

SISTEM ANALISIS SENTIMEN MENGENAI ISU BULI DI IPTA MELALUI APLIKASI X

¹Rifhan Ilyani Binti Mohd Imran, ¹Prof. Dr. Shahrul Azman Bin Mohd Noah

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

Abstrak

Analisis Sentimen Mengenai Isu Buli di IPTA merupakan projek yang melibatkan teknik Pemprosesan Bahasa Semula Jadi (NLP) dan pembelajaran mesin yang dilaksanakan bagi menangani masalah kurangnya kesedaran masyarakat terhadap isu buli yang semakin membimbangkan pada masa ini. Ini dapat dilihat daripada banyak laporan akhbar atau berita terkini di media sosial yang melibatkan kes buli dalam kalangan pelajar IPTA, malah ada yang sehingga menyebabkan kematian. Oleh itu, penyelesaian yang dicadangkan adalah dengan membangunkan sistem analisis sentimen yang mampu mengenal pasti dan mengukur persepsi atau pendapat masyarakat tentang isu ini berdasarkan data atau hantaran yang dimuat naik di media sosial seperti X (Twitter). Metodologi yang dicadangkan dalam analisis ini adalah penggunaan pembelajaran mesin seperti SVM dan BERT yang boleh membantu memberikan keputusan analisis yang lebih tepat dan berkesan. Hasil projek yang diharapkan adalah peningkatan kesedaran awam terhadap isu buli di IPTA serta mampu menyediakan maklumat yang berguna kepada pihak bertanggungjawab untuk merangka kempen kesedaran seperti iklan anti-buli atau hebahan lain yang relevan.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Isu Buli IPTA, NLP, SVM, BERT

Abstract

The project entitled Sentiment Analysis System On Bullying Issue In IPTAs On X Application is a project that involves using machine learning and Natural Language Processing (NLP) techniques to raise public awareness of the overall tendency of the increasingly alarming problem of bullying in today's world. This can be observed from numerous news reports or recent articles on social media highlighting bullying cases among IPTA students which some have even resulted in fatalities. Therefore, the solution would be the development of a sentiment analysis system that can identify and measure public opinion or sentiments, through information or messages posted on social networking websites, such as X (Twitter). The proposed approach for this research involves the use of machine learning models such as

SVM and BERT that may lead to more accurate and helpful analysis results. Among the expected outcomes of the project are increased public awareness of the problem of bullying in IPTA, providing useful data to the relevant authorities for creating awareness campaigns, including anti-bullying ads and other relevant announcements.

Keywords: Sentiment Analysis, Bullying Issue In IPTA, NLP, SVM, BERT

1.0 PENGENALAN

Buli didefinisikan sebagai perbuatan mendera atau mempermainkan seseorang bagi menyesuaikan diri (Dewan Bahasa dan Pustaka, 2005). Isu buli terutamanya dalam kalangan pelajar Institusi Pengajian Tinggi Awam (IPTA) merupakan salah satu gejala sosial yang sering dibincangkan oleh masyarakat di media sosial pada masa ini terutamanya di aplikasi X. Malah, terdapat juga kes buli yang sehingga menyebabkan kematian. Pelbagai reaksi dan pendapat masyarakat dilontarkan tentang isu yang berlaku dan masing-masing turut memberikan cadangan dan nasihat yang berbeza-beza mengikut pandangan mereka. Analisis sentimen merupakan teknik di bawah NLP yang sangat sesuai digunakan untuk melabel sentimen pada teks sama ada positif, negatif atau neutral. Oleh itu, projek ini dijalankan bagi membangunkan sistem analisis sentimen yang menggabungkan teknik NLP dan pembelajaran mesin bagi mengenal pasti serta mengukur persepsi masyarakat tentang isu buli melalui hantaran yang dimuat naik oleh pengguna di aplikasi X.

Projek ini dibangunkan kerana kesukaran dalam membuat kesimpulan akhir tentang persepsi sebenar masyarakat tentang isu buli yang berlaku disebabkan oleh perbezaan persepsi masyarakat untuk setiap kronologi kes. Perkara ini dalam masa yang sama boleh menyebabkan kekeliruan serta keputusan akhir yang dibuat menjadi kurang tepat. Selain itu, perkara ini juga akan menyukarkan pihak yang bertanggungjawab menentukan tindakan yang sesuai untuk meningkatkan kesedaran masyarakat tentang isu buli yang berlaku. Bagi mengatasi masalah ini, projek ini mencadangkan pendekatan yang mengasingkan hantaran mengikut kronologi kes yang membantu mendapatkan corak sentimen yang lebih jelas dan teratur. Langkah ini diharap dapat meningkatkan ketepatan keputusan analisis sekaligus dalam masa yang sama turut menyediakan maklumat yang berguna kepada pihak yang bertanggungjawab bagi merancang program, kempen atau tindakan lanjut berkaitan isu buli.

