

Diagnosa Tingkat Depresi Mahasiswa Tingkat Akhir STMIK IKMI Cirebon Menggunakan Algoritma K-NN

Gustiani Regina Pratama Putri*¹, Tati Suprapti², Riri Narasati³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon

E-mail: *¹ppgustiani@gmail.com, ²tatisuprapti112004@gmail.com,
³narasati56@gmail.com

Abstrak

Depresi dapat menjangkit siapa saja tanpa terkecuali, mulai dari remaja sampai orang dewasa. Bahkan sekarang ini, tidak sedikit ditemukan kasus yang berkaitan dengan pelajar termasuk mahasiswa yang melakukan aksi bunuh diri. Maka dilakukan diagnosa dini tingkat depresi yang dialami oleh mahasiswa tingkat akhir di STMIK IKMI Cirebon agar dapat dilakukannya pencegahan terhadap hal-hal yang tidak diinginkan. Penelitian ini menggunakan metode pendekatan CRISP-DM dan algoritma K-NN. Sebelum masuk ke tahap pengklasifikasian, terlebih dahulu dilakukan pembentukan kelas menggunakan algoritma K-Means *Clustering* dengan $K = 3$. Hasil pengklasteran menunjukkan bahwa Cluster_0 adalah tingkat non-depresi, Cluster_1 tingkat depresi berat, dan Cluster_2 sebagai tingkat gejala depresi. Setelah dataset memiliki kelas, kemudian pengklasifikasian dilakukan menggunakan algoritma K-NN dengan $K = 10$. Hasil evaluasi Confusion Matrix menunjukkan nilai akurasi yang cukup besar, yaitu 91,75%. Cluster_0 memiliki nilai akurasi 93,55% dan nilai presisi 92,06%. Nilai akurasi dan presisi pada Cluster_2 sama besar yaitu 91,3%, Sedangkan untuk Cluster_1 nilai akurasinya 90% dan nilai presisinya 91,84%. Dari visualisasi data hasil klasifikasi ditemukan bahwa mahasiswa tingkat akhir STMIK IKMI Cirebon berada pada tingkat non-depresi.

Kata Kunci—Depresi, Mahasiswa Tingkat Akhir, CRISP-DM, Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN)

Abstract

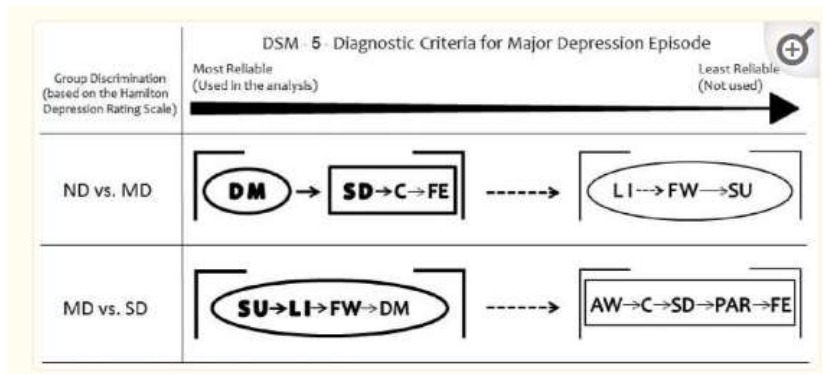
Depression can affect anyone without exception, from teenagers to adults. Even now, quite a few cases are found involving students, including students who commit suicide. Therefore, an early diagnosis the level of depression experienced by final year students at STMIK IKMI Cirebon can be carried out so that undesirable things can be prevented. This research uses the CRISP-DM approach and the K-NN algorithm. Before entering classification stage, classes are first formed using K-Means Clustering algorithm with $K = 3$. The clustering results show that Cluster_0 is the level of non-depression, Cluster_1 is the level of severe depression, and Cluster_2 is the level of depressive symptoms. After the dataset has a class, then classification is carried out using the K-NN algorithm with $K = 10$. The Confusion Matrix evaluation results show a fairly large accuracy value, namely 91.75%. Cluster_0 has an accuracy value of 93.55% and a precision value of 92.06%. The accuracy and precision values in Cluster_2 are the same, namely 91.3%, while for Cluster_1 the accuracy value is 90% and the precision value is 91.84%. From data visualization of the classification results, it was found that the final year students of STMIK IKMI Cirebon were at the non-depression level.

Keywords—Depression, Final Year Students, CRISP-DM, K-Nearest Neighbor Algorithm (K-NN)

1. PENDAHULUAN

Depresi merupakan suatu kondisi gangguan mental yang dapat menjangkit siapapun. Depresi merupakan hubungan sebab dan akibat dari permasalahan lingkungan, sehingga pengaruhnya mencakup semua aspek kehidupan, termasuk lingkungan keluarga, teman, dan kelompok masyarakat. [1]. Gejala depresi yaitu perasaan sedih, agitasi, putus asa, rendah diri. Pengasingan diri sehingga timbul perasaan kesepian. Sakit fisik tanpa sebab dan tidak kunjung sembuh meskipun diobati. Pola makan dan pola tidur yang terganggu. Sulit berkonsentrasi dan menentukan keputusan, kelelahan tanpa alasan, sampai pemikiran atau bahkan upaya untuk melakukan bunuh diri. Gejala ini berlangsung dalam waktu yang lama dan intensif [2].

