

Klasifikasi Tingkat Depresi pada Anak dengan Menggunakan Algoritma *Neural Network*

Asriyanik¹, Muhammad Fadhlan Farisi², Fika Nuraeni³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Muhamamdiyah Sukabumi

¹*asriyanik263@ummi.ac.id, ²fadhlanfarisi123@gmail.com, ³fikanuraeni058@ummi.ac.id

Abstract

Depression in children is an increasingly concerning mental health issue worldwide, with significant impacts on their social, academic, and emotional development. Early detection and prevention of depression are crucial for reducing long-term effects and improving children's quality of life. Conventional methods such as clinical observation and interviews have limitations, particularly regarding subjectivity and resource requirements. Therefore, this study develops a predictive model based on machine learning using a neural network algorithm to classify depression levels in children more accurately and promptly. The model utilizes data from various sources, including body humidity, body temperature, and step count, to detect signs of depression automatically and objectively. This research employs the CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) methodology, encompassing business understanding, data understanding, data preprocessing, modeling, model evaluation, and deployment stages. The dataset comprises 2001 entries with three main features, classified into three depression levels: normal, low, and high. The neural network used in the modeling demonstrates excellent performance, with accuracy nearly reaching 100% and loss values decreasing to almost zero. The model is then implemented in a web-based application designed to assist end users, such as parents and teachers, in classifying children's depression levels. Although the application does not yet have an integrated database, testing shows classification results consistent with the existing dataset, confirming its potential as a tool for early detection of depression in children.

Keywords: CRIPS-DM, depression, machine learning, neural network, website

Abstrak

Depresi pada anak-anak merupakan masalah kesehatan mental yang semakin mengkhawatirkan di seluruh dunia, dengan dampak signifikan terhadap perkembangan sosial, akademis, dan emosional mereka. Deteksi dini dan pencegahan depresi menjadi krusial untuk mengurangi dampak jangka panjang dan meningkatkan kualitas hidup anak-anak. Metode konvensional seperti observasi klinis dan wawancara memiliki keterbatasan, terutama dalam hal subjektivitas dan kebutuhan sumber daya yang besar. Oleh karena itu, penelitian ini mengembangkan model prediksi berbasis *machine learning* menggunakan algoritma *neural network* untuk melakukan klasifikasi tingkat depresi pada anak-anak secara lebih akurat dan tepat waktu. Beberapa penelitian sebelumnya rata-rata menggunakan algoritma decision tree, support vector machine dan naive bayes, dimana memiliki kekurangan yaitu tidak dapat mengolah data yang kompleks dan tingkat keakurasian yang berbeda-beda. Model ini memanfaatkan data dari berbagai sumber, termasuk kelembapan tubuh, suhu tubuh, dan jumlah langkah kaki, untuk mendeteksi tanda-tanda depresi secara otomatis dan objektif. Penelitian ini menggunakan metodologi CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) yang mencakup tahapan pemahaman bisnis, pemahaman data, praproses data, pemodelan, evaluasi model, dan implementasi. *Dataset* yang digunakan terdiri dari 2001 entri dengan tiga fitur utama dan diklasifikasikan ke dalam tiga tingkat depresi: normal, rendah, dan tinggi. *Neural network* yang digunakan dalam pemodelan menunjukkan kinerja yang sangat baik, dengan akurasi hampir mencapai 100% dan nilai loss yang menurun hingga hampir nol. Model ini kemudian diimplementasikan dalam aplikasi berbasis *web* yang ditujukan untuk memudahkan pengguna akhir, seperti orang tua dan guru, dalam mengklasifikasikan tingkat depresi anak-anak. Meskipun aplikasi ini belum memiliki basis data terintegrasi, pengujian menunjukkan hasil klasifikasi yang konsisten dengan dataset yang ada, menegaskan potensinya sebagai alat bantu deteksi dini depresi pada anak-anak.

