

ANALISIS SENTIMEN PADA BPJS KESEHATAN MENGGUNAKAN *RECURRENT NEURAL NETWORK*

SENTIMENT ANALYSIS ON BPJS KESEHATAN USING RECURRENT NEURAL NETWORK

Faisal Faturohman¹, Budhi Irawan, S.Si., M.T.², Casi Setianingsih, S.T., M.T.³

^{1,2,3}Prodi S1 Teknik Komputer, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

faisalfaturohman@telkomuniversity.ac.id, budhiirawan@telkomuniversity.co.id,

setiacasie@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Twitter merupakan media sosial yang digunakan untuk menyampaikan opini, bertukar informasi, mengunggah video dan foto. Pada media sosial Twitter pertukaran informasi yang cepat menjadi kelebihan, sehingga sering digunakan dalam menyampaikan berita maupun opini berupa kritik dan saran seperti kepada lembaga pemerintah, contohnya setiap ada isu kenaikan iuran pada BPJS Kesehatan selalu menjadi perang opini antara masyarakat. BPJS Kesehatan merupakan lembaga pemerintah yang menjamin kesehatan masyarakat Indonesia, dalam hal ini pekerja negeri sipil maupun pekerja swasta diwajibkan untuk mendaftar asuransi tersebut, serta adanya asuransi untuk masyarakat yang tidak mampu. Perang opini terkait isu kenaikan iuran BPJS Kesehatan antara masyarakat tersebut berupa opini positif maupun negatif, maka akan dibuat sebuah sistem analisis sentimen dengan metode klasifikasi Recurrent Neural Network. Dengan adanya sistem tersebut dapat membantu menganalisis opini berdasarkan perspektif masyarakat pada media sosial Twitter. Dari hasil penelitian pada tugas akhir ini dalam analisis sentimen pada pengguna Twitter mendapatkan accuracy sebesar 86.67%, precision sebesar 87%, recall sebesar 86.66%, dan F1 score sebesar 86.63%.

Kata kunci : BPJS Kesehatan, Sentiment analysis, Twitter, Recurrent Neural Network.

Abstract

Twitter is a social media used to convey opinions, exchange information, upload videos and photos. On social media Twitter the exchange of information is fast becoming an advantage, so it is often used in delivering news and opinions in the form of criticism and suggestions such as to government agencies, for example, every time there is an issue of increasing dues to BPJS Kesehatan, it is always a battle of opinion between the public. BPJS Kesehatan is a government agency that guarantees the health of the Indonesian people, in this case civil servants and private workers are required to register for this insurance, as well as insurance for the poor. Opinion was related to the issue of increasing BPJS Kesehatan contributions between the community in the form of positive and negative opinions, a sentiment analysis system will be created using the Recurrent Neural Network classification method. With this system, it can help analyze opinions based on people's perspectives on Twitter social media. From the research results in this final project, in the sentiment analysis of Twitter users, accuracy is 86.67%, precision is 87%, recall is 86.66%, and F1 score is 86.63%.

Keyword: BPJS Kesehatan, Sentiment analysis, Twitter, Recurrent Neural Network.