DSM-5, depresi mayor meliputi beberapa karakteristik gejala yang dapat dibedakan menjadi gejala somatik dan non-somatik [3]. Suasana hati tertekan termasuk pada tingkatan non-depresi dan untuk semua gejala non-somatik merupakan kriteria dari depresi tingkat sedang. Sedangkan kelompok depresi berat memiliki karakteristik semua gejala somatik.



Gambar 1. DSM-5 Kriteria Depresi Mayor Episode
 (Tolentino & Schmidt, 2018)

Dimana (ND) adalah Non-depresi, (DM) Suasana hati tertekan, (MD) Depresi sedang, (LI) Anhedonia/ kehilangan minat dan kesenangan, (FW) Perasaan bersalah atau merasa tidak berharga secara berlebihan, (SU) Pemikiran bunuh diri, (SD) Depresi berat, (AW) Gangguan nafsu makan, (C) Kemampuan berpikir/konsentrasi berkurang, (SD) Gangguan pola tidur seperti insomnia dan hypersomnia, (PAR) Agitasi/keterbelakangan psikomotor, (FE) Kelelahan/ kehilangan energi.

Berdasarkan Riset Kesehatan Dasar (Riskesmas) tahun 2018 ditemukan sebanyak 19 juta orang lebih mengalami gangguan emosi dan mental, serta 12 juta orang mengalami depresi, dengan usia diatas 15 tahun. Sistem Registrasi Sampel dilakukan Badan Litbangkes pada tahun 2016 dan didapatkan bahwa 5 orang melakukan bunuh diri setiap harinya atau sekitar 1.800 orang pertahun, dengan 47,7% diantara korbannya berusia 10-39 tahun [4].

Data *Daily Operation Reporting System Staff Operation (DORS SOPS)* mulai dari 1 Januari sampai 24 Mei 2023, tercatat oleh Polri bahwa telah dilakukannya penindakan terhadap 451 kasus bunuh diri atau bisa dikatakan sekitar 3 orang telah melakukan aksi bunuh diri setiap harinya [5].

Ditemukan sebuah kasus bunuh diri yang dilakukan oleh seorang mahasiswa tingkat akhir dari Universitas Kristen Indonesia Toraja pada bulan September lalu. Keluarga korban menuturkan bahwa korban sempat mengalami stres dan kesulitan dalam menyelesaikan tugas akhir atau skripsinya sebelum akhirnya ditemukan tewas tergantung di rumahnya [6]. Kejadian serupa terjadi dalam dua pekan berturut-turut pada bulan Oktober. Dua mahasiswa tingkat akhir jenjang Diploma III ditemukan tewas di Nusa Tenggara Timur. Dengan indikasi permasalahan tugas akhir yang tidak kunjung selesai hingga terancam drop out [7].

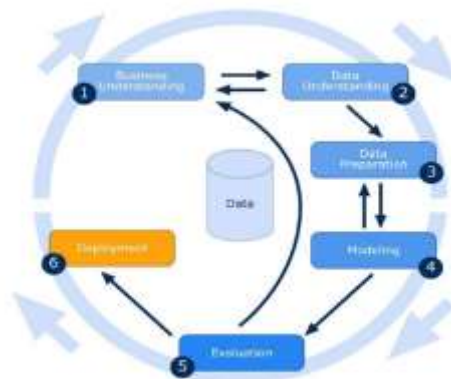
Dari data-data tersebut dapat disimpulkan bahwa depresi bukanlah permasalahan yang dapat disepelekan. Untuk mencegah hal serupa terjadi, maka dilakukan sebuah penelitian untuk mendiagnosa tingkat depresi yang dialami oleh mahasiswa tingkat akhir di STMIK IKMI Cirebon dengan pendekatan *data mining*. Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan dalam penelitian *data mining*, tetapi pada penelitian ini akan digunakannya pendekatan *CRISP-DM* dengan *K-Nearest Neighbor* sebagai algoritma penghitungnya. [8] dan [9] menyimpulkan bahwa algoritma *K-NN* merupakan yang paling baik untuk mengklasifikasikan data. Kesimpulan ini didapatkan dari hasil penelitian yang dilakukan dengan membandingkan algoritma *K-NN* dan algoritma *Naiive Bayes*. Algoritma *K-NN* menghasilkan nilai akurasi rata-rata di atas 95% lebih tinggi dibandingkan algoritma lain yang dijadikan perbandingan. Inilah yang menjadikan penulis ingin melakukan penelitian menggunakan algoritma *K-NN*.

Menggunakan *CRISP-DM* dan algoritma *K-NN* yang dievaluasi menggunakan *Confusion Matrix* dengan parameter akurasi, presisi, juga *recall*, diharapkan sebuah model yang dapat digunakan untuk mengukur tingkat depresi. Sehingga, dapat dilakukannya upaya-upaya pencegahan terhadap hal di luar kendali jika ditemukan tingkat depresi yang terjadi tinggi.

2. METODE PENELITIAN

Pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan metode wawancara dan observasi secara langsung kepada mahasiswa. Pertanyaan wawancara ini meliputi faktor risiko depresi pada mahasiswa tingkat akhir yang mempunyai hubungan signifikan dengan *Stress, Anxiety, and Depression (SAD)* [10].

