

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Tinjauan Teori

2.1.1 DASS-42

Depression Anxiety Stress Scales (DASS) yang dikembangkan oleh Lovibond dan Lovibond (1995) adalah salah satu alat pengukuran yang paling umum digunakan. DASS adalah skala penilaian diri yang digunakan untuk mengukur keadaan emosi negatif seseorang yang depresi, kecemasan, dan stres [18]. DASS 42 diciptakan untuk memproses lebih lanjut pemahaman, pemahaman, dan pengukuran keadaan emosi yang berlaku, yang biasa disebut sebagai stres, serta pengukuran keadaan emosi tradisional. Tingkat stres instrumen ini biasanya ringan, sedang, berat dan sangat berat. Sifat psikometrik *Depresi-Anxiety-Stress Scale 42* (DASS) terdiri dari 42 item yang terdiri dari tiga sub variabel yaitu fisik, emosional/psikologis, dan perilaku [19].

Pada Tabel 2.1 menunjukkan 42 item pernyataan *Depression Anxiety Stress Scales* (DASS-41) [20], sebagai berikut:

Tabel 2. 1 Pernyataan *Depression Anxiety Stress Scales* (DASS-42)

No	PERNYATAAN
1	Saya merasa bahwa diri saya menjadi marah karena hal-hal sepele.
2	Saya merasa bibir saya sering kering.
3	Saya sama sekali tidak dapat merasakan perasaan positif.
4	Saya mengalami kesulitan bernafas (misalnya: seringkali terengah-engah atau tidak dapat bernafas padahal tidak melakukan aktivitas fisik sebelumnya).
5	Saya sepertinya tidak kuat lagi untuk melakukan suatu kegiatan.

6	Saya cenderung bereaksi berlebihan terhadap suatu situasi.
7	Saya merasa goyah (misalnya, kaki terasa mau 'copot').
8	Saya merasa sulit untuk bersantai.
9	Saya menemukan diri saya berada dalam situasi yang membuat saya merasa sangat cemas dan saya akan merasa sangat lega jika semua ini berakhir.
10	Saya merasa tidak ada hal yang dapat diharapkan di masa depan.
11	Saya menemukan diri saya mudah merasa kesal.
12	Saya merasa telah menghabiskan banyak energi untuk merasa cemas.
13	Saya merasa sedih dan tertekan.
14	Saya menemukan diri saya menjadi tidak sabar ketika mengalami penundaan (misalnya: kemacetan lalu lintas, menunggu sesuatu).
15	Saya merasa lemas seperti mau pingsan.
No	PERNYATAAN
16	Saya merasa saya kehilangan minat akan segala hal.
17	Saya merasa bahwa saya tidak berharga sebagai seorang manusia.
18	Saya merasa bahwa saya mudah tersinggung.
19	Saya berkeringat secara berlebihan (misalnya: tangan berkeringat), padahal temperatur tidak panas atau tidak melakukan aktivitas fisik sebelumnya.
20	Saya merasa takut tanpa alasan yang jelas.
21	Saya merasa bahwa hidup tidak bermanfaat.
22	Saya merasa sulit untuk beristirahat.
23	Saya mengalami kesulitan dalam menelan.

