



Mengukur Faktor Demografi Psikologis: Memprediksi Depresi, Kecemasan, dan Stres dengan menggunakan Machine Learning

Siti Juwariyah^{1*}, Alfajri Hulvi², Nor Riduan³, Kusrini⁴

^{1,2,3}) Informatika Program Magister PJJ, Universitas Amikom Yogyakarta

⁴) Magister Teknik Informatika, Universitas Amikom Yogyakarta

Jl. Ring Road Utara, Ngringin, Condongcatur, Kec. Depok, Yogyakarta 55281 Indonesia

email: siti.juwariyah27@students.amikom.ac.id

(Naskah masuk: 26 Desember 2023; direvisi: 07 September 2024; diterima untuk diterbitkan: 27 September 2024)

ABSTRAK – Kesehatan mental merupakan aspek penting dalam kehidupan manusia. Depresi, kecemasan, dan stres adalah beberapa gangguan kesehatan mental yang paling umum terjadi. Gangguan-gangguan ini berdampak negatif pada kehidupan sehari-hari, termasuk produktivitas, hubungan sosial, dan kualitas hidup sehingga membutuhkan prediksi yang akurat untuk intervensi dini. Salah satu alat ukur psikologis yang digunakan untuk menilai tingkat depresi, kecemasan, dan stres seseorang adalah DASS-42 (Depression Anxiety Stress Scales). Selain hasil DASS-42, faktor demografis seperti usia, jenis kelamin, tingkat pendidikan, dan status sosial penting untuk dianalisis untuk memperkuat analisa. Machine learning merupakan alat yang kuat untuk menganalisis data yang kompleks seperti memprediksi faktor demografis psikologis yang terkait dengan kondisi kesehatan mental. Penelitian ini menggali potensi ML menggunakan dataset yang komprehensif, algoritma K-Nearest Neighbor dan Support Vector Machine untuk menilai performa prediksi. Temuan ini menggarisbawahi efektivitas model ML dalam memprediksi depresi, kecemasan, dan stres dengan akurasi yang cukup tinggi. Algoritma terbaik pada penelitian kali ini untuk klasifikasi depresi, kecemasan dan stress adalah SVM dengan akurasi 99% namun penggunaan teknik Exploratory Data Analysis (EDA) untuk mengolah variabel tambahan berpengaruh pada tingkat akurasi model sehingga dapat disimpulkan bahwa variabel demografis mempunyai pengaruh terhadap klasifikasi depresi, kecemasan dan stress.

Kata Kunci – depresi; faktor demografi psikologis; kecemasan; KNN; stres; SVM.

Measuring Psychological Demographic Factors : Predicting Depression, Anxiety, and Stress using Machine Learning

ABSTRACT – Mental health is an important aspect of human life. Depression, anxiety and stress are some of the most common mental health disorders. These disorders negatively impact daily life, including productivity, social relationships, and quality of life, requiring accurate prediction for early intervention. One of the psychological measurement tools used to assess a person's level of depression, anxiety, and stress is the DASS-42 (Depression Anxiety Stress Scales). In addition to the DASS-42 results, demographic factors such as age, gender, education level, and social status are important to analyze to strengthen the analysis. Machine learning is a powerful tool for analyzing complex data such as predicting psychological demographic factors associated with mental health conditions. This research explores the potential of ML using a comprehensive dataset, K-Nearest Neighbor algorithm and Support Vector Machine to assess prediction performance. The findings underscore the effectiveness of ML models in predicting depression, anxiety and stress with high accuracy. The best algorithm in this study for the classification of depression, anxiety and stress is SVM with an accuracy of 99% but the use of Exploratory Data Analysis (EDA) techniques to process additional variables affects the accuracy of the model so it can be concluded that demographic variables have an influence on the classification of depression, anxiety and stress.

Keywords – depression; psychological demographic factors; anxiety; KNN; stress; SVM.

1. PENDAHULUAN

Depresi, kecemasan, dan stres adalah masalah kesehatan mental yang umum terjadi di masyarakat [1]. Masalah ini dapat menyebabkan berbagai gangguan dalam kehidupan sehari-hari seperti kesulitan dalam tidur dan berkonsentrasi, perubahan nafsu makan sehingga menimbulkan kesulitan dalam menjalankan fungsi sosial dan pekerjaannya [2]. Menurut data dari *World Health Organization* (WHO) pada tahun 2020 sekitar 280 juta orang di dunia mengalami depresi, 264 juta orang mengalami kecemasan, dan 350 juta orang mengalami *stress*.

Faktor yang dapat meningkatkan risiko terjadinya masalah kesehatan mental antara lain faktor demografi seperti usia, jenis kelamin, dan tingkat pendidikan [3], [4]. Penelitian-penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa orang yang berusia lebih tua, berjenis kelamin perempuan, dan berpendidikan rendah memiliki risiko yang lebih tinggi untuk mengalami masalah kesehatan mental [5].

