

PENDEKATAN ANALISIS SENTIMEN TERHADAP TINGKAH LAKU PSIKOLOGI PENGGUNA RANGKAIAN SOSIAL MENGGUNAKAN PEMBELAJARAN MESIN

¹Luqman Amzari Anis Hilmi, ¹ Prof. Dr. Azuraliza Abu Bakar

**¹Fakulti Teknologi & Sains Maklumat
43600 Universiti Kebangsaan Malaysia**

Abstrak

Pertumbuhan pesat rangkaian sosial dalam talian seperti Instagram, TikTok, dan X telah memberi kesan ketara terhadap tingkah laku psikologi pengguna, sama ada secara positif mahupun negatif. Namun, pemahaman tentang bagaimana interaksi di platform ini membentuk keadaan psikologi dan kesihatan mental masih terhad. Kajian ini bertujuan membangunkan model analisis sentimen untuk mengenal pasti dan menilai impak interaksi pengguna rangkaian sosial dalam talian terhadap kesejahteraan mental mereka. Cabaran utama adalah dalam pemprosesan dan analisis data tidak berstruktur daripada media sosial untuk mengekstrak corak berkaitan simptom kesihatan mental. Bagi mengatasi cabaran ini, kajian ini mencadangkan pendekatan analisis sentimen berasaskan pembelajaran mesin dengan menggunakan Support Vector Machine (SVM) bagi klasifikasi sentimen, Latent Dirichlet Allocation (LDA) untuk pemodelan topik, dan Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner (VADER) untuk penilaian awal sentimen. Metodologi yang digunakan berpandukan rangka kerja CRISP-DM, yang merangkumi proses pengumpulan data daripada Reddit, pra-pemprosesan seperti tokenisasi dan lemmatisasi, serta latihan model pembelajaran mesin bagi mengklasifikasikan tingkah laku psikologi berdasarkan pola sentimen pengguna. Hasil kajian ini diharapkan dapat membangunkan model yang mampu mengesan simptom kesihatan mental positif dan negatif dalam interaksi media sosial, seterusnya membantu ahli psikologi dan penyelidik dalam usaha intervensi awal serta pemantauan kesejahteraan mental secara digital.

Kata Kunci: Kesihatan Mental, Sentimen, Pembelajaran Mesin.

Abstract

The rapid growth of online social networks (OSNs) such as Instagram, TikTok, and X has significantly influenced users' psychological behavior, affecting mental health both positively and negatively. However, understanding how these interactions shape psychological states

and mental health remains limited. This study aims to develop a sentiment analysis model to identify and assess the impact of OSN interactions on users' psychological well-being. The key challenge lies in processing and analyzing vast amounts of unstructured data from social media to extract meaningful insights regarding mental health symptoms. To address this, the study proposes a machine learning-based sentiment analysis approach using Support Vector Machine (SVM) for sentiment classification, Latent Dirichlet Allocation (LDA) for topic modeling, and Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner (VADER) for initial sentiment scoring. The methodology follows the CRISP-DM framework, encompassing data collection from Reddit, preprocessing techniques such as tokenization and lemmatization, and training machine learning models for sentiment and psychological behavior classification. The anticipated outcome of this research is a robust model capable of detecting both positive and negative mental health indicators from social media interactions, assisting psychologists and researchers in early intervention efforts. This study is expected to contribute to digital mental health monitoring by leveraging sentiment analysis to recognize behavioral patterns and enhance mental well-being through predictive insights.

Keywords: Mental Health, Sentimentn, Machine Learning

1.0 PENGENALAN

Dalam tempoh sedekad yang lalu, rangkaian sosial dalam talian seperti Instagram, Tiktok dan X (dahulunya dikenali sebagai *Twitter*) telah tumbuh dengan pesatnya. Pertumbuhan ini telah mengubah cara individu berkomunikasi, berinteraksi dan juga berfikir. Platform atas talian ini telah menyediakan pelbagai kemudahan dan peluang untuk berkongsi idea, berhubung dan meningkatkan kemahiran bersosial. Menurut akhbar Harian Metro, syarikat pemantau media *Meltwater* dan agensi media sosial, *We are Social* telah membuat satu kenyataan bahawa rangkaian sosial dengan pengguna terbanyak ialah Facebook dengan 2.19 billion dan diikuti oleh *Instagram* dengan 1.65 billion (Harian Metro, 2024). Ini membuktikan bahawa rangkaian sosial telah menjadi platform penting untuk tujuan komunikasi profesional dan peribadi.

Melihatkan kepada penggunaan rangkaian sosial yang meluas pada semua peringkat umur, adalah penting untuk kita mengambil berat mengenai impak dan kesan penggunaan rangkaian sosial ini terhadap perubahan tingkah laku psikologi individu. Pendedahan secara berterusan terhadap rangkaian sosial dalam talian ini telah mengubah proses kognitif dan penyerapan maklumat oleh pengguna. Syarikat pemantau media *Meltware* telah menyatakan bahawa purata penggunaan rangkaian sosial atas talian pada tahun 2024 ialah selama 2 jam dan 48 minit setiap hari (Sue Howe, 2024). Statistik ini menunjukkan bahawa setiap pengguna sedang membentuk rutin yang berpotensi untuk membantu dan menjejaskan kesejahteraan mereka. Persoalannya, bagaimana rangkaian sosial dalam talian ini mampu untuk mempengaruhi tingkah laku psikologi seseorang dan memberikan kesan kepada kesihatan mental mereka?

Tingkah laku psikologi atau behaviorisme merujuk kepada teori bahawa psikologi manusia boleh dikaji secara objektif melalui tindakan yang boleh diperhatikan (Alane Lim, 2024). Ini termasuk tindakan yang boleh diperhatikan, seperti pergerakan atau pertuturan, serta tindakan dalaman seperti fikiran dan emosi. Ini termasuk kedua-dua tingkah laku yang boleh diperhatikan seperti menyiarkan, menyukai atau mengulas dan proses dalaman, yang selalunya kurang kelihatan seperti emosi, pemikiran atau motivasi yang mendorong tindakan ini. Dalam konteks rangkaian sosial, ia adalah ruang digital yang membolehkan pengguna mengatur hubungan sosial mereka dan identiti sosial mereka. Ini termasuk bagaimana individu menunjukkan penampilan diri mereka serta bagaimana individu tersebut mendefinisikan diri mereka secara sosial (Jaafar Omer Ahmad, 2023).

