

Artificial intelligence dalam kesehatan mental: tinjauan perkembangan literatur

Wiki Lofandri*), Bayu Ramadhan Fajri, Mutia Ramdhatul Jannah

Universitas Negeri Padang

*) Correspondence regarding this article should be addressed to: Author address e-mail: wiloleaks@unp.ac.id

Abstract: Penelitian ini menganalisis evolusi kajian kecerdasan buatan (artificial intelligence/AI) pada bidang kesehatan mental melalui pendekatan bibliometrik. Data ditarik dari basis data Scopus menggunakan kombinasi Boolean pada bidang judul, abstrak, dan kata kunci, mencakup terbitan tahun 2016 hingga 2025 dengan tipe dokumen artikel berbahasa Inggris dari sumber jurnal pada tahap publikasi final, menghasilkan 529 artikel sebagai korpus akhir. Analisis dilakukan menggunakan aplikasi Biblioshiny berbasis paket Bibliometrix pada R, mencakup analisis produksi ilmiah tahunan, sitasi, Hukum Bradford, Hukum Lotka, jaringan ko-kemunculan kata kunci, kolaborasi antarnegara, pemetaan tematik, serta proyeksi siklus hidup topik. Hasil menunjukkan pertumbuhan publikasi yang sangat tajam sejak 2020, dengan lonjakan terbesar pada 2024 dan 2025, serta rata-rata sitasi per dokumen sebesar 17,4. Amerika Serikat, Tiongkok, dan India tercatat sebagai kontributor paling produktif, sementara Journal of Medical Internet Research dan IEEE Access menjadi sumber publikasi terbanyak. Analisis tematik menunjukkan bahwa kata kunci "machine learning", "mental health", dan "artificial intelligence" menempati posisi sentral sekaligus berkembang, sedangkan tema seperti chatbot percakapan dan deteksi berbasis ucapan/teks masih berada pada kuadran tema khusus (niche) dengan tingkat pengembangan yang belum matang. Model proyeksi siklus hidup mengindikasikan bahwa produksi tahunan topik ini diperkirakan mencapai puncak pada sekitar tahun 2028–2029 sebelum melandai. Temuan ini memberikan peta jalan empiris bagi peneliti, pengembang teknologi, dan pembuat kebijakan dalam merumuskan agenda riset AI untuk kesehatan mental yang lebih terarah pada tema yang masih berkembang, khususnya pada aspek etika, validasi klinis, dan representasi populasi di luar negara-negara dengan produktivitas tinggi.

Keywords: kecerdasan buatan; kesehatan mental; analisis bibliometrik; machine learning; Scopus

Article History: Received on 13/09/2025; Revised on 15/10/2025; Accepted on 26/11/2025; Published Online: 31/12/2025.



This is an open access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2025 by author.

PENDAHULUAN

Kesehatan mental telah menjadi salah satu agenda kesehatan global yang paling banyak dibicarakan dalam satu dekade terakhir, sejalan dengan meningkatnya prevalensi gangguan kecemasan, depresi, dan tekanan psikologis di berbagai belahan dunia. World Health Organization mencatat bahwa gangguan mental menyumbang beban penyakit yang besar secara global, sementara akses terhadap

layanan kesehatan mental formal masih sangat timpang antarnegara. Ketimpangan ini mendorong pencarian pendekatan baru yang mampu memperluas jangkauan layanan tanpa sepenuhnya bergantung pada ketersediaan tenaga profesional, yang jumlahnya terbatas terutama di negara berpenghasilan rendah dan menengah.

Pada saat yang sama, perkembangan kecerdasan buatan bergerak sangat cepat dan mulai merambah hampir seluruh sektor kehidupan, termasuk layanan kesehatan. Kemunculan model pembelajaran mesin (machine learning), pembelajaran mendalam (deep learning), pemrosesan bahasa alami (natural language processing), hingga model bahasa besar (large language models) membuka peluang baru untuk mendeteksi, menilai, dan bahkan melakukan intervensi awal terhadap masalah kesehatan mental secara lebih efisien. Chatbot berbasis AI, misalnya, telah diuji dalam berbagai uji klinis acak untuk membantu penanganan kecemasan dan depresi pada populasi mahasiswa maupun umum, dan menunjukkan hasil yang menjanjikan meski masih memerlukan kehati-hatian dalam penerapannya (Klos et al., 2021; Boucher et al., 2021).

Pertumbuhan minat akademik terhadap irisan AI dan kesehatan mental ini tidak berjalan tanpa arah yang jelas. Berbagai kelompok riset di seluruh dunia mengembangkan pendekatan yang berbeda-beda, mulai dari deteksi depresi berbasis sinyal suara dan teks, pemantauan stres melalui sensor wearable, hingga chatbot percakapan yang dirancang untuk memberikan dukungan psikologis awal. Keberagaman pendekatan ini menghasilkan korpus literatur yang besar namun tersebar, sehingga sulit dipahami arah perkembangannya tanpa pemetaan yang sistematis berbasis data.

Pada tingkat regional, negara-negara di kawasan Asia Timur dan Asia Selatan menunjukkan keterlibatan yang semakin signifikan dalam riset AI untuk kesehatan mental, sebagaimana tercermin dari kontribusi Tiongkok, India, dan Korea Selatan dalam korpus data yang dianalisis pada penelitian ini. Fenomena ini sejalan dengan investasi besar-besaran negara-negara tersebut pada riset kecerdasan buatan secara umum, yang kemudian merembes ke sektor kesehatan, termasuk kesehatan mental. Di sisi lain, negara-negara Timur Tengah seperti Arab Saudi dan Pakistan juga mulai muncul sebagai kontributor, meskipun jumlah publikasinya masih jauh di bawah kelompok negara maju.

Ketimpangan kontribusi riset antarwilayah ini memunculkan pertanyaan penting mengenai representativitas temuan riset AI kesehatan mental terhadap konteks budaya dan sistem layanan kesehatan yang beragam. Model AI yang dilatih dan divalidasi pada populasi tertentu, misalnya populasi Amerika Utara atau Eropa Barat, belum tentu memiliki performa dan relevansi klinis yang sama ketika diterapkan pada populasi dengan latar belakang bahasa, budaya, dan pola ekspresi tekanan psikologis yang berbeda. Kondisi ini relevan dengan konteks kawasan Asia Tenggara, termasuk Indonesia, yang belum banyak muncul sebagai kontributor utama dalam korpus data yang dianalisis.

Dalam konteks Indonesia, penerapan teknologi digital untuk kesehatan mental sesungguhnya bukan hal baru, ditandai dengan munculnya berbagai aplikasi konsultasi psikologi daring dan layanan telemedicine kesehatan jiwa dalam beberapa tahun terakhir. Namun demikian, sebagian besar layanan tersebut masih mengandalkan model konsultasi manusia-ke-manusia yang difasilitasi teknologi digital, bukan sistem yang benar-benar memanfaatkan kecerdasan buatan untuk deteksi dini, penilaian risiko, atau intervensi otomatis berbasis data. Riset akademik dari institusi-institusi di Indonesia yang secara spesifik mengkaji irisan AI dan kesehatan mental pun relatif jarang muncul pada basis data indeksasi internasional seperti Scopus, sebagaimana tampak dari data afiliasi penulis pada korpus penelitian ini.

Kesenjangan antara kebutuhan layanan kesehatan mental yang tinggi di Indonesia dan minimnya riset lokal mengenai penerapan AI pada bidang tersebut menjadi salah satu alasan

penting mengapa pemetaan bibliometrik terhadap perkembangan riset global perlu dilakukan. Pemetaan semacam ini dapat menjadi rujukan awal bagi peneliti, praktisi, maupun pembuat kebijakan di Indonesia untuk memahami tren, celah, dan arah riset yang sudah dan belum banyak dieksplorasi secara global, sebelum merancang riset atau kebijakan yang relevan dengan konteks nasional.

Permasalahan mendasar yang melatarbelakangi penelitian ini adalah belum tersedianya pemetaan yang komprehensif mengenai bagaimana riset kecerdasan buatan untuk kesehatan mental berkembang secara global selama satu dekade terakhir, baik dari sisi tren produksi ilmiah, pola sitasi, kontributor utama, maupun struktur tematiknya. Tanpa pemetaan semacam ini, peneliti baru yang ingin masuk ke bidang ini berisiko mengulang topik yang sudah jenuh diteliti, sementara tema-tema yang justru masih berkembang dan berpotensi menghasilkan kontribusi baru dapat luput dari perhatian.

Selain itu, cepatnya perkembangan teknologi AI, khususnya sejak kemunculan model bahasa besar pada tahun-tahun terakhir periode data yang dianalisis, menimbulkan pertanyaan mengenai bagaimana pergeseran tersebut memengaruhi arah riset kesehatan mental berbasis AI. Apakah riset masih didominasi oleh pendekatan machine learning konvensional untuk deteksi dan klasifikasi, ataukah mulai bergeser ke arah pemanfaatan model bahasa besar dan chatbot percakapan yang lebih interaktif? Pertanyaan semacam ini hanya dapat dijawab secara empiris melalui analisis data publikasi yang sistematis, bukan melalui asumsi atau anekdot.

Berdasarkan penelusuran awal, kajian bibliometrik yang secara spesifik menyasar irisan antara kecerdasan buatan dan kesehatan mental dengan cakupan data hingga tahun 2025 masih terbatas jumlahnya. Sebagian besar kajian bibliometrik terdahulu pada bidang kesehatan mental digital cenderung berfokus pada subtopik yang lebih sempit, misalnya kesehatan mental daring secara umum tanpa penekanan spesifik pada kecerdasan buatan (Timakum et al., 2022), atau berfokus pada satu jenis teknologi tertentu seperti chatbot saja tanpa mencakup pendekatan machine learning dan deep learning secara menyeluruh.

Celah lain yang teridentifikasi adalah minimnya kajian yang secara eksplisit memetakan struktur tematik riset ini ke dalam kuadran tema motor, tema dasar, tema khusus, dan tema yang sedang berkembang atau menurun, sekaligus mengaitkannya dengan proyeksi siklus hidup publikasi ke depan. Padahal pemetaan semacam ini penting untuk membedakan antara topik yang sudah matang dan mendekati titik jenuh dengan topik yang benar-benar masih membuka peluang riset baru.

Urgensi penelitian ini terletak pada kebutuhan mendesak akan peta arah riset yang dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan, baik oleh peneliti individu dalam menentukan topik disertasi atau proyek riset, oleh pengelola jurnal dalam merancang edisi khusus, maupun oleh pembuat kebijakan dalam menentukan prioritas pendanaan riset kesehatan mental digital. Mengingat kecepatan perkembangan teknologi AI, informasi mengenai tren riset yang sudah usang dalam waktu singkat berisiko menyesatkan pengambilan keputusan tersebut, sehingga pembaruan pemetaan berbasis data terbaru menjadi relevan untuk dilakukan secara berkala.

