Journal of Cognitive Psychology

March 2020, Volume 7, Issue 4

Identifying Psychological Disorders Based on Data in Virtual Environments Using Machine Learning

Maryam Aboureihani Mohammadi[1], Mahshad Fadaei Moghadam Heydarabadi[2], Solmaz Zardary[3], Soomaayeh Heysieattalab[4*]

[1] *Department of Psychology, Faculty of Education and Psychology, University of Tabriz, Tabriz, Iran*

[2] *Department of Psychology, Faculty of Education and Psychology, University of Tabriz, Tabriz, Iran*

[3] *Department of Knowledge and Information Science, Faculty of Education and Psychology, University of Tabriz, Tabriz, Iran.*

[4*] *Division of Cognitive Neuroscience, University of Tabriz, Tabriz, Iran. heysieattalab@gmail.com*

Citation: AboureihaniMohammadi M, FadaeiMoghadamHeydarabadi M, Zardary S, Heysieattalab S. Identification Psychological Disorders Based on Data in Virtual Environments Using Machine Learning. **J**ournal of **C**ognitive **P**sychology. 2020; 7 (4): 1-12. [Persian].

Keywords
Computational Psychology, Machine Learning, Social Media, Psychological Disorders

Abstract

Recently, research has been conducted on the use of social networks as a new platform for identifying people with mental disorders. In addition, because of the complexity of diagnosing psychological diseases using conventional methods, the use of machine learning for identifying theses psychological diseases is increasing. The goal of this article was to systematically review the research conducted using social media data for predicting and diagnosing psychological disorders with the help of machine learning. Based on systematic review on the Prisma method, the aim of this article was achieved through searching the main keywords of diagnosis and the prediction of mental disorders combined with machine learning and social media data without considering the dates of their publications. Depression had the highest frequency among the final 20 selected articles with a predictive power of 42% and 87%, the lowest and the highest respectively. On the other hand, only 30% of studies used questionnaires for gathering data on social media and the most common approach for data collection was public posts on social media by the use of regular expressions. Twitter has also been used as the largest source of data collection in these sorts of studies. It seems that computational psychology based on machine learning methods could help to identify disorders at an appropriate time and select more effective treatments for mental disorders among the users of social media.

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]

[DOR: 20.1001.1.23455780.1398.7.4.1.5]

شناسایی اختلال‌های روان‌شناختی بر اساس داده‌های موجود در محیط‌های مجازی با استفاده از یادگیری ماشین

مریم ابوریحانی محمدی[۱]، مهشاد فدایی مقدم حیدرآبادی[۲]، سولماز زرداری[۳]، سمیه حیثیت طلب[۴]

۱. گروه علوم تربیتی و روانشناسی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران.

۲. گروه علوم تربیتی و روانشناسی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

۳. گروه علم اطلاعات و دانش‌شناسی، دانشکده علوم تربیتی و روانشناسی، دانشگاه تبریز، تبریز

۴. (نویسنده مسئول) گروه علوم اعصاب‌شناختی، دانشکده علوم تربیتی و روانشناسی، دانشگاه تبریز، تبریز.
heysieattalab@gmail.com

تاریخ دریافت
۱۳۹۸/۱۱/۲۲

تاریخ پذیرش نهایی
۱۳۹۹/۳/۱۴

واژگان کلیدی
روانشناسی محاسباتی،
یادگیری ماشین،
شبکه‌های اجتماعی،
اختلال‌های روان‌شناختی

چکیده

اخیراً پژوهش‌هایی در راستای به‌کارگیری شبکه‌های اجتماعی به‌عنوان بستری جدید برای شناسایی افراد با اختلال‌های روانی صورت گرفته است. علاوه بر این به دلیل پیچیدگی تشخیص بیماری‌های روان‌شناختی با استفاده از روش‌های معمول، استفاده از یادگیری ماشین برای شناسایی این افراد رو به افزایش است. هدف این مقاله مرور پژوهش‌های انجام شده با استفاده از داده‌های شبکه‌های اجتماعی در پیش‌بینی و تشخیص اختلال‌های روان‌شناختی به کمک یادگیری ماشین است. در این پژوهش به روش مرور نظام‌مند مبتنی بر پریسما، از طریق جستجوی کلید واژه‌های اصلی تشخیص و پیش‌بینی اختلال‌های روان‌شناختی در ترکیب با واژه‌های یادگیری ماشین و فضای مجازی در پایگاه‌های اطلاعاتی تخصصی بدون در نظر گرفتن سال انتشار آن‌ها، یافته‌ها و اطلاعات مورد نظر جهت دستیابی به هدف پژوهش مورد واکاوی قرار گرفت. اختلال روان‌شناختی افسردگی در بین ۲۰ مقاله نهایی انتخاب شده بیشترین فراوانی با قدرت پیش‌بینی ۴۲ و ۸۷ درصد به ترتیب کمترین و بیشترین توان پیش‌بینی افسردگی را داشته است. از طرفی برای جمع‌آوری داده تنها ۳۰ درصد مطالعات از پرسشنامه فضای مجازی و بیشترین رویکرد، از پست‌های عمومی در شبکه‌های اجتماعی با عبارات منظم و نیز توییتر به‌عنوان بیشترین منبع استفاده شده است. به نظر می‌رسد روانشناسی محاسباتی مبتنی بر روش‌های یادگیری ماشین بتواند به شناسایی و پیش‌بینی دقیق‌تر اختلال‌های روان‌شناختی کاربران فضاهای مجازی کمک نماید.

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]

[DOR: 20.1001.1.23455780.1398.7.4.1.5]

