کاربرد هوش‌مصنوعی در بیماری‌ها و اختلالات‌روان؛ مطالعه مروری

سارا جنیدی[1]، باقر باباعلی[2]، حمیدرضا نقوی[3]
[1]دانشگاه تهران، پردیس بین الملل، دانشکده علوم کامپیوتر sara.joneydi@ut.ac.ir
[2]دانشگاه تهران، دانشکده علوم کامپیوتر babaali@ut.ac.ir
[3]دانشگاه تهران، دانشکده علوم پزشکی naghavih@tums.ac.ir

چکیده- *فناوری در حال پیشرفت، ابزار اولیه برای پیاده‌سازی و همگرایی ایده‌ها است. بنابراین، استفاده از هوش‌مصنوعی و فناوری‌های مرتبط یک انتخاب نیست، بلکه روندی است که باید آن را پذیرفت. ظهور رویکردهای هوش‌مصنوعی به‌ویژه یادگیری‌ماشین و یادگیری‌عمیق، به سلامت‌روان، در توسعه راهکارهای پیش‌بینی، تشخیص، درمان و مراقبت‌های سلامت به سرعت در حال پیشرفت است. از نظر درمان، هوش‌مصنوعی در مداخلات دیجیتال، به‌ویژه اپلیکیشن‌ها و گوشی‌های هوشمند، برای بهینه‌سازی مراقبت‌های سلامت‌روان گنجانده شده است. از نظر پیش‌بینی و تشخیص، بروز جریان‌های داده به این معنی است که نیاز به بکارگیری الگوریتم‌های هوش‌مصنوعی مبتنی بر داده‌های بزرگ و چندوجهی برای کشف روابط پیچیده و غیرخطی بین آنها و توسعه و بهبود مدل‌های پیش‌بینی/تشخیص را نمی توان نادیده گرفت. مقاله پیش‌رو به مطالعه مروری پژوهش‌های اخیر در این حوزه پرداخته است.*

واژه‌های کلیدی – بیماری‌ها و اختلالات روان، سلامت‌روان، یادگیری عمیق، پردازش زبان طبیعی، داده‌های چندوجهی

1- مقدمه

بیماری‌های سلامت‌روان یکی از جدی‌ترین و شایع‌ترین مشکلات بهداشت عمومی است. بیماری روانی نوعی از وضعیت سلامتی است که ذهن، عواطف و رفتار فرد را تغییر می‌دهد و بر سلامت جسمی او تأثیر می‌گذارد. در سال 2020، سازمان بهداشت جهانی[1] تخمین زده است که تنها افسردگی 264 میلیون نفر را در سراسر جهان تحت تأثیر قرار داده است. و پیش‌بینی می‌شود تا سال 2030 عامل اصلی دیگر بیماری‌های روانی در جهان باشد که این، خود بر خطر و هزینه‌های پزشکی بسیاری از بیماری‌های روانی و فیزیکی دیگر می افزاید.[1-2] همچنین، مشکلات مربوط به سلامت‌روان از جمله افسردگی، اسکیزوفرنی، اختلال کم‌توجهی بیش‌فعالی (ADHD[2]) و اختلال طیف اوتیسم (ASD[3]) و غیره امروزه بسیار شایع هستند و تخمین زده می‌شود که حدود 450 میلیون نفر در سراسر جهان از چنین مشکلاتی رنج می برند. علاوه بر بزرگسالان، کودکان و نوجوانان زیر 18 سال نیز در معرض خطر اختلالات سلامت‌روان هستند.[3] بهمین سبب، برای درک بهتر شرایط سلامت‌روان و ارائه مراقبت بهتر از بیمار، تشخیص زودهنگام مشکلات روان یک گام اساسی است. متفاوت از تشخیص سایر بیماری‌های مزمن که به آزمایش‌ها و اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی متکی هستند، بیماری‌های روانی معمولاً بر اساس خوداظهاری[4] و پاسخ به پرسشنامه‌های مشخص که برای تشخیص الگوهای خاص از احساسات یا تعاملات اجتماعی طراحی شده‌اند، تشخیص داده می‌شوند.[4] امروزه با توجه به دردسترس‌بودن داده‌های مربوط به وضعیت سلامت‌روان، فناوری‌های هوش‌مصنوعی و یادگیری‌ماشین برای بهبود درک ما از شرایط روان و برای بهبود و تسریع در تصمیم‌گیری بالینی استفاده می‌شوند.[4-5] به‌عنوان یکی از آخرین پیشرفت‌ها در هوش‌مصنوعی و یادگیری‌ماشین، یادگیری‌عمیق، را می‌توان نام برد. در سال‌های اخیر، الگوریتم‌های یادگیری‌عمیق و پردازش زبان طبیعی عملکرد بهتری را در بسیاری از سناریوهای مبتنی بر داده، از جمله در مراقبت‌های بهداشتی نشان داده‌اند.[6-8] بررسی کاربرد این تکنیک‌ها در سلامت‌روان تمرکز بر چهار حوزه اصلی را نشان می‌دهد: تشخیص، پیش‌آگهی و درمان، بهداشت عمومی، تحقیقات و مدیریت بالینی.[9] همچنین، مطالعه تحقیقات انجام‌شده در این چهار حوزه نشان می‌دهد داده‌های مورد استفاده برای پیاده‌سازی تکنیک‌های یادگیری‌ماشین و یادگیری‌عمیق، عمدتا مبتنی بر چهار گروه اصلی می‌باشند:

داده‌های بالینی- منبعی بسیار مهم برای پیشبرد مراقبت‌های بهداشتی هستند. این داده‌ها چه در طول فعالیت‌های توسعه محصول مانند آزمایش‌ها و مطالعات بالینی، چه به‌عنوان بخشی از فرآیند تشخیص و درمان، برای ارائه مراقبت‌های به‌موقع به بیماران و برای ساختن سیستم‌های مراقبت‌سلامت، ضروری هستند. سیستم‌هایی که به طور مداوم یاد می‌گیرند. و مراقبت‌های ارائه شده را بهبود می بخشد. این داده‌ها شامل داده‌های تصویر عصبی[5]، پرونده الکترونیک سلامت (EHR[6])و ... هستند.

داده‌های ژنوم و ژنتیک- با پیشرفت‌های اخیر در تکنیک‌های توالی‌یابی، حجم عظیمی از داده‌های ژنوم یا اگزوم با کارایی بالا در حال تولید است که محققان را قادر می‌سازد تا بیماران مبتلا به اختلالات سلامت‌روان را با

1 World Health Organization
[2]Attention Deficit Hyperactivity Disorder
[3] Autism Spectrum Disorder
[4] Self-report and declaration

[5] Neuro image
[6] Electronic Health Record

بررسی انواع تغییرات ژنتیکی در ژنوم یک فرد مطالعه کنند. برای شناسایی عوامل خطر ژنتیکی مرتبط با بیماری‌های روانی، از ظرفیت‌های یادگیری‌عمیق در شناسایی الگوهای پیچیده در مجموعه داده‌های بزرگ، استفاده شده است.

داده‌های بیان صوتی و بصری- داده‌های بیان صوتی (صدا یا گفتار) و بصری (ویدئو یا تصویر رفتارهای صورت یا بدن) توجه بسیاری از مطالعات در زمینه اختلالات سلامت‌روان را به خود جلب کرده است. اخیرا توجه زیادی به استفاده از این داده‌ها در مدل‌سازی حالات عاطفی افراد برای شناسایی وضعیت سلامت‌روان شده است. داده‌های صوتی سیگنال‌های پیوسته و متراکم هستند، در حالی که داده‌های ویدئویی دنباله‌ای از فریم‌ها، یعنی تصاویر هستند. هر چند مدل‌های یادگیری‌ماشین برای تجزیه و تحلیل چنین نوع داده‌هایی در فرآیند استخراج ویژگی‌های پیچیده رنج می‌برند. اما استفاده از یادگیری‌عمیق در مدل‌سازی توالی داده‌ها، برای تجزیه و تحلیل داده‌های بیان صوتی و/یا بصری موفق بوده است.

