

Scoring Soal Psikologi berdasarkan pola jawaban dengan menggunakan metode *Support Vector Machine*

^{1*}Wahyu Cahyo Utomo, ²Muh. Aris Saputra, ³M. Bahrul Subkhi, ⁴Ari Wahyono

^{1,2,3}Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri,

³Informatika, Universitas PGRI Jombang,

⁴Information Technology, Universiti Muhammadiyah Malaysia

E-mail: ^{*1}wahyu.utomo@unpkdr.ac.id, ²aris.saputra@unpkdr.ac.id, ³bahruls27@gmail.com,
⁴p5250064@student.umam.edu.my

Penulis Korespondens : Wahyu Cahyo Utomo

Abstrak— Psikologi atau kondisi kepribadian adalah faktor utama penilaian dalam diri manusia. Permasalahan utamanya adalah manusia secara alami akan menyembunyikan sifatnya. Sehingga terlihat sempurna dalam pengamatan orang lain. Selain itu, apabila manusia melakukan uji psikologi cenderung menjawab dengan jawaban yang sempurna. Dalam artian manipulatif supaya terlihat sempurna. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini akan menggunakan metode penelitian berbasis *Machine Learning* untuk menangkap pola tersembunyi pada jawaban soal psikologi. Metode yang diujikan adalah *KNN*, *Adaboost*, *Random Forest*, *SVM*, *Naive Bayes* dan *Decision Tree*. Beberapa metode tersebut telah diujikan dan didapatkan metode terbaik adalah *SVM* dengan evaluasi *precision* 86,4% dan *recall* 88,1%. Berdasarkan hasil penelitian, metode *machine learning* dapat menyimpulkan pola tersembunyi dengan baik. Sehingga pendekatan ini dapat digunakan untuk melakukan analisis lebih dalam pada kasus kondisi kepribadian atau psikologi.
Kata Kunci— Psikologi, kepribadian, SVM, Machine learning, Analisis pola.

Abstract— Psychological factors or personality traits are the main aspects considered in human assessment. The primary issue is that individuals naturally tend to conceal their true nature, making themselves appear perfect in the eyes of others. Moreover, when taking psychological tests, people often provide ideal answers—manipulative responses intended to create a perfect impression. Based on this phenomenon, this study employs a machine learning-based approach to uncover hidden patterns in psychological test responses. The methods tested include K-Nearest Neighbors (KNN), AdaBoost, Random Forest, Support Vector Machine (SVM), Naive Bayes, and Decision Tree. Among these, SVM was found to be the most effective method, achieving a precision of 86.4% and a recall of 88.1%. These results suggest that machine learning methods are capable of accurately identifying hidden patterns, making them a promising approach for deeper analysis in cases related to personality or psychological conditions.

Keywords— Psychology, Personality, SVM, Machine Learning, Pattern Analysis.

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Dalam ranah psikologi, aspek kepribadian adalah hal yang fundamental. Karena akan mempengaruhi pola tindakan, pemikiran serta respon pada situasi tertentu. Namun, banyak

individu yang cenderung manipulatif untuk menyembunyikan kepribadiannya. Terutama dalam hal tes pengukuran psikologis. Kasus seperti ini cenderung akan merusak validitas hasil pengukuran. Jawaban yang diberikan oleh subjek cenderung mengikuti norma sosial bukan berdasarkan karakteristik individu subjek [1][2]. Dalam soal psikologi jawaban akan dinilai dengan sistem skoring. Dimana setiap soal akan diberikan nilai *range* 1 sampai dengan 5. Pola penilaian seperti memungkinkan subjek akan lebih manipulatif karena setiap butir jawaban tidak diperhitungkan pola jawaban. Atau bisa dikatakan tidak memperhitungkan korelasi setiap soal yang diberikan kepada subjek.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Ferrando & Lorenzo-Seva [3], soal psikologi yang tampak jelas untuk mengukur kepribadian akan memicu respon yang dapat dimanipulasi untuk membuat kepribadian subjek terlihat lebih sempurna. Sedangkan soal yang menggunakan pendekatan butir kurang jelas terhadap tes psikologi akan mampu mengungkapkan sifat kepribadian yang lebih akurat dan lebih baik. Sehingga bisa disimpulkan bahwa soal psikologi sendiri memiliki dua jenis. Yaitu soal manipulatif dan soal non-manipulatif. Soal manipulatif adalah soal yang cenderung dirancang untuk menyembunyikan maksud butir pengukuran psikologi. Sedangkan non-manipulatif mengukur butir-butir psikologi secara terang-terangan tanpa ada penyamaran.