2.0 KAJIAN LITERATUR

Beberapa kajian terdahulu telah dijalankan berkaitan analisis sentimen isu buli yang menggunakan pelbagai teknik. Antaranya ialah kajian oleh Khaira et al. (2020) yang

menggunakan teknik sentiStrength untuk mengenal pasti ciri hantaran berunsur buli dalam aplikasi X. Hantaran yang telah dikumpulkan adalah sebanyak 454 hantaran dan dibahagikan kepada tiga kategori iaitu buli, bukan buli dan neutral dengan ketepatan analisis sebanyak 60.5%.

Selain itu, kajian oleh Ernawati et al. (2024) yang memfokuskan penggunaan data daripada aplikasi X, YouTube dan Instagram pula menggunakan pendekatan gabungan VADER dan beberapa teknik pembelajaran mesin seperti Naïve Bayes, Logistic Regression, SVM, Decision Tree, Random Forest dan KNN. Gabungan pendekatan ini membantu dalam mengklasifikasikan hantaran dengan lebih baik kepada tiga kategori utama iaitu buli, bukan buli dan neutral. Klasifikasi ini juga dibandingkan melalui prestasi model berdasarkan pengoptimuman GridSearchCV. Hasil akhir menunjukkan bahawa SVM mempunyai ketepatan tertinggi iaitu 98.83% berbanding teknik lain.

Trend terkini yang menggunakan transformer seperti BERT semakin kerap digunakan dalam projek analisis sentimen disebabkan oleh keupayaannya dalam memahami konteks bahasa dengan lebih baik dan mendalam. Sekiranya dibandingkan dengan teknik leksikon atau pembelajaran mesin tradisional, BERT mempunyai prestasi yang lebih baik dalam menganalisis teks yang lebih kompleks dengan melihat konteks keseluruhan ayat dari kiri ke kanan dan kanan ke kiri. Teknik ini boleh digunakan dan diintegrasikan dalam projek untuk meningkatkan ketepatan analisis serta memberikan pandangan yang lebih mendalam tentang persepsi sebenar masyarakat terhadap isu buli di IPTA.

3.0 METODOLOGI

Spesifikasi keperluan terbahagi kepada dua bahagian yang merangkumi keperluan fungsian dan keperluan bukan fungsian yang memastikan sistem yang dibangunkan dapat berfungsi dengan baik serta memenuhi keperluan pengguna. Reka bentuk pula melibatkan perancangan seni bina sistem, algoritma untuk analisis sentimen dan reka bentuk antara muka pengguna.

3.1 Spesifikasi Keperluan Pengguna

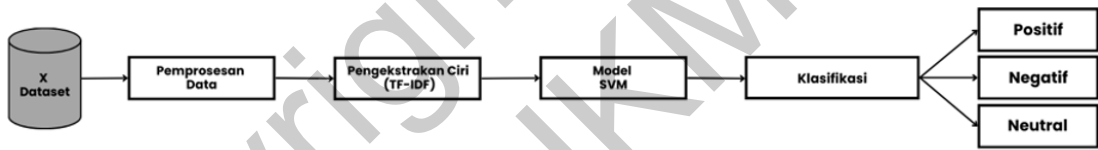
Keperluan fungsian bagi projek ini merangkumi beberapa proses sebelum hasil dipaparkan dalam bentuk visual dan laporan ringkas menggunakan platform Streamlit agar mudah difahami oleh pengguna. Proses tersebut termasuklah pengumpulan data, pelabelan data, pembersihan data, klasifikasi sentimen menggunakan model pembelajaran mesin seperti SVM dan BERT dan penilaian prestasi model. Dari aspek keperluan bukan fungsian pula, sistem perlulah mesra pengguna, mudah diakses melalui pelayar web seperti Chrome dan Firefox serta mudah disenggara. Keperluan domain pula merangkumi bahawa sistem perlulah menyokong teks Bahasa Melayu dan Inggeris, menggunakan teknik NLP dan pembelajaran mesin serta mampu

memaparkan visualisasi dengan jelas. Akhir sekali, bagi keperluan teknikal, pembangunan sistem ini memerlukan perisian Python, GPU, RAM 16GB ke atas, serta sambungan internet stabil untuk penggunaan.