Kebaruan penelitian ini terletak pada penggunaan data Scopus terbaru yang mencakup periode hingga tahun 2025, sehingga mampu menangkap pergeseran tematik yang terjadi seiring munculnya model bahasa besar dan AI generatif dalam beberapa tahun terakhir, sesuatu yang belum banyak tercakup dalam kajian bibliometrik terdahulu pada bidang ini. Selain itu, penelitian ini mengintegrasikan analisis struktural klasik dalam bibliometrik, yaitu Hukum Bradford untuk memetakan konsentrasi sumber publikasi dan Hukum Lotka untuk memetakan produktivitas penulis, dengan analisis tematik dan proyeksi siklus hidup publikasi, sehingga menghasilkan

gambaran yang lebih menyeluruh dibandingkan kajian yang hanya berfokus pada satu jenis analisis saja.

Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini bertujuan untuk memetakan evolusi riset kecerdasan buatan pada bidang kesehatan mental secara global periode 2016–2025 melalui analisis bibliometrik, mencakup tren produksi ilmiah, pola sitasi, konsentrasi sumber dan produktivitas penulis, kontribusi negara, struktur tematik, serta proyeksi arah perkembangan topik ke depan, sehingga dapat memberikan rujukan empiris bagi peneliti, praktisi, dan pembuat kebijakan dalam merumuskan agenda riset yang lebih terarah pada tema yang masih berkembang.

METODE

Penelitian ini menggunakan desain bibliometrik deskriptif-kuantitatif, yaitu pendekatan yang menganalisis pola produksi, sitasi, dan struktur tematik suatu bidang keilmuan melalui data metadata publikasi ilmiah secara sistematis. Basis data yang digunakan adalah Scopus (Elsevier), dipilih karena cakupan indeksasi jurnal internasionalnya yang luas serta kelengkapan metadata yang mendukung analisis bibliometrik, termasuk data sitasi, afiliasi, dan kata kunci. Strategi pencarian menggunakan kombinasi Boolean pada bidang judul, abstrak, dan kata kunci (TITLE-ABS-KEY) sebagai berikut:

(("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning" OR "generative AI" OR "large language model*" OR "conversational AI" OR "AI chatbot*") AND ("mental health" OR "mental health intervention*" OR "mental health service*" OR "mental health support" OR "psychological well-being" OR "psychological distress" OR "mental disorder*" OR "psychiatric disorder*") AND ("mental health assessment" OR "mental health diagnosis" OR "mental health screening" OR "mental health intervention" OR "mental health treatment" OR "mental health counseling" OR "mental health counselling" OR "psychological intervention" OR "psychological treatment")).

Pencarian awal dengan string tersebut menghasilkan 1.893 dokumen. Tanggal pasti pengambilan data tidak tercantum secara eksplisit pada dokumen metode yang diunggah, sehingga informasi tersebut tidak dapat diverifikasi dan tidak dicantumkan sebagai tanggal spesifik dalam artikel ini. Proses seleksi selanjutnya dilakukan secara bertahap menggunakan fitur pembatasan (limit) pada Scopus. Pembatasan tahun terbit 2016–2025 menyaring dokumen menjadi 1.384. Pembatasan tipe dokumen pada kategori artikel (article) menghasilkan 547 dokumen. Pembatasan bahasa pada bahasa Inggris menyaring menjadi 536 dokumen. Pembatasan tipe sumber pada jurnal (journal) menghasilkan 535 dokumen, dan pembatasan tahap publikasi pada status final menghasilkan 529 dokumen sebagai korpus data akhir yang dianalisis dalam penelitian ini. Seluruh angka tahapan seleksi tersebut bersumber dari dokumen narasi proses pencarian data yang diunggah peneliti dan konsisten dengan jumlah baris pada berkas CSV hasil ekspor Scopus ($n = 529$), sehingga kedua sumber data saling menguatkan.

Kriteria inklusi pada penelitian ini adalah dokumen berupa artikel jurnal, berbahasa Inggris, terindeks Scopus dengan status publikasi final, terbit pada rentang 2016–2025, dan memuat kombinasi istilah kecerdasan buatan serta kesehatan mental sebagaimana tercantum pada string Boolean. Kriteria eksklusi meliputi jenis dokumen di luar artikel (seperti prosiding konferensi, buku, atau tinjauan tanpa status artikel), dokumen berbahasa selain Inggris, dokumen dari sumber non-jurnal, serta dokumen yang belum berstatus publikasi final.

Data hasil ekspor Scopus dalam format CSV kemudian diolah menggunakan aplikasi Biblioshiny, yaitu antarmuka berbasis web dari paket Bibliometrix pada perangkat lunak R, sebagaimana tertera pada logo yang muncul secara konsisten di setiap visualisasi yang dihasilkan

pada penelitian ini. Analisis yang diterapkan meliputi analisis produksi ilmiah tahunan, analisis rata-rata sitasi per tahun, analisis konsentrasi sumber menggunakan Hukum Bradford, analisis produktivitas penulis menggunakan Hukum Lotka, analisis jaringan ko-kemunculan kata kunci, analisis kolaborasi antarnegara, pemetaan tematik empat kuadran, analisis Three-Field Plot (Sankey) untuk kata pada abstrak, judul, dan kata kunci gabungan, visualisasi awan kata (word cloud), analisis frekuensi kata dari waktu ke waktu, serta proyeksi siklus hidup publikasi tahunan dan kurva pertumbuhan kumulatif berbasis model matematis.

Validasi data dilakukan dengan membandingkan jumlah dokumen pada berkas CSV ekspor Scopus, dokumen narasi proses pencarian, dan angka yang muncul pada visualisasi hasil olahan Biblioshiny. Ketiga sumber tersebut menunjukkan angka yang konsisten pada 529 dokumen, sehingga tidak ditemukan inkonsistensi yang memerlukan keputusan validasi tambahan. Karena tidak tersedia berkas visualisasi VOSviewer maupun hasil ekspor terpisah dari fitur Analyze Search Results Scopus (seperti Documents by Funding Sponsor atau Documents by Subject Area) pada penelitian ini, kedua jenis analisis tersebut tidak disajikan, sesuai dengan prinsip untuk tidak memaksakan jenis analisis yang tidak didukung ketersediaan data.

Alur Seleksi Data (Diagram PRISMA Naratif)

Tahapan seleksi data pada penelitian ini mengikuti alur yang sejalan dengan logika diagram PRISMA, meskipun disajikan dalam bentuk uraian tahapan dan tabel karena berkas visual diagram kotak PRISMA tidak termasuk dalam berkas yang diunggah. Tahap identifikasi menghasilkan 1.893 dokumen dari basis data Scopus menggunakan string Boolean yang telah diuraikan pada bagian Metode. Tahap penyaringan (screening) dilakukan melalui pembatasan tahun terbit 2016–2025 yang menyisakan 1.384 dokumen, dilanjutkan dengan penyaringan tipe dokumen artikel yang menyisakan 547 dokumen.

Tahap kelayakan (eligibility) dilakukan melalui penyaringan bahasa Inggris yang menyisakan 536 dokumen, penyaringan tipe sumber jurnal yang menyisakan 535 dokumen, dan penyaringan tahap publikasi final yang menghasilkan 529 dokumen. Tahap included menetapkan 529 dokumen tersebut sebagai korpus akhir yang dianalisis pada seluruh bagian Hasil penelitian ini. Alasan spesifik pengeluaran setiap dokumen pada masing-masing tahap penyaringan, misalnya judul dokumen yang dikeluarkan pada tahap penyaringan bahasa, tidak tercantum pada dokumen yang diunggah sehingga tidak dapat disajikan secara rinci, dan hal ini dicatat sebagai keterbatasan metodologis pada bagian akhir artikel.

Tabel 1. Alur Seleksi Data.

Tahap	Kriteria	Jumlah Dokumen
Identification	Hasil pencarian Boolean awal pada Scopus	1.893
Screening 1	Pembatasan tahun terbit 2016–2025	1.384
Screening 2	Pembatasan tipe dokumen: artikel	547
Eligibility 1	Pembatasan bahasa: Inggris	536
Eligibility 2	Pembatasan tipe sumber: jurnal	535
Included	Pembatasan tahap publikasi: final	529

HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil audit dan analisis bibliometrik terhadap 529 artikel yang menjadi korpus akhir penelitian. Hasil disajikan secara berurutan mulai dari gambaran umum dataset, tren produksi dan sitasi, konsentrasi sumber dan penulis, kontribusi negara, hingga struktur tematik dan proyeksi arah perkembangan topik ke depan. Setiap tabel dan gambar disertai uraian mengenai tujuan penyajian, temuan utama, serta kaitannya dengan hasil analisis lain pada penelitian ini, sebagaimana akan tampak pada pembahasan yang menyertai masing-masing elemen visual.

Audit dan Karakteristik Umum Dataset

Tabel 1 disajikan untuk memberikan gambaran umum mengenai karakteristik dasar dataset sebelum masuk ke analisis yang lebih rinci pada bagian selanjutnya. Tabel ini merangkum delapan indikator dasar, yaitu jumlah dokumen, rentang tahun, jumlah sumber, total sitasi, rata-rata sitasi per dokumen, kelengkapan kata kunci penulis, serta kontributor negara dan jurnal teratas. Nilai rata-rata sitasi sebesar 17,43 per dokumen menunjukkan bahwa secara umum artikel pada bidang ini cukup banyak dirujuk, meskipun sebagaimana akan terlihat pada Gambar 2, distribusi sitasi tersebut tidak merata antartahun karena dipengaruhi oleh waktu sejak publikasi.

Tabel 1. Ringkasan Audit Dataset Penelitian

Indikator	Nilai
Jumlah dokumen (artikel)	529
Rentang tahun publikasi	2016–2025
Jumlah sumber (jurnal)	283
Jumlah total sitasi	9.219
Rata-rata sitasi per dokumen	17,43
Dokumen dengan kata kunci penulis	470 dari 529 (88,8%)
Negara kontributor teratas	Amerika Serikat, Tiongkok, India
Sumber (jurnal) paling produktif	Journal of Medical Internet Research; IEEE Access

Proporsi dokumen yang memiliki kata kunci penulis sebesar 88,8 persen tergolong tinggi dan mengindikasikan kelengkapan metadata yang memadai untuk mendukung analisis kata kunci dan pemetaan tematik pada bagian selanjutnya. Sebanyak 283 sumber jurnal yang menerbitkan 529 artikel menunjukkan bahwa riset pada bidang ini tersebar pada cukup banyak jurnal berbeda, sebuah pola yang akan dijelaskan lebih rinci melalui analisis Hukum Bradford pada Gambar 3. Gambaran umum pada tabel ini menjadi dasar bagi pembacaan tabel dan gambar berikutnya, karena seluruh analisis lanjutan bertumpu pada 529 dokumen yang sama.