Menurut artikel *Social Cognitive and Affective Neuroscience*, memperoleh tanda suka dalam aplikasi *Facebook*, *Instagram* atau *Twitter* menyebabkan pengaktifan dalam litar ganjaran otak, termasuk kawasan striatum dan ventral tegmental merupakan kawasan yang turut terlibat apabila menerima tanda suka daripada pengguna lain. Satu kajian penyelidikan dengan menggunakan teknologi MRI untuk mengesan aktiviti otak juga menemui keputusan yang setanding. Sewaktu mengkaji otak remaja yang sedang melayari *Instagram*, kajian mendapati bahawa melihat foto dengan bilangan tanda suka yang tinggi membawa kepada peningkatan aktiviti kawasan otak yang dikaitkan sebagai proses ganjaran, pemahaman sosial, dan juga peniruan (Marciano et al., 2021).

Selain daripada sistem ganjaran, rangsangan yang diperoleh melalui rangkaian sosial dalam talian boleh memberi kesan kepada fungsi kognitif dan emosi otak. Dalam satu penyelidikan yang lain yang memfokuskan kepada aktiviti otak remaja, penyelidik telah mendapati bahawa kawasan otak yang bertanggungjawab untuk memproses emosi dan deria menunjukkan tindak balas yang ketara terhadap perasaan tersisih dalam kalangan pengguna rangkaian sosial dalam talian. Ini membuktikan bahawa otak bertindak balas secara langsung apabila pengguna rangkaian sosial dalam talian ini ditinggalkan dan disisihkan dari kumpulan atas talian. Pasukan penyelidik juga telah mula menyiasat bagaimana penglibatan secara terus dengan rangkaian sosial dalam talian ini boleh dikaitkan dengan isu psikiatri seperti kemurungan, kebimbangan dan keyakinan diri yang rendah.

Namun begitu, rangkaian sosial dalam talian juga berpotensi untuk memberi inspirasi kepada individu yang mempunyai tahap keyakinan diri yang rendah untuk mencipta personaliti diri yang lebih bersemangat dan lebih berkeyakinan. Pengguna muda boleh mendapat manfaat daripada rangkaian sosial ini kerana ia menawarkan kumpulan sokongan dan dapat menjalin hubungan dengan individu yang mempunyai identiti, kemahiran dan minat yang serupa (Mandy French, 2023).

Hubungan antara penggunaan rangkaian sosial dengan kesihatan mental yang buruk masih menjadi kontroversi sehingga hari ini, kerana kebanyakan kajian yang dilakukan menghasilkan keputusan yang beragam pendapat. Ianya dicadangkan bahawa kesan ini mungkin berbeza mengikut perbezaan individu (Sundvik & Davis, 2022). Sebagai contoh, sementara beberapa kajian menunjukkan bahawa rangkaian sosial boleh mendatangkan gejala buruk seperti kemurungan, kajian yang lain pula berpendapat bahawa rangkaian sosial ini menggalakkan hubungan sosial dan menggalakkan kesejahteraan emosi.

Oleh itu, kajian yang dilaksanakan ini amat relevan bagi membantu mengenal pasti punca dan permasalahan daripada rangkaian sosial dalam talian ini terhadap tingkah laku psikologi pengguna. Hal ini kerana analisis sentimen yang dilakukan mampu untuk membantu dalam mengatasi cabaran dan mengumpul segala maklumat penting dalam usaha mengekalkan persekitaran digital yang lebih sihat dan bermanfaat. Oleh itu, aplikasi ini dibangunkan sebagai sokongan tambahan kepada pelajar bagi menambah kefahaman topik yang dinyatakan melalui mekanisme realiti terimbuh dan gamifikasi dengan menyediakan aplikasi pembelajaran mudah alih

secara tersusun dan ringkas.

2.0 KAJIAN LITERATUR

Kajian literatur mengenai analisis sentimen terhadap tingkah laku psikologi pengguna media sosial menunjukkan pelbagai pendekatan dan teknik yang digunakan untuk mengenal pasti isu kesihatan mental berasaskan ekspresi emosi. Secara keseluruhan, dapatan kajian terdahulu membuktikan keberkesanan pembelajaran mesin dan teknik pemodelan topik dalam memahami pola psikologi yang tersirat dalam interaksi digital.

Sebagai contoh, kajian oleh Pande et al. (2023) mendapati model *Support Vector Machine* (SVM) menunjukkan prestasi terbaik dengan *F1-score* melebihi 80% dalam mengesan kemurungan daripada teks media sosial, mengatasi model *Naïve Bayes* dan *Decision Tree*. Kajian ini turut menegaskan bahawa gabungan analisis sentimen dan pemodelan topik membantu memahami bagaimana kemurungan diekspresikan secara lebih mendalam. Hasil kajian Nuhmana (2023) pula menunjukkan SVM mencapai ketepatan 92.6% dalam menganalisis sentimen masyarakat terhadap program *Smart City*, dan ketepatan model dapat dipertingkatkan melalui pemilihan ambang nilai yang sesuai.

Kajian lain oleh Kamaruddin et al. (2024) mengenal pasti bahawa perbincangan mengenai isu bunuh diri di *Reddit* didominasi oleh tema tekanan akademik, masalah kewangan, dan stigma masyarakat, manakala sentimen majoriti yang dikenal pasti adalah negatif, mencerminkan kebimbangan serta kesedihan pengguna. Pendekatan berbeza diperkenalkan oleh Hasan et al. (2024) yang menggunakan *Stochastic Gradient Descent Ridge* (SGDR) untuk pengelasan berita sosial dan berjaya mencapai ketepatan sehingga 98.12%, mengatasi model lain seperti KNN dan *Decision Tree*.

Dari perspektif yang lebih luas, León-Sandoval et al. (2022) menganalisis data Twitter semasa pandemik COVID-19 dan mendapati sentimen negatif mendominasi perbincangan masyarakat Mexico dengan skor purata -0.15, menggambarkan kebimbangan dan ketidakpastian berpanjangan. Sementara itu, Xu et al. (2024) meneliti perbincangan mengenai ChatGPT di *Reddit* dan mengenal pasti bahawa majoriti perbincangan adalah positif (61.6%) dengan tujuh tema utama, termasuk kelebihan model AI dan isu etika penggunaannya.

Kajian oleh Dey & Dey (2023) menonjolkan penggunaan emoji sebagai faktor tambahan dalam analisis sentimen Twitter, di mana gabungan teks dan emoji terbukti lebih tepat berbanding teks sahaja. SVM sekali lagi menunjukkan prestasi lebih baik (79%) berbanding *Naïve Bayes* (73%). Dalam konteks kesihatan mental, Herdiansyah et al. (2022) mendapati SVM mencatatkan ketepatan tertinggi (87.5%) dalam menganalisis isu kesihatan mental di Twitter dan Reddit, dengan sentimen negatif mendominasi perbincangan berkaitan isu ini.