3.2 Reka Bentuk Seni Bina

3.2.1 Reka Bentuk Seni Bina SVM

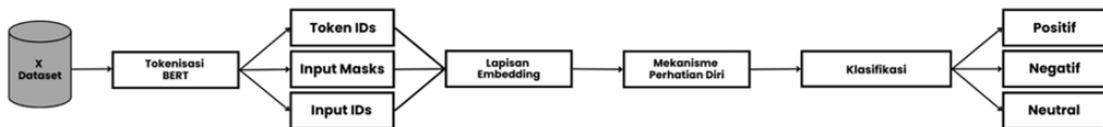
SVM merupakan model pembelajaran terselia yang mengklasifikasikan data dengan mencari sempadan keputusan terbaik (hyperplane) bagi memisahkan data kepada kelas berbeza dengan margin maksimum (Yasar & Tabsharani, 2024). Model SVM kebiasaannya digabungkan dengan fungsi kernel seperti linear, polynomial, RBF dan sigmoid bagi menangani data yang tidak linear. Dalam projek ini, SVM digunakan untuk mengklasifikasikan data atau hantaran yang dimuat naik kepada tiga kategori iaitu, positif, negatif dan neutral. Proses ini turut dibantu oleh proses pra-pemprosesan data seperti penghapusan tanda baca, simbol dan penggunaan teknik TF-IDF yang menukarkan teks kepada format numerik, sekaligus meningkatkan keupayaan model SVM untuk mengklasifikasikan data dengan yang lebih tepat.



Rajah 3.1: Reka Bentuk Seni Bina SVM

3.2.2 Reka Bentuk Seni Bina BERT

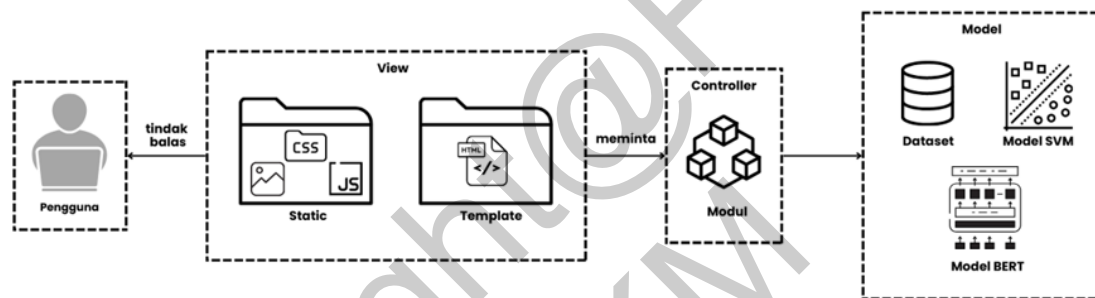
BERT (Bidirectional Encoder Representations for Transformers) ialah model pembelajaran mendalam yang menggunakan pendekatan dua hala dan mekanisme perhatian diri (self-attention) bagi memahami konteks perkataan dari kedua-dua arah. Hal ini menjadikan model dapat mengklasifikasikan data dengan lebih berkesan berbanding model tradisional. Dalam projek ini, BERT menukar teks kepada token, melaksanakan embedding dan self-attention untuk membina ciri konteks mendalam sebelum diklasifikasikan melalui lapisan softmax kepada positif, negatif atau neutral. Kebolehan yang dimiliki oleh model ini dapat membantu meningkatkan ketepatan analisis sentimen isu buli di IPTA.



Rajah 3.2: Reka Bentuk Seni Bina BERT

3.2.3 Reka Bentuk Seni Bina MVC

Model-View-Controller (MVC) merupakan reka bentuk seni bina yang terbahagi kepada tiga komponen utama, iaitu Model, View dan Controller, dengan setiap komponen memainkan peranan tersendiri (GeeksforGeeks, 2024). Model bertanggungjawab mengurus data seperti mengumpul tweet berkaitan kes buli di IPTA, melabel dan membersihkan data, menjalankan analisis sentimen menggunakan SVM dan BERT serta menilai prestasi model melalui metrik seperti accuracy, precision, recall dan F1-score. View pula membangunkan antara muka pengguna (UI) yang mesra pengguna bagi memaparkan hasil analisis secara teks dan visual mengikut kronologi kes. Akhir sekali, Controller menghubungkan Model dan View dengan menerima input pengguna, memproses permintaan dan memastikan hasil analisis dihantar ke View untuk dipaparkan dengan jelas kepada pengguna.



