https://doi.org/10.37817/ikraith-informatika.v11i1
P-ISSN : 2580-4316
E-ISSN : 2654-8054

PREDIKSI KESEHATAN MENTAL REMAJA BERDASARKAN KEBIASAAN DIGITAL MENGGUNAKAN METODE LOGISTIC REGRESSION

[1.]Imanuel Nicolas Ompusunggu, [2.]Rikardo Hotman Siahaan, [3.]Melva Pangaribuan.
Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Institut Sains dan Teknologi TD Pardede, Medan
E-mail: [1.] immanuelnicolasops@gmail.com
[2]ricardoricardo3010@gmail.com
[3.]melpangrib@gmail.com

ABSTRAK

Kesehatan mental remaja merupakan isu penting pada era digital karena durasi penggunaan perangkat, intensitas media sosial, dan kelelahan digital dapat memengaruhi kondisi psikologis serta interaksi sosial. Penelitian ini bertujuan menganalisis pola kebiasaan digital, mengidentifikasi hubungan indikator kebiasaan digital dengan risiko kesehatan mental, dan membangun model prediksi menggunakan Logistic Regression pada remaja HKBP Bethesda Ressort Bethesda. Data dikumpulkan melalui kuesioner 18 item dari 200 responden dengan teknik total sampling. Tahapan analisis meliputi deteksi struktur data, pembersihan nilai, pengodean ordinal, perhitungan skor AntiSosial, Kecemasan, dan Individual, pembentukan label biner, standardisasi fitur, pembagian data stratified 80:20, pelatihan model dengan class_weight balanced, dan evaluasi menggunakan confusion matrix serta metrik klasifikasi. Rata-rata skor AntiSosial, Kecemasan, dan Individual masing-masing adalah 9,82, 7,05, dan 6,63. Model pada 40 data uji memperoleh akurasi 87,50%, recall kelas berisiko 100%, F1-score 0,44, dan AUC-ROC 0,95. Odds Ratio menunjukkan kontribusi terbesar berasal dari Individual sebesar 8,00, diikuti AntiSosial sebesar 5,36 dan Kecemasan sebesar 4,83. Model dapat menjadi pendekatan skrining awal, tetapi hasil harus ditafsirkan hati-hati karena hanya 11 responden berlabel berisiko.

Kata kunci: *kesehatan mental remaja; kebiasaan digital; Logistic Regression; prediksi risiko; data mining*

ABSTRACT

Adolescent mental health is an important issue in the digital era because device usage duration, social media intensity, and digital fatigue may influence psychological conditions and social interaction. This study aims to analyze digital habit patterns, identify the association between digital habit indicators and mental health risk, and develop a Logistic Regression prediction model among adolescents at HKBP Bethesda Ressort Bethesda. Data were collected using an 18-item questionnaire from 200 respondents through total sampling. The analysis included data-structure detection, value cleaning, ordinal encoding, calculation of Antisocial, Anxiety, and Individual scores, binary-label formation, feature standardization, stratified 80:20 splitting, model training with balanced class weights, and evaluation using a confusion matrix and classification metrics. The mean scores for Antisocial, Anxiety, and Individual were 9.82, 7.05, and 6.63, respectively. On 40 test observations, the model achieved 87.50% accuracy, 100% recall for the at-risk class, an F1-score of 0.44, and an AUC-ROC of 0.95. The Odds Ratio analysis indicated the strongest contribution from Individual at 8.00, followed by Antisocial at 5.36 and Anxiety at 4.83. The model may support initial screening, but its results must be interpreted cautiously because only 11 respondents were labeled at risk.

Keywords: *adolescent mental health; digital habits; Logistic Regression; risk prediction; data mining*

1. PENDAHULUAN

Percepatan penggunaan teknologi digital telah mengubah cara remaja belajar, berkomunikasi, mencari hiburan, dan membentuk identitas. Kebiasaan digital yang berlangsung lama dapat menggeser waktu tidur, aktivitas fisik, dan interaksi tatap muka. Dalam konteks kesehatan mental, paparan digital yang tidak terkendali sering dibahas bersama kecemasan, isolasi sosial, kelelahan emosional, dan penurunan kesejahteraan psikologis .

