

**PENGELASAN MAKLUM BALAS PERKHIDMATAN
KESIHATAN DENGAN TEKNIK ANALISIS SENTIMEN DALAM
PEMERINCIAN KEPUASAN PENGGUNA**

Leong Khai Heng
Dr. Dahlila Putri Dahnil Sikumbang

Fakulti Teknologi dan Sains Maklumat, Universiti Kebangsaan Malaysia

ABSTRAK

Dalam pemrosesan bahasa tabii, *natural language processing*, NLP, analisis sentimen menentukan status kekutuban petikan berdasarkan emosi leksikon. Teknik ini sentiasa diaplikasikan dalam sektor perkhidmatan untuk menyelidik tahap kepuasan pengguna. Namun begitu, bidang penjagaan kesihatan kurang memperkasakan kaedah tersebut untuk memperincikan respon dalam sistem maklum balas sedia ada. Sebagai tujuan penambahbaikan, sebuah sistem baru yang mengimplementasikan analisis sentimen telah dibangunkan. Reviu pengguna dapat dikelaskan mengikut pengaruh perkataan, iaitu sifat positif, negatif dan neutral. Analisis topik turut disertakan untuk membahagikan respon dalam sejumlah tema perkhidmatan. Akhir sekali, sebuah antara muka grafik pengguna, *graphical user interface*, GUI yang merekodkan hasil analitik data disampaikan kepada pengguna untuk berinteraksi. Pendekatan ini bukan sahaja boleh memanfaatkan pesakit dalam pemilihan pusat perubatan, tetapi juga pihak pengurusan penjagaan kesihatan yang ingin meningkatkan kualiti perkhidmatan mereka.

1 PENGENALAN

Penjagaan kesihatan merupakan pemeliharaan tahap kesihatan manusia melalui pencegahan, penentuan dan perawatan dalam kecederaan, kelainan upaya, mental serta penyakit. Di Malaysia, kita mempunyai sistem ini yang lengkap serta termasyhur di persada dunia. Namun begitu, kita sering terdengar isu-isu kepuasan perkhidmatan kesihatan di pusat perubatan tertentu dalam masyarakat. Kebanyakan pelanggan meluahkan perasaan tidak berpuas hati terhadap perkhidmatan yang diterima kepada orang terdekat sahaja, namun terdapat juga sesetengah pengguna yang memberi

maklum balas dalam laman web untuk berkongsi pengalaman mereka. Respon ini amat berguna kepada pesakit untuk memilih pusat perubatan berdasarkan testimoni pengguna yang pernah menerima perkhidmatan di premis tersebut.

Intinya, pengalaman dan testimoni pelanggan berupaya membantu pesakit lain dalam pemilihan pusat perubatan. Sebuah sistem maklum balas perkhidmatan kesihatan yang menyeluruh akan dibina untuk mengelaskan respon pengguna. Pesakit dapat membandingkan kriteria pusat perubatan lalu membuat pilihan yang terbaik melalui pemerincian kepuasan. Selain itu, pihak pengurusan hospital atau klinik boleh merujuk kepada sistem yang dibangunkan untuk menambahbaikkan perkhidmatan mereka secara berterusan.

Sebuah algoritma yang memperkasakan analisis sentimen bakal dibangunkan untuk memenuhi keperluan di atas. Teknik ini menitikberatkan penyelidikan emosi perkataan untuk menentukan sifat kekutuban sepatah ayat. Melalui analisis sentimen, respon yang berselerak dapat disusun dengan kemas dalam urutan parameter penilaian perkhidmatan. Segala fungsi yang dimuatkan bertujuan memudahkan proses rujukan, perbandingan dan pemilihan pusat perubatan dalam kalangan rakyat Malaysia.

2 PENYATAAN MASALAH

Respon perkhidmatan kesihatan boleh disalurkan melalui sistem maklum balas internet atau pusat perubatan. Walau bagaimanapun, sistem penilaian ini adalah kurang bermakna kerana bersifat umum. Pengguna perlu membaca hampir semua reuiu untuk mengecam gambaran keseluruhan premis pilihan, maka amat melecehkan dan mengambil masa yang lama.

3 OBJEKTIF KAJIAN

Objektif projek ini adalah berikut:

1. Membangunkan sistem maklum balas perkhidmatan kesihatan yang memperkasakan analisis sentimen dalam pengelasan kekutuban.
2. Menguji kecekapan dan keberkesanan algoritma analisis sentimen yang diimplementasikan dalam aplikasi.

4 METODE KAJIAN

Bahagian ini meneliti prosedur pembinaan sistem maklum balas perkhidmatan kesihatan dari fasa perancangan hingga pengujian. Tujuan ialah menyampaikan pendekatan yang dilaksanakan sepanjang pembangunan projek tersebut.