Proses penelitian melibatkan pendekatan *data mining* yang merupakan sebuah proses analisis data dalam jumlah yang besar untuk menemukan pola informasi yang ada pada data menggunakan metode tertentu, sehingga menjadi sebuah pengetahuan. *Cross-Industry Standard Process for Data mining (CRISP-DM)* merupakan metode pendekatan yang paling umum digunakan dalam pemecahan masalah bisnis dan penelitian [11]. Tahapan-tahapan dalam *CRISP-DM*, antara lain:



Gambar 2. Tahapan *CRISP-DM* [12]

1. *Business Understanding*: Memahami kebutuhan dan tujuan penelitian dari sisi bisnis secara keseluruhan, kemudian diterjemahkan ke dalam permasalahan *data mining*, sehingga dapat ditentukan sebuah rancangan untuk mencapai tujuan penelitian.
2. *Data Understanding*: Pengumpulan data untuk kelangsungan penelitian. Data tersebut kemudian diidentifikasi, dipahami, dan dideskripsikan serta dievaluasi keakuratannya.
3. *Data Preparation*: Persiapan *dataset* hingga menjadi *dataset* akhir sebelum diproses di tahap *modelling*. Persiapan tersebut mencakup pembersihan data (*Data Cleaning*), pemilihan data (*Data Selection*), integrasi data (*Data Intrgration*), dan transformasi data (*Data Transformation*).
4. *Modelling*: Pemilihan teknik pemodelan sesuai dengan topik penelitian. Banyak teknik

pemodelan yang bisa digunakan bahkan dalam permasalahan *data mining* yang sama, namun dengan syarat format yang berbeda, sehingga pemilihan teknik harus tepat.

5. *Evaluation*: Analisis secara menyeluruh terhadap kualitas dan efektivitas suatu model yang diperoleh dari teknik pemodelan terhadap capaian tujuan bisnis.
6. *Deployment*: Penyebaran hasil penelitian

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil

3.1.1. Business Understanding

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui tingkat depresi mahasiswa tingkat akhir di STMIK IKMI Cirebon melalui analisis data mining menggunakan algoritma *K-NN* yang dicari nilai performanya, Serta bagaimana penerapan model yang telah diperoleh dari hasil penelitian.

3.1.2. Data Understanding

Dataset diperoleh melalui proses wawancara dengan beberapa pertanyaan mengenai enam (6) tema faktor risiko yang berkaitan dengan *Stress, Anxiety, and Depression* [10], kemudian dimasukkan ke dalam *file excel* dengan menarik benang merah atas jawaban para responden sesuai kriteria yang dibutuhkan.

3.1.3. Data Preparation

Pada tahap ini dilakukan proses pemilihan data (*Data Selection*) dan transformasi data (*Data Transformation*) agar proses pengolahan dapat dijalankan dengan mudah dan model yang diperoleh optimal. Dari 158 *records dataset* yang diperoleh melalui wawancara langsung terhadap mahasiswa tingkat akhir di STMIK IKMI Cirebon dalam periode 24 November sampai dengan 07 Desember 2023. Dengan jumlah sebanyak 14 atribut, diseleksi menjadi hanya 12 atribut. Kemudian nilai-nilai yang berbeda pada setiap atribut ditransformasikan dengan hasil sebagai berikut:

Tabel 1. Dataset

No.	NIM	JK	Domisili	IP	Dukungan Ortu	Ekonomi	Pola Tidur	Pola Makan	Riwayat Penyakit	Percaya Diri/Insecure	Pemikiran Bunuh Diri	Tekanan
1	41200520	L	Luar Cirebon	3.8	Didukung	Terpenuhi	Normal	Normal	Tidak ada	Sangat PD	Tidak ada	Tidak ada
2	41200178	L	Luar Cirebon	3.6	Didukung	Terpenuhi	Normal	Berkurang	Tidak ada	Sangat PD	Tidak ada	Tidak ada
3	41204775	L	Cirebon	3.62	Didukung	Behem	Insomnia	Normal	Tidak ada	Sangat PD	Tidak ada	Tertekan
4	41204745	L	Luar Cirebon	4	Didukung	Terpenuhi	Normal	Normal	Tidak ada	PD	Tidak ada	Tidak ada
5	41200208	P	Luar Cirebon	3.31	Sangat didukung	Terpenuhi	Normal	Normal	Tidak ada	PD	Tidak ada	Tidak ada
6	41205292	L	Luar Cirebon	2.77	Sangat didukung	Terpenuhi	Insomnia	Normal	Tidak ada	Sangat PD	Tidak ada	Tidak ada
7	41200535	L	Luar Cirebon	2.77	Didukung	Terpenuhi	Insomnia	Normal	Tidak ada	Sangat PD	Tidak ada	Tidak ada
8	41200543	L	Luar Cirebon	3.31	Didukung	Terpenuhi	Normal	Normal	Tidak ada	PD	Tidak ada	Tertekan
9	41204723	L	Cirebon	3.31	Didukung	Terpenuhi	Normal	Normal	Tidak ada	Sangat PD	Tidak ada	Tidak ada
10	41200571	L	Luar Cirebon	3.48	Sangat didukung	Terpenuhi	Kekurangan	Normal	Tidak ada	Sangat PD	Tidak ada	Tertekan

