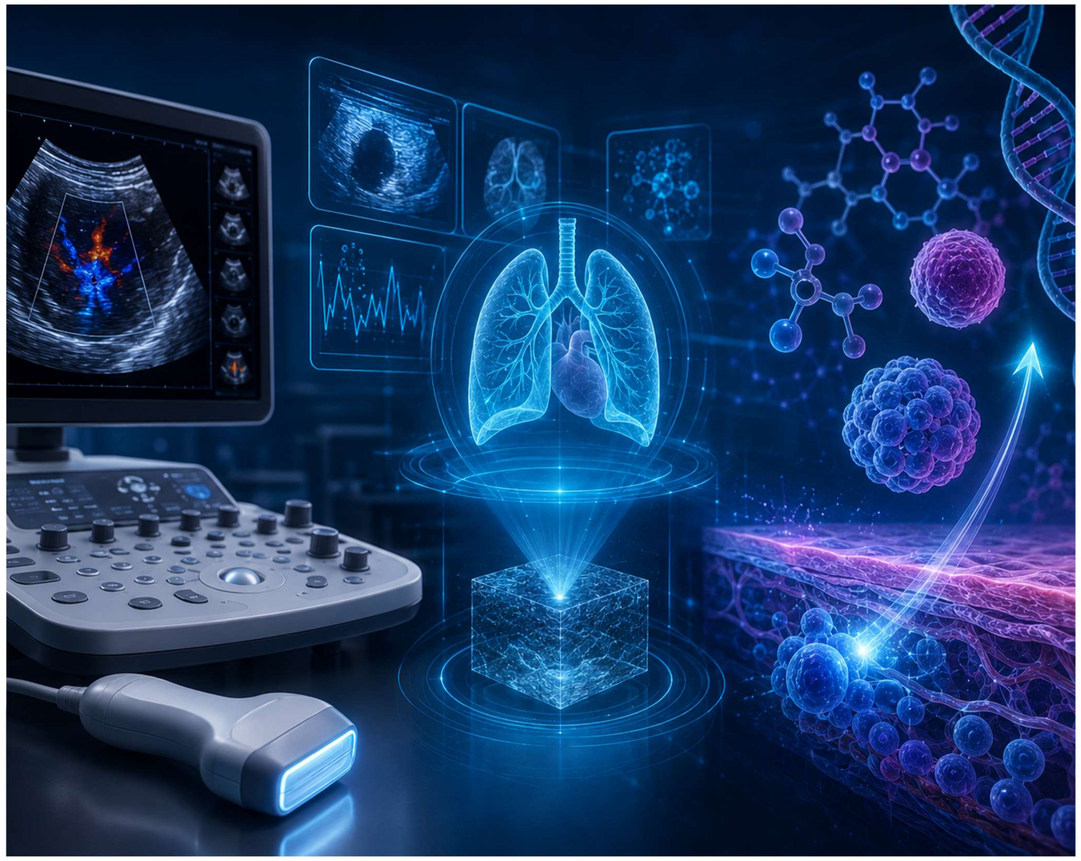
۳. کبد و مجاری صفراوی
الاستوگرافی به ابزار غیرتهاجمی اصلی برای پایش میزان فیبروز کبدی تبدیل شده است و در بسیاری از کشورها جایگزین نمونه‌برداری (بیوپسی) شده است. همچنین CEUS در شناسایی ضایعات فوکال و افتراق توده‌های خوش‌خیم از بدخیم کارایی بالایی دارد.

۴. سیستم اسکلتی-عضلانی و نوروگرافی
اولتراسوند با رزولوشن بالا امکان تصویربرداری پویا از تاندون‌ها، رباط‌ها و اعصاب محیطی در حالت حرکت را می‌دهد. در روش‌های جدید حتی ساختارهای چندمیلی‌متری مانند رشته‌های عصبی دیده می‌شوند.

۵. تصویربرداری در بستر (Bedside Ultrasound)
دستگاه‌های پرتابل و بی‌سیم نسل جدید با اتصال به تلفن همراه، امکان تصویربرداری در شرایط اورژانسی و میدانی را فراهم کرده‌اند. این موضوع در مراقبت‌های ویژه و مناطق کم‌منبع یک تحول گسترده محسوب می‌شود.