Produktivitas Sumber dan Kontributor

Tabel 2 menyajikan sepuluh jurnal dengan jumlah artikel terbanyak pada dataset penelitian, sebagai dasar untuk memahami peta sumber publikasi sebelum masuk ke analisis Hukum Bradford yang lebih formal pada Gambar 3. Journal of Medical Internet Research dan IEEE Access sama-sama menyumbang 22 artikel, menempatkan keduanya sebagai jurnal paling produktif pada bidang ini, diikuti oleh Scientific Reports dengan 17 artikel dan JMIR Formative Research dengan 15 artikel. Dominasi rumpun jurnal JMIR (Journal of Medical Internet Research, JMIR Mental Health, JMIR Formative Research, JMIR Research Protocols) yang bersama-sama menyumbang 53 artikel mengindikasikan bahwa ekosistem penerbitan digital health menjadi rumah utama bagi riset AI kesehatan mental, sejalan dengan fokus rumpun jurnal tersebut pada inovasi kesehatan digital.

Tabel 2. Sepuluh Sumber (Jurnal) Paling Produktif

Nama Jurnal	Jumlah Artikel
Journal of Medical Internet Research	22
IEEE Access	22
Scientific Reports	17
JMIR Formative Research	15
Frontiers in Psychiatry	12
JMIR Mental Health	9
BMC Psychiatry	8
Frontiers in Psychology	7
Digital Health	7
JMIR Research Protocols	7

Kehadiran IEEE Access pada posisi teratas mencerminkan sisi lain dari bidang ini, yaitu kontribusi signifikan dari komunitas teknik dan ilmu komputer yang berfokus pada pengembangan algoritma deteksi dan klasifikasi, bukan hanya komunitas kedokteran dan kesehatan masyarakat. Pola dua kutub ini, yaitu jurnal berorientasi kesehatan digital di satu sisi dan jurnal berorientasi teknik di sisi lain, konsisten dengan sifat interdisipliner bidang AI untuk kesehatan mental, dan akan terlihat kembali pada analisis jaringan ko-kemunculan kata kunci pada Gambar 5 yang memisahkan klaster istilah klinis dari klaster istilah komputasional.

Tabel 3. Sepuluh Negara Kontributor Berdasarkan Afiliasi Penulis

Negara	Frekuensi Kemunculan pada Afiliasi
Amerika Serikat	155
Tiongkok	115
India	66
Britania Raya	52
Jerman	34
Australia	33
Kanada	30
Korea Selatan	30
Arab Saudi	23
Spanyol	17

Tabel 3 dibangun dengan menghitung kemunculan nama negara pada bidang afiliasi penulis untuk setiap dokumen, sebagai pelengkap kuantitatif terhadap visualisasi peta kolaborasi pada Gambar 6. Amerika Serikat menempati posisi teratas dengan 155 kemunculan afiliasi, hampir mencapai satu setengah kali lipat dari Tiongkok pada posisi kedua dengan 115 kemunculan, dan jauh di atas India pada posisi ketiga dengan 66 kemunculan. Dominasi Amerika Serikat konsisten dengan posisinya sebagai pusat riset kecerdasan buatan secara global dan sebagai rumah bagi banyak platform teknologi kesehatan digital yang menjadi objek penelitian pada literatur ini.

Pola yang menarik pada tabel ini adalah kemunculan Arab Saudi pada posisi kesembilan dengan 23 kemunculan afiliasi, mengungguli negara-negara Eropa lain seperti Prancis, Swiss, atau Norwegia yang masing-masing hanya muncul 10 kali. Temuan ini mengindikasikan adanya investasi riset AI kesehatan mental yang cukup signifikan di kawasan Timur Tengah, sebuah pola yang tidak selalu tampak dalam kajian bibliometrik pada bidang kesehatan digital secara umum. Sebaliknya, tidak satu pun negara Asia Tenggara yang masuk sepuluh besar pada tabel ini, sebuah temuan yang menjadi salah satu dasar argumentasi research gap pada bagian Pendahuluan penelitian ini.

Artikel Berpengaruh dan Kata Kunci Dominan

Tabel 4 menampilkan sepuluh artikel dengan jumlah sitasi tertinggi pada dataset, yang secara umum merepresentasikan tulisan tinjauan (review) atau studi dengan temuan yang dianggap penting oleh komunitas riset sehingga banyak dirujuk. Artikel Boucher et al. (2021) mengenai chatbot cerdas dalam intervensi kesehatan mental digital menempati posisi teratas dengan 350 sitasi, jauh di atas artikel kedua yaitu tinjauan cakupan intervensi ecological momentary oleh Balaskas et al. (2021) dengan 186 sitasi. Dominasi artikel bertema chatbot dan intervensi digital pada posisi-posisi teratas mengindikasikan bahwa subtopik ini menjadi rujukan utama bagi peneliti lain yang masuk ke bidang AI kesehatan mental.

Tabel 4. Sepuluh Artikel dengan Jumlah Sitasi Tertinggi

Penulis Utama	Tahun	Sumber	Sitasi
Boucher, E.M. et al.	2021	Expert Review of Medical Devices	350
Balaskas, A. et al.	2021	PLoS ONE	186
Klos, M.C. et al.	2021	JMIR Formative Research	160
Cook, B.L. et al.	2016	Computational and Mathematical Methods in Medicine	157
Delgadillo, J. et al.	2022	JAMA Psychiatry	149
Gomes, N. et al.	2023	Sensors	124
Mehta, A. et al.	2021	Journal of Medical Internet Research	115
Park, G. et al.	2023	Current Psychology	114
Habicht, J. et al.	2024	Nature Medicine	108
Zhu, L. et al.	2023	IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics	103

Menariknya, artikel dengan sitasi tertinggi keempat, yaitu Cook et al. (2016), merupakan artikel tertua pada daftar ini, yang secara logis memiliki lebih banyak waktu untuk terkumpul sitasinya dibandingkan artikel yang terbit belakangan. Sebaliknya, kemunculan Habicht et al. (2024) pada posisi kesembilan dengan 108 sitasi meskipun baru terbit satu tahun sebelum data ditarik, menunjukkan bahwa artikel tersebut mengalami momentum sitasi yang sangat cepat, kemungkinan karena diterbitkan pada jurnal bereputasi tinggi (Nature Medicine) dan mengangkat topik chatbot rujukan mandiri (self-referral) yang relevan dengan kebutuhan praktis layanan kesehatan mental saat ini.

Tabel 5. Sepuluh Kata Kunci Penulis (Author Keywords) Paling Sering Muncul

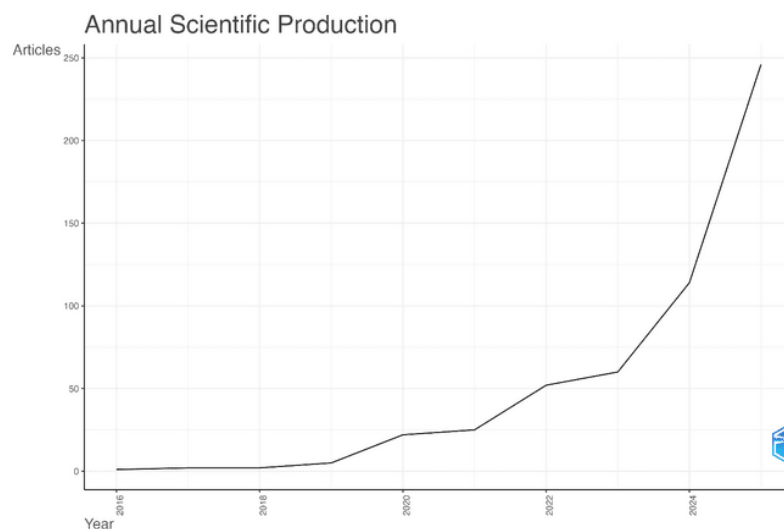
Kata Kunci	Frekuensi
machine learning	141
mental health	124
artificial intelligence	78
depression	75
deep learning	50
anxiety	44
natural language processing	26
digital health	23

Kata Kunci	Frekuensi
mental health assessment	21
chatbot	21

Tabel 5 merangkum sepuluh kata kunci penulis dengan frekuensi kemunculan tertinggi dari 470 dokumen yang mencantumkan kata kunci, sebagai data pelengkap kuantitatif terhadap visualisasi awan kata pada Gambar 9 dan jaringan ko-kemunculan pada Gambar 5. Kata kunci "machine learning" muncul paling sering dengan 141 kali, diikuti "mental health" dengan 124 kali dan "artificial intelligence" dengan 78 kali, yang secara konsisten menegaskan bahwa ketiga istilah tersebut menjadi inti (core) dari bidang penelitian ini. Kemunculan "depression" pada posisi keempat dengan 75 kali dan "anxiety" pada posisi keenam dengan 44 kali menunjukkan bahwa dua gangguan mental tersebut menjadi kondisi yang paling banyak menjadi objek deteksi dan intervensi berbasis AI dibandingkan gangguan mental lainnya.

Kemunculan "chatbot" dengan frekuensi 21 kali pada posisi kesepuluh, sejajar dengan "mental health assessment", menegaskan bahwa teknologi percakapan berbasis AI telah menjadi subtopik yang cukup mapan dalam literatur ini, sejalan dengan temuan pada Tabel 4 yang menunjukkan tiga dari sepuluh artikel paling banyak disitasi membahas topik chatbot. Sementara itu, ketiadaan istilah yang secara eksplisit merujuk pada model bahasa besar (large language model) pada sepuluh besar kata kunci ini, meskipun istilah tersebut tercatat muncul pada frekuensi yang lebih rendah pada data keseluruhan, mengindikasikan bahwa subtopik tersebut masih tergolong baru dan belum mendominasi kata kunci penulis secara agregat, sebuah pola yang akan diperjelas melalui analisis tren kata dari waktu ke waktu pada Gambar 10.

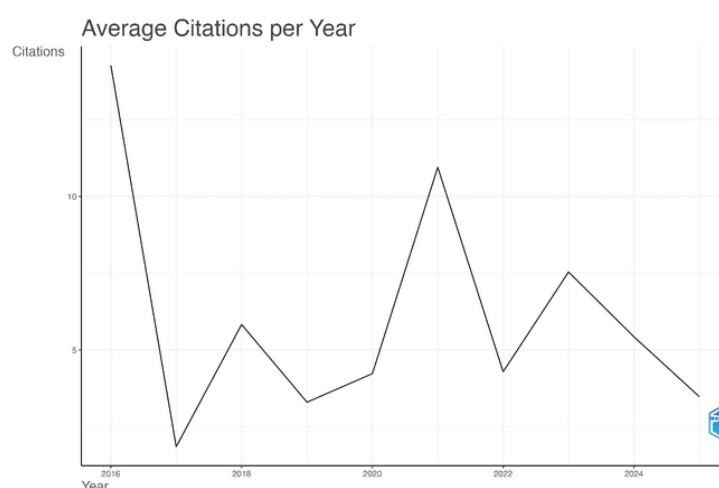
Tren Produksi dan Sitasi



Gambar 1. Produksi Ilmiah Tahunan (Annual Scientific Production)

Gambar 1 menampilkan jumlah artikel yang terbit setiap tahun pada rentang 2016 hingga 2025, sebagai gambaran paling mendasar mengenai bagaimana minat riset terhadap AI untuk kesehatan mental berkembang dari waktu ke waktu. Grafik menunjukkan pola pertumbuhan yang landai pada 2016 hingga 2019 dengan jumlah publikasi di bawah sepuluh artikel per tahun, kemudian mulai meningkat pada 2020 dengan sekitar 22 artikel, dan terus menanjak hingga mencapai puncaknya pada 2025 dengan sekitar 246 artikel. Bentuk kurva yang landai kemudian melengkung tajam ke atas ini merupakan pola khas pertumbuhan eksponensial yang umum ditemukan pada bidang riset yang sedang berada pada fase pertumbuhan cepat (rapid growth phase) dalam siklus hidup suatu topik ilmiah.