Ada sejumlah alat yang dapat digunakan untuk mengukur tingkat gangguan kejiwaan. Salah satu alat ukur yang paling umum digunakan adalah *Depression Anxiety Stress Scales* (DASS) [6]. DASS adalah skala asesmen diri sendiri yang digunakan untuk mengukur kondisi emosional negatif. Untuk setiap item penilaian terdiri atas 14 pertanyaan mengenai depresi, 14 pertanyaan mengenai kecemasan, dan 14 pertanyaan mengenai *stress* [7].

Tujuan utama pengukuran dengan DASS adalah menilai tingkat keparahan gejala inti depresi, kecemasan, dan *stress* [8]. Dengan pembagian gejala seperti ini, satu item hanya dimungkinkan mempengaruhi satu jenis gangguan saja. Namun, sangat mungkin bahwa satu gejala menunjukkan beberapa jenis gangguan dengan prioritas yang berbeda [9]. Beberapa psikolog perlu mempertimbangkan untuk memberikan prioritas yang menunjukkan jenis gangguan yang dipengaruhi oleh suatu item [10]. Konsensus para psikolog dapat digunakan sebagai referensi untuk pembobotan item DASS [8].

ML merupakan alat yang kuat untuk menganalisis data yang kompleks [11], metode ini populer untuk memprediksi masalah kesehatan mental [12]. Metode ini dapat digunakan untuk mengidentifikasi pola data yang dapat digunakan untuk memprediksi kemungkinan seseorang akan mengalami masalah kesehatan mental [13], [14], [15].

Penelitian [16] mengeksplorasi penggunaan algoritma ML untuk memprediksi depresi, kemudian membandingkan dampak depresi terhadap sosio-ekonomi dan produktivitas. Studi ini mengumpulkan data sebanyak 604 orang di Bangladesh, menggunakan kuesioner *Burns Depression Checklist* (BDC) untuk menilai tingkat

depresi [17]. Penelitian ini menggunakan berbagai pengklasifikasi seperti KNN, *Adaptive Boosting* (AdaBoost), *Gradient Boosting* (GB), *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost), *Bagging*, dan *Weighted Voting classifier*. AdaBoost dengan teknik *SelectKBest* diidentifikasi sebagai model paling akurat dengan mencapai akurasi 92,56%. Dalam penelitian terdapat keterbatasan yaitu tidak adanya penanda biologis dalam kumpulan data dan potensi perluasan untuk mengidentifikasi tingkat keparahan depresi.

Penelitian tingkat kecemasan juga dilakukan terhadap 433 Generasi Z Filipina [18] untuk menemukan hubungan yang signifikan antara kecemasan terhadap perubahan iklim dan kesehatan mental. Studi ini menggunakan Skala Kecemasan Perubahan Iklim dan Inventarisasi Kesehatan Mental (MHI-38). Hasilnya menunjukkan bahwa kecemasan yang lebih tinggi terhadap perubahan iklim memperkirakan kesehatan mental yang lebih rendah diantara responden. Terdapat kekurangan penelitian yang secara khusus berfokus hanya pada topik ini, penelitian mutakhir tentang perubahan iklim telah bergeser ke arah pemahaman aspek psikologis dan kesehatan mental, dengan fokus pada mengidentifikasi faktor yang mempengaruhi respons individu dan kolektif terhadap isu global [19].

Penelitian [20] menggunakan metode ML untuk menyelidiki pola dan prediksi dari depresi, kecemasan, dan stres dalam psikologis umum yang dilakukan di *Netherlands Study of Depression and Anxiety* (NESDA). Data dari 2.981 peserta yang mengikuti NESDA selama 9 tahun mencakup data orang dewasa berusia 18-65 tahun yang direkrut dari populasi umum, pusat perawatan primer, dan pusat perawatan sekunder. Sampel dasar terdiri dari 2.329 (78,1%) memiliki diagnosis gangguan depresi dan atau kecemasan dan tanpa diagnosis gangguan sebanyak 652 (22,9%). Hasilnya menunjukkan bahwa prediksi penting untuk depresi dan kecemasan sebagian besar bersifat bersamaan, tetapi ada juga pengecualian pada domain yang spesifik. Penelitian menyoroti pentingnya pengembangan algoritma ML yang dapat memprediksi kondisional pada jenis perawatan tertentu.

Penelitian berikutnya bertujuan untuk mengukur faktor demografi psikologis dan memprediksi depresi, kecemasan, dan stres dengan menggunakan ML. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan informasi dan sebagai alat bantu yang bermanfaat bagi para ahli kesehatan mental untuk memahami faktor yang dapat meningkatkan risiko terjadinya masalah kesehatan mental.

2. METODE DAN BAHAN

Jenis, Sifat, dan Pendekatan Penelitian

Jenis penelitian yang digunakan adalah

eksperimental, yaitu melakukan sebuah percobaan untuk membuktikan suatu konsep. Eksperimen yang dilakukan menggunakan beberapa algoritma dan skenario untuk mencari akurasi terbaik. Dari segi sifatnya penelitian yang dilakukan adalah deskriptif yaitu membuat gambaran dari percobaan yang dilakukan secara sistematis. Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif karena hasil penelitian bersifat objektif dengan skala numerik.