3.1.4. Modelling

- a. Pembentukan Kelas

Tabel 2. Dataset tipe numerik

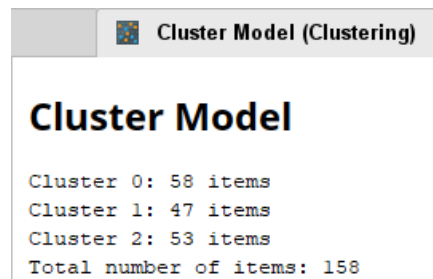
No.	NIM	JK	Domisili	IP	Dukungan Ortu	Ekonomi	Pola Tidur	Pola Makan	Riwayat Penyakit	Percaya Diri/Insecure	Pemikiran Bunuh Diri	Tekanan
1	41200520	1	2	3.8	1	0	0	0	0	0	0	0
2	41200507	2	2	3.56	1	0	1	2	0	3	1	1
3	41200178	1	2	3.6	1	0	0	2	0	0	0	0
4	41200478	2	2	3.77	0	1	1	0	0	2	0	1
5	41200564	1	2	3.77	1	1	2	2	0	2	0	1
6	41200573	1	2	2.77	1	0	2	2	0	3	0	1
7	41204775	1	1	3.62	1	1	1	0	0	0	0	1
8	41204745	1	2	4	1	0	0	0	0	1	0	0
9	41200533	1	2	3.77	0	0	2	1	0	3	0	1
10	41200563	1	2	3.31	0	0	2	1	0	3	1	1

Clustering dilakukan menggunakan algoritma *K-Means Clustering* untuk pembagian

kelas *dataset* dengan K sebanyak 3 [13][14]. *Dataset* diubah ke dalam tipe numerik terlebih dahulu. Atribut yang dibutuhkan dipilih sesuai dengan yang telah disebutkan pada tahap *preparation*, dan *role id* ditetapkan pada atribut NIM. Setelah proses selesai maka didapatkan hasil penyebaran data *Clustering* pada *Cluster_0* berjumlah sebanyak 58 data, *Cluster_1* sebanyak 47 data, dan *Cluster_2* sebanyak 53 data.



Gambar 3. Proses *K-Means Clustering*



Gambar 4. Hasil *K-Means Clustering*

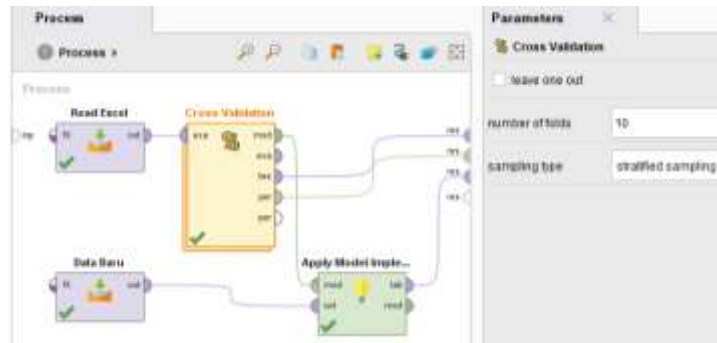
b. Algoritma *K-Nearest Neighbor*

Algoritma *K-NN* merupakan algoritma yang termasuk ke dalam pembelajaran *supervised learning* atau memiliki kelas pada *output*. Algoritma ini akan memprediksi atau mengklasifikasikan suatu kelas berdasarkan kelas mayoritas dengan jarak ketetanggan terdekat.