مقدمه

اختلال‌های روان‌شناختی یک الگوی رفتاری و روانی هستند که با نقص در کارکردهای زیستی، روان‌شناختی، ژنتیکی، فیزیولوژیکی و اجتماعی همراه هستند (کومبی[1]،۲۰۰؛ کاپلان[2]، ۱۹۹۶). سازمان بهداشت جهانی در سال ۲۰۰۱ اعلام کرد که تقریباً چهل و پنج میلیون نفر در سراسر دنیا از اختلال‌های روانی رنج می‌برند و از هر چهار نفر یک نفر در مرحله‌ای از زندگی خود علائم اختلال‌های روانی را تجربه می‌کند (یاسمی[3]،۲۰۰۵). طبق یافته‌های آماری، بیماری‌های روانی پنجمین بیماری در جهان هستند (وایت فود[4]، ۲۰۱۳). همچنین هزینه اقتصادی ناشی از بیماری‌های روانی در سال ۲۰۱۰، ۲□۵ تریلیون دلار تخمین زده شد و انتظار می‌رود این هزینه تا سال ۲۰۳۰ به دو برابر افزایش یابد (بلوم[5]،۲۰۱۲). از طرفی افزایش اختلالات روانشناختی با کاهش کیفی سطح عملکردی فرد در زندگی همراه است (مساگنو و مولان گرنت[6]، ۲۰۱۰). از این رو هدف اصلی برنامه جامع سلامت روان سازمان سلامت جهانی (۲۰۱۳-۲۰۲۰) تقویت سیستم اطلاعاتی سطوح سلامت روان افراد است تا بتواند با پیشگیری یا تشخیص زودهنگام این بیماری‌ها به سلامت عمومی کمک نماید (سازمان بهداشت جهانی ،۲۰۱۳؛ گلدبرگ[7]،۱۹۷۲؛ یعقوبی، ۱۳۸۷). در این رابطه از دیرباز روش‌های مختلفی برای گرداوری اطلاعات سلامت روانی و میزان شیوع بیماری‌های روانی افراد وجود داشته که شامل ۴ روش متداول مصاحبه توسط روان‌پزشک، دستیاران پژوهشی، پزشکان عمومی و مطالعه‌های دو مرحله‌ای است. به‌عنوان مثال در مطالعه‌های دو مرحله‌ای، در مرحله اول از یک آزمون غربال‌گری و در مرحله دوم مصاحبه بالینی کامل توسط یک متخصص بالینی مجرب برای شناسایی سطوح سلامت روان استفاده می‌شود. در مرحله اول غربال‌گری اختلال‌های روانی شامل شناسایی بیماری‌های احتمالی روانیِ قبلاً شناسایی یا گزارش نشده که به کمک آزمون‌ها، معاینه‌ها و سایر روش‌های مناسب بر روی نمونه‌های مشخصی از جمعیت تشخیص داده می‌شود. روش‌های غربال‌گری روانی، بین افرادی از جمعیت که احتمال دارد یک اختلال عاطفی یا روانی مهم داشته باشند و آن‌هایی که چنین اختلالی ندارند تمایز می‌گذارد و افراد مشکوک یا با یافته‌های مثبت را تحت آزمایش‌ها و معاینه‌های فشرده‌تر تشخیصی در مرحله دوم قرار می‌دهد (یعقوبی، ۱۳۸۷). با توجه به هزینه، زمان‌بر بودن و مشکلات دیگر پیش‌بینی و تشخیص اختلال‌های روانی به کمک چهار روش ذکر شده در مقیاس بزرگ و همچنین به دلیل گسترش استفاده از فضای مجازی، امروزه محققان تلاش‌هایی در جهت استفاده از داده‌های کلان به دست آمده از طریق فضای مجازی برای شناسایی و تشخیص اختلال‌های روان‌شناختی دارند. داده‌های کلان از نظر سطوح تنوع اطلاعاتی، از سطح مولکولی شامل ژنوم، پروتونوم و متابولیسمی تا سطوح بالینی و همین‌طور اطلاعات فضای مجازی اهمیت دارند (پاسوس[8]، ۲۰۱۶). از این رو برای تحلیل داده‌های بزرگ روش‌های متفاوت یادگیری ماشین در سال‌های اخیر توسعه پیدا کرده است (لیبرنزاگارسیا[9]،۲۰۱۷). یادگیری ماشین[10] به توانایی یک سیستم برای تغییر رفتار خود بدون اینکه دقیقاً برای آن رفتار برنامه‌ریزی شده باشد اشاره دارد. یادگیری ماشین الگوریتم‌هایی را طراحی می‌کند که به کامپیوتر اجازه می‌دهند از داده‌ها یاد بگیرد. یاد گرفتن به معنای پیدا کردن طبقات آماری در مجموعه‌ای از داده‌ها است که به کامپیوترها اجازه می‌دهد تا شرایط جدید را با توجه به تجربه‌های قبلی، با تجزیه و تحلیل کردن و خودآموزی بررسی کنند (ورونسه[11]،۲۰۱۳). در اصل فرایند آنالیز خودکار فضای مجازی با استفاده از یادگیری ماشین، با ساختن مدل‌های پیش‌بینی کننده به کمک ویژگی‌ها یا متغیرهای استخراج شده از طریق داده‌های فضای مجازی انجام می‌شود. برای مثال یک ویژگی مورد استفاده رایج شامل کدگذاری کردن زبان کاربر مثل میزان استفاده از هر کلمه، زمان پست گذاشتن و متغیرهای دیگر است که این متغیرها به‌عنوان متغیرهای مستقل در یک الگوریتم مشخص می‌شوند (به‌عنوان مثال الگوریتم‌هایی مانند

[1] Cumbie
[2] Kaplan
[3] Yasamy
[4] Whiteford
[5] Bloom
[6] Mesagno, Mullane-Grant
[7] Goldberg
[8] Passos
[9] Librenza-Garcia
[10] Machine learning
[11] Veronese

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]
[DOR: 20.1001.1.23455780.1398.7.4.1.5]

رگرسیون خطی[1] (نیتر[2]، ۱۹۹۶) و ماشین بردار پشتیبان[3] (کورتس[4]، ۱۹۹۵) و برای پیش‌بینی متغیر وابسته یک خروجی مورد علاقه (مثل سلامت روانی کاربر) با استفاده از الگوریتم در مجموعه آموزشی انتخاب شده آموزش داده می‌شوند و سپس بر روی بخش دیگر (بخش آزمون) ارزیابی می‌شود. همچنین برای پیشگیری از فرایند بیش برازش[5] فرایند پیش‌بینی به‌عنوان یکی از نتایج ممکن گزارش می‌شود. در همین جهت محققان تعداد زیادی از مطالعات سلامت روانی را در بافت فضای مجازی بررسی کرده‌اند و الگوهای رفتاری افراد در فضای مجازی را با استرس، افسردگی، اضطراب، خودکشی و سایر اختلال‌های روانی مرتبط دانسته‌اند. هدف این مقاله مرور نظام‌مند بررسی پژوهش‌های انجام شده با استفاده از داده‌های فضای مجازی در پیش‌بینی و تشخیص اختلال‌های روان‌شناختی از طریق فنون یادگیری ماشینی است. همچنین در این مقاله مرور نظام‌مند به شناسایی رایج‌ترین ابزارها و منابع داده مورد استفاده و بیشترین اختلال‌هایی که با استفاده از فضای مجازی بررسی شده، پرداخته شده است.