Metode Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini memanfaatkan data publik yang dapat diakses semua orang. Penyedia data publik yang digunakan adalah website www.kaggle.com. Kaggle menjadi tempat bagi para peneliti atau siapapun yang ingin berkontribusi dalam menyediakan data demi kemajuan penelitian di dunia.

Metode Analisis Data

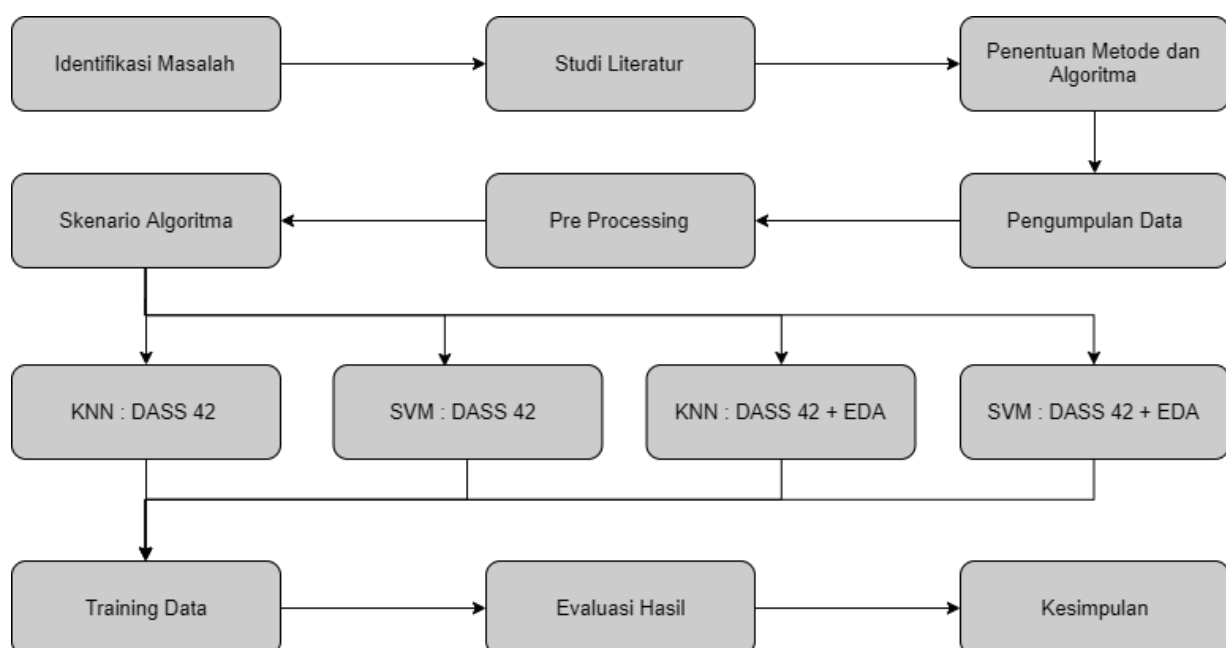
Analisis yang digunakan berupa analisis kuantitatif dengan mengolah data yang telah dikumpulkan menggunakan metode KNN dan SVM. Data yang telah dikumpulkan akan dilakukan preprocessing. Setelah dataset siap maka dilakukan skenario training untuk membangun model menggunakan 2 skenario, data dari kuisioner DASS-42 dan data dari kuisioner DASS-42 ditambah dengan data variabel demografis yang diproses menggunakan teknik EDA. Setelah tahap pembuatan model maka langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian model yang telah dibangun, dimana tahap ini kita akan menguji model yang telah dibuat mana yang menghasilkan akurasi tertinggi. Penjelasan lebih detail akan dipaparkan pada alur

penelitian.

Alur Penelitian

Kerangka alur penelitian yang akan dilaksanakan ditunjukkan pada Gambar 1. Tahapan-tahapan penelitian ini dapat dijabarkan lebih lanjut sebagai berikut:

- Identifikasi Masalah**
Proses ini merupakan tahapan dimana penulis mencari tahu permasalahan yang ada dari informasi berupa artikel terkait atau berita publik dengan sumber terpercaya
- Studi Literatur**
Pada proses ini penulis mencari tahu informasi dengan membaca berbagai jurnal penelitian dan buku yang dianggap relevan. Proses ini juga sebagai bahan rujukan penelitian untuk memilih metode yang sesuai dengan permasalahan.
- Penentuan Algoritma dan Metode**
Pada proses ini penulis menentukan algoritma dan metode yang paling cocok digunakan untuk menyelesaikan permasalahan yang ada. Algoritma yang digunakan pada penelitian ini ialah KNN dan SVM.
 - KNN adalah algoritma pembelajaran mesin dasar yang didasarkan pada teknik Supervised Learning. Dalam metode K-NN, kasus yang ada dan kasus baru akan serupa dan tidak dibedakan. KNN adalah algoritma non-parametrik yang tidak membuat asumsi apa pun tentang data yang terdistribusi. Dan juga bekerja dengan beberapa label [3], [4].
 - Algoritma SVM banyak digunakan pada pencitraan medis, bioinformatika, dan manajemen data pencitraan, sebagai



