

MEMBANGUNKAN MODEL UNTUK MERAMAL CIRI PSIKOLOGI BERDASARKAN KANDUNGAN TWITTER

RAJA ARISSA DALILI BINTI RAJA JAAFAR

PROF. MADYA DR. MOHAMMAD KHATIM BIN HASAN

*Fakulti Teknologi & Sains Maklumat, Universiti Kebangsaan Malaysia, 43600 UKM
Bangi, Selangor Darul Ehsan, Malaysia*

ABSTRAK

Dalam era digital masa kini, media sosial seperti Twitter telah menjadi platform utama bagi pengguna untuk meluahkan perasaan, pandangan serta emosi secara terbuka. Setiap kandungan yang dimuat naik berpotensi mencerminkan keadaan psikologi individu, sekali gus memberikan peluang kepada penyelidik untuk menilai emosi dan corak tingkah laku melalui analisis teks. Berdasarkan realiti ini, projek ini bertujuan membangunkan sebuah sistem ramalan ciri psikologi berasaskan kandungan teks daripada Twitter dengan menggunakan pendekatan pembelajaran mesin dan pemprosesan bahasa semula tabii (NLP). Dalam sistem ini, model RoBERTa digunakan secara khusus untuk mengenal pasti unsur sarkasme dalam kandungan teks, manakala model *Logistic Regression* berasaskan ciri TF-IDF digunakan sebagai model akhir untuk mengklasifikasikan ciri psikologi pengguna. Emosi yang dikenal pasti akan dipetakan kepada lima kategori utama iaitu *depression*, *anxiety*, *stress*, *happy* dan *normal*. Sistem ini dibangunkan menggunakan Streamlit sebagai antara muka pengguna yang mesra peranti dan interaktif. Pengguna boleh memasukkan teks, menjana laporan keputusan serta memuat turun hasil analisis dalam format CSV dengan mudah. Keupayaan sistem dalam mengenal pasti sarkasme membolehkannya menghasilkan klasifikasi emosi yang lebih tepat, khususnya dalam persekitaran media sosial yang sering menggunakan gaya bahasa tidak langsung dan sinis. Keputusan ujian menunjukkan bahawa gabungan analisis sarkasme menggunakan RoBERTa dan klasifikasi psikologi menggunakan *Logistic Regression* mampu meningkatkan prestasi dan kebolehpercayaan sistem. Secara keseluruhan, sistem ini berpotensi digunakan sebagai alat sokongan dalam pemantauan kesihatan mental secara dalam talian, serta menjadi asas kepada penyelidikan lanjutan dalam bidang psikologi digital dan analisis tingkah laku pengguna media sosial.

Kata Kunci: Ciri Psikologi, Pembelajaran Mesin, NLP, Sarkasme, Twitter, *Logistic Regression*, RoBERTa

PENGENALAN

Media sosial seperti Twitter kini memainkan peranan yang semakin signifikan dalam kehidupan masyarakat moden. Ia bukan sahaja berfungsi sebagai platform komunikasi dan perkongsian maklumat, tetapi juga telah berkembang menjadi ruang peribadi digital di mana pengguna bebas meluahkan pandangan, perasaan, dan emosi secara terbuka. Dalam konteks ini, kandungan teks yang dikongsi oleh pengguna bukan lagi sekadar kata-kata kosong, tetapi mengandungi isyarat dan petunjuk penting yang boleh mencerminkan keadaan psikologi dan emosi individu. Justeru, dengan kemajuan teknologi analitik dan kecerdasan buatan, potensi untuk menilai keadaan mental seseorang melalui analisis kandungan media sosial kini menjadi semakin realistik dan praktikal.

Walau bagaimanapun, proses untuk mengenal pasti emosi dan ciri psikologi daripada kandungan media sosial bukanlah satu tugas yang mudah. Salah satu cabaran utama yang dihadapi dalam analisis teks media sosial ialah kehadiran unsur sarkasme, makna kiasan, gaya bahasa tidak formal, serta penggunaan singkatan dan emoji yang menjadikan maksud sebenar sesuatu ayat sukar ditafsirkan secara literal.

Sehubungan itu, projek ini membangunkan sebuah sistem ramalan ciri psikologi berasaskan kandungan Twitter dengan menggunakan pendekatan Pemprosesan Bahasa Tabii (NLP) dan pembelajaran mesin. Sistem ini mengaplikasikan model DistilRoBERTa untuk mengenal pasti emosi asas seperti *sadness*, *joy*, *fear* dan *anger*, yang kemudiannya dipetakan kepada ciri psikologi seperti *stress*, *anxiety*, *depression*, *happy* dan *normal*. Tambahan pula, model RoBERTa digunakan untuk mengesan unsur sarkasme, agar ramalan akhir ciri psikologi dikenal pasti dengan tepat. Di samping itu, model klasifikasi *Logistic Regression* yang menggunakan ciri TF-IDF turut digunakan untuk mengenal pasti ciri psikologi secara terus, dan berfungsi sebagai model pembandingan untuk menilai prestasi model transformer.

Sistem ini diintegrasikan dalam antara muka pengguna berasaskan web melalui platform Streamlit, yang membolehkan pengguna memasukkan teks secara langsung dan menerima hasil analisis secara interaktif. Antara muka ini juga membolehkan pengguna menjana laporan dalam bentuk CSV bagi tujuan simpanan

atau analisis lanjut. Ciri ini menjadikan sistem ini bukan sahaja berguna untuk pengguna individu, tetapi juga boleh dimanfaatkan oleh penyelidik, kaunselor, atau organisasi kesihatan mental sebagai alat sokongan dalam pemantauan psikologi digital.