Kata kunci: CRIPS-DM, depresi, machine learning, neural network, website

©This work is licensed under a Creative Commons Attribution - ShareAlike 4.0 International License

1. Pendahuluan

Depresi pada anak-anak merupakan masalah kesehatan mental yang semakin menjadi perhatian di seluruh dunia. Menurut Organisasi Kesehatan Dunia (WHO), gangguan depresi adalah salah satu penyebab utama disabilitas dan berdampak signifikan pada perkembangan sosial, akademis, dan emosional anak-anak [1]. Seiring dengan meningkatnya depresi di kalangan anak-anak, kebutuhan untuk deteksi dini dan pencegahan yang tepat sangat dibutuhkan [2]. Pendeteksian gejala dan tingkat depresi lebih awal dapat mengurangi dampak jangka panjang depresi dan meningkatkan kualitas hidup anak-anak [3]. Deteksi tingkat depresi pada anak-anak tidak dapat dilakukan dengan mudah terutama jika ingin mendapatkan hasil yang akurat dan tepat waktu. Metode konvensional yang mengandalkan observasi klinis dan wawancara sering kali terbatas oleh subjektivitas dan memerlukan sumber daya yang cukup besar. Selain itu, anak-anak mungkin tidak mampu mengungkapkan perasaan mereka dengan jelas, sehingga mempersulit proses diagnosis. Untuk mengatasi hal tersebut salah satunya dapat dilakukan pemodelan dengan *machine learning* menggunakan algoritma *neural network* yang dapat melakukan klasifikasi depresi pada anak-anak dengan lebih akurat [4]. Model prediksi yang dapat menganalisis data dari berbagai sumber, seperti kuesioner, wawancara, dan data perilaku, untuk mendeteksi tanda-tanda depresi secara otomatis dan objektif [5] [Click or tap here to enter text..](#)

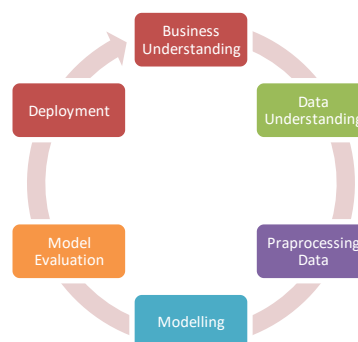
Algoritma *machine learning* yang dapat digunakan untuk klasifikasi di antaranya *decision tree*, *support vektor machine*, *naive bayes*, *random forest* dan *neural network*. Pada penelitian Widdi Djatmiko dijelaskan bahwa *Naive Bayes* kurang optimal dalam menghasilkan akurasi tinggi pada *dataset* yang kompleks walaupun memiliki kemudahan dalam implementasi dan *random forest* memerlukan lebih banyak sumber daya komputasi karena harus membuat pohon keputusan yang banyak [6]. Selain itu pada penelitian Hidayatunnisa disampaikan bahwa algoritma *Support Vector Machine* dapat menjadi kurang efisien saat diterapkan pada *dataset* dengan banyak fitur dan memiliki kecenderungan *overfitting* saat jumlah fitur meningkat [7]. Setiap algoritma memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing. *Neural network* memiliki kemampuan untuk mempelajari pola kompleks dalam data dan membuat prediksi yang akurat berdasarkan pola tersebut [8]. *Neural network* dapat digunakan untuk mengidentifikasi tanda-tanda depresi dengan menganalisis berbagai jenis data, termasuk teks, suara, dan citra [9]. Sebagai contoh, penelitian oleh Pang dkk memperkenalkan pendekatan *deep multi-task recurrent neural network* yang mengoptimalkan klasifikasi depresi bersama dengan tugas terkait lainnya. Penelitian Zhu dkk pernah melakukan penelitian

tingkat depresi dengan menggunakan algoritma *neural network* yang menghasilkan akurasi 94% [10]. Dan penelitian Sam menggabungkan Algoritma *Long Short Term Memory* (LSTM) dan *Spiking Neural Networks* untuk mengklasifikasikan tingkat depresi pada anak-anak menggunakan sinyal *Electroencephalogram* (EEG) mentah [11]. Sehingga *neural network* termasuk salah satu algoritma yang memiliki tingkat akurasi yang tinggi dalam proses klasifikasi. Maka dari itu untuk membantu deteksi dini tingkat depresi pada anak-anak dapat digunakan algoritma *neural network* yang diimplementasikan pada sistem berbasis *web* sehingga diharapkan akan mudah digunakan oleh pihak-pihak yang berkepentingan.