1. Pendahuluan

Badan Penyelenggara Jaminan Sosial (BPJS) Kesehatan bukanlah merupakan lembaga yang baru, lembaga ini sudah dibentuk pada tahun 1968 dengan nama yang berbeda. Banyak orang yang mengenalnya dengan nama PT Askes [1]. Namun sekarang berganti nama menjadi Badan Penyelenggara Jaminan Sosial (BPJS) Kesehatan sejak tahun 2014 [1]. Melalui Program Jaminan Kesehatan Nasional-Kartu Indonesia Sehat (JKN-KIS) yang diselenggarakan oleh BPJS Kesehatan, negara hadir untuk memastikan seluruh masyarakat Indonesia terlindungi oleh jaminan kesehatan yang komprehensif, adil, dan merata tersebut [2]. Kebijakan-kebijakan BPJS Kesehatan sekarang banyak yang mengkritisi bahkan menolak, hal itu salah satunya disebabkan oleh kenaikan iuran. Presiden Konfederasi Serikat Pekerja Indonesia (KSPI) Said Iqbal mengatakan bahwa kalangan buruh akan menggelar aksi unjuk rasa pada hari Rabu, 2 Oktober 2019 untuk menyampaikan aspirasi mewakili serikat pekerja [3]. Pada unjuk rasa tersebut, serikat buruh akan menyampaikan tiga tuntutan utama, yaitu menolak revisi Undang-Undang Nomor 13 Tahun 2003 tentang Ketenagakerjaan, menolak kenaikan iuran BPJS Kesehatan, dan menuntut revisi peraturan pemerintah nomor 78 tahun 2015 tentang pengupahan [3]. Adapun pengakuan dari kepala BPJS Kesehatan cabang

Ambon, Afliana Latumakulita, dalam rapat dengan pemprov Maluku pada hari rabu (18/9/2019), menyampaikan dari sisi kualitas pelayanan belum merata baik, dari sisi sumber daya manusia maupun sarana-prasarana, hal itu diungkapkan kepada wartawan di kantor Gubernur Maluku, Kota Ambon [4]. Selain melalui unjuk rasa, ada juga masyarakat yang menyampaikan opini terkait kebijakan BPJS Kesehatan di media sosial twitter, hal itu bisa dilihat berdasarkan keyword BPJS Kesehatan.

Perang opini terkait isu kenaikan iuran BPJS Kesehatan antara masyarakat tersebut dapat berupa opini positif maupun negatif, maka akan dibuat sebuah sistem analisis sentimen dengan metode klasifikasi menggunakan Recurrent Neural Network. Dengan adanya sistem tersebut dapat membantu menganalisis opini berdasarkan perspektif masyarakat terkait kebijakan BPJS Kesehatan pada media sosial Twitter. Algoritma Recurrent Neural Network (RNN) dipilih karena dapat memproses data yang bersambung (sekuensial), selain itu algoritma ini juga dapat menyimpan informasi dari cell sebelumnya, hal ini menjadi bukti kuat jika algoritma tersebut cocok untuk pemrosesan teks khususnya sentiment analysis [5]. Selain itu berdasarkan penelitian pada judul 'Sentiment analysis for opinion IESM product with Recurrent Neural Network approach based on long short-term memory' mendapatkan hasil accuracy yang tinggi yaitu 91.01% pada data testing [6]. Adanya fitur ekstraksi Word2Vec yang digunakan akan menjadi fitur optimasi metode klasifikasi RNN tersebut. Dengan adanya sistem ini, diharapkan bisa membantu pengklasifikasian teks sesuai kelas sentimen.

2. Dasar Teori

2.1 Analisis Sentimen

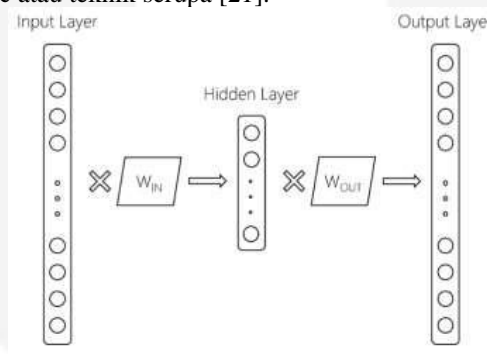
Analisis sentimen atau yang biasa disebut opinion mining sejak awal tahun 2000 telah menjadi salah satu area penelitian paling aktif dalam pemrosesan bahasa [18].

Analisis sentimen merupakan perpaduan dari data mining dan teks mining, tujuan dari analisis sentimen untuk mendefinisikan alat otomatis yang dapat mengekstraksi dan mengolah informasi subjektif yang telah disampaikan oleh masyarakat atau pakar melalui berbagai media, sehingga dapat menciptakan pengetahuan terstruktur dan dapat digunakan untuk salah satu sistem pendukung atau pembuat keputusan [18].