Projek ini bertujuan untuk menyumbang kepada usaha pengesanan awal masalah kesihatan mental secara dalam talian dengan cara yang automatik, pantas dan berasaskan data. Dengan memahami corak dan kecenderungan emosi dalam kandungan media sosial, pihak berkepentingan dapat mengambil langkah intervensi lebih awal bagi menangani isu kesihatan mental yang semakin membimbangkan dalam masyarakat masa kini.

METODOLOGI KAJIAN

Projek ini menggunakan pendekatan pembangunan model secara inkremental, di mana pembangunan sistem dilakukan secara berperingkat berdasarkan modul utama yang telah dikenalpasti. Setiap modul melalui fasa analisis keperluan, reka bentuk, pelaksanaan dan ujian, sebelum diintegrasikan ke dalam sistem akhir secara menyeluruh. Pendekatan ini dipilih bagi memastikan setiap komponen diuji secara berasingan, sekali gus mengurangkan risiko ralat semasa proses integrasi.

Dalam fasa pertama, tumpuan diberikan kepada pembangunan modul pengesanan sarkasme. Modul ini menggunakan model RoBERTa yang telah dilatih dengan dataset sarkasme daripada Kaggle, untuk mengenal pasti sama ada kandungan teks mengandungi unsur sindiran atau tidak. Proses ini melibatkan pemuatan model, prapemprosesan input teks, dan pembinaan fungsi inferens.

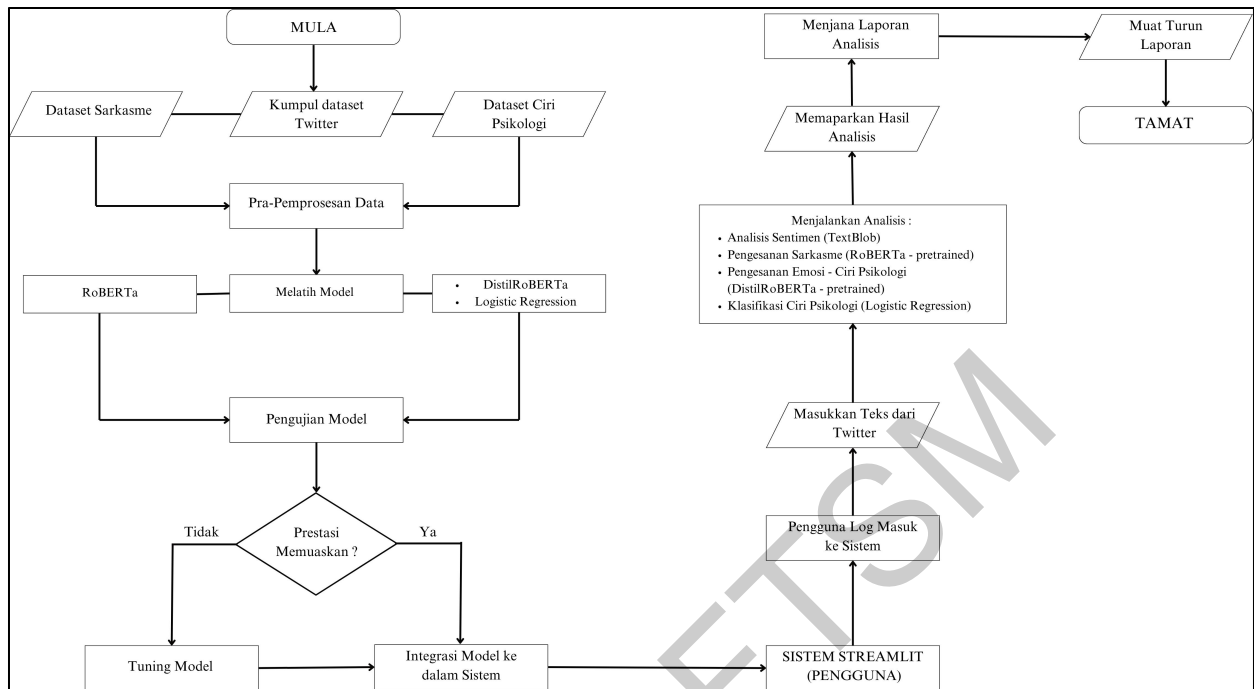
Fasa seterusnya melibatkan pembangunan modul klasifikasi ciri psikologi. Dalam fasa ini, dua pendekatan utama telah diuji. Pendekatan pertama menggunakan DistilRoBERTa, iaitu model *transformer* yang menjana embedding kontekstual daripada teks. Embedding ini kemudiannya digunakan untuk melatih model klasifikasi lanjutan bagi mengenal pasti kategori psikologi seperti *depression*, *anxiety*, *stress*, *happy* dan *normal*. Seterusnya, pendekatan kedua menggunakan model *Logistic Regression* (LR), dilatih menggunakan dataset berlabel yang sama, dengan ciri teks ditukar kepada bentuk vektor melalui kaedah TF-IDF. Hasil ujian

menunjukkan bahawa model LR memberikan prestasi yang lebih konsisten dan menjimatkan masa latihan berbanding pendekatan pertama. Oleh itu, *Logistic Regression* dipilih sebagai model akhir untuk klasifikasi ciri psikologi dalam sistem ini. Walau bagaimanapun, penggunaan DistilRoBERTa tetap direkod sebagai sebahagian daripada proses eksperimen dan pembangunan sistem.

Modul ketiga ialah pembangunan antara muka pengguna menggunakan kerangka kerja Streamlit. Antara muka ini direka bentuk agar mesra pengguna dan responsif untuk pelbagai peranti. Pengguna boleh memasukkan teks secara manual di ruangan teks yang disediakan di antara muka Streamlit. Hasil ramalan, termasuklah keputusan sarkasme dan klasifikasi ciri psikologi akan dipaparkan secara visual dan interaktif dalam bentuk jadual dan graf. Fungsi eksport ke dalam format CSV turut disediakan untuk memudahkan analisis lanjutan.