4.1 Fasa Perancangan

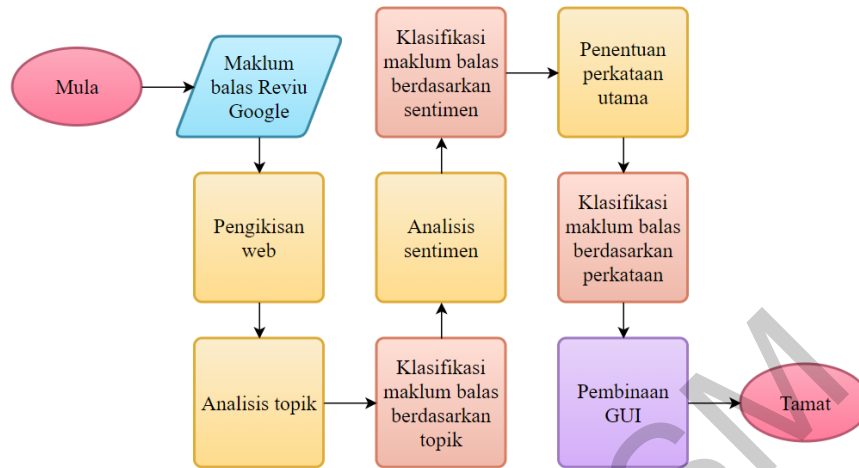
Senarai masalah, objektif, skop dan kriteria kajian lain dikenalpastikan untuk menggariskan pelan yang jelas. Sorotan literasi dilakukan melalui pencarian sumber sekunder untuk menjadi sebagai rujukan yang bernas. Peringkat ini amat penting kerana biasanya pembentukan konsep berlaku semasa menjalankan penyelidikan yang mendalam.

4.2 Fasa Analisis

Hasil perancangan diperincikan untuk memastikan keperluan pengguna dipenuhi melalui implementasi sistem dan fungsi yang paling sesuai. Maklumat yang dikumpul dianalisis dan disimpan sebagai rujukan untuk menentukan arah pembangunan algoritma yang muktamad.

4.3 Fasa Reka Bentuk

Sudut ini bertujuan melakarkan butiran dan gambaran sistem untuk menjadi sebagai petunjuk semasa membangunkan algoritma. Rajah 1 menunjukkan carta aliran reka bentuk seni bina aplikasi tersebut.



Rajah 1: Reka bentuk seni bina algoritma

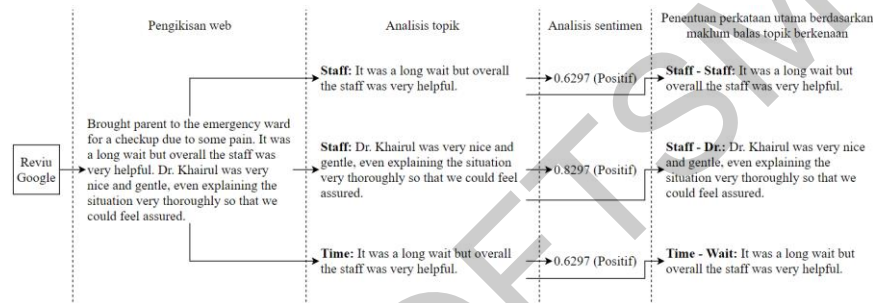
Ilustrasi di atas menyampaikan pemprosesan dari maklum balas lima hospital dan klinik yang terpilih dalam reviu Google ke GUI. Pada mulanya, data tersebut dikikis dan disimpan dalam persekitaran pembangunan bersepadu, *integrated development environment*, IDE. Analisis topik dijalankan dalam setiap maklum balas untuk mengenalpastikan bidang perkhidmatan dalam pengelasan maklumat. Selanjutnya, analisis sentimen diimplementasikan untuk memperoleh markah kekutuban berdasarkan kebarangkalian penampilan emotikon aksara. Indeks ini mampu mengira purata kumulatif penilaian dan menentukan sifat kekutuban untuk mengklasifikasikan respon. Perkataan yang sering digunakan turut digariskan untuk menunjukkan reviu yang memiliki perkataan berkenaan. Akhir sekali, sebuah GUI dibina untuk menyampaikan semua maklumat maklum balas perkhidmatan kesihatan yang diproses kepada pengguna.

4.4 Fasa Pengujian

Pengujian merupakan pemeriksaan kecekapan dan ketepatan algoritma serta sistem yang telah dibina. Konsep bahagian ini ialah membandingkan output dengan jangkaan pembangun untuk mengulas taraf persamaan.

5 HASIL KAJIAN

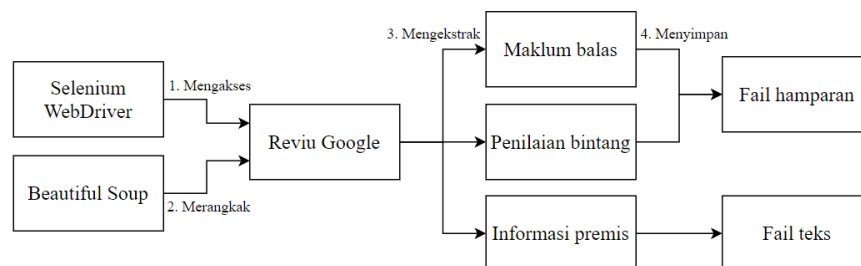
Bahagian ini menyampaikan butiran implementasi dan pengujian sistem maklum balas perkhidmatan kesihatan. Proses pembangunan merangkumi empat peringkat, iaitu pengikisan web, analisis topik, analisis sentimen dan penentuan perkataan utama berdasarkan maklum balas topik berkenaan. Pendekatan tersebut dan contoh teks ditunjukkan dalam Rajah 2, di mana butiran prosedur dijelaskan dalam sudut yang termeterai.