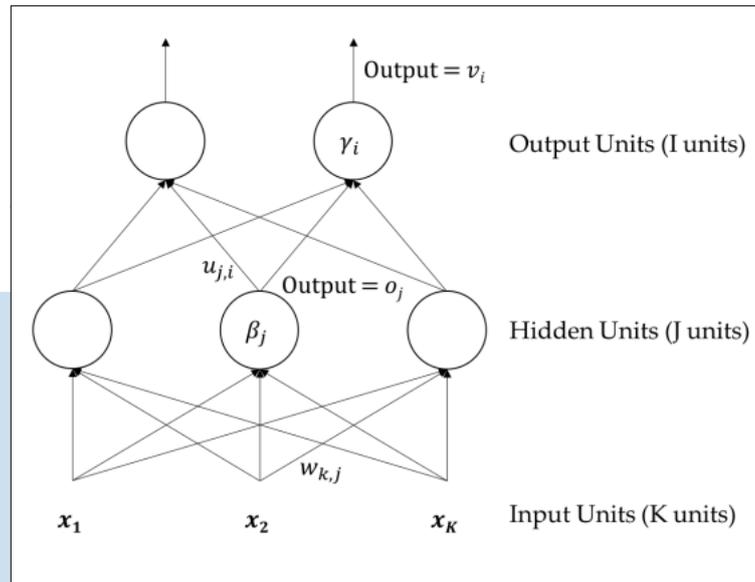
24	Saya tidak dapat merasakan kenikmatan dari berbagai hal yang saya lakukan.
25	Saya menyadari kegiatan jantung, walaupun saya tidak sehabis melakukan aktivitas fisik (misalnya: merasa detak jantung meningkat atau melemah).
26	Saya merasa putus asa dan sedih.
27	Saya merasa bahwa saya sangat mudah marah.
28	Saya merasa saya hampir panik.
29	Saya merasa sulit untuk tenang setelah sesuatu membuat saya kesal.
30	Saya takut bahwa saya akan 'terhambat' oleh tugas-tugas sepele yang tidak biasa saya lakukan.
31	Saya tidak merasa antusias dalam hal apapun.
32	Saya sulit untuk sabar dalam menghadapi gangguan terhadap hal yang sedang saya lakukan.
33	Saya sedang merasa gelisah.
34	Saya merasa bahwa saya tidak berharga.
35	Saya tidak dapat memaklumi hal apapun yang menghalangi saya untuk menyelesaikan hal yang sedang saya lakukan.
36	Saya merasa sangat ketakutan.
37	Saya melihat tidak ada harapan untuk masa depan.
38	Saya merasa bahwa hidup tidak berarti.
39	Saya menemukan diri saya mudah gelisah.
40	Saya merasa khawatir dengan situasi dimana saya mungkin menjadi panik dan mempermalukan diri sendiri.
41	Saya merasa gemetar (misalnya: pada tangan).

42	Saya merasa sulit untuk meningkatkan inisiatif dalam melakukan sesuatu.
----	---

2.1.2 Multilayer Perceptron

Multilayer Perceptron atau biasa disebut MLP adalah kelas jaringan saraf (*Neural Network*) *feedforward* yang dibangun oleh grafik asiklik berlapis. MLP terdiri dari sedikitnya terdapat tiga lapisan yaitu, lapisan *input*, lapisan tersembunyi (*hidden*), dan lapisan keluaran (*output*) terlihat pada Gambar 2.1 dan aktivasi *non-linier*. Lapisan input menerima *input* tanpa melakukan operasi apa pun, lalu nilai *input* (tanpa diteruskan ke fungsi aktivasi) diberikan ke unit tersembunyi (*hidden units*). Pada unit tersembunyi memproses *input*, menghitung hasil fungsi aktivasi untuk setiap *neuron*, dan meneruskan hasilnya ke lapisan berikutnya. Lapisan keluaran (*output*) dari lapisan *input* diterima sebagai input ke lapisan tersembunyi. Demikian pula, lapisan tersembunyi mengirimkan hasilnya ke lapisan *output*. Kejadian ini disebut *feedforward*. Setiap *neuron* terhubung ke semua *neuron* di lapisan berikutnya. Konfigurasi ini disebut *fully connected*. MLP pada umumnya menggunakan konfigurasi *fully connected* [21] [22].

U N I V E R S I T A S
M U L T I M E D I A
N U S A N T A R A



Gambar 2. 1 lapisan input, hidden, dan output

Sebuah algoritma yang umum digunakan untuk pelatihan MLP adalah *backpropagation*. Kata *backpropagation* memiliki pengertian parameter (bobot sinaptik) secara bertahap berdasarkan kesalahan (*output* dibandingkan dengan *output* yang diinginkan). Terpenting memodifikasi bobot sinaptik dari lapisan output ke lapisan *hidden*. Kesalahan ini kemudian disebarkan ke lapisan sebelumnya. Artinya, perubahan bobot sinaptik pada satu lapisan dipengaruhi oleh perubahan bobot sinaptik pada lapisan berikutnya. *Backpropagation* tidak lain dan tidak bukan adalah metode *gradient based optimization* yang diterapkan pada ANN [21].