Setiap modul diuji secara berasingan melalui Ujian Penerimaan Pengguna (UAT), di mana beberapa pengguna mencuba fungsi sistem dan memberikan maklum balas berkaitan prestasi dan kebolehgunaan. Maklum balas ini digunakan untuk menambah baik sistem sebelum modul seterusnya dibangunkan dan digabungkan.

Akhirnya, semua modul utama iaitu pengesanan sarkasme, klasifikasi psikologi, dan antara muka pengguna digabungkan dalam satu sistem lengkap. Pendekatan inkremental ini membantu menghasilkan sistem yang lebih stabil, tersusun dan mudah ditambah baik pada masa hadapan, serta memberikan fleksibiliti untuk menyesuaikan reka bentuk sistem mengikut keperluan pengguna secara progresif.

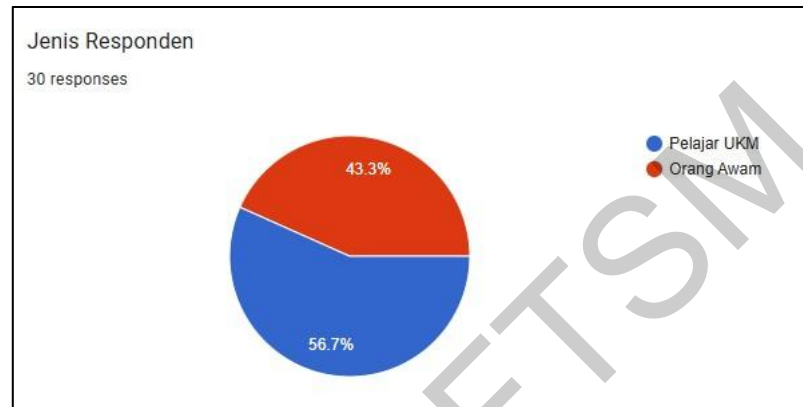


Rajah 1 Carta Alir Sistem Analisis Psikologi Twitter

Rajah 1 menunjukkan Carta Alir bagi Sistem Analisis Psikologi Twitter. Carta alir ini menerangkan keseluruhan proses pembangunan dan penggunaan sistem analisis teks Twitter berasaskan model pembelajaran mesin dan pembelajaran mendalam. Proses bermula dengan pengumpulan dua jenis dataset iaitu yang pertama untuk pengesanan sarkasme dan kedua untuk pengesanan ciri psikologi, Seterusnya, dataset ini dipra-proses sebelum digunakan untuk melatih tiga model berbeza, RoBERTa untuk sarkasme, DistilRoBERTa dan *Logistic Regression* (dengan TF-IDF) untuk ciri psikologi. Selepas latihan, model-model ini diuji, dan hanya jika prestasinya memuaskan, ia akan diintegrasikan ke dalam sistem. Ketepatan model DistilRoBERTa dan *Logistic Regression* akan dibandingkan, dan model yang menunjukkan prestasi terbaik (dari segi ketepatan) akan dipilih sebagai model akhir untuk tugas klasifikasi ciri psikologi dalam sistem ini. Jika tidak, proses penalaan semula model dilakukan. Di peringkat pengguna, sistem yang dibina menggunakan Streamlit membenarkan pengguna log masuk, memasukkan teks dari Twitter, dan menjalankan pelbagai analisis termasuk sentimen (TextBlob), sarkasme dan ciri psikologi. Hasil analisis dipaparkan dan pengguna boleh menjana serta memuat turun laporan. Carta ini

menekankan aliran kerja yang teratur, penggunaan dataset khusus untuk setiap model, serta pemisahan jelas antara proses pembangunan dan penggunaan sistem.

PENGUJIAN



Rajah 2 Demografi Responden Soal Selidik Google Form

Rajah 2 menunjukkan demografi responden melalui soal selidik menggunakan Google Form. Pengujian bukan fungsian sistem ini dilaksanakan melalui kaedah soal selidik atas talian menggunakan borang Google Form yang dibina khusus untuk menilai tahap kebolegunaan sistem daripada perspektif pengguna akhir. Objektif utama soal selidik ini adalah untuk mendapatkan maklum balas berkaitan aspek reka bentuk antaramuka, tahap kefahaman terhadap keputusan analisis yang dipaparkan (merangkumi sentimen, sarkasme dan ciri psikologi), serta persepsi terhadap ketepatan model-model yang digunakan. Soal selidik tersebut diedarkan secara terbuka melalui pelbagai saluran media sosial seperti WhatsApp, Instagram dan Telegram dalam tempoh lima hari. Seramai 30 orang responden telah memberikan maklum balas lengkap, yang terdiri daripada dua kumpulan utama iaitu 17 orang pelajar Universiti Kebangsaan Malaysia (UKM) dan 13 orang individu daripada kalangan masyarakat umum. Pemilihan responden dijalankan secara rawak, namun pengumpulan data demografi adalah terhad kepada kategori status pelajar sahaja. Maklumat tambahan seperti umur, latar belakang pekerjaan dan tahap pendidikan tidak diperoleh memandangkan ia tidak disertakan dalam struktur soal selidik asal. Keterbatasan ini dikenalpasti sebagai salah satu aspek yang boleh ditambah baik untuk sesi penilaian pengguna yang akan datang bagi memastikan maklum balas yang lebih menyeluruh dan representatif dapat dikumpulkan. Secara keseluruhan, data yang

diperoleh digunakan untuk menilai keberkesanan sistem dalam konteks penggunaan sebenar serta membantu dalam perancangan penambahbaikan pada masa hadapan.