2. Metode Penelitian

Metode yang akan digunakan dalam sebagai acuan dalam penelitian ini adalah metode CRIPS-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) yang memiliki tujuh tahapan yaitu 1) *business understanding* (pemahaman masalah), 2) *data understanding* (pemahaman data), 3) *praprocessing data* (persiapan data), 4) *modelling* (pemodelan), 5) *model evaluation* (evaluasi model) dan 6) *deployment* (implementasi model) [12] yang tersaji pada Gambar 1.

Pada tahapan *business understanding* dilakukan pemahaman tentang masalah, tujuan yang diharapkan, penentuan indikator keberhasilan pengembangan model dan penentuan *dataset* yang diperlukan dalam pengembangan model *machine learning*. Tahap kedua yaitu *data understanding* yang bertujuan untuk mendapatkan kondisi *dataset* secara utuh [13]. Proses *data understanding* dapat dilakukan dengan proses deksripsi dan visualisasi data. Setelah *data understanding* tahap selanjutnya adalah *praprocessing data*, pada proses ini dilakukan pembersihan data ataupun transformasi data sesuai dengan kondisi data hasil *data understanding*. Tahap keempat adalah *modelling* atau pemodelan yang diawali dengan pemilihan algoritma, menyusun desain pengujian dan membuat model [14].



Gambar 1 Tahapan Penelitian Klasifikasi Tingkat Depresi dengan Metode CRIPS-DM

Tahap kelima yaitu model *evaluation* dimana dilakukan evaluasi terhadap model salah satunya adalah menilai keakurasian model dan kehilangan (*loss*) dan tahap terakhir adalah proses *deployment* yaitu proses implementasi hasil pemodelan klasifikasi tingkat depresi dalam sistem berbasis *web* untuk mempermudah penggunaan oleh pengguna akhir. Persamaan untuk menghitung akurasi digunakan persamaan (1) berikut.

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

dimana TP = *True positive*, TN = *True Negative*, FP = *False Positive* dan FN = *False Negative* [15].

3. Hasil dan Pembahasan

Hasil penelitian diuraikan sesuai dengan tahapan penelitian mulai dari *business understanding*, *data understanding*, *praprocessing data*, *modelling*, *model evaluation* dan *deployment*.

3.1 Business Understanding

Pada tahap *business understanding* ini dirancang untuk mengidentifikasi dan memahami dengan lebih baik tantangan utama yang dihadapi dalam kesehatan jiwa anak-anak dan remaja. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan solusi yang dapat memberikan akses yang lebih mudah kepada keluarga, khususnya orang tua, dalam memantau dan mengonsultasikan kesehatan jiwa anak-anak mereka. Selain itu, fokus juga diberikan pada upaya menurunkan tingkat depresi di kalangan anak-anak hingga remaja dan mencegah terjadinya depresi melalui pendekatan pencegahan yang bertujuan mencapai tingkat kesehatan jiwa yang optimal pada anak-anak

3.2 Data Understanding

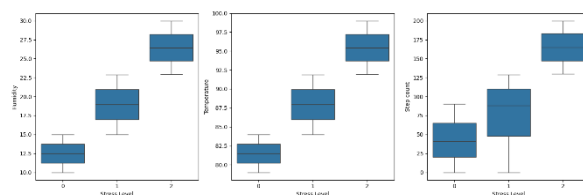
Dataset yang digunakan dalam penelitian adalah data tingkat depresi yang terdiri dari 2001 data dan memiliki tiga fitur yaitu kelembapan tubuh (*humidity*), suhu tubuh (*temperature*), jumlah langkah kaki (*step count*). Data set dikumpulkan dari kaggle dan open data. Untuk label kelas terbagi menjadi tiga yaitu tingkat depresi normal yang disimbolkan dengan angka nol (0), tingkat depresi rendah disimbolkan dengan angka satu (1) dan tingkat depresi tinggi disimbolkan dengan angka dua (2). Proses verifikasi *dataset* dilakukan melalui beberapa tahap di antaranya melalui pengecekan *missing value* dan *outlier*. Contoh *dataset* disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1 *Dataset* Tingkat Depresi

Index	Kelembapan Tubuh	Suhu Tubuh	Jumlah langkah Kaki	Tingkat Depresi
1	21,33	90,33	123	1
2	21,41	90,41	93	1
3	27,12	96,12	196	2
...
...
2000	12,46	81,46	64	0