Analisis sentimen digunakan untuk mengelompokkan polaritas dari teks yang terdapat dalam dokumen, kalimat, ataupun tingkat aspek apakah pendapat yang dikemukakan dalam dokumen, kalimat atau aspek bersifat positif, negatif atau netral [5].

2.2 Word2Vec

Word2vec merupakan salah satu modul Natural Language Processing (NLP) yang berfungsi dalam mengubah kata menjadi nilai vektor, model yang sangat populer dan mendapat banyak perhatian yaitu model yang dibuat oleh Mikolov et al. Model Word2Vec dapat menghasilkan representasi vektor dari setiap kata – kata yang telah terbukti membawa makna semantik dan berguna dalam tugas NLP karena banyak peneliti hebat yang sudah bereksperimen dengan Word2Vec atau teknik serupa [21].



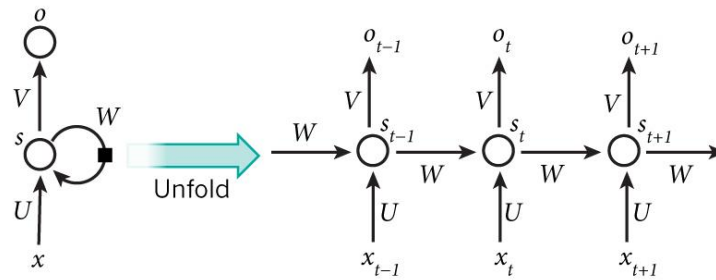
Gambar 2.1 Cara Kerja Word2Vec

Pada model Word2Vec memiliki 3 lapisan jaringan syaraf, terdiri dari input layer, hidden layer dan output layer. Tujuan jaringan tersebut adalah memprediksi kata yang ada pada corpus dibandingkan dengan kata terdekatnya. Lalu proses akan menghapus lapisan terakhir dan menyimpan input dari hidden layer.

2.3 Recurrent Neural Network

Recurrent Neural Network (RNN) merupakan bagian dari Neural Network untuk memproses data yang bersambung (sekuensial). Untuk menyimpan informasi RNN melakukan *looping* di dalam arsitekturnya, yang membuat informasi dari masa lalu tetap tersimpan.

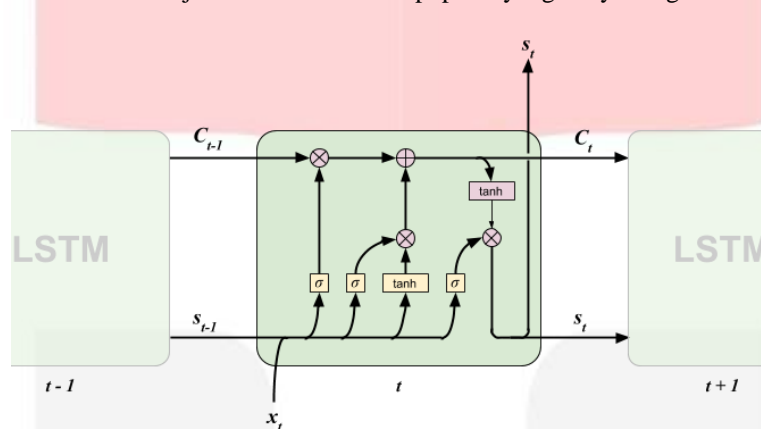
Sifat dasar yang sekuensial ini menunjukkan bahwa RNN memang memiliki arsitektur yang didedikasikan untuk data berbentuk *sequence* dan *list* [23]. Sehingga pada beberapa tahun terakhir, RNN sudah cukup terbukti dalam menyelesaikan permasalahan seperti *speech recognition*, *machine translation*, *sentiment analysis*, *image captioning* dan masih banyak lagi.