Jadual 1 Pengujian Bukan Fungsian

Jenis Pengujian	Perincian Ujian	Tajuk
Ujian Prestasi Model	Mengukur tahap ketepatan model, termasuk <i>precision</i> , <i>recall</i> , <i>F1-score</i> dan <i>accuracy</i> .	<i>Accuracy</i> model <i>Logistic Regression</i> mendapat 90.20% selepas tuning menggunakan <i>Grid Search</i> .
Ujian Kebolehgunaan	Mengkaji tahap kemudahan penggunaan sistem serta kefahaman terhadap hasil yang dipaparkan.	Ujian ke atas kefahaman pengguna terhadap output dan reka bentuk antaramuka (Streamlit).
Ujian Keserasian	Menguji keupayaan sistem berjalan di pelbagai pelayar dan peranti (Chrome dan Microsoft Edge).	Pastikan sistem tidak bergantung kepada satu pelayar dan boleh digunakan dengan lancar di semua platform.

Jadual 1 menunjukkan jadual pengujian bukan fungsian bagi sistem ini. Pengujian bukan fungsian memberi tumpuan kepada penilaian prestasi sistem dari aspek masa tindak balas, kestabilan pemprosesan input, serta konsistensi paparan output analisis. Ujian ini memastikan sistem dapat memproses input teks pengguna secara lancar tanpa kelewatan ketara, selain mengekalkan ketepatan dan kestabilan semasa beroperasi. Penilaian prestasi dilakukan menggunakan metrik standard seperti *accuracy score*, *classification report*, dan *confusion matrix*, yang membantu menilai keberkesanan setiap model dalam menghasilkan klasifikasi yang tepat.

Selain itu, ujian kebolehgunaan turut dijalankan untuk menilai pengalaman pengguna dari aspek kefahaman terhadap paparan hasil analisis, kejelasan antara muka pengguna yang dibina menggunakan platform Streamlit, serta kemudahan navigasi antara fungsi sistem. Ujian keserasian pelayar web juga dilaksanakan bagi memastikan sistem berfungsi dengan baik merentasi pelbagai pelayar seperti Google Chrome dan Microsoft Edge tanpa mengalami ralat teknikal atau isu paparan.

Secara keseluruhan, proses pengujian melibatkan kerjasama antara penyelidik dan pengguna akhir secara talian melalui borang soal selidik. Gabungan antara skor prestasi model (*F1-score*, *precision*, *recall*), prestasi teknikal sistem, dan maklum balas pengguna digunakan untuk menilai tahap keberkesanan keseluruhan sistem. Walaupun terdapat cabaran seperti ketepatan yang lebih rendah dalam

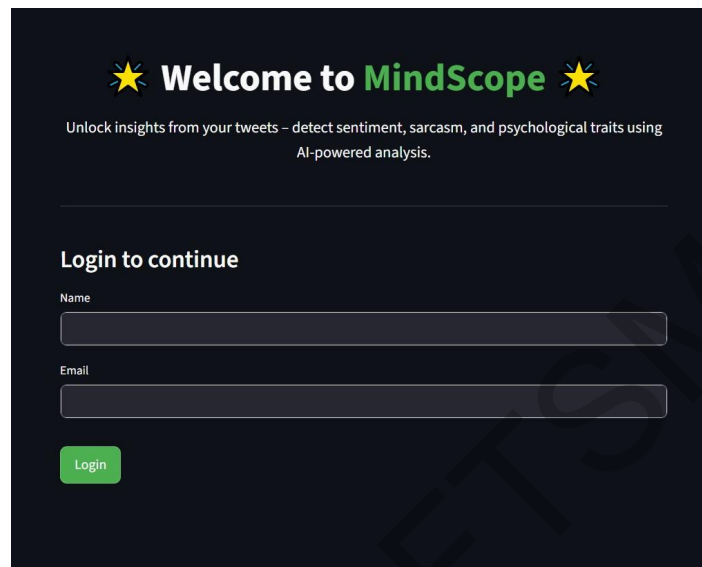
pengesanan sarkasme serta kesukaran dalam mengklasifikasikan ciri psikologi yang lebih kompleks, usaha penalaan model telah berjaya meningkatkan keupayaan sistem dengan ketara. Berdasarkan keputusan akhir, sistem ini berfungsi dengan baik dalam menyediakan analisis yang bermakna dan dipercayai untuk mengenal pasti sentimen, unsur sarkasme, serta ciri psikologi berdasarkan kandungan teks Twitter yang dianalisis.

Jadual 2 Keputusan *Accuracy* dan *F1- Score* Model

Model	Sarcasm Dataset		Emotion Dataset	
	Accuracy	F1-Score	Accuracy	F1-Score
RoBERTa (Sarcasm)	100.00%	1.0		
DistilRoBERTa (Emotion)			83.14%	0.82
Logistic Regression (Emotion)			90.20%	0.89

Jadual 2 menunjukkan prestasi model yang digunakan dalam sistem berdasarkan nilai *accuracy* dan *F1-Score*. Model RoBERTa untuk pengesanan sarkasme mencatatkan keputusan sempurna dengan 100.00% *accuracy* dan *F1-Score* 1.0, menunjukkan keupayaannya mengklasifikasikan sarkasme dengan sangat tepat. Bagi tugas pengesanan emosi dan ciri psikologi, model *Logistic Regression* yang dilatih dengan ciri TF-IDF menunjukkan prestasi terbaik dengan *accuracy* 90.20% dan *F1-Score* 0.89, mengatasi model DistilRoBERTa yang mencatatkan *accuracy* 83.14% dan *F1-Score* 0.82. Keputusan ini menunjukkan bahawa gabungan model RoBERTa dan *Logistic Regression* dipilih untuk sistem kerana memberikan ketepatan klasifikasi yang lebih tinggi dalam ujian akhir.