داده‌های رسانه‌های اجتماعی- با گسترش پلتفرم‌های رسانه‌های اجتماعی، مانند توییتر و تلگرام و ...، افراد به طور فزاینده و عمومی اطلاعاتی را در مورد خلق و خو، رفتار و یا بیماری که ممکن است از آن رنج ببرند به‌اشتراک می‌گذارند مطالعات مختلف با بکارگیری تکنیک‌های یادگیری‌عمیق ازچنین داده‌هایی-عمدتا داده‌های متنی- برای شناسایی و تحلیل وضعیت سلامت‌روان کاربران بهره برده است. مطالعه‌ی پیش‌رو، در کنار بیان چالش‌ها و فرصت‌های کاربرد هوش‌مصنوعی در سلامت‌روان و مراقبت‌های بهداشتی، نگاهی به جهت‌گیری‌های تحقیقاتی آینده خواهد داشت. از نگاهی دیگر، می‌توان داده‌های مورد استفاده در حوزه سلامت‌روان و مراقبت‌های بهداشتی را به دو گروه اصلی تقسیم کرد: داده‌های ساخت‌یافته، مانند تصاویر پزشکی، داده‌های ژنتیکی، الکتروفیزیولوژی (EP)[7]، مدارک پزشکی الکترونیک (EMR)[8] و داده‌های بدون ساختار، مانند یادداشت‌های بالینی و پزشکی که عمدتا استخراج اطلاعات از آنها با روش‌های پردازش زبان طبیعی صورت می‌گیرد.[10-12]

2-روش تهیه مقاله

این مقاله، به بررسی مطالعات موجود در پایگاه داده PubMed، بر اساس معیارهای انتخاب از پیش تعریف‌شده با دو سطح غربالگری پرداخته است: بررسی عنوان و چکیده، و بررسی کامل مقالاتی که معیارهای ورود داشتند. سپس با مرور تحقیقات منتخب و طبقه‌بندی داده‌های موجود، نحوه انتشار کاربردهای هوش‌مصنوعی در مراقبت‌های سلامت‌روان و بیماریهای‌روان، مورد بررسی قرار گرفته است. در روند جستجوی مقالات در پایگاه‌داده فوق الذکر، از کلیدواژه‌های زیر بهره گرفته شده است:

Artificial intelligence for/in (Mental health and/or Mental Health Care and/or mental illness and/or Mental disorder and/or mental disease)

Deep learning for/in (Mental health and/or Mental Health Care and/or mental illness and/or Mental disorder and/or mental disease)

Machine learning for/in (Mental health and/or Mental Health Care and/or mental illness and/or Mental disorder and/or mental disease)

3- معرفی ابزارهای‌هوش‌مصنوعی[9] در سلامت‌روان

دهه گذشته شاهد افزایش استفاده از مدل‌های یادگیری‌ماشین[10] برای تجزیه و تحلیل داده‌های مراقبت‌های بهداشتی بوده است.[9-10] [13]

یادگیری‌ماشین- از رویکردهای هوش‌مصنوعی است که شامل روش‌های مختلفی برای توانمندسازی یک الگوریتم برای یادگیری است. الگوریتم‌های یادگیری‌ماشین را می‌توان به دو دسته اصلی تقسیم کرد: یادگیری بدون‌نظارت که به استخراج ویژگی‌ها کمک می‌کند و یادگیری تحت نظارت، که برای پیش‌بینی، پس از کاهش مؤلفه‌های اصلی، به تجزیه و تحلیل می‌پردازد و همچنین حالت نیمه‌نظارت‌شده نیز پلی است میان این دو حالت.

یادگیری‌عمیق[11]- بعنوان تازه‌ترین فناوری هوش‌مصنوعی، ویژگی‌های خام ورودی را مستقیماً در خروجی‌ها از طریق یک ساختار شبکه چندلایه که قادر به ثبت الگوهای پنهان درون خروجی است، ترسیم می‌کند. از مدل‌های رایج یادگیری‌عمیق در حوزه سلامت‌روان و مراقبت‌های بهداشتی، شبکه عصبی پیشخور عمیق[12]، که در مقایسه با مدل‌های سنتی یادگیری‌ماشین، عملکرد برتری را در بسیاری از وظایف داده‌کاوی نشان داده است و برای تجزیه و تحلیل داده‌های بالینی و داده‌های ژنتیکی برای پیش‌بینی شرایط سلامت‌روان معرفی شده است.[14-15] همچنین، شبکه عصبی بازگشتی[13]، برای تجزیه و تحلیل داده‌های متوالی مانند زبان طبیعی، گفتار و ویدئو، شبکه عصبی پیچشی[14] برای تجزیه و تحلیل تصاویر پزشکی و اسکن مغزی و رمزگذار خودکار[15] را می‌توان نام برد.[13-14] [16]

پردازش زبان طبیعی[16]- همگام با پیشرفت در زمینه هوش‌مصنوعی، پردازش زبان طبیعی و تجزیه و تحلیل صوتی، منجر به ظهور تحقیقاتی درباره ارتباط بین زبان، ویژگی‌های صوتی و سلامت‌روان شده است. رونوشت مصاحبه‌ها یا جلسات بالینی منابع سنتی محتوای متنی برای تجزیه و تحلیل زبان روان هستند. امروزه، فناوری‌های مبتنی بر اینترنت مانند رسانه‌های اجتماعی، گفتگوهای آنلاین و پیام‌رسان‌ها منابع غنی و جدید از متن غیر بالینی را برای چنین تحلیل‌هایی ارائه می‌دهند.[17] به دلیل حجم بالای داده‌های ورودی خام در قالب متن همچون یادداشت‌های بالینی، زبان نوشتاری و مکالمه مانند جلسات مشاوره، حوزه سلامت‌روان پیش از استفاده از سایر تکنیک‌های هوش مصنوعی، به شدت به پردازش زبان طبیعی متکی است.

[7] Electrophysiology Procedure
[8] Electronic medical records

[9] Artifitial Inteligence
[10] Machine Learning
[11] Deep Learning(DL)
[12] Deep feedforward neural network (DFNN)
[13] Recurrent neural network (RNN)
[14] Convolutional neural network (CNN)
[15] Autoencoder
[16] Natural Language Processing

چراکه توانایی یک الگوریتم برای درک خودکار معانی کلمات بنیادی، پیشرفتی قابل توجه در فناوری است که در کاربردهای مراقبت از سلامت‌روان ضروری است. [19-18]

1-3-کاربرد هوش‌مصنوعی در مراقبت‌های بهداشتی

هوش‌مصنوعی در حال حاضر راه خود را در زندگی مدرن (به‌عنوان مثال برای دسترسی به اطلاعات، تسهیل تعاملات و رسانه‌های اجتماعی و سیستم های امنیتی) باز کرده است. در حالی‌که استفاده از هوش‌مصنوعی در داده‌های بالینی (به‌عنوان مثال، تصویربرداری پزشکی، آزمایش ژنتیک) و تحلیل آنها بسیار جوان است، و هنوز با پذیرش معمول هوش‌مصنوعی در مراقبت‌های بهداشتی فاصله داریم، اما ورود هوش‌مصنوعی در زمینه‌هایی از مراقبت‌های بهداشتی را نمی‌توان نادیده گرفت؛ این زمینه‌ها عبارتند از: غربالگری انبوه[17]، تصویربرداری تشخیصی[18]، داده‌های آزمایشگاهی[19]، تشخیص الکترونی[20]، تشخیص ژنتیکی[21]، داده‌های بالینی[22]، یادداشت های عملیاتی [23]، پرونده الکترونیک سلامت[24]، و سوابق حاصل از دستگاه‌های پوشیدنی[25] .[11-12] قضاوت در مورد رفتارهای بهینه در زندگی به دلیل پویایی و شرایط محیط اجتماعی اغلب بسیار پیچیده و دشوار است. چراکه، در این تصمیم‌گیری، مناطق مختلفی از مغز و مدارهای عصبی دخیل هستند.[20] بسیاری از مطالعات عصب‌بیولوژیکی در مورد تصمیم‌گیری نشان می‌دهند که رفتارها از طریق هماهنگی بین سیستم‌های متعدد شبکه عصبی انتخاب می‌شوند که هر کدام مجموعه‌ای متمایز از الگوریتم‌های محاسباتی را اجرا می‌کنند. بدین‌رو، اعمال تکنیک‌های داده کاوی[21] و رویکردهای یادگیری‌ماشین بر مجموعه داده‌های چندوجهی نه تنها از نظر آسیب‌شناسی بیماری‌های روانی را بازتعریف می‌کنند، بلکه در نتایج درمانی نیز بهبود بیشتری کسب کرده‌اند. این امر خود، گواه تاثیر قابل‌تامل استفاده از تکنیک‌ها و ابزار هوش‌مصنوعی در تشخیص و درمان است.[24-22]

2-3-کاربرد هوش‌مصنوعی در بیماری‌ها و اختلالات‌روان

در سال‌های اخیر بویژه، هوش‌مصنوعی در پیش‌آگهی، تشخیص و درمان، به اختلالات و بیماری‌هایی از سلامت‌روان که براساس طبقه‌بندی بین‌المللی بیماری‌ها[26]، و راهنمای تشخیصی و آماری اختلالات روان[27]، شایع‌ترین تهدیدهای این حوزه هستند، ورود کرده‌است. [20] شیزوفرنی، اختلالات اضطراب و نگرانی، اختلالات افسردگی، اوتیسم و آلزایمر[28] بیشترین تهدید برای سلامت‌روان هستند. [28-25] مطالعه پیش‌رو، با توجه به طبقه‌بندی جهانی بیماریها و اختلالات روان و با تمرکز بر دسته‌بندی فوق به مرور حوزه‌های ورود هوش‌مصنوعی به این تهدیدها پرداخته‌است.

