

ANALISIS SENTIMEN MENGGUNAKAN TEKS AGRESIF DALAM PENGESANAN PEMBULIAN SIBER

Tan Jie Mei

Prof. Madya. Dr. Masnizah Mohd

Fakulti Teknologi & Sains Maklumat, Universiti Kebangsaan Malaysia

ABSTRAK

Fokus kajian ini adalah pada aspek analisis sentimen di mana analisis sentimen dilakukan ke atas teks agresif dalam set data bagi mengesan aktiviti pembulian siber. Kajian yang berkaitan dengan analisis sentimen teks agresif untuk mengesan aktiviti pembulian telah dijalankan oleh pengkaji lain, tetapi kajian tersebut mempunyai kelemahan. Antaranya ialah analisis sentimen ke atas teks agresif hanya dilakukan pada satu komen sahaja tetapi bukan seluruh perbuluan di mana analisis ini tidak dapat mengesan aktiviti pembulian siber dengan tepat. Selain itu, kaedah leksikon dalam analisis sentimen yang digunakan dalam kajian tersebut juga tidak cukup bagi pengesanan aktiviti pembulian siber kerana kaedah leksikon tidak mempunyai mekanisme untuk menyimpan definisi perkataan. Bagi mengatasi kelemahan dalam pengesanan aktiviti pembulian siber, pelbagai teknik analisis sentimen seperti teknik pembelajaran mesin diimplementasi bagi meningkatkan ketepatan analisis dan secara tidak langsung meningkatkan ketepatan dalam pengesanan pembulian siber. Maka antara muka juga akan dihasilkan untuk mengesan aktiviti pembulian siber dalam *Twitter* pengguna. Model Klasifikasi Sentimen digunakan dalam kajian ini untuk menjalankan analisis sentimen ke atas teks agresif dan seterusnya mengimplementasikan keputusan analisis tersebut ke antara muka untuk mengesan pembulian siber. Bagi usulan projek ini, persiapan untuk pelaksanaan kajian telah dilakukan. Misalnya, set data dan kamus yang hendak digunakan dalam analisis telah dikenal pasti dan antara muka bagi menunjukkan konsep analisis ini.

1 PENGENALAN

Media sosial merupakan sebahagian daripada kehidupan masyarakat yang berperanan sebagai platform untuk komunikasi antara satu sama lain tanpa batasan. Perkataan media sosial ialah gabungan daripada media dan sosial. Menurut Kamus Dewan Bahasa dan Pustaka edisi keempat, media merupakan alat atau perantara komunikasi dalam perhubungan manakala sosial pula adalah berkaitan dengan persahabatan, pergaulan dan aktiviti masa lapang (Kamus Dewan Edisi Keempat 2014). Media sosial meliputi pelbagai aplikasi seperti Twitter, Facebook, Instagram dan blog-blog. Pada era yang semakin berkembang teknologinya, kebanyakan pengguna media sosial menggunakan media sosial sebagai platform untuk meluahkan perasaan. Walau bagaimanapun, sesetengah orang menggunakan maklumat dan gambar sedemikian untuk membahayakan orang lain, sama ada sebagai jenaka atau untuk tujuan lain. Hal ini telah menimbulkan kegiatan pembulian siber berlaku dalam dunia maya tersebut.

Pembulian siber menunjukkan kepada gangguan yang berterusan, sebarang penghinaan yang berterusan, sebarang penghinaan yang dilakukan di alam siber iaitu internet, tanpa wayar atau telefon ke atas mangsa pembuli siber (Notar et al 2013). Perkataan agresif membawa maksud cenderung menyerang atau berlaku secara bermusuhan terhadap pihak yang lain. Teks agresif menunjukkan teks atau perkataan yang bersifat menyerang dan bermusuhan yang boleh menimbulkan rasa tidak selesa atau takut terhadap pihak lain (Notar et al. 2013). Misalnya teks agresif yang seperti “*go die*”, “*whore*” dan “*bitch*” merupakan teks agresif yang menimbulkan rasa tidak selesa atau takut dalam kalangan mangsa pembuli siber.

Analisis sentimen merupakan satu kaedah yang mengenalpasti teks yang berorientasi sentimen seperti ayat dan perenggan dengan menganalisis ciri leksikal pada tahap perkataan atau istilah. Masalahnya adalah sama ada teks yang dianalisis itu diklasifikasi sebagai masalah kelas klasifikasi binari di mana hanya sentimen yang mempunyai sifat positif atau negatif akan diambil kira, atau sebagai masalah pelbagai kelas (*multi-class*) klasifikasi apabila satu senarai n-gram digunakan (Ventirozons et al. 2017).

