



Contents lists available at [Journal ELORA](#)

**JRTI (Jurnal Riset Tindakan Indonesia)**

ISSN: 2502-079X (Print) ISSN: 2503-1619 (Electronic)

Journal homepage: <https://jrti.eloracenter.org/jrti>



## Dinamika dan arah riset affective computing dalam bidang kesehatan mental

Wiki Lofandri<sup>\*)</sup>, Saftrian Mukhlizul Fuad, Mutia Ramdhatul Jannah

Universitas Negeri Padang

### Article Info

#### Article history:

Received Aug 02<sup>th</sup>, 2025

Revised Aug 20<sup>th</sup>, 2025

Accepted Sep 06<sup>th</sup>, 2025

#### Keyword:

Affective computing;  
Kesehatan mental;  
Bibliometrik;  
Emotion recognition;  
Scopus

### ABSTRACT

Affective computing berkembang pesat sebagai pendekatan komputasional untuk mengenali dan merespons kondisi emosional manusia, dan penerapannya pada kesehatan mental menjadi arah riset yang tumbuh paling cepat dalam lima tahun terakhir. Penelitian ini memetakan struktur intelektual, tren produktivitas, dan evolusi tematik penelitian pada irisan affective computing dan kesehatan mental melalui pendekatan bibliometrik. Data diperoleh dari Scopus menggunakan boolean yang menggabungkan istilah affective computing dan emotion recognition dengan istilah kesehatan mental, dibatasi pada tahun terbit 2021–2025, jenis dokumen artikel, bahasa Inggris, jenis sumber jurnal, dan tahap publikasi final, sehingga diperoleh 828 artikel dari 424 jurnal dan lebih dari 45 negara. Analisis dilakukan menggunakan Biblioshiny (bibliometrix R) meliputi produktivitas tahunan, Hukum Bradford, Hukum Lotka, analisis sitasi, ko-kolaborasi negara, ko-occurrence kata kunci, dan pemetaan tematik. Hasil menunjukkan pertumbuhan publikasi yang meningkat tajam sejak 2023, didominasi kontribusi Tiongkok, India, dan Amerika Serikat, dengan kepenulisan yang sangat terkonsentrasi. Pemetaan ko-occurrence memperlihatkan dua kluster yang saling terhubung melalui simpul mental health, yaitu kluster teknis-komputasional (affective computing, deep learning, EEG) dan kluster klinis-demografis (emotion, depression, schizophrenia, controlled study). Penelitian ini mengidentifikasi bahwa integrasi antara pengembangan model kecerdasan buatan dan validasi klinis pada populasi khusus, terutama di kawasan berpenghasilan rendah dan menengah, masih menjadi celah penelitian yang signifikan dan menjadi agenda riset prioritas ke depan.



© 2025 The Authors.

This is an open access article under the CC BY-NC-SA license  
(<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0>)

### Corresponding Author:

Wiki Lofandri,  
Universitas Negeri Padang  
Email: [wiloleaks@unp.ac.id](mailto:wiloleaks@unp.ac.id)

## Pendahuluan

Gangguan kesehatan mental merupakan salah satu beban kesehatan global yang terus meningkat, dengan prevalensi yang diperburuk oleh keterbatasan akses terhadap layanan psikologis dan psikiatris di banyak wilayah dunia. Kondisi tersebut mendorong eksplorasi pendekatan teknologi sebagai pelengkap layanan konvensional, salah satunya melalui affective computing, yaitu bidang yang mempelajari bagaimana sistem komputasi dapat mengenali, memproses, dan merespons kondisi afektif manusia. Perkembangan algoritma pembelajaran mendalam, ketersediaan sensor fisiologis yang lebih terjangkau, dan meluasnya penggunaan perangkat wearable telah membuka peluang baru bagi affective computing untuk diterapkan pada pemantauan, deteksi dini, dan intervensi terhadap kondisi kesehatan mental seperti depresi, kecemasan, dan skizofrenia.

Pada level regional, kawasan Asia Timur dan Asia Selatan menunjukkan pertumbuhan kontribusi riset yang pesat pada domain ini, sejalan dengan investasi besar pada riset kecerdasan buatan di Tiongkok dan India, sementara Amerika Serikat dan Eropa Barat mempertahankan posisi sebagai pusat kolaborasi internasional. Di sisi lain, keterlibatan negara-negara berpenghasilan rendah dan menengah, termasuk kawasan Afrika dan sebagian besar Amerika Latin, masih relatif terbatas berdasarkan pola kolaborasi yang teramati pada peta kolaborasi negara. Pada konteks nasional Indonesia, topik ini juga relevan mengingat tingginya kebutuhan terhadap solusi skrining kesehatan mental yang terjangkau dan dapat menjangkau populasi luas, meskipun kontribusi publikasi dari Indonesia belum tampak signifikan pada data yang dianalisis.

Permasalahan mendasar yang melatarbelakangi penelitian ini adalah belum tersedianya pemetaan sistematis mengenai struktur intelektual, arah tematik, dan pola kolaborasi pada irisan spesifik affective computing dan kesehatan mental untuk periode publikasi terkini (2021–2025), suatu rentang waktu yang mencakup lonjakan minat riset kecerdasan buatan generatif dan meningkatnya perhatian global terhadap kesehatan mental pascapandemi. Kajian bibliometrik sebelumnya pada bidang affective computing secara umum atau emotion recognition secara umum cenderung tidak memfokuskan diri pada aplikasi kesehatan mental secara spesifik, sehingga pola tematik, kluster riset, dan negara-negara yang berperan sentral pada irisan kedua bidang tersebut belum terpetakan secara eksplisit.

Secara historis, gagasan bahwa sistem komputasi dapat mengenali dan merespons emosi manusia pertama kali dirumuskan secara sistematis oleh Picard (1997) melalui karya seminalnya *Affective Computing*, yang meletakkan kerangka konseptual bagi interaksi manusia-komputer yang sensitif terhadap keadaan afektif pengguna. Sejak saat itu, bidang ini berkembang melalui beberapa fase transisi, mulai dari eksplorasi teoretis pada dekade 1990-an dan awal 2000-an, penerapan praktis berbasis sinyal tunggal (unimodal) pada dekade 2000-an hingga 2010-an, hingga pendekatan multimodal berbasis pembelajaran mendalam yang mendominasi pasca-2015 (Picard, 2010; Poria et al., 2017). Pengakuan formal terhadap bidang ini semakin menguat dengan diluncurkannya *IEEE Transactions on Affective Computing* pada 2010, yang menjadi wadah akademik utama bagi riset lintas disiplin antara ilmu komputer, psikologi, dan neurosains afektif. Perkembangan tersebut kemudian merambah secara khusus ke ranah kesehatan mental, seiring bertambahnya bukti bahwa penanda afektif, baik dari ekspresi wajah, suara, sinyal fisiologis, maupun pola bahasa, dapat menjadi indikator dini bagi kondisi psikologis seseorang (Han et al., 2021; Schuller et al., 2021).

Perkembangan pesat affective computing dalam kesehatan mental tidak lepas dari kemajuan paralel pada beberapa subdisiplin teknis pendukungnya. Pada ranah pengenalan sinyal otak, sejumlah tinjauan sistematis melaporkan pesatnya adopsi arsitektur pembelajaran mendalam untuk mengklasifikasikan kondisi emosional dari sinyal elektroensefalografi (EEG), mulai dari jaringan saraf konvolusional hingga model berbasis grafik dan transformer (Li et al., 2022; Houssein et al., 2022). Pada ranah suara, penelitian mengenai speech emotion recognition telah berevolusi dari fitur akustik yang dirancang secara manual menuju representasi pembelajaran mendalam yang dipelajari secara otomatis dari data mentah (Latif et al., 2021). Pada ranah visual, deteksi ekspresi wajah berbasis pembelajaran mendalam juga mengalami kemajuan signifikan dalam hal akurasi maupun ketahanan terhadap variasi pencahayaan, sudut pandang, dan oklusi (Li & Deng, 2020). Ketiga jalur perkembangan teknis tersebut secara kolektif menjadi fondasi bagi maraknya penelitian affective computing yang diterapkan secara langsung pada konteks klinis kesehatan mental pada periode yang dianalisis dalam penelitian ini.

Pada saat yang sama, transformasi digital pada layanan kesehatan mental juga didorong oleh kebutuhan yang mendesak akan alternatif terhadap layanan tatap muka konvensional yang terbatas aksesnya. Tinjauan sistematis terhadap intervensi kesehatan mental digital menunjukkan bahwa aplikasi berbasis teknologi, termasuk yang mengintegrasikan elemen affective computing, memiliki potensi untuk menjangkau populasi yang secara historis kurang terlayani, khususnya kelompok usia muda dan mahasiswa (Lattie et al., 2019; Philippe et al., 2022). Chatbot yang dirancang untuk regulasi emosi, sebagaimana dicontohkan pada salah satu artikel dengan sitasi tertinggi pada dataset penelitian ini, merepresentasikan salah satu wujud konkret konvergensi antara affective computing dan pemberian layanan kesehatan mental berbasis teknologi (Denecke et al., 2021). Namun demikian, tinjauan naratif mengenai aliansi terapeutik pada intervensi kesehatan mental digital juga mengingatkan bahwa efektivitas teknologi semacam ini sangat bergantung pada kemampuannya

membangun kepercayaan dan keterlibatan pengguna, bukan semata-mata akurasi teknis algoritmenya (Tremain et al., 2020).

Selain pengenalan emosi berbasis sinyal fisiologis dan visual, deteksi kondisi kesehatan mental juga semakin banyak memanfaatkan data tekstual dan perilaku digital, termasuk unggahan media sosial. Tinjauan naratif mengenai penerapan pemrosesan bahasa alami (natural language processing) untuk deteksi gangguan jiwa menunjukkan bahwa pola linguistik pada teks yang dihasilkan pengguna dapat menjadi penanda tidak langsung (proxy marker) bagi kondisi seperti depresi dan kecemasan (Zhang et al., 2022), sebuah temuan yang diperkuat oleh kajian integratif terdahulu mengenai deteksi depresi dan gangguan jiwa melalui media sosial (Guntuku et al., 2017). Pada jalur lain, deteksi stres melalui sensor wearable yang mengukur sinyal fisiologis seperti aktivitas elektrodermal dan variabilitas denyut jantung juga menjadi arus riset tersendiri yang berkontribusi terhadap ekosistem affective computing bagi kesehatan mental secara lebih luas (Gedam & Paul, 2021). Keragaman modalitas data ini, mulai dari sinyal otak, suara, wajah, teks, hingga sinyal fisiologis perifer, menegaskan bahwa affective computing dalam kesehatan mental bukan merupakan satu aliran riset tunggal, melainkan konvergensi dari berbagai subdisiplin teknis yang masing-masing memiliki lintasan perkembangan dan komunitas risetnya sendiri.