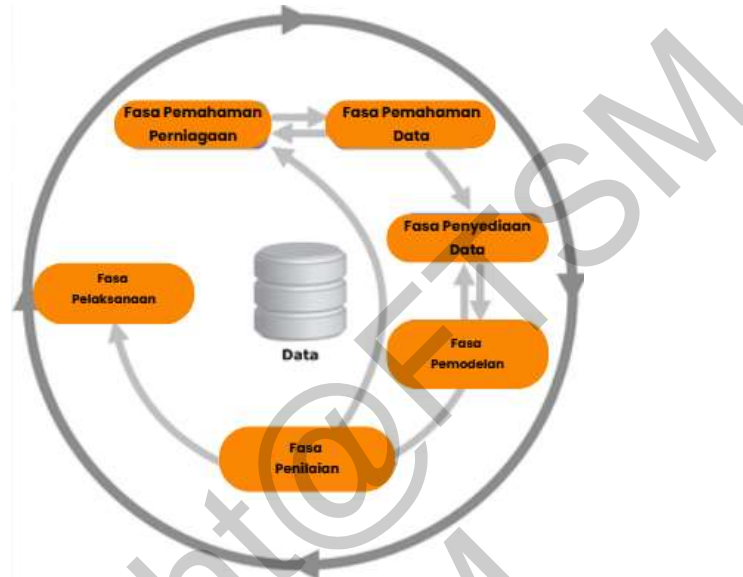
Selain itu, Isnain et al. (2023) menggunakan gabungan VADER dan SVM untuk menganalisis ulasan aplikasi TikTok dan mencapai *F1-score* sebanyak 0.80. Teknik pensampelan turut digunakan untuk mengatasi ketidakseimbangan data, sekali gus meningkatkan prestasi model. Sementara itu, Zakaria Adli et al. (2024) membangunkan model *Majority Voting Ensemble* (MVE) yang berjaya mencapai ketepatan 72.66% dalam analisis sentimen berkaitan kesihatan mental semasa pandemik COVID-19, melebihi prestasi SVM dan *Logistic Regression*.

Akhir sekali, Babu & Kanaga (2021) menunjukkan bahawa gabungan teknik NLP dan pembelajaran mesin klasik seperti SVM, *Naïve Bayes* dan LDA berkesan mengenal pasti tema psikologi seperti kemurungan, tekanan, dan kebimbangan. Penggunaan TF-IDF sebagai kaedah pengekstrakan ciri membolehkan model menumpukan pada perkataan yang signifikan, meningkatkan ketepatan klasifikasi.

Secara keseluruhannya, kajian-kajian ini membuktikan bahawa pendekatan berasaskan pembelajaran mesin, khususnya SVM dan LDA, sangat berkesan dalam menganalisis sentimen dan mengenal pasti corak psikologi pengguna media sosial. Dapatan ini menjadi asas penting untuk membangunkan model analisis sentimen dalam kajian ini yang menumpukan kepada data Reddit untuk memahami kesejahteraan mental pengguna media sosial.

3.0 METODOLOGI

Kajian ini menggunakan metodologi *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) yang sesuai untuk projek perlombongan data dan analisis sentimen. Model ini merangkumi enam fasa utama iaitu Pemahaman Perniagaan, Pemahaman Data, Penyediaan Data, Pemodelan, Penilaian dan Pembangunan seperti ditunjukkan dalam Rajah 3.1.



Rajah 3.1 6 Fasa CRISP-DM

Sumber: Wikimedia Commons 2012

3.1 Fasa Pemahaman Perniagaan

Fasa pemahaman perniagaan bertujuan menetapkan matlamat sistem dan keperluan analisis. Objektif utama ialah menganalisis serta mengkategorikan sentimen pengguna media sosial berdasarkan tingkah laku psikologi melalui teknik NLP. Analisis ini membantu mengenal pasti gejala seperti kebimbangan, kemurungan atau ketagihan, sekali gus memberi panduan kepada penyelidik dan pakar kesihatan mental dalam merangka strategi kesejahteraan digital.

3.2 Fasa Pemahaman Data

Fasa pemahaman data memberi tumpuan kepada pengumpulan maklumat yang Fasa pemahaman data menumpukan pada pengumpulan maklumat berkaitan kesan media sosial terhadap kesihatan mental. Data diperoleh daripada *Reddit* menggunakan API rasmi melalui pustaka PRAW dengan kata kunci *anxiety* dan *depression* bagi memastikan kesesuaian dengan objektif kajian. Sebanyak 10,345 pos dan komen berjaya dikumpulkan, merangkumi tujuh atribut utama iaitu tajuk, kandungan teks,

bilangan komen, skor, URL, URL penuh dan tarikh pos. Data ini memberi gambaran awal tentang struktur kandungan serta pola interaksi pengguna, menjadi asas penting sebelum fasa penyediaan data dan pemodelan (Vanegas et al., 2023).

developed applications

The screenshot shows a web interface for managing applications. At the top, it says 'developed applications'. Below this, there's a form for 'MentalHealthAnalyzer'. The form includes a 'secret' field with the value 'edoKOK_IMY_tvGUjLiv7ep3DqFP2pg', a 'name' field with the value 'MentalHealthAnalyzer', and a 'description' field. There's also an 'about url' field and a 'redirect uri' field with the value 'http://localhost:8080/'. On the right side, there's a 'developers' section with the name 'Beneficial_Hurry724 (that's you!)' and a 'remove' link. Below this is an 'add developer:' field. At the bottom, there are buttons for 'update app', 'delete app', and 'create another app...'.

Rajah 3.2 Pembangunan API melalui aplikasi pemaju *Reddit*

3.3 Fasa Penyediaan Data

Data yang dikumpulkan dipra-proses sebelum digunakan dalam model pembelajaran mesin. Proses ini melibatkan pembersihan teks daripada tanda baca, URL dan emoji, diikuti langkah tokenisasi, pembuangan kata henti, lemmatisasi, stemming dan normalisasi bagi memastikan data terstruktur serta mewakili emosi pengguna dengan tepat untuk analisis sentimen.

3.4 Fasa Pemodelan

Pada fasa ini, model pembelajaran mesin dibina untuk mengenal pasti sentimen dan tingkah laku psikologi yang terdapat dalam data teks. Model pembelajaran mesin akan digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen pengguna seperti positif, negatif, neutral. Pengekstrakan ciri seperti TF-IDF atau word embeddings akan digunakan untuk mengekstrak ciri-ciri penting dari teks. Model dilatih menggunakan data yang telah disediakan, dan parameter terbaik akan ditentukan melalui teknik validasi silang.

3.5 Fasa Penilaian

Model yang dibangunkan dinilai menggunakan data ujian bagi mengukur ketepatan dalam mengenal pasti sentimen. Penilaian menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall* dan *F1-score*, dengan fokus kepada keupayaan model mengesan emosi berkaitan tingkah laku psikologi seperti kemurungan dan kebimbangan. Model yang mencapai kriteria prestasi akan digunakan dalam fasa seterusnya, manakala model yang kurang tepat akan dilaras semula.