Titik infleksi yang jelas terlihat pada tahun 2020, bertepatan dengan awal pandemi COVID-19, mengindikasikan bahwa krisis kesehatan mental global yang menyertai pandemi turut mendorong percepatan riset pada bidang ini, sejalan dengan meningkatnya kebutuhan akan solusi layanan kesehatan mental jarak jauh selama periode pembatasan sosial. Lonjakan paling tajam terjadi antara 2023 menuju 2025, yang secara temporal berimpit dengan popularisasi model bahasa besar generatif di ranah publik, sehingga masuk akal bila periode tersebut turut mendorong minat peneliti untuk mengeksplorasi potensi teknologi tersebut pada bidang kesehatan mental. Pola pertumbuhan pada Gambar 1 ini menjadi dasar empiris bagi proyeksi siklus hidup publikasi yang disajikan pada Gambar 11.



Gambar 2. Rata-Rata Sitasi per Tahun (Average Citations per Year)

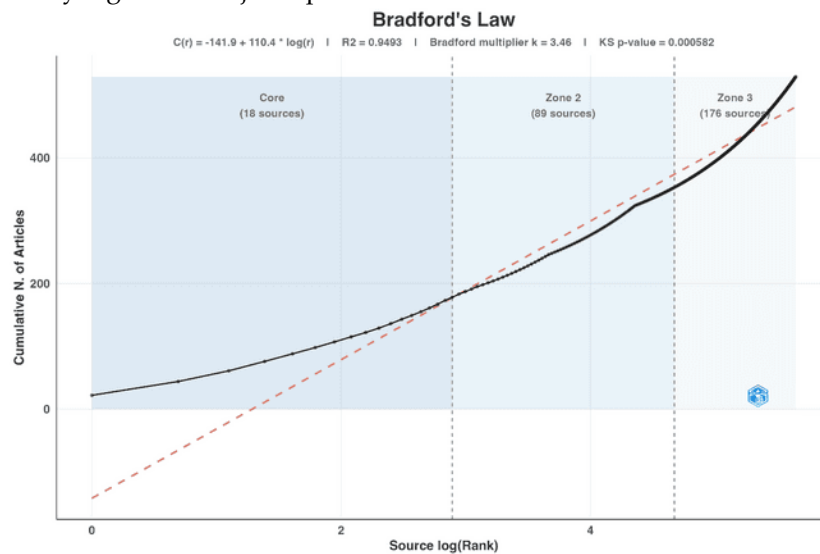
Gambar 2 menyajikan rata-rata jumlah sitasi yang diterima oleh artikel-artikel yang terbit pada masing-masing tahun, dihitung sejak tahun terbit hingga waktu penarikan data. Grafik menunjukkan nilai tertinggi pada tahun 2016 dengan rata-rata sitasi mendekati 19 per artikel, yang kemudian menurun tajam pada 2017 hingga mendekati nilai 1, sebelum berfluktuasi naik turun pada tahun-tahun berikutnya dengan puncak kedua pada 2021 mendekati nilai 11. Pola penurunan drastis pada 2017 tidak mencerminkan penurunan kualitas artikel pada tahun tersebut, melainkan lebih menggambarkan variasi alami akibat jumlah artikel yang masih sangat sedikit pada periode 2016–2019 sebagaimana terlihat pada Gambar 1, sehingga rata-rata sitasi pada tahun-tahun tersebut sangat sensitif terhadap kinerja sitasi satu atau dua artikel saja.

Pola umum yang terlihat pada Gambar 2 adalah kecenderungan menurun pada rata-rata sitasi menjelang tahun-tahun terakhir periode data, yaitu 2023 hingga 2025, yang merupakan fenomena wajar dalam bibliometrik karena artikel yang baru terbit belum memiliki cukup waktu untuk dirujuk oleh peneliti lain. Fenomena ini dikenal sebagai citation window effect dan perlu menjadi catatan penting bagi pembaca agar tidak menyimpulkan secara keliru bahwa artikel-artikel terbaru pada bidang ini kurang berkualitas dibandingkan artikel-artikel lama. Justru sebaliknya, mengingat pesatnya pertumbuhan jumlah publikasi pada tahun-tahun tersebut sebagaimana terlihat pada Gambar 1, sangat mungkin sejumlah artikel yang terbit pada 2024–2025 akan mengalami peningkatan sitasi signifikan dalam beberapa tahun ke depan.

Konsentrasi Sumber dan Produktivitas Penulis

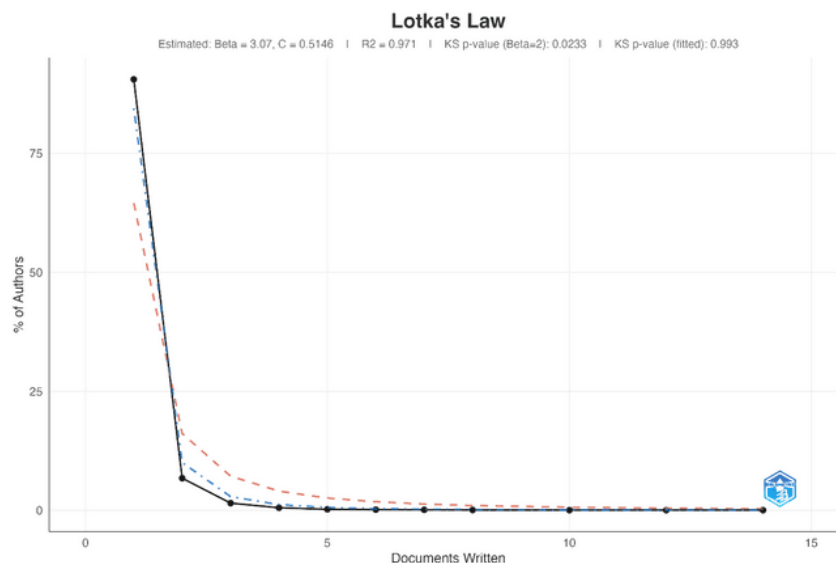
Gambar 3 menyajikan analisis Hukum Bradford yang digunakan untuk mengidentifikasi tingkat konsentrasi publikasi pada sejumlah kecil jurnal inti dibandingkan penyebarannya pada jurnal-jurnal lain yang lebih banyak jumlahnya namun masing-masing menyumbang lebih sedikit artikel. Hasil analisis membagi 283 sumber jurnal ke dalam tiga zona, yaitu zona inti (core) yang terdiri atas 18 jurnal, zona kedua yang terdiri atas 89 jurnal, dan zona ketiga yang terdiri atas 176 jurnal, dengan

nilai koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,9493 yang menunjukkan bahwa model logaritmik Bradford menjelaskan pola distribusi data dengan sangat baik. Kedelapan belas jurnal pada zona inti inilah yang menampung porsi artikel yang relatif besar dibandingkan jumlah jurnalnya, konsisten dengan sepuluh jurnal teratas yang telah disajikan pada Tabel 2.



Gambar 3. Hukum Bradford (Bradford's Law)

Nilai pengganda Bradford (Bradford multiplier) sebesar 3,46 menunjukkan bahwa setiap perpindahan dari satu zona ke zona berikutnya memerlukan jumlah jurnal sekitar 3,46 kali lipat lebih banyak untuk menghasilkan jumlah artikel yang setara, sebuah pola khas yang menegaskan konsentrasi literatur pada sejumlah kecil sumber inti. Nilai KS p-value sebesar 0,000582 yang tergolong kecil mengindikasikan adanya penyimpangan statistik dari model Bradford ideal pada rentang tertentu, sebagaimana terlihat dari garis putus-putus (garis regresi ideal) yang tidak sepenuhnya berimpit dengan kurva data aktual, terutama pada bagian awal kurva. Meskipun demikian, secara umum pola tiga zona ini tetap memberikan informasi praktis bagi peneliti maupun pengelola perpustakaan mengenai jurnal mana yang paling penting untuk dipantau secara rutin apabila ingin mengikuti perkembangan riset AI kesehatan mental.



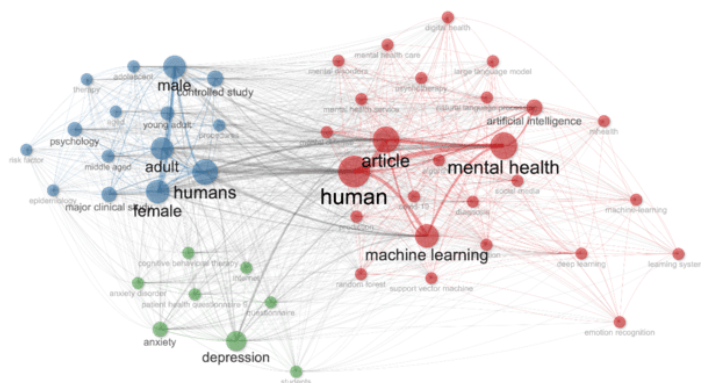
Gambar 4. Hukum Lotka (Lotka's Law)

Gambar 4 menyajikan analisis Hukum Lotka yang digunakan untuk memahami pola produktivitas penulis, yaitu sebaran jumlah penulis berdasarkan banyaknya dokumen yang mereka hasilkan pada dataset ini. Hasil estimasi menunjukkan nilai Beta sebesar 3,07 dan konstanta C sebesar 0,5146, dengan koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,971 yang menandakan kecocokan model yang sangat baik terhadap data aktual. Nilai Beta yang lebih besar dari 2 (nilai Beta ideal menurut Lotka) mengindikasikan bahwa produktivitas penulis pada bidang ini bahkan lebih terkonsentrasi dibandingkan pola ideal Lotka, artinya proporsi penulis yang hanya menghasilkan satu dokumen jauh lebih dominan dibandingkan proporsi penulis yang produktif menghasilkan banyak dokumen.

Uji Kolmogorov-Smirnov menunjukkan bahwa model dengan Beta tetap sebesar 2 (KS p-value 0,0233) ditolak pada taraf signifikansi konvensional, sementara model dengan Beta hasil estimasi sebesar 3,07 (KS p-value 0,993) tidak dapat ditolak, sehingga model dengan Beta 3,07 lebih sesuai untuk menggambarkan pola produktivitas penulis pada dataset ini. Secara praktis, temuan ini konsisten dengan Tabel 3 dan Tabel 4 yang menunjukkan tidak adanya satu nama penulis yang mendominasi seluruh dataset, melainkan kontribusi yang tersebar pada banyak kelompok riset berbeda, sebuah kondisi yang wajar mengingat bidang ini masih relatif muda dan belum memiliki figur ilmuwan tunggal yang mendominasi seperti pada bidang-bidang riset yang sudah lebih mapan.