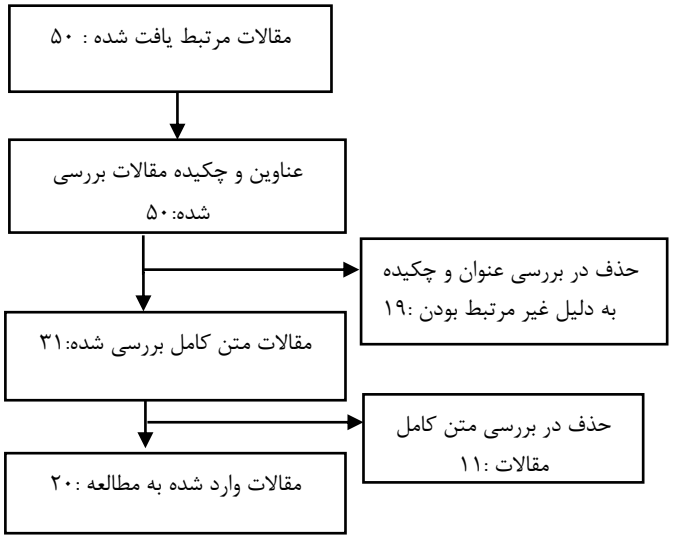
روش

برای شناسایی بررسی‌های انجام شده و بازبینی یافته‌های گزارش شده، به اطلاعات موجود الکترونیکی و پایگاه اطلاعاتی ساینس‌دایرکت[6] مراجعه شد و مقاله‌های مورد نیاز جمع‌آوری شد. سپس برای تکمیل فرایند جستجو و وجود فهرست‌بندی مجلات، کنفرانس‌ها و اسناد ثبت اختراع به گوگل اسکالر[7] مراجعه شد. چرا که برخلاف حوزه سلامت روان سطح معنی‌داری از تحقیقات در علوم کامپیوتر در مجله‌ها چاپ نمی‌شوند و بیشتر در کنفرانس‌ها بازنمون می‌یابند (شامیر[8]، ۲۰۱۰، ژوانگ[9] و همکارانش، ۲۰۰۷؛ فرین و همکارانش[10]، ۲۰۱۰؛ قانع و کیومرثی، ۱۳۹۷). بنابراین اسناد ثبت اختراع و مقاله‌های ارائه شده در کنفرانس‌های مرتبط منابع مهمی محسوب می‌شوند (کالوو[11]، ۲۰۱۷). مقاله‌های مورد نظر با استفاده از ترکیب کلیدواژه‌هایی متمرکز بر پیش‌بینی اختلال‌های روانی و استفاده از فضای مجازی انتخاب شدند. برای جستجوی مقاله‌ها از کلیدواژه‌هایی از جمله "هوش مصنوعی"، "فضای مجازی"،"یادگیری ماشین"، "یادگیری عمیق"، "توییتر"، "فیس‌بوک"، "ردیت"و "افسردگی"، "اختلال‌های روانی"، "اسکیزوفرنی"،"دوقطبی"، "اختلال اضطرابی"، "خودکشی"، "اختلال اضطراب پس از سانحه"، "اختلال وسواس فکری-عملی" استفاده شد. لازم به یادآوری است که از مقاله‌های مرتبط با پیش‌بینی اختلال‌های روان‌شناختی با استفاده از هوش مصنوعی صرفاً بر مقاله‌هایی تمرکز گردید که در آن‌ها از هوش مصنوعی برای شناسایی اختلال‌های روان‌شناختی مبتنی بر داده‌های موجود در فضای مجازی استفاده شده باشد. همچنین برای جستجوی مقاله‌های مرتبط مناسب از بخش منابع مندرج در مقاله‌ها نیز استفاده گردید. فرایند بررسی و انتخاب مقالات به طور خلاصه در شکل یک آورده شده است.

---

[1] Linear regression
[2] Neter
[3] Support-vector machines
[4] Cortes
[5] بیش برازش و یا Overfitin به این معنا است که الگوریتم فقط می‌تواند داده‌هایی را که درست یاد گرفته است درستی پیش‌بینی کند ولی اگر داده‌ای کمی از مجموعه‌ی آموزشی فاصله داشته باشد، الگوریتمی که Overfit شده باشد، نمی‌تواند به درستی پاسخی برای این داده‌های جدید پیدا کند و آن‌ها را با اشتباهِ زیادی طبقه‌بندی می‌کند.
[6] ScienceDirect
[7] Google Scholar
[8] Shamir
[9] Zhuang et.al.
[10] Freyne et.al.
[11] Calvo

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]
[DOR: 20.1001.1.23455780.1398.7.4.1.5]



شکل ۱- فرایند بررسی و انتخاب مقالات (درخت تصمیم‌گیری)

یافته‌ها

از میان ۵۰ مقاله بازیابی شده و در دسترس، بعد از بررسی عنوان و چکیده مقاله‌ها با حذف مقالاتی که در آن‌ها از منبع داده‌ای غیر از فضای مجازی برای بررسی استفاده شده بود (مانند تصویرسازی تشدید مغناطیسی[1])، حذف مقاله‌هایی که در آن‌ها به بررسی "اختلال یا یک مشکل روان‌شناختی" پرداخته نشده بود (مانند بررسی رضایت از زندگی) و همچنین حذف مقاله‌هایی که فقط به بررسی استفاده از فضای مجازی و اختلال‌های روان‌شناختی پرداخته شده بود و از یادگیری ماشین برای تشخیص و پیش‌بینی اختلالات شناختی استفاده نکرده بود صرف‌نظر شد. در نهایت ۲۰ مقاله انتخاب و بازبینی شدند. متغیرهای اصلی مورد بررسی شامل منبع داده‌های جمع‌آوری شده، اختلال‌های بررسی شده، روش جمع‌آوری و تحلیل داده، دقت، تعداد (کاربر، توییت یا پست) در تحقیق بودند. همه این موارد در جدول ۱ درج شده است. با توجه به این جدول به نظر می‌رسد بررسی‌های یاد شده از نظر اطلاعات گردآوری شده و روش دسته‌بندی کم و بیش به یکدیگر نزدیک باشند. در این راستا مطالعه‌های مرور شده به ترتیب سال انتشار در جدول قرار گرفته‌اند. در این رابطه مشخص شد که تمام مقالات بررسی شده در جدول بین سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۱۹ منتشر شده‌اند.

الف) اختلال‌های روان‌شناختی پیش‌بینی شده: در رابطه با اختلال‌های بررسی شده از بین مطالعه‌های صورت گرفته، افسردگی در ۱۰ مقاله، اختلال اضطراب پس از سانحه در ۴ مقاله، مطالعه‌های مرتبط با خودکشی در ۴ مورد، اختلال خوردن و بی‌اشتهایی عصبی در ۲ مطالعه، استرس، اضطراب، اضطراب و افسردگی مختلط، وسواس جبری، بیش فعالی، اختلال‌های شخصیت مرزی، افسردگی بعد از زایمان، اسکیزوفرنی، اختلال دوقطبی در یک مطالعه بررسی شده است. بنابراین همان‌طور که مشاهده می‌شود بیشترین مطالعه‌ها در مورد بیماری افسردگی انجام شده است که در این بین مدل یادگیری ماشینی استفاده شده با قدرت پیش‌بینی ۴۲ درصد دقت در بین مقاله‌های بررسی شده کمترین توان پیش‌بینی و با ۸۷ درصد دقت بیشترین توان پیش‌بینی افسردگی را است.