Gambar 2.2 Arsitektur RNN

2.4 Long Short-Term Memory (LSTM)

RNN menunjukkan performa yang baik untuk menyelesaikan tugas *Natural Language Processing* (NLP). Mayoritas pengguna RNN menggunakan tipe *Long Short-Term Memory* (LSTM), hal itu dikarenakan LSTM dinilai cukup baik didalam merekam ketergantungan jangka panjang (*long-term dependencies*) jika dibandingkan dengan RNN jenis lain. Pertama kali LSTM diperkenalkan oleh Sepp Hochreiter dan Jurgen Schmidhuber pada tahun 1997, saat ini LSTM telah menjadi salah satu model populer yang banyak digunakan untuk kasus NLP.



Gambar 2.3 Jaringan LSTM

3. Pembahasan

3.1. Gambaran Umum Sistem

Dataset yang akan diolah diambil pada tweet pengguna Twitter. Pengambilan data didapatkan dengan *library* python *GetOldTweets3* format data yang diambil adalah format JSON (*Java Script Object Notation*) lalu diubah ke dalam bentuk CSV. Setelah data diambil masuk ke dalam tahap *Pre-Processing* agar data siap untuk proses klasifikasi. Selanjutnya akan dilakukan pembobotan dengan *Word2Vec* dimana setiap kata mempunyai nilai *vector* masing – masing. Setelah setiap kata mempunyai bobot akan dilakukan proses klasifikasi dengan metode LSTM. Hasil dari klasifikasi akan berbentuk prediksi tentang opini pengguna Twitter apakah bernilai sentimen positif atau negatif, dan juga akan menggambarkan berapa persentase positif dan negatif.

3.2 Perancangan Sistem

Sistem analisis sentimen yang dibuat pada penelitian tugas akhir merupakan sistem berbasis web. Data yang digunakan sebesar 1400 data dengan 700 data berlabel positif dan 700 berlabel negatif. Dan telah tervalidasi Balai Bahasa Jawa Barat. Perancangan sistem dalam bentuk dokumentasi *unified modelling language* terdiri dari *use case diagram*, *sequence diagram*.

4. Implementasi dan Pengujian

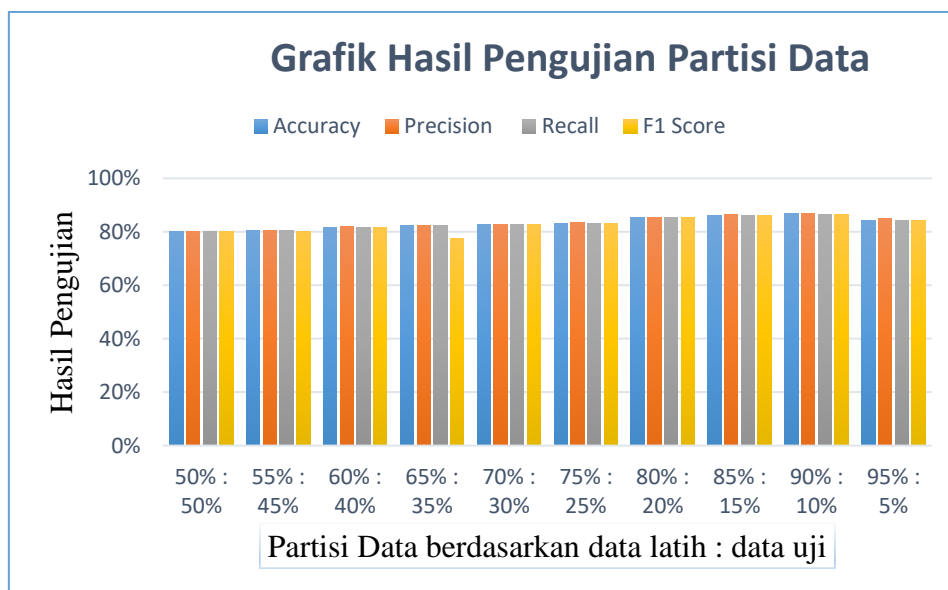
4.1 Pengujian Partisi Data

Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui partisi data mana yang terbaik. Partisi dilakukan sebanyak 9 kali dengan membagi data uji dan data latih dengan porsi yang berbeda.