KEPUTUSAN DAN PERBINCANGAN



★ Welcome to MindScope ★

Unlock insights from your tweets – detect sentiment, sarcasm, and psychological traits using AI-powered analysis.

Login to continue

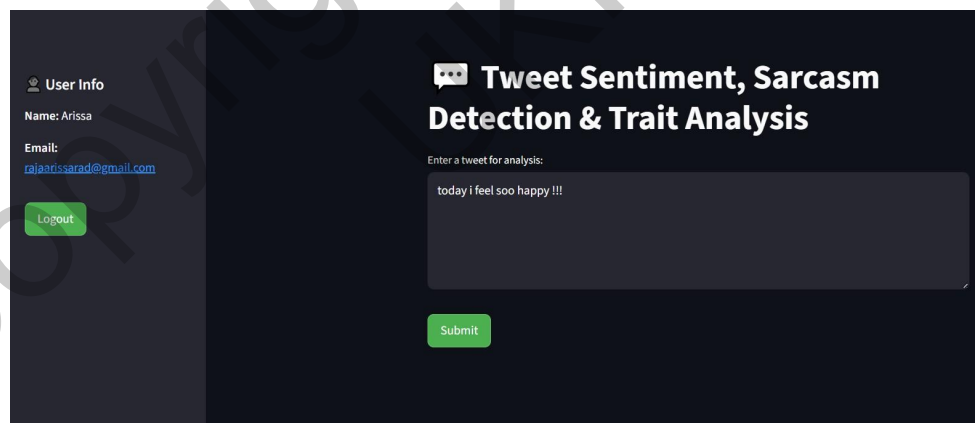
Name

Email

Login

Rajah 3 Paparan Log Masuk Sistem

Rajah 3 menunjukkan skrin log masuk sistem. Pengguna diminta mengisi nama dan emel sebelum menekan butang “Login” untuk mengakses sistem analisis psikologi Twitter.



User Info

Name: Arissa

Email: rajaatissarad@gmail.com

Logout

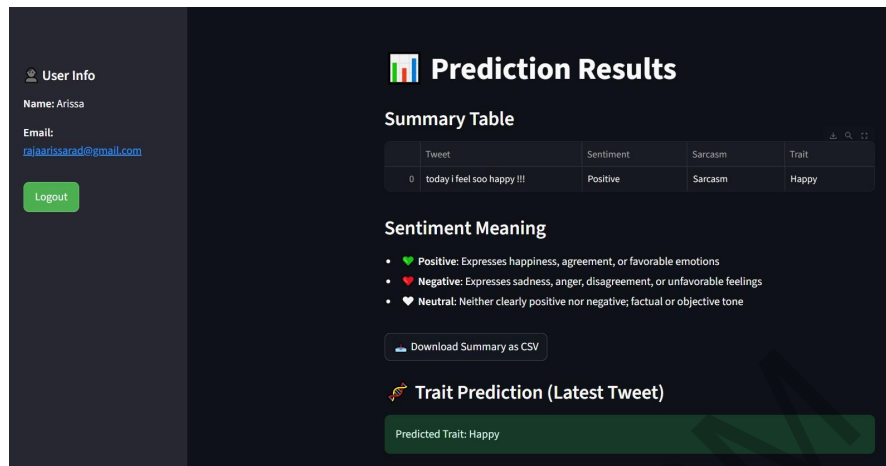
Tweet Sentiment, Sarcasm Detection & Trait Analysis

Enter a tweet for analysis:

Submit

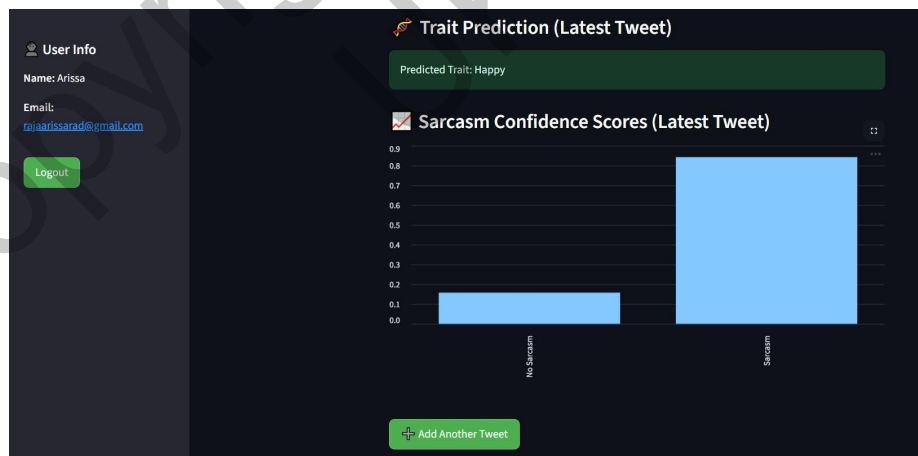
Rajah 4 Paparan Berfungsi Untuk Memasukkan Teks

Rajah 4 menunjukkan paparan yang berfungsi bagi pengguna memasukkan teks yang ingin dianalisis ke dalam ruangan yang disediakan dan menekan butang “Submit” bagi meneruskan proses analisis.