آلزایمر- شامل فرآیند تدریجی کاهش حجم و کیفیت اتصال نورون در مغز است که منجر به یکپارچگی تدریجی سیناپسی و از دست دادن عملکردهای شناختی است. [30-29] این بیماری، بعنوان یک اختلال مغزی پیشرونده، به موضوعی حیاتی از نظر سلامت جهانی، سلامت عمومی و سلامت جمعیت در جهان تبدیل شده‌است.[31] درک پیشرفت بیماری و تسهیل تشخیص زودهنگام آن کانون توجه در تصویربرداری عصبی و ژنومیک در دهه گذشته بوده است.[33-32] هرچند جمع آوری ترکیبی از داده‌ها می‌تواند گران، پیچیده و خسته‌کننده باشد، اما قابلیت‌های یادگیری‌ماشین برای پردازش و ادغام مقادیر بزرگ از اطلاعات تعاملی، چندبعدی و چندسطحی را نمی‌توان نادیده گرفت.[35-34] در سال‌های اخیر، توجه زیادی به طبقه‌بندی این بیماری، تشخیص زودهنگام و یا شناسایی ژن‌های محافظ[36] در برابر این بیماری، با الگوریتم‌های یادگیری‌ماشین شده است. درحالیکه، بیشتر محققان بر روی استفاده از شبکه‌های عصبی پیچشی 3 بعدی و 4 بعدی برای طبقه‌بندی الزایمر به دلیل مقادیر قابل تامل داده متمرکز شده اند. اما اخیرا، آگاروال و همکاران، در یک مقاله مروری به بررسی نتایج بدست آمده برپایه مدل‌های ترکیبی (یادگیری‌عمیق و یادگیری انتقالی[29]) در مقایسه با مدل‌های یادگیری‌عمیق پرداخته اند. در این مطالعه سیستماتیک، دقت نتایج بدست آمده برپایه مدل‌های ترکیبی در تشخیص بیماری آلزایمر از طریق نشانگرهای زیستی تصویربرداری عصبی، بمراتب بهتر از مدل‌های مبتنی بر یادگیری‌عمیق با استفاده از معماری‌های مبتنی بر شبکه پیچشی سه بعدی از پیش آموزش‌دیده بوده است. این تحقیق نقش مثبت یادگیری انتقالی در پیش‌آگهی و تشخیص الزایمر را بیش از پیش نمایان می‌کند.[37]

اختلال طیف اوتیسم- وضعیتی عصبی است که عموما از اوایل کودکی آغاز می‌شود. از آنجایی که پاتوژن[30] این بیماری هنوز مبهم است، تشخیص بیماری با مشاهده مجموعه ای از علائم رفتاری و بهره‌گیری از تکنیک‌های غیرتهاجمی تصویربرداری مغز، مانند تصویربرداری مغناطیسی رزونانس[31]، حاصل می‌شود. ژو و همکاران، به بررسی پیشرفت‌های مبتنی بر رویکردهای یادگیری‌ماشین در تشخیص اوتیسم پرداخته اند. آنها ضمن بررسی چالش-های موجود در راه تشخیص اوتیسم، بر لزوم شناسایی نشانگرهای زیستی [32]متمایز، برای تشخیص بیماری و نقش حیاتی آنها در ایجاد مجموعه داده‌های جامع و تشریح ناهمگونی فردی و گروهی برای دستیابی به عملکرد بهتر در فرایند تشخیص، تاکید می‌کنند. [38] در همین راستا، هوش‌مصنوعی در برقراری ارتباط با بیماران اوتیسم به پیشرفت‌های چشمگیر دست‌یافته است. مطالعه تحقیقات انجام شده در این حوزه، نشان می‌دهد

[17] Mass screening
[18] Diagnostic imaging
[19] Laboratory data
[20] Electro-diagnosis
[21] Genetic diagnosis
[22] Clinical data
[23] Operation notes
[24] Electronic health records
[25] Records from wearable devices
[26] International Classification of Diseases (ICD) and Diagnostic
[27] Statistical Manual of Mental Disorders (DSM)
[28] Alzheimer Disease (AD)

[29] Transfer Learning
[30] Pathogen
[31] Magnetic resonance imaging (MRI)
[32] Biomarkers

ربات‌ها نقش مهمی در این ارتباط داشته‌اند. روبات‌ها دستگاه‌هایی هستند که از حسگرها برای نظارت بر حرکت و موقعیت انسان استفاده می‌کنند و سپس از این بازخورد برای تعامل با محیط استفاده می‌کنند. ربات ها با استفاده از حسگرها و محرک ها قادر به اندازه گیری و ذخیره پارامترهای عملکرد بیمار هستند. این امر می تواند به ارزیابی بالینی در طولانی مدت کمک کند. این دستگاه‌ها با توانایی تشخیص و اندازه‌گیری تغییرات کوچک در حرکات، می‌توانند به درمانگران در فرآیندهای برنامه‌ریزی درمان و تعیین هدف کمک کنند. یوشیکاوا و همکاران، به بررسی اثرات استفاده از ربات در مصاحبه های روانپزشکی پرداخته اند. آنها بر این باورند مصاحبه مستقیم و رو در رو بین روانپزشک و بیمار در ارزیابی بالینی بسیار مهم است، با این حال، انجام چنین مصاحبه هایی به شیوه سنتی به ویژه در دوران همه گیری کرونا، به دلیل خطر ابتلا به بیماری دشوار می‌شود.[39] هر چند مصاحبه های ویدئویی با استفاده از اینترنت برای ارزیابی و کمک به افراد مبتلا به اختلالات روانی مفید است، با این حال، برخی از بیماران به ویژه آن دسته که به اختلال ترس اجتماعی، افسردگی و اختلال طیف اوتیسم مبتلا هستند در استفاده از ابزارهای چهره به چهره تردید دارند. [41-40] همچنین، بررسی‌ها بر روی چندین ربات چت[33] که برای طیف وسیعی از بیماری‌های روان، از جمله افسردگی، اختلال طیف اوتیسم (بویژه برای کودکان که با کمبود عاطفی درگیر هستند) و اضطراب ساخته شده‌اند، رضایت کاربران از چت‌بات‌ها را نشان می‌دهد و شواهد اولیه بر اثربخشی مطلوب، صحه می‌گذارد.[45-42]

شیزوفرنی- بیماری مزمن سلامت‌روان است که با اختلال در تفکر و رفتار، میلیون‌ها نفر را در سراسر جهان تحت تاثیر قرار داده‌است، این اختلال به طور قابل توجهی روال زندگی روزمره را مختل می‌کند. چندین الگوریتم هوش‌مصنوعی و یادگیری‌ماشین برای تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های موثر در بروز اسکیزوفرنی، پیش‌بینی بیماری، و ارزیابی روش‌های پیشگیری فعلی، مورد استفاده قرار گرفته‌اند.[48-46] مطالعه تحقیقات بعمل آمده، بویژه در دهه‌ی اخیر نشان می‌دهد، پژوهش‌ها برای یافتن همپوشانی میان اختلالات روانی که در طبقه‌بندی سنتی بیماریها، بعنوان اختلالات متمایز در نظر گرفته می‌شوند، در حال گسترش است. لانگلاند حسن، در پژوهشی تحت عنوان «گفتار درون[34]»، به بررسی پدیده‌ی روانشناختی «صدای درون» یا «صحبت کردن در ذهن» می‌پردازد. او در این مطالعه به بررسی ارتباط گفتار درونی با توهمات شنوایی-شفاهی در شیزوفرنی پرداخته و بیان می‌کند که مبتلایان به توهمات شنوایی-کلامی[35] به اشتباه، گفتار خود را به عنوان گفتاری تولید شده توسط شخص دیگر تشخیص می‌دهند- آنچه در مبتلایان به اسکیزوفرنی شایع است- این مطالعه همچنین به کاربرد هوش‌مصنوعی در ترجمه نشانه‌های عصبی و عصبی-عضلانی گفتار درونی به سیگنال‌های گفتاری بیرونی متناظر پرداخته و بر این باور است که این امر می‌تواند زمینه را برای مداخلات جدید از سوی هوش‌مصنوعی در این حوزه فراهم کند.[49]