Tabel 4.1 Rangkuman Partisi Data

Pengujian ke-	Data Latih	Data Uji	Accuracy (%)	Precision (%)	Recall (%)	F1 Score (%)
1	50%	50%	80	80.05	80	79.99
2	55%	45%	80.32	80.43	80.31	80.29
3	60%	40%	81.78	81.89	81.77	81.77
4	65%	35%	82.45	82.55	82.47	82.43
5	70%	30%	82.62	82.74	82.63	82.6
6	75%	25%	83.14	83.54	83.14	83.09
7	80%	20%	85.36	85.44	85.36	85.34
8	85%	15%	86.19	86.45	86.19	86.16
9	90%	10%	86.67	87	86.66	86.63
10	95%	5%	84.28	85	84.28	84.2

Berikut ini merupakan grafik dari hasil partisi data secara keseluruhan:



Gambar 4.1 Grafik Pengujian Partisi Data

Pada gambar diatas dapat dilihat bahwa pengujian partisi pada urutan kesembilan dengan partisi 90% data latih dan 10% data uji mendapatkan tingkat *accuracy* 86.67%, *precision* 87%, *recall* 86.66% dan *F1 score* 86.63%.

4.2 Pengujian Learning Rate

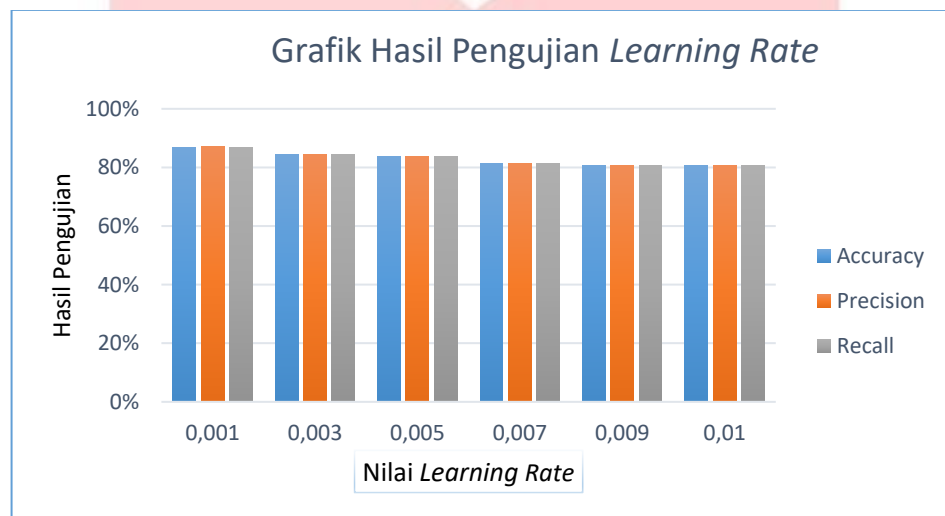
Pada pengujian sebelumnya proses partisi data didapatkan porsi paling optimal yaitu dengan 90% data latih dan 10% data uji, maka untuk proses pengujian *learning rate* akan memakai partisi data tersebut untuk melihat *learning rate* mana yang terbaik berdasarkan *accuracy*, *precision* dan *recall*.

Berikut ini adalah tabel hasil pengujian *Learning Rate*:

Tabel 4.2 Hasil Pengujian *Learning Rate*

Pengujian ke-	Batch size	Epoch	Learning rate	Accuracy (%)	Precision (%)	Recall (%)
1	32	50	0.001	86.67	87	86.66
2			0.003	84.28	84.54	84.28
3			0.005	83.57	83.57	83.57
4			0.007	81.43	81.45	81.43
5			0.009	80.71	80.77	80.71
6			0.01	80.71	80.77	80.71

Berikut ini adalah grafik hasil pengujian *learning rate*:

Gambar 4.2 Grafik Pengujian *Learning Rate*

Jika kita amati dari grafik diatas bisa disimpulkan jika semakin kecil *learning rate* maka *accuracy*, *precision* dan *recall* akan memperoleh nilai yang tertinggi [21].