Menghitung *output* pada *layer* yang berbeda. u , w adalah *learning parameters*. β , γ melambangkan *noise* atau bias. K adalah banyaknya *input units* dan J adalah banyaknya *hidden units*. σ melambangkan fungsi aktivasi [21].

Algoritma yang dijalankan oleh MLP untuk mendapatkan bobot yang optimal adalah sebagai berikut [22] [23] [24]:

1. Inisialisasi semua bobot dengan bilangan acak kecil.

2. Jika kondisi penghentian belum dipenuhi, lakukan langkah 2-8.
3. Untuk setiap pasang data pelatihan, lakukan langkah 3-8.
4. Tiap unit masukan menerima sinyal dan meneruskannya ke unit tersembunyi di atasnya.
5. Hitung semua keluaran di unit tersembunyi z_j ($j = 1, 2, \dots, p$).

$$z_{net_j} = v_{j0} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ji} \quad (2.1)$$

$$z_j = f(z_{net_j}) = \frac{1}{1 + e^{-z_{net_j}}} \quad (2.2)$$

6. Hitung semua keluaran jaringan di unit keluaran y_k ($k = 1, 2, \dots, m$).

$$y_{net_k} = w_{k0} + \sum_{j=1}^p z_j w_{kj} \quad (2.3)$$

$$y_k = f(y_{net_k}) = \frac{1}{1 + e^{-y_{net_k}}} \quad (2.4)$$

7. Hitung semua keluaran jaringan di unit keluaran y_k ($k = 1, 2, \dots, m$).

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{net_k}) = (t_k - y_k) y_k (1 - y_k) \quad (2.5)$$

$t_k = target$

δ_k merupakan unit kesalahan yang akan dipakai dalam perubahan bobot layar dibawahnya. Hitung perubahan bobot w_{kj} dengan laju pemahaman α

$$\Delta w_{kj} = \alpha \delta_k z_j \quad (2.6)$$

$$k = 1, 2, \dots, m ; j = 0, 1, \dots, p$$

8. Hitung faktor δ unit tersembunyi berdasarkan kesalahan di setiap unit tersembunyi z_j ($j = 1, \dots, p$)

$$\delta_{net_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{kj} \quad (2.7)$$

Faktor δ unit tersembunyi.

$$\delta_j = f'(z_{net_j}) = \delta_{net_j} z_j (1 - z_j) \quad (2.8)$$

Hitung suku perubahan bobot v_{ji} .

$$\Delta v_{ji} = \alpha \delta_k x_i \quad (2.9)$$

$$j = 1, 2, \dots, p ; i = 1, 2, \dots, n$$

9. Hitung semua perubahan bobot. Perubahan bobot garis yang menuju ke unit keluaran, yaitu:

$$w_{kj}(\text{baru}) = w_{kj}(\text{lama}) + \Delta w_{kj} \quad (2.10)$$

$$(k = 1, 2, \dots, m ; j = 0, 1, \dots, p)$$

Perubahan bobot garis yang menuju ke unit tersembunyi, yaitu:

$$v_{ji}(\text{baru}) = v_{ji}(\text{lama}) + \Delta v_{ji}$$

$$(j = 1, 2, \dots, p ; i = 0, 1, \dots, p)$$

(2.11)

2.1.2.1. Parameter Solver

Parameter solver (pemecah) adalah optimasi bobot dapat dipengaruhi dengan parameter solver. Setiap pengoptimal menampilkan parameter yang dapat disesuaikan seperti kecepatan pembelajaran, momentum, dan peluruhan. Tiga mode pemecah, yaitu:

- a) Lbfgs adalah pengoptimal metode quasi-Newton. Pemecah L-BFGS adalah metode quasi-Newton yang sebenarnya karena memperkirakan kelengkungan ruang parameter melalui pendekatan Hessian. Jadi, jika ruang parameter memiliki banyak lembah yang panjang dan hampir datar, maka lbfgs berkinerja baik. Ini memiliki kelemahan dari biaya tambahan dalam melakukan pembaruan peringkat dua ke pendekatan Hessian (terbalik) di setiap langkah. lbfgs cukup cepat, mulai bertambah, terutama ketika input bertambah [25] [26].
- b) Sgd adalah pengoptimal yang mengacu pada penurunan gradien stokastik. Dalam penurunan gradien (GD), menelusuri kurva fungsi menurun menemukan nilai minimum, seperti berjalan menuruni bukit di lembah sampai bagian bawah tercapai [27].