اضطراب و نگرانی- اختلالات خلقی و اضطرابی یکی از رایج‌ترین تشخیص‌هایی است که در راهنمای تشخیصی و آماری اختلالات‌روان، ویرایش پنجم (DSM-5) و یازدهمین ویرایش طبقه‌بندی آماری بین المللی بیماری‌ها و مشکلات سلامت (ICD-11) دسته‌بندی شده است.[3] شیوع اختلالات سلامت‌روان به ویژه در جمعیت کودکان و جوانان به طور مداوم در حال افزایش است. همین امر در مورد اختلالات اضطرابی، شایع‌ترین بیماری روانی، که تقریباً یک‌سوم کودکان و نوجوانان را تحت تأثیر قرار می‌دهد. نیز صدق می‌کند.[52-50] در بررسی رویکردهای یادگیری‌ماشین برای پیش‌بینی اختلالات اضطرابی، مشاهده شده که SVM و ANN متداول‌ترین روش‌ها برای پیش‌بینی اختلال اضطراب اجتماعی هستند. همچنین استفاده از ویژگی‌های چند سطحی مانند یادگیری چند هسته‌ای، عملکرد طبقه‌بندی را برای پیش‌بینی اختلال استرس پس از سانحه (PTSD) افزایش می‌دهد. وضعیت سلامت ذهنی، نوشیدن الکل، سیگار کشیدن، فشار خون بالا و ورزش منظم نیز می تواند بعنوان ویژگیهای موثر[36] در پیش‌بینGAD ، SAD و PTSD مفید باشند.[53] در همین حوزه، اوپوکو آساره و همکاران، به مطالعه پیش‌بینی اختلالات افسردگی از طریق نشانگرهای رفتاری گوشی های هوشمند با استفاده از روش‌های یادگیری‌ماشین، پرداخته‌اند. در این تحقیق میدانی 629 نفر از حداقل 56 کشور مشارکت داشته‌اند. همچنین اطلاعات مربوط به سن، جنس، تحصیلات و شغل افراد نیز مورد رصد قرار گرفت. 22 ویژگی از گوشی های هوشمند در استخراج ویژگی مدل مورد استفاده قرار گرفت. در این پژوهش از الگوریتم‌های یادگیری نظارتی برای طبقه‌بندی استفاده شده‌است. یافته‌ها نشان می‌دهد نشانگرهای رفتاری نشان‌دهنده افسردگی را می‌توان به‌طور نامحسوسی از داده‌های حسگرهای تلفن هوشمند شناسایی کرد . در نتیجه ارزیابی سنتی افسردگی را می‌توان با نشانگرهای رفتاری از تلفن‌های هوشمند برای تشخیص و نظارت بر افسردگی تقویت کرد.[54] در پژوهشی دیگر، اسمرکه و همکاران، مطالعه‌ای محدود بر پژوهش‌های انجام شده در حوزه اختلالات افسردگی در بازماندگان بیماری سرطان انجام داده‌اند. نتایج حاصل از مطالعه نشان می‌دهد شناسایی ویژگی‌های قابل مشاهده همچون زبان، گفتار و بیان چهره برای تشخیص زودهنگام افسردگی و غربالگری در این دسته از بیماران، با روش‌های مبتنی بر هوش‌مصنوعی قابل رهگیری است.[55] شیمورا و همکاران، در تحقیقی نشان دادند که کار از راه دور با کاهش پاسخ‌های استرس روانی و فیزیکی و اختلال خواب مرتبط است. در این تحقیق، اثرات کار از راه دور بر پاسخ‌های استرس روانی و فیزیکی با تجزیه و تحلیل رگرسیون لجستیک چند متغیره، با تعدیل سن، جنسیت، اضافه‌کاری، استرس‌های شغلی، حمایت اجتماعی و وضعیت خواب مورد توجه قرار گرفت. نتایج حاصل از مطالعه همچنین نشان

[33] Chatbots
[34] Inner Speech
[35] Auditory Verbal Hallucinations(AVH)
[36] Effective Features

می‌دهد که کار کاملا از راه دور سبب افزایش اعلام حضور افراد می‌شود اما همزمان کاهش بهره‌وری را بهمراه دارد.[56]

4- نتیجه‌گیری

هدف متخصصان سلامت‌روان، ادغام اطلاعات ژنتیکی، محیطی، بالینی و شیوه زندگی برای شخصی سازی درمان ها و تکمیل قضاوت بالینی است. بدین رو، شناسایی معیارهای بالینی قوی و نشانگرهای زیستی برای هدایت انتخاب درمان بسیار موثر است. در نتیجه، بهره گیری از انواع داده‌های مختلف در پیش‌آگهی، تشخیص، درمان و مراقبت بهداشتی انواع بیماریها بویژه بیماریها و اختلالات سلامت‌روان، نتایج و اثرات مثبت قابل تامل را در پی دارد، اما از سویی دیگر سبب پدیدار شدن داده‌های بزرگ و پیچیده (هم به لحاظ ماهیت داده‌ها و هم ارتباطات میان انواع داده) شده است. این امر بعنوان بزرگترین چالش، نیاز به ابزارها و تکنیک‌هایی قابل اعتماد برای تجزیه و تحلیل داده‌های بزرگ را بوجود آورده است. در پاسخ به این چالش، در سال‌های اخیر، توجه و علاقه بر معرفی و استفاده از مدل‌های مبتنی بر هوش‌مصنوعی چندوجهی و ترکیبی افزایش یافته است. اشتیاق در معرفی پتانسیل روش‌های مبتنی بر هوش‌مصنوعی برای شکستن بن بست تشخیص و درمان سنتی در افزایش تعداد مطالعات علمی در خصوص کاربرد این تکنیک‌ها در پیش‌بینی و تشخیص، مراقبت و درمان بیماری‌ها و اختلالات روان بخوبی منعکس شده است. هر چند این مطالعات در پاره‌ای موارد پا را فراتر نهاده و به معرفی مدل‌های مبتنی بر یادگیری‌عمیق برای پیش‌بینی و تشخیص خودکار بیماری پرداخته‌اند، اما آنچه قابل‌تامل و توجه است؛ نقش هوش‌مصنوعی در ارائه دیدگاهی متعادل مبتنی بر تجزیه وتحلیل انواع داده‌های بزرگ، در کنار روش‌های سنتی تجزیه و تحلیل است. پیوست مقاله، شامل خلاصه‌ای از مطالعات در حوزه هوش‌مصنوعی و سلامت‌روان با تمرکز بر نوع داده‌های مورد استفاده را در بر می‌گیرد. مطالعات، روند رو به رشد کاربرد هوش‌مصنوعی در سلامت‌روان و بیماری‌های روان را بیش از پیش نشان می‌دهد.

مراجع

[1] “depression”. Accessed: Oct. 21, 2023. [Online]. Available: https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/depression

[2] S. Saeb, E. G. Lattie, S. M. Schueller, K. P. Kording, and D. C. Mohr, ‘The relationship between mobile phone location sensor data and depressive symptom severity’, *PeerJ*, vol. 4, no. e2537, p. e2537, Sep. 2016.

[3] “Mental Health”, Our World in Data. Accessed: Aug. 18, 2022. [Online]. Available: https://ourworldindata.org/mental-health

[4] A. Macchia, “Depression worsens outcomes in elderly patients with heart failure: an analysis of 48,117 patients in a community setting.”, vol. 10, no. 7, pp. 714–21, Jul. 2008, doi: 10.1016/j.ejheart.2008.05.011.

[5] “Depression costs employers $210 billion Internet.Behavioral HealthExecutive.”https://www.psychcongress.com/news-item-/depressioncosts-employers-210-billion.

[6] Y. LeCun, Y. Bengioand G. Hinton, “Deep learning”, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, Oct. 2015, doi: 10.1038/nature14539.

[7] R. Miotto, F. Wang, S. Wang, X. Jiangand J. T. Dudley, “Deep learning for healthcare: review, opportunities and challenges”, vol. 19, pp. 1236–1246, Oct. 2017.

[8] S. Vieira, W. H. Pinayaand A. Mechelli, “Using deep learning to investigate the neuroimaging correlates of psychiatric and neurological disorders: methods and applications”, vol. 74, pp. 58–75, Oct. 2017.

[9] A. B. Shatte, D. M. Hutchinsonand S. J. Teague, “Machine learning in mental health: a scoping review of methods and applications”, vol. 49, pp. 1426–1448, Oct. 2019.

[10] D. Durstewitz, G. Koppeand A. Meyer-Lindenberg“A. deep neural networks in psychiatry”,Oct. 2019,doi: 10.1038/s41380-019-0365-9.

[11] F. Jiang, “Artificial intelligence in healthcare: past, present and future”, Stroke and vascular neurology,vol. 2, no. 4, pp. 230–243, Oct. 2017, doi: 10.1136/svn-2017-000101.

[12] M. Hengstler, E. Enkeland S. Duelli, “Applied artificial intelligence and trust—The case of autonomous vehicles and medical assistance devices”, vol. 105, no. C, pp. 105–120, Oct. 2016.

[13] H. J. Murff, “Automated identification of postoperative complications within an electronic medical record using natural language processing”, vol. 306, no. 8, pp. 848–855, Oct. 2011, doi: 10.1001/jama.2011.1204.

[14] K. Cho, B. van Merri{"e}nboer, D. Bahdanauand Y. Bengio, “On the Properties of Neural Machine Translation: Encoder{--}Decoder Approaches”, pp. 103--111, Oct. 2014, doi: 10.3115/v1/W14-4012.