Remaja berada pada fase transisi yang rentan terhadap tekanan internal dan eksternal. Laporan Indonesia–National Adolescent Mental Health Survey menunjukkan tingginya proporsi remaja yang mengalami masalah kesehatan mental. Pada saat yang sama, peningkatan durasi layar, intensitas penggunaan media sosial, serta penggunaan gawai menjelang tidur dapat memperburuk kualitas istirahat dan interaksi sosial.

Penelitian terdahulu di Indonesia masih banyak menggunakan pendekatan deskriptif atau korelasional. Pendekatan tersebut dapat menunjukkan hubungan, tetapi belum selalu menghasilkan model yang dapat memperkirakan

P-ISSN : 2580-4316
E-ISSN : 2654-8054
https://doi.org/10.37817/ikraith-informatika.v11i1

probabilitas risiko berdasarkan beberapa indikator secara bersamaan. Penelitian ini mengisi kebutuhan tersebut dengan menerapkan Logistic Regression pada komunitas remaja HKBP Bethesda Ressort Bethesda.

Tujuannya adalah menganalisis pola tiga dimensi indikator,memprediksi label risiko, danmenginterpretasikan kontribusi prediktor melalui Odds Ratio.

2. METODOLOGI

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain analitik prediktif. Populasi terdiri atas 200 remaja berusia 12–18 tahun di HKBP Bethesda Ressort Bethesda. Seluruh populasi yang memenuhi kriteria diikutsertakan sehingga teknik pengambilan sampel yang digunakan adalah total sampling. Jumlah tersebut juga melebihi kebutuhan minimum 134 responden berdasarkan rumus Slovin dengan margin of error 5%.

Instrumen disusun dalam Google Forms dan memuat dua pertanyaan penyaring serta 18 item inti Q1–Q18. Jawaban menggunakan skala ordinal empat tingkat: tidak pernah diberi skor 0, kadang 1, sering 2, dan sangat sering 3. Item dikelompokkan menjadi tiga skor komposit, yaitu AntiSosial dari Q1, Q2, Q6, Q10, Q13, Q16, Q17; Kecemasan dari Q3, Q5, Q9, Q12, Q14, Q18; dan Individual dari Q4, Q7, Q8, Q11, Q15.

Sistem Streamlit mendeteksi baris header dan kolom Q1–Q18 secara otomatis. Nilai kosong diubah menjadi 0. Nilai teks dinormalisasi dan dipetakan ke skor ordinal. Ketiga skor komposit dikategorikan menjadi rendah, sedang, atau tinggi. Label risiko dibentuk dari jumlah dimensi yang berada pada kategori tinggi sesuai aturan implementasi penelitian. Dataset menghasilkan 189 label tidak berisiko dan 11 label berisiko.

Fitur X terdiri atas AntiSosial, Kecemasan, dan Individual, sedangkan target y adalah label risiko biner. Fitur distandardisasi menggunakan StandardScaler. Data dibagi secara stratified dengan rasio 80:20, random_state 42, sehingga diperoleh 160 data latih dan 40 data uji. Model menggunakan LogisticRegression(max_iter=1000,class_weight="balanced"). Evaluasi dilakukan dengan accuracy, precision, recall, F1-score, AUC-ROC, dan confusion matrix. Secara matematis,probabilitas risiko dihitung melalui $p(y=1|x)=1/(1+e^{-z})$,dengan $z=\beta_0+\beta_1x_1+\beta_2x_2+\beta_3x_3$. Interpretasi koefisien dilakukan melalui $OR=e^{\beta_i}$.

Tahap praproses dirancang untuk mengatasi variasi format berkas hasil ekspor Google Forms. Sistem memindai hingga sepuluh baris pertama untuk menemukan header yang memuat pola Q1. Selanjutnya, nama kolom dicocokkan dengan ekspresi reguler untuk memastikan bahwa kolom Q1 sampai Q18 terdeteksi secara tepat. Pendekatan ini mengurangi risiko kesalahan ketika berkas memiliki baris tambahan, spasi yang berbeda, atau penamaan kolom yang tidak seragam.

Pembersihan dilakukan pada tingkat sel. Nilai kosong dikonversi menjadi nol, nilai numerik digunakan secara langsung, sedangkan jawaban berbentuk teks diubah menjadi huruf kecil, dibersihkan dari spasi berlebih, lalu dicocokkan dengan kamus skala. Pengodean ordinal dipertahankan karena kategori jawaban memiliki urutan frekuensi yang bermakna. Dengan demikian, informasi bahwa "sering" lebih tinggi daripada "kadang" tetap dipertahankan dalam perhitungan skor.