2 PENYATAAN MASALAH

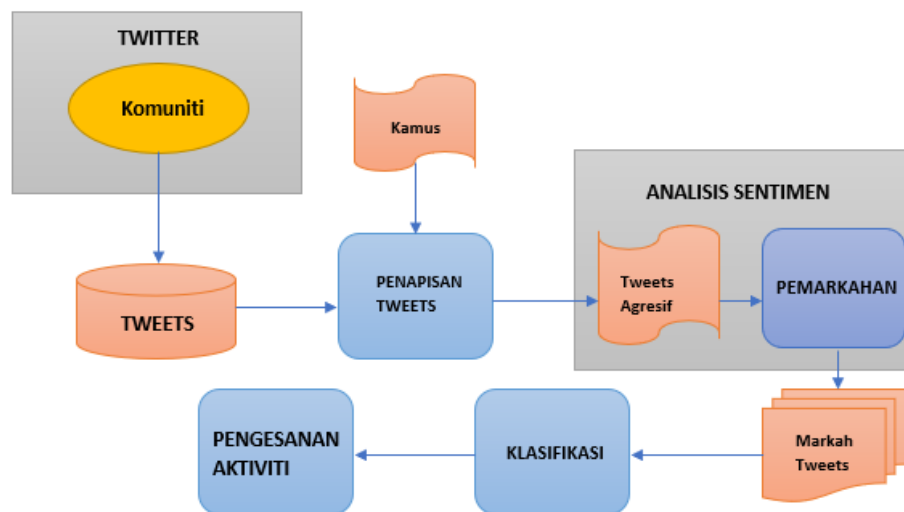
Kebangkitan media sosial telah menyebabkan peningkatan dalam aktiviti pbulian siber. Kes-kes pbulian siber biasanya merupakan kelakuan yang berulang dan bermusuhan yang dilakukan secara individu atau berkumpulan dengan niat yang sengaja dalam menyampaikan teks-teks atau perkataan-perkataan agresif (Despina et al. 2017). Terdapat kajian-kajian tentang pengesanan teks agresif untuk buli siber dengan menggunakan analisis sentimen pernah dilakukan oleh pengkaji-pengkaji. Malangnya, teks atau perenggan yang dianalisis hanya terhad pada satu komen dan terdapat juga pembuli siber yang sengaja menggunakan ejaan perkataan yang salah bagi mengelakkan diri daripada dikesan (Ventirozons et al. 2017). Kaedah leksikon dalam analisis sentimen tidak cukup untuk mengesan aktiviti pbulian siber. Hal ini kerana kaedah leksikon tidak mempunyai mekanisme untuk menyimpan definisi perkataan di mana kaedah leksikon hanya menyimpan perkataan tanpa mengambil kira maksud perkataan yang disimpan tersebut. Oleh itu, pengkaji perlu menggunakan kaedah analisis sentimen yang lain seperti pembelajaran mesin untuk meningkatkan ketepatan analisis sentimen menggunakan teks agresif untuk mengesan pbulian siber.

3 OBJEKTIF KAJIAN

Kajian ini bertujuan untuk memperkenalkan teknik analisis sentimen menggunakan teks agresif dalam pengesanan pbulian siber. Secara umum objektif kajian ini adalah mengenalpastikan hubungan teks dengan polariti sentimen negatif dan teks agresif dalam konteks pbulian siber. Selain itu, mereka bentuk pendekatan pengesanan siber dengan menggunakan teks agresif. Seterusnya, menentukan ketepatan pendekatan yang direka bentuk dalam mengesan pbulian siber.

4 METODOLOGI

Penggunaan model pembangunan sesuai penting untuk memastikan perjalanan kajian dengan lancar dan menjamin hasil kerja yang berkualiti. Model analisis sentimen menggunakan teks agresif untuk pengesanan pembulian siber melibatkan beberapa fasa pembangunan dan ditambah dengan penggunaan perisian dan perkakasan yang bersesuaian. Dalam kajian ini, model yang digunakan telah diubahsuaikan bagi memenuhi keperluan kajian. Fasa pembangunan termasuk fasa pengumpulan data, pra-pemprosesan data, analisis sentimen, dan pengesanan pembulian siber. Rajah 4.1 menunjukkan reka bentuk seni bina analisis sentimen yang digunakan dalam kajian ini.