[15] P. Vincent, H. Larochelle, I. Lajoie, Y. Bengioand P. Manzagol, “Stacked Denoising Autoencoders: Learning Useful Representations in a Deep Network with a Local Denoising Criterion”,vol.11,no. 110,pp.3371--3408,Oct.2010,[Online].Available:http://jmlr.org/papers/v11/vincent10a.html

[16] A. Wongkoblap, M. A. Vadilloand, “Researching Mental Health Disorders in the Era of Social Media: Systematic Review”, vol. 19, no. 6, p. e228, Oct. 2017, doi: https://doi.org/10.2196/jmir.7215.

[17] T. Zhang, A. M. Schoene, S. Jiand S. Ananiadou, “Natural language processing applied to mental illness detection: a narrative review”, vol. 5, no. 1, p. 46, Apr. 2022, doi: 10.1038/s41746-022-00589-7.

[18] D. Demner-Fushman, W. W. Chapmanand C. J. McDonald, “What can natural language processing do for clinical decision support?”, vol.42, no. 5, pp. 760–772, Oct. 2009, doi: 10.1016/j.jbi.2009.08.007.

[19] E. Cambria, B.White,„“Jumping NLP Curves: A Review of NaturalLanguageProcessingResearch”,vol.9,pp.48–57,Oct.2014, [Online].Available:https://api.semanticscholar.org/CorpusID:206451986

[20] T. B. Üstün and R. Ho, *Classification of Mental Disorders: Principles and Concepts*. International Encyclopedia of Public Health (Second Edition), 2017.

[21] “Depressive disorder (depression)”.Accessed: May. 12, 2023. [Online]. Available:https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/depression

[22] S. Sarraf and G. Tofighi, “Deep Learning-based Pipeline to Recognize Alzheimer's Disease using fMRI Data”, Oct. 2016, doi: 10.1109/FTC.2016.7821697.

[23] J. Lee, S. Chiand M. Lee, “Molecular Biomarkers for Pediatric Depressive Disorders: A Narrative Review”, vol. 22, no. 18, p. 10051, Sep. 2021, doi: 10.3390/ijms221810051.

[24] S. Saeb, M. Zhang, M. M. Kwasny, C. J. Karr, K. Kordingand D. C. Mohr, “The Relationship between Clinical, Momentary, and Sensor-based Assessment of Depression”, Oct. 2015, doi:10.4108/icst. pervasivehealth.2015.259034.

[25] O. Asare, A. Visuriand D. Ferreira, “Towards Early Detection of Depression through Smartphone Sensing”, Oct. 2019, doi: 10.1145/3341162.3347075.

[26]]M. Amini, M. M. Pedram, A. Moradi, M. Jamshidiand M. Ouchani, “Single and Combined Neuroimaging Techniques for Alzheimer’s Disease Detection”, Oct. 2021.

[27] B. Bach, S. Boand J. Keeley, “Diagnostic Systems and Models: DSM-5 Criteria, ICD-11 Guidelines, and Dimensional Horizons”, pp. 36–58, Jan. 2022, doi: 10.1016/B978-0-12-818697-8.00111-4.

[28] J. Ranson, “Modifiable risk factors for dementia and dementia risk profiling”, Oct. 2021, doi: 10.1186/s13195-021-00895-4.

[29] K. Blennow, M. de Leonand H. Zetterberg, “Alzheimer's disease”, vol. 368, no. 9533, pp. 387–403, Jul. 2006, doi: 10.1016/S0140-6736(06)69113-7.

[30] J. A. Weber, “The MicroRNA Spectrum in 12 Body Fluids”, vol. 56, no. 11, Nov. 2010, doi: 10.1373/CLINCHEM.2010.147405.

[31] A. Kumar, A. Singhand Ekavali, “A review on Alzheimer's disease pathophysiology and its management: an update”, vol. 67, no. 2, pp. 195–203, Apr. 2015, doi: 10.1016/j.pharep.2014.09.004.

[32] D. Veitch, “Understanding disease progression and improving Alzheimer's disease clinical trials: Recent highlights from the Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative”, vol. 15, no. 1, pp. 106–152, Jan. 2019, doi: 10.1016/j.jalz.2018.08.005.

[54] K. Opoku Asare, Y. Terhorst, J. Vega, E. Peltonen, E. Lagerspetzand D. Ferreira, “Predicting Depression From Smartphone Behavioral Markers Using Machine Learning Methods, Hyperparameter Optimization, and Feature Importance Analysis: Exploratory Study”, vol. 9, no. 7, p. e26540, Oct. 2021, doi: 10.2196/26540.

[55] U. Smrke, I. Mlakar, S. Lin, B. Musiland N. Plohl, “Language, Speech, and Facial Expression Features for Artificial Intelligence-Based Detection of Cancer Survivors' Depression: Scoping Meta-Review”, vol. 8, no. 12, p. e30439, Oct. 2021, doi: 10.2196/30439.

[56] A. Shimura, K. Yokoi, Y. Ishibashi, Y. Akatsukaand T. Inoue, “Remote Work Decreases Psychological and Physical Stress Responses, but Full-Remote Work Increases Presenteeism”, vol. 12, p. 730969, Oct. 2021, doi: 10.3389/fpsyg.2021.730969.

[57] U. R. Acharya, S. L. Oh, Y. Hagiwara, J. H. Tan, H. Adeliand D. P. Subha, “Automated EEG-based screening of depression using deep convolutional neural network”, vol. 161, pp. 103–113, Oct. 2018, doi: 10.1016/j.cmpb.2018.04.012.

[58] B. Ay, “Automated Depression Detection Using Deep Representation and Sequence Learning with EEG Signals”, vol. 43, no. 7, p. 205, Oct. 2019, doi: 10.1007/s10916-019-1345-y.

[59] O. Bălan, G. Moise, A. Moldoveanu, M. Leordeanuand F. Moldoveanu, “An Investigation of Various Machine and Deep Learning Techniques Applied in Automatic Fear Level Detection and Acrophobia Virtual Therapy”, vol. 20, no. 2, p. 496, Oct. 2020, doi: 10.3390/s20020496.

[60] X. Bi and H. Wang, “Early Alzheimer's disease diagnosis based on EEG spectral images using deep learning”, vol. 114, pp. 119–135, Oct. 2019, doi: 10.1016/j.neunet.2019.02.005.

[61] M. de Bardeci, C. T. Ipand S. Olbrich, “Deep learning applied to electroencephalogram data in mental disorders: A systematic review”, vol. 162, p. 108117, Oct. 2021, doi: 10.1016/j.biopsycho.2021.108117.

[62] L. Chu, R. Qiu, H. Liu, Z. Lingand X. Shi, “Individual Recognition in Schizophrenia using Deep Learning Methods with Random Forest and Voting Classifiers: Insights from Resting State EEG Streams”, Jun. 2017.

[63] L. Dubreuil-Vall, G. Ruffiniand J. A. Camprodon, “Deep learning convolutional neural networks discriminate adult ADHD from healthy individuals on the basis of event-related spectral EEG”, vol. 14, p. 251, Oct. 2020, doi: 10.3389/fnins.2020.00251.

[64] S. Kim, J. Kimand H.-W. Chun, “Wave2Vec: Vectorizing Electroencephalography Bio-Signal for Prediction of Brain Disease”, vol. 15, no. 8, p. 1750, Oct. 2018, doi: 10.3390/ijerph15081750.

[65] X. Li, “EEG-based mild depression recognition using convolutional neural network”, vol. 57, no. 6, pp. 1341–1352, Oct. 2019, doi: 10.1007/s11517-019-01959-2.

[66] X. Li, R. La, Y. Wang, B. Huand, “A Deep Learning Approach for Mild Depression Recognition Based on Functional ConnectivityUsing Electro encephalography”, vol. 14, p. 192, Oct. 2020, doi: 10.3389/f nins.2020.0192.

[67] M. Moghaddari, M. Z. Lighvanand S. Danishvar, “Diagnose ADHD disorder in children using convolutional neural network based on continuous mental task EEG”, vol. 197, p. 105738, Oct. 2020, doi: 10.1016/j.cmpb.2020.105738.

[68] F. C. Morabito, “Deep Learning Representation from Electroencephalography of Early-Stage Creutzfeldt-Jakob Disease and Features for Differentiation from Rapidly Progressive Dementia”, vol. 27, no. 2, p. 1650039, Oct. 2017, doi: 10.1142/S0129065716500398.

[69] W. Mumtaz and A. Qayyum, “A deep learning framework for automatic diagnosis of unipolar depression”, vol. 132, p. 103983, Oct. 2019, doi: 10.1016/j.ijmedinf.2019.103983.