Upaya pemetaan bibliometrik terhadap bidang-bidang yang berdekatan dengan topik penelitian ini sesungguhnya telah mulai dilakukan, namun umumnya dengan cakupan yang lebih luas atau periode yang berbeda. Sebagai contoh, kajian scientometrik terhadap 39.686 artikel emotion recognition pada rentang 2004–2023 dari basis data Web of Science melaporkan dominasi Amerika Serikat, Tiongkok, dan Inggris Raya, sekaligus mengungkap pola kolaborasi riset yang masih terfragmentasi secara global (temuan yang akan dibandingkan dengan hasil penelitian ini pada bagian Pembahasan). Kajian tersebut, meskipun relevan, tidak secara khusus membatasi cakupannya pada irisan dengan kesehatan mental maupun pada periode terkini pascapandemi yang ditandai lonjakan minat riset kecerdasan buatan generatif. Dengan demikian, terdapat kekosongan pada literatur bibliometrik yang secara spesifik memetakan bagaimana dua bidang tersebut, affective computing dan kesehatan mental, berkonvergensi pada periode 2021–2025, suatu kekosongan yang berupaya diisi oleh penelitian ini.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini diarahkan untuk mengisi celah (research gap) berupa ketiadaan peta bibliometrik yang berfokus khusus pada affective computing untuk kesehatan mental pada periode lima tahun terakhir, dengan mengintegrasikan analisis produktivitas, analisis sitasi, analisis ko-occurrence kata kunci, dan pemetaan tematik. Urgensi kajian ini terletak pada kebutuhan peneliti, pengambil kebijakan, dan pengembang teknologi kesehatan untuk memahami arah perkembangan riset agar dapat memprioritaskan agenda penelitian dan investasi secara lebih tepat sasaran.

Novelty penelitian ini terletak pada penggabungan analisis kuantitatif produktivitas dan sitasi dengan analisis struktural jaringan kata kunci dan pemetaan tematik strategis (density–centrality) yang secara spesifik mengungkap bagaimana konsep mental health berfungsi sebagai simpul penghubung (bridging node) antara kluster riset teknis-komputasional dan kluster riset klinis-demografis, suatu pola yang belum banyak diungkap pada kajian bibliometrik affective computing sebelumnya. Berdasarkan uraian tersebut, tujuan penelitian ini adalah: (1) memetakan tren produktivitas ilmiah dan pola sitasi penelitian affective computing dalam kesehatan mental periode 2021–2025; (2) mengidentifikasi jurnal, penulis, dan negara paling produktif serta pola kolaborasi internasionalnya; dan (3) menganalisis struktur tematik dan evolusi konseptual bidang ini melalui analisis ko-occurrence kata kunci dan pemetaan tematik strategis.

## Metode

Penelitian ini menggunakan desain bibliometrik deskriptif dan berbasis jaringan (network-based bibliometric analysis) untuk memetakan struktur intelektual dan tren perkembangan penelitian affective computing dalam kesehatan mental. Basis data yang digunakan adalah Scopus (Elsevier), dipilih karena cakupan jurnal yang luas dan ketersediaan metadata terstruktur yang mendukung analisis bibliometrik menggunakan bibliometrix/Biblioshiny.

### Strategi Pencarian

Pencarian dilakukan menggunakan kombinasi boolean pada field TITLE-ABS-KEY sebagai berikut:

("affective computing" OR "affective interaction" OR "emotion-aware computing" OR "emotion aware computing" OR "affective intelligence" OR "affective technology" OR "affective technologies" OR "emotion recognition" OR "emotion detection" OR "emotion classification") AND ("mental health" OR "mental healthcare" OR "mental health care" OR "psychological health" OR "psychological well-being" OR "psychological wellbeing" OR "mental health intervention\*" OR "mental health service\*" OR "mental health support" OR psychiatric OR psychotherapy))

Boolean tersebut dan seluruh tahapan penyaringan (filtering) didokumentasikan pada berkas metode (narasi11.docx) yang diunggah peneliti, dan divalidasi silang terhadap data hasil ekspor CSV Scopus (datascopus11.csv) pada tahap validasi data (lihat Tabel 1).

### Kriteria Inklusi dan Eksklusi serta Proses Seleksi (PRISMA)

Proses seleksi artikel mengikuti alur identifikasi, penyaringan (screening), kelayakan (eligibility), dan penyertaan (included) sebagaimana lazim digunakan pada diagram PRISMA. Informasi mengenai penghapusan duplikat tidak didokumentasikan secara eksplisit pada berkas yang diunggah sehingga langkah tersebut tidak disertakan sebagai tahap terpisah dalam diagram di bawah ini; informasi tersebut tidak dapat diverifikasi berdasarkan dataset penelitian sehingga tidak digunakan dalam analisis.

**Tabel 1.** Alur Seleksi Data (PRISMA) dan Validasi terhadap Berkas CSV Scopus

| Tahap          | Kriteria                                           | Jumlah Dokumen | Validasi (datascopus11.csv)                                              | CSV |
|----------------|----------------------------------------------------|----------------|--------------------------------------------------------------------------|-----|
| Identification | Hasil pencarian boolean pada Scopus, seluruh tahun | 3.578          | Tidak berlaku (di luar cakupan file CSV final)                           |     |
| Screening 1    | Dibatasi tahun terbit 2021–2025                    | 2.155          | Tidak berlaku                                                            |     |
| Screening 2    | Jenis dokumen: Article                             | 862            | Tidak berlaku                                                            |     |
| Eligibility 1  | Bahasa: English                                    | 837            | Tidak berlaku                                                            |     |
| Eligibility 2  | Jenis sumber: Journal                              | 836            | Tidak berlaku                                                            |     |
| Included       | Tahap publikasi: Final                             | 828            | Sesuai — 828 baris, seluruhnya Article/English/Journal/Final (2021–2025) |     |

Validasi menunjukkan kesesuaian penuh antara jumlah akhir yang dilaporkan pada dokumen metode (828 artikel) dengan jumlah baris pada berkas CSV hasil ekspor Scopus, sehingga menurut hierarki sumber data (CSV Scopus sebagai prioritas pertama), angka 828 artikel digunakan secara konsisten di seluruh bagian naskah ini. Rentang tahun pada CSV (2021–2025) juga konsisten dengan kriteria penyaringan pada dokumen metode. Kesesuaian ganda ini, baik pada jumlah dokumen maupun pada rentang tahun, memberikan keyakinan yang memadai bahwa proses seleksi data yang dilaporkan pada dokumen metode benar-benar mencerminkan proses yang menghasilkan berkas CSV final, bukan hasil dua proses ekspor yang berbeda atau tidak sinkron. Tanpa validasi silang semacam ini, terdapat risiko bahwa narasi metode dan data kuantitatif yang dianalisis berasal dari titik waktu pengambilan data yang berbeda, sebuah kesalahan umum pada kajian bibliometrik yang tidak mendokumentasikan proses ekspor datanya secara cermat.

Tabel 1 juga memperlihatkan bahwa penyusutan jumlah dokumen paling besar terjadi pada tahap Screening 2, yaitu ketika kriteria jenis dokumen dibatasi hanya pada artikel (article), yang memangkas populasi dari 2.155 menjadi 862 dokumen, atau pengurangan sebesar hampir 60%. Penyusutan besar pada tahap ini wajar terjadi mengingat basis data Scopus turut mengindeks berbagai jenis dokumen lain seperti prosiding konferensi, tinjauan (review), bab buku, dan catatan editorial, yang secara metodologis kurang sesuai untuk dijadikan unit analisis utama pada kajian bibliometrik yang menuntut konsistensi struktur metadata. Tahap-tahap penyaringan berikutnya (bahasa, jenis sumber, dan tahap publikasi) hanya menyusutkan populasi dalam jumlah kecil, masing-masing di bawah 5%, yang mengindikasikan bahwa mayoritas artikel jurnal berbahasa Inggris pada topik ini memang sudah berada pada tahap publikasi final saat data diambil.

Sebagai catatan metodologis tambahan, tidak tersedianya informasi mengenai jumlah dokumen duplikat yang dihapus merupakan keterbatasan dokumentasi, bukan indikasi bahwa proses deduplikasi tidak dilakukan. Basis data tunggal seperti Scopus pada umumnya menghasilkan risiko duplikasi yang jauh lebih rendah dibandingkan penggabungan multi-basis data (misalnya Scopus digabung dengan Web of Science), sehingga meskipun langkah tersebut tidak terdokumentasikan secara eksplisit, risiko bias akibat duplikasi pada dataset

satu-basis-data seperti pada penelitian ini relatif kecil. Peneliti berikutnya yang hendak mereplikasi maupun memperluas kajian ini disarankan untuk mendokumentasikan setiap tahap penyaringan data secara lebih rinci, termasuk jumlah dokumen duplikat jika ekspor data melibatkan lebih dari satu basis data, agar diagram PRISMA dapat disusun secara lebih lengkap dan transparan.

### Perangkat dan Teknik Analisis

Analisis data dilakukan menggunakan paket bibliometrix pada lingkungan R melalui antarmuka Biblioshiny untuk menghasilkan analisis produktivitas tahunan, analisis sitasi rerata per tahun, Hukum Bradford (analisis sumber inti), Hukum Lotka (analisis produktivitas penulis), peta kolaborasi negara, jaringan ko-occurrence kata kunci, thematic map (density–centrality), diagram Sankey tiga bidang (abstrak–judul–kata kunci), word cloud, serta model pertumbuhan kumulatif dan model siklus hidup publikasi. Seluruh keluaran visual tersebut digunakan sebagai bukti empiris utama pada bagian Hasil dan Pembahasan dan tidak ada visualisasi yang dibuat di luar keluaran perangkat lunak tersebut.

Prosedur validasi data dilakukan dengan membandingkan angka ringkasan dari dokumen metode (narasi11.docx), berkas CSV ekspor Scopus (datascopus11.csv), dan berkas hasil Analyze Search Results Scopus (Scopus\_exported\_refine\_values.csv). Pada bagian distribusi negara, ditemukan sedikit selisih (kurang dari 3%) antara hasil ekstraksi mandiri dari field afiliasi pada CSV dan angka pada berkas Analyze Search Results Scopus (contoh: India 152 pada berkas Analyze Search Results dibandingkan 156 pada ekstraksi mandiri berbasis pencocokan string afiliasi). Mengikuti hierarki sumber data pada golden rules penelitian ini, angka dari berkas hasil analisis resmi Scopus (Scopus\_exported\_refine\_values.csv) digunakan sebagai rujukan utama untuk distribusi negara karena dihasilkan langsung oleh platform Scopus, sedangkan CSV ekspor digunakan sebagai rujukan utama untuk analisis tingkat artikel (sitasi, tahun terbit, jenis dokumen, penulis, dan sumber).