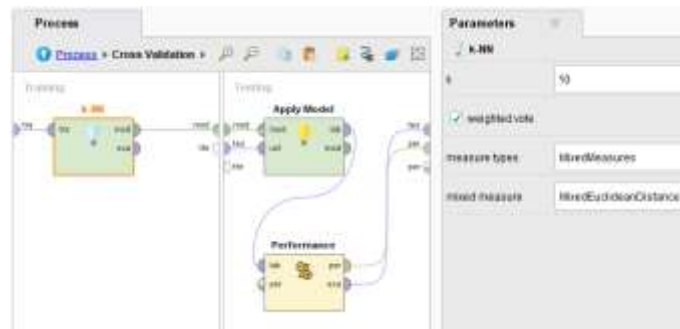
Tabel 3. *Dataset dengan Label*

No.	NIM	Label	JK	Domisili	IP	Dukungan Ortu	Ekonomi	Pola Tidur	Pola Makan	Riwayat Penyakit	Percaya Diri/Insecure	Pemikiran Buruk Diri	Tekanan
1	41200520	cluster_0	L	Luar Cirebon	3.8	Didukung	Terpenuhi	Normal	Normal	Tidak ada	Sangat PD	Tidak ada	Tidak ada
2	41200178	cluster_0	L	Luar Cirebon	3.6	Didukung	Terpenuhi	Normal	Berkurang	Tidak ada	Sangat PD	Tidak ada	Tidak ada
3	41204775	cluster_0	L	Cirebon	3.62	Didukung	Belum	Insomnia	Normal	Tidak ada	Sangat PD	Tidak ada	Tertekan
4	41204745	cluster_0	L	Luar Cirebon	4	Didukung	Terpenuhi	Normal	Normal	Tidak ada	PD	Tidak ada	Tidak ada
5	41200208	cluster_0	P	Luar Cirebon	3.31	Sangat didukung	Terpenuhi	Normal	Normal	Tidak ada	PD	Tidak ada	Tidak ada
6	41205292	cluster_0	L	Luar Cirebon	2.77	Sangat didukung	Terpenuhi	Insomnia	Normal	Tidak ada	Sangat PD	Tidak ada	Tidak ada
7	41200535	cluster_0	L	Luar Cirebon	2.77	Didukung	Terpenuhi	Insomnia	Normal	Tidak ada	Sangat PD	Tidak ada	Tidak ada
8	41200543	cluster_0	L	Luar Cirebon	3.31	Didukung	Terpenuhi	Normal	Normal	Tidak ada	PD	Tidak ada	Tertekan
9	41204723	cluster_0	L	Cirebon	3.31	Didukung	Terpenuhi	Normal	Normal	Tidak ada	Sangat PD	Tidak ada	Tidak ada
10	41200571	cluster_0	L	Luar Cirebon	3.48	Sangat didukung	Terpenuhi	Kekurangan	Normal	Tidak ada	Sangat PD	Tidak ada	Tertekan

Setelah didapatkan sebuah *dataset* yang matang dan memiliki label kemudian dibaca dan dimasukkan ke dalam *Rapid Miner* untuk dilakukannya pengklasifikasian menggunakan algoritma *K-NN*. Pada saat melakukan *input* data, atribut NIM ditetapkan sebagai *role id* dan atribut label ditetapkan sebagai *role label*. Nilai K pada pengimplementasian *K-NN* ditentukan dengan menguji beberapa nilai sehingga ditemukan sebuah nilai K yang mempunyai performa model yang paling optimal.



Gambar 5. Proses K-NN



Gambar 6. Cross Validation K-NN

3.1.5. Evaluation

Kelas	Terklarifikasi Positif	Terklarifikasi Negatif
Positif	TP [True Positif]	FN [False Negatif]
Negatif	FP [False Positif]	TN [True Negatif]

Gambar 7. Confusion Matrix [15]

Sebuah alat evaluasi visual yang digunakan untuk menemukan kombinasi model terbaik melalui nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *f-1 score* disebut *Confusion Matrix* [16]. Pada Gambar 8, [15] menjelaskan bahwa:

- *True Positif* (TP): jumlah data positif yang terdeteksi benar.
- *True Negatif* (TN): jumlah data negatif yang terdeteksi benar.
- *False Positif* (FP): jumlah data negatif tapi terdeteksi data positif.
- *False Negatif* (FN): jumlah data positif tapi terdeteksi data negatif.

accuracy: 91.75% +/- 5.21% (micro average: 91.77%)

	true cluster_0	true cluster_2	true cluster_1	class precision
pred. cluster_0	58	1	4	92.06%
pred. cluster_2	3	42	1	91.30%
pred. cluster_1	1	3	45	91.84%
class recall	93.55%	91.30%	90.00%	

Gambar 8. Hasil Evaluasi *Confusion Matrix*

Nilai rata-rata akurasi yang dihasilkan sebesar 91,75% dengan $K = 10$. *Cluster_0* memiliki nilai akurasi 93,55% dan nilai presisi 92,06%. Nilai akurasi dan presisi pada *Cluster_2* sama besar yaitu 91,3%, Sedangkan untuk *Cluster_1* nilai akurasi sebesar 90% dan nilai presisi sebesar 91,84%.

3.1.6. Penerapan Model

Dengan menggunakan operator *Apply Model* yang diaplikasikan pada *dataset* baru yang tidak mempunyai label, model yang telah didapatkan dari tahap implementasi algoritma *K-NN* dan telah dievaluasi menggunakan *confusion matrix*, dimanfaatkan untuk memprediksi data baru tersebut.