Rajah 3.3: Reka Bentuk Seni Bina MVC

3.3 Reka Bentuk Algoritma

3.3.1 Kod Pseudo

MULA

Langkah 1 : Mengumpul Data

- Kumpul data daripada aplikasi X secara keseluruhan isu buli di IPTA.
- Melabelkan data kepada kategori yang bersesuaian.

Langkah 2 : Membersih dan Memproses Data

- Tukar format tarikh kepada format datetime
- Susun data mengikut tarikh
- Tukar perkataan dalam bentuk singkatan (shortform) kepada bentuk panjang berdasarkan kamus shortform_dict
- Hapus URL dan simbol '@' yang digunakan untuk nama pengguna
- Hapus tanda baca seperti koma, noktah, tanda seru dan sebagainya
- Hapus nombor atau angka
- Tukar keseluruhan teks kepada huruf kecil

- Hapus ‘extraspaces’ dalam ayat
- Hapus ‘stopwords’
- Hapus perkataan yang berulang (duplicate words) dalam ayat
- Laksanakan penandaan bahagian ucapan (Part-Of-Speech tagging)
- Laksanakan proses ‘lemmatization’
- Laksanakan proses TF-IDF

Langkah 3 : Menganalisis Data

- Mengklasifikasikan teks menggunakan model yang telah dipilih kepada kategori positif, negatif atau neutral
- Menilai hasil analisis model berdasarkan accuracy, precision, recall dan F1-score

Langkah 4 : Memaparkan Keputusan Analisis

- Memaparkan keputusan analisis dalam bentuk teks atau laporan ringkas dan visual
- Menyusun keputusan analisis mengikut kronologi kes

TAMAT

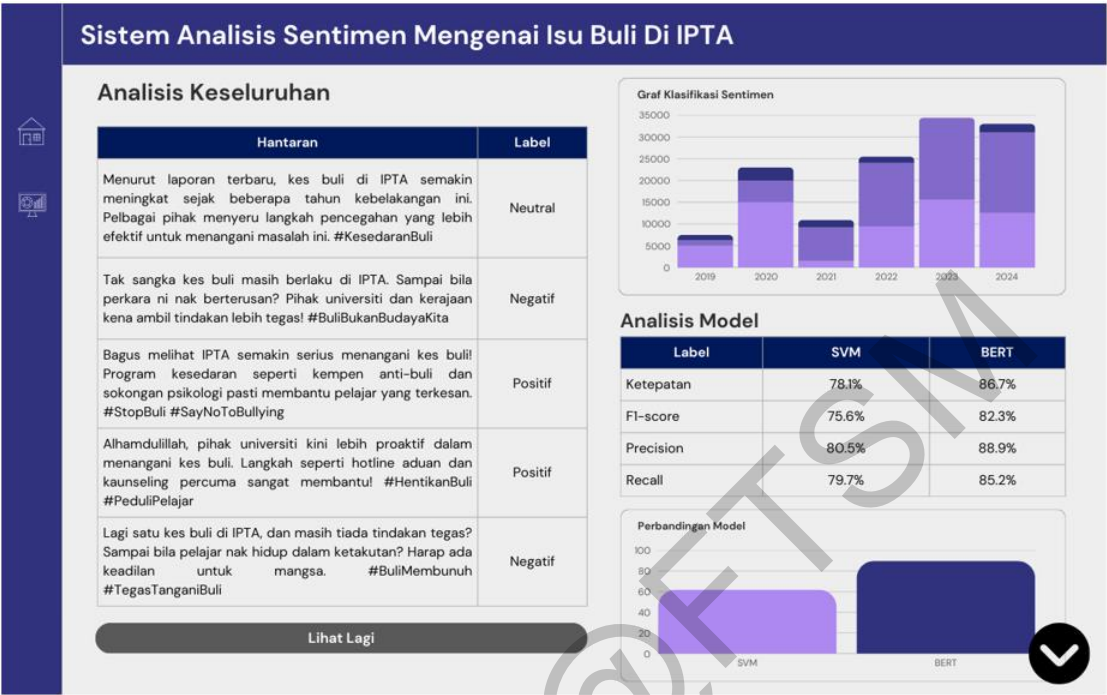
3.4 REKA BENTUK ANTARA MUKA



Rajah 3.4: Antara Muka Halaman Utama

a. Halaman Utama:

Pengguna masuk ke halaman utama yang akan memaparkan sedikit pengenalan mengenai isu buli yang berlaku di IPTA. Antara muka ini dibina bagi memastikan pengguna memahami tentang latar belakang isu yang dibincangkan. Pengguna juga akan menekan butang “Papar Hasil Analisis” untuk memaparkan hasil keputusan analisis yang telah dilaksanakan.