## Hasil dan Pembahasan

Bagian ini menyajikan temuan bibliometrik secara berurutan mengikuti struktur temuan–bukti–interpretasi–implikasi, dimulai dari gambaran umum dataset, dilanjutkan dengan analisis produktivitas dan sitasi, analisis sumber dan penulis, analisis negara, dan diakhiri dengan analisis struktur tematik.

### Audit Dataset dan Gambaran Umum

Selisih antara rerata (13,25) dan median (6) sitasi per artikel yang cukup lebar mengindikasikan distribusi sitasi yang miring ke kanan (right-skewed), yaitu sebagian kecil artikel memperoleh sitasi jauh di atas rata-rata sementara mayoritas artikel memperoleh sitasi relatif rendah. Pola ini merupakan karakteristik umum pada literatur ilmiah dan konsisten dengan prinsip akumulasi sitasi yang tidak merata sebagaimana mendasari Hukum Bradford dan Hukum Lotka yang dibahas pada subbagian berikutnya. Dari 828 artikel yang dianalisis, keseluruhannya lolos empat kriteria seleksi sekaligus (jenis dokumen, bahasa, jenis sumber, dan tahap publikasi), sehingga dataset ini dapat dianggap relatif homogen secara struktur metadata meskipun tetap heterogen secara substansi tematik. Homogenitas struktural ini penting secara metodologis karena memastikan bahwa perbandingan antarartikel pada analisis berikutnya (sitasi, kata kunci, kolaborasi) tidak bias oleh perbedaan jenis dokumen atau tahap publikasi yang berbeda-beda.

**Tabel 2.** Ringkasan Deskriptif Dataset Akhir (n = 828 artikel)

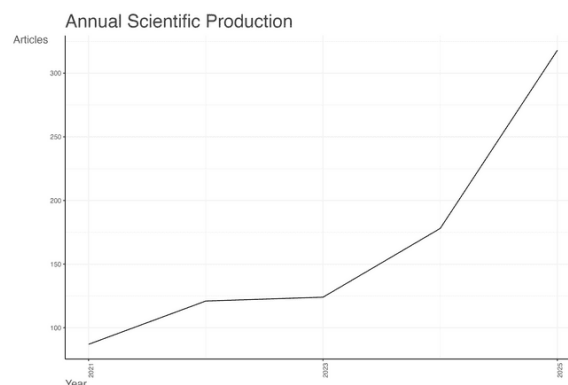
| Indikator                        | Nilai                                                     |
|----------------------------------|-----------------------------------------------------------|
| Rentang tahun publikasi          | 2021–2025                                                 |
| Jumlah dokumen (setelah seleksi) | 828 artikel                                               |
| Jumlah sumber jurnal unik        | 424 jurnal                                                |
| Jenis dokumen                    | 100% artikel (Article)                                    |
| Bahasa                           | 100% Bahasa Inggris                                       |
| Tahap publikasi                  | 100% Final                                                |
| Total sitasi (kumulatif)         | 10.974 sitasi                                             |
| Rerata sitasi per artikel        | 13,25 sitasi                                              |
| Median sitasi per artikel        | 6 sitasi                                                  |
| Artikel dengan sitasi tertinggi  | 211 sitasi (Chen et al., 2021, Frontiers in Neuroscience) |

Cakupan 424 jurnal unik untuk 828 artikel menghasilkan rasio rata-rata sekitar 1,95 artikel per jurnal, sebuah angka yang mengindikasikan sebaran publikasi yang relatif luas dan tidak terpusat pada segelintir jurnal saja, meskipun sebagaimana akan ditunjukkan pada analisis Hukum Bradford (subbagian 5.4), distribusi tersebut tetap tidak merata secara proporsional. Sebaran yang luas semacam ini merupakan ciri umum pada bidang riset interdisipliner yang belum memiliki jurnal khusus tunggal yang menaungi seluruh subtemanya, sehingga penulis cenderung memilih jurnal berdasarkan penekanan tematik spesifik artikel mereka, baik ke arah teknik komputer, psikiatri, maupun kesehatan masyarakat. Kondisi ini juga menjadi alasan mengapa analisis sumber jurnal (Hukum Bradford) menjadi penting untuk dilakukan secara terpisah, guna mengidentifikasi jurnal-jurnal mana yang secara konsisten menjadi rujukan utama bidang ini.

Total sitasi kumulatif sebesar 10.974 pada 828 artikel dalam rentang waktu yang relatif singkat (2021–2025) menggambarkan dampak ilmiah yang cukup substansial untuk bidang riset yang tergolong masih muda. Sebagai perbandingan kontekstual, artikel dengan sitasi tertinggi pada dataset ini (211 sitasi, terbit 2021) telah disitasi rata-rata lebih dari 35 kali per tahun sejak diterbitkan, sebuah laju akumulasi sitasi yang tergolong tinggi untuk skala waktu observasi kurang dari enam tahun. Gambaran umum pada Tabel 2 ini menjadi dasar bagi seluruh analisis lanjutan pada subbagian 5.2 hingga 5.11, yang masing-masing akan menelaah salah satu dimensi spesifik dari dataset secara lebih mendalam.

### Tren Produktivitas Ilmiah Tahunan

Data pada Gambar 1 dan Tabel 3 menunjukkan pola pertumbuhan yang relatif landai pada periode 2021–2023 (87 menjadi 124 artikel), diikuti lonjakan tajam pada 2024 dan terutama 2025, ketika jumlah publikasi hampir mencapai tiga kali lipat jumlah pada 2021. Pola percepatan ini konsisten dengan tren umum riset kecerdasan buatan generatif dan deep learning pascatahun 2023 yang turut mendorong penerapannya pada domain kesehatan, termasuk kesehatan mental. Perlu dicatat bahwa data 2025 kemungkinan belum mencerminkan capaian akhir tahun secara penuh mengingat waktu pengambilan data (18 Agustus 2026) berada tidak lama setelah tahun tersebut berakhir, sehingga terdapat kemungkinan artikel tambahan yang terindeks Scopus setelah tanggal pengambilan data namun belum tercakup pada dataset ini.



**Gambar 1.** Tren Produktivitas Ilmiah Tahunan (Annual Scientific Production).

**Tabel 3.** Jumlah Artikel per Tahun Terbit

| Tahun | Jumlah Artikel | Proporsi (%) |
|-------|----------------|--------------|
| 2021  | 87             | 10,5%        |
| 2022  | 121            | 14,6%        |
| 2023  | 124            | 15,0%        |
| 2024  | 178            | 21,5%        |
| 2025  | 318            | 38,4%        |

Dari perspektif teori difusi inovasi, pola pertumbuhan eksponensial pada tahun-tahun terakhir mengindikasikan bahwa affective computing untuk kesehatan mental tengah memasuki fase pertumbuhan cepat (rapid growth phase) dalam siklus hidup topik riset, sebagaimana akan ditelaah lebih lanjut pada subbagian 5.7 mengenai model pertumbuhan kumulatif dan siklus hidup publikasi. Implikasi praktisnya, peneliti yang memasuki bidang ini pada momentum pertumbuhan tinggi memiliki peluang lebih besar untuk berkontribusi

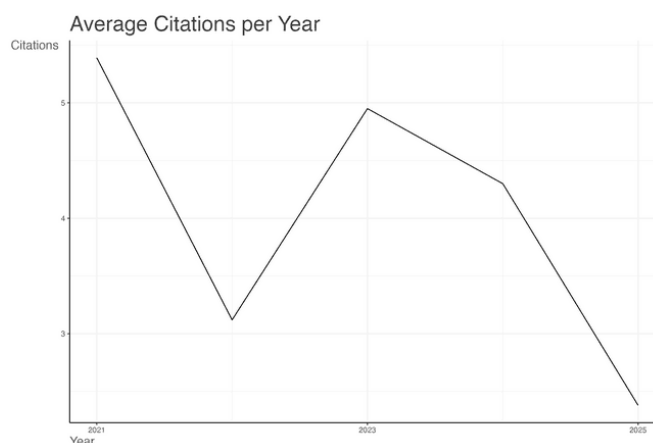
pada pembentukan arah riset yang belum mapan, namun juga menghadapi tingkat persaingan publikasi yang meningkat pesat setiap tahunnya.

Pola percepatan pada 2024–2025 ini juga sejalan dengan temuan kajian scientometrik terhadap emotion recognition secara umum pada rentang 2004–2023, yang melaporkan bahwa pertumbuhan publikasi pada bidang tersebut mengalami akselerasi signifikan pascapengenalan teknik deep learning secara luas dan pascapandemi COVID-19, yang turut mendorong minat riset pada pengenalan emosi dari wajah tertutup masker maupun penerapan kesehatan jarak jauh. Kesamaan pola percepatan antara dataset penelitian ini dan literatur emotion recognition yang lebih luas memperkuat validitas eksternal temuan pada subbagian ini, menunjukkan bahwa lonjakan produktivitas bukan artefak dari strategi pencarian boolean tertentu, melainkan mencerminkan tren riset yang lebih luas pada bidang induknya.

Dari sisi metodologis, penting dicatat bahwa pertumbuhan tajam pada 2024–2025 juga berkorelasi dengan meluasnya ketersediaan model bahasa besar (large language models) dan alat kecerdasan buatan generatif yang dapat mempercepat proses eksperimen, penulisan, dan bahkan anotasi data pada penelitian emotion recognition, meskipun hubungan kausal antara ketersediaan alat tersebut dan lonjakan jumlah publikasi tidak dapat diverifikasi secara langsung dari dataset ini dan memerlukan kajian tersendiri. Terlepas dari faktor pendorongnya, tren pertumbuhan pada Gambar 1 memberikan sinyal yang jelas bagi pengelola jurnal dan penyelenggara konferensi pada bidang ini untuk mengantisipasi peningkatan volume submisi pada tahun-tahun mendatang, termasuk kebutuhan akan lebih banyak reviewer yang memiliki keahlian lintas disiplin teknik dan klinis.