Gambar 1. Kerangka Alur Penelitian

klasifikasi. Kekuatan pengkategorian dan akurasi penyajian yang luar biasa dari pengklasifikasi ini baru-baru ini digunakan dalam banyak situasi karena kapasitasnya untuk membagi informasi secara merata ke dalam beberapa label yang berbeda, dengan rentang maksimum di antaranya [19].

d. Pengumpulan Data

Tahap berikutnya adalah mengumpulkan dataset yang diperlukan dan relevan dengan algoritma dan metode yang akan digunakan. Data pada penelitian ini merupakan data sekunder yang mana sumber didapat dari pihak ketiga atau tidak secara langsung melainkan open data yang dapat diakses oleh umum.

e. Preprocessing

Pada tahap ini dilakukan *preprocessing* data kuisiener DASS-42 guna untuk menjadikan data bersih. Data yang sudah bersih dilakukan pembagian dataset ke dalam bentuk data training dan data testing yang datanya diimplementasikan ke algoritma klasifikasi

f. Skenarion Algoritma

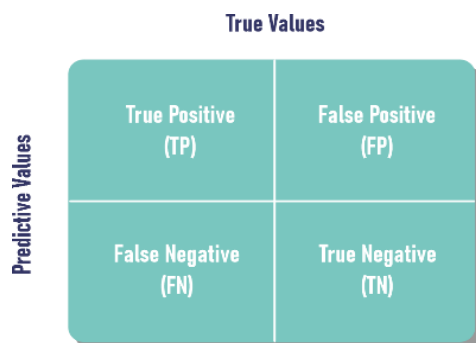
Karena jenis penelitian bersifat eksperimental maka alur penelitian ini terdapat langkah skenario. Pada tahap skenario algoritma ini penulis ingin mencari akurasi tertinggi. Maka untuk mencari hasil tersebut dilakukanlah 4 skenario yang berbeda menggunakan metode KNN dan SVM.

g. Training Data

Setelah melakukan skenario yang ada maka mulai dilakukan percobaan menggunakan dataset yang telah disiapkan sebelumnya. Training data bertujuan untuk melatih keempat skenario yang ada agar saat tahap evaluasi dapat menghasilkan nilai akurasi yang tinggi.

h. Evaluasi Hasil

Pada tahap ini model yang telah melalui tahap sebelumnya akan dilakukan pengujian model evaluasi. Dalam tahapan evaluasi akan mendapatkan nilai *confusion matrix* (Gambar 2) dari setiap skenario untuk menentukan nilai akurasi, *presisi* dan *recall*.



Gambar 2. Confusion Matrix Layout

Parameter kinerja dapat dihitung dengan menggunakan rumus berikut ini:

$$akurasi = [(TP + TN) / (TP + FP + TN + FN)] * 100\% \quad (1)$$

$$presisi = [TP / (TP + FP)] * 100\% \quad (2)$$

$$recall = [TP / (TP + FN)] * 100\% \quad (3)$$

$$F1 \text{ score} = [(2 * recall * precision) / (recall + precision)] * 100\% \quad (4)$$

i. Kesimpulan

Setelah mendapatkan hasil penelitian berupa data obyektif yang dihasilkan oleh 4 skenario percobaan, tahap selanjutnya adalah membuat kesimpulan dengan menyajikan hasil dari percobaan yang telah dilakukan dengan beberapa fakta terkait skenario terhadap tingkat akurasi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan Data

Dataset pada penelitian ini berjumlah 39775 data dari website *Kaggle* dengan tautan <https://www.kaggle.com/code/feyamujo/depression-stress-and-anxiety-prediction/notebook>.

Variabel demografis diukur dengan menggunakan pertanyaan. Tabel 2 menampilkan variabel demografis yang digunakan.

Tabel 2. Daftar variabel demografis	
No.	Variabel demografis
1.	<i>education</i> (pendidikan)
2.	<i>urban</i> (jenis tempat tinggal)
3.	<i>gender</i> (jenis kelamin)
4.	<i>engnat</i> (kewarganegaraan inggris)
5.	<i>age</i> (umur)
6.	<i>screen size</i> (ukuran layar)
7.	<i>unique network location</i> (lokasi jaringan)
8.	<i>hand</i> (tangan yang sering digunakan)
9.	<i>religion</i> (agama)
10.	<i>orientation</i> (ketertarikan)
11.	<i>race</i> (ras)
12.	<i>voted</i> (pilihan)
13.	<i>married</i> (status pernikahan)
14.	<i>family size</i> (jumlah keluarga)
15.	<i>major</i> (jurusan)

Variabel psikologis diukur dengan menggunakan kuesiener DASS-42. Kuesiener DASS-42 terdiri dari 42 pertanyaan yang mengukur gejala depresi, kecemasan, dan stres. Pertanyaan-pertanyaan tersebut menggunakan skala likert dari 0 (tidak pernah) hingga 5 (hampir selalu). Tabel 3 merupakan daftar pertanyaan kuisiener DASS-42.