Jawaban	Skor	Makna pengukuran
Tidak pernah	0	Perilaku tidak terjadi
Kadang	1	Perilaku terjadi sesekali
Sering	2	Perilaku terjadi berulang
Sangat sering	3	Perilaku terjadi dengan frekuensi tinggi

Tabel 1. Skala pengodean jawaban kuesioner

Pemetaan item ke dimensi dilakukan sebelum pembentukan label. AntiSosial dihitung dari tujuh item, Kecemasan dari enam item, dan Individual dari lima item. Pemetaan tersebut menghasilkan rentang teoretis yang berbeda sehingga standardisasi diperlukan sebelum model dilatih. StandardScaler mengubah setiap fitur menjadi nilai dengan rata-rata nol dan simpangan baku satu. Langkah ini membuat koefisien model dapat dibandingkan melalui kenaikan satu simpangan baku pada masing-masing prediktor.

Dimensi	Item kuesioner	Rentang skor
Anti Sosial	Q1, Q2, Q6, Q10, Q13, Q16, Q17	0–21
Kecemasan	Q3, Q5, Q9, Q12, Q14, Q18	0–18
Individual	Q4, Q7, Q8, Q11, Q15	0–15

Tabel 2. Pemetaan item dan rentang skor

Alur sistem kemudian dilanjutkan dengan pembagian data dan pelatihan model. Teknik stratified split digunakan agar proporsi kelas pada data latih dan data uji tetap mendekati distribusi awal. Pengaturan class_weight balanced tidak menambah data sintetis, tetapi mengubah bobot kesalahan selama optimasi. Strategi ini dipilih karena jumlah kelas berisiko sangat kecil dan kelas tersebut merupakan kelas yang paling penting untuk ditemukan dalam proses skrining.

Dalam implementasi Streamlit, hasil prediksi ditampilkan melalui dashboard yang memuat data hasil pengolahan, distribusi label, rata-rata

https://doi.org/10.37817/ikraith-informatika.v11i1
P-ISSN : 2580-4316
E-ISSN : 2654-8054

skor dimensi, confusion matrix, dan kurva ROC. Rancangan ini memungkinkan peneliti atau administrator mengunggah berkas Excel dan memperoleh ringkasan hasil tanpa melakukan perhitungan manual. Sistem tetap diposisikan sebagai alat bantu analisis, bukan sebagai sistem diagnosis.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil deskriptif menunjukkan bahwa AntiSosial dan Individual didominasi kategori sedang, sedangkan Kecemasan didominasi kategori rendah. Temuan ini menggambarkan pola indikator pada komunitas penelitian dan tidak dimaksudkan sebagai diagnosis klinis.

Dimensi	Mean	Rentang	Kategori dominan
AntiSosial	9,82	0–21	Sedang (73,0%)
Kecemasan	7,05	0–18	Rendah (51,0%)
Individual	6,63	0–15	Sedang (54,0%)

Tabel 3. Statistik deskriptif dimensi indikator

Distribusi label tidak seimbang. Kelas tidak berisiko berjumlah 189 responden atau 94,5%, sedangkan kelas berisiko hanya 11 responden atau 5,5%. Oleh sebab itu, akurasi tidak cukup untuk menggambarkan performa model. Penggunaan class_weight balanced dipilih untuk memberi bobot lebih besar kepada kelas minoritas saat pelatihan.

Confusion matrix pada data uji menghasilkan 33 true negative, 5 false positive, 2 true positive, dan 0 false negative. Model menemukan seluruh kasus berisiko pada data uji. Namun, jumlah kasus positif hanya dua sehingga nilai recall 100% perlu diuji kembali pada sampel yang lebih besar.