### Rerata Sitasi per Tahun

Gambar 2 menampilkan rerata sitasi tahunan yang telah dinormalisasi terhadap usia artikel (citation per year), bukan sitasi kumulatif mentah. Perhitungan validasi terhadap CSV menunjukkan pola yang konsisten: artikel 2021 memiliki rerata sitasi per tahun tertinggi ( $\pm 5,4$ ), menurun pada 2022 ( $\pm 3,1$ ), kembali meningkat pada 2023 ( $\pm 4,9$ ), lalu menurun secara konsisten hingga 2025 ( $\pm 2,4$ ). Pola non-monoton ini terutama dipengaruhi oleh dua faktor yang saling berinteraksi: usia artikel yang lebih tua memiliki waktu akumulasi sitasi lebih panjang, sementara artikel yang lebih baru secara alami belum memiliki cukup waktu untuk disitasi secara luas meskipun berpotensi berkualitas tinggi. Penurunan pada 2022 dibandingkan 2021 kemungkinan mencerminkan variasi kualitas atau dampak artikel pada kohort tahun tersebut dan bukan semata-mata fungsi waktu, karena jika hanya usia artikel yang berperan, pola akan monoton menurun dari tahun terlama ke tahun terbaru, bukan berbentuk zig-zag seperti yang teramati.



**Gambar 2.** Rerata Sitasi Artikel per Tahun (dinormalisasi terhadap usia artikel sejak tahun terbit hingga 2026).

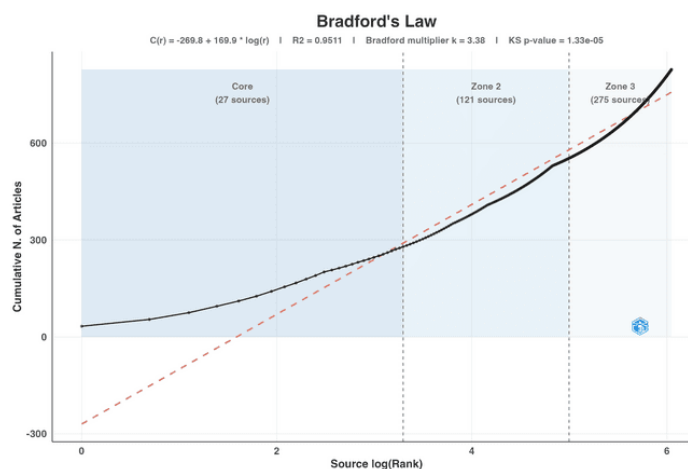
Temuan ini memberikan implikasi praktis bagi peneliti yang menilai dampak suatu artikel semata dari jumlah sitasi mentah tanpa mempertimbangkan usia publikasi, karena perbandingan semacam itu berisiko meremehkan dampak artikel-artikel terbaru (2024–2025) yang secara proporsional terhadap usianya sesungguhnya menunjukkan laju akumulasi sitasi yang tidak kalah kompetitif dibandingkan kohort-kohort sebelumnya. Metrik citation per year semacam ini juga lebih relevan digunakan oleh lembaga evaluasi kinerja riset dan komite promosi akademik dibandingkan sitasi kumulatif mentah, khususnya ketika membandingkan peneliti pada tahap karier yang berbeda atau artikel dengan tahun terbit yang berbeda jauh.

Perbandingan lebih lanjut terhadap pola sitasi pada literatur affective computing secara umum menunjukkan kesesuaian arah, di mana artikel-artikel rujukan seperti tinjauan sistematis Wang et al. (2022) mengenai model dan basis data emosi pada Information Fusion turut mencatatkan akumulasi sitasi yang tinggi dalam periode waktu yang relatif singkat setelah publikasi, mengindikasikan bahwa bidang affective computing secara keseluruhan memang mengalami laju sitasi yang cepat dibandingkan banyak bidang riset komputer lain yang lebih matang. Kecepatan sitasi yang tinggi pada bidang yang relatif muda semacam ini sering dikaitkan dengan tingginya kebutuhan akan rujukan dasar (foundational reference) oleh peneliti-peneliti baru yang memasuki bidang tersebut, sebuah pola yang konsisten dengan lonjakan jumlah publikasi baru yang teridentifikasi pada subbagian 5.2.

Sebagai catatan metodologis penutup pada subbagian ini, angka rerata sitasi per tahun pada Gambar 2 dihitung menggunakan tahun referensi 2026 (tahun pengambilan data) sebagai titik potong usia artikel, sehingga artikel yang terbit pada awal 2025 dan artikel yang terbit pada akhir 2025 diperlakukan memiliki usia yang sama (dua tahun) meskipun secara kalender berbeda hingga hampir satu tahun penuh. Penyederhanaan ini merupakan konvensi umum pada perangkat lunak Biblioshiny dan tidak mengubah kesimpulan umum mengenai pola non-monoton rerata sitasi tahunan, namun tetap perlu diperhitungkan sebagai sumber ketidakpastian kecil ketika angka pada Gambar 2 hendak dibandingkan secara sangat presisi dengan basis data atau periode pengambilan data lain.

#### Analisis Sumber: Hukum Bradford

Analisis Hukum Bradford (Gambar 3) membagi 423 sumber jurnal ke dalam tiga zona: zona inti (core) berisi 27 jurnal yang menyumbang porsi disproportional dari total artikel, zona dua berisi 121 jurnal, dan zona tiga berisi 275 jurnal dengan kontribusi artikel yang jauh lebih jarang. Nilai koefisien determinasi yang tinggi ( $R^2 = 0,9511$ ) menunjukkan model Bradford sesuai dengan baik terhadap pola distribusi data, meskipun nilai KS p-value yang sangat kecil ( $1,33 \times 10^{-5}$ ) mengindikasikan adanya penyimpangan statistik signifikan dari bentuk kurva Bradford ideal pada level uji formal, sebuah temuan yang umum terjadi pada dataset bibliometrik berskala besar dan tidak serta-merta membatalkan kegunaan praktis pembagian zona tersebut.



**Gambar 3.** Kurva Hukum Bradford untuk Distribusi Artikel pada Sumber Jurnal.

**Tabel 4.** Sepuluh Jurnal Paling Produktif

| Peringkat | Nama Jurnal                              | Jumlah Artikel | Zona Bradford |
|-----------|------------------------------------------|----------------|---------------|
| 1         | IEEE Access                              | 33             | Core          |
| 2         | Scientific Reports                       | 21             | Core          |
| 3         | Frontiers in Psychiatry                  | 21             | Core          |
| 4         | IEEE Transactions on Affective Computing | 20             | Core          |
| 5         | Applied Sciences (Switzerland)           | 16             | Core          |
| 6         | Frontiers in Psychology                  | 15             | Core          |

| Peringkat | Nama Jurnal                                                       | Jumlah Artikel | Zona Bradford |
|-----------|-------------------------------------------------------------------|----------------|---------------|
| 7         | International Journal of Environmental Research and Public Health | 15             | Core          |
| 8         | Sensors                                                           | 14             | Core          |
| 9         | Electronics (Switzerland)                                         | 12             | Core          |
| 10        | Biomedical Signal Processing and Control                          | 11             | Core          |

Sebagaimana konsep asli yang dirumuskan oleh Bradford (1934) mengenai konsentrasi literatur pada sejumlah kecil jurnal inti, Tabel 4 menunjukkan bahwa IEEE Access, Scientific Reports, Frontiers in Psychiatry, dan IEEE Transactions on Affective Computing menjadi empat jurnal paling produktif, mencerminkan karakter interdisipliner bidang ini yang mencakup baik jurnal berorientasi teknik-komputasi (IEEE Access, IEEE Transactions on Affective Computing, Sensors, Electronics) maupun jurnal berorientasi kesehatan dan psikiatri (Frontiers in Psychiatry, International Journal of Environmental Research and Public Health). Implikasi praktisnya, peneliti yang hendak mempublikasikan hasil riset pada bidang ini sebaiknya mempertimbangkan kedua rumpun jurnal tersebut secara paralel, mengingat tidak ada satu jurnal tunggal yang mendominasi secara ekstrem, dan agenda riset masa depan dapat diarahkan untuk mendorong lebih banyak publikasi pada jurnal zona dua dan tiga yang berpotensi menjadi jurnal inti baru seiring pertumbuhan bidang ini.

Menariknya, IEEE Transactions on Affective Computing sebagai jurnal yang secara eksplisit didedikasikan untuk bidang affective computing hanya menempati peringkat keempat dengan 20 artikel, kalah dari IEEE Access yang bersifat multidisiplin dan bervolume tinggi. Pola ini mengindikasikan bahwa peneliti pada irisan affective computing dan kesehatan mental cenderung mendistribusikan publikasinya ke jurnal-jurnal bervolume besar dan mencakup luas (seperti IEEE Access dan Scientific Reports) yang menerima kontribusi lintas subdisiplin, alih-alih memusatkan seluruh output riset pada jurnal spesialis tunggal. Perilaku publikasi semacam ini konsisten dengan karakteristik bidang yang masih dalam tahap konsolidasi identitas keilmuannya, sebagaimana juga tercermin pada hasil pemetaan tematik pada subbagian 5.11.

Dari segi implikasi bagi pengelola jurnal, tingginya kontribusi jurnal-jurnal akses terbuka bervolume besar seperti IEEE Access dan Scientific Reports pada zona inti Bradford (Tabel 4) turut mengindikasikan preferensi penulis pada bidang ini terhadap jalur publikasi yang cepat dan terbuka secara akses, sebuah temuan yang relevan bagi kebijakan pengelolaan jurnal ilmiah nasional Indonesia yang tengah berupaya meningkatkan visibilitas internasional publikasinya. Jurnal-jurnal Indonesia yang berambisi menjadi rujukan pada bidang affective computing dan kesehatan mental perlu mempertimbangkan kecepatan proses review dan kebijakan akses terbuka sebagai salah satu faktor daya saing, di samping kualitas substansi keilmuan itu sendiri.

#### Analisis Sitasi: Artikel Paling Berpengaruh

Tabel 5 memperlihatkan bahwa tujuh dari sepuluh artikel paling banyak disitasi terbit pada 2021, sejalan dengan pola akumulasi sitasi berbasis usia artikel yang telah dibahas pada subbagian 5.3. Secara tematik, artikel-artikel dengan sitasi tertinggi mencakup rentang aplikasi yang luas: pengenalan emosi berbasis EEG dan sinyal fisiologis (peringkat 1, 4, 7), chatbot dan intervensi digital untuk kesehatan mental (peringkat 2, 5), realitas virtual untuk respons emosional (peringkat 3), pembelajaran federasi untuk privasi data biomedis (peringkat 6), serta korpus multimodal untuk deteksi depresi (peringkat 10). Keberagaman tematik pada kelompok artikel paling berpengaruh ini menegaskan bahwa affective computing dalam kesehatan mental bukan merupakan bidang tunggal yang homogen, melainkan konvergensi dari beberapa subdisiplin, meliputi neuroteknologi, interaksi manusia-komputer, kecerdasan buatan untuk privasi data, dan psikiatri komputasional.