[1] Magnetic resonance imaging (MRI)

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]
[DOR: 20.1001.1.23455780.1398.7.4.1.5]

جدول ۱- نتایج به دست آمده از مطالعات بررسی شده جهت پیش‌بینی اختلال‌های روان‌شناختی با استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین

نویسنده اول، سال و رفرنس	منبع داده	عنوان مقاله	اختلال	روش (Model,Features,predictors and Classifiers)	دقت	تعداد
Munmun De Choudhury, ۲۰۱۳	توییتر	پیش‌بینی افسردگی از طریق شبکه‌های اجتماعی	افسردگی	PCA[1], SVM[2],RBF Kernel[3] LIWC[4]	۰/۷۲	۴۷۶ کاربر
H. Andrew Schwartz, ۲۰۱۳	فیس‌بوک	به‌سوی تشخیص درجه تغییر افسردگی از طریق فیس‌بوک	افسردگی	my Personality dataset, LIWC, n-gram, LDA[5]	-	۲۸۷۴۹ کاربر
Munmun De Choudhury, ۲۰۱۴	فیس‌بوک	تشخیص و پیش‌بینی افسردگی پس از زایمان از طریق داده‌های به اشتراک گذاشته در فیس‌بوک	افسردگی پس از زایمان	Logistic Regression, LIWC, Sentiment analysis	۰/۳۶	۱۶۵ نفر
Huijie lin,۲۰۱۴	توییتر، سیناوبینو	شناسایی استرس روان‌شناختی در سطح کاربران شبکه‌های اجتماعی از طریق شبکه یادگیری عمیق	سطح استرس	DNN [6], LIWC,HSV color model CAE [7], DB1-DB4 Dataset	۷۵/۶۲SVM= ۷۸/۵۷DNN= ۷۶/۷۵RF=	۲۳۳۰۴ کاربر
Glen Coppersmith, ۲۰۱۴	توییتر	سنجش اختلال استرس پس از سانحه در توییتر	اضطراب پس از سانحه	n-gram, LIWC	-	۵۹۷۳ کاربر
Mrinal Kumar,۲۰۱۵	ردیت	تشخیص تغییر در محتوای خودکشی که در رسانه‌های اجتماعی به دنبال خودکشی‌های مشهور بروز یافته است	تمایل به خودکشی	LIWC, Lexical density Temporal References, Welch t-test, n-gram	-	۱۹۱۵۹ کاربر
Bridianne O'Dea,۲۰۱۵	توییتر	شناسایی گرایش به خودکشی در توییتر	اقدام به خودکشی	TFIDF[8], SVMs, Logistic Regression Scikit-Learn toolkit	۰/۸۰	توییتر ۲۰۰۰
Tsugawa,۲۰۱۵	توییتر	تشخیص افسردگی از طریق فعالیت در توییتر	افسردگی، دوقطبی	SVM, LIWC, n-grams	افسردگی: ۶۹٪	کاربر ۲۰۹
Glen Coppersmith, ۲۰۱۵	توییتر	از اختلال کم‌توجهی- بیش‌فعالی تا افسردگی فصلی: بررسی زبان سلامت روان در توییتر از طریق تشخیص خوداظهاری	اضطراب، دوقطبی، مرزی، افسردگی اختلال خوردن، وسواس جبری، اضطراب پس از سانحه، اسکیزوفرنی	LIWC, Unicode CLD[9],CLMs	بیش‌فعالی:۵۲٪، اضطراب:۸۵٪، دوقطبی:۶۳٪، مرزی:۵۸٪، افسردگی: ۴۸٪، اختلال خوردن:۷۶٪، وسواس جبری:۲۷٪، اضطراب پس از سانحه:۵۵٪، اسکیزوفرنی:۶۷٪	بیش‌فعالی:۱۰۲، افسردگی: ۳۹۳، اختلال خوردن: ۲۳۸، وسواس جبری:۱۰۰، اضطراب: ۲۱۶، دوقطبی:۱۸۸، مرزی:۱۰۱، اسکیزوفرنی: ۱۷۲
Moin Nadeem,۲۰۱۶	توییتر	شناسایی افسردگی در توییتر	افسردگی	NB[12], N-gram, CLPsych 2015, DT[13], Linear Support Vector Classifier, Logistic Regressive approach, SVM	۰/ ۷۰	۹۰۰ کاربر
Pete Burnap,۲۰۱۷	توییتر	طبقه‌بندی چند دسته‌ای ارتباطات مرتبط با خودکشی در توییتر	خودکشی	Rotation Forest, LIWC, WordNet, NB, DT, SVM, RF	۶۲/۲۹	۲۰۰۰ توییت
Marouane Birjali, ۲۰۱۷	توییتر	یادگیری ماشینی و تحلیل معنایی احساسات بر اساس الگوریتم‌هایی برای	مرتبط با خودکشی	Weka[14], SVM, Maximum Entropy and NB, Word Net	Naive Bayes= ۸۷/۵۰	۸۹۲ توییت

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]

[DOR: 20.1001.1.23455780.1398.7.4.1.5]