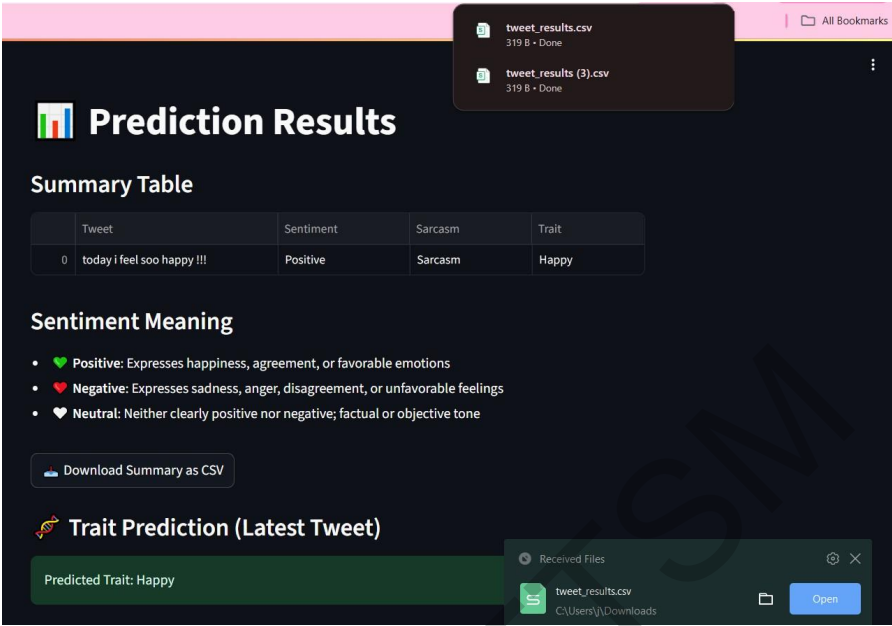
Rajah 5 Paparan Hasil Analisis

Rajah 5 menunjukkan keputusan yang telah dianalisis oleh sistem. Paparan mengeluarkan keputusan *tweet* yang telah dianalisis bersama sentimen, sarkasme dan ciri psikologi yang telah dikenal pasti. Rujukan bagi maksud sebenar sentimen juga dikeluarkan bagi memudahkan pengguna memahami maksud sebenar sentimen bagi setiap ayat yang dimasukkan. Sekiranya pengguna telah selesai menganalisis kesemua teks dari Twitter yang dikehendaki, pengguna boleh menekan butang “*Download Summary as CSV*” bagi memuat turun keputusan keseluruhan analisis.



Rajah 6 Sambungan Paparan Hasil Analisis

Rajah 6 menunjukan sambungan bagi paparan Rajah 4.10 iaitu ciri psikologi bagi teks *Tweet* yang terkini dihantar ke dalam sistem. Selain dari itu, terdapat juga graf *confidence score* yang dikeluarkan bagi menunjukkan kecenderungan teks terhadap “*Sarcasm*” atau “*No Sarcasm*” yang lebih tinggi peratusannya.



Rajah 7 Paparan Fail Berjaya Dimuat Turun

Rajah 7 menunjukkan antaramuka setelah data berjaya dimuat turun. Fail CSV akan dimuat turun secara automatik ke dalam folder 'Downloads' di komputer pengguna.

Jadual 3 Reka Bentuk Kes Pengujian Sistem

Fungsi	Langkah Ujian	Data Ujian	Jangkaan Keputusan
Log Masuk	Masukkan nama dan emel, klik “Login”	Nama: Arissa, Emel: rajaarissarad@gmail.com	Pengguna berjaya log masuk dan dibawa ke halaman input
Log Masuk	Klik “Login” tanpa isi sebarang maklumat	Nama: (ruang kosong) , Emel: (ruang kosong)	Papar amaran “Please enter both name and email”
Masukkan Tweet	Masukkan ayat pendek dan klik “Submit”	Tweet: I am so hungry today !	Sistem berjaya papar keputusan sentimen, sarkasme dan ciri psikologi

Masukkan <i>Tweet</i>	Biarkan ruangan kosong dan klik “ <i>Submit</i> ”	<i>Tweet:</i> (ruang kosong)	Papar amaran “ <i>Please enter a tweet</i> ”
Analisis Sarkasme dan Ciri Psikologi	Masukkan <i>tweet</i> sarkasme dan semak keputusannya	<i>Tweet: I love to eat vegetables</i>	Output: Sentimen (<i>Neutral</i>), Sarkasme (<i>No Sarcasm</i>), Ciri Psikologi (<i>Normal</i>)
Papar Ringkasan	Selepas <i>tweet</i> dimasukkan, sistem papar jadual ringkasan analisis	-	Paparan dataframe dengan kolum <i>Tweet</i> , <i>Sentiment</i> , <i>Sarcasm</i> , <i>Trait</i>
Muat Turun CSV	Klik butang “ <i>Download Summary as CSV</i> ”	-	Fail <i>tweet_results</i> berjaya dimuat turun
Logout	Klik butang “ <i>Logout</i> ” dari <i>sidebar</i>	-	Pengguna dilog keluar dan kembali ke halaman log masuk

KESIMPULAN

Sistem ramalan ciri psikologi berasaskan kandungan Twitter ini dibangunkan untuk membantu pengguna mengenal pasti kecenderungan ciri psikologi melalui teks yang dimuat naik ke media sosial. Sistem ini membolehkan pengguna membuat semakan terhadap kandungan teks secara automatik bagi mengenal pasti ciri psikologi seperti *stress*, *anxiety*, *depression*, *happy* dan *normal*. Di samping itu, sistem turut dapat

mengesan unsur sarkasme dalam ayat, yang menjadikannya lebih peka terhadap maksud sebenar yang ingin disampaikan pengguna.

Antara muka sistem yang dibangunkan berasaskan web menggunakan Streamlit menjadikan ia mudah digunakan di pelbagai peranti seperti komputer riba dan telefon pintar. Ciri seperti input teks dan penjana laporan automatik dalam bentuk CSV memberi nilai tambah kepada pengguna, terutamanya untuk kegunaan penyelidikan atau pemantauan emosi secara berterusan. Sistem ini juga sesuai digunakan oleh pelbagai lapisan pengguna seperti individu, penyelidik, atau organisasi yang ingin memahami tingkah laku dan keadaan psikologi pengguna media sosial.