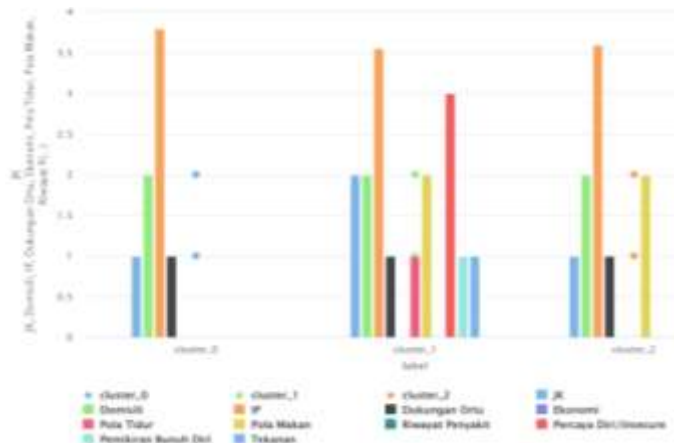
Tabel 4. Hasil Prediksi Data Baru

NIM	predicL...	JK	Domisili	IP	Dukun...	Ekon...	Pola T...	Pola M...	Riwaya...	Percaya...	Pemil...	Tekanan
41200020	cluster_0	P	Luar Cire...	3.770	Didukung	Terpe...	Normal	Normal	Tidak ada	PD	Tidak ...	Tidak ada
41200007	cluster_2	L	Cirebon	4	Didukung	Belum	Kekura...	Berkurang	Tidak ada	Sangat PD	Tidak ...	Tidak ada
41200003	cluster_2	P	Cirebon	3.480	Didukung	Belum	Normal	Berkurang	Tidak ada	PD	Tidak ...	Tertekan
41200004	cluster_2	L	Luar Cire...	3.460	Tidak ada	Terpe...	Kekura...	Bertamb...	Tidak ada	Insecure	Ada	Tertekan
41200001	cluster_0	L	Cirebon	3.310	Didukung	Terpe...	Normal	Normal	Ada	PD	Tidak ...	Tertekan
41200013	cluster_2	P	Luar Cire...	1.940	Tidak ada	Terpe...	Normal	Bertamb...	Tidak ada	Sangat In...	Tidak ...	Sangat ter...
41200055	cluster_0	L	Cirebon	3.590	Didukung	Belum	Normal	Normal	Tidak ada	PD	Tidak ...	Tertekan
41200005	cluster_1	P	Luar Cire...	3.800	Sangat ...	Belum	Insom...	Normal	Tidak ada	Sangat PD	Tidak ...	Tidak ada
41200002	cluster_1	P	Cirebon	3.150	Didukung	Belum	Kekura...	Normal	Tidak ada	Insecure	Ada	Tertekan

3.1.7. Deployment

Tahap ini dilakukan dengan menyusun laporan dan merepresentasikan model pendiagnosaan tingkat depresi mahasiswa tingkat akhir di STMIK IKMI Cirebon yang telah diperoleh melalui proses *data mining* di atas.

3.2. Pembahasan



Gambar 9. Visualisasi Hasil Clustering

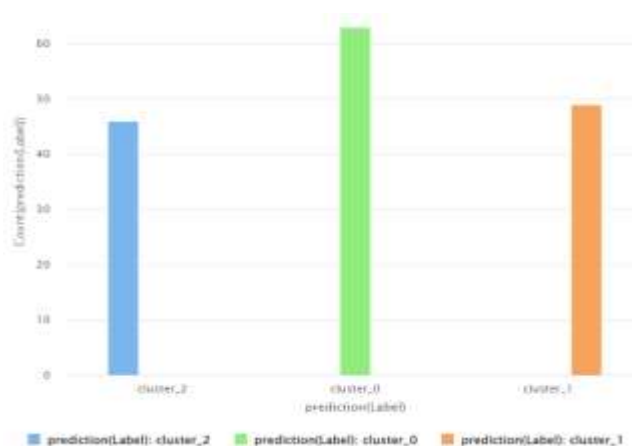
Dari hasil pengklasteran diperoleh sebuah visualisasi data pada Gambar 12.

Menggambarkan bagaimana karakteristik atribut setiap *Cluster*. *Cluster_0* adalah *cluster* dengan karakter paling sedikit diantara semua *Cluster*, dimana tidak ditemukan atribut dengan nilai yang termasuk ke dalam gejala depresi. Sehingga dapat dikatakan bahwa *Cluster_0* merupakan *Cluster* non-depresi. Dengan karakteristik dari setiap atribut pada *Cluster_0* adalah laki-laki untuk variabel JK, berdomisili luar Cirebon, didukung orang tua dalam proses studinya, dan atribut IP dengan nilai 3,8.

Cluster_2 memiliki variabel yang hampir sama dengan *Cluster_0* diantaranya bernilai laki-laki untuk atribut JK, berdomisili dari luar Cirebon, didukung orang tua, dan nilai IP yang lebih kecil dari *Cluster_0* yaitu 3,6. Pola makan yang meningkat menjadi tambahan karakter dalam *Cluster_2*. Pada *cluster* ini hanya ditemukan 1 gejala *DSM-5* berupa meningkatnya pola makan. Meningkatnya pola makan berhubungan signifikan dengan timbulnya depresi terutama pada jenis kelamin laki-laki [17]. *Cluster* ini masih berada pada tingkatan gejala depresi. Karena tingkat depresi ringan sendiri harus memiliki 2 gejala depresi [18].

Jumlah atribut hasil *Clustering* paling banyak ditemukan pada *Cluster_1*. Karakter yang ada pada *Cluster* ini antara lain berjenis kelamin perempuan, berdomisili luar Cirebon, memiliki nilai IP yang paling sedikit dibanding *Cluster* lainnya yaitu 3,56, didukung orang tua dalam masa studinya, memiliki rasa *insecure* yang tinggi, gangguan pada pola tidur dengan nilai insomnia, gangguan pola makan dengan nilai berkurang, memiliki perasaan tertekan untuk atribut tekanan, dan memiliki pemikiran untuk melakukan bunuh diri. Ditemukan faktor yang hampir sama dengan atribut dari *cluster* lain dan adanya 5 gejala *DSM-5*. Menurut Supiandi, depresi berat ditandai dengan adanya 5 atau lebih simtom yang menunjukkan *DSM-5 major depressive episode* dan berlangsung selama dua minggu berturut-turut [18].