Metrik	Nilai	Interpretasi
Accuracy	87,50%	Kinerja pada data uji
Precision berisiko	0,29	False positive masih ada
Recall berisiko	100%	Semua kasus risiko terdeteksi
F1-score berisiko	0,44	Keseimbangan belum optimal
AUC-ROC	0,95	Pemisahan kelas baik

Tabel 4. Evaluasi model Logistic Regression

Akurasi 87,50% terutama dipengaruhi oleh dominasi kelas tidak berisiko. Precision kelas berisiko sebesar 0,29 menunjukkan bahwa sebagian prediksi positif merupakan false positive. Dalam konteks skrining, false positive masih dapat ditindaklanjuti melalui pemeriksaan manual. Recall 100% menunjukkan bahwa tidak ada kasus berisiko pada data uji yang terlewat.

Prediktor	β	OR	Interpretasi
AntiSosial	1,679	5,36	Odds naik sekitar 5,4 kali
Individual	2,080	8,00	Odds naik sekitar 8,0 kali
Kecemasan	1,574	4,83	Odds naik sekitar 4,8 kali

Tabel 5. Interpretasi Odds Ratio prediktor

Individual memberikan kontribusi relatif terbesar. Setiap kenaikan satu simpangan baku pada skor Individual meningkatkan odds masuk kategori berisiko sekitar delapan kali dengan prediktor lain tetap. AntiSosial dan Kecemasan juga berkontribusi positif. Interpretasi tersebut merupakan asosiasi prediktif dalam dataset, bukan bukti sebab-akibat dan bukan pengganti asesmen psikologis profesional.

Temuan ini memperlihatkan bahwa variabel dengan rata-rata skor tertinggi tidak selalu menjadi variabel dengan kontribusi model terbesar. AntiSosial memiliki rata-rata lebih tinggi daripada Individual, tetapi OR Individual lebih besar. Perbedaan tersebut terjadi karena rata-rata menggambarkan kecenderungan umum responden, sedangkan OR menggambarkan perubahan odds risiko setelah fitur distandardisasi dan prediktor lain dikendalikan dalam model.

Keterbatasan utama penelitian adalah ketidakseimbangan label dan ukuran kelas berisiko yang kecil. Penggunaan satu pembagian data latih dan data uji dapat menghasilkan metrik yang berubah apabila random_state atau komposisi sampel diubah. AUC-ROC yang tinggi juga harus dipahami bersama jumlah kasus positif yang sedikit. Oleh karena itu, hasil penelitian ini lebih tepat dipakai sebagai bukti awal pada komunitas yang diteliti, bukan sebagai estimasi prevalensi atau alat diagnosis untuk seluruh remaja.

3.1 KEBARUAN DAN KONTRIBUSI PENELITIAN

Kebaruan penelitian ini terletak pada penggabungan instrumen kuesioner, praproses otomatis, dan pemodelan prediktif dalam satu alur yang dapat digunakan oleh administrator nonteknis. Data mentah dari Google Forms tidak langsung dimasukkan ke model. Sistem terlebih dahulu memeriksa struktur berkas, membersihkan variasi jawaban, mempertahankan urutan skala ordinal, menghitung skor komposit, dan menyajikan hasil evaluasi melalui antarmuka Streamlit.

Kontribusi kedua adalah penggunaan tiga dimensi indikator secara bersamaan. Analisis tidak hanya melihat satu bentuk perilaku digital, tetapi memeriksa kecenderungan AntiSosial, Kecemasan, dan Individual sebagai fitur yang saling melengkapi. Kombinasi tersebut memungkinkan model memberikan estimasi risiko berdasarkan pola multidimensi. Nilai Odds Ratio kemudian membuat hasil model lebih mudah dijelaskan kepada peneliti dan pengelola komunitas.

Kontribusi ketiga adalah penekanan pada deteksi kelas minoritas. Dalam banyak kasus, model dapat terlihat baik karena sebagian besar data berada pada kelas tidak berisiko. Penelitian ini tidak hanya melaporkan akurasi, tetapi juga

P-ISSN : 2580-4316
E-ISSN : 2654-8054
https://doi.org/10.37817/ikraith-informatika.v11i1

melaporkan precision, recall, F1-score, AUC-ROC, dan confusion matrix. Penekanan pada recall kelas berisiko sesuai dengan tujuan skrining awal, yaitu meminimalkan kemungkinan kasus berisiko tidak terdeteksi.