Rajah 4.1: Reka Bentuk Senibina Analisis Sentimen

4.1 Fasa Pengumpulan Data

Set data merupakan komponen yang penting dalam analisis sentimen. Set data analisis sentimen didapati melalui proses pengaturcaraan python bagi mendapatkan *tweets* daripada Twitter berdasarkan nama pengguna yang *tweets* tersebut hendak dikumpul. Dalam kajian ini, data telah dikumpul daripada komuniti *tweets* dengan menggunakan perpustakaan python *tweepy* di mana *tweepy* membolehkan 200 *tweets* yang terkini dikumpul sementara akses ke 3240 *tweets*. MrShen__tweets.csv yang mengandungi 2766 *tweets* telah dikumpul dan digunakan dalam kajian ini.

4.2 Pra-pemprosesan Data

Bagi memulakan proses analisis sentimen, *tweets* yang dikumpul telah direkodkan dalam dokumen berformat *comma-seperated values .csv* telah dilakukan pra-pemprosesan data. Dalam fasa ini, pengkaji telah menggunakan perpustakaan python seperti nltk dan pengaturcaraan python untuk pra-pemprosesan pada *tweets*. Dalam kajian ini, simbol seperti “<”, “*”, “^” dan lain-lain dalam *tweets* telah ditapisan terdahulu. Seterusnya, perkataan dalam *tweets* telah ditapisan, misalnya perkataan seperti “*You are beautiful*” telah diasingkan kepada tiga perkataan iaitu “*You*”, “*are*” dan “*beautiful*”.

Seterusnya, pengkaji juga telah menghasilkan kod yang menapisan perkataan yang lazim digunakan dan tidak bermakna dalam *tweets* bagi memudahkan klasifikasi berdasarkan emosi. Misalnya, perkataan seperti “*are*”, “*am*”, “*has*” dan lain-lain telah ditapisan. Maka bagi mengelakkan berlakunya penapisan perkataan yang mempunyai makna dalam kajian ini, pengkaji telah menyediakan satu kamus bagi menapisan perkataan yang lazim diguna tetapi tidak bermakna. Hal ini kerana kajian ini merupakan kajian yang bersifat analisis sentimen berdasarkan *tweets*, oleh itu perkataan yang biasanya dikenali sebagai perkataan yang lazim diguna tetapi tidak bermakna mempunyai kemungkinan boleh memberi kesan kepada analisis *tweets*.

4.3 Analisis Sentimen

Kamus dalam analisis sentimen merupakan “tunjuk arah” kepada data di mana teks-teks yang terdapat dalam kamus tersebut merupakan teks yang akan diberikan perhatian semasa proses analisis. Misalnya dalam kajian ini, pengkaji telah menggunakan dua kamus iaitu *good_corpus* yang pengkaji hasilkan selepas mengumpul perkataan yang berpolariti positif dan *bad_corpus* yang merupakan contoh pembulian siber yang berlaku pada *tweets* yang dihasilkan oleh

Huffington. Tujuan menggunakan dua jenis kamus yang berpolariti positif dan negatif adalah kerana bukan semua teks yang terdapat dalam *bad_corpus* adalah teks agresif. Seterusnya, permakahan diberikan kepada perkataan yang diklasifikasikan kepada polariti positif dan polariti negatif. Berdasarkan permakahan tersebut pula, *tweets* yang dianalisis turut diklasifikasikan kepada *bad tweets* dan *good tweets*.