Kekuatan dan Kelemahan Sistem

Sistem ini menerima maklum balas positif daripada pengguna kerana keupayaannya yang mesra pengguna dan mudah difahami. Reka bentuk antaramuka yang ringkas, kemas dan tidak memerlukan pembacaan panjang menjadikan pengalaman pengguna lebih lancar. Proses analisis yang cepat dan terus kepada hasil tanpa prosedur rumit turut dianggap sebagai satu kelebihan. Selain itu, elemen visual seperti ikon dan emoji menambahkan tarikan serta menjadikan sistem kelihatan lebih interaktif dan menarik. Keupayaan sistem untuk diakses melalui pelbagai peranti tanpa perlu memasang aplikasi tambahan juga meningkatkan kebolehpakaian dan fleksibiliti penggunaan. Ciri pengesanan sarkasme pula merupakan kelebihan unik yang tidak terdapat dalam banyak sistem analisis emosi tradisional, menjadikan sistem ini lebih relevan dalam menganalisis kandungan tidak formal di media sosial.

Walaupun sistem berfungsi dengan baik secara keseluruhan, pengguna turut melaporkan beberapa kelemahan yang wajar diberi perhatian. Antara isu utama ialah kelewatan tindak balas sistem, termasuk situasi di mana pengguna perlu menekan butang sebanyak dua hingga tiga kali atau menunggu proses loading yang agak lama sebelum dapat meneruskan ke muka seterusnya. Di samping itu, terdapat juga ketidaktepatan pada hasil analisis tertentu, termasuk dalam pengesanan sarkasme dan emosi yang kadangkala kurang konsisten. Sistem juga hanya menyokong analisis untuk teks dalam bahasa Inggeris, yang mengehadkan penggunaan kepada pengguna

tempatan yang mungkin menggunakan bahasa Melayu atau bahasa dari pelbagai negara.

Cadangan Penambahbaikan

Cadangan sebarang penambahbaikan yang boleh dilakukan ke atas sistem ini

30 responses

UI dan okay tapi kalau tambah gambar atau animation pun okay
BOLEH GUNA BAHASA LAIN (MELAYU,KOREA,CINA ETC)
TAMBAH PILIHAN BOLEH DOWLOAD DALAM PDF
meningkatkan kelajuan proses
naik taraf masa interface
Boleh tambah download in pdf format
animasi mana yang patut
Letak time & date untuk setiap result dalam CSV
MUNGKIN BOLEH NAIKTARAF RESPONSE SISTEM SUPAYA PENGGUNAAN LEBIH LANCAR

Rajah 8 Paparan Fail Berjaya Dimuat Turun

Rajah 8 menunjukkan cadangan penambahbaikan yang dikemukakan oleh responden melalui Google Form. Berdasarkan maklum balas pengguna, beberapa cadangan penambahbaikan telah dikenal pasti untuk meningkatkan keberkesanan dan pengalaman pengguna sistem. Antaranya termasuk penambahan fungsi muat turun keputusan dalam format PDF, serta penambahan tarikh dan masa bagi setiap keputusan yang dimuat turun dalam fail CSV, bagi memudahkan rujukan dan dokumentasi. Pengguna juga mencadangkan agar antara muka dipertingkat dengan penyertaan animasi atau elemen visual seperti gambar untuk menjadikan paparan lebih menarik dan interaktif.

Dari segi prestasi, ramai pengguna menyarankan agar sistem menaik taraf kelajuan respons dan masa pemprosesan, supaya aliran penggunaan menjadi lebih lancar dan tidak perlu klik berulang kali. Selain itu, sokongan bahasa lain seperti Melayu, Korea dan Cina turut dicadangkan untuk menjadikan sistem lebih inklusif kepada pelbagai kumpulan pengguna.

Melangkaui fungsi asas sedia ada, cadangan penambahbaikan masa hadapan turut melibatkan pengembangan fungsi analisis seperti analisis secara berkumpulan untuk menghasilkan profil emosi pengguna secara lebih menyeluruh, serta sokongan kepada data multimedia seperti imej atau video dari media sosial. Sistem juga dicadangkan untuk diintegrasikan dengan platform sosial lain seperti Instagram dan TikTok, bagi membolehkan pemantauan rentas platform. Tambahan pula, penambahan ciri seperti mod gelap (*dark mode*), sejarah keputusan terdahulu (*history*), dan pautan bantuan psikologi dalam talian atau pakar profesional boleh memberikan nilai tambah dan menjadikan sistem ini lebih menyeluruh dalam konteks sokongan kesihatan mental.

Akhir sekali, peningkatan dari segi reka bentuk paparan, sokongan bahasa tempatan, dan pengesahan hasil oleh pakar psikologi akan dapat meningkatkan kredibiliti dan tahap keyakinan pengguna terhadap sistem ini dalam aplikasi sebenar, terutamanya dalam bidang psikologi digital dan kesejahteraan komuniti.

PENGHARGAAN

Dengan sukacitanya, saya ingin merakamkan setinggi-tinggi penghargaan dan terima kasih kepada Prof. Madya Dr. Mohammad Khatim bin Hasan, selaku penyelia Projek Tahun Akhir ini, atas segala bimbingan, tunjuk ajar, dan sokongan berterusan sepanjang tempoh penyelidikan dan pembangunan projek ini. Panduan beliau bukan sahaja membantu dari segi teknikal, malah turut memberi dorongan moral untuk terus maju dalam setiap fasa pelaksanaan.