4.3 Pengujian *Epoch*

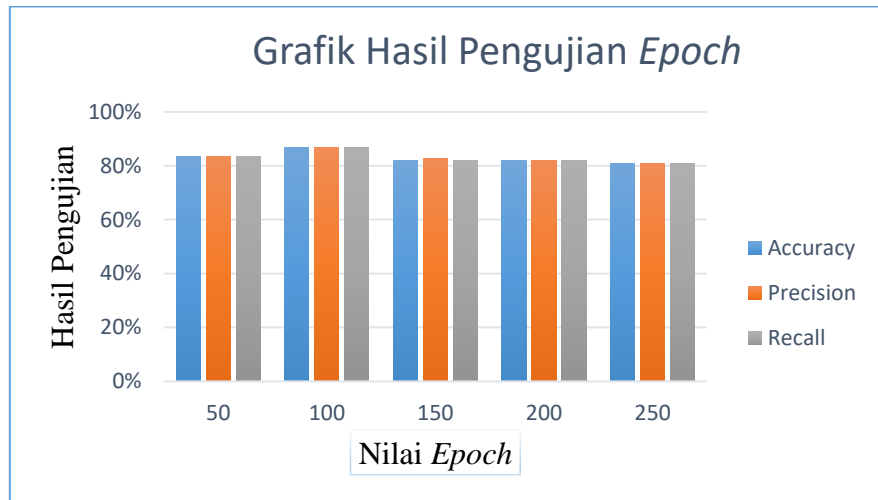
Setelah dilakukan pengujian *learning rate*, maka selanjutnya dilakukan pengujian parameter *epoch* untuk menguji kembali apakah terdapat perubahan kenaikan pada *accuracy*, *precision* dan *recall*.

Tabel 4.3 Hasil Pengujian *Epoch*

Pengujian ke-	Batch size	Epoch	Accuracy (%)	Precision (%)	Recall (%)
1	32	50	83.57	83.57	83.57
2		100	86.67	86.76	86,66
3		150	82.14	82.68	82.14
4		200	82.14	82.14	82.14
Pengujian	Batch	Epoch	Accuracy	Precision	Recall

ke-	size		(%)	(%)	(%)
5	32	250	80.71	80.71	80.71

Berdasarkan hasil pengujian *epoch* selama 5 kali pengujian didapatkan hasil terbaik yaitu pada *epoch* = 100. Berdasarkan tabel pengujian *epoch* diatas, dapat dilihat grafik hasil pengujian *epoch* dibawah ini:



Gambar 4.3 Grafik Hasil Pengujian Epoch

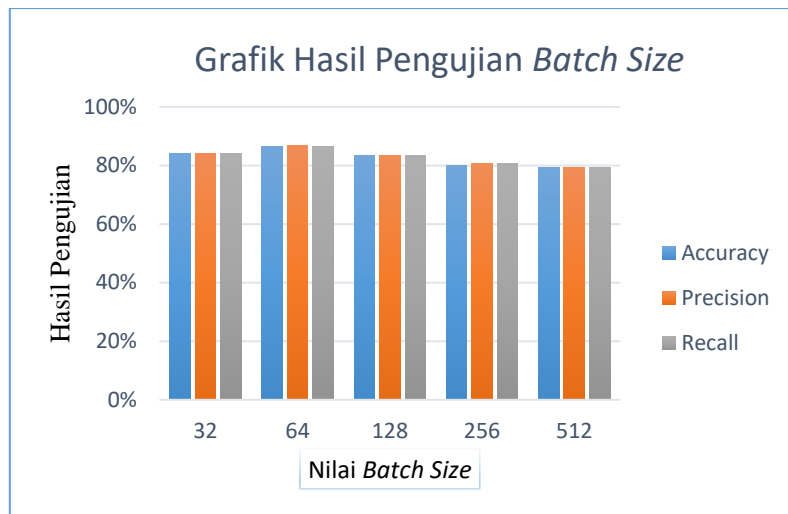
4.4 Pengujian Batch Size

Setelah dilakukan pengujian *epoch*, maka selanjutnya dilakukan pengujian parameter *batch size* untuk menguji kembali apakah terdapat perubahan pada *accuracy*, *precision* dan *recall*.