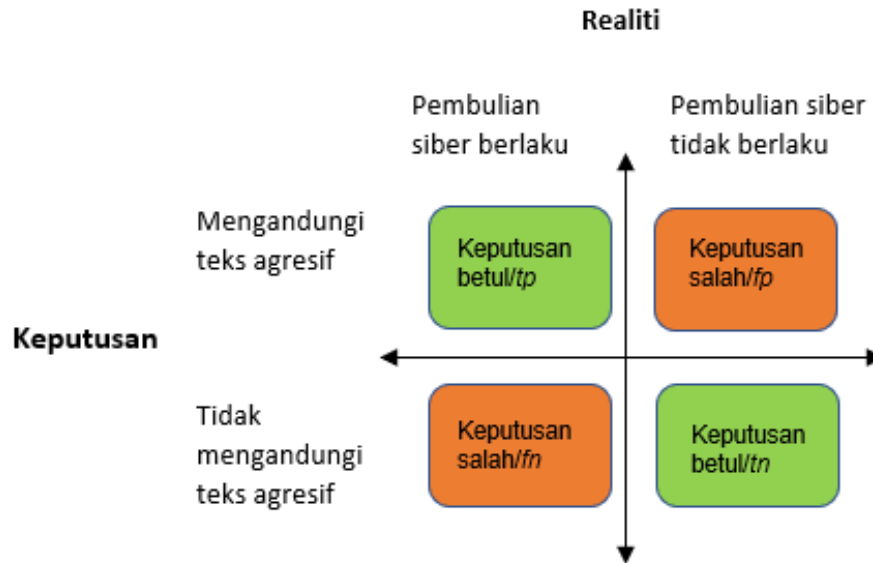
Maka teknik analisis emosi juga akan dilakukan bagi menganalisis set data supaya ketepatan analisis menjadi lebih tepat. Analisis emosi merupakan analisis ke atas emosi berdasarkan *tweets* tersebut. Dalam analisis emosi pengkaji telah menggunakan kamus NRC-emotion-lexicon-wordlevel-alphabetized-v0.92 (Saif Mohammad, 2011). Malah, kamus NRC-emotion-lexicon-wordlevel-alphabetized-v0.92 (Saif Mohammad, 2011) mengadungi analisis terhadap 10 emosi iaitu#“*anger*”, “*anticipation*”, “*disgust*”, “*fear*”, “*joy*”, “*negative*”, “*positive*”, “*sadness*”, “*surprise*” dan “*trust*”.

4.4 Pengesanan Pembulian Siber

Dalam kajian ini, pengiraan bagi menentukan aktiviti pembulian siber berlaku atau tidak dilakukan dengan berdasarkan klasifikasi *true positive(tp)*, *false positive(fp)*, *true negative(tn)* dan *false negative(fn)* yang dikira dengan menggunakan keputusan yang diperolehi daripada pengelas Naïve Bayes dan nilai anggaran yang pengkaji tentukan. Pengkaji telah menentukan nilai bagi *tp*, *tn*, *fp* dan *fn* sebagai satu. Nilai satu telah pengkaji tentukan kerana nilai satu membawa maksud bahawa *tweets* tersebut mengandungi unsur pembulian siber.

Bagi pengiraan *tp*, pengelas Naïve Bayes mengklasifikasikan *tp* sebagai kelas mengandungi unsur teks agresif dan kelas yang dijangka juga merupakan kelas yang mengandungi unsur teks agresif. Bagi pengiraan *fn* pula, pengelas Naïve Bayes telah mengklasifikasikan *fn* sebagai kelas tidak mengandungi unsur agresif tetapi kelas yang dijangka mengklasifikasikan *fn* sebagai kelas mengandungi unsur agresif. Manakala pengiraan *fp* pula diklasifikasikan sebagai kelas yang mengandungi unsur agresif oleh pengelas Naives Bayes tetapi dijangka sebagai kelas yang tidak mengandungi unsur agresif. Bagi pengiraan *tn*

pula, kedua-dua pengelas Naives Bayes dan pengelas jangkaan telah mengklasifikasikan tn sebagai kelas tidak mengandungi unsur agresif. Maka, nilai tp , tn , fp dan fn daripada pengiraan tersebut telah direkodkan dan akan digunakan dalam pengiraan *kejituan* dan *dapatan* seterusnya bagi pengesanan pembulian siber. Dalam kajian ini, pengkaji telah membuat hipotesis bagi mengesan pembulian siber seperti yang ditunjukkan dalam Rajah 4.2. Rajah 2 merupakan hipotesis pengkaji untuk menguji keberkesanan pengesanan pembulian siber.



Rajah 4.2: Hipotesis pengesanan pembulian siber

Selain itu, *kejituan* dan *dapatan* juga telah digunakan bagi mengenal pasti ketepatan pengesanan pembulian siber dalam kajian ini. *Kejituan* merupakan peratusan analisis teks agresif diklasifikasikan dengan betul pada kelas yang berkenaan. Manakala *dapatan* pula ialah peratusan analisis teks yang berkaitan dengan teks agresif.