[70] S. L. Oh, V. Jahmunah, E. J. Ciaccio, R. Yuvarajand U. R. Acharya, “Deep Convolutional Neural Network Model for Automated Diagnosis of Schizophrenia Using EEG Signals”, vol. 9, no. 14, p. 2870, Oct. 2019, doi: 10.3390/app9142870.

[71] C. R. Phang, F. Noman, H. Hussain, C. M. Tingand H. Ombao, “A Multi-Domain Connectome Convolutional Neural Network for Identifying Schizophrenia From EEG Connectivity Patterns”, vol. 24, no. 5, pp. 1333–1343, Oct. 2020, doi: 10.1109/JBHI.2019.2941222.

[72] M. Shahin, B. Ahmed, S. T. Hamida, F. L. Mulaffer, M. Glosand T. Penzel, “Deep Learning and Insomnia: Assisting Clinicians With Their Diagnosis”, vol. 21, no. 6, pp. 1546–1553, Oct. 2017, doi: 10.1109/JBHI.2017.2650199.

[73] A. Shalbaf, S. Bagherzadehand A. Maghsoudi, “Transfer learning with deep convolutional neural network for automated detection of

[33] S. Andrews, B. Fulton-Howardand A. Goate, “Interpretation of risk loci from genome-wide association studies of Alzheimer's disease”, Apr. 2020, doi: 10.1016/S1474-4422(19)30435-1.

[34] M. J. Kas, B. Penninx, B. Sommer, A. Serretti, C. Arangoand H. Marston, “A quantitative approach to neuropsychiatry: The why and the how”, vol. 97, pp. 3–9, Oct. 2019, doi: 10.1016/j.neubiorev.2017.12.008.

[35] M. Ferrante, A. D. Redish, M. A. Oquendo, B. B. Averbeck, M. E. Kinnaneand J. A. Gordon, “Computational psychiatry: a report from the 2017 NIMH workshop on opportunities and challenges”, vol. 24, no. 4, pp. 479–483, Oct. 2019, doi: 10.1038/s41380-018-0063-z.

[36] M. Seto, R. L. Weiner, L. Dumitrescuan, “Protective genes and pathways in Alzheimer's disease: moving towards precision interventions”, vol. 16, no. 1, p. 29, Oct. 2021, doi: 10.1186/s13024-021-00452-5.

[37] D. Agarwal, G. Marques, I. de la Torre-Díez, M. A. Franco Martin, B. García Zapiraínand F. Martín Rodríguez, “Transfer Learning for Alzheimer’s Disease through Neuroimaging Biomarkers: A Systematic Review”, vol. 21, no. 21, p. 7259, Oct. 2021, doi: 10.3390/s21217259.

[38] M. Xu, V. Calhoun, R. Jiang, W. Yanand J. Sui, “Brain imaging-based machine learning in autism spectrum disorder: methods and applications”, vol. 361, p. 109271, Oct. 2021, doi: 10.1016/j.jneumeth.2021.109271.

[39] Y. Yoshikawa, H. Kumazakiand T. Kato, “Future perspectives of robot psychiatry: can communication robots assist psychiatric evaluation in the COVID-19 pandemic era?”, vol. 34, no. 3, pp. 277–286, Oct. 2021, doi: 10.1097/YCO.0000000000000692.

[40] N. Sartorius, “WPA guidance on how to combat stigmatization of psychiatry and psychiatrists”, vol. 9, no. 3, pp. 131–144, Oct. 2010, doi: 10.1002/j.2051-5545.2010.tb00296.x.

[41] T. A. Kato, N. Sartoriusand N. Shinfuku, “Forced social isolation due to COVID-19 and consequent mental health problems: Lessons from hikikomori”, vol. 74, no. 9, pp. 506–507, Oct. 2020, doi: 10.1111/pcn.13112.

[42] A. A. Abd-Alrazaq, M. Alajlani, A. A. Alalwan, B. M. Bewick, P. Gardnerand M. Househ, “An overview of the features of chatbots in mental health: A scoping review”, vol. 132, p. 103978, Oct. 2019, doi: 10.1016/j.ijmedinf.2019.103978.

[43] S. D'Alfonso, “Artificial Intelligence-Assisted Online Social Therapy for Youth Mental Health”, vol. 8, Oct. 2017, doi: 10.3389/fpsyg.2017.00796.

[44] S. Cano, C. S. González, R. M. Gil-Iranzoand S. Albiol-Pérez, “Affective Communication for Socially Assistive Robots (SARs) for Children with Autism Spectrum Disorder: A Systematic Review”, vol. 21, no. 15, p. 5166, Oct. 2021, doi: 10.3390/s21155166.

[45] S. Ojha, J. Vitaleand M.-A. Williams, “Computational Emotion Models: A Thematic Review”, vol. 13, pp. 1253–1279, Oct. 2020, [Online].Available: https://api.semanticscholar.org/CorpusID:228808759

[46] A. Anticevic, J. D. Murrayand D. M. Barch, “Bridging Levels of Understanding in Schizophrenia Through Computational Modeling”, vol. 3, no. 3, pp. 433–459, Oct. 2015, doi: 10.1177/2167702614562041.

[47] A. Fornito and A. Zalesky, “Computational Approaches to Understanding Mental Dysfunction: Progress, Challenges, and New Frontiers”, vol. 3, no. 9, pp. 728–730, Oct. 2018, doi: 10.1016/j.bpsc.2018.07.005.

[48] H. Grunze and M. Cetkovich-Bakmas, “Apples and pears are similar, but still different things. Bipolar disorder and schizophrenia- discrete disorders or just dimensions ?”, vol. 290, pp. 178–187, Oct. 2021, doi: https://doi.org/10.1016/j.jad.2021.04.064.

[49] P.Langland-Hassan,“Innerspeech”,Mar.2021,doi: 10.1002/wcs.1544.

[50] K. Merikangas, “Lifetime prevalence of mental disorders in U.S. adolescents: results from the National Comorbidity Survey Replication--Adolescent Supplement (NCS-A)”, Oct. 2010, doi: 10.1016/j.jaac.2010.05.017.

[51] H. L. Egger and A. Angold, “Common emotional and behavioral disorders in preschool children: presentation, nosology, and epidemiology”, vol. 47, no. 3–4, pp. 313–337, Oct. 2006, doi: 10.1111/j.1469-7610.2006.01618.x.

[52] T. Wilens, J. Biederman, S. Brown, S. Tanguay, M. Monuteauxand C. Blake, “Psychiatric comorbidity and functioning in clinically referred preschool children and school-age youths with ADHD”, vol. 41, pp. 262–268, Oct. 2002, doi: 10.1097/00004583-200203000-00005.

[53] E. G. Pintelas, T. Kotsilieris, I. E. Livierisand P. Pintelas, “A Review of Machine Learning Prediction Methods for Anxiety Disorders”, pp. 8–15, Oct. 2018, doi: 10.1145/3218585.3218587.