Tabel 3. Daftar pertanyaan DASS-42

No.	Pertanyaan
1.	Menjadi marah karena hal-hal kecil/sepele
2.	Mulut terasa kering
3.	Tidak dapat melihat hal yang positif dari suatu kejadian
4.	Merasakan gangguan dalam bernapas (napas cepat, sulit bernapas)
5.	Merasa seperti tidak kuat lagi untuk melakukan suatu kegiatan
6.	Cenderung bereaksi berlebihan pada situasi
7.	Kelemahan pada anggota tubuh
8.	Kesulitan untuk relaksasi/bersantai
9.	Cemas yang berlebihan dalam suatu situasi namun bisa lega jika hal/situasi itu berakhir
10.	Pesimis
11.	Mudah merasa kesal
12.	Merasa banyak menghabiskan energi karena cemas
13.	Merasa sedih dan depresi
14.	Tidak sabaran
15.	Kelelahan
16.	Kehilangan minat pada banyak hal
17.	Merasa diri tidak layak
18.	Mudah tersinggung
19.	Berkeringat tanpa stimulasi oleh cuaca maupun latihan fisik
20.	Ketakutan tanpa alasan yang jelas
21.	Merasa hidup tidak berharga
22.	Sulit untuk beristirahat
23.	Kesulitan dalam menelan
24.	Tidak dapat menikmati hal-hal yang saya lakukan
25.	Perubahan kegiatan jantung dan denyut nadi tanpa stimulasi oleh latihan fisik
26.	Merasa hilang harapan dan putus asa
27.	Mudah marah
28.	Mudah panik
29.	Kesulitan untuk tenang setelah sesuatu yang mengganggu
30.	Takut diri terhambat oleh tugas-tugas yang tidak biasa dilakukan
31.	Sulit untuk antusias pada banyak hal
32.	Sulit mentoleransi gangguan-gangguan terhadap hal yang sedang dilakukan
33.	Berada pada keadaan tegang
34.	Merasa tidak berharga
35.	Tidak dapat memaklumi hal apapun yang menghalangi anda untuk menyelesaikan hal yang sedang Anda lakukan
36.	Ketakutan
37.	Tidak ada harapan untuk masa depan
38.	Merasa hidup tidak berarti
39.	Mudah gelisah
40.	Khawatir dengan situasi saat diri (menjadi panik dan memperlakukan diri sendiri)
41.	Gemetar
42.	Sulit untuk meningkatkan inisiatif dalam melakukan sesuatu

Preprocessing

Langkah pertama yang dilakukan adalah menghilangkan data yang kosong dan data yang mengandung *outlier*. Tahap selanjutnya adalah

pembagian data untuk digunakan pada model klasifikasi. Pembagian data disini adalah melakukan pembagian data menjadi data training dan data testing. Pembagian rasio data training sebesar 80% atau sebanyak 31820 dataset, kemudian rasio data testing sebesar 20% atau sebanyak 7955 dataset.

Persiapan skenario algoritma

Penelitian ini menggunakan metode KNN dan SVM dalam melakukan klasifikasi depresi, kecemasan, dan stres. Pembuatan skenario dilakukan sesuai dengan jenis penelitian dengan beberapa skenario yang berbeda.

a. KNN : DASS 42

Pada skenario ini, penulis menggunakan algoritma KNN untuk menguji hasil kuisioner DASS-42 yang terdiri atas variabel psikologis.

b. SVM : DASS 42

Pada skenario ini, penulis menggunakan algoritma SVM untuk menguji hasil kuisioner DASS-42 yang terdiri atas variabel psikologis.

c. KNN : DASS42 + EDA

Pada skenario ini, penulis menggunakan algoritma KNN untuk menguji hasil kuisioner DASS-42 yang terdiri atas variabel psikologis serta variabel demografis yang sebelumnya diproses menggunakan EDA.

d. SVM : DASS42 + EDA

Pada skenario ini, penulis menggunakan algoritma SVM untuk menguji hasil kuisioner DASS-42 yang terdiri atas variabel psikologis serta variabel demografis yang sebelumnya diproses menggunakan EDA.

Analisis Hasil Penelitian

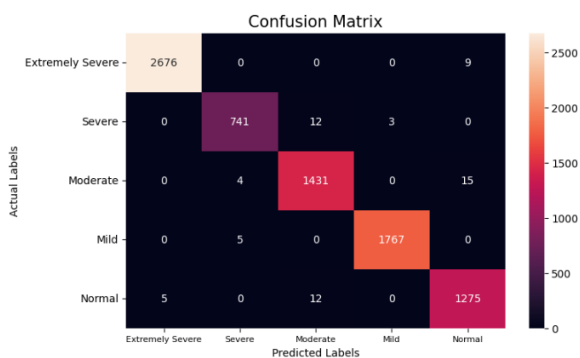
Proses klasifikasi depresi, kecemasan, dan stres dilakukan dengan menggunakan skenario-skenario percobaan yang telah ditentukan pada penjelasan sebelumnya. Hasil dari percobaan yang telah dilakukan akan dianalisis dan dijelaskan lebih rinci.