5 SPESIFIKASI KEPERLUAN SISTEM

Perkakasan dan perisian adalah keperluan yang utama dalam membangunkan sesebuah sistem. Beberapa perisian dan perkakasan telah dikenal pasti untuk digunakan dalam analisis sentimen

menggunakan teks agresif dalam pengesanan pembulian siber. Senarai spesifikasi keperluan perkakasan yang dicadangkan untuk kajian ini adalah seperti berikut:

- i. Sistem Operasi (OS): Windows 10 (64 bit)
- ii. Pemprosesan: Intel Core i5
- iii. Saiz Memori Capaian Rawak (RAM): 8.00GB

Spesifikasi keperluan perisian yang digunakan dalam analisis sentimen menggunakan teks agresif untuk pengesanan pembulian siber ialah kerangka Django dan python. Django merupakan kerangka web python yang membolehkan pengguna untuk pembangunan web dengan efektif. Tujuan kerangka Django digunakan adalah kerana Django menawarkan fungsi yang boleh memaparkan antara muka daripada analisis sentimen menggunakan teks agresif dalam *tweets* dan perkhidmatan kerangka Django adalah percuma. Selain itu, Django juga membolehkan pengkaji untuk menghasilkan *template* bagi antara muka yang hendak ditunjukkan. Selain itu, Django juga memberi perkhidmatan seperti pengajaran percuma secara atas talian dan hal ini telah memberi kemudahan bagi pengkaji untuk melaksanakan kajian ini. Oleh itu, kerangka Django digunakan sebagai program yang memenuhi keperluan kajian.

Python juga telah digunakan sebagai bahasa pengaturcaraan yang utama dalam kajian ini. Bagi menggunakan python dalam kajian ini, pengkaji perlu melakukan perubahan seting pada persekitaran sistem computer pengkaji supaya kod python boleh dijalankan dengan lancar di mana tiada ralat berlaku pada kod python tersebut. Dengan ini, pengkaji telah menghasilkan satu laluan bagi menghubungkan kod python dengan perpustakaan python kerana kajian ini banyak memerlukan fungsi yang ditawarkan oleh perpustakaan python. Oleh itu, python juga telah digunakan sebagai program yang diperlukan untuk kajian ini.

6 HASIL KAJIAN

Bahagian ini membincangkan hasil daripada kajian analisis sentimen menggunakan teks agresif dalam pengesanan pembulian siber. Hasil analisis, klasifikasi kelas pengesanan pembulian siber dan reka bentuk telah dibincangkan. Dalam kajian ini, klasifikasi teks telah dilakukan daripada melakukan analisis sentimen *tweets*. MrShen_tweets telah digunakan untuk

melakukan analisis sentimen dan seterusnya diklasifikasikan kepada kelas sentimen positif dan kelas sentimen negatif. Selepas analisis sentimen dilakukan, *tweets* tersebut berjaya diklasifikasikan kepada dua fail iaitu *good_counts.txt* dan *bad_counts.txt*. Malah keberangkalian teks dalam kedua-dua fail tersebut juga telah berjaya dikira dan direkodkan sebagai *good_count_prob.txt* dan *bad_counts_prob.txt*. Rajah 6.1 menunjukkan sebahagian keberangkalian teks berdasarkan kewujudan teks tersebut dalam *tweets* yang direkod dalam *good_count_prob.txt*.

```
challenge 8.791608939258087e-05
nailed 6.858702009350281e-06
elite 6.858702009350281e-06
8 0.0015469490622907315
00:00 3.1799436588805844e-05
birthday's 1.3093885654214173e-05
candles 6.858702009350281e-06
shooting 1.9329069299078063e-05
stars 8.168090574771699e-05
do 0.003542207828647177
job 0.00018144384406553927
please 0.006304394183321881
make 0.002145526692197665
christian 2.5564252943941953e-05
notices 6.858702009350281e-06
me 0.010126561757623446
ilysm 0.00046202710808441436
happy 0.0015407138786458676
bday 0.00012532719126176424
i 0.023401267737538672
love 0.00866129360108043
guys 0.001285071349206448
```