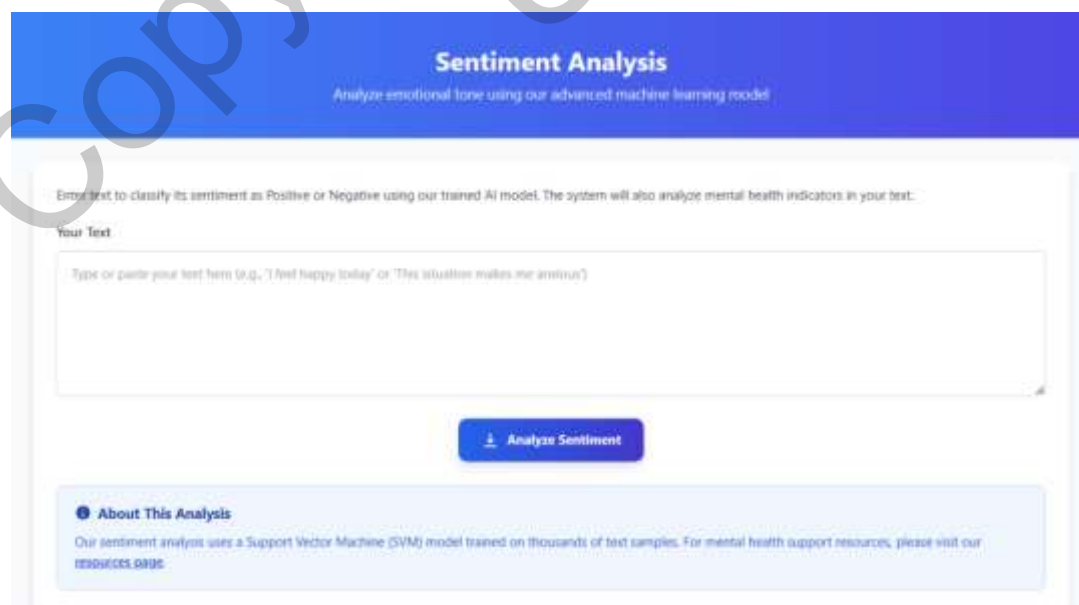
3.6 Fasa Pembangunan

Pada fasa akhir, model yang dibangunkan digunakan untuk menganalisis set data dan memaparkan keputusan dalam bentuk visual seperti carta bar, carta pai dan *word cloud*. Analisis ini membantu mengenal pasti corak simptom kesihatan mental daripada perbincangan pengguna di Reddit. Pendekatan ini membolehkan penyelidik dan ahli psikologi memantau interaksi atas talian serta mengesan tanda awal seperti kemurungan, kebimbangan dan rasa terasing bagi tujuan pencegahan atau intervensi awal.

4.0 ANTARA MUKA

Metodologi kajian ini turut merangkumi reka bentuk antara muka pengguna yang menekankan pengalaman intuitif, mudah dan efisien (Ivey, 2022). Prinsip utama meliputi konsistensi warna, ikon dan susun atur, kebolegunaan mesra pengguna baharu, serta maklum balas visual seperti perubahan warna butang selepas ditekan. Antara muka juga direka fleksibel untuk penyesuaian pengguna, dengan navigasi jelas serta reka bentuk responsif bagi pelbagai peranti seperti komputer, tablet dan telefon pintar (Delgado, 2024). Prinsip ini meningkatkan keberkesanan, mengurangkan kesilapan dan memberi kepuasan pengguna.

4.1 Halaman Analisis Sentimen

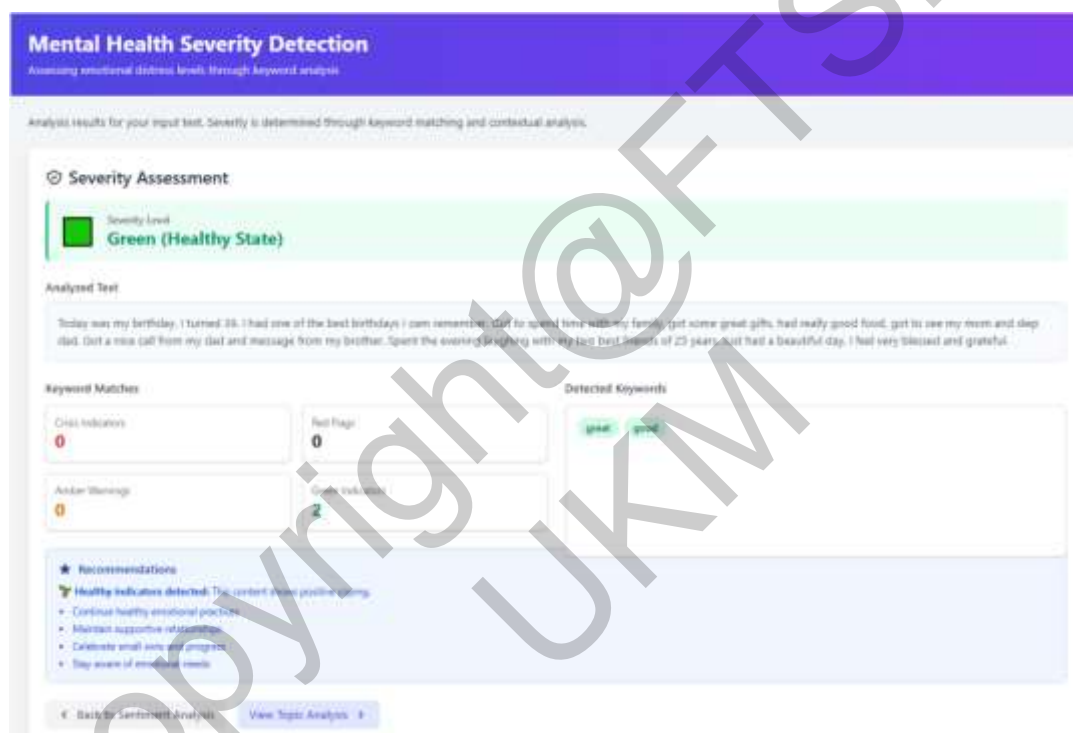


The screenshot displays a web application titled "Sentiment Analysis" with the subtitle "Analyze emotional tone using our advanced machine learning model". Below the header, a text input area is labeled "Your Text" with a placeholder instruction: "Type or paste your text here (e.g., 'I feel happy today' or 'This situation makes me anxious')". A blue button labeled "Analyze Sentiment" is positioned below the input field. At the bottom, there is a section titled "About This Analysis" which states: "Our sentiment analysis uses a Support Vector Machine (SVM) model trained on thousands of text samples. For mental health support resources, please visit our resources page."