Upaya untuk menanggulangi jawaban manipulatif telah banyak digunakan seperti pada penelitian [3]. Namun ada pendekatan yang cukup menarik untuk dikembangkan lebih jauh. Yaitu pendekatan *machine learning*. Metode ini akan mempelajari pola jawaban dan menentukan kelas sesuai dengan kepribadian seseorang. Sehingga penilaian atau skoring tidak berdasarkan metode lama seperti *range*. Tetapi menggunakan kelas yang telah dilatih sebelumnya. Penelitian ini pernah dilakukan oleh Merylin dkk [4] pada tahun 2021. Pada penelitian tersebut menggunakan metode *machine learning* untuk mengetahui apakah jawaban seseorang jujur atau manipulatif. Metode yang dibandingkan adalah *Logistic regression*, *SVM*, *Naive bayes*, *Random Forest* dan *Tree*. Sedangkan hasil evaluasi rata-rata menggunakan *Precision*, *recall* dan *F-score* sebesar 85-86%.

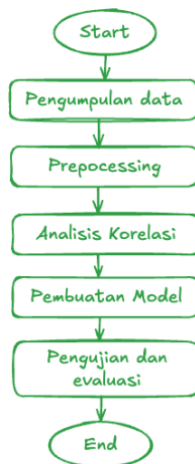
Metode terbaik pada penelitian sebelumnya [4] adalah *tree based*. Dalam penelitian ini diperlukan pengujian lebih lanjut untuk mendapatkan metode atau model terbaik yang cocok pada data yang tersedia. Pada penelitian [5] memiliki metode yang berbeda dengan penelitian [4]. Yaitu pada penggunaan metode *XGBoost*. Selain itu pada penelitian tersebut menyimpulkan bahwa nilai evaluasi model *machine learning* dapat berbeda tergantung dengan data yang digunakan. Selain penelitian [4] dan [5] terdapat penelitian lain yang menggunakan metode *machine learning* untuk mengklasifikasikan tes psikologi. Penelitian yang dilakukan oleh Kim dkk memiliki penggunaan metode *Gradient Boosting* [6]. Metode tersebut menghasilkan akurasi hingga 91,4%. Berdasarkan beberapa penelitian tersebut maka peneliti akan menguji beberapa metode untuk mendapatkan hasil terbaik.

Dapat disimpulkan penelitian ini memecahkan permasalahan subjek test psikologi yang cenderung manipulatif dengan menggunakan pendekatan *machine learning*. Dengan hipotesa bahwa *machine learning* dapat memberikan skoring dengan berbasis pola bukan menggunakan basis *range* skor 1-5. Selain itu, Pada penelitian [4][5][6] berhasil menggunakan *machine learning* untuk mengukur kejujuran jawaban. Sehingga bisa dikatakan bahwa metode *machine learning*

adalah metode *State of the art* yang dapat diaplikasikan. Walaupun perlu diujikan terhadap data yang ada pada penelitian ini. Sedangkan dari sudut pandang keterbaruan, penelitian ini menguji kemampuan skoring terhadap jawaban manipulatif bukan menilai tingkat kejujuran. Metode yang diujikan pada penelitian ini adalah *KNN*, *Adaboost*, *Random Forest*, *SVM*, *Naive Bayes* dan *Decission Tree*.

II. METODE

Dalam penelitian ini, terdapat enam langkah yang harus dilakukan untuk mendapatkan kesimpulan atau pembuktian hipotesa awal. Berikut adalah urutan prosedur yang dirancang dan dilakukan pada penelitian ini.