Comprehensive Review", vol. 1, pp. 39–53, Oct. 2019, doi: https://doi.org/10.33969/JIEC.2019.11005.
[94] M. Amini, M. Pedram, A. Moradiand M. Ouchani, "Diagnosis of Alzheimer's Disease Severity with fMRI Images Using Robust Multitask Feature Extraction Method and Convolutional Neural Network (CNN)", Oct. 2021, doi: 10.1155/2021/5514839.
[95] J. Islam and Y. Zhang, "GAN-based synthetic brain PET image generation", vol.7, no.1, p.3, Oct.2020, doi: 10.1186/s40708-020-00104-2.
[96] S. Basaia, "Automated classification of Alzheimer's disease and mild cognitive impairment using a single MRI and deep neural networks", vol. 21, p. 101645, Oct. 2019, doi: 10.1016/ j.nicl. 20 18. 101645.
[97] A. Abrol, M. Bhattarai, A. Fedorov, Y. Du, S. Plisand V. Calhoun, "Deep Residual Learning for Neuroimaging: An application to Predict Progression to Alzheimer's Disease", vol. 339, p. 108701, Apr. 2020, doi: 10.1016/j.jneumeth.2020.108701.
[98] M. Hon, N. M. Khan, "Towards Alzheimer's disease classification through transfer learning", pp. 1166--1169, Oct. 2017, doi: 10.1109/BIBM.2017.8217822.Su,
[99] M.-H. Su, C.-H. Wu, K.-Y. Huang, Q.-B. Hongand H.-. min . Wang, "Exploring microscopic fluctuation of facial expression for mood disorder classification", pp. 65–69, Dec. 2017, doi: 10.1109/ICOT.2017.8336090.
[100] A. Dawood, S. Turnerand P. Perepa, "Affective Computational Model to Extract Natural Affective States of Students With Asperger Syndrome (AS) in Computer-Based Learning Environment", vol. PP, pp. 1–1, Nov. 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2879619.
[101] S. Harati, A. Crowell, H. Maybergand S. Nemati, "Depression Severity Classification from Speech Emotion", Oct. 2018, doi:10.1109/EMBC .201 8.8513610.
[102] M. H. Su, C. H. Wu, K. Y. Huangand T. H. Yang, "Cell-Coupled Long Short-Term Memory With L -Skip Fusion Mechanism for Mood Disorder Detection Through Elicited Audiovisual Features", vol. 31, no. 1, pp. 124–135, Oct. 2020, doi: 10.1109/TNNLS.2019.2899884.
[103] A. Kacem, Z. Hammal, M. Daoudiand J. Cohn, "Detecting Depression Severity by Interpretable Representations of Motion Dynamics", May 2018, doi: 10.1109/FG.2018.00116.
[104] F. Yin, J. Du, X. Xuand L. Zhao, "Depression Detection in Speech Using Transformer and Parallel Convolutional Neural Networks", vol. 12, no. 2, p. 328, Oct. 2023, doi: 10.3390/electronics12020328.
[105] F. Makhmudov, A. Kutlimuratov, F. Akhmedov, M. S. Abdallahand Y.-I. Cho, "Modeling Speech Emotion Recognition via Attention-Oriented Parallel CNN Encoders", vol. 11, no. 23, p. 4047, Oct. 2022, doi: 10.3390/electronics11234047.
[106] G. Coppersmith, R. Leary, P. Crutchleyand A. Fine, vol. 10, Oct. 2018, doi: https://doi.org/10.1177/1178222618792860.
[107] J. Du, "Extracting psychiatric stressors for suicide from social media using deep learning", vol. 18, no. Suppl 2, p. 43, Oct. 2018, doi: 10.1186/s12911-018-0632-8.
[108] B. J. Ricard, L. A. Marsch, B. Crosierand S. Hassanpour, "Exploring the Utility of Community-Generated Social Media Content for Detecting Depression: An Analytical Study on Instagram", vol. 20, no. 12, p. e11817, Oct. 2018, doi: https://doi.org/10.2196/11817.
[109] Y. Lin, "A deep learning-based model for detecting depression in senior population", vol. 13, Oct. 2022, doi: 10.3389/fpsyt.2022.1016676.
schizophrenia from EEG signals", vol. 43, no. 4, pp. 1229–1239, Oct. 2020, doi: 10.1007/s13246-020-00925-9.
[74] V. Arun, V. Prajwal, M. Krishna, B. Arunkumar, S. Padmaand S. Vasudevarao, "A Boosted Machine Learning Approach For Detection of Depression", pp. 41–47, Nov. 2018, doi: 10.1109/SSCI.2018.8628945.
[75] S. B. Choi, W. Lee, J. H. Yoon, J. U. Wonand D. W. Kim, "Ten-year prediction of suicide death using Cox regression and machine learning in a nationwide retrospective cohort study in South Korea", vol. 231, pp. 8–14, Oct. 2018, doi: 10.1016/j.jad.2018.01.019.
[76] A. Malafeev, A. Hertig-Godeschalk, D. R. Schreier, J. Skorucak, J. Mathisand P. Achermann, "Automatic Detection of Microsleep Episodes With Deep Learning", vol. 15, Oct. 2021, doi: 10.3389/fnins.2021.564098.
[77] C. Uyulan, "Major Depressive Disorder Classification Based on Different Convolutional Neural Network Models: Deep Learning Approach", vol. 52, no. 1, pp. 38–51, Oct. 2021, doi: 10.1177/1550059420916634.
[78] A. Vahid, A. Bluschke, V. Roessner, S. Stoberand C. Beste, "Deep Learning Based on Event-Related EEG Differentiates Children with ADHD from Healthy Controls", vol. 8, no. 7, p. 1055, Oct. 2019, doi: 10.3390/jcm8071055.
[79] Y. Xie, "Anxiety and Depression Diagnosis Method Based on Brain Networks and Convolutional Neural Networks", pp. 1503–1506, Oct. 2020, doi: 10.1109/EMBC44109.2020.9176471.
[80] X. Zhang, "EEG-based Depression Detection Using Convolutional Neural Network with Demographic Attention Mechanism", pp. 128–133, Oct. 2020, doi: 10.1109/EMBC44109.2020.9175956.
[81] H. Zhang, F. H. S. Silva, E. F. Ohata, A. G. Medeirosand P. P. Rebouças Filho, "Bi-Dimensional Approach Based on Transfer Learning for Alcoholism Pre-disposition Classification via EEG Signals", vol. 14, p. 365, Oct. 2020, doi: 10.3389/fnhum.2020.00365.
[82] X. Deng, X. Fan, X. Lvand K. Sun, "SparNet: A Convolutional Neural Network for EEG Space-Frequency Feature Learning and Depression Discrimination", vol. 16, p. 914823, Jun. 2022, doi: 10.3389/fninf.2022.914823.
[83] P. Sandheep, S. Vineeth, M. Pouloseand S. D. Puthankattil, "Performance analysis of deep learning CNN in classification of depression EEG signals",pp.1339–1344,Oct.2019, doi: 10.1109/TENCON.2019.8929254.
[84] H. Jebelli, M. Khaliliand S. Lee, "Mobile EEG-based Workers' Stress Recognition by Applying Deep Neural Network", pp. 173–180, Oct. 2018.
[85] T. Matsubara, T. Tashiroand K. Uehara, "Deep Neural Generative Model of Functional MRI Images for Psychiatric Disorder Diagnosis", vol. 66, no. 10, pp. 2768–2779, Oct. 2019, doi: 10.1109/TBME.2019.2895663.
[86] W. H. L. Pinaya, A. Mechelliand J. R. Sato, "Using deep autoencoders to identify abnormal brain structural patterns in neuropsychiatric disorders: A large-scale multi-sample study", vol. 40, no. 3, pp. 944–954, Oct. 2019, doi: 10.1002/hbm.24423.
[87] A. Khan and K. Wang, "A deep learning based scoring system for prioritizing susceptibility variants for mental disorders", pp. 1698–1705, Nov. 2017, doi: 10.1109/BIBM.2017.8217916.
[88] J. Zhou, L. Hu, Y. Jiangand L. Liu, "A Correlation Analysis between SNPs and ROIs of Alzheimer's Disease Based on Deep Learning", vol. 2021, pp. 1–13, Feb. 2021, doi: 10.1155/2021/8890513.
[89] C. Park, J. Haand S. Park, "Prediction of Alzheimer's Disease Based on Deep Neural Network by Integrating Gene Expression and DNA Methylation Dataset", vol. 140, p. 112873, Aug. 2019, doi: 10.1016/j.eswa.2019.112873.
[90] T. Shen, "Predicting Alzheimer Disease From Mild Cognitive Impairment With a Deep Belief Network Based on 18F-FDG-PET Images", vol. 18, p. 1536012119877285, Oct. 2019, doi: 10.1177/1536012119877285.
[91] N. T. Duc, S. Ryu, M. N. I. Qureshi, M. Choi, K. H. Leeand B. Lee, "3D-Deep Learning Based Automatic Diagnosis of Alzheimer's Disease with Joint MMSE Prediction Using Resting-State fMRI", vol.18, no.1, pp. 71–86, Oct. 2020, doi: 10.1007/s12021-019-09419-w.
[92] F. Ramzan, "A Deep Learning Approach for Automated Diagnosis and Multi-Class Classification of Alzheimer's Disease Stages Using Resting-State fMRI and Residual Neural Networks", vol. 44, Dec. 2019, doi: 10.1007/s10916-019-1475-2.
[93] E. Altinkaya, K. Polatand B. Barakli, "Detection of Alzheimer's Disease and Dementia States Based on Deep Learning from MRI Images: A

پیوست- خلاصه‌ای از مطالعات انجام شده در حوزه هوش‌مصنوعی و سلامت‌روان به تفکیک نوع داده