Tabel 4. Daftar hasil pengujian

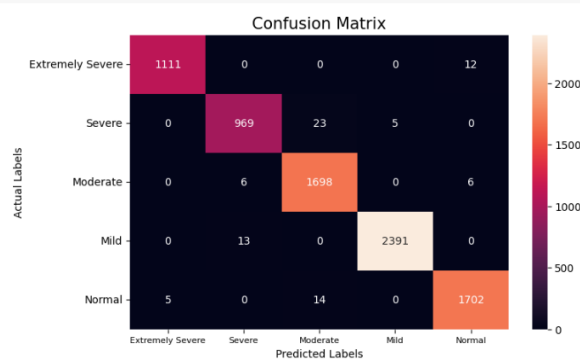
		DASS42			DASS42 + demografis		
		Depresi	Kecemasan	Stress	Depresi	Kecemasan	Stress
KNN	Accuracy	94%	84%	93%	89%	85%	89%
	Precision	93%	82%	91%	88%	84%	89%
	Recall	91%	78%	92%	87%	83%	88%
	F1-score	92%	79%	92%	87%	83%	88%
SVM	Accuracy	99%	99%	99%	96%	95%	95%
	Precision	99%	99%	99%	96%	96%	95%
	Recall	99%	98%	99%	95%	95%	94%
	F1-score	99%	99%	99%	96%	95%	95%

Tabel 4 merupakan detail nilai yang didapatkan pada hasil percobaan pada masing-masing model KNN dan SVM dengan olah skenario berbeda yang telah dilakukan. Dapat dilihat bahwa algoritma terbaik pada penelitian untuk klasifikasi depresi, kecemasan dan stress adalah SVM dengan akurasi 99%, namun ternyata penambahan variabel dan penggunaan EDA untuk mengolah variabel tambahan berpengaruh pada tingkat akurasi model sehingga dapat disimpulkan bahwa variabel demografis mempunyai pengaruh terhadap klasifikasi depresi, kecemasan dan stress.

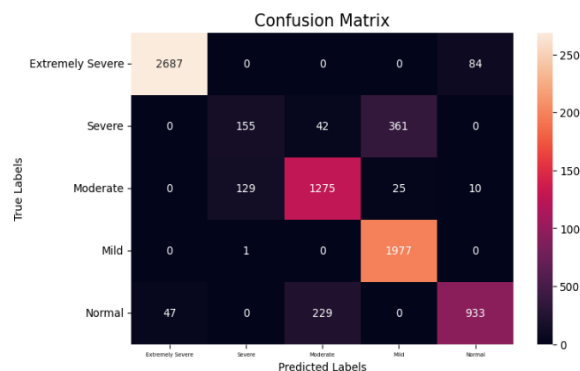
Confusion matrix dari hasil dan pengujian skenario pemodelan SVM DASS42 untuk masing masing klasifikasi depresi, *stress* dan kecemasan ditunjukkan pada Gambar 3, Gambar 4, dan Gambar 5.