Gambar 1. Prosedur penelitian

A. Pengumpulan data

Tahap awal penelitian adalah mempersiapkan data yang digunakan sebagai *input* pada model *machine learning*. Soal psikologi akan disusun sebanyak 20 soal. Dimana soal tersebut memiliki referensi berdasarkan sumber jurnal ilmiah [7 – 13]. Soal tersebut memiliki pilihan jawaban sebanyak lima. Sebagai berikut :

No	Jawaban
1	Sangat Tidak Sesuai
2	Tidak Sesuai
3	Netral / Biasa Saja
4	Sesuai
5	Sangat Sesuai

Teknik pengumpulan data pada penelitian ini menggunakan kuisioner. Dimana subjek koresponden adalah mahasiswa Teknik Informatika Universitas Nusantara PGRI Kediri. Koresponden harus mengisikan *form* yang disediakan dengan berbantuan *google form*. Kuisioner ini memiliki batasan untuk memastikan setiap koresponden harus menjawab semua pertanyaan atau soal psikologi. Selain itu data yang dihasilkan kami buat bersifat privasi

dengan menyembunyikan identitas dan tidak menyebarkan pada media apapun. Termasuk pada jurnal penelitian ini.

B. Preprocessing

Data yang telah terkumpul pada tahapan sebelumnya akan diolah kedalam bentuk numerik. Yang semula jawabannya seperti pilihan ganda pada tabel 1 dirubah menjadi nilai integer. Dengan penilaian skor 1 untuk jawaban sangat tidak sesuai. Skor 2 untuk jawaban tidak sesuai. Skor 3 untuk jawaban netral/biasa saja skor 4 untuk jawaban sesuai dan skor 5 untuk jawaban sangat sesuai. Perubahan ini perlu dilakukan karena metode *machine learning* hanya dapat menerima input dalam bentuk kategorikal. Dimana kategori pada penelitian ini disimbolkan dengan menggunakan integer. Selain itu label pada penelitian ini harus transformasikan. Semua menggunakan range dirubah menjadi kelas. Berikut adalah detail perubahannya.

Tabel 2. Transformasi Label Klasifikasi

Rentang Total Skor	Arti Psikologi	Kelas
0 – 20	Fleksibel, spontan, tidak banyak kontrol pribadi	1
21 – 40	Seimbang, memiliki kebiasaan pribadi, tapi tidak ekstrem	2
41 – 60	Memiliki kecenderungan perfeksionisme atau kontrol yang kuat	3
61- 68	Kuat dalam struktur dan detail, bisa mengarah ke obsesif-kompulsif ringan	4

C. Analisis Korelasi

Analisis diperlukan untuk mengetahui apakah ada keterkaitan antar jawaban atau soal psikologi yang diberikan. Selain itu, korelasi diperlukan karena setiap metode *machine learning* belum tentu cocok terhadap variabel yang saling terikat. Seperti contohnya adalah *naive bayes* yang membutuhkan variabel *independent* [14]. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah metode *pearson correlation*. Dengan formula sebagai berikut [15]:

$$r = \frac{n(\sum xy) - (\sum x)(\sum y)}{\sqrt{[n \sum x^2 - (\sum x)^2][n \sum y^2 - (\sum y)^2]}} \quad (1)$$

Dimana n adalah total data. Sedangkan x adalah data pertama dan y adalah data kedua. Nilai r atau *pearson correlation* berada pada rentan nol sampai dengan satu.

D. Pembuatan model

Data yang telah dilakukan *preprocessing* akan dimasukan kedalam model *machine learning*. Pendekatan dan metode yang digunakan sesuai dengan penelitian sebelumnya [4][5][6]. Metode yang digunakan pada penelitian tersebut adalah metode klasifikasi. Dimana metode ini merupakan salah satu cabang dalam pendekatan *learning* atau *machine learning*. Sedangkan *machine learning* sendiri memiliki banyak kemungkinan metode yang dapat digunakan. Guna membatasi penggunaan metode penelitian. Metode yang digunakan pada penelitian ini meliputi *KNN*, *Adaboost*, *Random Forest*, *SVM*, *Naive Bayes* dan *Decision Tree*.