3.2 INTERPRETASI REMAJA

Hasil model dapat membantu komunitas menyusun pendampingan yang lebih terarah. Responden dengan probabilitas risiko yang tinggi dapat diarahkan untuk mengikuti percakapan pendahuluan, kegiatan kelompok, atau konsultasi dengan pihak yang kompeten. Proses tersebut harus dilakukan secara suportif dan tidak memberi label negatif kepada responden. Prediksi berfungsi sebagai sinyal awal untuk membuka ruang komunikasi, bukan sebagai penilaian final terhadap kepribadian atau kondisi mental seseorang.

Dimensi Individual yang memiliki OR terbesar dapat menjadi dasar untuk memperkuat kegiatan yang meningkatkan keterlibatan sosial. Kegiatan tersebut dapat berupa diskusi kelompok kecil, aktivitas bersama, olahraga, pelayanan komunitas, atau pendampingan sebaya. Kegiatan perlu dirancang dengan memperhatikan kenyamanan remaja karena kecenderungan menarik diri tidak selalu disebabkan oleh kebiasaan digital. Faktor keluarga, pengalaman sosial, kepribadian, dan lingkungan juga dapat berperan.

3.3 ETIKA DAN TATA KELOLA DATA

Karena data berasal dari responden remaja, penggunaan sistem harus memperhatikan persetujuan, kerahasiaan, dan pembatasan akses. Identitas pribadi sebaiknya dipisahkan dari data analitik. Berkas Excel hasil kuesioner tidak boleh dibagikan kepada pihak yang tidak berkepentingan. Hasil prediksi juga tidak boleh dipublikasikan dalam bentuk yang memungkinkan identitas responden dikenali. Dashboard sebaiknya menampilkan ringkasan agregat dan hanya memberikan rincian kepada petugas yang memiliki kewenangan.

Penyimpanan data perlu memiliki batas waktu dan tujuan yang jelas. Setelah analisis selesai, berkas yang tidak lagi diperlukan sebaiknya dihapus atau dianonimkan sesuai aturan institusi. Setiap interpretasi perlu menjelaskan bahwa model dibangun dari data satu komunitas sehingga hasilnya tidak otomatis berlaku bagi seluruh remaja. Transparansi tersebut penting untuk mencegah penggunaan model secara berlebihan dan menjaga kepercayaan responden.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa 200 responden memiliki rata-rata skor AntiSosial 9,82, Kecemasan 7,05, dan Individual 6,63. Logistic Regression dengan class_weight balanced memperoleh akurasi 87,50%, recall kelas berisiko 100%, F1-score 0,44, dan AUC-ROC 0,95 pada 40 data uji. Berdasarkan Odds Ratio, Individual merupakan prediktor terkuat dengan OR 8,00, diikuti AntiSosial 5,36 dan Kecemasan 4,83.

Model dapat digunakan sebagai pendekatan prediktif awal untuk membantu mengidentifikasi responden yang memerlukan perhatian lebih lanjut. Model tidak menggantikan diagnosis klinis. Penelitian berikutnya perlu menambah data kelas berisiko, menerapkan stratified k-fold cross-validation, memperbaiki pemisahan variabel kebiasaan digital dan variabel respons, serta menggunakan instrumen psikologis yang tervalidasi.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Secara praktis, sistem yang dibangun dapat membantu peneliti atau administrator melakukan penyaringan awal terhadap data kuesioner dalam jumlah banyak. Proses unggah berkas, pembersihan jawaban, perhitungan skor, pembentukan label, dan evaluasi model dilakukan dalam satu alur. Hasil tersebut dapat menjadi bahan untuk menentukan responden yang perlu diarahkan kepada pendampingan lebih lanjut. Penggunaan sistem tetap harus memperhatikan kerahasiaan data dan tidak boleh menjadikan label model sebagai keputusan tunggal mengenai kondisi psikologis seseorang.

Bagi komunitas remaja, hasil penelitian dapat digunakan untuk merancang edukasi mengenai durasi penggunaan gawai, pengelolaan intensitas media sosial, kualitas tidur, dan keseimbangan interaksi daring dengan interaksi langsung. Temuan bahwa skor Individual memiliki OR terbesar menunjukkan pentingnya memperhatikan kecenderungan menarik diri dan berkurangnya keterlibatan sosial. Temuan ini tidak berarti bahwa penggunaan teknologi harus dihentikan, tetapi menunjukkan perlunya pola penggunaan yang lebih terarah dan disertai dukungan sosial.