Rajah 2: Langkah algoritma dan pemrosesan teks

5.1 Pengikisan Web

Senarai maklum balas, penilaian bintang dan informasi premis dalam reviu Google diperlukan untuk menjalankan projek ini. Selain salin dan tampal, pengikisan web merupakan kaedah alternatif dan efisien dalam mengumpul data yang berganda. Mekanisme teknik tersebut ialah merangkak bahasa penanda hiperteks, *hypertext markup language*, HTML laman web dan mengekstrak maklumat yang diinginkan melalui pengaturcaraan. Modul BeautifulSoup dan Selenium WebDriver digunakan sepanjang prosedur ini. Rajah 3 menunjukkan aliran data dari reviu Google hingga dicatatkan dalam fail hampan dan teks.



Rajah 3: Aliran pengikisan web

Pengikisan web melibatkan empat langkah, iaitu melayari, merangkak, mengekstrak lalu menyimpan, dengan intipati berikut:

1. Mengakses

WebDriver diprogramkan untuk mencontohi pengguna yang melayari reviu Google dalam membaca maklumat pusat perubatan.

2. Merangkak

Beautiful Soup merangkak HTML reviu Google untuk mencari data yang diperlukan.

3. Mengekstrak

Senarai maklum balas, penilaian bintang dan informasi premis diekstrak.

4. Menyimpan

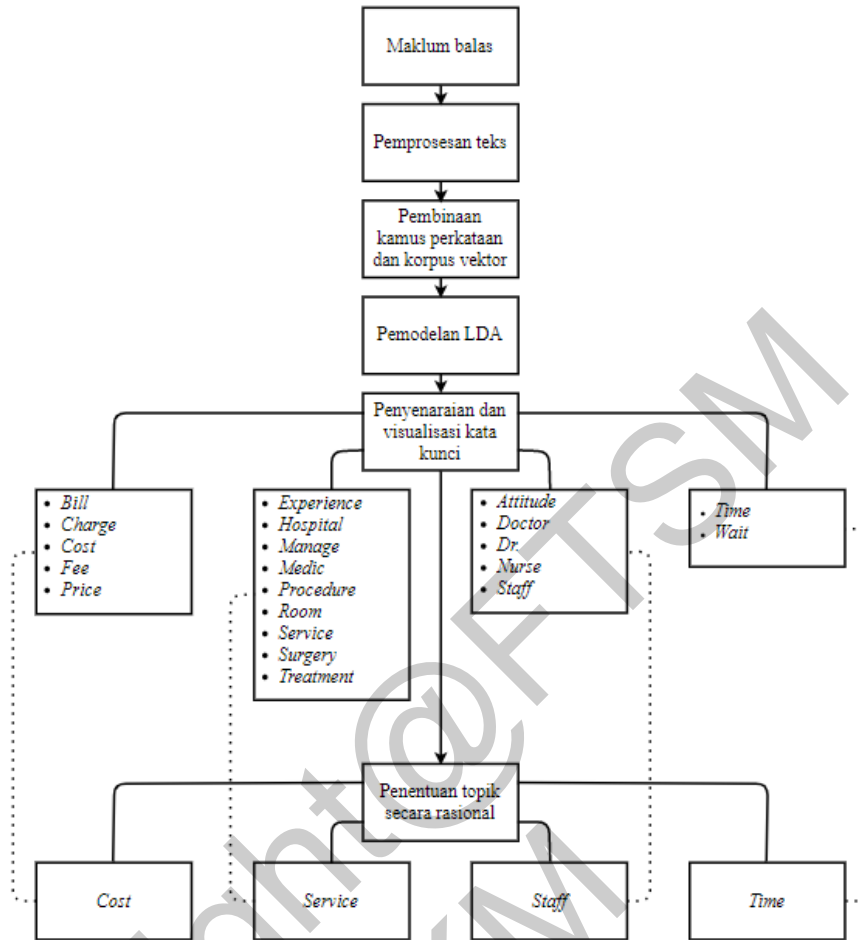
Maklumat ini disimpan dalam fail hamparan dan teks untuk digunakan dalam peringkat yang seterusnya.

Masa pengikisan ialah 6 Mac 2021, 1:22 pagi. Lima hospital dan klinik yang diselidik adalah berikut:

1. Pusat Perubatan Subang Jaya, *Subang Jaya Medical Centre*, SJMC.
2. Pusat Perubatan Ara Damansara, *Ara Damansara Medical Centre*, ADMC.
3. Hospital Tung Shin.
4. Pusat Perubatan Universiti Kebangsaan Malaysia, PPUKM.
5. The KL Sky Clinic.

5.2 Analisis Topik

Analisis topik menentukan tema pendam yang berpotensi memerihalkan sepatah teks. Peruntukan Dirichlet laten, *latent Dirichlet allocation*, LDA ialah antara algoritma pembelajaran mesin tidak diselia yang popular dalam pendekatan ini. Teknik tersebut mengecam Dirichlet terdahulu untuk mendistribusikan topik dan perkataan, serta mengelakkan kesan overfitting. Model ini mengandaikan semua dokumen dihasilkan melalui proses penjanaan statistik, bermaksud mereka mengandungi beberapa tajuk yang dispekulasi dari senarai kata kunci berkaitan. Rajah 4 menyampaikan aliran analisis topik dalam merumuskan tema maklum balas, di mana SJMC menjadi sebagai contoh pemodelan.