Rajah 4.1 Antara muka halaman analisis sentimen

Halaman utama sistem seperti pada Rajah 4.1 membolehkan pengguna menganalisis teks terus menggunakan gabungan model VADER dan SVM. Antaramuka memaparkan tajuk “*Sentiment Analysis*” bersama borang input dan butang “*Analyze Sentiment*” untuk memulakan klasifikasi positif atau negatif serta mengenal pasti petunjuk emosi. Hasil analisis dipaparkan di bahagian bawah bersama penjelasan ringkas kaedah yang digunakan. Halaman ini juga menjadi pintu masuk ke paparan keterukan emosi dan pemodelan topik, bergantung pada hasil analisis teks.

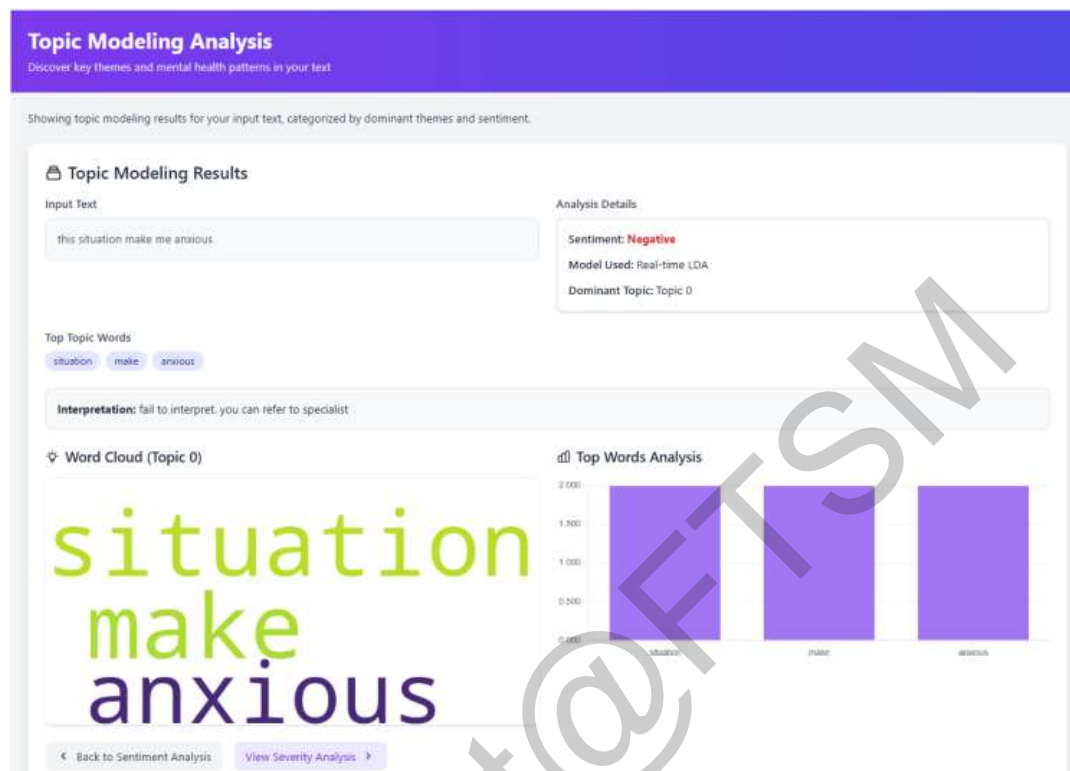
4.2 Halaman Papan Pemuka Pengesanan Tahap Keterukan Emosi



Rajah 4.2 Antara muka halaman pengesanan tahap keterukan emosi

Rajah 4.2 menunjukkan halaman pengesanan tahap keterukan emosi pengguna berdasarkan kandungan teks. Sistem ini menggunakan padanan kata kunci dalam empat kategori iaitu *Crisis*, *Red*, *Amber*, dan *Green* untuk menentukan tahap risiko emosi daripada krisis segera hingga keadaan stabil. Setelah teks dihantar, proses tokenisasi mengenal pasti kata kunci dan memaparkan tahap keterukan menggunakan indikator warna dan emoji. Halaman ini turut memaparkan ringkasan kata kunci serta memberi cadangan tindakan, seperti mendapatkan bantuan profesional atau melakukan penjagaan diri, bagi menyokong intervensi awal kesejahteraan mental.

4.3 Halaman Pemodelan Topik



Rajah 4.3 Antara muka pemodelan topik

Rajah 4.3 menunjukkan halaman pemodelan topik yang mengenal pasti tema utama kandungan teks menggunakan algoritma *Latent Dirichlet Allocation (LDA)*. Fungsi ini mendedahkan simptom tersembunyi atau kecenderungan emosi yang tidak dinyatakan secara langsung oleh pengguna. Antaramuka memaparkan kata kunci dominan, berat perkataan serta visualisasi seperti *word cloud* dan carta bar, diikuti interpretasi automatik yang merangkumi tema seperti kemurungan, kebimbangan, trauma atau pemulihan, bersama cadangan tindakan seperti sokongan profesional atau penjagaan diri. Jika frasa berisiko tinggi seperti “*suicide*” dikesan, amaran automatik dipaparkan untuk menekankan keperluan bantuan segera. Reka bentuk ini menggabungkan visual berwarna, interpretasi klinikal dan navigasi mudah, menjadikannya alat analisis dan pengesanan awal isu kesihatan mental.

5.0 KEPUTUSAN ANALISIS DAN PENGUJIAN

5.1 Analisis Sentimen Menggunakan VADER

Selepas proses pra-pemprosesan seperti penormalan teks, lemmatisasi dan penyingkiran kata henti, skor compound VADER dikira untuk setiap ciapan. Berdasarkan ambang yang ditetapkan, data dikategorikan kepada empat kelas iaitu positif (≥ 0.05), negatif (≤ -0.05), *mixed* ($positive_score \geq 0.2$ dan $negative_score \geq 0.2$) serta selebihnya neutral.

Daripada 8,913 ciapan, taburan sentimen adalah positif 3,905 (43.8%), negatif 3,834 (43.0%), *mixed* 1,076 (12.1%), dan *neutral* 98 (1.1%). Taburan hampir seimbang antara positif dan negatif menunjukkan isu kesihatan mental menimbulkan reaksi emosi yang kuat dalam dua arah sama ada harapan, pemulihan atau tekanan, kemurungan, kebimbangan.

Penilaian melalui laporan klasifikasi dan matriks kekeliruan menunjukkan VADER mencapai prestasi sangat tinggi bagi dua kelas utama (positif dan negatif) seperti ditunjukkan dalam Jadual 5.1.