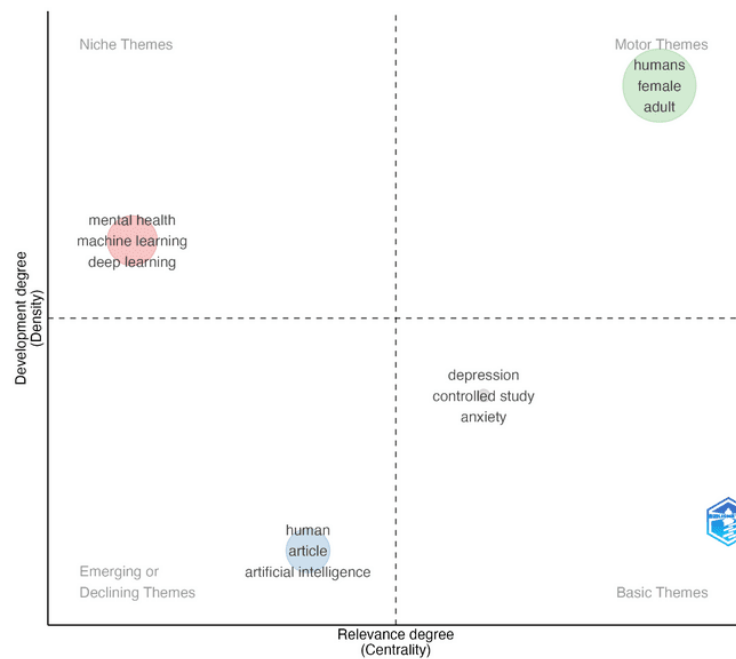
Struktur Tematik dan Jaringan Kata Kunci

Gambar 5 menyajikan jaringan ko-kemunculan kata kunci yang menggambarkan seberapa sering dua kata kunci muncul bersama dalam satu dokumen, di mana ukuran node merepresentasikan frekuensi kemunculan kata dan warna node merepresentasikan kluster tematik yang terbentuk dari algoritma pengelompokan. Visualisasi menunjukkan tiga kluster utama, yaitu kluster berwarna merah yang berpusat pada istilah "human", "article", "mental health", dan "machine learning" yang mencerminkan inti metodologis dan substantif bidang ini; kluster berwarna biru yang berpusat pada istilah demografis dan desain studi seperti "humans", "adult", "female", dan "controlled study"; serta kluster berwarna hijau yang lebih kecil dan berpusat pada istilah "depression", "anxiety", dan "cognitive behavioral therapy".



Gambar 5. Jaringan Ko-Kemunculan Kata Kunci (Keyword Co-occurrence Network)

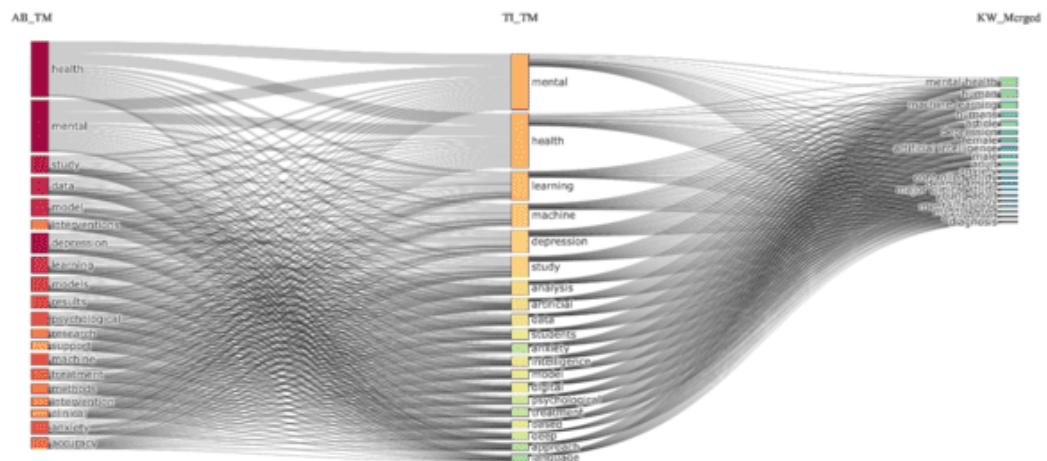
Pemisahan kluster biru yang bertema metodologi klinis dan demografi dari kluster merah yang bertema komputasional menegaskan sifat interdisipliner bidang ini sebagaimana telah disinggung pada pembahasan Tabel 2, di mana riset AI kesehatan mental mempertemukan kaidah metodologi klinis konvensional dengan pendekatan komputasional yang lebih baru. Node "artificial intelligence" dan "natural language processing" yang berada pada sisi kanan kluster merah, berdekatan dengan node "large language model" dan "digital health", mengindikasikan bahwa istilah-istilah tersebut mulai membentuk sub-kluster tersendiri yang merepresentasikan gelombang riset terbaru, sejalan dengan lonjakan publikasi pada 2024–2025 yang telah dibahas pada Gambar 1.



Gambar 7. Pemetaan Tematik (Thematic Map)

Gambar 7 menyajikan pemetaan tematik empat kuadran berdasarkan dua sumbu, yaitu sumbu horizontal yang merepresentasikan derajat relevansi atau sentralitas (centrality) tema terhadap bidang secara keseluruhan, dan sumbu vertikal yang merepresentasikan derajat pengembangan atau kepadatan (density) tema tersebut secara internal. Kelompok kata "humans", "female", "adult" berada pada kuadran kanan atas yang disebut Motor Themes, menandakan tema tersebut memiliki sentralitas dan kepadatan pengembangan yang tinggi, yang secara substantif mencerminkan kematangan aspek metodologi dan karakteristik sampel penelitian pada bidang ini. Sementara itu, kelompok kata "mental health", "machine learning", "deep learning" berada pada kuadran kiri atas yang disebut Niche Themes, yaitu tema dengan pengembangan internal tinggi namun sentralitas terhadap keseluruhan bidang yang relatif lebih rendah dibandingkan Motor Themes.

Kelompok kata "human", "article", "artificial intelligence" berada pada kuadran kiri bawah yang disebut Emerging or Declining Themes, sedangkan kelompok "depression", "controlled study", "anxiety" berada pada posisi tengah kuadran kanan bawah yang mendekati area Basic Themes. Posisi "artificial intelligence" pada kuadran emerging cukup menarik untuk dicermati, karena mengindikasikan bahwa meskipun istilah tersebut sering muncul (sebagaimana terlihat pada Tabel 5 dan Gambar 9), keterkaitan internalnya dengan istilah lain dalam klaster yang sama masih belum sepadat kelompok Motor Themes maupun Niche Themes, yang dapat diartikan bahwa riset yang secara eksplisit membingkai dirinya sebagai riset "artificial intelligence" secara umum masih bersifat cair dan belum mengkristal menjadi subtema yang sangat spesifik, berbeda dengan riset bertema machine learning dan deep learning yang sudah lebih terstruktur.



Gambar 8. Diagram Tiga Bidang (Three-Field Plot / Sankey AB_TM-TI_TM-KW_Merged)

Gambar 8 menyajikan diagram Sankey tiga bidang yang menghubungkan kata-kata dominan pada bidang abstrak (AB_TM) di sisi kiri, kata-kata dominan pada bidang judul (TI_TM) di tengah, dan kata kunci gabungan (KW_Merged) di sisi kanan, dengan ketebalan garis penghubung yang merepresentasikan kekuatan keterkaitan antarketiganya. Kata "health" dan "mental" tampak sebagai simpul terbesar pada bidang abstrak, terhubung secara luas ke hampir seluruh simpul pada bidang judul, terutama ke "mental", "health", dan "learning", yang pada akhirnya mengalir ke kata kunci gabungan seperti "mental health", "human", dan "machine learning" pada sisi kanan. Pola aliran yang tebal dan menyebar ini menunjukkan konsistensi tinggi antara istilah yang digunakan pada abstrak, judul, dan kata kunci, mengindikasikan bahwa penulis pada bidang ini cenderung menggunakan terminologi yang seragam di ketiga elemen artikel tersebut.

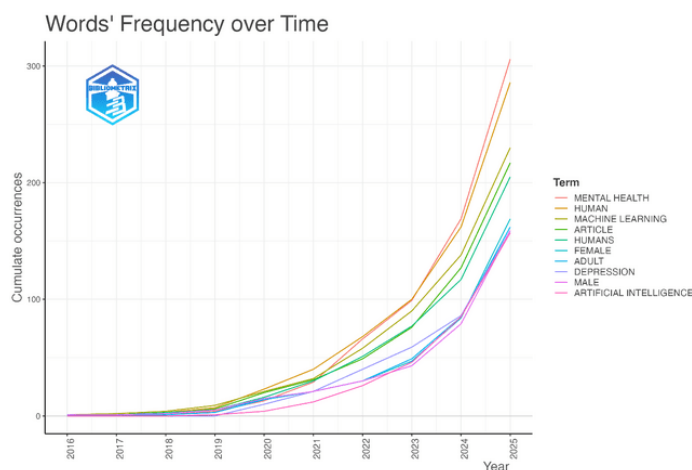
Keterkaitan yang konsisten antara ketiga bidang ini memperkuat validitas hasil analisis kata kunci pada Tabel 5 dan awan kata pada Gambar 9, karena menunjukkan bahwa istilah-istilah dominan bukan sekadar artefak dari satu bidang metadata saja, melainkan benar-benar mencerminkan substansi artikel secara keseluruhan. Simpul "depression" dan "artificial intelligence" pada bidang judul yang mengalir ke kata kunci gabungan "depression" dan "artificial intelligence" pada sisi kanan turut menegaskan bahwa kedua istilah tersebut menjadi fokus eksplisit sejak level judul artikel, bukan hanya muncul insidental pada bagian abstrak, yang mengindikasikan tingkat kesadaran tematik yang tinggi di kalangan peneliti pada bidang ini ketika merumuskan judul karya mereka.



Gambar 9. Awan Kata (Word Cloud)

Gambar 9 menyajikan visualisasi awan kata yang menggambarkan frekuensi kemunculan istilah pada dataset secara keseluruhan melalui ukuran huruf, di mana istilah dengan ukuran huruf terbesar merepresentasikan frekuensi kemunculan tertinggi. Istilah "mental health" tampak dengan ukuran terbesar, diikuti "human", "machine learning", dan "article", yang secara visual menegaskan kembali temuan kuantitatif pada Tabel 5. Istilah "depression" dan "artificial intelligence" juga tampak menonjol dengan ukuran yang cukup besar, ditempatkan berdekatan secara spasial dengan istilah "adult", "female", dan "humans" yang merepresentasikan karakteristik populasi penelitian yang umum digunakan pada bidang ini.

Keberadaan istilah berukuran sedang seperti "deep learning", "anxiety", "diagnosis", dan "social media" di sekeliling istilah inti menunjukkan lapisan tematik kedua yang mendukung tema utama, sementara istilah berukuran kecil seperti "large language model", "emotion recognition", dan "psychotherapy" yang tersebar pada tepi visualisasi mengindikasikan subtema yang masih relatif jarang dibandingkan tema inti namun tetap hadir secara konsisten dalam literatur. Sebagai representasi visual yang lebih intuitif dibandingkan tabel angka, Gambar 9 ini memudahkan pembaca awam sekalipun untuk menangkap gambaran umum fokus riset pada bidang AI kesehatan mental hanya dengan sekali pandang, sekaligus melengkapi data kuantitatif yang telah disajikan lebih rinci pada Tabel 5.