Index	Kelembapan Tubuh	Suhu Tubuh	Jumlah langkah Kaki	Tingkat Depresi
2001	16,87	85,87	50	1

Hasil pengecekan *missing value* menyatakan tidak ada data yang hilang dan seluruh data terisi. Selain itu juga dilakukan pengecekan outlier melalui visualisasi data dengan grafik box (*box plot*) yang menunjukkan data set sudah baik dan tidak memiliki *outlier* yang disajikan pada Gambar 1, selain itu juga hasil dari pengecekan outlier menggunakan z skor menghasilkan nilai antara 0-1 yang menunjukkan bahwa tidak ada outlier pada *dataset* tersebut.



Gambar 1 Boxplot antara setiap atribut dengan level depresi

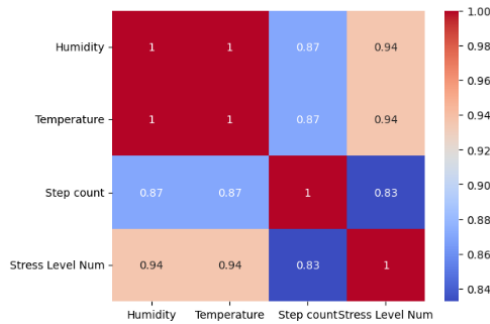
Ada tiga fitur yang menjadi penentu tingkat depresi pada *dataset* yang disajikan di Tabel 1. Kelembapan tubuh menunjukkan pengukuran tingkat kelembapan tubuh seseorang dalam waktu tertentu. Kelembapan tubuh bisa berkaitan dengan sejumlah faktor, termasuk cuaca, aktivitas fisik, dan kesehatan. Dari *dataset* yang ada kelembapan tubuh ini dapat mengidentifikasi pola atau tren dalam perubahan kelembapan seiring waktu yang bisa membantu dalam pemahaman dampak cuaca atau aktivitas fisik terhadap kelembapan tubuh.

Fitur lainnya adalah suhu tubuh, suhu tubuh berisi pengukuran suhu tubuh seseorang dalam interval waktu tertentu. Suhu tubuh merupakan indikator penting kesehatan dan dapat bervariasi sepanjang hari. Dan yang terakhir adalah hitungan langkah kaki, hitungan langkah kaki seseorang menunjukkan jumlah langkah kaki dalam interval waktu tertentu, seperti dalam satu menit. Distribusi *dataset* berdasarkan kriteria tingkat depresi disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Jumlah Data Berdasarkan Tingkat Depresi

Tingkat Depresi	Jumlah Data
0	501
1	790
2	710

Untuk dapat lebih memahami data dilakukan proses visualisasi, salah satunya adalah untuk melihat korelasi setiap fitur terutama hubungan fitur input yaitu kelembapan tubuh, suhu tubuh dan jumlah langkah kaki terhadap kelas variabel tingkat depresi. Pada Gambar 2 tersaji keterhubungan antar setiap fitur. Setiap fitur memiliki korelasi yang kuat terhadap tingkat depresi.



Gambar 2. Korelasi antara ketiga fitur dan tingkat depresi

Keterhubungan Kelembapan tubuh (*humidity*) dan suhu tubuh (*temperature*) terhadap tingkat depresi memiliki korelasi tinggi yaitu 0.94, dan langkah kaki (*step count*) memiliki nilai 0.83 yang menunjukkan keterhubungan terhadap tingkat depresi cukup tinggi.

3.3 Praprocessing Data

Praprocessing Data atau persiapan data dilakukan untuk memastikan dataset tingkat depresi yang akan dilatih telah ada pada kondisi yang baik. Proses persiapan data ini diawali dengan mengecek nilai kosong pada *dataset* yang disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3 *Dataset* Tingkat Depresi

Fitur/ Kelas	Jumlah Nilai Null
Kelembapan Tubuh (<i>Humidity</i>)	0
Suhu Tubuh (<i>Temperature</i>)	0
Jumlah Langkah Kaki (<i>Step Count</i>)	0
Tingkat Depresi (<i>Depresi Level</i>)	0

Hasil pengecekan nilai kosong menunjukkan setiap data terisi dengan baik, tidak ada data yang bernilai kosong. Dataset dibagi menjadi dua bagian yaitu data Selanjutnya dataset dibagi menjadi dua bagian yaitu data latih (*training data*) 20% dan data uji (*testing data*) 80%. Dari pembagian ini menghasilkan data latih berjumlah 1600 dan data uji 401 data.