Faktor pendukung penyebab timbulnya depresi pada setiap *Cluster* yaitu asal domisili dari luar Cirebon, seperti yang telah dikemukakan [10] bahwa perpindahan dari daerah lain akan menimbulkan rasa kesepian, dimana menurut [1] rasa kesepian merupakan salah satu gejala depresi. Jenis kelamin pada *Cluster_1* memiliki nilai perempuan, hal tersebut sejalan dengan pemaparan [19] mengenai perempuan yang lebih sering mengalami gejala cemas berlebihan ketika mendapatkan tekanan berlebih pada saat proses bimbingan sehingga muncul gejala lain seperti kesulitan berkonsentrasi dan gangguan pada pola tidur, sedangkan laki-laki lebih tidak peduli terhadap hal buruk yang terjadi. Nilai IP pada *Cluster_1* merupakan nilai terkecil dari semua *Cluster* tetapi masih lebih besar dari rata-rata nilai IP secara keseluruhan 3,38, maka faktor nilai akademik bisa disebutkan tidak mempengaruhi tingkatan stres pada mahasiswa, hal ini bertentangan dengan pernyataan [17].



Gambar 10. Visualisasi Hasil Klasifikasi

Berdasarkan hasil prediksi menggunakan algoritma *K-NN* yang divisualisasikan pada Gambar 13, diperoleh sebuah gambaran mengenai tingkatan depresi yang dialami oleh

mahasiswa tingkat akhir di STMIK IKMI Cirebon. *Cluster_0* menjadi *cluster* dengan data mahasiswa terbanyak yaitu berjumlah 62 data, data hasil prediksi pada *Cluster_1* sebanyak 50 data, dan jumlah data pada *Cluster_2* sebanyak 46 data. Maka dapat disimpulkan bahwa sebagian besar mahasiswa berada pada tingkatan non-depresi. Dengan perolehan performa dari model Gambar 7 bisa dikatakan cukup optimal bila dibandingkan dengan hasil penelitian [20], yang hanya menghasilkan tingkat akurasi sebesar 85,94% menggunakan algoritma *Random Forest*. Model yang diperoleh pun dapat melakukan prediksi pada *dataset* baru sesuai dengan penjabaran hasil *clustering* dan klasifikasi ditunjukkan oleh Gambar 8.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan pemaparan dari hasil penelitian, maka dapat ditarik beberapa poin kesimpulan sebagai berikut:

1. Melalui tahapan-tahapan *CRISP-DM* dan algoritma *K-NN*, pendagnosisan terhadap tingkat depresi mahasiswa tingkat akhir di STMIK IKMI Cirebon dapat dilakukan dengan hasil sebanyak 62 mahasiswa berada pada tingkat non-depresi, 46 mahasiswa berada pada tingkat gejala depresi, dan 50 mahasiswa berada pada tingkat depresi berat.
2. Model yang diperoleh dari pengimplementasian algoritma *K-NN* mempunyai tingkat performa yang cukup baik dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 91,75%. Hasil akurasi terbesar diperoleh dari *Cluster_0* dengan nilai akurasi 93,55% dan nilai presisi 92,06%. Nilai akurasi dan presisi pada *Cluster_2* sama besar yaitu 91,3%, Sedangkan untuk *Cluster_1* nilai akurasi sebesar 90% dan nilai presisi sebesar 91,84%.
3. Berdasarkan hasil pengimplementasian, maka dapat disimpulkan bahwa algoritma *K-NN* dapat diimplementasikan untuk membantu mendiagnosa tingkat depresi mahasiswa tingkat di STMIK IKMI Cirebon.

5. SARAN

Dari hasil penelitian dan kesimpulan, beberapa saran yang dicanangkan untuk penelitian selanjutnya:

1. Menggunakan algoritma lain untuk perbandingan.
2. Menambah populasi dan sampel agar didapatkan hasil yang lebih optimal.
3. Penambahan variabel atribut.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] WHO, "Depressive disorder (depression)," World Health Organization, 2023. <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/depression> (accessed Nov. 13, 2023).
- [2] National Institute of Mental Health, "Depression," Department of Health and Human Services, National Institutes of Health, National Institute of Mental Health. 2023. Accessed: Nov. 10, 2023. [Online]. Available: <https://www.nimh.nih.gov/health/topics/depression>
- [3] J. C. Tolentino and S. L. Schmidt, "DSM-5 criteria and depression severity: Implications for clinical practice," *Front. Psychiatry*, vol. 9, no. OCT, pp. 1–9, 2018, doi: 10.3389/fpsy.2018.00450.
- [4] Rokom, "Kemenkes Beberkan Masalah Permasalahan Kesehatan Jiwa di Indonesia," *Redaksi Sehat Negeriku*, 2021. <https://sehatnegeriku.kemkes.go.id/baca/rilis-media/20211007/1338675/kemenkes-beberkan-masalah-permasalahan-kesehatan-jiwa-di-indonesia/> (accessed Oct. 28, 2023).