Gambar 10. Frekuensi Kata dari Waktu ke Waktu (Words' Frequency over Time)

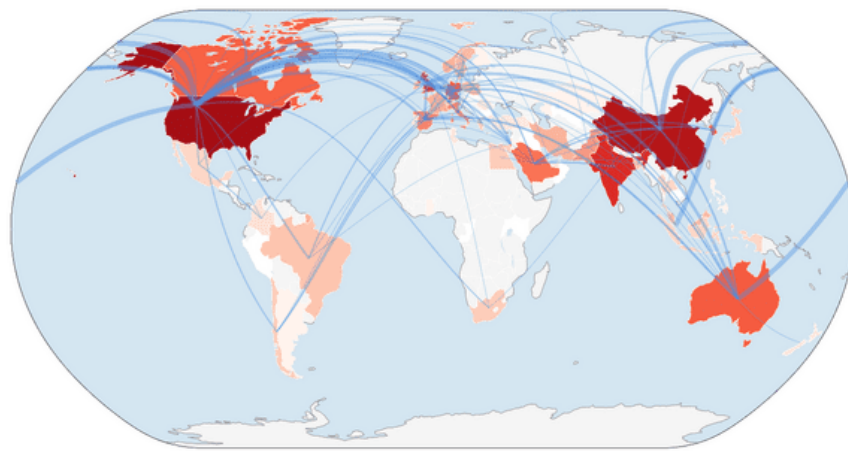
Gambar 10 menyajikan tren frekuensi kumulatif sepuluh kata kunci teratas dari tahun 2016 hingga 2025, memungkinkan pembaca mengamati bagaimana popularitas masing-masing istilah berkembang secara dinamis, berbeda dengan Tabel 5 dan Gambar 9 yang hanya menampilkan angka agregat pada satu titik waktu. Seluruh kurva pada grafik ini tampak relatif datar dan berhimpitan hingga sekitar tahun 2022, sebelum mulai memisah dan melonjak tajam pada 2023 hingga 2025, sejalan dengan pola pertumbuhan publikasi tahunan yang telah dibahas pada Gambar 1. Kata "mental health" dan "human" konsisten berada pada posisi dua kurva teratas sepanjang periode data, menegaskan dominasi kedua istilah tersebut secara berkelanjutan, bukan hanya dominan pada agregat total.

Pola yang patut dicermati adalah kurva "artificial intelligence" yang berwarna merah muda, yang pada tahun-tahun awal berada relatif jauh di bawah kurva lain namun kemudian tumbuh dengan laju yang tampak semakin curam mendekati 2025, mengejar posisi kurva "male" dan "depression" yang sebelumnya berada di atasnya. Percepatan pertumbuhan kurva "artificial intelligence" pada tahun-tahun terakhir ini konsisten dengan posisi istilah tersebut pada kuadran Emerging Themes di Gambar 7, memberikan bukti temporal tambahan bahwa istilah tersebut

sedang dalam fase pertumbuhan aktif namun belum mencapai tingkat kematangan dan integrasi tematik seperti "mental health" atau "machine learning".

Kolaborasi Internasional

Gambar 6 menampilkan peta dunia dengan gradasi warna yang merepresentasikan intensitas produksi ilmiah tiap negara, dari warna merah tua untuk negara dengan produktivitas tertinggi hingga warna krem untuk negara dengan produktivitas rendah, dilengkapi garis lengkung biru yang menggambarkan hubungan kolaborasi internasional antarpemulis dari negara berbeda. Amerika Serikat, Tiongkok, dan India tampak dengan warna merah tua paling pekat, konsisten dengan data pada Tabel 3, sementara Britania Raya, Jerman, Australia, dan Kanada tampak dengan warna oranye yang menandakan produktivitas menengah-tinggi. Garis kolaborasi paling tebal dan paling banyak terpusat pada Amerika Serikat, yang tampak terhubung ke hampir seluruh kawasan berpenduduk padat di dunia, menegaskan posisi negara tersebut sebagai simpul (hub) utama kolaborasi riset pada bidang ini.

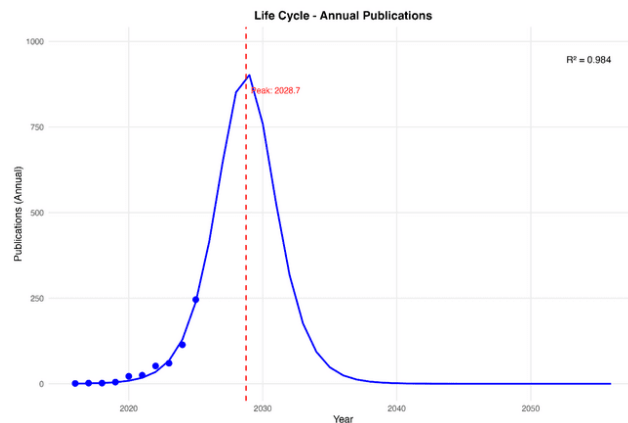


Gambar 6. Peta Kolaborasi Antarnegara (Country Collaboration Map)

Pola menarik yang terlihat pada peta ini adalah ketiadaan garis kolaborasi yang menjangkau sebagian besar wilayah Afrika serta wilayah Asia Tenggara, kecuali beberapa garis tipis yang tampak menyentuh Singapura. Ketidadaan kolaborasi pada kedua kawasan tersebut memperkuat temuan pada Tabel 3 yang tidak menampilkan satu pun negara Asia Tenggara pada sepuluh besar kontributor, dan menjadi bukti visual tambahan bagi argumentasi research gap mengenai representasi geografis yang timpang pada bidang riset AI kesehatan mental. Kondisi ini relevan untuk direfleksikan oleh peneliti di Indonesia dan kawasan sekitarnya, mengingat minimnya jejaring kolaborasi internasional dapat menjadi salah satu hambatan bagi visibilitas riset lokal pada panggung ilmiah global.

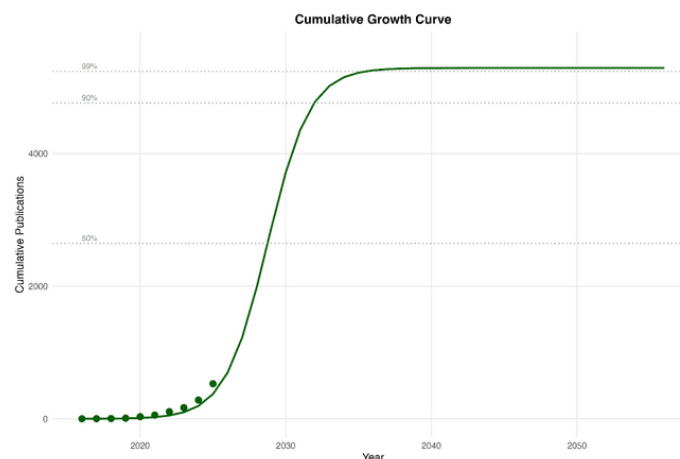
Proyeksi Siklus Hidup Publikasi

Gambar 11 menyajikan model proyeksi siklus hidup publikasi tahunan yang dibangun dengan mencocokkan data aktual 2016–2025 (ditandai titik biru) ke dalam fungsi matematis berbentuk kurva lonceng, menghasilkan nilai koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,984 yang menunjukkan kecocokan model yang sangat tinggi terhadap data aktual. Model tersebut memproyeksikan bahwa jumlah publikasi tahunan pada bidang ini akan mencapai puncaknya pada sekitar tahun 2028,7, dengan jumlah publikasi tahunan pada puncak tersebut diproyeksikan mendekati angka 900 artikel per tahun, sebelum kemudian melandai secara bertahap menuju angka mendekati nol pada dekade 2040-an sebagaimana pola umum siklus hidup topik ilmiah yang matang dan mengalami kejenuhan.



Gambar 11. Proyeksi Siklus Hidup Publikasi Tahunan (Life Cycle – Annual Publications)

Proyeksi ini perlu dibaca secara hati-hati sebagai model matematis berbasis ekstrapolasi tren historis, bukan sebagai prediksi pasti mengenai masa depan, mengingat perkembangan teknologi AI yang sangat dinamis berpotensi mengubah pola pertumbuhan riset ini secara signifikan, misalnya melalui kemunculan terobosan teknologi baru yang dapat memperpanjang fase pertumbuhan atau sebaliknya mempercepat titik jenuh. Meskipun demikian, nilai R^2 yang tinggi memberikan keyakinan bahwa pola pertumbuhan hingga saat ini konsisten dengan pola siklus hidup topik ilmiah pada umumnya, sehingga proyeksi puncak sekitar 2028–2029 dapat dijadikan sebagai salah satu skenario perencanaan bagi peneliti dan pengelola jurnal dalam menentukan jendela waktu strategis untuk berkontribusi pada bidang ini sebelum memasuki fase kejenuhan.



Gambar 12. Kurva Pertumbuhan Kumulatif (Cumulative Growth Curve)

Gambar 12 menyajikan kurva pertumbuhan kumulatif jumlah publikasi dari tahun ke tahun, yang berbentuk S (S-curve atau kurva logistik), sebagai representasi total akumulasi publikasi yang saling melengkapi dengan Gambar 11 yang menyajikan angka tahunan, bukan kumulatif. Kurva menunjukkan fase pertumbuhan lambat pada 2016–2019, fase pertumbuhan sangat cepat pada 2020–2032 yang ditandai kemiringan kurva paling curam, dan fase pelandaian menuju titik jenuh (saturasi) yang diproyeksikan mendekati 99 persen dari total kumulatif pada sekitar pertengahan dekade 2030-an. Garis putus-putus horizontal pada 50 persen, 90 persen, dan 99 persen memberikan penanda visual mengenai kapan bidang riset ini diproyeksikan mencapai masing-masing ambang batas kumulatif tersebut.

Titik 50 persen kumulatif diproyeksikan tercapai mendekati tahun 2028, konsisten dengan proyeksi titik puncak produksi tahunan pada Gambar 11, sedangkan titik 90 persen diproyeksikan

tercapai pada awal dekade 2030-an. Kombinasi kedua proyeksi ini, tahunan dan kumulatif, memberikan gambaran yang saling menguatkan bahwa satu dekade ke depan, kurang lebih hingga pertengahan 2030-an, merupakan periode yang paling menentukan bagi perkembangan bidang riset AI untuk kesehatan mental, dan menjadi dasar rekomendasi agenda riset masa depan yang akan diuraikan pada bagian akhir artikel ini.