3.4 Pemodelan (*Modelling*)

Pemodelan dilakukan dengan menggunakan algoritma *neural network* menggunakan *library* TensorFlow Keras.

Pemodelan Sekuensial

```
model = tf.keras.Sequential([
    tf.keras.Input(shape=(3)),
    tf.keras.layers.Dense(8,
        activation='relu'),
    tf.keras.layers.Dense(16,
        activation='relu'),
    tf.keras.layers.Dense(3,
        activation='softmax')
])
```

Model *neural network* dibuat secara sekuensial yang terdiri dari tiga fitur yaitu kelembapan tubuh (*humidity*), suhu tubuh (*temperature*) dan langkah kaki (*step count*). Untuk memperkenalkan non linearitas ke dalam

model digunakan fungsi aktivasi Relu (*Rectified Linear Unit*) dengan delapan neuron pada lapisan pertama dan enam belas neuron pada lapisan kedua. Lapisan *output* menggunakan tiga neuron sesuai dengan kelas tingkat depresi yang terdiri dari normal, rendah, dan tinggi dengan menggunakan aktivasi *softmax* untuk multi kelas. Hasil ringkasan model klasifikasi tingkat depresi dengan menggunakan *neural network* sekuensial tersaji pada Gambar 3.

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
dense (Dense)	(None, 8)	32
dense_1 (Dense)	(None, 16)	144
dense_2 (Dense)	(None, 3)	51

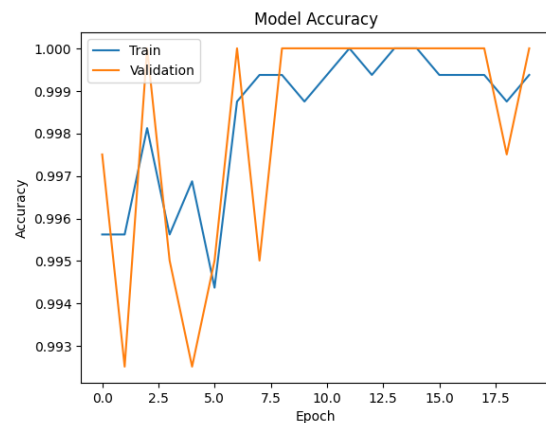
Total params: 227 (908.00 B)
Trainable params: 227 (908.00 B)
Non-trainable params: 0 (0.00 B)

Gambar 3. Korelasi antara ketiga fitur dan tingkat depresi

Gambar 2 menunjukkan ringkasan hasil pemodelan klasifikasi tingkat depresi yang memiliki tiga tingkat lapisan dense yang terdiri dari delapan, enam belas dan tiga neuron. Dan terdapat 227 parameter yang dapat dilatih.

3.5 Model Evaluation (Evaluasi Model)

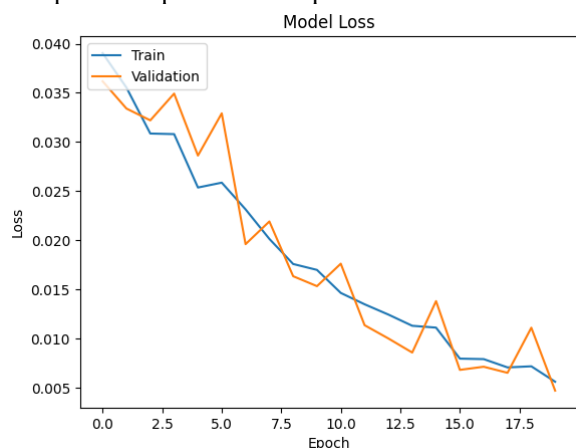
Untuk memastikan kinerja dari model klasifikasi tingkat depresi maka dilakukan evaluasi model dengan mengukur nilai *loss* dan *accuracy*. Fungsi *loss* digunakan untuk mengukur seberapa baik model memprediksi luaran (*output*) yang benar selama pelatihan. Dan fungsi *accuracy* digunakan untuk mengukur persentase prediksi yang benar yang dibuat oleh model.