- [5] Pusiknas Bareskrim Polri, “Kasus Penemuan Mayat dan Bunuh Diri Meningkat di 2023,” pusiknas.polri.go.id, 2023. https://pusiknas.polri.go.id/detail_artikel/kasus_penemuan_mayat_dan_bunuh_diri_meningkat_di_2023 (accessed Nov. 07, 2023).
- [6] R. Ariadi, “Mahasiswa Torut Tewas Tergantung di Rumah, Sempat Curhat Sulit Urus Skripsi,” detiksulsel, 2023. <https://www.detik.com/sulsel/berita/d-6949186/mahasiswa-torut-tewas-tergantung-di-rumah-sempat-curhat-sulit-urus-skripsi> (accessed Nov. 07, 2023).
- [7] K. K. AMA, “Tiga Mahasiswa di NTT Bunuh Diri pada Periode Oktober 2023,” kompas.id, 2023. <https://www.kompas.id/baca/nusantara/2023/10/31/tiga-mahasiswa-di-ntt-bunuh-diri-periode-oktober-2023> (accessed Nov. 07, 2023).
- [8] A. A. A’ziziyah, I. I. Nugroho, R. Sabillillah, B. A. S. Aji, and K. Amiroh, “Perbandingan Sistem Deteksi Banjir Menggunakan Algoritma Naive Bayes Dan K-NN Berbasis IOT,” JCIT (Indonesian J. Comput. Inf. Technol., vol. 7, no. 1, 2022, [Online]. Available: <https://ejournal.bsi.ac.id/ejurnal/index.php/ijcit/article/view/12394>
- [9] S. K. P. Loka and A. Marsal, “Perbandingan Algoritma K-Nearest Neighbor dan Naive Bayes Classifier untuk Klasifikasi Status Gizi Pada Balita di Kota Solok,” Inst. Ris. dan Publ. Indones. MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci., vol. 3, no. 1, pp. 8–14, 2023, [Online]. Available: <https://journal.irpi.or.id/index.php/malcom/article/view/474>
- [10] M. Mofatteh, “Risk factors associated with stress, anxiety, and depression among university undergraduate students,” AIMS Public Heal., vol. 8, no. 1, pp. 36–65, 2021, doi: 10.3934/publichealth.2021004.
- [11] M. A. Hasanah, S. Soim, and A. S. Handayani, “Implementasi CRISP-DM Model Menggunakan Metode Decision Tree dengan Algoritma CART untuk Prediksi Curah Hujan Berpotensi Banjir,” J. Appl. Informatics Comput., vol. 5, no. 2, pp. 103–108, 2021, doi: 10.30871/jaic.v5i2.3200.
- [12] D. Kurniawan and M. Yasir, “Optimization Sentimen Analysis using CRISP-DM and Naive Bayes Methods Implemented on Social Media,” Cybersp. J. Pendidik. Teknol. Inf., vol. 6, no. 2, p. 74, 2022, doi: 10.22373/cj.v6i2.12793.
- [13] G. A. Pradnyana and A. A. J. Permana, “Sistem Pembagian Kelas Kuliah Mahasiswa Dengan Metode K-Means Dan K-Nearest Neighbors Untuk Meningkatkan Kualitas Pembelajaran,” JUTI J. Ilm. Teknol. Inf., vol. 16, no. 1, pp. 59–68, 2018, doi: 10.12962/j24068535.v16i1.a696.
- [14] K. S. H. Al Atros, A. R. Padri, O. Nurdiawan, A. Faqih, and S. Anwar, “Model Klasifikasi Analisis Kepuasan Pengguna Perpustakaan Online Menggunakan K-Means dan Decision Tree,” JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer), vol. 8, no. 6, pp. 323–329, 2021, doi: 10.30865/jurikom.v8i6.3680.
- [15] N. Hadianto, H. B. Novitasari, and A. Rahmawati, “Klasifikasi Peminjaman Nasabah Bank menggunakan Metode Neural Network,” J. PILAR Nusa Mandiri, vol. 15, no. 2, pp. 163–170, 2019, doi: 10.33480/pilar.v15i2.658.
- [16] A. Ridhovan and A. Suharso, “Penerapan Metode Residual Network (Resnet) dalam Klasifikasi Penyakit pada Daun Gandum,” JIPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform., vol. 7, no. 1, pp. 58–65, 2022, doi: 10.29100/jipi.v7i1.2410.
- [17] A. Dwi Putri, “Hubungan Kualitas Tidur Dengan Nilai Akademik Mahasiswa Akademi Kebidanan Alifah Padang,” JIK- J. Ilmu Kesehat., vol. 1, no. 1, pp. 22–26, 2017, doi: 10.33757/jik.v1i1.22.

- [18] A. Supiandi and D. B. Chandradimuka, “Sistem Pakar Diagnosa Depresi Mahasiswa Akhir Dengan Metode Certainty Factor Berbasis Mobile,” *J. Inform.*, vol. 5, no. 1, pp. 102–111, 2018, doi: 10.31311/ji.v5i1.2872.
- [19] R. Fachrozie, L. Sofia, and A. Ramadhani, “Hubungan Kontrol Diri dengan Kecemasan pada Mahasiswa Tingkat Akhir dalam Menyelesaikan Skripsi,” *Psikoborneo J. Ilm. Psikol.*, vol. 9, no. 3, pp. 509–518, 2021, doi: 10.30872/psikoborneo.v9i3.6495.
- [20] D. Septiani, U. Enri, and N. Sulistiyowati, “Diagnosa Tingkat Depresi Mahasiswa Selama Masa Pandemi Covid-19 Menggunakan Algoritma Random Forest,” *STRING (Satuan Tulisan Ris. dan Inov. Teknol.*, vol. 6, no. 2, p. 149, 2021, doi: 10.30998/string.v6i2.10361.