Rajah 3.5: Antara Muka Paparan Analisis Keseluruhan

b. Halaman Paparan Analisis Secara Keseluruhan

Sistem akan memaparkan hasil analisis secara keseluruhan yang telah dilaksanakan secara terperinci dalam bentuk teks atau laporan ringkas dan visual untuk memberikan pemahaman yang lebih jelas kepada pengguna.



Rajah 3.6: Antara Muka Paparan Analisis Mengikut Kronologi

c. Halaman Paparan Analisis Mengikut Kronologi

Sistem akan memaparkan hasil analisis mengikut kronologi berdasarkan tarikh bagi membantu pengguna melihat perubahan sentimen masyarakat terhadap isu dari semasa ke semasa.

4.0 HASIL

4.1 Proses Pembangunan Sistem

Beberapa fasa utama telah dilalui dalam proses pembangunan sistem iaitu: pengumpulan data berkaitan isu buli di IPTA melalui teknik *web scraping* menggunakan Tweet-Harvest, pelabelan data secara automatik dan manual serta pembersihan data menggunakan pelbagai teknik *NLP* seperti normalisasi teks dan penukaran teks kepada bentuk berangka melalui *TF-IDF*. Data yang telah dibersihkan kemudiannya dianalisis menggunakan dua model pembelajaran mesin iaitu SVM dan BERT dengan pembahagian 80% data latihan dan 20% data ujian. Untuk menangani isu data tidak seimbang, SMOTE digunakan untuk model SVM manakala Random Oversampling digunakan untuk BERT. Model kemudian dinilai menggunakan metrik seperti ketepatan, *precision*, *recall* dan *F1-score*, manakala penalaan *hyperparameter* dilakukan ke atas SVM bagi meningkatkan prestasi. Hasil analisis dipaparkan melalui antara muka pengguna menggunakan platform Streamlit yang mesra pengguna, interaktif dan mudah difahami.

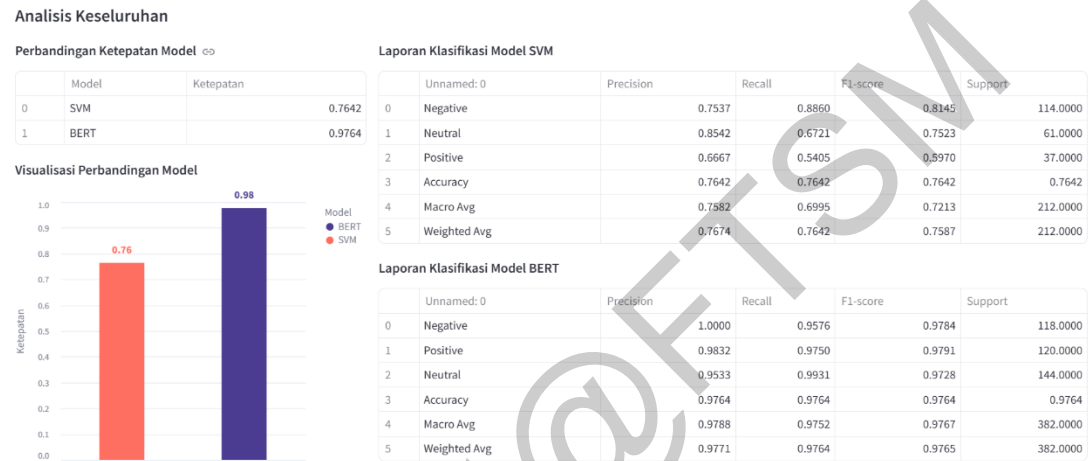
4.2 Antara Muka Pengguna (UI)

Halaman utama menunjukkan penerangan ringkas berkaitan buli di IPTA. Butang “Papar Hasil Analisis Keseluruhan” disediakan untuk memberikan kemudahan kepada pengguna melihat keputusan analisis secara menyeluruh.