Gambar 4. Grafik Evaluasi Nilai Akurasi Model Klasifikasi Tingkat Depresi

Gambar 4 dan Gambar 5 menunjukkan hasil penilaian akurasi dan *loss* pada model klasifikasi tingkat depresi. Dari hasil evaluasi akurasi pada Gambar 3 terdapat fluktuasi yang cukup signifikan pada garis oranye (*validation accuracy*), menunjukkan bahwa akurasi pada data validasi berubah-ubah cukup besar bervariasi dari nilai 0.998 menuju ke 1. Hal ini karena model

masih dalam tahap penyesuaian dan belum sepenuhnya terlatih. Setelah beberapa *epoch*, baik akurasi pelatihan maupun validasi cenderung menjadi lebih stabil, dengan akurasi mendekati atau mencapai 1.0 (atau 100%). Akurasi pada data pelatihan dan validasi sangat tinggi dan hampir tidak ada perbedaan besar antara keduanya. Ini menunjukkan bahwa model tidak mengalami *overfitting* atau *underfitting*. Pada epoch terakhir, kedua garis menunjukkan akurasi yang hampir sempurna, yang berarti model berkinerja sangat baik baik pada data pelatihan maupun data validasi.



Gambar 5. Grafik Evaluasi Nilai *Loss* Model Klasifikasi Tingkat Depresi

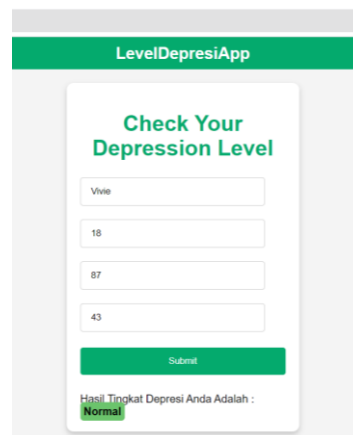
Gambar 5 menunjukkan hasil evaluasi *loss* pada model klasifikasi tingkat depresi. Baik *loss* pada data pelatihan (garis biru) maupun pada data validasi (garis oranye) menunjukkan tren penurunan yang konsisten seiring bertambahnya epoch yaitu dari 0.040 menuju ke 0.005. Ini menunjukkan bahwa model belajar dan semakin baik dalam memprediksi data. Seiring bertambahnya epoch, *loss* pada data pelatihan dan validasi semakin mendekati nilai yang sangat rendah dan stabil. Ini menunjukkan bahwa model mencapai konvergensi, di mana perbaikan lebih lanjut dalam performa menjadi semakin kecil.

Dari kedua grafik tersebut menunjukkan bahwa kinerja model sangat baik karena memiliki nilai akurasi yang sangat tinggi yaitu menuju 100% dan nilai *loss* menuju 0%.

3.6 Deployment (Implementasi)

Hasil dari pemodelan klasifikasi tingkat depresi ini diimplementasikan pada aplikasi berbasis *web* untuk mempermudah penggunaan bagi calon pengguna. Calon pengguna yang ditargetkan adalah orang tua maupun guru, sehingga dapat digunakan untuk membantu mengklasifikasikan tingkat depresi berdasarkan data masukkan yaitu berupa kelembapan, suhu dan langkah kaki. Dan luaran yang diharapkan adalah tingkat depresi yang terbagi menjadi tiga yaitu normal, rendah dan tinggi.

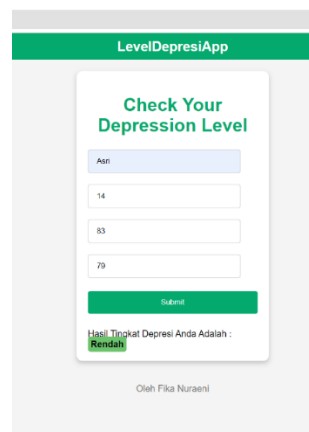
Deployment yang dilakukan masih berupa simulasi yang digunakan untuk menunjukkan hasil secara lebih visual dari model yang telah dibuat. Pada Gambar 6-8 menunjukkan hasil klasifikasi untuk tingkat normal, rendah dan sedang sesuai dengan masukkan yang ada pada dataset.