		پیش‌بینی خودکشی در شبکه‌های اجتماعی		term presence, term frequency, n-gram and part of speech	SMO[15]= ۸۹/۵۰ CART= ۸۳/۱ J48=۸۱/۲ IB1=۰/۷۷	
Hong-Han Shuai, ۲۰۱۷	اینستاگرام و فیس‌بوک	مطالعه‌ای جامع بر روی شناسایی اختلال‌های روانی شبکه‌های اجتماعی از طریق شبکه‌های اجتماعی آنلاین	اختلال‌های روانی مرتبط با فضای مجازی	STM[16], Principle Component Analysis, WordNet, Data sets, FB-US [17], IG_US[18], FB_L[19], IC_L[20]	اینستاگرام =٪۸۰ فیس‌بوک=٪۸۴	۳۱۲۶ کاربر
Andrew G. Reece, ۲۰۱۷	توییتر	پیش‌بینی شروع و روند اختلال‌های روانی از طریق داده‌های توییتر	افسردگی، اضطراب پس از سانحه	RF[10], LIWC, Time-series MT_Lab[11], Sentiment	افسردگی: ۰/۸۷، اضطراب پس از سانحه: ۰/۸۹	۳۷۸ کاربر
Andrew G Reece, ۲۰۱۷	اینستاگرام	عکس‌های اینستاگرام آشکارکننده‌ی نشانگرهای پیش‌بینی کننده‌ی افسردگی	افسردگی	pixel analysis, face detection MTurk [22] HSV [23],RF	٪۷۰	۱۶۶ کاربر
Guangyao Shen, ۲۰۱۷	توییتر	شناسایی افسردگی از طریق شبکه‌های اجتماعی	افسردگی	NB, MSNL[24], WDL[25], MDL [26],LIWC	٪۸۵	۱۴۰۲ کاربر
Ahmed Husseini Orabi,۲۰۱۸	توییتر	یادگیری عمیق برای شناسایی افسردگی در کاربران توییتر	افسردگی، اضطراب پس از سانحه	RNN[27],CNN[28],random trainable,SG[29],CBOW[30],CLPsych2015[31], Bell Let's Talk dataset	CNN=۰/۸۳ RNN=۰/۹۱	۱۱۴۵ کاربر
Sayanta Paul,۲۰۱۸	ردیت	شناسایی زودهنگام نشانه‌های بی‌اشتهایی عصبی و افسردگی در شبکه‌های اجتماعی با استفاده از چارچوب‌های مؤثر یادگیری ماشینی	افسردگی، بی‌اشتهایی عصبی	BOW[32]model, UMLS[33], logistic regression, RF SVM, RNN	_	۱۰۲۷ کاربر
Md Rafiqul Islam, ۲۰۱۸	فیس‌بوک	شناسایی افسردگی در داده‌های شبکه اجتماعی با استفاده از فنون یادگیری ماشین	افسردگی	KNN[34],DT,SVM,LIWC, Ensemble Vote Classifier	بین ۶۰ تا ۸۰٪	کامنت ۷۱۴۶
Akshi Kumar, ۲۰۱۹	توییتر	پیش‌بینی اختلال اضطراب و افسردگی مختلط از داده‌های فضای مجازی	اضطراب و افسردگی مختلط	NB, RF, gradient boosting Ensemble Vote Classifier	٪۸۵	۱۰۰ کاربر

1.Principal component analysis, 2. Super Vector Machine, 3. Radial Basis Function Kernel, 4.Linguistic Inquiry and Word Count,5. Linear discriminant analysis, 6. Dot NetNuck 7. Common Application Environment, 8. Term frequency–inverse document frequency,9. Compact Language Detector, 10. Random Forests, 11. Material testing Lab Software, 12. Native Bayes classifier 13. Decision Trees, 14. Waikato Environment for Knowledge Analysis, 15. Sequential minimal optimization, 16. SNMD-based Tensor Model 17. User Study_ Facebook 18. User Study_ Instagram 19. Face Book large-scale datasets 20. Instagram large-scale datasets 21social network mental disorders 22. Amazon's Mechanical Turk, 23. Hue, Saturation, and Value 24. Multiple Social Networking Learning, 25. Wasserstein Dictionary Learning, 26. Multimodal Depressive Dictionary Learning, 27. Recurrent neural network, 28. Convolutional neural network, 29. skip-gram, 30. Continuous Bag-of-words, 31. Computational Linguistics and Clinical Psychology, 32. Bag of words 33. Unified Medical Language System 34. *k*-nearest neighbors algorithm

ب) رویکردهای کلی جمع‌آوری داده از کاربران فضای مجازی: پایگاه داده‌ای هر کدام از مقالات انتخاب شده به‌صورت مستقیم یا غیرمستقیم شامل داده‌های به دست آمده از طریق فضای مجازی است. داده‌های موجود به دو روش مشخص جمع‌آوری می‌شدند. جمع‌آوری داده به‌صورت مستقیم با رضایت شرکت‌کنندگان از طریق مصاحبه و ابزارهای جمع‌آوری الکترونیکی داده مانند فیس‌بوک. روش‌های استفاده شده برای جمع‌آوری داده،

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]

[DOR: 20.1001.1.23455780.1398.7.4.1.5]

بسته به هدف مطالعه و پلتفرم مورد نظر متفاوت است. این روش‌ها شامل انتشار اطلاعات مربوط به پروژه در وب‌سایت‌های مرتبط مانند Amazon Mechanical Turk (ریس[1]، ۲۰۱۷) و سپس انتشار تکالیف در این پلتفرم‌ها برای افرادی که تمایل به شرکت در پروژه دارند. همچنین به‌عنوان بخشی از پرسشنامه شرکت‌کنندگان رضایت خود را برای جمع‌آوری داده‌ها از فضای مجازی متعلق به خود اعلام می‌کنند (وانگکوبلاپ، ۲۰۱۷). از نمونه مطالعه‌های بررسی شده در این مقاله که در آن‌ها از این روش برای جمع‌آوری داده استفاده شده می‌توان به تحقیقی اشاره کرد که در آن برای پیش‌بینی افسردگی بعد از زایمان از پرسشنامه‌ی سلامت بیمار (PHQ-9) استفاده شد. این پرسشنامه اطلاعات منتشره در طول دو هفته کاربر در فضای مجازی را بررسی می‌کند. در مقاله‌ای دیگر خودکشی کاربرها با استفاده از پرسشنامه غربال‌گر مقیاس خودکشی مرکز مطالعات همه‌گیرشناسی خودکشی[2] از طریق پست‌های ۶ الی ۱۶ هفته اخیر توییتر پیش‌بینی شد. دومین رویکرد برای جمع‌آوری داده، استفاده از پست‌های عمومی در شبکه‌های اجتماعی با استفاده از عبارات منظم[3] است که در آن برای جستجوی پست‌های مربوطه مانند "من مبتلا به (عنوان مورد بررسی) تشخیص داده‌شده‌ام" استفاده می‌شود. برای جمع‌آوری داده‌های فضای مجازی، منبع داده نیازمند یک مکانیسم برای به دست آوردن داده‌های مورد نیاز خود هستند. به همین منظور تحقیقات مبتنی بر فیس‌بوک پایگاه داده‌ی کاربران را به‌وسیله توسعه ابزارهای سفارشی[4] یا برنامه‌های کاربردی وبی[5] متصل به رابط برنامه‌نویسی کاربری‌اند. برخی تحقیقات از رابط کاربری توییتر، اینستاگرام و سینا ویبو[6] (کیتور[7]، ۲۰۰۸) برای جمع‌آوری داده استفاده می‌کنند (وانگکوبلاپ، ۲۰۱۷). یکی دیگر از پایگاه‌های معتبر در مطالعه‌های این حوزه استفاده از داده‌های پایگاه my personality project است که شامل داده‌های شبکه اجتماعی و هم آزمون‌های روان‌شناختی برای استفاده محققین است (گانتوکو[8]، ۲۰۱۷). در مقالات بررسی شده در این پژوهش لازم به ذکر است که تنها ۳۰٪ این مقالات از پرسشنامه استفاده نمودند و دو پرسشنامه افسردگی Beck's Depression Scale (BDI) و Center for Epidemiologic Studies Depression Scale (CES-D) بیشترین استفاده را در مطالعات مربوط به افسردگی داشته‌اند. به دلیل سنجش ذهن‌گرایانه (subjective)، امکان دستکاری بالا و اقتصادی نبودن از پرسشنامه از این مطالعات کمتر استفاده شده است (ندیم[9]، ۲۰۱۶) . در بیشتر مقالات این پژوهش از شیوه‌ی دوم جمع‌آوری داده (پست‌های عمومی در شبکه‌های اجتماعی) استفاده شده و به بررسی عبارت باقاعده در پست‌های عمومی به اشتراک گذاشته شده در فضای مجازی پرداخته شده است. علاوه بر این مطالعه مروری ما نشان داد که ابزار LIWC[10] بیشترین استفاده را برای تحلیل متن در تحقیقات روان‌شناختی داشته است (در ۶۰ درصد مطالعه‌های بررسی شده در این پژوهش از این ابزار استفاده شده بود). این نرم‌افزارِ شمارش کلمات و جستجوهای زبان‌شناختی ابزاری روان‌سنجی مبتنی بر تحلیل متون زبان طبیعی است که درجه تعلق کلمات به طبقات گوناگون واژگانی را می‌سنجد (پنباکر و همکاران[11]، ۲۰۰۱). کاربران این ابزار می‌توانند فایل مورد نظر خود را انتخاب کنند و LIWC مشخصه‌های مورد نیاز و داده‌های به دست آمده از هر کدام از این مشخصه‌ها را استخراج می‌کند. البته این ابزار معایبی هم دارد: اولاً، یک نرم‌افزار تجاری است که به‌جز نسخه محدود وبی، برای استفاده کامل از آن کاربران باید آن را خریداری کنند. دوما، تغییر دادن مشخصه‌های این ابزار کار راحتی نبوده و برای انجام آن محققان نیاز به مهارت‌های برنامه‌نویسی دارند (وانگکوبلاپ[12]، ۲۰۱۷). برای حل این مشکل ابزارهای جایگزین برای استخراج ویژگی‌ها وجود دارد. محدودیت این ابزارها مربوط به این مسئله است که هر کدام فقط می‌توانند چند ویژگی را استخراج کنند. به‌عنوان مثال وردنت[13] یک مجموعه واژگان دارای ارتباط