Rajah 6.1: Segmen *good_counts_prob.txt*

Seterusnya, klasifikasi *true positive(tp)*, *false positive(fp)*, *true negative(tn)* dan *false negative(fn)* terhadap *tweets* telah dilakukan bagi pengesanan pembulian siber. Berdasarkan kajian yang dilakukan, antara muka yang memaparkan keputusan analisis sentimen terhadap *tweets* berjaya dipaparkan pada *dashboard* dengan memaparkan nilai *tp*, *fp*, *tn* dan *fn* yang diperoleh selepas analisis dan pengiraan dilakukan. Rajah 6.2 merupakan antara muka keputusan analisis dan pengiraan *tweets* bagi mengesan aktiviti pembulian dalam *tweets*. Berdasarkan Rajah 6.2, dinampak bahawa terdapat empat kes pembulian siber telah berlaku dapat *tweets* yang digunakan. Berdasarkan pengujian *tp*, *tn*, *fp* dan *fn* dengan menggunakan *tweets* didapati bahawa mempunyai empat kes pembulian siber kerana nilai *tp* ialah empat. Malah, nilai *fn* ialah 13 di mana bahawa hanya 13 *tweets* yang tidak mengandungi unsur teks agresif tetapi mempunyai pembulian siber. Manakala, nilai bagi *fp* ialah tiga di mana mempunyai 3 *tweets* yang mempunyai unsur pembulian siber tetapi tidak mempunyai teks

agresif dalam *tweets* berkenaan dan *tn* pula mempunyai nilai 186 di mana mempunyai 186 *tweets* yang tidak mengandungi unsur teks agresif dan bukan pembulian siber.

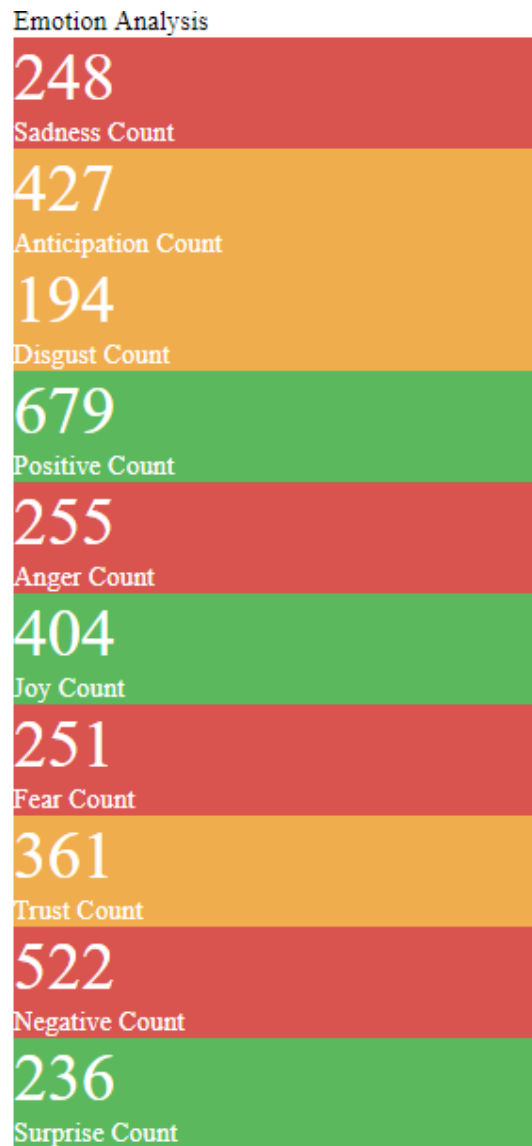


Rajah 6.2: Antara muka bagi paparan keputusan analisis *tp*

Seterusnya, klasifikasi emosi telah dilakukan bagi menguji ketepatan *tweets* yang diklasifikasikan berdasarkan emosi pada *tweets* tersebut. Kamus NRC-emotion-lexicon-wordlevel-alphabetized-v0.92 (Saif Mohammad 2011) telah digunakan untuk menghasilkan pengelasan bagi *tweets* berdasarkan emosi. Kamus ini telah mengklasifikasikan *tweets* berdasarkan emosi yang seperti “*anger*”, “*anticipation*”, “*disgust*”, “*fear*”, “*joy*”, “*negative*”, “*positive*”, “*sadness*”, “*surprise*” dan “*trust*”. Dalam kajian ini, didapati bahawa turutan emosi tidak boleh ditukar semasa pengaturcaraan kod kerana kekerapan bagi *tweets* yang harus diklasifikasikan kepada satu kelas emosi akan diklasifikasikan kepada kelas emosi yang lain. Misalnya, jika turutan “*anger*” dan “*anticipation*” telah ditukar *tweets* yang seharusnya diklasifikasikan dalam kelas “*anger*” akan diklasifikasikan kepada kelas “*anticipation*” dan hal ini menjejaskan ketepatan klasifikasi emosi.