Temuan mengenai pertumbuhan eksponensial publikasi sejak 2020, sebagaimana terlihat pada Gambar 1 dan diperkuat oleh model proyeksi pada Gambar 11 dan Gambar 12, sejalan dengan pengamatan umum bahwa krisis kesehatan mental selama pandemi COVID-19 mendorong akselerasi riset teknologi kesehatan digital secara luas. Pola ini juga konsisten dengan temuan Timakum et al. (2022) dalam kajian bibliometriknya mengenai riset e-mental health, yang mencatat peningkatan signifikan publikasi pada periode serupa, meskipun kajian tersebut tidak secara spesifik menyoroti irisan dengan kecerdasan buatan. Perbedaan cakupan ini menegaskan posisi penelitian ini sebagai pembaruan yang lebih spesifik dan lebih mutakhir terhadap peta riset pada subbidang yang lebih sempit namun berkembang jauh lebih pesat.

Dominasi tema chatbot pada daftar artikel paling banyak disitasi (Tabel 4), yang diwakili oleh karya Boucher et al. (2021), Balaskas et al. (2021), dan Klos et al. (2021), menunjukkan bahwa komunitas riset menaruh perhatian besar pada kelayakan penerapan agen percakapan otomatis sebagai jembatan menuju layanan kesehatan mental yang lebih terjangkau. Namun demikian, sejumlah artikel dalam dataset ini turut menyuarakan kehati-hatian, misalnya Dergaa et al. (2023) yang secara eksplisit menegaskan bahwa model AI generatif seperti ChatGPT belum siap digunakan untuk penilaian dan intervensi kesehatan mental tanpa pengawasan profesional. Kontras antara optimisme pada studi kelayakan chatbot generasi awal dan kehati-hatian pada studi mengenai model bahasa besar generasi terbaru ini mencerminkan pergeseran wacana keilmuan, dari pertanyaan "apakah AI dapat digunakan untuk kesehatan mental" menjadi "sejauh mana dan dengan pengawasan seperti apa AI dapat digunakan secara aman".

Posisi "artificial intelligence" pada kuadran Emerging or Declining Themes dalam pemetaan tematik (Gambar 7), berdampingan dengan pertumbuhan tajam kurva istilah tersebut pada Gambar 10, memperlihatkan sebuah paradoks yang menarik untuk didiskusikan. Di satu sisi istilah tersebut tumbuh sangat cepat secara frekuensi, namun di sisi lain keterkaitan internalnya dengan istilah-istilah lain dalam klaster yang sama belum sepadat tema-tema yang lebih matang seperti machine learning atau mental health assessment. Kondisi ini dapat dijelaskan melalui teori pematangan bidang ilmiah (field maturation), di mana istilah payung yang luas seperti "artificial intelligence" cenderung tetap bersifat generik pada tahap awal perkembangan sebuah subbidang, sebelum riset-riset di dalamnya terpecah menjadi klaster-klaster yang lebih spesifik dan padat, misalnya menjadi klaster deteksi berbasis suara, klaster chatbot terapeutik, atau klaster analisis media sosial, sebagaimana mulai tampak indikasinya pada sub-klaster di sisi kanan Gambar 5.

Temuan mengenai konsentrasi geografis riset pada Amerika Serikat, Tiongkok, dan India (Tabel 3, Gambar 6) memunculkan pertanyaan penting mengenai generalisasi model AI yang dikembangkan pada literatur ini. Studi seperti Cirillo et al. (2020) yang termasuk dalam dataset penelitian ini secara eksplisit mengangkat isu bias gender dan representasi dalam AI untuk bidang biomedis dan kesehatan, sebuah kekhawatiran yang secara logis dapat diperluas pada isu bias budaya dan bahasa mengingat mayoritas data pelatihan model deteksi kesehatan mental berbasis teks dan suara berasal dari populasi berbahasa Inggris atau Mandarin. Ketimpangan representasi ini relevan dikaitkan dengan teori kesenjangan digital global (global digital divide), di mana kapasitas riset dan infrastruktur data yang lebih maju di negara tertentu menghasilkan akumulasi pengetahuan yang juga lebih spesifik terhadap konteks negara tersebut, sementara negara dengan kapasitas riset lebih terbatas berisiko menjadi konsumen pasif teknologi yang belum tentu sepenuhnya sesuai dengan konteks lokal mereka.

Dari sisi produktivitas penulis, nilai Beta Hukum Lotka sebesar 3,07 yang lebih tinggi dari nilai ideal 2 (Gambar 4) menunjukkan bahwa bidang ini masih berada pada tahap awal pembentukan komunitas ilmiah yang mapan, ditandai dengan banyaknya kontributor sekali terbit (occasional authors) dan belum banyaknya penulis inti yang secara konsisten menerbitkan banyak karya. Pola ini konsisten dengan sifat bidang yang secara historis relatif muda, sebagaimana tercermin dari rentang tahun data yang baru menunjukkan pertumbuhan berarti sejak 2020. Seiring waktu dan sejalan dengan proyeksi pertumbuhan pada Gambar 11 dan Gambar 12, dapat diperkirakan bahwa akan muncul kelompok-kelompok riset inti yang lebih mapan dan konsisten berkontribusi, sebagaimana pola umum pada bidang-bidang riset yang telah melewati fase pertumbuhan awalnya.

SIMPULAN

Penelitian ini memetakan evolusi riset kecerdasan buatan untuk kesehatan mental melalui analisis bibliometrik terhadap 529 artikel yang terindeks Scopus pada rentang 2016–2025. Hasil menunjukkan pertumbuhan publikasi yang sangat pesat terutama sejak 2020, dengan Amerika Serikat, Tiongkok, dan India sebagai kontributor utama, serta rumpun jurnal *Journal of Medical Internet Research* dan *IEEE Access* sebagai sumber publikasi terbanyak. Struktur tematik bidang ini masih berpusat pada istilah generik seperti machine learning, mental health, dan artificial intelligence, dengan subtema chatbot dan model bahasa besar yang tumbuh cepat namun belum sepenuhnya matang secara struktural. Model proyeksi siklus hidup mengindikasikan bahwa produksi tahunan pada bidang ini diperkirakan mencapai puncaknya pada sekitar tahun 2028–2029, menjadikan satu dekade ke depan sebagai periode paling strategis bagi peneliti untuk berkontribusi sebelum bidang ini memasuki fase kejenuhan. Ketimpangan representasi geografis, khususnya minimnya kontribusi dari kawasan Asia Tenggara, menjadi temuan penting yang perlu direspons melalui peningkatan riset dan kolaborasi internasional dari kawasan tersebut, termasuk Indonesia.

REFERENSI

- Bagherzadeh S., Shalhaf A., Shoeibi A., Jafari M., Tan R.-S., & Rajendra Acharya U. (2024). Developing an EEG-Based Emotion Recognition Using Ensemble Deep Learning Methods and Fusion of Brain Effective Connectivity Maps. *IEEE Access*, 12. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3384303>
- Balaskas A., Schueller S.M., Cox A.L., & Doherty G. (2021). Ecological momentary interventions for mental health: A scoping review. *PLoS ONE*, 16(3 March). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0248152>
- Bhak Y., Jeong H.-O., Cho Y.S., Jeon S., Cho J., Gim J.-A., Jeon Y., Blazyte A., Park S.G., Kim H.-M., Shin E.-S., Paik J.-W., Lee H.-W., Kang W., Kim A., Kim Y., Kim B.C., Ham B.-J., Bhak J., & Lee S. (2019). Depression and suicide risk prediction models using blood-derived multi-omics data. *Translational Psychiatry*, 9(1). <https://doi.org/10.1038/s41398-019-0595-2>
- Bone C., Simmonds-Buckley M., Thwaites R., Sandford D., Merzhvynska M., Rubel J., Deisenhofer A.-K., Lutz W., & Delgadillo J. (2021). Dynamic prediction of psychological treatment outcomes: development and validation of a prediction model using routinely collected symptom data. *The Lancet Digital Health*, 3(4). [https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(21\)00018-2](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(21)00018-2)
- Boucher E.M., Harake N.R., Ward H.E., Stoeckl S.E., Vargas J., Minkel J., Parks A.C., & Zilca R. (2021). Artificially intelligent chatbots in digital mental health interventions: a review. *Expert Review of Medical Devices*, 18(sup1). <https://doi.org/10.1080/17434440.2021.2013200>
- Chien I., Enrique A., Palacios J., Regan T., Keegan D., Carter D., Tschischek S., Nori A., Thieme A., Richards D., Doherty G., & Belgrave D. (2020). A Machine Learning Approach to

- Understanding Patterns of Engagement with Internet-Delivered Mental Health Interventions. *JAMA Network Open*, 3(7). <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2020.10791>
- Ciarrochi J., Sahdra B., Hofmann S.G., & Hayes S.C. (2022). Developing an item pool to assess processes of change in psychological interventions: The Process-Based Assessment Tool (PBAT). *Journal of Contextual Behavioral Science*, 23. <https://doi.org/10.1016/j.jcbs.2022.02.001>
- Cook B.L., Progovac A.M., Chen P., Mullin B., Hou S., & Baca-Garcia E. (2016). Novel Use of Natural Language Processing (NLP) to Predict Suicidal Ideation and Psychiatric Symptoms in a Text-Based Mental Health Intervention in Madrid. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2016. <https://doi.org/10.1155/2016/8708434>
- Delgadillo J., & Salas Duhne P.G. (2020). Targeted prescription of cognitive-behavioral therapy versus person-centered counseling for depression using a machine learning approach. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 88(1). <https://doi.org/10.1037/ccp0000476>
- Delgadillo J., Ali S., Fleck K., Agnew C., Southgate A., Parkhouse L., Cohen Z.D., Derubeis R.J., & Barkham M. (2022). Stratified Care vs Stepped Care for Depression: A Cluster Randomized Clinical Trial. *JAMA Psychiatry*, 79(2). <https://doi.org/10.1001/jamapsychiatry.2021.3539>
- Dergaa I., Fekih-Romdhane F., Hallit S., Loch A.A., Glenn J.M., Fessi M.S., Ben Aissa M., Souissi N., Guelmami N., Swed S., El Omri A., Bragazzi N.L., & Ben Saad H. (2023). ChatGPT is not ready yet for use in providing mental health assessment and interventions. *Frontiers in Psychiatry*, 14. <https://doi.org/10.3389/fpsyt.2023.1277756>
- Dogrucu A., Perucic A., Isaro A., Ball D., Toto E., Rundensteiner E.A., Agu E., Davis-Martin R., & Boudreaux E. (2020). Moodable: On feasibility of instantaneous depression assessment using machine learning on voice samples with retrospectively harvested smartphone and social media data. *Smart Health*, 17. <https://doi.org/10.1016/j.smhl.2020.100118>
- Elyoseph Z., Levkovich I., & Shinan-Altman S. (2024). Assessing prognosis in depression: Comparing perspectives of AI models, mental health professionals and the general public. *Family Medicine and Community Health*, 12(Suppl 1). <https://doi.org/10.1136/fmch-2023-002583>
- Feng Y., Hang Y., Wu W., Song X., Xiao X., Dong F., & Qiao Z. (2025). Effectiveness of AI-Driven Conversational Agents in Improving Mental Health Among Young People: Systematic Review and Meta-Analysis. *Journal of Medical Internet Research*, 27(1). <https://doi.org/10.2196/69639>
- Ge F., Zhang D., Wu L., & Mu H. (2020). Predicting psychological state among chinese undergraduate students in the covid-19 epidemic: A longitudinal study using a machine learning. *Neuropsychiatric Disease and Treatment*, 16. <https://doi.org/10.2147/NDT.S262004>
- Gomes N., Pato M., Lourenço A.R., & Datia N. (2023). A Survey on Wearable Sensors for Mental Health Monitoring. *Sensors*, 23(3). <https://doi.org/10.3390/s23031330>
- Habicht J., Viswanathan S., Carrington B., Hauser T.U., Harper R., & Rollwage M. (2024). Closing the accessibility gap to mental health treatment with a personalized self-referral chatbot. *Nature Medicine*, 30(2). <https://doi.org/10.1038/s41591-023-02766-x>
- Herbert C., El Bolock A., & Abdennadher S. (2021). How do you feel during the COVID-19 pandemic? A survey using psychological and linguistic self-report measures, and machine learning to investigate mental health, subjective experience, personality, and behaviour during the COVID-19 pandemic among university students. *BMC Psychology*, 9(1). <https://doi.org/10.1186/s40359-021-00574-x>
- Hornstein S., Forman-Hoffman V., Nazander A., Ranta K., & Hilbert K. (2021). Predicting therapy outcome in a digital mental health intervention for depression and anxiety: A machine learning approach. *Digital Health*, 7. <https://doi.org/10.1177/20552076211060659>
- Imran N., Hashmi A., & Imran A. (2023). Chat-GPT: Opportunities and Challenges in Child Mental Healthcare. *Pakistan Journal of Medical Sciences*, 39(4). <https://doi.org/10.12669/PJMS.39.4.8118>