Gambar 6. Uji Coba Aplikasi Klasifikasi Tingkat Depresi Normal

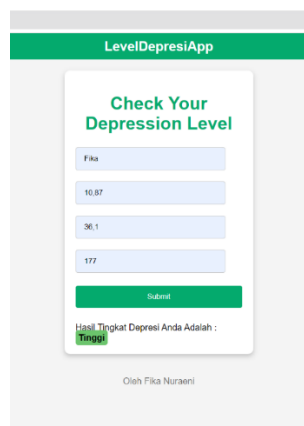
Uji coba sistem pemodelan klasifikasi tingkat depresi terdiri dari empat textbox yang digunakan untuk menampung data input, yaitu textbox pertama ditujukan untuk memasukkan data nama, textbox kedua untuk memasukkan data kelembapan tubuh, textbox ketiga untuk memasukkan data suhu tubuh dengan satuan fahrenheit dan textbox keempat digunakan untuk memasukkan data langkah kaki. Dari beberapa percobaan dilakukan input seperti pada Gambar 6 yaitu nama Vivie, kelembapan tubuh 18, suhu tubuh 87 derajat fahrenheit dan langkah kaki adalah 43, maka saat disubmit menghasilkan nilai depresi dengan tingkat normal.

Uji coba dilakukan untuk menguji kelas lainnya yaitu kelas tingkat depresi rendah dan tinggi. Pada Gambar 7 dimasukkan data *input* yaitu nama Asri, kelembapan tubuh 14, suhu tubuh 83 dan jumlah langkah kaki 79. Didapatkan hasil klasifikasi tingkat depresi rendah.



Gambar 7. Uji Coba Aplikasi Klasifikasi Tingkat Depresi Normal

Dan pada Gambar 8 dilakukan uji coba data untuk klasifikasi tingkat depresi tinggi dengan data yang dimasukkan yaitu nama Fika, kelembapan tubuh 10.87, suhu tubuh 36.1 dan langkah kaki 177, didapatkan hasil klasifikasi tingkat depresi tinggi.



Gambar 8. Uji Coba Aplikasi Klasifikasi Tingkat Depresi Tinggi

Aplikasi klasifikasi tingkat depresi yang telah dibuat belum memiliki basis data sehingga belum bisa menampilkan hasil data yang telah dilakukan uji coba. Namun diharapkan dari implementasi ini dapat digunakan untuk melakukan pengujian sementara terhadap data uji ataupun data baru untuk mempermudah klasifikasi tingkat depresi.

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan model prediksi berbasis *machine learning* menggunakan algoritma neural network untuk mengklasifikasikan tingkat depresi pada anak-anak secara otomatis dan objektif. Model ini menggunakan data dari berbagai sumber, termasuk kelembapan tubuh, suhu tubuh, dan jumlah langkah kaki, dan telah menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan akurasi hampir mencapai 100% dan nilai loss yang rendah yaitu di bawah 1%. Namun masih ada sedikit gap antara kurva *training* dan *validation* pada plot akurasi dan loss yang bisa mengindikasikan sedikit *overfitting*. Untuk menghindari hal ini dapat dilakukan penambahan data baru dan juga secara berkelanjutan memantau performa model pada data *training* dan validasi selama pelatihan.

Implementasi model dalam aplikasi berbasis *web* memungkinkan orang tua dan guru untuk dengan mudah memantau dan mengklasifikasikan tingkat depresi anak-anak, meskipun aplikasi ini belum terintegrasi dengan basis data. Sehingga ke depannya perlu dilakukan pengembangan lebih lanjut untuk mengintegrasikan aplikasi dengan basis data serta menguji model dengan lebih banyak variasi data untuk memastikan generalisasi yang lebih baik. Dengan demikian, sistem ini dapat menjadi solusi praktis dan efektif dalam mengatasi masalah kesehatan mental pada anak-anak secara lebih luas.

Ucapan Terimakasih

Kami selaku peneliti ingin mengucapkan terima kasih kepada program Studi Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Muhammadiyah Sukabumi yang telah memfasilitasi dan memberikan kesempatan kepada kami dalam melakukan penelitian ini.