[1] Reece
[2] Center for Epidermologic studies/CES-D
[3] Regular Expressions
[4] Custom tool
[5] Web apps
[6] Sina Weibo
[7] Kittur
[8] Guntuku
[9] Nadeem
[10] Linguistic Inquiry and Word Count
[11] Pennebaker
[12] Wongkoblap
[13] WordNet

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]
[DOR: 20.1001.1.23455780.1398.7.4.1.5]

معنایی بزرگ چندزبانه است که برای استخراج اجزای کلام با روابط مفهومی از متن و برای به دست آوردن معنای لغوی کلمات استفاده می‌شود (میلر[1]،۱۹۹۵). Mallet یک ابزار مفید تحلیل زبان طبیعی برای طبقه‌بندی کردن مدارک، ایجاد کردن عنوان‌ها و اجرای برچسب زنی متوالی[2] است که برای تحلیل و استخراج داده در این نوع مطالعات یعنی استخراج داده از فضای مجازی کاربرد دارد (مک کالوم[3]،۲۰۰۲).

ج) منبع داده: در تحقیق حاضر ۶۵ درصد مقاله‌ها از توییتر به‌عنوان منبع داده‌ی خود استفاده کرده‌اند. استفاده از داده‌های عمومی (مانند توییتر، فیس‌بوک، ردیت و سینا ویبو) فوایدی از جمله داشتن نمونه بزرگ‌تر و گردآوری داده به‌صورت سریع‌تر و کم‌هزینه‌تر نسبت به گردآوری داده از طریق مصاحبه‌ها دارد؛ هر چند ارزیابی‌های مبتنی بر مصاحبه سطح بالاتری از اعتبار برخوردارند. همچنین در تحقیق لین[4] در سال ۲۰۱۴ در بین مقاله‌های بررسی شده توییتر یک منبع پرکاربرد بین محققان بود. زیرا توییتر دو راه متفاوت را برای دستیابی به داده فراهم می‌کند: جستجوی گذشته‌نگر و آینده‌نگر. در جستجوی گذشته‌نگر امکان دستیابی به تمام توییت‌ها را با استفاده از جستجوی با قاعده فراهم می‌کند. درحالی که جستجوی آینده‌نگر به جستجوی همه توییت‌های مرتبطی که پست خواهند شد می‌پردازد. همچنین تفاوتی اساسی که بین تحقیقات انجام شده به‌وسیله فیس‌بوک در مقایسه با توییتر و سینا ویبو وجود دارد این نکته مهم است که فیس‌بوک اجازه‌ی دسترسی به روابط دوستانه و تعامل بین کاربران را به محقق نمی‌دهد. به‌علاوه کاربران باید رضایت خود را برای اینکه یک برنامه اجازه‌ی استخراج داده‌های آن‌ها را داشته باشد اعلام کنند. در حالی که سایت‌های میکرو بلاگینگ مثل توییتر امکان دسترسی به این نوع داده‌ها را برای محققین فراهم می‌کنند (وانگکوبلاپ،۲۰۱۷).