• چالش‌ها و مسیر اینده

با وجود پیشرفت‌های چشمگیر، فناوری اولتراسوند هنوز با چالش‌هایی روبه‌رو است:
وابستگی به مهارت اپراتور: تفسیر نادرست منبع اصلی خطاهای تشخیصی است.
تضعیف موج در بافت‌های چرب یا عمق زیاد: موجب کاهش کیفیت تصویر می‌شود.
استانداردسازی داده‌ها: نبود فرمت‌های یکسان برای اشتراک‌گذاری و پردازش مبتنی بر هوش مصنوعی.
قابلیت تکرار در پژوهش‌های بالینی: نتایج می‌توانند به شدت تحت تأثیر شرایط تصویربرداری و مدل دستگاه باشند.
برای غلبه بر این مشکلات، راه‌حل‌هایی چون الگوریتم‌های خودکالیبراسیون، مدل‌های یادگیری بدون نظارت و استانداردسازی پروتکل‌های تصویربرداری در حال توسعه‌اند.
ترکیب اولتراسوند با فناوری‌های محاسباتی نوین از جمله تشخیص مولکولی بلادرنگ، هوش مصنوعی چندوجهی (Multimodal AI) و سیستم‌های تصویربرداری ترکیبی با MRI و CT مسیر آینده این حوزه را شکل می‌دهد. همچنین استفاده از ترنسدیوسرهای انعطاف‌پذیر پوشیدنی و اولتراسوند متمرکز (Focused Ultrasound) در درمان غیرتهاجمی تومورها، صرع



و اختلالات حرکتی، نشان‌دهنده عبور از مرحله تشخیص به مرحله درمان فعال است. در آینده نزدیک، پزشکان می توانند با تلفیق داده‌های اولتراسوند لحظه‌ای با سایر داده‌های بالینی، تصویر جامعی از فیزیولوژی در مقیاس سلولی به دست آورند.

پس به این نتیجه می رسیم که.....
تصویربرداری پیشرفته اولتراسوند با اتکا به نوآوری‌های سخت‌افزاری، پردازش هوشمند داده و مدل‌های یادگیری عمیق، در حال تبدیل شدن به ابزاری حیاتی در پزشکی دقیق است. افزایش قابلیت‌های سه‌بعدی، الاستوگرافی، و تفسیر خودکار تصاویر، دامنهٔ کاربرد آن را از تشخیص پایه تا درمان هدفمند گسترش داده است. ادغام این فناوری با هوش مصنوعی و داده‌های مولکولی، آینده‌ای را نوید می‌دهد که در آن تشخیص بیماری‌ها به‌صورت کم‌هزینه و بدون تهاجم حاصل می شود.

* تا اینجای مسیر امیداورم خسته نشده باشید
باهم فهمیدیم که تصویربرداری پیشرفته پزشکی، چشم بینای علم درون بدن انسان است. هر پیشرفت در این فناوری، گامی است به‌سوی درک بهتر زندگی و درمانی دقیق‌تر. متوجه شدیم امروز، تصویرها تنها داده نیستند؛ روایتگر امید، نجات و آینده‌ای روشن در پزشکی هستند. با تلفیق دانش، نوآوری و انسانیت، این حوزه راهی تازه برای دیدن و فهمیدن می‌گشاید راهی که به سلامت، زندگی و احساس انسان معنا می‌بخشد.
{با ارزوی سلامت}

مهسا طالبی
ژورنال‌های تخصصی تصویربرداری پزشکی
IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control (TUFFC)
Ultrasound in Medicine and Biology
European Radiology و Radiology (بخش مقالات اولتراسوند)

گاهنامه سیگنال حیاتی

انجمن علمی مهندسی پزشکی دانشگاه صنعتی همدان

شماره ۲۰ ،بهار ۱۴۰۵

راه ارتباطی با ما

انجمن علمی مهندسی پزشکی دانشگاه صنعتی همدان