E. Pengujian dan evaluasi

Pada tahapan akhir, model yang telah dibangun akan dilakukan pengujian dengan menggunakan dua metode. Yaitu metode *Cross Validation* dan *confusion matrix*. Dimana data akan dipecah menjadi beberapa bagian dan diujikan kedalam model [16]. Sedangkan *confusion matrix* digunakan untuk mengukur kinerja model [17]. Diharapkan dengan skema dua metode ini dapat memberikan hasil pengamatan metode terbaik.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini, data berhasil dikumpulkan melalui *google form*. Total data yang terkumpul sebanyak 193 korespondensi. Dimana koresponden tersebut pada semua angkatan pada program studi Teknik Informatika Universitas Nusantara PGRI Kediri. Data tersebut akan dilakukan analisis dan dimodelkan kedalam beberapa metode *Machine Learning*. Berikut adalah analisa maupun hasil pengaplikasian metode yang telah dirancang pada Bab II.

A. Analisis Korelasi

Analisis ini menggunakan metode *pearson correlation*. Dimana tujuannya adalah menemukan korelasi yang ada pada soal tes psikologi. Hal ini penting dilakukan karena ada beberapa metode *Machine Learning* yang harus memperhatikan nilai korelasi agar mendapatkan hasil yang paling optimal. Korelasi dilakukan terhadap 20 variabel. Berikut adalah hasil pengaplikasian pada metode *pearson correlation*.

Tabel 3. Korelasi Variabel

Fitur 1	Fitur 2	Korelasi
va15	va9	0,473
va19	va9	0,459
va15	va4	0,433
va15	va19	0,401
va4	va9	0,391
va4	va7	0,385
va7	va9	0,359
va17	va18	0,350
va12	va14	0,324
va1	va17	0,311

Terlihat pada tabel 3, korelasi pada soal yang diberikan pada korespondensi cenderung rendah positif. Atau bisa disebut positif *slope* korelasi. Dimana nilai tertinggi adalah korelasi antara va15 dengan va9. Selain itu, pada tabel tersebut ditampilkan 10 korelasi terbesar saja. Dalam artian bahwa variabel yang lain memiliki nilai korelasi yang lemah. Bisa juga dikatakan bahwa soal tidak saling terkait.

B. Pengujian dan evaluasi

Data yang telah dilakukan *preprocessing* akan dimasukan kedalam beberapa model. Dimana data tersebut sudah berupa data numerik integer. Data sebanyak 193 akan dibagi menjadi beberapa bagian menggunakan *cross validation*. Dimana nilai K yang digunakan pada metode tersebut adalah 5. Dalam artian bahwa data akan dibagi menjadi lima partisi. Kemudian partisi tersebut dibagi lagi menjadi data latih, data *validation* dan data *testing*. Metode pembagian dengan *cross validation* digunakan untuk mengurangi efek *overfitting*

maupun *underfitting*. Model diharapkan dengan optimal mempelajari pola yang ada pada tes psikologi bukan hanya mempertimbangkan skor berdasarkan range 1-5. Apabila kita menggunakan data yang dibagi dengan prosentase mengakibatkan ada kemungkinan data terlatih pada *training* saja dan tidak teruji dengan baik pada data *testing*. Setelah pembagian data selesai maka penelitian dilanjutkan pada tahapan uji dengan menggunakan metode evaluasi dan metode *confusion matrix* untuk melihat hasil yang lebih detail.

Metode evaluasi yang digunakan pada penelitian ini sebanyak enam. Metode *AUC*, *CA*, *F1*, *Precision*, *Recall* dan *MCC*. Dari enam metode tersebut kami fokuskan lagi dengan mempertimbangkan lebih pada metode *precision* dan *recall*. Berikut adalah hasil pengujian dengan enam metode tersebut.