Selain itu, keputusan klasifikasi emosi yang dipaparkan pada antara muka *dashboard* turut dikategorikan kepada tiga warna iaitu merah, jingga dan hijau selain diklasifikasikan berdasarkan emosi. Kategori warna merah merupakan emosi yang amat negatif, warna jingga pula ialah emosi yang sederhana negatif, malah warna hijau ialah emosi positif. Emosi yang dikategorikan dengan warna merah ialah “*sadness*”, “*anger*”, “*fear*” dan “*negatif*”. Emosi yang dikategorikan dengan warna jingga ialah “*anticipation*”, “*disgust*” dan “*trust*”.

Manakala emosi yang dikategorikan dengan warna hijau pula ialah “*positive*”, “*joy*” dan “*surprise*”. Rajah 6.3 merupakan antara muka klasifikasi *tweets* berdasarkan emosi yang telah dikategorikan mengikut warna bagi emosi yang berkenaan.

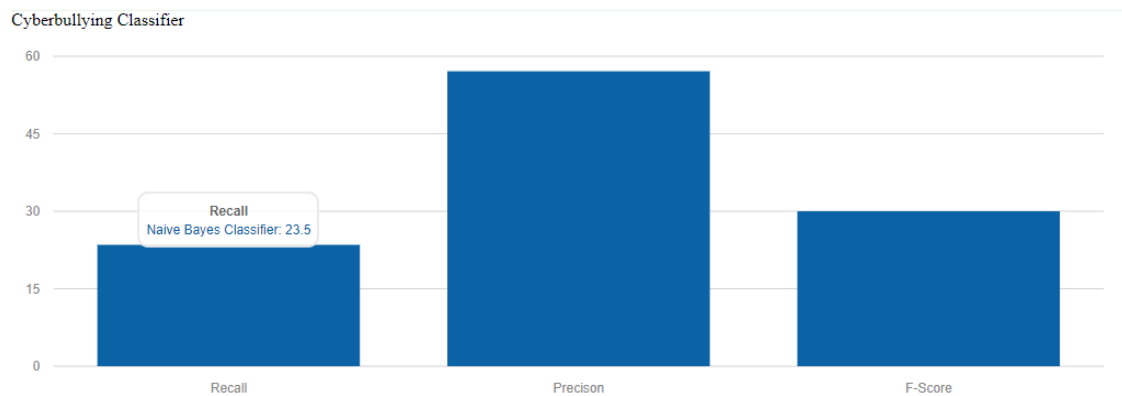


Rajah 6.3: Antara muka klasifikasi emosi berdasarkan *tweets*

Di samping itu, kajian ini juga menggunakan kejituan, dapatan dan markah F1 berdasarkan klasifikasi pengelas Naïve Bayes di mana *tweets* telah diklasifikasikan kepada kelas mengandungi unsur teks agresif dan kelas tidak mengandungi unsur teks agresif. Kejituan dan dapatan merupakan model metrik penilaian yang penting dalam analisis sentimen. Kejituan merupakan peratusan analisis yang berkaitan dengan teks agresif yang telah diklasifikasikan

dengan betul dan tepat kepada kelas yang berkaitan. Dapatan pula ialah peratusan analisis yang berkaitan dengan teks agresif. Berdasarkan kajian yang dilakukan, dapatan dan kejitian yang dilakukan berdasarkan hasil daripada pengelas Naïve Bayes, didapati bahawa terdapat 206 *tweets* daripada 2766 *tweets* telah berjaya diklasifikasikan kepada pengelas Naïve Bayes. Maka, nilai dapatan yang didapati ialah 57.09% di mana terdapat 57.09% *tweets* yang mempunyai unsur teks agresif manakala kejitian pula ialah 23.5% di mana 23.5% *tweets* telah diklasifikasikan pada kelas yang betul berdasarkan 206 *tweets* yang diklasifikasikan dalam pengelas Naïve Bayes.