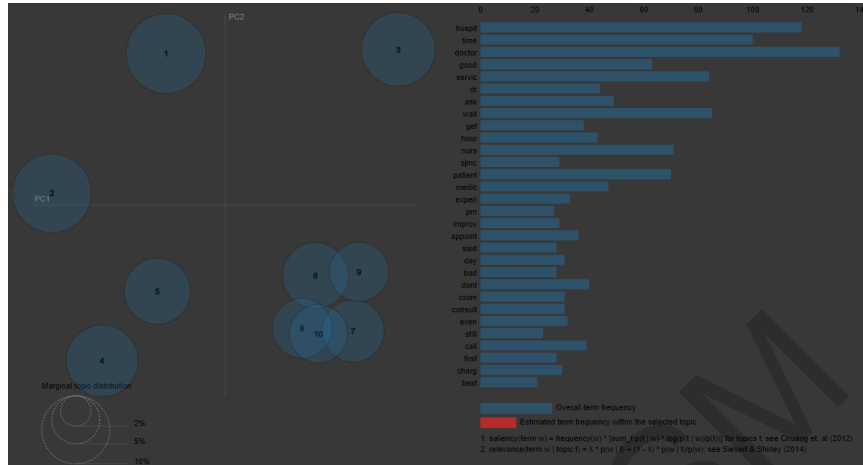
Rajah 4: Aliran analisis topik yang menggunakan SJMC sebagai contoh

Prosedur ini turut dijalankan dalam maklum balas ADMC, Hospital Tung Shin, PPUKM dan The KL Sky Clinic. Pertamanya, pemprosesan teks dilaksanakan untuk memulihkan struktur perkataan dalam membina kamus dan korpus vektor. Kedua-dua matriks ini dimodelkan dengan algoritma LDA untuk menghasilkan senarai dan graf interaktif kata kunci yang mewakili pelbagai jenis tema, serupa dengan Rajah 5 dan 6 yang menunjukkan output SJMC.

```

(0,
  "0.051*got" + 0.038*bad" + 0.035*room" + 0.024*explain" + 0.022*counter" + 0.018*admit" + 0.017*dont" + 0.016*procedur" + 0.014*well" + 0.014*last"),
(1,
  "0.053*wait" + 0.040*hour" + 0.034*doctor" + 0.030*call" + 0.027*charg" + 0.026*po" + 0.025*friendli" + 0.023*expens" + 0.016*know" + 0.015*nurs"),
(2,
  "0.072*doctor" + 0.034*appoint" + 0.029*consult" + 0.028*need" + 0.024*report" + 0.024*nurs" + 0.020*patient" + 0.018*give" + 0.017*hospi" + 0.016*anoth"),
(3,
  "0.071*good" + 0.068*servic" + 0.055*ask" + 0.041*patient" + 0.037*experi" + 0.035*day" + 0.034*nurs" + 0.026*staff" + 0.023*realli" + 0.017*inform"),
(4,
  "0.044*sjmc" + 0.043*improv" + 0.042*said" + 0.032*best" + 0.019*told" + 0.019*got" + 0.017*surgeri" + 0.017*pleas" + 0.017*say" + 0.017*place"),
(5,
  "0.073*dr" + 0.038*still" + 0.033*rm" + 0.027*dome" + 0.019*wife" + 0.019*feel" + 0.018*cost" + 0.017*test" + 0.016*way" + 0.015*actual"),
(6,
  "0.026*great" + 0.023*worst" + 0.023*darbi" + 0.023*sim" + 0.020*admiss" + 0.020*answer" + 0.020*proble" + 0.016*manag" + 0.016*tri" + 0.015*number"),
(7,
  "0.046*pm" + 0.030*visit" + 0.028*ward" + 0.026*work" + 0.025*o" + 0.023*went" + 0.022*year" + 0.021*cam" + 0.018*money" + 0.017*bill"),
(8,
  "0.133*hospi" + 0.032*servic" + 0.029*slow" + 0.024*doctor" + 0.023*emerg" + 0.022*recommen" + 0.021*much" + 0.021*privat" + 0.018*better" + 0.018*like"),
(9,
  "0.107*time" + 0.078*medic" + 0.024*even" + 0.030*first" + 0.023*dont" + 0.024*see" + 0.023*concr" + 0.022*wait" + 0.021*long" + 0.015*never")
  