Jadual 5.1 Prestasi model VADER

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Sokongan
Positif	0.92	1.00	0.96	3,905
Negatif	0.85	1.00	0.92	3,834

Jadual 5.1 menunjukkan prestasi model VADER dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif menggunakan *Precision*, *Recall* dan *F1-Score*. Bagi sentimen positif, model mencatat precision 0.92, recall 1.00 dan F1-score 0.96 daripada 3,905 data, manakala bagi sentimen negatif pula precision 0.85, recall 1.00 dan F1-score 0.92 daripada 3,834 data. Nilai *recall* yang tinggi menunjukkan semua ciapan berjaya dikenal pasti, manakala *precision* yang lebih rendah bagi negatif menandakan sebilangan kecil ciapan bukan negatif turut dikelaskan sebagai negatif. Tambahan pula, skor purata *compound* mengikut kelas kekal konsisten dengan arah sentimen seperti ditunjukkan pada Jadual 5.2.

Jadual 5.2 Statistik Deskriptif Skor Kompaun Sentimen VADER

Sentimen	Min	Q1	Median	Q3	Max	Mean
Positif	0.0516	0.7928	0.9395	0.9826	0.9999	0.8397
Negatif	-0.9996	-0.9769	-0.9313	-0.7874	-0.0516	-0.8363

Berdasarkan Jadual 5.2, *compound score* berjaya membezakan kelas positif dan negatif dengan jelas. Skor negatif rendah menunjukkan kesan emosi kuat terhadap kesejahteraan mental, manakala skor positif tinggi mencerminkan pemulihan atau rasa syukur. Kekuatan VADER dalam mengesan sentimen ekstrem membolehkannya mengenal pasti tanda kemurungan dan keresahan, penting untuk pemantauan automatik kesejahteraan emosi di media sosial. Walaupun pengesanan sentimen bercampur dan neutral masih terbatas, hasil ini menyediakan asas kukuh untuk sistem amaran awal atau pemprofilan risiko psikologi berdasarkan kandungan sosial.

5.2 Analisis Sentimen Menggunakan SVM

Selepas data kesihatan mental daripada media sosial diklasifikasikan menggunakan VADER kepada sentimen positif dan negatif, model klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) dibangunkan bagi meramal sentimen secara automatik. Matlamatnya adalah menilai ketepatan model pembelajaran mesin dalam mengenal pasti sentimen pengguna melalui gabungan pelbagai ciri teks.

Model ini menggunakan gabungan tiga jenis ciri utama iaitu

1. TF-IDF n-gram hingga bigram daripada tajuk dan kandungan teks untuk membezakan istilah penting,
2. Skor *compound* VADER untuk mengekalkan elemen emosi, dan
3. Sepuluh topik LDA sebagai dimensi tambahan bagi menangkap tema psikologi tersirat.

Gabungan ciri ini menghasilkan matriks dengan 6,011 dimensi, membolehkan model mempelajari konteks linguistik, emosi dan topik secara serentak. Model SVM dilatih menggunakan *GridSearchCV* dengan 5-fold *cross-validation* untuk mendapatkan parameter terbaik.

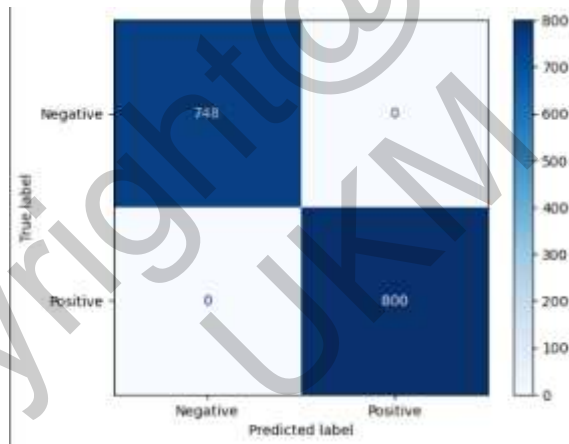
Jadual 5.3 Parameter terbaik dan prestasi model SVM

Parameter Terbaik	Nilai
C	1
Kernel	Linear
Skor Ketepatan Ujian	1.00
Skor CV Terbaik	1.00

Berdasarkan jadual 5.3, parameter $C = 1$ menunjukkan tahap penalti sederhana terhadap kesilapan klasifikasi, dan pilihan kernel linear sesuai digunakan kerana data kelihatan boleh dipisahkan secara linear dalam ruang ciri.

Kedua-dua skor ketepatan ujian dan skor validasi silang mencapai nilai maksimum 1.00 (100%), yang menunjukkan bahawa model bukan sahaja sesuai dengan data latihan, tetapi juga berkeupayaan mengklasifikasikan data ujian dengan sempurna tanpa sebarang kesilapan.

Model akhir dilatih semula dengan parameter ini ke atas 80% data latih, dan diuji pada baki 20% data ujian. Model SVM menunjukkan prestasi yang amat tinggi, 94 dengan ketepatan 100% (1.0000) ke atas set ujian. Ini ditunjukkan dalam laporan klasifikasi berikut:



Rajah 5.1 Matriks kekeliruan Model SVM

Jadual 5.4 Ketepatan Model SVM

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Sokongan
Negatif	1.00	1.00	1.00	748
Positif	1.00	1.00	1.00	800
Ketepatan			1.00	1,548

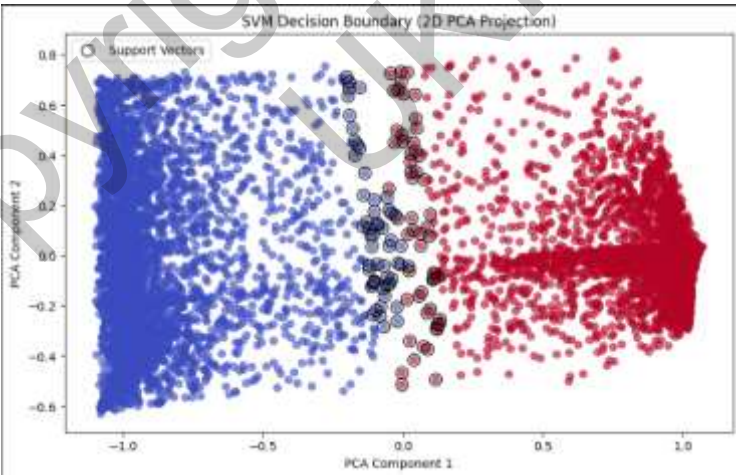
Keputusan prestasi model SVM ditunjukkan dalam rajah 5.1 dan jadual 5.4, yang merangkumi laporan klasifikasi dan matriks kekeliruan. Model berjaya mengklasifikasikan semua sampel dengan ketepatan yang sempurna, iaitu 100% untuk kedua-dua kelas positif dan negatif. Ini dibuktikan oleh nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang masing-masing adalah 1.00 bagi kedua-dua kelas. Matriks kekeliruan menunjukkan bahawa tiada sebarang kesilapan klasifikasi dilakukan oleh model, menjadikan ia sangat efisien dalam tugas klasifikasi sentimen ini. Walaupun hasil ini

menunjukkan ketepatan tinggi, analisis lanjut perlu dilakukan bagi memastikan model tidak mengalami isu *overfitting*, khususnya apabila diaplikasikan pada data luar.