[1] Miller
[2] Sequence labelling
[3] McCallum
[4] Huiji lin

بحث و نتیجه‌گیری

مطالعه‌های قبلی نیز نشان می‌دهد بیشترین تعداد این نوع تحقیق‌ها بر افسردگی تمرکز داشته‌اند (گانتوکو[5]،۲۰۱۷). افسردگی به شکل خفیف و موقت در پاسخ آدمی به فشارهای زندگی وجود دارد ولیکن تداوم طولانی مدت خلق افسرده منجر به اختلال افسردگی می شود (سادوک[6] و همکاران، ۲۰۱۵) که تقریبا فقط نیمی از افراد افسرده توسط پزشکان شناسایی می‌شوند و از این میان فقط ۱۳ الی ۴۹ درصد آن‌ها حداقل درمان کافی را دریافت می‌کنند (وانگ[7]،۲۰۰۵). یادگیری ماشین با آنالیز خودکار داده‌های فضای مجازی به‌صورت بالقوه روش‌هایی را برای تشخیص زودهنگام فراهم می‌کند. (چاندرا[8]،۲۰۱۷). از طرفی ارزیابی اختلال‌های روانی بر اساس شبکه‌های اجتماعی سؤال‌های اخلاقی بی‌شماری ایجاد نموده است. بیشترین نگرانی در مورد دسترسی به زندگی خصوصی افراد است که امکان استنتاج اطلاعات از طریق شبکه‌های اجتماعی در مورد وضعیت روانی افراد می‌تواند پیامدهای جدی در پی داشته باشد (مثلاً افزایش نرخ بیمه، عدم استخدام و غیره). همچنین به دلیل اینکه اختلال‌های روانی برچسب اجتماعی با بار منفی محسوب می‌شوند و ممکن است باعث تبعیض شوند، لازم است که به کاربران این اطمینان داده شود که از اطلاعات آن‌ها به خوبی حفاظت می‌شود (گونتاکی ،۲۰۱۷). به همین دلیل سازمان محققان اینترنت راهبردهایی برای محافظت از اطلاعات اشخاص پیشنهاد کرده است. برای مثال محققان کنوی و مک قواعد هنجاری را برای استفاده از اطلاعات عمومی توییتر پیشنهاد کردند به این ترتیب که پاراگراف نویسی مجدد پست‌های جمع‌آوری شده، گرفتن رضایت از کاربران، مخفی کردن هویت افراد و حفاظت از اطلاعات جمع‌آوری شده است (کنوی ،۲۰۱۴; مک کی ،۲۰۱۳). همچنین ویلکنسون و همکاران پیشنهاد کرده‌اند که محققان نباید پست‌ها یا URL پیام‌ها را مستقیماً در مقاله‌ها نقل‌قول کنند، زیرا از این طرق می‌توان اشخاص را

[5] Guntuku
[6] Sadock
[7] Wang
[8] Chandra

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]
[DOR: 20.1001.1.23455780.1398.7.4.1.5]

شناسایی نمود. بنابراین ضروری است پژوهش‌هایی از این دست اطلاعات پروژه‌ی خود را به IRBs و یا کمیته‌های اخلاقی ارائه دهند تا صلاحیت لازم برای جمع‌آوری اطلاعات را کسب کنند (چودهوری ،۲۰۱۳). بنابراین محققان باید اطلاعات شخصی کاربران را محترم شمارند. به‌علاوه چگونگی اطلاع‌رسانی به کاربران در مورد اختلال‌های آن‌ها نیز باید مدنظر قرار گیرد.

بنظر می رسد با استناد به طرح جامع سلامت روان کشور یکی از اولین راهبردهای پیشگیری سطح نخست سلامت روان، انجام بررسی‌های دوره‌ای نیازسنجی با هدف به‌روز کردن اولویت‌های ارتقای سلامت روان جامعه است و با در نظرگرفتن استفاده روزافزون مردم از شبکه‌های اجتماعی و گسترش روزافزون به‌کارگیری یادگیری ماشین در حوزه‌های مختلف می‌توان از این دو پتانسیل بالقوه در راستای شناسایی و پیش بینی دقیق‌تر اختلالات روان‌شناختی استفاده نمود.

منابع

Birjali, M., Beni-Hssane, A., Erritali, M. (2017). Machine learning and semantic sentiment analysis based algorithms for suicide sentiment prediction in social networks. Procedia Computer Science. 113: 65-72.

Bloom, D.E., Cafiero, E.T., Jané-Llopis, E., Abrahams-Gessel, S., Bloom, L.R., Fathima, S., Feigl, A.B., Gaziano, T., Mowafi, M., Pandya, A., Prettner, K., Rosenberg, L., Seligman, B., Stein, A.Z., & Weinstein, C. (2011). The Global Economic Burden of Noncommunicable Diseases. Geneva: World Economic Forum.

Burnap, P., Colombo, G., Amery, R., Hodorog, A., Scourfield, J. (2017). Multi-class machine classification of suicide-related communication on Twitter. Online Social Networks and Media. 2: 32-44.

Calvo, R.A., Milne, D.N., Hussain, M.S. (2017). Christensen H. Natural language processing in mental health applications using non-clinical texts. Natural Language Engineering. 23(5): 649-85.

Conway, M. (2014). Ethical issues in using Twitter for public health surveillance and research: developing a taxonomy of ethical concepts from the research literature. Journal of medical Internet research. 16(12): e290.

Coppersmith, G., Dredze, M., Harman, C., Hollingshead, K. (2015). From ADHD to SAD: Analyzing the language of mental health on Twitter through self-reported diagnoses. In Proceedings of the 2nd Workshop on Computational Linguistics and Clinical Psychology: From Linguistic Signal to Clinical Reality. 1-10.

Coppersmith, G., Harman, C., Dredze, M. (2014). Measuring post-traumatic stress disorder in Twitter. In Eighth international AAAI conference on weblogs and social media

Cortes, C., Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. Machine learning, 20 (3):273-97.

Cumbie, S.A., Conley, V.M., Burman, M.E. (2004). Advanced practice nursing model for comprehensive care with chronic illness: model for promoting process engagement. Advances in Nursing Science. 27(1):70-80.

De Choudhury, M., Counts, S., Horvitz, E.J., Hoff, A. (2014). Characterizing and predicting postpartum depression from shared Facebook data. In Proceedings of the 17th ACM conference on Computer supported cooperative work & social computing. 626-638.

De Choudhury, M., Gamon, M., Counts, S., Horvitz, E. (2013). Predicting depression via social media. In Seventh international AAAI conference on weblogs and social media.

Freyne, J., Coyle, L., Smyth, B., Cunningham, P. (2010). Relative status of journal and conference publications in computer science. Communications of the ACM. 53(11): 124-32.

Ghane, M.R., Kumarsi, S. (2018). Four Decades of Scientific Activity in Iran from

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]

[DOR: 20.1001.1.23455780.1398.7.4.1.5]

the Perspective of the Conference Proceedings, Highly Cited and Hot Papers, and Open Access Papers, in the Light of the Law of Economic, Social, and Cultural Development Plan of Iran. 34 (1): 27-56. [Persian]

Goldberg, D.P. The Detection of Psychiatric Illness by Questionnaire. Maudsley Monograph 21 ed.

Guntuku, S.C., Yaden, D.B., Kern, M.L., Ungar, L.H., Eichstaedt, J.C. (2017). Detecting depression and mental illness on social media: an integrative review. Current Opinion in Behavioral Sciences. 18:43-9.

Islam, M.R., Kabir, M.A., Ahmed, A., Kamal, A.R., Wang, H., Ulhaq, A. (2018). Depression detection from social network data using machine learning techniques. Health information science and systems. 6(1): 8.

Kaplan, H., Sadouk, B. (1996). Abstract of clinical psychiatry. First edition, publication of Hayyan. 153-158.