نویسندگان (سال)	نتایج	داده	مدل	هدف	توضیحات
داده‌های بالینی					
آچاریا وهمکاران2018[57]	ACC= 0.96	سیگنالهای مغزی EEG Signals	CNN	تشخیص افسردگی	استفاده از داده‌های بالینی
آی و همکاران2019[58]	ACC= 0.99	سیگنالهای مغزی	LSTM	تشخیص افسردگی	استفاده از داده‌های بالینی
بلن و همکاران2020[59]	ACC= 0.72	سیگنالهای مغزی	DCNN - stack of 3 autoencoders	تشخیص ترس	استفاده از داده‌های بالینی
بای و همکاران2019[60]	ACC= 0.95	سیگنالهای مغزی	Conv. Deep Boltzmann Machine	اختلال شناختی خفیف	استفاده از داده‌های بالینی
چن و همکاران2019[61]	ACC= 0.95	سیگنالهای مغزی	3D CNN DL	اختلال کمبود توجه و بیش فعالی	استفاده از داده‌های بالینی
چوو و همکاران2018[62]	ACC= 0.99	سیگنالهای مغزی	CNN,RNN,ANN	شیزوفرنی	استفاده از داده‌های بالینی
دوبروی وال همکاران2020[63]	ACC= 0.88	سیگنالهای مغزی	CNN	اختلال کمبود توجه و بیش فعالی	استفاده از داده‌های بالینی
کیم و همکاران2018[64]	ACC=0.75	سیگنالهای مغزی	CNN,RNN,DNN	الکل، اختلال شناختی خفیف	استفاده از داده‌های بالینی
لی و همکاران2019[65]	ACC= 0.85	سیگنالهای مغزی	1D CNN- 2D CNN	تشخیص افسردگی	استفاده از داده‌های بالینی
لی و همکاران2020[66]	ACC= 0.81	سیگنالهای مغزی	CNN	تشخیص افسردگی خفیف	استفاده از داده‌های بالینی
مقدری و همکاران2020[67]	ACC= 0.98	سیگنالهای مغزی	CNN	اختلال کمبود توجه و بیش فعالی	استفاده از داده‌های بالینی
موارابیتو و همکاران2017[68]	ACC= 0.89	سیگنالهای مغزی	stacked autoencoder	زوال عقل	استفاده از داده‌های بالینی
ممتاز و خیوم2019[69]	ACC= 0.98	سیگنالهای مغزی	LSTM & 1D CNN	تشخیص افسردگی	استفاده از داده‌های بالینی
اوو و همکاران2019[70]	ACC= 0.81	سیگنالهای مغزی	CNN	شیزوفرنی	استفاده از داده‌های بالینی
پانگ و همکاران2019[71]	ACC= 0.92	سیگنالهای مغزی	1D CNN- 2D CNN	شیزوفرنی	استفاده از داده‌های بالینی
شاهین و همکاران2017[72]	ACC= 0.92	سیگنالهای مغزی	DLM(Deep Learning Model)	اختلال خواب- بی خوابی	استفاده از داده‌های بالینی
شالباف و همکاران2020[73]	ACC= 0.99	سیگنالهای مغزی	ReNet	شیزوفرنی	استفاده از داده‌های بالینی
آرون و همکاران2018[74]	ACC=0.98	EHR	SML	پیش‌بینی افسردگی	استفاده از داده‌های بالینی
چوی و همکاران2018[75]	ACC=0.72	EHR	SML+DL	پیش‌بینی احتمال مرگ بعلت خودکشی	داده‌های بالینی(سوابق الکترونیک بیمار)
اسکروکاک‌وهمکاران2020[76]	ACC= 0.98	سیگنالهای مغزی	LSTM	اختلال خواب	استفاده از داده‌های بالینی
ایولان و همکاران2020[77]	ACC= 0.93	سیگنالهای مغزی	ResNet-,MobileNet,Inception3	تشخیص افسردگی	استفاده از داده‌های بالینی
وحید و همکاران2019 [78]	ACC= 0.83	سیگنالهای مغزی	EEGNet	اختلال کمبود توجه و بیش فعالی در کودکان	استفاده از داده‌های بالینی
ژی و همکاران2020[79]	ACC= 0.68	سیگنالهای مغزی	CNN	اختلال افسردگی – اضطراب و نگرانی	استفاده از داده‌های بالینی
ژانگ و همکاران2020[80]	ACC= 0.75	داده‌های بالینی و سیگنالهای مغزی	CNN + Attention	افسردگی	استفاده از داده‌های بالینی
ژانگ، سیلوا همکاران2020[81]	ACC= 0.95	داده‌های بالینی و سیگنالهای مغزی	CNN + Attention, Mobilenet	تشخیص خودکار بیماران مبتلا به اعتیاد به الکل	استفاده از داده‌های بالینی
ون و همکاران 2020[82]	ACC=79.8	سیگنالهای مغزی	Hybrid EEGNet	تشخیص افسردگی دوقطبی	استفاده از داده‌های بالینی
سندهیپ و همکاران 2020[83]	ACC=99.3	سیگنالهای مغزی	3DCNN	تشخیص افسردگی	استفاده از داده‌های بالینی
جبلی و همکاران 2020[84]	ACC=86.62	سیگنالهای مغزی	CNN+FCNN	تشخیص افسردگی	استفاده از داده‌های بالینی
ماتسوبورا و همکاران 2019[85]	ACC = 0.766	fMRI	DFNN	تشخیص اختلالات روان	استفاده از داده‌های بالینی (تصاویر ام. آر. آی.)
پینایا و همکاران 2019 [86]	ACC = 0.639 to 0.707	sMRI	Autoencoder	تشخیص اختلالات روان مانند شیزوفرنی و اوتیسم	شناسایی الگوهای ساختاری غیر طبیعی در مغز از طریق روش غیر تهاجمی تصویربرداری مغزی

داده‌های ژنتیک					
خان و ونگ2018[87]	ACC = 0.82	توالی ژنوم	DFNN	شناسایی انواع غیرکدکننده مرتبط با اختلالات‌روان	
ژوو و همکاران2021[88]	-	SNPs, MRI	CNNs	پیش‌بینی ریسک آلزایمر	
پارک و همکاران2020[89]	AUC = 0.797	بیان ژن، متیلاسیون DNA	FNNs	پیش‌بینی ریسک آلزایمر	
شن و همکاران2019[90]	ACC = 0.866	PET	DBNs	تمایز اختلال شناختی خفیف از الزایمر	استفاده از روش تهاجمی
دوک و همکاران2020[91]	ACC=0.85	تصویربرداری عصبی	3D CNN	تشخیص الزایمر	استفاده از روش غیرتهاجمی
رمضان و همکاران2020[92]	ACC=0.98	تصویربرداری عصبی	CNN-ResNet	تشخیص الزایمر	استفاده از روش غیرتهاجمی
التینکایا و همکاران2020[93]	ACC=1.00	تصویربرداری عصبی	CNN	تشخیص الزایمر	استفاده از روش غیرتهاجمی
امینی و همکاران2021[94]	ACC=0.97	تصویربرداری عصبی	CNN	تشخیص الزایمر	استفاده از روش غیرتهاجمی
اسلام و همکاران2019[95]	ACC=0.89	تصویربرداری عصبی	3DCNN	الزایمر	استفاده از روش تهاجمی
باسایا و همکاران2019[96]	ACC=0.98	نشانگرهای زیستی تصویربرداری عصبی	3DCNN+LocalTransferLearning	الزایمر	
ابرل و همکاران2020[97]	ACC=0.91	نشانگرهای زیستی تصویربرداری عصبی	3D CNN+DeepResNet	تشخیص الزایمر	
هان و همکاران2017[98]	ACC=0.96	نشانگرهای زیستی تصویربرداری عصبی	InceptionV4+ALexNet	تشخیص الزایمر	
داده‌های صوتی و بصری					
سو و همکاران2017[99]	ACC = 0.677	داده‌های بصری	LSTM+autoencoder	طبقه‌بندی اختلالات خلقی	استفاده از داده‌های بصری
داوود و همکاران2018[100]	ACC = 0.90	داده‌های بصری جمع آوری شده با وب کم	CNN+LSTM	تشخیص احساس	CNNبرای یادگیری حالت چهره
هراتی و همکاران2018[101]	AUC = 0.80	صوت مصاحبه‌ها در طول درمان	LSTM	پیش‌بینی شدت افسردگی	
سوو وهمکاران2019[102]	ACC = 0.692	داده‌های صوتی و بصری	Autoencoder+LSTM	پیش‌بینی روند اختلال خلقی	تشخیص اشتباه (اختلال دوقطبی به عنوان اختلال تک قطبی)
کاسم و همکاران2018[103]	ACC=0.84	داده‌های بصری	SML	پیش‌بینی شدت افسردگی	
ین و همکاران2023 [104]	UAC=84-93	داده‌های صوت	Transformer+CNN	تشخیص depression	
مخمودوفوهمکاران2022[105]	Avg.Acc=90	داده صدا IEMOCAP- EMO-DB	CNN+attention	تشخیص احساس	
داده‌های متنی					
کوپراسمیث و مکاران2018[106]	AUC = 0.94	پست‌های‌خوداظهاری‌در شبکه‌های‌اجتماعی	LSTM	پیش‌بینی ریسک خودکشی	
دوو و همکاران2018 [107]	ACC 0.74	پست های توییتر	CNN+RNN	شناسایی عوامل استرس زای مرتبط با خودکشی	ترکیب دو مدل نتایج بهتری را بدست می‌دهد
ریچاردو همکاران2018[108]	AUC=0.71	داده‌های متنی از پست‌های اینستاگرام	Elastic-net	پیش‌بینی افسردگی	استفاده از داده‌های متنی
لین و همکاران، 2020[109]	F1 Score= 0.85, Recall=0.92, Precision=0.72	متن و صدا	BiLSTM + 1D CNN	تشخیص افسردگی	استفاده از ترکیب داده‌های متنی و صدا

MDD= Major Depressive Disorder; DBNs = Deep belief networks;