Jadual 5.5 Keputusan Ketepatan Silang Lintang SVM

Lipatan CV	Skor
Fold 1	0.9994
Fold 2	1.0000
Fold 3	1.0000
Fold 4	1.0000
Fold 5	0.9948
Purata	0.9988

Tambahan pula, skor ROC-AUC model mencapai nilai 1.0000, menunjukkan keupayaan pemisahan kelas yang sempurna iaitu model berjaya membezakan antara ciapan berunsur positif dan negatif tanpa sebarang pertindihan. Prestasi silang-lipatan (*cross-validation*) pada rajah 4.10 juga sangat memberangsangkan, dengan skor purata ketepatan sebanyak 0.9988, menunjukkan bahawa model adalah stabil dan tidak terlebih latih (*overfitting*).



Rajah 5.2 Sempadan Keputusan SVM Berdasarkan Unjuran PCA 2D

Rajah 5.2 menunjukkan visualisasi PCA dua dimensi yang memaparkan sempadan keputusan model SVM dan kedudukan *support vectors*, membuktikan pemisahan sentimen positif dan negatif yang jelas serta prestasi tinggi model. Keputusan ini mengesahkan keberkesanan gabungan teknik leksikal, skor emosi VADER dan topik psikologi LDA dalam analisis sentimen media sosial, membolehkan pengesanan tanda psikologi seperti tekanan, kebimbangan, kemurungan dan pemulihan emosi dengan ketepatan tinggi.

5.3 Pemodelan Topik LDA

Prestasi model LDA dinilai menggunakan empat metrik utama iaitu *Perplexity*, *Coherence Score* (*c_v*), *Silhouette Score* dan *Davies-Bouldin Index*. Metrik ini digunakan untuk menilai kualiti dan kesesuaian model dalam mengenal pasti topik tersembunyi berkaitan kesihatan mental, seperti ditunjukkan dalam jadual keputusan.

Jadual 5.6 Perbandingan Metrik Prestasi Model LDA

Metrik	Model LDA Positif	Model LDA Negatif
Bilangan Dokumen	2610	3563
Bilangan Topik	5	7
Perplexity	1612.5	1631.4
Coherence (c_v)	0.577	0.511
Silhouette Score	0.381	0.093
Davies-Bouldin Index	1.423	2.293

Berdasarkan Jadual 5.6, *perplexity* dokumen positif ialah 1612.5 manakala negatif 1631.4, menunjukkan kedua-dua model mempunyai ketepatan anggaran hampir setara walaupun agak tinggi. *Coherence* model positif (0.577) lebih baik berbanding negatif (0.511), menandakan topik positif lebih tersusun dan mudah ditafsirkan. *Silhouette score* positif (0.381) berbanding negatif (0.093) menunjukkan pemisahan kluster lebih jelas, manakala *Davies-Bouldin index* positif (1.423) yang lebih rendah berbanding negatif (2.293) mengesahkan struktur topik positif lebih kukuh.

Secara keseluruhan, model LDA bagi data positif lebih stabil dan jelas berbanding model negatif yang kompleks akibat emosi bercampur seperti kemurungan, kebimbangan dan trauma. Namun, kedua-duanya tetap berjaya menjana topik relevan untuk memahami ekspresi emosi pengguna media sosial dan menyokong pengesanan awal isu kesihatan mental secara *unsupervised*.

6.0 KEKUATAN DAN KELEMAHAN

Antara kekuatan utama sistem ini adalah keupayaannya menggabungkan pelbagai teknik pemodelan yang saling melengkapi. Pendekatan ini membolehkan sistem bukan sahaja mengenal pasti sentimen secara kasar, tetapi juga memahami konteks psikologi melalui analisis tingkah laku dan pemodelan topik. Tambahan pula, prestasi klasifikasi yang tinggi bagi model SVM serta paparan visual yang komprehensif seperti word cloud, matriks kekeliruan, dan lengkung ROC, turut memperkukuh keberkesanan sistem dari aspek teknikal dan interpretatif. Di samping itu, sistem ini juga memberi fokus kepada kesesuaian aplikasi dalam konteks psikologi,

menjadikannya relevan untuk kegunaan awal dalam pemantauan kesejahteraan mental. Namun begitu, terdapat beberapa kekangan yang perlu diambil kira. Pertama, sistem ini masih bergantung pada senarai kata kunci tetap bagi mengenal pasti tingkah laku psikologi, yang mungkin tidak mencukupi untuk mengenal pasti maksud tersirat, sindiran, atau metafora dalam ayat. Kedua, sumber data yang digunakan hanya melibatkan platform *Reddit*, yang mungkin tidak mewakili populasi umum pengguna media sosial dari pelbagai latar belakang. Ketiga, prestasi pemodelan topik LDA bagi data negatif menunjukkan nilai koherensi dan silhouette score yang rendah, menandakan bahawa tema yang dihasilkan mungkin bertindih atau kurang jelas disebabkan oleh sifat emosi negatif yang lebih kompleks dan berlapis.

7.0 CADANGAN PENAMBAHBAIKAN

Untuk kajian dan pembangunan sistem pada masa hadapan, beberapa penambahbaikan dicadangkan. Antaranya ialah penggunaan model pembelajaran mendalam seperti BERT atau RoBERTa yang mampu memahami konteks ayat dengan lebih tepat dan tidak terlalu bergantung kepada kata kunci. Seterusnya, perluasan sumber data daripada pelbagai platform seperti *Twitter*, *TikTok* atau forum sokongan psikologi boleh memberikan variasi dan memperkukuh ketepatan model. Di samping itu, penambahan fungsi pengesanan emosi pelbagai kelas seperti marah, sedih, gembira, dan takut juga boleh meningkatkan keupayaan sistem. Tambahan lagi, integrasi sistem dengan respons automatik seperti cadangan CBT (*Cognitive Behavioral Therapy*) atau sokongan emosi 101 awal berasaskan tahap keparahan yang dikesan boleh menjadikan sistem lebih interaktif dan berfungsi secara proaktif. Akhir sekali, sebarang sistem berkaitan kesihatan mental haruslah divalidasi oleh pakar psikologi untuk memastikan ketepatan dan keselamatan penggunaannya dalam konteks sebenar.