c) Adaptive Moments (Adam) mengacu pada pengoptimal berbasis gradien stokastik yang diusulkan oleh Kingma, Diederik, dan Jimmy Ba. Metode orde pertama yang mencoba mengkompensasi tidak memperkirakan kelengkungan dengan mengadaptasi ukuran langkah di setiap dimensi. Dalam beberapa hal, mirip dengan membangun Hessian diagonal di setiap langkah, tetapi adam menggunakan gradien sebelumnya. Dengan cara ini masih merupakan metode urutan pertama, meskipun memiliki manfaat bertindak seolah-olah itu adalah urutan kedua [25] [26] [27].

2.1.3 Indonesia Sentiment Lexicon

Leksikon sentimen indonesia yang melakukan penelitian oleh Fajri Koto dan Gemal Y pada tahun 2017 dan memanfaatkan data *Twitter* di bulan November 2016. Data dikumpulkan dan disaring dengan Bahasa Indonesia dengan dua jenis emotikon yang mengekspresikan positif dan negatif polaritas. Berdasarkan tweet ke dalam set positif dan negatif dengan mengikuti karya Go et al memanfaatkan emotikon untuk membubuhi keterangan tweet dengan label sentimen [28].

InSetLexicon (Indonesia Sentiment Lexicon) terdiri dari 3.609 kata positif dan 6.609 kata negatif berbahasa Indonesia, masing-masing dengan nilai polaritas berkisar antara -5 hingga +5. Nilai polaritas digunakan untuk mengklasifikasikan jenis-jenis emosi. Pada tabel 2.2 merupakan contoh kata negatif dan positif dalam leksikon InSet beserta bobotnya ada pada tabel berikut:

Tabel 2. 2 Contoh Leksikon InSet

Kata	Bobot
Isak	-5
bermoral	-4

mencegat	-3
sambel	-2
coret	-1
paripurna	1
sastra	2
bermutu	3
menginginkan	4
bersahaja	5

InSet Lexicon dirancang untuk mengidentifikasi tweet yang ada dan mengklasifikasikannya menjadi opini positif, netral atau negatif yang dapat digunakan untuk menganalisis opini publik tentang topik, acara, atau produk tertentu. Opini positif jika memiliki hasil perhitungan bobot bernilai positif. Opini netral jika memiliki hasil perhitungan bobot nol atau tidak ada kata yang termasuk didalam kamus InSet Lexicon negatif maupun positif. Sedangkan opini negatif jika memiliki hasil perhitungan bobot bernilai negatif. [29].

2.1.4 Jupyter

Jupyter merupakan perangkat lunak yang bersifat *open source* dan servis dalam komputasi seperti mengembangkan, mendokumentasikan, dan mengeksekusi kode, serta mengomunikasikan hasilnya yang interaktif dalam berbagai macam bahasa pemrograman [30] . File yang diakhiri dengan ekstensi `.ipynb`, yang merupakan singkatan dari "notebook Python interaktif" [31].

2.1.5 Anaconda

Anaconda merupakan sebuah platform pengembangan terintegrasi (IDE), untuk pengembangan kode. IDE berisi banyak fitur berguna untuk menulis, mengedit, dan men-debug kode, memvisualisasikan, memeriksa

data, menyimpan variabel, menyajikan hasil, dan berkolaborasi dalam proyek [32].

Anaconda Navigator merupakan sebuah graphical user interface (GUI) yang digunakan untuk menjalankan aplikasi dan mengelola packages untuk menggunakan library dalam kode program yang dipakai saat data learning. Dalam Anaconda Navigator terdapat beberapa aplikasi salah satunya adalah Jupyter [33].