Gambar 3. Confusion Matrix Depresi SVM : DASS42

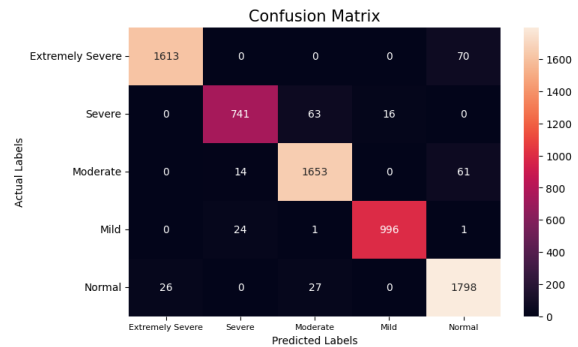


Gambar 4. Confusion Matrix Stress SVM : DASS42

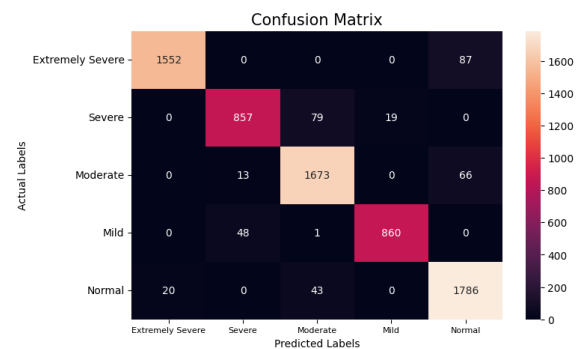


Gambar 5. Confusion Matrix Kecemasan SVM : DASS42

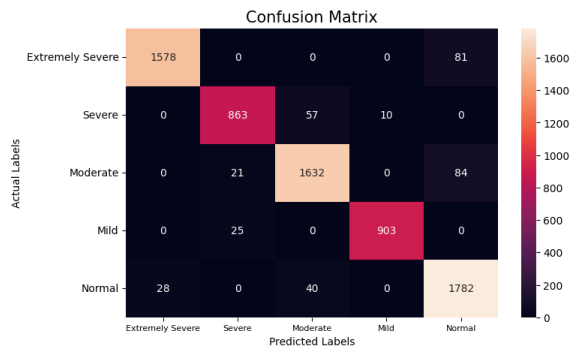
Adapun *Confusion matrix* dari hasil dan pengujian skenario pemodelan SVM : DASS42 + EDA untuk masing masing klasifikasi depresi, *stress* dan kecemasan ditunjukkan pada Gambar 6, Gambar 7, dan Gambar 8.



Gambar 6. Confusion Matrix Depresi SVM : DASS42 + EDA



Gambar 7. Confusion Matrix Stress SVM : DASS42 + EDA



Gambar 8. Confusion Matrix Anxiety SVM : DASS42 + EDA

4. KESIMPULAN

Setelah dilakukan percobaan pada masing-masing skenario didapatkan hasil algoritma KNN untuk data DASS-42 mendapatkan nilai akurasi 94% untuk klasifikasi depresi, 84% untuk klasifikasi kecemasan, dan 93% untuk klasifikasi stres. Algoritma SVM untuk data DASS-42 mendapatkan nilai akurasi 99% untuk klasifikasi depresi, 99% untuk klasifikasi kecemasan, dan 99% untuk klasifikasi stress. Algoritma KNN dan proses EDA untuk data DASS-42 + 7 variabel mendapatkan nilai akurasi 89% untuk klasifikasi depresi, 85% untuk klasifikasi kecemasan, dan 89% untuk klasifikasi stress. Algoritma SVM dan proses EDA untuk data DASS-42 + 7 variabel mendapatkan nilai akurasi 96%

untuk klasifikasi depresi, 95% untuk klasifikasi kecemasan, dan 95% untuk klasifikasi stress, sehingga dapat disimpulkan bahwa algoritma terbaik pada penelitian kali ini adalah SVM dengan akurasi 99%.

Penggunaan EDA untuk mengolah variabel tambahan berpengaruh pada tingkat akurasi model sehingga dapat disimpulkan bahwa variable demografis mempunyai pengaruh terhadap klasifikasi depresi, kecemasan dan stress. Penelitian ini membuktikan keefektifan ML dalam memprediksi depresi, anxiety, dan stres melalui faktor demografi psikologis. Penelitian ini memiliki potensi untuk meningkatkan perawatan kesehatan mental dengan memungkinkan identifikasi dini, penilaian risiko, dan intervensi yang ditargetkan, sehingga berkontribusi pada hasil yang lebih baik bagi individu dan peningkatan kualitas hidup.