8.0 KESIMPULAN

Kesimpulannya, projek ini telah berjaya membangunkan satu sistem analisis sentimen dan tingkah laku psikologi berasaskan kandungan media sosial dengan menggunakan gabungan teknik pemprosesan bahasa semula jadi dan pembelajaran mesin. Sistem ini mampu mengesan sentimen positif dan negatif, mengenal pasti kata kunci berkaitan kesihatan mental, serta menjana tema psikologi tersembunyi menggunakan pemodelan topik. Hasil analisis menunjukkan prestasi model yang sangat baik, sekaligus membuktikan potensi sistem ini sebagai alat sokongan awal dalam pemantauan emosi dan kesejahteraan mental pengguna media sosial.

9.0 PENGHARGAAN

Penulis ingin merakamkan setinggi-tinggi penghargaan dan ucapan terima kasih kepada Prof. Dr. Azuraliza Abu Bakar selaku penyelia projek ini atas segala bimbingan, nasihat serta sokongan berterusan yang telah diberikan sepanjang pelaksanaan kajian ini. Panduan dan tunjuk ajar beliau amat membantu dalam memastikan projek ini dapat disempurnakan dengan jayanya.

Selain itu, penghargaan juga ditujukan kepada semua individu yang telah membantu secara langsung atau tidak langsung dalam menjayakan projek ini. Sumbangan dan bantuan yang diberikan amat bermakna, dan penulis mendoakan semoga segala kebaikan mereka dibalas dengan sebaik-baik ganjaran.

10.0 RUJUKAN

- Afp. (2024, February 1). Lima bilion guna media sosial. Harian Metro. <https://www.hmetro.com.my/global/eropah/2024/02/1056407/lima-bilion-guna-media-sosial/>
- Ahmed, J. O. (2023). Social media psychology and mental health. *Middle East Current Psychiatry*, 30(1). <https://doi.org/10.1186/s43045-023-00362-w>
- Babu, N. V., & Kanaga, E. G. M. (2022). Sentiment Analysis in Social Media Data for Depression Detection Using Artificial Intelligence: A Review. *SN computer science*, 3(1), 74. <https://doi.org/10.1007/s42979-021-00958-1>
- Delgado, I. (2024, December 30). 10 key UI design Principles in 2025 for functional user Interface. Duck Design. <https://duck.design/key-ui-design-principles/>
- Dey, P., & Dey, S. (2023). Sentiment Analysis of Text and Emoji Data for Twitter Network. *Al-Bahir Journal for Engineering & Pure Sciences*, 3(1), 1–10. <https://doi-org.eresourcesptsl.ukm.remotexs.co/10.55810/2312-5721.1034>
- Hasan, M., Ahmed, T., Islam, M. R., & Uddin, M. P. (2024). Leveraging textual information for social media news categorization and sentiment analysis. *PLoS ONE*, 19(7), 1–28. <https://doi-org.eresourcesptsl.ukm.remotexs.co/10.1371/journal.pone.0307027>

- Herdiansyah, H., Roestam, R., Kuhon, R., & Santoso, A. S. (2023). Their post tell the truth: Detecting social media users mental health issues with sentiment analysis. *Procedia Computer Science*, 216, 691–697. <https://doi-org.eresourcesptsl.ukm.remotexs.co/10.1016/j.procs.2022.12.185>
- Howe, S. (2024, May 6). Social Media Statistics for Malaysia [Updated 2024]. Meltwater. <https://www.meltwater.com/en/blog/social-media-statistics-malaysia>
- Isnan, M., Elwirehardja, G. N., & Pardamean, B. (2023). Sentiment Analysis for TikTok Review Using VADER Sentiment and SVM Model. *Procedia Computer Science*, 227, 168–175. <https://doi-org.eresourcesptsl.ukm.remotexs.co/10.1016/j.procs.2023.10.514>
- Ivey, S. (2022, December 21). Why usability and accessibility are so important in design. CareerFoundry. <https://careerfoundry.com/en/blog/ux-design/the-importance-of-usability-and-accessibility-in-design/>
- Kamaruddin, S. S., Abdul-Rahman, S., & Wibowo, W. (2024). Understanding Malaysian Public Opinion on Suicide through Sentiment Analysis and Topic Modeling of Reddit Posts. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 14(6), 18055–18062. <https://doi-org.eresourcesptsl.ukm.remotexs.co/10.48084/etasr.8738>
- León-Sandoval, E., Zareei, M., Barbosa-Santillán, L. I., Falcón Morales, L. E., Pareja Lora, A., & Ochoa Ruiz, G. (2022). Monitoring the Emotional Response to the COVID-19 Pandemic Using Sentiment Analysis: A Case Study in Mexico. *Computational Intelligence & Neuroscience*, 1–11. <https://doi-org.eresourcesptsl.ukm.remotexs.co/10.1155/2022/4914665>
- Marciano, L., Camerini, A., & Morese, R. (2021). The Developing Brain in the Digital Era: A Scoping Review of Structural and Functional Correlates of Screen Time in Adolescence. *Frontiers in Psychology*, 12. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.671817>
- Nuhmana, S. (2023). Sentiment Analysis of Related Public Opinion Smart City Pasuruan Regency on Media Social Using Svm Algorithm. *Journal of Social Research*, 2(4), 1305–1310. <https://doi-org.eresourcesptsl.ukm.remotexs.co/10.55324/josr.v2i4.702>

- Pande, S. D., Hasane Ahammad, S. K., Gurav, M. N., Faragallah, O. S., Eid, M. M. A., & Rashed, A. N. Z. (2024). Depression detection based on social networking sites using data mining. *Multimedia Tools and Applications*, 83(9), 25951–25967. <https://doi.org.eresourcesptsl.ukm.remotexs.co/10.1007/s11042-023-16564-7>
- Sundvik, L. M. S., & Davis, S. K. (2022). Social media stress and mental health: A brief report on the protective role of emotional intelligence. *Current Psychology*, 42(22), 18714–18719. <https://doi.org/10.1007/s12144-022-03035-9>
- Xu, Z., Fang, Q., Huang, Y., & Xie, M. (2024). The public attitude towards ChatGPT on reddit: A study based on unsupervised learning from sentiment analysis and topic modeling. *PLoS ONE*, 19(5), 1–26. <https://doi.org.eresourcesptsl.ukm.remotexs.co/10.1371/journal.pone.0302502>
- Zakaria Adli, N. 'Aisyah B., Ahmad, M., Ghani, N. A., Ravana, S. D., & Norman, A. A. (2024). An Ensemble Classification of Mental Health in Malaysia related to the Covid-19 Pandemic using Social Media Sentiment Analysis. *KSII Transactions on Internet & Information Systems*, 18(2), 370–396. <https://doi.org.eresourcesptsl.ukm.remotexs.co/10.3837/tiis.2024.02.006>

Luqman Amzari Anis Hilmi

(A196043)

Prof. Dr. Azuraliza Abu Bakar

Fakulti Teknologi & Sains Maklumat
Universiti Kebangsaan Malaysia