**Tabel 5.** Sepuluh Artikel dengan Sitasi Tertinggi

| Penulis (Tahun)       | Judul (disingkat)                                                                              | Sumber                                   | Sitasi |
|-----------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------|--------|
| Chen et al. (2021)    | MS-MDA: Multisource Marginal Distribution Adaptation for Cross-Subject EEG Emotion Recognition | Frontiers in Neuroscience                | 211    |
| Denecke et al. (2021) | A Mental Health Chatbot for Regulating Emotions (SERMO)                                        | IEEE Trans. Emerging Topics in Computing | 195    |

| Penulis (Tahun)        | Judul (disingkat)                                                                 | Sumber                                   | Sitasi |
|------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------|--------|
| Gall et al. (2021)     | Embodiment in Virtual Reality Intensifies Emotional Responses                     | Frontiers in Psychology                  | 153    |
| Awais et al. (2021)    | LSTM-Based Emotion Detection Using Physiological Signals                          | IEEE Internet of Things Journal          | 146    |
| Slovak et al. (2023)   | Designing for Emotion Regulation Interventions: An Agenda for HCI                 | ACM Trans. Computer-Human Interaction    | 131    |
| Can & Ersoy (2021)     | Privacy-preserving Federated Deep Learning for Wearable IoT Biomedical Monitoring | ACM Trans. Internet Technology           | 121    |
| Salankar et al. (2021) | Emotion Recognition from EEG Signals Using Empirical Mode Decomposition           | Biomedical Signal Processing and Control | 118    |
| Dalvi et al. (2021)    | A Survey of AI-Based Facial Emotion Recognition                                   | IEEE Access                              | 109    |
| Zhu et al. (2025)      | RMER-DT: Robust Multimodal Emotion Recognition                                    | Information Fusion                       | 107    |
| Zou et al. (2023)      | Semi-Structural Interview-Based Chinese Multimodal Depression Corpus              | IEEE Trans. Affective Computing          | 104    |

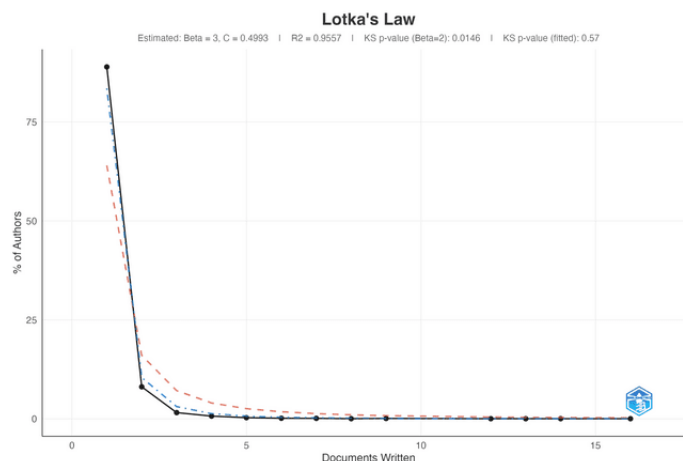
Dari perspektif implikasi teoritis, tingginya sitasi pada artikel yang mengintegrasikan aspek teknis (misalnya arsitektur pembelajaran mendalam) dengan aplikasi klinis konkret (misalnya deteksi depresi atau regulasi emosi) mengindikasikan bahwa nilai ilmiah tertinggi pada bidang ini cenderung dihasilkan oleh riset yang menjembatani kedua ranah tersebut, bukan riset yang murni berorientasi teknis atau murni berorientasi klinis semata. Temuan ini akan diperkuat lebih lanjut melalui analisis jaringan ko-occurrence pada subbagian 5.10.

Perlu dicatat bahwa peringkat kedua pada Tabel 5, yaitu artikel mengenai chatbot SERMO untuk regulasi emosi (Denecke et al., 2021), merupakan salah satu contoh paling eksplisit dari konvergensi affective computing dan intervensi kesehatan mental berbasis teknologi digital yang telah dibahas pada bagian Pendahuluan. Tingginya sitasi terhadap artikel ini, meskipun diterbitkan pada jurnal yang tidak secara khusus berfokus pada kesehatan (IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing), mengindikasikan bahwa komunitas riset lintas disiplin, baik dari sisi ilmu komputer maupun kesehatan mental, secara aktif merujuk artikel-artikel yang mendemonstrasikan aplikasi konkret dan dapat diuji coba (proof-of-concept) dibandingkan artikel yang bersifat murni teoretis atau deskriptif semata.

Sebaliknya, artikel peringkat keenam mengenai pembelajaran federasi untuk privasi data biomedis (Can & Ersoy, 2021) menyoroti dimensi lain yang mulai mendapat perhatian pada bidang ini, yaitu isu privasi dan keamanan data kesehatan mental yang bersifat sangat sensitif. Kehadiran artikel bertema privasi data pada kelompok sepuluh artikel paling berpengaruh menunjukkan bahwa komunitas riset affective computing dalam kesehatan mental tidak hanya berfokus pada peningkatan akurasi model, tetapi juga mulai mempertimbangkan secara serius risiko etis dan hukum yang menyertai pengumpulan data afektif dari populasi yang rentan secara psikologis, sebuah tema yang akan dibahas lebih lanjut sebagai bagian dari agenda riset masa depan pada bagian akhir naskah ini.

### Analisis Penulis: Hukum Lotka

Estimasi Hukum Lotka pada Gambar 4 menghasilkan eksponen  $\beta = 3$  dengan konstanta  $C = 0,4993$  dan koefisien determinasi  $R^2 = 0,9557$ . Nilai ini lebih curam dibandingkan eksponen klasik Lotka ( $\beta = 2$ ), yang berarti konsentrasi produktivitas pada bidang ini lebih ekstrem dibandingkan pola umum yang dilaporkan Lotka (1926): proporsi penulis yang hanya menghasilkan satu dokumen jauh lebih tinggi (tampak mendekati 85–90% pada grafik), sementara penulis dengan produktivitas tinggi jumlahnya sangat sedikit. Uji Kolmogorov–Smirnov mengonfirmasi bahwa model dengan  $\beta = 2$  klasik ditolak ( $p = 0,0146$ ), sedangkan model dengan  $\beta = 3$  hasil estimasi tidak ditolak ( $p = 0,57$ ), menunjukkan bahwa data empiris lebih sesuai dengan model yang disesuaikan dibandingkan model teoritis baku.



**Gambar 4.** Distribusi Produktivitas Penulis menurut Hukum Lotka.

**Tabel 6.** Sepuluh Nama Penulis dengan Jumlah Dokumen Terbanyak (berdasarkan nama tercantum pada metadata)

| Nama Penulis | Jumlah Dokumen |
|--------------|----------------|
| Wang Y.      | 16             |
| Zhang X.     | 14             |
| Zhang Y.     | 13             |
| Li Y.        | 12             |
| Liu H.       | 9              |
| Zhang Z.     | 9              |
| Chen J.      | 9              |
| Zhao Y.      | 8              |
| Wang L.      | 7              |
| Liu Y.       | 7              |

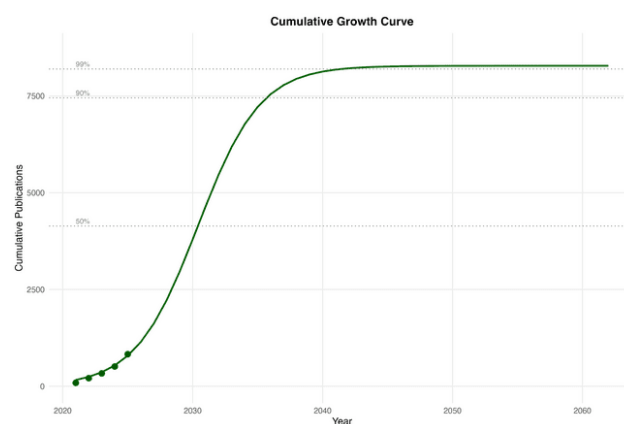
Perlu dicatat sebagai keterbatasan bahwa nama penulis pada Tabel 6 disajikan sebagaimana tercantum pada metadata Scopus (format nama depan disingkat), sehingga terdapat kemungkinan penggabungan (name ambiguity) antara penulis berbeda yang memiliki nama depan dan marga yang sama, terutama mengingat dominasi nama-nama Tionghoa yang umum pada data ini. Informasi disambiguasi penulis menggunakan Author ID Scopus yang lebih presisi tidak dapat diverifikasi lebih lanjut dari berkas yang tersedia, sehingga interpretasi mengenai penulis paling produktif pada tingkat individu perlu dibaca secara hati-hati. Meskipun demikian, pola struktural yang ditunjukkan Hukum Lotka, yaitu fragmentasi produktivitas yang tinggi, tetap valid sebagai gambaran umum karena tidak bergantung pada identifikasi individu penulis secara tepat. Implikasi praktisnya, bidang affective computing dalam kesehatan mental masih berada pada tahap perkembangan yang didominasi kontribusi sporadis dari banyak peneliti berbeda, dan agenda riset masa depan dapat diarahkan pada pembentukan kelompok riset inti (core research groups) yang berkelanjutan untuk mempercepat pematangan bidang ini.

Fragmentasi produktivitas penulis yang teridentifikasi pada Gambar 4 juga selaras dengan temuan kajian scientometrik emotion recognition berskala lebih besar, yang melaporkan bahwa meskipun Amerika Serikat dan Tiongkok mendominasi volume publikasi secara agregat pada tingkat negara, kepadatan kolaborasi riset (collaboration density) pada tingkat individu penulis tetap tergolong rendah dan berpotensi belum tergali sepenuhnya. Kesamaan pola ini pada dua kajian bibliometrik yang berbeda cakupan dan periodenya memperkuat dugaan bahwa fragmentasi produktivitas bukan semata-mata karakteristik unik dataset penelitian ini, melainkan ciri struktural yang lebih luas pada ekosistem riset emotion recognition dan affective computing secara umum.