Penghargaan turut ditujukan kepada semua pensyarah dan staf Fakulti Teknologi dan Sains Maklumat yang telah menyediakan kemudahan serta persekitaran pembelajaran yang kondusif. Tidak dilupakan, ucapan terima kasih kepada rakan-rakan sekuliah atas semangat kerjasama dan saling membantu sepanjang projek ini dijalankan. Akhir sekali, saya ingin mengucapkan terima kasih yang tidak terhingga kepada ahli keluarga yang menjadi sumber kekuatan dan inspirasi. Doa dan sokongan tanpa syarat mereka amat bermakna dalam merealisasikan kejayaan projek ini. Semoga segala jasa baik dan sokongan yang telah diberikan mendapat ganjaran yang setimpal daripada Allah SWT.

RUJUKAN

- Luthvia. 2024. Apa itu sarkas? Memahami konsep, contoh, dan pengaruhnya dalam komunikasi. <https://daftarkampus.spmb.teknokrat.ac.id/apa-itu-sarkas-memahami-konsep-contoh-dan-pengaruhnya-dalam-komunikasi> [25 Oktober 2024].
- Niken. 2022. Pengaruh penggunaan bahasa sarkasme dalam media sosial terhadap pergaulan remaja. <https://www.kompasiana.com/niken34554/62b32b57bb44865d51711cc4/pengaruh-penggunaan-bahasa-sarkasme-dalam-media-sosial-terhadap-pergaulan-remaja> [25 Oktober 2024].
- Shaip. 2024. Apa itu NLP? Bagaimana ia berfungsi, manfaat, cabaran, contoh. <https://ms.shaip.com/blog/what-is-nlp-how-it-works-benefits-challenges-examples/> [25 Oktober 2024].
- Infamouscoder. 2024. Mental Health Social Media Dataset. <https://www.kaggle.com/datasets/infamouscoder/mental-health-social-media/data> [25 Oktober 2024].
- Athuraliya, A. & Creately. 2022. Sequence diagram tutorial – complete guide with examples. <https://creately.com/guides/sequence-diagram-tutorial/> [25 Oktober 2024].
- Isnanto, B.A. 2023. Sequence diagram: Tujuan, manfaat, komponen, simbol, dan contohnya. <https://www.detik.com/bali/berita/d-6538996/sequence-diagram-tujuan-manfaat-komponen-simbol-dan-contohnya> [25 Oktober 2024].
- Aurellia, A. 2023. Use case diagram: Simbol, komponen, cara membuat, dan contoh. <https://www.detik.com/bali/berita/d-6502555/use-case-diagram-simbol-komponen-cara-membuat-dan-contoh> [25 Oktober 2024].
- Nurmoslim, A. 2016. Use case description. <https://sis.binus.ac.id/2016/06/15/use-case-description/> [25 Oktober 2024].

- Gischa, S. 2021. Flowchart: Definisi, fungsi, jenis, dan contohnya. <https://www.kompas.com/skola/read/2021/06/24/120000369/flowchart--definisi-fungsi-jenis-dan-contohnya> [25 Oktober 2024].
- Rodina, D. t.th. If-Then-Else using Alt Fragment in UML Sequence Diagram - Software Ideas Modeler. <https://www.softwareideas.net/sequence-diagram-alt-if-then-else> [25 Oktober 2024].
- Kvksipdasfarienanatasha. 2016. Model Hierarki. <https://kvksipdasfariena.wordpress.com/2016/03/24/model-hierarki/> [25 Oktober 2024].
- Hashemi-Pour, C. & Churchville, F. 2024. User Interface (UI). <https://www.techtarget.com/searchapparchitecture/definition/user-interface-UI> [25 Oktober 2024].
- Hgraca. 2017. Layered Architecture. <https://herbertograca.com/2017/08/03/layered-architecture/> [25 Oktober 2024].
- Sandaruwan, D. 2024. Day 2: The Layered Architecture Pattern. <https://medium.com/@dulanjayasandaruwan1998/day-2-the-layered-architecture-pattern-60e99ab15059> [25 Oktober 2024].
- Efimov, I. 2023. Sarcasm Detection using RoBERTa: Contextual Understanding in Social Media Texts. <https://arxiv.org/abs/2309.05497> [5 Julai 2025].
- Hartmann, J. 2022. Emotion Detection using DistilRoBERTa in NLP. <https://huggingface.co/j-hartmann/emotion-english-distilroberta-base> [5 Julai 2025].
- CardiffNLP. 2023. twitter-roberta-base-irony. <https://huggingface.co/cardiffnlp/twitter-roberta-base-irony> [7 Julai 2025].
- Loria, S. 2018. TextBlob: Simplified Text Processing. <https://textblob.readthedocs.io/en/dev/> [25 Oktober 2024].
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., ... & Duchesnay, E. 2011. Scikit-learn: Machine Learning in Python. Journal of

Machine Learning Research 12: 2825–2830. <https://scikit-learn.org> [25 Oktober 2024].

Hassan, A. & Pettersson, A. 2024. Comparing TextBlob and transformer-based sentiment analysis on social media. <https://kth.diva-portal.org/smash/get/diva2:1890072/FULLTEXT02.pdf> [5 Julai 2025].

Pohan, T.N., Lubis, A.A. & Harahap, F.A. 2024. Performance Optimization of Text Classification using GridSearchCV and Logistic Regression. *Journal of Applied Intelligent Systems* 5(2): 45–52. <https://jais.org/article/123456> [25 Oktober 2024].

HuggingFace. 2025. HuggingFace Transformers. <https://huggingface.co> [25 Oktober 2024].

Subhajournal. 2021. Tweet Sentiment and Emotion Analysis. <https://www.kaggle.com/datasets/subhajournal/tweet-sentiment-and-emotion-analysis> [5 Julai 2025].

Raja Arissa Dalili Raja Jaafar (A195431)
Prof. Madya Dr. Mohammad Khatim Hasan
Fakulti Teknologi & Sains Maklumat
Universiti Kebangsaan Malaysia