Tabel 4.4 Hasil Pengujian Batch Size

Pengujian ke-	Batch Size	Accuracy (%)	Precision (%)	Recall (%)
1	32	84.28	84.28	84.28
2	64	86.67	86.76	86.66
3	128	83.57	83.57	83.57
4	256	80.62	80.62	80.62
5	512	79.28	79.33	79.28

Dibawah ini merupakan grafik hasil pengujian *batch size*:



Gambar 4.4 Grafik Pengujian *Batch Size*

Pada gambar 4.7 dapat dilihat hasil dari pengujian *batch size* pada data yang sedikit semakin besar nilai *batch size* maka akan membuat performansi sistem semakin menurun.

5. Kesimpulan dan Saran

5.1 Kesimpulan

1. Sistem analisis sentimen dalam Bahasa Indonesia pada tweet pengguna BPJS Kesehatan menggunakan metode klasifikasi *Recurrent NeuralNetwork* berbasis web berhasil mengklasifikasikan komentar Twitter pengguna BPJS Kesehatan berupa 55.1% negatif dan 44.9% positif.
2. Pada performansi sistem diperoleh model dengan partisi data 90% data latih dan 10% data uji dengan nilai rata-rata parameter *precision*, *recall*, dan *f-1 score* sebesar 86.66% dan *accuracy* sebesar 86.67%.
3. Berdasarkan pengujian *beta* dapat disimpulkan jika web Analisis Sentimen pada BPJS Kesehatan telah valid dan *reliable* sehingga *user* dapat mengetahui hasil analisis sentimen.

5.2 Saran

1. Ditambahkan proses *clustering* agar dapat mengetahui topik yang dibicarakan.

Daftar Pustaka:

- [1] T. detikhealth, "Sejarah BPJS Kesehatan, Pembayaran, Iuran, dan Cek Tagihan," 19 02 2019. [Online]. Available: <https://health.detik.com/berita-detikhealth/d-4435491/sejarah-bpjs-kesehatan-pembayaran-iuran-dan-cek-tagihan>.
- [2] H. w. B. Kesehatan, "Sejarah Perjalanan Jaminan Sosial di Indonesia," BPJS Kesehatan, 20 09 2018. [Online]. Available: <https://www.bpjs-kesehatan.go.id/bpjs/pages/detail/2013/4>. [Accessed 03 10 2019].
- [3] R. A. Y. Widyastuti, "Buruh Tuntut 3 Hal dalam Demo Besar-besaran Hari Ini," TEMPO.CO, 02 10 2019. [Online]. Available: <https://bisnis.tempo.co/read/1254819/buruh-tuntut-3-hal-dalam-demo-besar-besaran-hari-ini/full&view=ok>. [Accessed 03 10 2019].
- [4] Z. Salampessy, "BPJS Keluhkan Pelayanan Kesehatan Belum Merata di Maluku," Gatra.com, Ambon, 2019.
- [5] Aliandu, "Analisis Sentimen Tweet Berbahasa Indonesia di Twitter," Tesis, Fakultas MIPA, Pasca Sarjana Ilmu Komputer, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta., 2012.
- [6] R. A. R. A. M. H. M. H. Yennimar, "Sentiment analysis for opinion IESM product with Recurrent Neural Network approach based on long short-term memory," in International Conference of Computer Science and Information Technology (ICoSNIKOM), 2019.