```

Rajah 5: Senarai kata kunci model LDA berasaskan SJMC

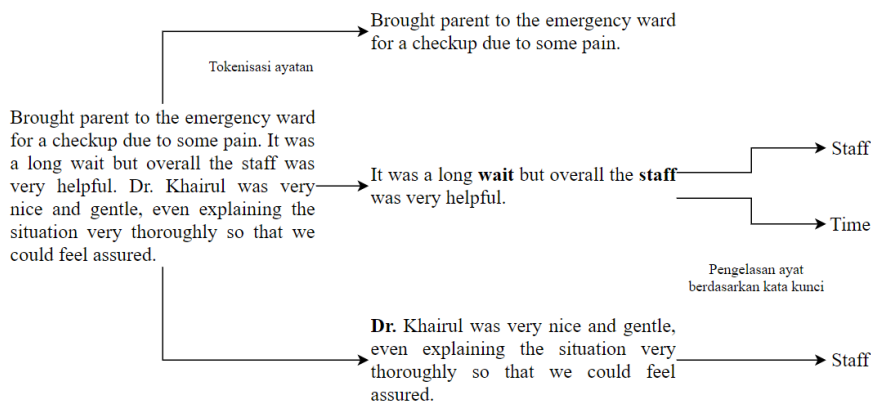


Rajah 6: Graf interaktif kata kunci model LDA berasaskan SJMC

Pembangun berperanan mengenalpastikan sebanyak-banyaknya empat topik perkhidmatan dari perkataan tertentu yang mempunyai hubungan semantik berdasarkan rangka di atas. Sebagai contoh, ‘bill’, ‘charge’, ‘cost’, ‘fee’ dan ‘price’ boleh mentafsirkan harga, ‘Cost’. Senarai tajuk dalam setiap pusat perubatan adalah berikut:

1. SJMC: ‘Cost’, ‘Service’, ‘Staff’ dan ‘Time’.
2. ADMC: ‘Park’, ‘Service’, ‘Staff’ dan ‘Time’.
3. Hospital Tung Shin: ‘Cost’, ‘Service’, ‘Staff’ dan ‘Time’.
4. PPUKM: ‘Park’, ‘Service’, ‘Staff’ dan ‘Time’.
5. The KL Sky Clinic: ‘Service’ dan ‘Staff’.

Setiap maklum balas mungkin mengandungi sekurang-kurangnya satu tema yang boleh dikelaskan. Cara klasifikasi mengikut kata kunci dan topik ditunjukkan dalam Rajah 7.



Rajah 7: Klasifikasi maklum balas mengikut kata kunci dan topik

Tokenisasi respon dilakukan untuk mengasingkan ayat. Sekiranya mempunyai perkataan yang bertema, ayat tersebut dikategorikan dalam topik berkaitan, seperti dalam ilustrasi di atas. 'Dr.' dan 'staff' mewakili staf, 'Staff', manakala 'wait' adalah masa, 'Time'. Proses ini turut dijalankan terhadap reviu lain dalam lima pusat perubatan.

5.3 Analisis Sentimen

Analisis sentimen ialah penyelidikan emosi teks dalam positif, negatif dan neutral, di mana status ini dikenali sebagai sifat kekutuban. Secara asasnya, ketiga-tiga sifat tersebut menandakan perasaan ceria, benci dan sederhana masing-masing.

Dalam projek ini, model *Valence Aware Dictionary for Sentiment Reasoning*, VADER diimplementasikan untuk menentukan sentimen ayat dan mengira purata kekutuban topik perkhidmatan melalui pemarkahan. Julat skor ialah dari -1 hingga 1, di mana sama dengan atau melebihi 0.05 menandakan positif, sama dengan atau mengurangi -0.05 merupakan negatif, serta antara -0.05 dan 0.05 bermaksud neutral. Jadual 1 menunjukkan sifat kekutuban topik dalam setiap pusat perubatan.

Pusat perubatan	Topik perkhidmatan	Purata markah	Sifat kekutuban	Penilaian bintang
SJMC	<i>Cost</i>	-0.03	Neutral	3
	<i>Service</i>	0.03	Neutral	3
	<i>Staff</i>	0.11	Positif	3
	<i>Time</i>	-0.03	Neutral	3
ADMC	<i>Park</i>	0.39	Positif	4
	<i>Service</i>	0.15	Positif	3
	<i>Staff</i>	0.21	Positif	4
	<i>Time</i>	0.03	Neutral	3
Hospital Tung Shin	<i>Cost</i>	0	Neutral	3
	<i>Service</i>	0	Neutral	3
	<i>Staff</i>	-0.04	Neutral	3
	<i>Time</i>	-0.11	Negatif	3
PPUKM	<i>Park</i>	-0.04	Neutral	3
	<i>Service</i>	-0.03	Neutral	3
	<i>Staff</i>	0.01	Neutral	3
	<i>Time</i>	-0.05	Negatif	3
The KL Sky Clinic	<i>Service</i>	0.44	Positif	4
	<i>Staff</i>	0.46	Positif	4

Jadual 1: Sifat kekutuban topik perkhidmatan

Menurut jadual di atas, reputasi ADMC dan The KL Sky Clinic adalah memuaskan, manakala SJMC, Hospital Tung Shin dan PPUKM adalah sederhana sahaja.

5.4 Penentuan Perkataan Utama

Sebelum mengira frekuensi perkataan, pemprosesan teks harus dijalankan untuk mengembalikan format dan menyingkirkan kata kunci yang kurang bererti. Contoh ayat yang digunakan dalam peragaan adalah berikut:

*The 3 nurses are good,
can better!*

Penghuraian prosedur ini dilampirkan bersama output teks tersebut dalam Jadual 2.