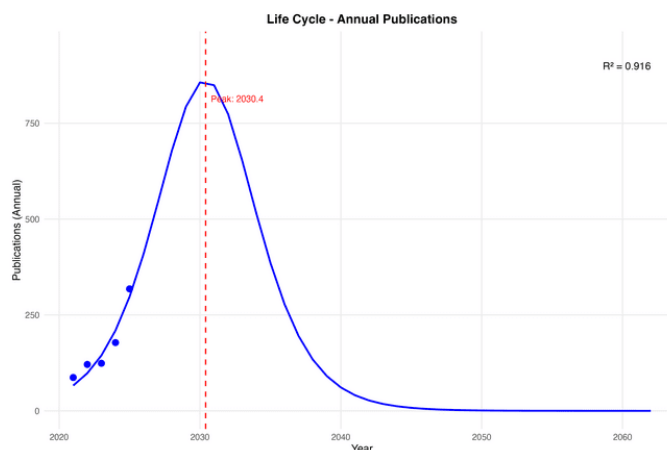
Implikasi lebih lanjut dari pola Hukum Lotka yang sangat curam ini adalah tingginya risiko keberlanjutan riset (research sustainability risk) pada bidang ini, karena pengetahuan dan keahlian teknis yang terakumulasi pada penulis-penulis dengan kontribusi tunggal berisiko tidak terwariskan atau terintegrasi secara sistematis ke dalam kelompok riset yang lebih besar. Bagi institusi pendidikan tinggi dan lembaga pendanaan riset, termasuk di Indonesia, temuan ini mengisyaratkan pentingnya skema pendanaan multi-tahun yang secara eksplisit mendorong keberlanjutan kelompok riset pada topik affective computing dan kesehatan mental, alih-alih hanya mendanai proyek-proyek jangka pendek yang berpotensi menghasilkan kontribusi satu kali tanpa tindak lanjut.

### Model Pertumbuhan Kumulatif dan Siklus Hidup Publikasi

Gambar 5 dan Gambar 6 menyajikan model pertumbuhan kumulatif dan model siklus hidup publikasi tahunan yang diestimasi oleh Biblioshiny berdasarkan lima titik data aktual (2021–2025, ditandai bulatan biru/hitam pada grafik). Model siklus hidup memproyeksikan titik puncak produksi tahunan pada tahun 2030,4 dengan nilai kecocokan model  $R^2 = 0,916$ , dan model pertumbuhan kumulatif memproyeksikan bidang ini mencapai 90% dari total publikasi kumulatifnya sekitar akhir dekade 2030-an serta mendekati saturasi (99%) pada awal dekade 2040-an.



**Gambar 5.** Kurva Pertumbuhan Kumulatif Publikasi dengan Proyeksi Model.



**Gambar 6.** Model Siklus Hidup Publikasi Tahunan dengan Titik Puncak Proyeksi.

Interpretasi terhadap kedua model ini harus dilakukan dengan sangat hati-hati. Nilai  $R^2$  yang tinggi mencerminkan kesesuaian matematis kurva terhadap lima titik data yang tersedia, namun bukan jaminan validitas proyeksi hingga puluhan tahun ke depan (kurva pada Gambar 5 dan Gambar 6 diekstrapolasi hingga tahun 2060-an). Ekstrapolasi jangka panjang dari deret waktu yang pendek berisiko tinggi mengalami overfitting terhadap pola pertumbuhan jangka pendek yang sedang berlangsung, dan tidak memperhitungkan faktor eksternal yang tidak dapat diprediksi seperti perubahan arah kebijakan pendanaan riset, kemunculan teknologi disruptif baru, atau pergeseran prioritas riset global. Oleh karena itu, angka proyeksi puncak tahun 2030,4 dan estimasi saturasi pada dekade 2040-an sebaiknya dimaknai sebagai indikasi arah tren jangka menengah berdasarkan pola pertumbuhan saat ini, bukan sebagai prediksi definitif.

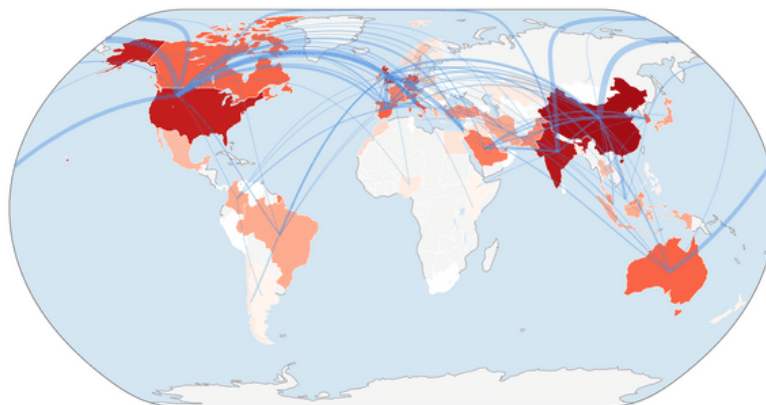
Meskipun demikian, pola dasar yang ditunjukkan kedua model ini, yaitu bahwa bidang affective computing dalam kesehatan mental saat ini berada pada fase pertumbuhan cepat yang belum mencapai titik jenuh, konsisten dengan temuan pada subbagian 5.2 mengenai lonjakan produktivitas tahun 2024–2025. Implikasi praktisnya, jendela waktu saat ini merupakan momentum yang relevan bagi peneliti dan institusi untuk membangun kapasitas riset pada bidang ini sebelum tingkat persaingan publikasi mencapai puncaknya.

Perbandingan dengan siklus hidup bidang riset serupa memberikan konteks tambahan bagi interpretasi Gambar 5 dan Gambar 6. Bidang-bidang riset kecerdasan buatan yang lebih matang, misalnya pengenalan citra berbasis convolutional neural network yang mulai populer sejak pertengahan dekade 2010-an, umumnya membutuhkan waktu sekitar satu dekade sejak fase pertumbuhan cepat hingga mencapai fase pematangan (maturity phase) yang ditandai melandainya laju pertumbuhan tahunan. Jika pola tersebut berlaku serupa pada affective computing dalam kesehatan mental, maka proyeksi puncak pada 2030,4 tergolong masuk akal secara kualitatif, meskipun sekali lagi angka presisi tahunnya tetap harus dimaknai sebagai estimasi kasar, bukan kepastian.

Implikasi metodologis lain dari subbagian ini adalah pentingnya pembaruan analisis bibliometrik secara berkala (misalnya setiap dua hingga tiga tahun) pada bidang yang bertumbuh cepat seperti ini, karena struktur intelektual, jurnal inti, dan negara-negara dominan yang teridentifikasi pada penelitian ini berpotensi berubah signifikan seiring bertambahnya volume publikasi baru. Peneliti yang menggunakan naskah ini sebagai rujukan pada beberapa tahun mendatang disarankan untuk memverifikasi kembali apakah pola pertumbuhan aktual telah menyimpang dari proyeksi model pada Gambar 5 dan Gambar 6, dan menyesuaikan interpretasinya terhadap tren terbaru yang sesungguhnya terjadi.

### Analisis Kolaborasi Negara

Peta pada Gambar 7 dan Tabel 7 mengonfirmasi dominasi Tiongkok dan India sebagai dua kontributor utama, diikuti Amerika Serikat, yang bersama-sama menyumbang lebih dari separuh total kontribusi negara pada dataset ini. Garis-garis kolaborasi (warna biru) pada peta menunjukkan intensitas kolaborasi tertinggi antara Amerika Serikat dengan Eropa Barat dan Tiongkok, serta antara Inggris Raya dengan berbagai negara di Timur Tengah dan Asia Selatan. Pola ini konsisten dengan struktur kolaborasi riset kecerdasan buatan global pada umumnya, yang cenderung terpusat pada beberapa negara dengan infrastruktur riset dan pendanaan yang besar.



**Gambar 7.** Peta Sebaran dan Kolaborasi Internasional Negara Penulis.

**Tabel 7.** Sepuluh Negara dengan Kontribusi Artikel Terbanyak

| Negara          | Jumlah Kontribusi Artikel |
|-----------------|---------------------------|
| Tiongkok        | 185                       |
| India           | 152                       |
| Amerika Serikat | 123                       |
| Inggris Raya    | 73                        |
| Jerman          | 54                        |
| Italia          | 44                        |



**Tabel 8.** Lima Belas Kata Kunci Penulis (Author Keywords) dengan Frekuensi Tertinggi

| Kata Kunci                           | Frekuensi |
|--------------------------------------|-----------|
| emotion recognition                  | 214       |
| deep learning                        | 98        |
| affective computing                  | 91        |
| mental health                        | 79        |
| machine learning                     | 73        |
| social cognition                     | 52        |
| facial emotion recognition           | 38        |
| emotion detection                    | 37        |
| EEG                                  | 32        |
| emotion                              | 32        |
| depression                           | 31        |
| artificial intelligence              | 29        |
| speech emotion recognition           | 26        |
| transfer learning                    | 24        |
| feature extraction / COVID-19 (seri) | 24        |

Menariknya, istilah *social cognition* menempati peringkat keenam dengan 52 kemunculan, sebuah temuan yang mengindikasikan adanya jalur riset tersendiri yang menghubungkan *affective computing* dengan teori psikologi sosial mengenai kemampuan memahami keadaan mental orang lain (*theory of mind*), khususnya pada konteks gangguan seperti skizofrenia yang ditandai defisit kognisi sosial. Kehadiran istilah *covid-19* pada kelompok kata kunci dengan frekuensi cukup tinggi (24 kemunculan, sejajar dengan *feature extraction*) juga mengonfirmasi dugaan pada subbagian 5.2 bahwa pandemi turut menjadi pendorong kontekstual bagi sebagian penelitian pada dataset ini, baik melalui peningkatan kebutuhan layanan kesehatan mental jarak jauh maupun melalui tantangan teknis baru seperti pengenalan emosi pada wajah yang tertutup masker.

Distribusi frekuensi pada Tabel 8 juga memperlihatkan penurunan yang cukup tajam antara peringkat pertama (*emotion recognition*, 214) dan peringkat kelima belas (24), sebuah pola distribusi yang menyerupai hukum kekuasaan (*power-law-like distribution*) yang umum ditemukan pada distribusi frekuensi kata dalam korpus teks ilmiah menurut Hukum Zipf. Kemiripan pola ini dengan Hukum Bradford pada distribusi jurnal (subbagian 5.4) dan Hukum Lotka pada distribusi penulis (subbagian 5.6) menunjukkan konsistensi internal, di mana ketimpangan distribusi tampaknya menjadi ciri struktural yang berulang pada berbagai dimensi bibliometrik dataset ini, bukan kebetulan yang terjadi pada satu dimensi saja.

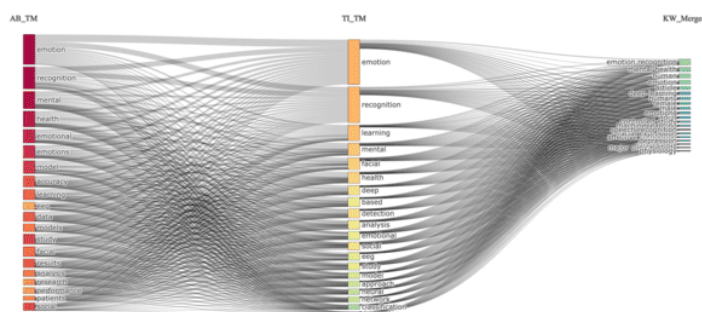
**Gambar 9.** Diagram Sankey Tiga Bidang: Istilah Abstrak (AB\_TM), Istilah Judul (TI\_TM), dan Kata Kunci Gabungan (KW\_Merged).