2.1.6 Python

Python merupakan bahasa pemrograman yang dikembangkan oleh Guido van Rossum dan dirilis pada tahun 1991 di National Research Institute for Mathematics and Computer Science di Belanda. Python berasal dari banyak bahasa lain, termasuk ABC, Modula-3, C, C++, Algol-68, SmallTalk, Unix shell, dan bahasa skrip lainnya [34]. Python memiliki struktur data tingkat tinggi yang efisien dan memiliki pendekatan yang sederhana namun efektif untuk pemrograman berorientasi objek [35]. Selain dari itu, Python juga dapat digunakan untuk web development, software development, dan matematika. Penerjemah Python mudah untuk diperluas dengan fungsi dan tipe data baru yang terimplementasi dalam bahasa C [33].

2.1.7 Evaluasi Klasifikasi

Terdapat beberapa cara untuk mengukur kinerja metode klasifikasi, seperti *Confusion Matrix*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-score*. *Confusion Matrix* adalah alat untuk analisis prediktif yang dikembangkan oleh Kohavi dan Provost tahun 1998 dalam pembelajaran mesin (*Machine Learning*). Untuk memeriksa kinerja model pembelajaran mesin berbasis klasifikasi [36] [37]. Jumlah prediksi yang benar dan salah dirangkum dengan nilai hitungan dan dipecah oleh masing-masing kelas [38].

Tabel 2.3 merupakan adalah tabel *Confusion Matrix*, sebagai berikut:

Tabel 2. 3 Confusion Matrix

		Actual	
		Positif	Negatif
Predicted	Positif	TP (<i>True Positive</i>)	FP (<i>False Positive</i>)
	Negatif	FN (<i>False Negative</i>)	TN (<i>True Negative</i>)

Penjelasan dari Tabel 2.3 sebagai berikut, TP (*True Positive*) adalah perhitungan nilai aktualnya positif dan model memprediksi nilai positif. FP (*False Positive*) adalah perhitungan prediksi nilai positif, dan diprediksi negatif. FN (*False Negative*) adalah perhitungan nilai positif dan hasilnya juga salah. TN (*True Negative*) adalah perhitungan nilai sebenarnya adalah negatif dan model memprediksi nilai negatif.

Akurasi adalah mengukur banyak prediksi yang benar yang telah dibuat oleh model. Akurasi merupakan metrik dasar yang baik untuk mengukur kinerja model *Precision* menunjukkan bahwa jumlah yang diprediksi dengan benar ternyata bernilai positif. Ini menentukan apakah model tersebut dapat diandalkan. *Recall* menunjukkan jumlah positif *actual* yang diprediksi dengan benar sesuai dengan model. Untuk menggunakan dalam kombinasi dengan metrik evaluasi lain yang memberi gambaran lengkap tentang hasilnya maka dilakukan penyetaraan nilai dengan *F1-score*. *F1-score* adalah nilai rata-rata harmonik presisi dan recall [37]. Adapun nilai akurasi, *precision*, *recall* dan *F1-score* yang dapat dihitung menggunakan rumus sebagai berikut

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.12)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.13)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.14)$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (2.15)$$

2.2 Penelitian Terdahulu

Mengacu pada Tabel 2.4 merupakan penelitian terdahulu yang digunakan untuk mencari perbandingan dan menemukan inspirasi baru untuk penelitian selanjutnya.

Tabel 2. 4 Penelitian Terdahulu

1	
Nama Peneliti	Desi Musfiroh, Ulfa Khaira, Pradita Eko Prasetyo Utomo, Tri Suratno
Nama Jurnal	MALCOM: <i>Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science</i>
Judul Penelitian	Analisis Sentimen terhadap Perkuliahan Daring di Indonesia dari <i>Twitter</i> Dataset Menggunakan <i>InSetLexicon</i> [29]
Tahun	2021
Hasil Penelitian	Data dibagi menjadi tiga kelas: positif, negatif dan netral. Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan pendekatan berbasis leksikon dengan menggunakan <i>InSetLexicon</i> sebagai kamus opini bahasa Indonesia. Kelas suasana