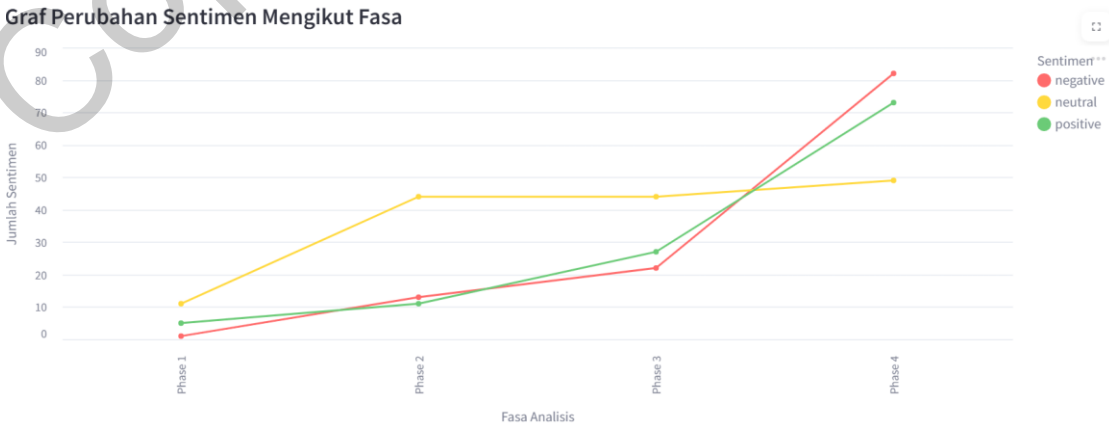
Rajah 4.1: Antara Muka Halaman Utama

Antara muka hasil analisis keseluruhan memaparkan hasil analisis secara keseluruhan dalam bentuk visual seperti carta palang dan jadual untuk memudahkan pengguna melihat perbandingan hasil daripada kedua-dua model yang digunakan. Bahagian hasil analisis secara terperinci mengikut model disediakan dalam bentuk carta pai dan jadual sekiranya pengguna hendak melihat hasil analisis mengikut kategori.



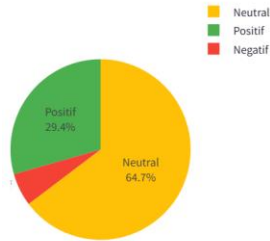
Rajah 4.2: Antara Muka Hasil Analisis Keseluruhan

Hasil analisis turut dipaparkan mengikut fasa, iaitu berdasarkan kronologi yang berlaku. Paparan ini membolehkan pengguna melihat perubahan sentimen orang awam terhadap isu buli yang berlaku dari satu masa ke satu masa, sekaligus dalam masa yang sama memberikan gambaran yang lebih jelas dan tentang persepsi sebenar masyarakat terhadap perkembangan kes tersebut.



Rajah 4.3: Antara Muka Hasil Analisis Mengikut Fasa Dalam Bentuk Graf

Fasa 1



Tweet Fasa 1

	Username	Tweet	Sentimen
0	HigherEdTopNews	higher education ministry view zulfarhan osmans via	neutral
1	SCMPNews	malaysian tragedy torture murder cadet zulfarhan osman	neutral
2	mynameissyauqi	want aware bullyingturned murder case half hour agozulfarhan osman bin zulkarnain na	neutral
3	amieyrazmi_	happy birthday arwah zulfarhan osman	negative
4	SAYSPhilippines	know late navy cadet officer zulfarhan osman zulkarnain polite softspoken nature	positive
5	AndyVermaut	malaysian tragedy torture murder cadet zulfarhan osman	neutral
6	mat4g13	aug mention date upnm student charge navy cadet officer zulfarhan osmans death	neutral
7	Aaaamaannnn	heart dua family zulfarhan osman zulkarnian may allah help difficult time	positive
8	emmericium	alfatihah arwah zulfarhan osman dont know hope allah put among pious may grant high	positive
9	SCMPNews	malaysian tragedy torture murder cadet zulfarhan osman	neutral

Rajah 4.4: Antara Muka Hasil Analisis Mengikut Fasa Secara Terperinci

4.3 Penilaian Sistem

a. Pengumpulan Data

Sebanyak 1,314 data telah berjaya dikumpulkan yang merangkumi tarikh, nama akaun pengguna, jumlah 'retweet', jumlah 'like' dan sebagainya. Namun begitu, hanya beberapa maklumat penting yang dipilih untuk digunakan dalam proses analisis sentimen dan penyusunan data mengikut kronologi kes.

b. Pelabelan Data

Data yang dikumpulkan kemudian melalui proses semakan dan penapisan untuk melihat sama ada hantaran adalah relevan dengan isu buli di IPTA. Hasil semakan ini menunjukkan bahawa hanya 1,061 data yang benar-benar berkaitan dengan isu buli di IPTA. Kemudian, pelabelan sentimen pula dijalankan secara automatik dan manual yang mendapati bahawa terdapat 636 hantaran dikategorikan sebagai negatif, 225 neutral dan 197 positif.