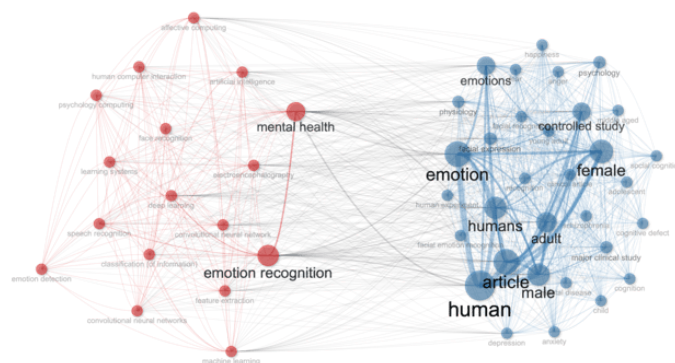
Diagram Sankey pada Gambar 9 menelusuri aliran istilah dari kata-kata dominan pada abstrak (emotion, recognition, mental, health, emotional) menuju kata-kata dominan pada judul (emotion, recognition, learning, mental, facial) dan bermuara pada kata kunci gabungan (emotion recognition, mental health, human, emotion, article, deep learning). Konsistensi terminologi yang tinggi antara ketiga bidang metadata ini (abstrak, judul, dan kata kunci) menunjukkan bahwa penulis pada bidang ini secara umum menggunakan tata istilah yang relatif seragam dan tidak banyak variasi sinonim, sehingga strategi pencarian literatur berbasis kata kunci pada bidang ini cenderung memiliki presisi yang baik, sekaligus mengindikasikan belum banyaknya diversifikasi istilah baru (terminological innovation) yang muncul dari sub-subtopik yang lebih spesifik.

Ketebalan alur (flow) pada diagram Sankey yang menghubungkan istilah recognition dan learning dari kolom abstrak menuju kolom judul juga mengindikasikan bahwa mayoritas artikel pada dataset ini secara eksplisit mencantumkan pendekatan metodologisnya (pembelajaran mesin atau pembelajaran mendalam) langsung pada judul, bukan hanya pada abstrak atau kata kunci. Kecenderungan ini konsisten dengan norma penulisan artikel teknik komputer yang umumnya lebih deskriptif metodologis dibandingkan konvensi penulisan pada artikel psikologi atau kedokteran yang cenderung menonjolkan populasi studi atau luaran klinis pada judulnya, sehingga pola pada Gambar 9 secara tidak langsung turut mencerminkan proporsi dominan artikel berorientasi teknis pada dataset ini dibandingkan artikel berorientasi klinis murni.

Implikasi praktis dari konsistensi terminologi pada Gambar 9 adalah bagi peneliti pemula yang hendak melakukan tinjauan literatur sistematis pada bidang ini, strategi pencarian menggunakan kombinasi istilah inti (emotion, recognition, mental, health) sebagaimana teridentifikasi pada boolean penelitian ini kemungkinan besar telah menangkap mayoritas artikel relevan, tanpa perlu memperluas secara signifikan dengan sinonim tambahan yang jarang digunakan komunitas riset. Bagi pengelola basis data indeksasi dan mesin pencari akademik, temuan ini juga dapat menjadi masukan bahwa sistem rekomendasi kata kunci otomatis untuk bidang ini dapat dioptimalkan di sekitar himpunan istilah inti yang relatif terbatas dan stabil ini.

#### Analisis Jaringan Ko-occurrence Kata Kunci

Jaringan ko-occurrence pada Gambar 10 menampilkan dua klaster utama. Klaster merah berisi simpul-simpul bertema teknis-komputasional, antara lain affective computing, human computer interaction, artificial intelligence, deep learning, convolutional neural network(s), speech recognition, machine learning, feature extraction, classification, dan emotion detection, dengan mental health dan emotion recognition sebagai dua simpul berukuran besar (menandakan frekuensi kemunculan tinggi) di dalam klaster ini. Klaster biru berisi simpul-simpul bertema klinis-demografis, antara lain human, article, female, male, adult, controlled study, facial expression, depression, anxiety, schizophrenia, cognition, dan psychology, dengan human, article, emotion, dan female sebagai simpul-simpul berukuran paling besar.



**Gambar 10.** Jaringan Ko-occurrence Kata Kunci: Klaster Teknis-Komputasional (Merah) dan Klaster Klinis-Demografis (Biru).

Temuan yang paling relevan secara struktural adalah posisi simpul mental health, yang meskipun secara topikal berada pada klaster merah (teknis), menunjukkan keterhubungan (edge) yang tebal dan padat menuju berbagai simpul pada klaster biru (klinis), menjadikannya simpul penghubung (bridging node) antarklaster. Struktur ini mengonfirmasi secara visual pola yang telah teridentifikasi pada analisis sitasi (subbagian 5.5), yaitu bahwa riset dengan pengaruh tertinggi pada bidang ini cenderung mengintegrasikan pendekatan teknis dan validasi klinis. Dari sudut pandang teori jaringan bibliometrik, simpul dengan peran bridging semacam ini umumnya memiliki nilai betweenness centrality yang tinggi meskipun tidak selalu memiliki frekuensi

kemunculan (degree) tertinggi, dan berperan penting dalam mendifusikan pengetahuan antarkomunitas riset yang berbeda (Zupic & Čater, 2015).

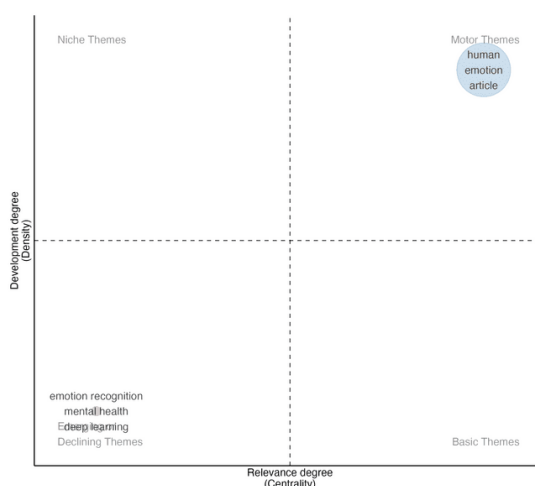
Implikasi praktisnya, peneliti yang ingin memaksimalkan dampak dan sitasi risetnya pada bidang ini disarankan untuk secara eksplisit memosisikan kontribusinya pada persinggungan kedua klaster tersebut, misalnya dengan memvalidasi model teknis affective computing pada populasi klinis riil dan melaporkan luaran klinis yang terukur, alih-alih membatasi kontribusi pada pengembangan algoritma semata atau pada studi klinis deskriptif semata.

Struktur dua klaster pada Gambar 10 juga dapat diinterpretasikan sebagai representasi visual dari dua komunitas epistemik (epistemic communities) yang berbeda, yaitu komunitas ilmu komputer yang menekankan akurasi model dan efisiensi komputasi, dan komunitas kesehatan yang menekankan validitas klinis dan keselamatan pasien. Kedua komunitas ini secara historis memiliki norma publikasi, standar metodologis, dan bahkan kosakata teknis yang berbeda, sehingga keberadaan simpul penghubung seperti mental health menjadi krusial sebagai titik temu yang memungkinkan pertukaran pengetahuan lintas komunitas berlangsung, sebagaimana ditegaskan pula pada kajian naratif Schlicher et al. (2025) mengenai perlunya integrasi lintas disiplin pada penerapan affective computing untuk kesehatan mental.

Dari sisi keterbatasan interpretasi, perlu dicatat bahwa jaringan ko-occurrence pada Gambar 10 dibangun berdasarkan kemunculan bersama kata kunci pada level artikel, sehingga tidak secara otomatis membuktikan bahwa penulis yang sama mengerjakan riset teknis dan riset klinis secara bersamaan. Keterhubungan yang teramati dapat pula terjadi karena satu artikel tunggal mencantumkan baik kata kunci teknis maupun klinis sekaligus (misalnya artikel yang menyebut EEG, deep learning, dan mental health dalam satu abstrak), yang justru merupakan bukti langsung bagi argumen integrasi lintas disiplin yang disampaikan pada subbagian 5.5, namun tetap perlu dibedakan secara konseptual dari kolaborasi lintas penulis atau lintas institusi yang dibahas pada subbagian 5.8.

#### Pemetaan Tematik Strategis (Thematic Map)

Thematic map pada Gambar 11 memosisikan klaster human–emotion–article pada kuadran Motor Themes (sentralitas tinggi, densitas tinggi), yang menandakan tema ini merupakan tema inti yang telah berkembang matang dan memiliki keterkaitan kuat dengan tema-tema lain pada bidang ini. Sebaliknya, klaster emotion recognition–mental health–deep learning berada pada kuadran kiri bawah peta (sentralitas rendah, densitas rendah). Menurut konvensi standar strategic diagram pada bibliometrix, kuadran kiri bawah dapat mewakili tema yang sedang muncul (emerging) maupun tema yang mulai surut (declining), dan penentuan di antara kedua kemungkinan tersebut memerlukan telaah perbandingan dengan pemetaan tematik pada periode waktu sebelumnya (time-sliced thematic evolution) yang tidak tersedia pada dataset ini, sehingga informasi tersebut tidak dapat diverifikasi berdasarkan dataset penelitian dan tidak digunakan untuk menyimpulkan arah tren tema tersebut secara pasti.



**Gambar 11.** Pemetaan Tematik Strategis berdasarkan Sentralitas dan Densitas.

Yang dapat disimpulkan secara empiris adalah bahwa meskipun emotion recognition dan mental health merupakan istilah dengan frekuensi kemunculan tertinggi pada dataset (subbagian 5.9), posisi keduanya pada kuadran densitas rendah menunjukkan bahwa istilah-istilah tersebut cenderung digunakan secara luas dan lintas subtopik (generic/umbrella terms) alih-alih terikat erat pada satu klaster tematik yang kohesif secara internal.

Pola ini merupakan karakteristik umum pada bidang riset interdisipliner yang masih dalam tahap konsolidasi konseptual, sebagaimana dibahas Aria dan Cuccurullo (2017) mengenai interpretasi thematic map pada literatur yang heterogen. Implikasi teoritisnya, diperlukan penelitian bibliometrik lanjutan dengan pembandingan antarperiode (misalnya 2016–2020 dibandingkan 2021–2025) untuk memastikan apakah tema emotion recognition dan mental health pada irisan keduanya sedang berkembang menuju kekohesifan konseptual yang lebih tinggi atau justru terfragmentasi ke dalam subtema-subtema yang lebih spesifik.