Tabel 4. Evaluasi model machine learning

Model	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC
kNN	0.870	0.845	0.827	0.826	0.845	0.605
AdaBoost	0.684	0.741	0.740	0.738	0.741	0.385
Random Forest	0.867	0.798	0.777	0.773	0.798	0.475
SVM	0.938	0.881	0.867	0.864	0.881	0.703
Naive Bayes	0.698	0.093	0.139	0.835	0.093	0.077
Tree	0.671	0.731	0.724	0.720	0.731	0.340

Pada tabel 4, telah dijabarkan hasil evaluasi masing-masing model. Evaluasi pertama adalah *AUC*. Pada evaluasi tersebut hasil tertinggi diperoleh oleh metode *SVM* sebesar 0,938 atau 93,8%. Selanjutnya pada evaluasi *CA*, Dimana metode tertinggi diperoleh oleh *SVM* dan yang menarik pada metode *naive bayes*. Pada metode *naive bayes* hasil terlihat sangat kecil yaitu dibawah 10%. Dimana metode *CA* digunakan untuk mengetahui keberhasilan model dalam ketepatan menentukan kelas. Sehingga bisa disimpulkan *naive bayes* sangat buruk pada data ini. Selanjutnya pada metode *F1* diperoleh nilai terbaik adalah *SVM* sebesar 86,7 %. Tetap yang paling buruk adalah metode *naive bayes*. Berikutnya pada metode *Precision*, *Recall* dan *MCC* metode terbaik tetap diperoleh *SVM*.

Sehingga dari uraian sebelumnya dan tabel 4 dapat disimpulkan bahwa metode *machine learning* terbaik diperoleh *SVM*. Untuk memperdalam analisa hasil riil klasifikasi maka dibutuhkan metode *confusion matrix*. Berikut ini adalah *confusion matrix SVM*.

		Predicted				Σ
		0.0	1.0	2.0	3.0	
Actual	0.0	0	1	0	0	1
	1.0	0	36	16	0	52
	2.0	0	3	134	0	137
	3.0	0	0	3	0	3
Σ		0	40	153	0	193

Gambar 2. *Confusion matrix SVM*

Pada gambar 2 terlihat sangat sesuai korelasi antara evaluasi dan *confusion matrix* yang dihasilkan. Pada metode *svm* kebenaran klasifikasi sebesar 170 sedangkan kesalahan sebesar 23. Selain itu terlihat antara *False Positif (Interpretasi Precision)* dan *False Negatif (Interpretasi Recall)* hampir seimbang. *False Positif* sebesar terbanyak pada prediksi klas 2 yaitu sebesar 19. Sedangkan *False negatif* terbanyak pada kelas 1 sebesar 16. Hal ini juga dibuktikan dengan skor *F1* sebesar 86,7 %. Nilai tersebut tidak jauh berbeda dengan *precision* dan *recall*. Kemungkinan kekurangan data juga ada karena kelas 0 dan kelas 3 tidak ada yang benar sama sekali. Apabila kita amati pada tabel 2, kelas ke 0 dan kelas ke 3 merupakan hasil tes yang cenderung negatif atau ditemukan permasalahan psikologi. Kita tahu bahwa seperti *case* kesehatan, psikologi memang seharusnya lebih banyak yang positif daripada negatif. Namun dari temuan tersebut dapat disimpulkan bahwa jika data dengan kelainan yang dimasukan semakin besar maka akan terdapat kelas 0 dan 3. Hal ini sejalan dengan perolehan *precision* dan *recall* yang cukup baik.

IV. KESIMPULAN

Model *machine learning* atau lebih tepatnya model *SVM* dapat membuat skoring berdasarkan pola jawaban. Hal ini menjawab permasalahan tentang skoring berdasarkan *range* yang rentan akan manipulasi subjek pengisi tes psikologi. Pola penjawaban soal yang cenderung sama akan dimasukan kedalam kelas yang sama. Model *SVM* mendapatkan evaluasi *precision* sebesar 86,4 % dan *recall* sebesar 88,1 %. Selain itu, *precision* didukung oleh *F1* sebesar 86,7 %. Hasil *F1* merupakan validator bahwa antara *Precision* dan *Recall* hampir seimbang. Berdasarkan penelitian ini *SVM* juga terbukti dapat mempolakan data yang bersifat korelasi lemah. Sedangkan metode terburuknya adalah *naive bayes* yang mencapai *recall* dibawah 10%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Furnham and H. Cheng, "The Big-Five personality factors, cognitive ability, health, and social-demographic indicators as independent predictors of self-efficacy: A longitudinal study", *Scand. J. Psychol.*, vol. 65, no. 1, pp. 53–60, 2024.
- [2] J. Hopwood, A. L. Pincus, and A. G. Wright, "Six assumptions of contemporary integrative interpersonal theory of personality and psychopathology", *Curr. Opin. Psychol.*, vol. 41, pp. 65–70, 2021.
- [3] V. Burtaverde and C. Ene, "Individuals high on the Dark Triad traits choose to stay single if they are low on sociosexuality", *Pers. Individ. Differ.*, vol. 177, p. 110843, 2021.
- [4] M. Monaro et al., "Detecting faking-good response style in personality questionnaires with four choice alternatives", *Psychol. Res.*, pp. 1–14, 2021.
- [5] Y. Chen, W. Zhang, X. Wang, and H. Liu, "The impact of dataset shift on machine learning models in psychological assessment: A comparative study", *Comput. Human Behav.*, vol. 145, p. 107289, 2023, doi: 10.1016/j.chb.2023.107289.