c. Pra-pemprosesan

Data yang telah ditapis kemudian melalui proses pra-pemprosesan menjadikan data lebih bersih, seragam dan bersedia digunakan untuk latihan model pembelajaran mesin (SVM dan BERT) yang dipilih.

d. Penilaian Model

BERT menunjukkan prestasi yang lebih baik berbanding model SVM dengan nilai ketepatan (accuracy) yang lebih tinggi. Ini menunjukkan bahawa model BERT lebih cekap dalam mengklasifikasikan sentimen kepada kategori yang betul.

i. Model SVM

Jadual 4.1: Prestasi Model SVM

Set Latihan		Set Ujian
74.52%	Ketepatan (<i>Accuracy</i>)	76.41%
84%	Precision	77%
75%	F1-Score	76%
75%	Recall	76%

ii. Model BERT

Jadual 4.2: Prestasi Model BERT

Set Latihan		Set Ujian
99.34%	Ketepatan (<i>Accuracy</i>)	97.64%
99%	Precision	98%
99%	F1-Score	98%
99%	Recall	98%

e. Penilaian Antara Muka

Penilaian antara muka dilaksanakan bagi memastikan data yang dipaparkan adalah tepat dan jelas serta mudah difahami oleh pengguna dengan penggunaan bentuk visual yang bersesuaian seperti carta pai dan carta palang.

5.0 KESIMPULAN

Kesimpulannya, projek pembangunan Sistem Analisis Sentimen Mengenai Isu Buli Di IPTA Melalui Aplikasi X ini berjaya dilaksanakan dengan menggunakan teknik pemprosesan bahasa semula jadi (NLP) dan model pembelajaran mesin iaitu Support Vector Machine (SVM) dan BERT. Klasifikasikan hantaran daripada aplikasi X kepada tiga kategori utama iaitu positif, negatif dan neutral berjaya dijalankan dan dipaparkan mengikut kronologi kes buli dalam bentuk visual menggunakan platform Streamlit yang membantu pengguna melihat hasil analisis dengan lebih jelas. Kekuatan sistem ini termasuklah penggunaan gabungan model, sokongan dwibahasadan paparan hasil analisis mengikut fasa dan visualisasi yang mesra pengguna. Namun begitu, terdapat juga beberapa kelemahan seperti data tidak masa nyata dan terhad yang boleh ditambahbaik di masa hadapan. Oleh itu penambaikan yang disarankan termasuklah integrasi data masa nyata, sokongan input teks daripada pengguna dan penggunaan model yang lebih canggih yang mampu meningkatkan ketepatan dan kebolegunaan sistem pada masa akan datang.

6.0 PENGHARGAAN

Segala puji kepada Allah SWT kerana dengan izin-Nya, Projek Tahun Akhir saya bertajuk “Sistem Analisis Sentimen Mengenai Isu Buli Di IPTA Melalui Aplikasi X” telah berjaya disiapkan. Saya merakamkan setinggi-tinggi penghargaan kepada Prof. Dr. Shahrul Azman Mohd Noah selaku penyelia atas bimbingan dan tunjuk ajar beliau sepanjang pembangunan projek ini.

Terima kasih juga kepada semua pensyarah Fakulti Teknologi dan Sains Maklumat UKM atas ilmu dan kemahiran yang banyak membantu, serta keluarga saya atas sokongan dan doa yang tidak putus-putus. Tidak dilupakan rakan-rakan seperjuangan yang sentiasa memberi semangat.

Saya turut menghargai semua pihak yang terlibat secara langsung atau tidak langsung, khususnya sumber data daripada aplikasi X (Twitter). Akhir sekali, saya berterima kasih kepada diri sendiri atas usaha, kesabaran dan komitmen dalam menyiapkan projek ini hingga berjaya.

7.0 RUJUKAN

Banoula, M. 2024. Logistic regression in machine learning explained. Simplilearn.com. <https://www.simplilearn.com/tutorials/machine-learning-tutorial/logistic-regression-in-python> [6 November 2024].

CANVA. t.th. Free design tool: Presentations, video, social media. <https://www.canva.com/> [3 Januari 2025].

Contributor, T. 2019. What is spiral model and how is it used? Software Quality. <https://www.techtarget.com/searchsoftwarequality/definition/spiral-model> [25 Oktober 2024].