Daftar Rujukan

- [1] World Health Organization, "Depression and Other Common Mental Disorders: Global Health Estimates.," 2020. .
- [2] J. R. Beames, K. Kikas, and A. Werner-Seidler, "Prevention and early intervention of depression in young people: an integrated narrative review of affective awareness and Ecological Momentary Assessment," *BMC Psychol.*, vol. 9, no. 1, pp. 1–14, 2021, doi: 10.1186/s40359-021-00614-6.
- [3] D. Duagi *et al.*, "Long-term effects of psychosocial interventions for adolescents on depression and anxiety: a systematic review and meta-analysis," *eClinicalMedicine*, vol. 68, p. 102382, 2024, doi: 10.1016/j.eclinm.2023.102382.
- [4] G. Gutierrez, C. Stephenson, J. Eadie, K. Asadpour, and N. Alavi, "Examining the role of AI technology in online mental healthcare: opportunities, challenges, and implications, a mixed-methods review," *Front. Psychiatry*, vol. 15, no. May, 2024, doi: 10.3389/fpsyt.2024.1356773.
- [5] A. E. Tate, R. C. McCabe, H. Larsson, S. Lundström, P. Lichtenstein, and R. Kuja-Halkola, "Predicting mental health problems in adolescence using machine learning techniques," *PLoS One*, vol. 15, no. 4, pp. 1–13, 2020, doi: 10.1371/journal.pone.0230389.
- [6] W. Djatmiko, Kusri, and Hanafi, "Perbandingan Naive Bayes dan Random Forest untuk Prediksi Perilaku Peserta Program Rujuk Balik," *J. Fasilkom*, vol. 13, no. 3, pp. 358–367, 2023, doi: 10.37859/jf.v13i3.6070.
- [7] Hidayatunnisa, Kusri, and Kusnawi, "Perbandingan Kinerja Metode Naive Bayes dan Support Vector Machine dalam Analisis Soal," *J. Fasilkom*, vol. 13, no. 2, pp. 173–180, 2023.
- [8] L. Y. Astutik and I. Syafii, "Penerapan Artificial Neural Network Untuk Memprediksi Error dalam Perancangan Aplikasi Monitoring Tetes Cairan Infus," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 8, no. 3, pp. 1408–1418, 2024, doi: 10.30865/mib.v8i3.7724.
- [9] W. Guo, H. Yang, Z. Liu, Y. Xu, and B. Hu, "Deep Neural Networks for Depression Recognition Based on 2D and 3D Facial Expressions Under Emotional Stimulus Tasks," *Front. Neurosci.*, vol. 15, no. April, pp. 2–19, 2021, doi: 10.3389/fnins.2021.609760.
- [10] X. Zhu, T. Gedeon, S. Caldwell, and R. Jones, "Visceral versus verbal: Can we see depression?," *Acta Polytech. Hungarica*, vol. 16, no. 9, pp. 113–133, 2019, doi: 10.12700/APH.16.9.2019.9.7.
- [11] A. Sam, R. Boostani, S. Hashempour, M. Taghavi, and S. Sanei, "Depression Identification Using EEG Signals via a Hybrid of LSTM and Spiking Neural Networks," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 31, pp. 4725–4737, 2023, doi: 10.1109/TNSRE.2023.3336467.
- [12] S. W. Fujo, S. Subramanian, and M. A. Khder, "Customer churn prediction in telecommunication industry using deep learning," *Inf. Sci. Lett.*, vol. 11, no. 1, pp. 185–198, 2022, doi: 10.18576/isl/110120.
- [13] H. J. G. Palacios, R. A. J. Toledo, G. A. H. Pantoja, and Á. A. M. Navarro, "A comparative between CRISP-DM and SEMMA through the construction of a MODIS repository for studies of land use and cover change," *Adv. Sci. Technol. Eng. Syst.*, vol. 2, no. 3, pp. 598–604, 2017, doi: 10.25046/aj020376.
- [14] A. Zia, M. Aziz, I. Popa, S. A. Khan, A. F. Hamedani, and A. R. Asif, "Artificial Intelligence-Based Medical Data Mining," 2022.
- [15] F. Nur Fajri, A. Tholib, and W. Yuliana, "Application of Machine Learning Algorithm for Determining Elective Courses in Informatics Study Program," *J. Tek. Inform. dan*

Sist. Inf., vol. 8, no. 3, pp. 485–496, 2022, doi:
10.28932/jutisi.v8i3.3990.