Beberapa saran yang dapat dijadikan pedoman untuk melakukan pengembangan penelitian selanjutnya yaitu jumlah variabel tambahan sebaiknya diperkaya dan diperbanyak lagi agar hasilnya optimal, mencoba menggunakan algoritma machine learning dan skenario lain dan menghitung seberapa berpengaruh masing masing variable demografis terhadap hasil pengisian DASS-42.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. P. Dovat, "Depression and Anxiety identified to be the Most Commonly Reported Mental Health problems by General Practitioners," in *Psychological Disorders and Research*, vol. 1, no. 1, Mar. 2018, doi: 10.31487/j.pdr.2018.10.004.
- [2] Nadia Mardiana Hudan, Khisma Ekiyanti, Rozana Alfi Sania, Alpha Fardah Athiyyah, Dewi Ratna Sari, and Maftuchah Rochmanti, "Depression, anxiety, and stress among general population due to covid-19 pandemic in several countries: A review article," in *World Journal of Advanced Research and Reviews*, vol. 13, no. 1, pp. 391–397, Jan. 2022, doi: 10.30574/wjarr.2022.13.1.0037.
- [3] A. P. de Melo Simplício et al., "Unhealthy Dietary Pattern Associated with Common Mental Disorders in Adults and Older Adults: A Population-based Study," in *Nutr Food Sci*, vol. 20, no. 9, pp. 1155–1164, May 2023, doi: 10.2174/1573401319666230503155748.
- [4] E. Motrico, J. A. Salinas-Perez, M. L. Rodero-Cosano, and S. Conejo-Cerón, "Editors' comments on the special issue 'social determinants of mental health,'" Apr. 02, 2021, in MDPI AG. doi: 10.3390/ijerph18083957.
- [5] N. Nursalam, E. D. Hapsari, S. Setiawan, N. L. P. I. B. Agustini, D. Priyantini, and K. L. Abdullah, "Analysis of factors affecting fear and mental health awareness of coronavirus disease infection," in *Jurnal Ners*, vol. 18, no. 3, pp. 220–227, Sep. 2023, doi: 10.20473/jn.v18i3.48168.
- [6] M. Makara-Studzinska, E. Tyburski, M. Załuski, K. Adamczyk, J. Mesterhazy, and A. Mesterhazy, "Confirmatory Factor Analysis of Three Versions of the Depression Anxiety Stress Scale (DASS-42, DASS-21, and DASS-12) in Polish Adults," in *Front Psychiatry*, vol. 12, Jan. 2022, doi: 10.3389/fpsy.2021.770532.
- [7] A. Fitro, "Application for Calculating Psychological Pressure in the DASS (Depression, Anxiety, and Stress Scale) Scale Using the Certainty Factor Method," in *International Journal of Current Science Research and Review*, vol. 03, no. 11, Nov. 2020, doi: 10.47191/ijcsrr/V3-i11-08.
- [8] S. Kusumadewi and H. Wahyuningsih, "Model Sistem Pendukung Keputusan Kelompok Untuk Penilaian Gangguan Depresi, Kecemasan dan Stress Berdasarkan DASS-42," in *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol 7 no 2, April 2020.
- [9] P. Arjanto, "Uji Reliabilitas dan Validitas Depression Anxiety Stress Scales 21 (DASS-21) pada Mahasiswa," in *Jurnal Psikologi Perseptual*, vol. 7 No. Juli 2022, 2022.
- [10] A. K. B. Goodwin and J. Knox, "Confirmatory factor analysis of the DASS-10 with Black adolescents," in *J Affect Disord Rep*, vol. 16, Apr. 2024, doi: 10.1016/j.jadr.2024.100735.
- [11] U. Madububambachu, A. Ukpebor, and U. Ihezue, "Machine Learning Techniques to Predict Mental Health Diagnoses: A Systematic Literature Review," in *Clinical Practice & Epidemiology in Mental Health*, vol. 20, no. 1, Jul. 2024, doi: 10.2174/0117450179315688240607052117.
- [12] L. Bendebane, Z. Laboudi, A. Saighi, H. Al-Tarawneh, A. Ouannas, and G. Grassi, "A Multi-Class Deep Learning Approach for Early Detection of Depressive and Anxiety Disorders Using Twitter Data," in *Algorithms*, vol. 16, no. 12, Dec. 2023, doi: 10.3390/a16120543.
- [13] M. S. Zulfiker, N. Kabir, A. A. Biswas, T. Nazneen, and M. S. Uddin, "An in-depth analysis of machine learning approaches to predict depression," in *Behavioral Sciences*, vol. 2, Nov. 2021, doi: 10.1016/j.crbeha.2021.100044.
- [14] E. G. Pintelas, T. Kotsilieris, I. E. Livieris, and P. Pintelas, "A review of machine learning prediction methods for anxiety disorders," in *ACM International Conference Proceeding Series, Association for Computing Machinery*, Jun. 2018, pp. 8–15. doi: 10.1145/3218585.3218587.
- [15] K. Vaishnavi, U. N. Kamath, B. A. Rao, and N. V. S. Reddy, "Predicting Mental Health Illness using Machine Learning Algorithms," in *Journal*

- of Physics: Conference Series, IOP Publishing Ltd, Jan. 2022. doi: 10.1088/1742-6596/2161/1/012021.
- [16] N. N. Moon, A. Mariam, S. Sharmin, M. M. Islam, F. N. Nur, and N. Debnath, "Machine learning approach to predict the depression in job sectors in Bangladesh," in *Behavioral Sciences*, vol. 2, Nov. 2021, doi: 10.1016/j.crbeha.2021.100058.
- [17] J. Morgan, "Depression Measurement Instruments: An Overview of the Top Depression Rating Scales". 2016. doi: 10.20944/preprints201612.0083.v1.
- [18] M. S. Eric Reyes, B. B. Patricia Carmen, M. P. Emmanuel Luminarias, S. B. Anne Nichole Mangulabnan, and C. A. Ogunbode, "An investigation into the relationship between climate change anxiety and mental health among Gen Z Filipinos," in *Current Psychology* 2023 doi: 10.1007/s12144-021-02099-3/Published.
- [19] S. Mutalib, N. Safika Mohd Shafiee, S. Abdul-Rahman, S. Alam, and S. Darul Ehsan, "Mental Health Prediction Models Using Machine Learning in Higher Education Institution," in *Turkish Journal of Computer and Mathematic Education*, 2021.
- [20] K. J. Wardenaar et al., "Common and specific determinants of 9-year depression and anxiety course-trajectories: A machine-learning investigation in the Netherlands Study of Depression and Anxiety (NESDA).," in *J Affect Disord*, vol. 293, pp. 295-304, Oct. 2021, doi: 10.1016/j.jad.2021.06.029.
- [21] J. Ghorpade-Aher, A. Memon, S. Chugh, A. Chebolu, P. Chaudhari, and J. Chavan, "DASS-21 Based Psychometric Prediction Using Advanced Machine Learning Techniques," in *Journal of Advances in Information Technology*, vol. 14, no. 3, pp. 571-580, 2023, doi: 10.12720/jait.14.3.571-580.