Fazar, T., Garino, G., & Ridha, A. 2021. Analisis Sentimen Opini Pemindahan Ibu Kota Pada Twitter Dengan Metode Support Vector Machine. Jurnal Ilmu Komputer 14(1): 49. <https://doi.org/10.24843/JIK.2021.v14.i01.p06> [25 Januari 2025].

GeeksforGeeks. 2024. What is spiral model in software engineering? <https://www.geeksforgeeks.org/software-engineering-spiral-model/> [25 Oktober 2024].

GeeksforGeeks. 2024. Advantages and Disadvantages of Logistic Regression. <https://www.geeksforgeeks.org/advantages-and-disadvantages-of-logistic-regr/> [9 November 2024].

GeeksforGeeks. 2024. Classification of software requirements - software engineering. <https://www.geeksforgeeks.org/software-engineering-classification-of-software-requirements/> [13 November 2024].

GeeksforGeeks. 2024. Functional vs. non-functional requirements. <https://www.geeksforgeeks.org/functional-vs-non-functional-requirements/> [13 November 2024].

- GeeksforGeeks. 2024a. Pros and cons of decision tree regression in machine learning. GeeksforGeeks. <https://www.geeksforgeeks.org/pros-and-cons-of-decision-tree-regression-in-machine-learning/> [6 November 2024].
- Hashim, R. 2024. Buli di IPT: MPPK sedia jadi orang tengah kepada mangsa buli. Sinar Harian. <https://www.sinarharian.com.my/article/696332/berita/semasa/buli-di-ipt-mppk-sedia-jadi-orang-tengah-kepada-mangsa-buli> [13 November 2024].
- Hashemi-Pour, C., & Lutkevich, B. 2024. What is the BERT language model? Search Enterprise AI. <https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/definition/BERT-language-model> [9 November 2024].
- IBM. 2024. What is support vector machine? <https://www.ibm.com/think/topics/support-vector-machine> [3 Januari 2025].
- Jiang, T., Gradus, J. L., & Rosellini, A. J. 2020. Supervised machine learning: A brief primer. Behavior Therapy 51(4): 675–687. [3 Januari 2025].
- Khaira, U., Johanda, R., Utomo, P.E., & Suratno, T. 2020. Sentiment Analysis Of Cyberbullying On Twitter Using SentiStrength. Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining 6(4). [9 November 2024].
- Palani, S., Rajagopal, P. & Pancholi, S. 2021. T-BERT – Model for sentiment analysis of micro-blogs integrating topic model and BERT. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2106.01097>. [3 Januari 2025].
- Pisner, D. A., & Schnyer, D. M. 2020. Support Vector Machine. Machine Learning 101–121. <https://doi.org/10.1016/b978-0-12-815739-8.00006-7> [6 November 2024].
- Shalev-Shwartz, S., & Ben-David, S. 2014. Understanding machine learning: From theory to algorithms. Cambridge University Press: Cambridge, UK. [3 Januari 2025].
- Stine, R. A. 2019. Sentiment analysis. Annual Review of Statistics and Its Application. <https://www.annualreviews.org/content/journals/10.1146/annurev-statistics-030718-105242> [25 Oktober 2024].
- Siti Ernawati, Frieyadie, & Eka Rini Yulia. 2024. Cybersentinel: The Cyberbullying Detection Application Based on Machine Learning and VADER Lexicon with GridSearchCV Optimization. Journal of Electronics, Electromedical Engineering, and Medical Informatics 6(4): 533-542. [9 November 2024].
- Umarani, V., Julian, A. & Deepa, J. 2021. Sentiment analysis using various machine learning and deep learning techniques. Journal of the Nigerian Society of Physical Sciences 385–394. <https://doi.org/10.46481/jnsps.2021.308> [6 November 2024].
- Visual Paradigm. t.th. What is sequence diagram? <https://www.visual-paradigm.com/guide/uml-unified-modeling-language/what-is-sequence-diagram/> [3 Januari 2025].
- Yadav, J. 2023. Sentiment analysis on social media. Qeios. <https://www.qeios.com/read/YF9X04> [9 November 2024].

Yasar, K., & Tabsharani, F. 2024. What is a support vector machine (SVM)? WhatIs. <https://www.techtarget.com/whatis/definition/support-vector-machine-SVM> [3 Januari 2025]

Rifhan Ilyani Binti Mohd Imran (A193329)

Prof. Dr. Shahrul Azman Bin Mohd Noah

Fakulti Teknologi & Sains Maklumat

Universiti Kebangsaan Malaysia

Copyright@FTSM
UKM