Kittur, A., Chi, E.H., Suh, B. (2008). Crowdsourcing user studies with Mechanical Turk. InProceedings of the SIGCHI conference on human factors in computing systems. 453-456Kumar, A., Sharma, A., Arora, A. Anxious Depression Prediction in Real-time Social Data. arXiv:1903.10222

Kumar, M., Dredze, M., Coppersmith, G., De Choudhury, M. (2015). Detecting changes in suicide content manifested in social media following celebrity suicides. InProceedings of the 26th ACM conference on Hypertext & Social Media, 85-94.Librenza-Garcia, D., Kotzian, B.J., Yang, J., Mwangi, B, Cao, B., Lima, L.N., Bermudez, M.B., Boeira, M.V., Kapczinski, F., Passos, I.C. (2017). The impact of machine learning techniques in the study of bipolar disorder: a systematic review. Neuroscience & Biobehavioral Reviews. 80 :538-54.

Lin H, Jia J, Guo Q, Xue Y, Li Q, Huang J, Cai L, Feng L. (2014). User-level psychological stress detection from social media using deep neural network. In Proceedings of the 22nd ACM international conference on Multimedia 507-516.

Mesagno C, Mullane-Grant T. (2010). A comparison of different per-performanceRoutines as possible choking interventions. Journal of Applied Sport Psychology. 22(3):343-60.

McCallum, A.k. (2002). Mallet: A machin learning for language toolkit.

http://mallet. cs. Umass.edu.

McKee, R. (2013). Ethical issues in using social media for health and health care research. Health Policy. 110(2-3): 298-301.

Miller, G.A. (1995). WordNet: a lexical database for English. Communications of the ACM. 38(11): 39-41.

Nadeem, M. (2016). Identifying depression on Twitter. ArXiv: preprint, 1607.073.

Neter, J., Kutner, M.H., Nachtsheim, C.J., Wasserman, W. (1996). Applied linear statistical models. Models. Chicago: Irwin;

O'Dea, B., Wan, S., Batterham, P.J., Calear, A.L., Paris, C. Christensen, H. (2015). Detecting suicidality on Twitter. Internet Interventions. 2(2), 183-۸Orabi, A.H., Buddhitha, P., Orabi, M.H., Inkpen, D. (2018). Deep learning for depression detection of twitter users. InProceedings of the Fifth Workshop on Computational Linguistics and Clinical Psychology: From Keyboard to Clinic. 88-97.

Passos, I.C., Mwangi, B., Vieta, E., Berk, M., Kapczinski, F. (2016). Areas of controversy in neuroprogression in bipolar disorder. Acta Psychiatric a Scandinavia.; 134(2):91-103.

Paul, S., Jandhyala, S.K., Basu, T. (2018). Early Detection of Signs of Anorexia and Depression over Social Media using Effective Machine Learning Frameworks. InCLEF (Working Notes).

Pennebaker, J.W., Francis, M.E., Booth, R.J. (2001). Linguistic inquiry and word count: LIWC 2001. Mahway: Lawrence Erlbaum Associates: .71: 2001.

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]

[DOR: 20.1001.1.23455780.1398.7.4.1.5]

Reece, A.G., Danforth, C.M. (2017). Instagram photos reveal predictive markers of depression. EPJ Data Science.6(1): 15.

Reece, A.G., Reagan, A.J., Lix, K.L., Dodds, P.S., Danforth, C.M., Langer, E.J. (2017). Forecasting the onset and course of mental illness with Twitter data. Scientific reports. 7(1), 13006.

Sadock, B. J., Sadock, V. A., Ruiz, P., & Kaplan, H. I. (2015). Kaplan & Sadock's synopsis of psychiatry: Behavioral sciences, clinical psychiatry. Philadelphia: Wolters Kluwer.

Schwartz, H.A., Eichstaedt, J., Kern, M.L., Park, G., Sap, M., Stillwell, D., Kosinski, M., Ungar, L. (2014). Towards assessing changes in degree of depression through Facebook. In Proceedings of the Workshop on Computational Linguistics and Clinical Psychology: From Linguistic Signal to Clinical Reality. 118-125.

Shamir, L. (2010). The effect of conference proceedings on the scholarly communication in Computer Science and Engineering. Scholarly and Research Communication, 1(2).

Shen, G., Jia, J., Nie, L., Feng, F., Zhang, C., Hu, T., Chua, T.S., Zhu, W. (2017). Depression Detection via Harvesting Social Media: A Multimodal Dictionary Learning Solution. In IJCAI, 3838-3844.

Shuai, H.H., Shen, C.Y., Yang, D.N., Lan, Y.F., Lee, W.C., Philip, S.Y., Chen, M.S. (2017). A comprehensive study on social network mental disorders detection via online social media mining. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. 30 (7):1212-25.

Tsugawa, S., Kikuchi, Y., Kishino, F., Nakajima, K., Itoh, Y., & Ohsaki, H. (2015). Recognizing depression from twitter activity. In Proceedings of the 33rd annual ACM conference on human factors in computing systems, 3187-3196.Veronese, E., Castellani, U., Peruzzo, D., Bellani, M., Brambilla, P. (2013). Machine learning approaches: from theory to application in schizophrenia. Computational and mathematical methods in medicine, 2013.

World Health Organization. Mental health action plan 2013-2020.-

Wang, P.S., Lane, M., Olfson, M., Pincus, H.A., Wells, K.B., Kessler, R.C. (2005). Twelve-month use of mental health services in the United States: results from the National Comorbidity Survey Replication. Archives of general psychiatry. 62 (6): 629-40.

Whiteford, H.A., Degenhardt, L., Rehm, J., Baxter, A.J., Ferrari, A.J., Erskine, H.E., Charlson, F.J., Norman, R.E., Flaxman, A.D., Johns, N., Burstein, R. (2013). Global burden of disease attributable to mental and substance use disorders: findings from the Global Burden of Disease Study. The Lancet. 382 (9904): 1575-86.

Wongkoblap, A., Vadillo, M.A., Curcin, V. (2017). Researching mental health disorders in the era of social media: systematic review. Journal of medical Internet research. 19(6): e228.

Yagubi, H. (2008). Screening of Mental Disorders: Tests Position, determining of cut of –point and validation. Quarterly Journal of mental health. 1(1):39-51. [Persian].

Yasamy, M.T., Sardarpour Goudarzi, S.H., Amin Esmaeeli, M., Mahdavi, N., Ebrahimpour, A. Bagheri yazdi, S.A. (2005). Practical Mental health for general and family particitioner. Tehran: Aramesh.

Zhuang, Z., Elmacioglu, E., Lee, D., Giles, C.L. (2007). Measuring conference quality by mining program committee characteristics. InProceedings of the 7th ACM/IEEE-CS joint conference on Digital libraries. 225-234. ACM.

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]

[DOR: 20.1001.1.23455780.1398.7.4.1.5]