Dalam kajian ini, pengujian markah F1 juga telah dilakukan bagi mengira purata daripada dapatan dan kejitian. Markah F1 adalah digunakan untuk mengira ketepatan dapatan dan kejitian. Markah F1 yang tepat membawa maksud bahawa keputusan analisis mempunyai nilai fp dan fn yang rendah. Rajah 6.4 menunjukkan antara muka dapatan, kejitian dan markah F1.



Rajah 6.4: Antara muka dapatan, kejitian dan markah F1

7 KESIMPULAN

Analisis sentimen menggunakan teks agresif dalam pengesanan pembulian siber merupakan pendekatan yang dapat membantu dalam mengurangkan aktiviti pembulian siber. Pendekatan ini memainkan peranan yang penting dalam mengurangkan kes-kes yang berlaku sebab daripada pembulian siber seperti buli di sekolah, fitnah dan kes bunuh diri. Malah, terdapat

juga cadangan untuk penambahbaikan sistem ini di mana menyediakan antara muka yang lebih dapat mamantau aktiviti pembulian siber. Misalnya antara muka yang menggunakan platform berasaskan web dan boleh terus memantau aktiviti pembulian siber daripada *Twitter* pengguna secara masa nyata. Selain itu, bagi meningkatkan ketepatan pengesanan pembulian siber, adalah dicadangkan bahawa model Sokongan Mesin Vektor (SVM) boleh digunakan.

8 RUJUKAN

Ventirozos V.K, Varlamis I. & Tsatsaronis G. 2017. Detecting Aggressive Behaviour in Discussion Threads Using Text Mining

https://www.researchgate.net/publication/315743770_Detecting_Aggressive_Behavior_in_Discussion_Threads_Using_Text_Mining [20 September 2018]

Despina C., Kourtellis N., Blackburn J., De Cristofaro E., Stringhini G. & Vakali A. 2017. Mean Birds: Detecting Aggression and Bullying on Twitter

<https://arxiv.org/pdf/1702.06877.pdf> [23 September 2018]

Ovejero A., Yubero S., Larrañaga E. & V. Moral M. 2015. Cyberbullying: Definitions and Facts from a Pschosocial Perspective

https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-25552-1_1

[23 September 2018]

Notar C., Padgett S. & Roden J. 2013. Cyberbullying: A Review of the Literature Universal Journal of Education Reseach 1(1):1-9,2013,

DOI: 10.13189/ujer.2013.010101 [14 Oktober 2018]

Denilson Barbosa 2016. Sentiment Analysis to Help Prevent Cyberbullying

<https://sites.ualberta.ca/~denilson/sentiment-analysis-to-help-prevent-cyberbullying.html> [11 Oktober 2018]

Hisam Sabouni 2014. Sentiment Analysis: Version 1 RapidMiner

<https://hsabouni.wordpress.com/2014/11/23/sentiment-analysis-version-1/>

[18 Oktober 2018]

Arun Menon 2018. Malaysian and Global Views on Cyberbullying

<https://www.ipsos.com/en-my/malaysian-and-global-views-cyberbullying>

[11 Oktober 2018]

Del Bosque L.P. & Garza S.E. 2014. Aggressive Text Detection for Cyberbullying Conference: Mexican International Conference on Artificial Intelligence, MICAI 2014

https://link.springer.com/chapter/10.1007%2F978-3-319-13647-9_21

[12 Oktober 2018]

Liu B., Hu M.Q. & Cheng J.S. 2005. Opinion Observer: Analyzing and Comparing Opinions on the Web. Proceedings of 14th International World Wide Web conference (WWW-2005), May 10-14, 2005, Chiba, Japan.

<https://gist.github.com/mkulakowski2/4289441> [15 Oktober 2018]

Catal C. & Nangir M. 2016. A Sentiment Classification Model based on Multiple Classifiers.

<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2016.11.022> [11 Oktober 2018]

Wilson T., Wiebe J. & Hoffman P. 2014. Recognizing Contextual Polarity in Phrase-Level Sentiment Analysis

<https://www.aclweb.org/anthology/H05-1044> [13 Oktober 2018]

Wang H., Can D., Kazemzadeh A., Bar F. & Narayanan S. 2012. A System for Real-time Twitter Sentiment Analysis of 2012 U.S Presidential Election Cycle. *Jeju, Republic of Korea*,

115-120.

Saif.M. 2011. NRC Word-Emotion Association Lexicon (NRC Emotion Lexicon) Version 0.92.

National Research Council Canada (NRC).