- Iyortsuun N.K., Kim S.-H., Yang H.-J., Kim S.-W., & Jhon M. (2024). Additive Cross-Modal Attention Network (ACMA) for Depression Detection Based on Audio and Textual Features. *IEEE Access*, 12. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3362233>
- Jin Y., Liu J., Li P., Wang B., Yan Y., Zhang H., Ni C., Wang J., Li Y., Bu Y., & Wang Y. (2025). The Applications of Large Language Models in Mental Health: Scoping Review. *Journal of Medical Internet Research*, 27. <https://doi.org/10.2196/69284>
- Kaywan P., Ahmed K., Ibaida A., Miao Y., & Gu B. (2023). Early detection of depression using a conversational AI bot: A non-clinical trial. *PLoS ONE*, 18(2 February). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0279743>
- Kim A.Y., Jang E.H., Lee S.-H., Choi K.-Y., Park J.G., & Shin H.-C. (2023). Automatic Depression Detection Using Smartphone-Based Text-Dependent Speech Signals: Deep Convolutional Neural Network Approach. *Journal of Medical Internet Research*, 25. <https://doi.org/10.2196/34474>
- Kim M., Lee S., Kim S., Heo J.-I., Lee S., Shin Y.-B., Cho C.-H., & Jung D. (2025). Therapeutic Potential of Social Chatbots in Alleviating Loneliness and Social Anxiety: Quasi-Experimental Mixed Methods Study. *Journal of Medical Internet Research*, 27. <https://doi.org/10.2196/65589>
- Klos M.C., Escoredo M., Joerin A., Lemos V.N., Rauws M., & Bunge E.L. (2021). Artificial intelligence-based chatbot for anxiety and depression in university students: Pilot randomized controlled trial. *JMIR Formative Research*, 5(8). <https://doi.org/10.2196/20678>
- Lenhard F., Sauer S., Andersson E., Månsson K.N.T., Mataix-Cols D., Rück C., & Serlachius E. (2018). Prediction of outcome in internet-delivered cognitive behaviour therapy for paediatric obsessive-compulsive disorder: A machine learning approach. *International Journal of Methods in Psychiatric Research*, 27(1). <https://doi.org/10.1002/mpr.1576>
- Llanes-Jurado J., Gómez-Zaragoza L., Minissi M.E., Alcañiz M., & Marín-Morales J. (2024). Developing conversational Virtual Humans for social emotion elicitation based on large language models. *Expert Systems with Applications*, 246. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.123261>
- Martinez-Martin N., Greely H.T., & Cho M.K. (2021). Ethical development of digital phenotyping tools for mental health applications: Delphi study. *JMIR mHealth and uHealth*, 9(7). <https://doi.org/10.2196/27343>
- Mehta A., Niles A.N., Vargas J.H., Marafon T., Couto D.D., & Gross J.J. (2021). Acceptability and effectiveness of artificial intelligence therapy for anxiety and depression (Youper): Longitudinal observational study. *Journal of Medical Internet Research*, 23(6). <https://doi.org/10.2196/26771>
- Motrico E., Bina R., Domínguez-Salas S., Mateus V., Contreras-García Y., Carrasco-Portiño M., Ajaz E., Apter G., Christoforou A., Dikmen-Yildiz P., Felice E., Hancheva C., Voursoura E., Wilson C.A., Buhagiar R., Cadarso-Suárez C., Costa R., Devouche E., Ganho-Ávila A., ... Mesquita A. (2021). Impact of the Covid-19 pandemic on perinatal mental health (Riseup-PPD-COVID-19): protocol for an international prospective cohort study. *BMC public health*, 21(1). <https://doi.org/10.1186/s12889-021-10330-w>
- Omar M., Soffer S., Agbareia R., Bragazzi N.L., Apakama D.U., Horowitz C.R., Charney A.W., Freeman R., Kummer B., Glicksberg B.S., Nadkarni G.N., & Klang E. (2025). Sociodemographic biases in medical decision making by large language models. *Nature Medicine*, 31(6). <https://doi.org/10.1038/s41591-025-03626-6>
- Omarov B., Zhumanov Z., Gumar A., & Kuntunova L. (2023). Artificial Intelligence Enabled Mobile Chatbot Psychologist using AIML and Cognitive Behavioral Therapy. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 14(6). <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2023.0140616>

- Park G., Chung J., & Lee S. (2023). Effect of AI chatbot emotional disclosure on user satisfaction and reuse intention for mental health counseling: a serial mediation model. *Current Psychology*, 42(32). <https://doi.org/10.1007/s12144-022-03932-z>
- Park G., Chung J., & Lee S. (2024). Human vs. machine-like representation in chatbot mental health counseling: the serial mediation of psychological distance and trust on compliance intention. *Current Psychology*, 43(5). <https://doi.org/10.1007/s12144-023-04653-7>
- Park G., Lee S., & Chung J. (2023). Do Anthropomorphic Chatbots Increase Counseling Satisfaction and Reuse Intention? The Moderated Mediation of Social Rapport and Social Anxiety. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, 26(5). <https://doi.org/10.1089/cyber.2022.0157>
- Pourkeyvan A., Safa R., & Sorourkhah A. (2024). Harnessing the Power of Hugging Face Transformers for Predicting Mental Health Disorders in Social Networks. *IEEE Access*, 12. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3366653>
- Ritsert F., Elgendi M., Galli V., & Menon C. (2022). Heart and Breathing Rate Variations as Biomarkers for Anxiety Detection. *Bioengineering*, 9(11). <https://doi.org/10.3390/bioengineering9110711>
- Rollwage M., Habicht J., Juechems K., Carrington B., Viswanathan S., Stylianou M., Hauser T.U., & Harper R. (2023). Using Conversational AI to Facilitate Mental Health Assessments and Improve Clinical Efficiency Within Psychotherapy Services: Real-World Observational Study. *JMIR AI*, 2. <https://doi.org/10.2196/44358>
- Sadeghi M., Richer R., Egger B., Schindler-Gmelch L., Rupp L.H., Rahimi F., Berking M., & Eskofier B.M. (2024). Harnessing multimodal approaches for depression detection using large language models and facial expressions. *npj Mental Health Research*, 3(1). <https://doi.org/10.1038/s44184-024-00112-8>
- Saha K., Yousuf A., Boyd R.L., Pennebaker J.W., & De Choudhury M. (2022). Social Media Discussions Predict Mental Health Consultations on College Campuses. *Scientific Reports*, 12(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-021-03423-4>
- Shin D., Kim H., Lee S., Cho Y., & Jung W. (2024). Using Large Language Models to Detect Depression From User-Generated Diary Text Data as a Novel Approach in Digital Mental Health Screening: Instrument Validation Study. *Journal of Medical Internet Research*, 26. <https://doi.org/10.2196/54617>
- Suharwardy S., Ramachandran M., Leonard S.A., Gunaseelan A., Lyell D.J., Darcy A., Robinson A., & Judy A. (2023). Feasibility and impact of a mental health chatbot on postpartum mental health: a randomized controlled trial. *AJOG Global Reports*, 3(3). <https://doi.org/10.1016/j.xagr.2023.100165>
- Tomasik J., Han S.Y.S., Barton-Owen G., Mirea D.-M., Martin-Key N.A., Rustogi N., Lago S.G., Olmert T., Cooper J.D., Ozcan S., Eljasz P., Thomas G., Tuytten R., Metcalfe T., Schei T.S., Farrag L.P., Friend L.V., Bell E., Cowell D., & Bahn S. (2021). A machine learning algorithm to differentiate bipolar disorder from major depressive disorder using an online mental health questionnaire and blood biomarker data. *Translational Psychiatry*, 11(1). <https://doi.org/10.1038/s41398-020-01181-x>
- Wang Z., & Wang Y. (2025). Emotion recognition based on multimodal physiological electrical signals. *Frontiers in Neuroscience*, 19. <https://doi.org/10.3389/fnins.2025.1512799>
- Wasil A.R., Palermo E.H., Lorenzo-Luaces L., & DeRubeis R.J. (2022). Is There an App for That? A Review of Popular Apps for Depression, Anxiety, and Well-Being. *Cognitive and Behavioral Practice*, 29(4). <https://doi.org/10.1016/j.cbpra.2021.07.001>
- Zantvoort K., Nacke B., Görlich D., Hornstein S., Jacobi C., & Funk B. (2024). Estimation of minimal data sets sizes for machine learning predictions in digital mental health interventions. *npj Digital Medicine*, 7(1). <https://doi.org/10.1038/s41746-024-01360-w>

-
- Zhou X., Edirippulige S., Bai X., & Bambling M. (2021). Are online mental health interventions for youth effective? A systematic review. *Journal of Telemedicine and Telecare*, 27(10). <https://doi.org/10.1177/1357633X211047285>
- Zhu L., Spachos P., Ng P.C., Yu Y., Wang Y., Plataniotis K., & Hatzinakos D. (2023). Stress Detection Through Wrist-Based Electrodermal Activity Monitoring and Machine Learning. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 27(5). <https://doi.org/10.1109/JBHI.2023.3239305>
- van der Schyff E.L., Ridout B., Dip G., Amon K.L., Forsyth R., Cert G., & Campbell A.J. (2023). Providing Self-Led Mental Health Support Through an Artificial Intelligence–Powered Chat Bot (Leora) to Meet the Demand of Mental Health Care. *Journal of Medical Internet Research*, 25. <https://doi.org/10.2196/46448>