- [7] Twitter, "Pertanyaan umum pengguna baru," [Online]. Available: <https://help.twitter.com/id/new-user-faq>. [Accessed 08 05 2020].
- [8] C. INDONESIA, "Pengguna Capai 330 Juta, Keuntungan Twitter Naik 3 Kali Lipat," [Online]. Available: <https://www.cnnindonesia.com/teknologi/20190424001600-185-389042/pengguna-capai-330-juta-keuntungan-twitter-naik-3-kali-lipat>. [Accessed 08 05 2020].
- [9] P. A. H. A. M. Gonzalo A. Ruz, "Sentiment analysis of Twitter data during critical events through Bayesian," *Future Generation Computer Systems*, 2020.
- [10] K. Ayuwuragil, "Bukan Lagi Media Sosial, Kini Twitter Jadi Aplikasi Berita," 04 05 2017. [Online]. Available: <https://www.cnnindonesia.com/teknologi/20170503174407-185-212027/bukan-lagi-media-sosial-kini-twitter-jadi-aplikasi-berita>. [Accessed 17 06 2020].
- [11] E. J. A. d. T. Turban, *Decision Support Systems and Intelligent Systems*, Pearson/Prentice Hall, 2005.
- [12] E. F. M. A. H. C. J. P. Ian H. Witten, *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*, Fourt Edition., Elsevier Inc., 2017.
- [13] K. d. E. T. Luthfi, *Algoritma Data Mining*, Yogyakarta: C.V ANDI OFFSET, 2009.
- [14] I. H. F. E. H. M. A. Witten, *Data Mining, Practical Machine Learning Tools*, Burlington: Morgan Kauffman, 2011.
- [15] F. M. a. M. F. P. Louise Francis, "Text Mining Handbook," in *Casualty Actuarial Society E-Forum*, 2010.
- [16] G. L. d. F. Liu, "A Clustering-based Approach on Sentiment Analysis, in *Intelligent*," in *International Conference on 2010 Nov*, Australia, 2010.
- [17] S. S. Y. S. Digna Tata Lukmana, "ANALISIS SENTIMEN TERHADAP CALON PRESIDEN 2019 DENGAN SUPPORT VECTOR MACHINE DI TWITTER," in *SEMINAR NASIONAL PENELITIAN PENDIDIKAN MATEMATIKA (SNP2M) 2019 UMT*, 2019.
- [18] E. F. E. M. B. L. Federico Alberto Pozzi, *Sentimen Analysis in Social Networks*, Elsevier Inc., 2017.
- [19] E. D. T. a. J. B. G. M. Allahyari, "A Brief Survey of Text Mining: Classification, Clustering and Extraction Techniques," 2017.
- [20] D. E. B. M. H. K. J. M. M. S. G. d. L. E. B. K. Kowsari, "HDLTex: Hierarchical Deep Learning for Text Classification," pp. 364–371, 2017., 2017.
- [21] Y. Y. B. G. H. LeCun, "Deep Learning," 2015.
- [22] T. S. I. C. K. C. G. S. a. D. J. Mikolov, "Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space.," 2013.
- [23] A. Mckee, *Textual Analysis: A Beginner Guide*, 2003.
- [24] S. Ghoneim, "Accuracy, Recall, Precision, F-Score & Specificity, which to optimize on? "Towards Data Science, 2 April 2019. [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/accuracy-recall-precision-f-score-specificity-which-to-optimize-on-867d3f11124>. [Accessed 27 Juli 2020].
- [25] M. L. B.R John, "Pengukuran usability sistem operasi android menggunakan use questionnaire di universitas negeri manado," 2018.
- [26] Y. B. d. A. C. Ian Goodfellow, *Deep Learning (Adaptive Computation and Machine Learning)*, The MIT Press, 2016.
- [27] D. M. J. N. M. S. d. P. T. P. T. Nitish Shirish Keskar, "On Large Batch Training For Deep Learning: Generalization Gap and Sharp Minima," in *Conference Paper at ICLR*, 2017.
- [28] A. Faadilah, "Analisis sentimen pada ulasan aplikasi Tokopedia di Google Play Store menggunakan metode Long short-term memory," -, 2020.