	<p>hati setiap kalimat ditentukan dengan menghitung skor polaritas. Hasil klasifikasi dari 5811 data tweet meliputi 63,4% <i>tweet</i> negatif, 27,6% <i>tweet</i> positif, dan 8,9% <i>tweet</i> netral. Hasil klasifikasi diuji dengan membandingkan data latih dan data uji 8:2 serta menggunakan metode <i>cross-validation</i> dan <i>confusion matrix</i>. Skor akurasi 79,2%, <i>precision</i> akurasi 72,9%, dan skor <i>recall</i> 62,8% dan <i>f-measure</i> 67,4%.</p>
Hubungan dan Kesimpulan	<p>Memfaatkan <i>InsetLexicon</i> yang telah dikembangkan sebagai kamus bahasa Indonesia untuk mendeteksi sentimen terhadap perkuliahan daring di Indonesia. Menggunakan dataset <i>InsetLexicon</i> negatif dan positif untuk mendeteksi <i>tweet</i> sebagai prediksi dugaan gejala stress.</p>
2	
Nama Peneliti	Zulfadzli Drus, Haliyana Khalid
Nama Jurnal	<i>Procedia Computer Science</i>
Judul Penelitian	<i>Sentiment Analysis in Social Media and Its Application: Systematic Literature Review</i> [39]
Tahun	2021
Hasil Penelitian	<p>Untuk meningkatkan kualitas dan akurasi hasil, disarankan untuk menggabungkan metode leksikon dan pembelajaran mesin. Kedua, mengidentifikasi jenis situs media sosial yang paling umum untuk mengekstrak informasi untuk analisis sentimen. Situs media sosial yang paling populer untuk mengekstrak informasi adalah <i>Twitter</i>. Sebagian besar makalah yang</p>

	diulas menggunakan <i>Twitter</i> sebagai konteks media sosial mereka.
Hubungan dan Kesimpulan	Pemilihan metode leksikon dan pembelajaran mesin dengan menerapkan NLP (<i>Neuro-linguistic programming</i>) yang bertujuan mengidentifikasi dan menghasilkan pola untuk prediksi tema penelitian. Menyambungkan dengan referensi penelitian sebelumnya yang menggunakan <i>InsetLexicon</i> untuk pelabelan sentimen, pada penelitian ini menggabungkan <i>InsetLexicon</i> dengan NLP untuk melihat pola prediksi dugaan gejala stress.
3	
Nama Peneliti	S. John Livingston, B. S. Tamil Selvi, M. Thabeetha, C. Pushpa Grena, Clementia Shiny Jenifer
Nama Jurnal	<i>International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering</i>
Judul Penelitian	<i>A Neural Network Based Approach for Sentimental Analysis on Amazon Product Reviews</i> [40]
Tahun	2019
Hasil Penelitian	<i>Neural Networks</i> bekerja pada kumpulan data yang lebih besar dan analisis sentimen lebih efisien dibandingkan dengan algoritma pembelajaran mesin lainnya seperti algoritma SVM, <i>Naïve Bayes</i> . akurasi menggunakan <i>Multi Layer Perceptron</i> dianalisis menjadi 93% yang lebih akurat dan tepat dibandingkan dengan algoritma <i>Naïve Bayes</i> dan <i>Support Vector Machine</i> .

Hubungan dan Kesimpulan	Terdapat beberapa algoritma yang digunakan untuk menganalisis sentimen pada penelitian terdahulu yang ketiga. MLP menghasilkan akurasi yang tinggi. Hasilnya, akan semakin bagus, jika memiliki akurasi semakin tinggi. Pada penelitian saat ini hanya memfokuskan menggunakan algoritma MLP untuk penentuan pola prediksi.
4	
Nama Peneliti	Jini Jojo Stephen, Prabu P
Nama Jurnal	<i>International Journal of Electrical and Computer Engineering</i>
Judul Penelitian	<i>Detecting the magnitude of depression in Twitter users using sentiment analysis [41]</i>
Tahun	2019
Hasil Penelitian	Skor sentimen yang dihitung dapat dikombinasikan dengan emosi yang berbeda untuk memberikan metode yang lebih baik untuk menghitung skor depresi. Untuk mengevaluasi skor atau besaran yang dihasilkan oleh algoritma, penting untuk mengkorelasikan data dengan tweet dan mencari tahu secara manual apakah skor yang diwakili benar dan memberikan pemahaman faktual tentang depresi pada pengguna. Sehingga dari segi penggunaan, algoritma ini dapat digunakan sebagai ajudan bagi para pemerhati medis untuk memahami pasien yang menjalani terapi depresi di pusat rehabilitasi. Ini dapat membantu profesional