- [6] S. Kim, T. Park, and M. Lee, “Temporal dynamics as indicators of faking in self-report questionnaires: A deep learning approach” , *Comput. Human Behav*, vol. 147, p. 107398, 2023, doi: 10.1016/j.chb.2023.107398.
- [7] P. Acevedo, E. N. Aron, S. Pospos, S. Jessim, and A. Aron, “Sensory processing sensitivity and its relation to personality and cognition” , *Pers. Individ. Differ*, vol. 171, p. 110485, 2021, doi: 10.1016/j.paid.2020.110485.
- [8] T. P. Alloway and R. G. Alloway, “Working memory and academic achievement: An update” , *Educ. Psychol. Rev*, vol. 32, no. 2, pp. 473–493, 2020, doi: 10.1007/s10648-019-09508-8.
- [9] Fernandez-Martinez, J. C. Mico, S. Edo, and M. Tarraga, “Perfectionism and mental health symptoms in university students” , *J. Psychopathol. Behav. Assess*, vol. 42, no. 2, pp. 221–231, 2020, doi: 10.1007/s10862-020-09793-8.
- [10] N. W. Hudson and R. C. Fraley, “Personality structure across the lifespan: The emergence of Big Two and Big Five traits in adulthood” , *J. Pers. Soc. Psychol*, vol. 118, no. 3, pp. 477–506, 2020, doi: 10.1037/pspp0000234.
- [11] Mancuso, A. Tamburello, A. Gagliano, P. Cali, and S. Costa, “Obsessive-compulsive personality disorder and emotional regulation difficulties: A systematic review” , *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 19, no. 21, p. 13878, 2022, doi: 10.3390/ijerph192113878.
- [12] C. Rettew et al., “Assessing child and adolescent obsessive-compulsive personality traits using the Child and Adolescent Dysregulation Inventory (CADI)” , *J. Clin. Psychol*, vol. 76, no. 5, pp. 832–847, 2020, doi: 10.1002/jclp.22932.
- [13] J. Stoeber, “The basics of perfectionism” , *Curr. Dir. Psychol. Sci*, vol. 30, no. 1, pp. 3–8, 2021, doi: 10.1177/0963721420958896.
- [14] M. Rizki, M. Arhami, and H. Huzeni, “Perbaikan algoritma naive bayes classifier menggunakan teknik Laplacian Correction” , *J. Teknol*, vol. 21, no. 1, pp. 39–45, 2021.
- [15] Yuniardini and T. Widiyaningtyas, “Analisis Perbandingan Pearson Correlation dan Cosine Similarity pada Rekomendasi Musik berbasis Collaborative Filtering” , *Edumatic: J. Pendidik. Informatika*, vol. 8, no. 2, pp. 555–564, 2024.
- [16] W. Wijianto, A. I. Pradana, S. Sopingi, and V. Atina, “Teknik K-Fold Cross Validation untuk Mengevaluasi Kinerja Mahasiswa” , *J. Algoritma*, vol. 21, no. 1, pp. 239–248, 2024.
- [17] Masruriyah et al., “Pengukuran Kinerja Model Klasifikasi dengan Data Oversampling pada Algoritma Supervised Learning untuk Penyakit Jantung” , *Comput. Sci. (CO-SCIENCE)*, vol. 4, no. 1, pp. 62–70, 2024.