Copyright@FTSM
UKM

Langkah	Proses	Output
1	Menggantikan pemecahan garis dengan jarak.	<i>The 3 nurses are good, can better!</i>
2	Mengeluarkan tab.	<i>The 3 nurses are good, can better!</i>
3	Menggantikan ‘&’ dengan ‘&’.	<i>The 3 nurses are good, can better!</i>
4	Mengeluarkan ‘(Translated by Google)’, jika ada.	<i>The 3 nurses are good, can better!</i>
5	Mengeluarkan rewiu asal bukan dalam bahasa Inggeris, jika ada.	<i>The 3 nurses are good, can better!</i>
6	Mengeluarkan huruf beraksen.	<i>The 3 nurses are good, can better!</i>
7	Mengeluarkan digit.	<i>The nurses are good, can better!</i>
8	Mengeluarkan tanda baca.	<i>The nurses are good can better</i>
9	Mengubahkan huruf besar kepada kecil.	<i>the nurses are good can better</i>
10	Mengeluarkan kata henti.	<i>nurses good better</i>
11	Menjalankan lemmatisasi perkataan.	<i>nurse good good</i>
12	Menjalankan stemming perkataan.	<i>nurs good good</i>
13	Menjalankan tokenisasi perkataan.	<i>nurs, good, good</i>
14	Mengira frekuensi kumulatif perkataan.	<i>nurs (1), good (2)</i>

Jadual 2: Pemrosesan teks

Awan perkataan maklum balas salah satu tema ditunjukkan dalam Rajah 8 untuk mengetahui kata kunci yang signifikan berdasarkan saiz.

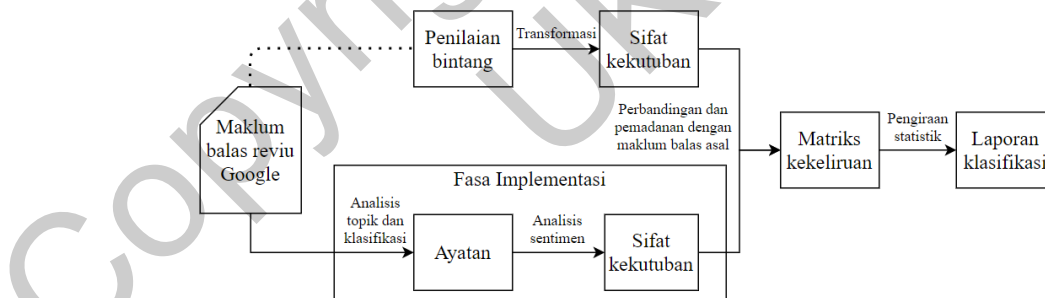
Pusat perubatan	Topik perkhidmatan	Kata kunci
SJMC	<i>Cost</i>	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Charge</i> • <i>Price</i> • <i>Service</i> <ul style="list-style-type: none"> • <i>Bill</i> • <i>Hospital</i>
	<i>Service</i>	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Medic</i> • <i>Service</i> • <i>Hospital</i> <ul style="list-style-type: none"> • <i>Doctor</i> • <i>Experience</i>
	<i>Staff</i>	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Staff</i> • <i>Dr.</i> • <i>Nurse</i> <ul style="list-style-type: none"> • <i>Doctor</i> • <i>Hospital</i>
	<i>Time</i>	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Wait</i> • <i>Time</i> • <i>Hospital</i> <ul style="list-style-type: none"> • <i>Doctor</i> • <i>Hour</i>
ADMC	<i>Park</i>	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Park</i> • <i>Easy</i> • <i>Spacious</i> <ul style="list-style-type: none"> • <i>Clean</i> • <i>Hospital</i>
	<i>Service</i>	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Service</i> • <i>Medic</i> • <i>Hospital</i> <ul style="list-style-type: none"> • <i>Doctor</i> • <i>Room</i>
	<i>Staff</i>	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Nurse</i> • <i>Friendly</i> • <i>Doctor</i> <ul style="list-style-type: none"> • <i>Dr.</i> • <i>Staff</i>
	<i>Time</i>	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Time</i> • <i>Wait</i> • <i>Hour</i> <ul style="list-style-type: none"> • <i>Doctor</i> • <i>Appoint</i>
Hospital Tung Shin	<i>Cost</i>	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Service</i> • <i>Price</i> • <i>Hospital</i> <ul style="list-style-type: none"> • <i>Doctor</i> • <i>Ask</i>
	<i>Service</i>	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Good</i> • <i>Service</i> • <i>Hospital</i> <ul style="list-style-type: none"> • <i>Medic</i> • <i>Doctor</i>
	<i>Staff</i>	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Doctor</i> • <i>Nurse</i> • <i>Dr.</i> <ul style="list-style-type: none"> • <i>Staff</i> • <i>Hospital</i>
	<i>Time</i>	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Ask</i> • <i>Wait</i> • <i>Time</i> <ul style="list-style-type: none"> • <i>Doctor</i> • <i>Hour</i>
PPUKM	<i>Park</i>	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Park</i> • <i>Hospital</i> • <i>Fee</i> <ul style="list-style-type: none"> • <i>Rate</i> • <i>Expensive</i>
	<i>Service</i>	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Hospital</i> • <i>Service</i> • <i>Patient</i> <ul style="list-style-type: none"> • <i>Doctor</i> • <i>Good</i>