Posisi kluster human–emotion–article pada kuadran Motor Themes juga perlu dibaca secara kritis, mengingat istilah-istilah tersebut (human, article, emotion) sebagian besar merupakan istilah indeks generik yang secara otomatis disematkan oleh basis data Scopus pada hampir seluruh artikel biomedis dan psikologis, bukan istilah substantif yang secara spesifik menggambarkan konten teknis suatu penelitian. Dengan demikian, tingginya sentralitas dan densitas kluster ini kemungkinan besar lebih mencerminkan konvensi pengindeksan basis data dibandingkan benar-benar menunjukkan adanya tema riset yang matang dan terkonsolidasi secara substantif, sebuah nuansa interpretatif yang penting untuk tidak diabaikan agar Gambar 11 tidak disalahartikan sebagai representasi arah tematik yang bermakna secara ilmiah.

Sebagai konsekuensinya, pembaca yang hendak menggunakan thematic map ini sebagai dasar perumusan agenda riset baru disarankan untuk lebih memperhatikan kluster emotion recognition–mental health–deep learning yang berada pada kuadran kiri bawah, ketimbang kluster human–emotion–article yang secara substansi kurang informatif meskipun tampil menonjol pada kuadran Motor Themes. Rekomendasi ini konsisten dengan prinsip kehati-hatian yang ditekankan pada golden rules penelitian ini, yaitu bahwa interpretasi visualisasi bibliometrik harus senantiasa mempertimbangkan karakteristik dan keterbatasan metode pembangkitan datanya, bukan diterima begitu saja sebagai representasi objektif tanpa nuansa dari struktur pengetahuan yang sesungguhnya.

## Simpulan

Berdasarkan analisis terhadap 828 artikel yang diterbitkan pada 424 jurnal selama periode 2021–2025, penelitian ini menyimpulkan bahwa affective computing dalam kesehatan mental merupakan bidang riset yang tumbuh pesat, terutama sejak 2024, dengan struktur produktivitas penulis yang sangat terfragmentasi (Hukum Lotka  $\beta = 3$ ) dan struktur sumber jurnal yang terkonsentrasi pada sejumlah kecil jurnal inti interdisipliner (Hukum Bradford, 27 jurnal inti dari 423 total). Kolaborasi riset didominasi oleh Tiongkok, India, dan Amerika Serikat, dengan representasi yang sangat terbatas dari kawasan Afrika dan sebagian besar Amerika Latin. Analisis jaringan ko-occurrence kata kunci mengungkap bahwa mental health berperan sebagai simpul penghubung antara kluster riset teknis-komputasional dan kluster riset klinis-demografis, sementara analisis tematik menunjukkan bahwa istilah emotion recognition dan mental health, meskipun paling sering muncul, belum membentuk kluster tematik yang kohesif secara internal.

## Referensi

- Aria, M., & Cuccurullo, C. (2017). bibliometrix: An R-tool for comprehensive science mapping analysis. *Journal of Informetrics*, 11(4), 959–975.
- Awais, M., Raza, M., Singh, N., Bashir, K., Manzoor, U., Islam, S. U., & Rodrigues, J. J. P. C. (2021). LSTM-based emotion detection using physiological signals: IoT framework for healthcare and distance learning in COVID-19. *IEEE Internet of Things Journal*.
- Bradford, S. C. (1934). Sources of information on specific subjects. *Engineering*, 137, 85–86.
- Can, Y. S., & Ersoy, C. (2021). Privacy-preserving federated deep learning for wearable IoT-based biomedical monitoring. *ACM Transactions on Internet Technology*.
- Chen, H., Jin, M., Li, Z., Fan, C., Li, J., & He, H. (2021). MS-MDA: Multisource marginal distribution adaptation for cross-subject and cross-session EEG emotion recognition. *Frontiers in Neuroscience*.
- Dalvi, C., Rathod, M., Patil, S., Gite, S., & Kotecha, K. (2021). A survey of AI-based facial emotion recognition: Features, ML & DL techniques, age-wise datasets and future directions. *IEEE Access*.
- Denecke, K., Vaaheesan, S., & Arulnathan, A. (2021). A mental health chatbot for regulating emotions (SERMO) — concept and usability test. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing*.
- Donthu, N., Kumar, S., Mukherjee, D., Pandey, N., & Lim, W. M. (2021). How to conduct a bibliometric analysis: An overview and guidelines. *Journal of Business Research*, 133, 285–296.
- Gall, D., Roth, D., Stauffert, J.-P., Zarges, J., & Latoschik, M. E. (2021). Embodiment in virtual reality intensifies emotional responses to virtual stimuli. *Frontiers in Psychology*.

- Gedam, S., & Paul, S. (2021). A review on mental stress detection using wearable sensors and machine learning techniques. *IEEE Access*, 9, 84045–84066.
- 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, 43–49.
- Han, J., Zhang, Z., Mascolo, C., André, E., Tao, J., Zhao, Z., & Schuller, B. W. (2021). Deep learning for mobile mental health: Challenges and recent advances. *IEEE Signal Processing Magazine*, 38(6), 96–105.
- Houssein, E. H., Hammad, A., & Ali, A. A. (2022). Human emotion recognition from EEG-based brain-computer interface using machine learning: A comprehensive review. *Neural Computing and Applications*.
- Lattie, E. G., Adkins, E. C., Winquist, N., Stiles-Shields, C., Wafford, Q. E., & Graham, A. K. (2019). Digital mental health interventions for depression, anxiety, and enhancement of psychological well-being among college students: Systematic review. *Journal of Medical Internet Research*, 21(7), e12869.
- Latif, S., Rana, R., Khalifa, S., Jurdak, R., Qadir, J., & Schuller, B. W. (2021). Survey of deep representation learning for speech emotion recognition. *IEEE Transactions on Affective Computing*.
- Li, A., Jiao, D., & Zhu, T. (2018). Detecting depression stigma on social media: A linguistic analysis. *Journal of Affective Disorders*, 232, 358–362.
- Li, S., & Deng, W. (2020). Deep facial expression recognition: A survey. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 13(3), 1195–1215.
- Li, X., Zhang, Y., Tiwari, P., Song, D., Hu, B., Yang, M., Zhao, Z., Kumar, N., & Marttinen, P. (2022). EEG based emotion recognition: A tutorial and review. *ACM Computing Surveys*.
- Lotka, A. J. (1926). The frequency distribution of scientific productivity. *Journal of the Washington Academy of Sciences*, 16(12), 317–323.
- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., ... & Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, n71.
- Philippe, T. J., Sikder, N., Jackson, A., Koblanski, M. E., Liow, E., Pilarinos, A., et al. (2022). Digital health interventions for delivery of mental health care: Systematic and comprehensive meta-review. *JMIR Mental Health*, 9, e35159.
- Picard, R. W. (1997). *Affective computing*. MIT Press.
- Picard, R. W. (2010). *Affective computing: From laughter to IEEE*. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 1(1), 11–17.
- Poria, S., Cambria, E., Bajpai, R., & Hussain, A. (2017). A review of affective computing: From unimodal analysis to multimodal fusion. *Information Fusion*, 37, 98–125.
- Salankar, N., Mishra, P., & Garg, L. (2021). Emotion recognition from EEG signals using empirical mode decomposition and second-order difference plot. *Biomedical Signal Processing and Control*.
- Schlicher, M., Li, Y., Murthy, S. M. K., Sun, Q., & Schuller, B. W. (2025). Emotionally adaptive support: A narrative review of affective computing for mental health. *Frontiers in Digital Health*, 7, 1657031.
- Schuller, B. W., Picard, R., André, E., Gratch, J., & Tao, J. (2021). Intelligent signal processing for affective computing [from the guest editors]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 38(6), 9–11.
- Slovak, P., Antle, A., Theofanopoulou, N., Roquet, C. D., Gross, J., & Isbister, K. (2023). Designing for emotion regulation interventions: An agenda for HCI theory and research. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction*.
- Sreehari, P., Raghavendra, U., Gudigar, A., Khan, A. R., Noronha, K., & Deka, B. K. (2025). A review of deep learning techniques for EEG-based emotion recognition: Models, methods, and datasets. *F1000Research*.
- Striegl, J., Richter, J. W., Grossmann, L., Bråstad, B., Gotthardt, M., Rück, C., et al. (2024). Deep learning-based dimensional emotion recognition for conversational agent-based cognitive behavioral therapy. *PeerJ Computer Science*, 10, e2104.
- Tao, J., & Tan, T. (2005). Affective computing: A review. In J. Tao, T. Tan, & R. W. Picard (Eds.), *Affective Computing and Intelligent Interaction (LNCS Vol. 3784)*, pp. 981–995. Springer.
- Tejaswini, V., Sathya Babu, K., & Sahoo, B. (2022). Depression detection from social media text analysis using natural language processing techniques and hybrid deep learning model. *ACM Transactions on Asian and Low-Resource Language Information Processing*.
- Tremain, H., McEnery, C., Fletcher, K., & Murray, G. (2020). The therapeutic alliance in digital mental health interventions for serious mental illnesses: Narrative review. *JMIR Mental Health*, 7(8), e17204.
- van Eck, N. J., & Waltman, L. (2010). Software survey: VOSviewer, a computer program for bibliometric mapping. *Scientometrics*, 84(2), 523–538.
- Wang, K., et al. (2025). The global landscape of emotion recognition research from 2004 to 2023: A scientometric and visualization analysis. *Discover Applied Sciences*.

- Wang, Y., Song, W., Tao, W., Liotta, A., Yang, D., Li, X., Gao, S., Sun, Y., Ge, W., Zhang, W., et al. (2022). A systematic review on affective computing: Emotion models, databases, and recent advances. *Information Fusion*, 83, 19–52.
- Zhang, T., Schoene, A. M., Ji, S., & Ananiadou, S. (2022). Natural language processing applied to mental illness detection: A narrative review. *NPJ Digital Medicine*, 5(1), 1–13.
- Zhu, X., Wang, Y., Cambria, E., Rida, I., López, J. S., Cui, L., & Wang, R. (2025). RMER-DT: Robust multimodal emotion recognition in conversational contexts based on diversified training. *Information Fusion*.
- Zou, B., Han, J., Wang, Y., Liu, R., Zhao, S., Feng, L., Lyu, X., & Ma, H. (2023). Semi-structural interview-based Chinese multimodal depression corpus towards automated preliminary screening of depressive disorders. *IEEE Transactions on Affective Computing*.
- Zupic, I., & Čater, T. (2015). Bibliometric methods in management and organization. *Organizational Research Methods*, 18(3), 429–472.