	<p>medis untuk memahami perilaku seseorang berdasarkan aktivitas online mereka.</p>
<p>Hubungan dan Kesimpulan</p>	<p>Tema yang diambil adalah depresi. Bertujuan untuk memahami pasien yang sedang menjalani terapi. Membantu profesional dan menghubungkan terapi depresi berdasarkan aktivitas di media sosial mereka. Adapun penelitian ini, mengambil tema stress yang memiliki tujuan sebagai pendeteksi dini. Algoritma yang digunakan akan membuat pola prediksi stres yang bertujuan memahami perasaan melalui kalimat berupa cerita yang disampaikan pengguna.</p>
<p>5</p>	
<p>Nama Peneliti</p>	<p>Arianti Primadhani Tirtopangarsa dan Warih Maharani</p>
<p>Nama Jurnal</p>	<p>Journal Online UPN Veteran Yogyakarta</p>
<p>Judul Penelitian</p>	<p><i>Sentiment Analysis of Depression Detection on Twitter Social Media Users Using the K-Nearest Neighbor Method [17]</i></p>
<p>Tahun</p>	<p>2021</p>
<p>Hasil Penelitian</p>	<p>Membangun sistem yang memprediksi tingkat depresi pada pengguna <i>Twitter</i> menggunakan metode klasifikasi tetangga terdekat K. Dari hasil pengujian menggunakan metode JST pada penelitian ini didapatkan nilai akurasi sebesar 78,18%. Hasil akurasi diperoleh dari sistem yang dibangun dalam penelitian ini: pretreatment, klasifikasi JST, dan model dievaluasi pada matriks konfusi. Model yang dibuat akan digunakan untuk memprediksi tingkat depresi</p>

	<p>pada akun Twitter yang merespon survei DASS42. Berdasarkan skor Kuesioner DASS42, terdapat 15 akun yang mengalami depresi berat, depresi sangat berat, dan depresi sedang. Hasil prediksi depresi tersebut memiliki nilai yang berbeda-beda. Semakin tinggi tingkat persentase, semakin besar kemungkinan akun menjadi negatif.</p>
Hubungan dan Kesimpulan	<p>Hanya menggunakan 15 akun yang diteliti dan menggunakan DASS-42 sebagai alat ukur tingkat depresi. Terdapat 3 tingkat depresi, yaitu depresi berat, sangat berat dan sedang. Sedangkan pada penelitian ini tidak terfokus pada sejumlah akun. Menggunakan DASS-42 menjadikan penentuan kata kunci untuk <i>scraping</i> yang ditentukan oleh para pakar dan beberapa responden yang sesuai dengan kriteria. Alat acuan dari setiap pernyataan bernomor akan dipilih 2-3 kata.</p>
6	
Nama Peneliti	Andry A.P. Tanggu Mara, Eko Sedyono, Hindriyanto Purnomo
Nama Jurnal	Ultima InfoSys : Jurnal Ilmu Sistem Informasi
Judul Penelitian	<i>K-Nearest Neighbors Algorithm to Student Opinion of the Online Learning Method at Wira Wacana Sumba Christian University</i> [42]
Tahun	2021
Hasil Penelitian	Hasil penelitian diperoleh nilai akurasi sebesar 87% dengan nilai AUC sebesar 91,6%. Survei ini mendapat peringkat sangat baik karena skor

	ini cukup tinggi untuk memeringkat opini siswa tentang pandemi ini.
Hubungan dan Kesimpulan	Menerapkan analisis sentimen atau opini dari komentar Facebook yang bertujuan untuk menganalisis pandangan mengenai metode pembelajaran mengajar yang menimbulkan berbagai tanggapan dari siswa. Sedangkan pada penelitian ini menggunakan opini atau tweet dari Twitter yang bertujuan untuk menganalisis dugaan stress menggunakan beberapa kata kunci yang telah ditentukan dari DASS-42.

UMMN

UNIVERSITAS
MULTIMEDIA
NUSANTARA