	<i>Staff</i>	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Nurse</i> • <i>Staff</i> • <i>Patient</i> 	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Doctor</i> • <i>Time</i>
	<i>Time</i>	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Time</i> • <i>Wait</i> • <i>Doctor</i> 	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Patient</i> • <i>Hospital</i>
The KL Sky Clinic	<i>Service</i>	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Treatment</i> • <i>Clinic</i> • <i>Service</i> 	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Medic</i> • <i>Dr.</i>
	<i>Staff</i>	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Dr.</i> • <i>Doctor</i> • <i>Roland</i> 	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Treatment</i> • <i>Friendly</i>

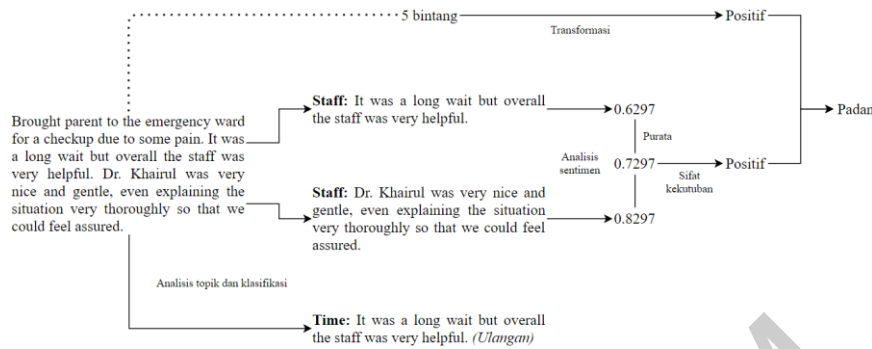
Jadual 3: Kata kunci yang kerap digunakan dalam topik perkhidmatan

5.5 Pengujian

Sudut ini menguji struktur dalaman aplikasi untuk menyemak perjalanan kerja. Dari segi analisis sentimen, motif bahagian ini ialah meyelidik betapa efektifnya model VADER dalam mengelaskan sifat kekutuban selaras dengan perasaan manusia. Rajah 9 dan 10 menyampaikan proses penilaian sentimen teknik tersebut serta pengguna reuiu Google.



Rajah 9: Aliran pengujian analisis sentimen



Rajah 10: Proses perbandingan dan pepadanan sifat kekutuban

Maklum balas dan penilaian bintang reviu Google adalah diberikan oleh pengguna yang mempunyai pengalaman pengunjungan. Poin bintang bermula dari 1 hingga 5, di mana transformasi data turut dijalankan untuk mengkategorikan mereka dalam sifat positif, negatif dan neutral sebagai tanda aras perbandingan. Butiran klasifikasi adalah berikut:

1. 1 dan 2 bintang dijadikan sifat negatif.
2. 3 bintang dijadikan sifat neutral.
3. 4 dan 5 bintang dijadikan sifat positif.

Setiap respon mungkin mengandungi ayat bertemakan beberapa tajuk yang dapat dikenalpastikan melalui analisis topik. Dalam fasa implementasi, mereka telah diekstrak dan dikelaskan dalam tajuk berkaitan, lalu menjalankan analisis sentimen untuk memperoleh markah kekutuban. Selanjutnya, purata skor dikira untuk menentukan sifat kekutuban keseluruhan yang juga terdiri daripada positif, negatif dan neutral. Diperhati bahawa ayat yang diulangi dalam topik lain diabaikan untuk mengelakkan keputusan berat sebelah.

Sebagai contoh di atas, maklum balas reviu Google tersebut bernilai 5 bintang, iaitu sifat positif. Selepas menjalankan analisis topik serta klasifikasi, dua patah dan sepatah ayat dibahagikan dalam tema '*Staff*' dan '*Time*' masing-masing. Analisis sentimen dilaksanakan untuk memperoleh markah kekutuban mereka, iaitu 0.6297 dan 0.8297. Purata skor turut dikira, di mana ayat ulangan dikecualikan. Keputusan ialah 0.7297 yang menandakan status positif, iaitu sama dengan sentimen asal.

Tujuan proses ini ialah membandingkan sentimen mesin dengan manusia untuk menyelidik tahap ketepatan. Pepadanan antara kedua-dua data ini dicatatkan dalam sebuah matriks kekeliruan, seperti dalam Jadual 4.

		Asal			Jumlah sentimen ramalan
		Negatif	Neutral	Positif	
Ramalan	Negatif	204	63	71	338
	Neutral	13	17	21	51
	Positif	10	36	249	295
Jumlah sentimen asal		227	116	341	684

Jadual 4: Matriks kekeliruan sifat kekutuban

684 patah maklum balas telah dibandingkan. Dari 227 sifat negatif, 116 neutral dan 341 positif asal, VADER berupaya menentukan 204, 17 dan 249 masing-masing. Di samping itu, dari 338 sifat negatif, 51 neutral dan 295 positif ramalan, 204, 17 dan 249 adalah sepadan dengan sentimen original masing-masing. Sesungguhnya, sebuah laporan klasifikasi dapat dijadualkan dengan data ini.

Laporan tersebut membincangkan empat kriteria yang memerihalkan statistik klasifikasi, iaitu kejituan, penarikan semula, skor F dan ketepatan. Jadual 5 menyampaikan hasil pengiraan mengikut matriks kekeliruan berkenaan.