Penelitian lanjutan disarankan menambah jumlah responden berisiko agar model memperoleh informasi yang lebih seimbang. Evaluasi sebaiknya menggunakan stratified k-fold cross-validation, bukan hanya satu kali pembagian data latih dan data uji. Instrumen juga perlu memisahkan pengukuran durasi penggunaan, frekuensi akses media sosial, dan digital burnout dari item yang mengukur respons kesehatan mental. Pemisahan tersebut penting agar hubungan prediktor dan target tidak tumpang tindih.

Selain itu, penelitian berikutnya dapat membandingkan Logistic Regression dengan

P-ISSN : 2580-4316
E-ISSN : 2654-8054

metode lain menggunakan prosedur evaluasi yang sama. Perbandingan perlu mempertahankan metrik kelas minoritas, terutama recall, precision, dan F1-score, karena akurasi saja dapat menyesatkan ketika distribusi label tidak seimbang. Validasi dengan instrumen psikologis yang telah teruji juga diperlukan agar label risiko memiliki dasar pengukuran yang lebih kuat.

Dari sisi implementasi, sistem dapat dikembangkan dengan menyimpan riwayat evaluasi model, mencatat versi dataset, dan menampilkan tanggal pembaruan model. Fitur tersebut membantu peneliti membandingkan perubahan performa ketika data baru ditambahkan. Setiap pembaruan juga perlu disertai pemeriksaan kualitas data agar perubahan nilai metrik tidak disebabkan oleh kesalahan format atau perubahan pemetaan item.

Model yang digunakan menghasilkan probabilitas risiko, sehingga pengembangan berikutnya dapat menguji kalibrasi probabilitas dan tidak hanya keputusan biner pada ambang 0,5. Ambang keputusan dapat dibahas bersama pengelola program pendampingan berdasarkan kapasitas tindak lanjut. Apabila kapasitas pendampingan terbatas, pemilihan ambang perlu mempertimbangkan keseimbangan antara kasus yang terdeteksi dan jumlah false positive.

Validasi eksternal juga diperlukan sebelum sistem diterapkan pada komunitas lain. Karakteristik remaja, budaya komunitas, pola penggunaan media sosial, dan dukungan keluarga dapat berbeda antarwilayah. Karena itu, model perlu diuji pada data baru, dibandingkan dengan hasil asesmen profesional, dan diperiksa kemungkinan bias sebelum digunakan sebagai dasar program yang lebih luas.

6. UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Institut Sains dan Teknologi TD Pardede, HKBP Bethesda Ressort Bethesda, dosen pembimbing, konsultan psikologi, dan seluruh responden yang mendukung penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Gintari, K. W., Jayanti, D. M. A. D., Laksmi, I. G. A. P. S., & Sintari, S. N. N. (2023). Kesehatan mental pada remaja: The overview of mental health in adolescents. NURSEPEDIA, 2(3), 167–183. https://doi.org/10.55887/nrpm.v2i3.49

[2] Wulandari, B. N., Andini, S., Rizqullah, R., Damayanti, I. A. A., & Wiweko, A. (2025). Pengaruh kecanduan media sosial terhadap kesehatan mental pada remaja. Jurnal Medika Hutama, 6(4), 4308–4316. https://www.jurnalmedikahutama.com/index.php/JMH/article/download/750/542

[3] Wahdi, A. E., & Kuntoro, A. A. (2022). Indonesia–National Adolescent Mental Health Survey (I-NAMHS): Laporan penelitian.

[4] Rahmawaty, F., Silalahi, R. P., Berthiana, T., & Mansyah, B. (2021). Faktor-faktor yang mempengaruhi kesehatan mental pada remaja. Jurnal Surya Medika. https://doi.org/10.33084/jsm.vxix.xxx

[5] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. (2026). Remaja lebih rentan depresi, Kemenkes dorong generasi muda lebih peduli. https://kemkes.go.id/id/remaja-lebih-rentan-depresi-kemenkes-dorong-generasi-muda-lebih-peduli

[6] Chaplin, J. P. (2011). Kamus lengkap psikologi. PT RajaGrafindo Persada.

[7] Saniatha, Hulwani, Ramadhani, Harahap, & Sunanta. (2026). Hubungan pola tidur terhadap kesehatan mental pada remaja di Indonesia.