	Kejituan	Penarikan semula	Skor F
Negatif	0.9	0.6	0.72
Neutral	0.15	0.33	0.2
Positif	0.73	0.84	0.78
Ketepatan	0.69		

Jadual 5: Laporan klasifikasi

Kejituan menyamak kecekapan pengelas dalam meramalkan penilaian asal. Formula aspek ini adalah berikut:

$$\text{Kejituan} = \frac{\text{Bilangan sentimen yang diramalkan dengan betul}}{\text{Jumlah sentimen asal}}$$

Penarikan semula menitikberatkan ketepatan pengelas dalam meramalkan penilaian asal, di mana formula adalah berikut:

$$\text{Penarikan semula} = \frac{\text{Bilangan sentimen yang diramalkan dengan betul}}{\text{Jumlah sentimen ramalan}}$$

Seterusnya, skor F menguji prestasi kejituan dan penarikan semula dengan formula berikut:

$$\text{Skor F} = \frac{2(\text{Kejituan})(\text{Penarikan semula})}{\text{Kejituan} + \text{Penarikan semula}}$$

Akhir sekali, ketepatan menentukan peratusan keseluruhan sentimen yang dijangka dengan betul dengan jumlah perbandingan. Cara pengiraan adalah berikut:

$$\text{Ketepatan} = \frac{\text{Keseluruhan bilangan sentimen yang diramalkan dengan betul}}{\text{Jumlah perbandingan}}$$

Tahap ketepatan yang mencapai 69% bermakna model VADER adalah baik dalam mengenalpastikan perasaan maklum balas pengguna. Dari segi skor F, status neutral kurang berprestasi disebabkan respon berkenaan mungkin mengandungi campuran ayat positif dan negatif yang berkutub ekstrem. Sebaliknya, sifat positif dan negatif menunjukkan keputusan yang amat bagus sepanjang prosedur klasifikasi. Sentimen negatif yang mempunyai peratusan kejituan tertinggi menandakan model ini berupaya melabelkan sembilan daripada sepuluh rewiu buruk, manakala sentimen positif yang mencatatkan nilai penarikan semula tertinggi merujuk algoritma tersebut berprestasi dalam menentukan respon baik dengan kadar kesalahan minimum.

6 KESIMPULAN

Perkhidmatan kesihatan ialah keperluan primer kerana berperanan menyembuhkan dan menyelamatkan manusia. Oleh itu, kualiti perkhidmatan harus dijaga untuk menjamin kepentingan sejagat. Sebuah sistem maklum balas yang menyeluruh telah dibina untuk bercuba melestarikan misi ini.

Berbanding dengan sistem sedia ada, aplikasi baru ini mengecam teknik analisis sentimen yang mengelaskan maklum balas dalam tiga kekutuban, iaitu positif, negatif dan neutral. Selain itu, analisis topik dan penentuan perkataan utama turut diimplementasikan untuk memperincikan lagi perasaan pengguna. Kelebihan tersebut memudahkan pesakit untuk meneliti butiran rewiu dan memilih pusat perubatan yang diingini. Pihak pengurusan penjagaan kesihatan juga boleh merujuk sistem ini untuk menambahbaikkan kualiti perkhidmatan mereka.

7 RUJUKAN

- Marouane Birjali, Abderrahim Beni-Hssane & Mohammed Erritali. 2017. Machine Learning and Semantic Sentiment Analysis Based Algorithms for Suicide Sentiment Prediction in Social Networks. *Procedia Computer Science 113*, hlm. 68.
- Oscar Araque, Ganggao Zhu & Carlos A. Iglesias. 2019. A Semantic Similarity-based Perspective of Affect Lexicons for Sentiment Analysis. *Knowledge-Based Systems 165*, hlm. 346.
- Vidhi Singrodia, Anirban Mitra & Subrata Paul. 2019. A Review on Web Scrapping and Its Applications. *2019 International Conference on Computer Communication and Informatics*, hlm. 1.
- Suhyeon Kim, Haecheong Park & Junghye Lee. 2020. Word2vec-based Latent Semantic Analysis (W2V-LSA) for Topic Modeling: A Study on Blockchain Technology Trend Analysis. *Expert Systems With Applications 152*, hlm. 2.
- Anneketh Vij & Jyotika Pruthi. 2018. An Automated Psychometric Analyzer Based on Sentiment Analysis and Emotion Recognition for Healthcare. *Procedia Computer Science 132*, hlm. 1184.
- C. J. Hutto & Eric Gilbert. 2014. VADER: A Parsimonious Rule-based Model for Sentiment Analysis of Social Media Text. *Association for the Advancement of Artificial Intelligence*, hlm. 1.

D. B. Beniz & A. M. Espindola. 2016. Using Tkinter of Python to Create Graphical User Interface (GUI) for Scripts in LNLS. *Proceedings of PCaPAC2016*, hlm. 57.

Keisuke Utsu, Junki Saito & Osamu Uchida. 2018. Sentiment Polarity Estimation of Emoticons by Polarity Scoring of Character Components. *2018 IEEE Region Ten Symposium*, hlm. 237.

Rossi Annisa, Isti Surjandari & Zulkarnain. 2019. Opinion Mining on Mandalika Hotel Reviews Using Latent Dirichlet Allocation. *The Fifth Information Systems International Conference 2019*, hlm. 740.

Copyright@FTSM
UKM