

ANALISA SENTIMEN DENGAN KORPUS SENTIMENT140 MENGGUNAKAN CLASSIFIER SUPPORT VECTOR MACHINE RBF

SENTIMENT ANALYSIS WITH CORPUS SENTIMENT140 USING RASF CLASSIFIER
SUPPORT VECTOR MACHINE

Yulius Paulus Dharsono*¹, Amsal Pardamean², Achmad Rifai³, Windu Gata⁴

^{1,2,3,4}Pascasarjana STMIK Nusa Mandiri; Jl. Kramat Raya No.18, RT.5/RW.7, Kwitang,
Kec. Senen, Kota Jakarta Pusat, Daerah Khusus Ibukota Jakarta 10450

^{1,2,3,4}Program Studi Ilmu Komputer

e-mail: *14002320@nusamandiri.ac.id, 214002309@nusamandiri.ac.id,

3achmad.acf@nusamandiri.ac.id, 4windu@nusamandiri.ac.id

Abstrak

Studi dan strategi dalam penekanan laju penyebaran pandemi COVID-19 pernah dilakukan negara Singapura, pada masa epidemi SARS-CoV varian virus novel corona dengan menerapkan kebijakan pembatasan sosial. Hal ini menjadi topik tren pada tagar jejaring sosial Twitter. Banyaknya pengguna dan kecepatan respon terhadap situasi dan kondisi lingkungan, menjadikan Twitter sebagai sumber data besar opini potensial berupa informasi subyektif yang memiliki sentimen. Dalam hal ini, bagaimana opini dapat ditransformasi menjadi pengetahuan terstruktur yang memiliki nilai dan dapat diterapkan secara praktis, menjadi menarik untuk dilakukan penelitian. Pendekatan penelitian dilakukan dengan mengadopsi label sentimen Twitter sebagai input pembuatan model pembelajaran mesin diawasi terhadap opini publik terkini. Fokus penelitian adalah analisa sentimen dataset berlabel Sentiment140, dengan data pengujian tweet tagar #socialdistancing menggunakan classifier SVM RBF. Hasil pengujian model classifier SVM RBF terhadap data pengujian 1116 tweet dengan prediksi sentimen pada uji1 77.51% positif dan uji2 63.97% positif. Dari kedua pengujian terdapat metrik dominan pada uji2, dengan nilai precision 72.83%. Secara umum parameter terbaik pengujian model terdapat pada keseimbangan antara precision dan recall, yakni F-measure dengan 70.57% pada uji1 dan 70.77% pada uji2.

Kata kunci: pembelajaran mesin, penambangan teks, klasifikasi, SVM, korpus, sentimen

Abstract

Studies and strategies in suppressing the spread of the COVID-19 pandemic have been carried out by Singapore, during the SARS-CoV epidemic of the novel corona virus variant by applying a social restriction policy. This has become a trending topic on Twitter's social networking hashtag. The number of users and the speed of response to situations and environmental conditions, making Twitter as a source of large data potential opinion in the form of subjective information that has sentiment. In this case, how opinions can be transformed into structured knowledge that has value and can be applied practically, is interesting to do research. The research approach was carried out by adopting Twitter sentiment labels as input for making machine learning models monitored against the latest public opinion. The focus of the study is the sentiment analysis of the dataset labeled Sentiment140, with the hashtag testing data #socialdistancing using the SVM RBF classifier. The test results of the SVM RBF classifier model against the test data of 1116 tweets with the sentiment prediction on test1 77.51% positive and test2 63.97% positive. From both tests, there is a dominant metric in tests, with a precision value of 72.83%. In general, the best parameters for testing the model are in the balance between precision and recall, namely F-measure with 70.57% in test1 and 70.77% in test2.

Keywords: machine learning, text mining, classification, SVM, corpus, sentiment

1. PENDAHULUAN

Insiden virus novel Corona di provinsi Hubei kota Wuhan, Cina, merupakan epidemi lokal yang berkembang luas ke sejumlah negara dengan cepat, sehingga WHO menetapkan status Corona Virus Disease 2019 (COVID-19) menjadi pandemi pada Maret 2020, dengan pertimbangan bahwa negara di dunia akan cenderung mengalami kesulitan dalam penanganan COVID-19[1]. Salah satu strategi untuk menekan viralitas virus pada aspek kehidupan sosial adalah penerapan pembatasan sosial. Studi tentang dampak penerapan social distancing telah dilakukan ketika terjadi epidemi SARS-CoV, yang merupakan serial dari COVID-19, di Singapura[2], [3]. Kecepatan respon publik terhadap pembatasan sosial merebak melalui keputusan dan opini di publik, hal ini merupakan sebuah sentimen yang dapat terjadi selama masa pandemi dan menjadi studi dalam penelitian[4], [5].

Era siber dengan perkembangan teknologi khususnya jejaring sosial, terus meningkatkan fitur yang menjadi wadah bagi kehidupan sosial manusia dalam memberikan reaksi terhadap lingkungan[6]. Salah satu jejaring sosial yang semakin populer hingga saat ini adalah Twitter. Komunitas blog yang dibangun tahun 2006 dengan format minimalis fitur teks 140 karakter dan aplikasi pemrograman antarmuka (API) yang terbuka, berkembang menjadi ikon sosial dan sumber studi. Interaksi dari pengguna di seluruh dunia, tanpa batasan ruang, waktu, status dan bahasa, menjadikan twitter sebagai komunitas manusia dijital, dengan data besar berupa afeksi manusia dalam bentuk tekstual[6]. Data teks yang dimiliki Twitter merupakan data besar potensial, dan hal ini menjadi stimulan dunia studi dan bisnis dalam melakukan riset penambangan teks[7].

Analisa sentimen merupakan studi penambangan pendapat dengan tujuan membuat perangkat otomatis yang dapat mendefinisikan informasi bersifat subyektif berupa teks bahasa[8], menjadi pengetahuan terstruktur. Tingginya kebutuhan terhadap analisa sentimen, menjadikan studi ini berkembang tidak terbatas pada ruang lingkup ilmu komputer, bahkan ilmu manajemen dan sosial[9]. Mulai dari usaha distribusi kecil hingga perusahaan waralaba dengan omset milyar, membutuhkan umpan balik berupa nilai sentimen[10]. Analisa sentimen juga telah menjadi bagian dari sistem pengambilan keputusan bagi perusahaan, dalam rangka promosi dan ekspansi melakukan pengawasan berkelanjutan pada aspek produk dan layanan[11].

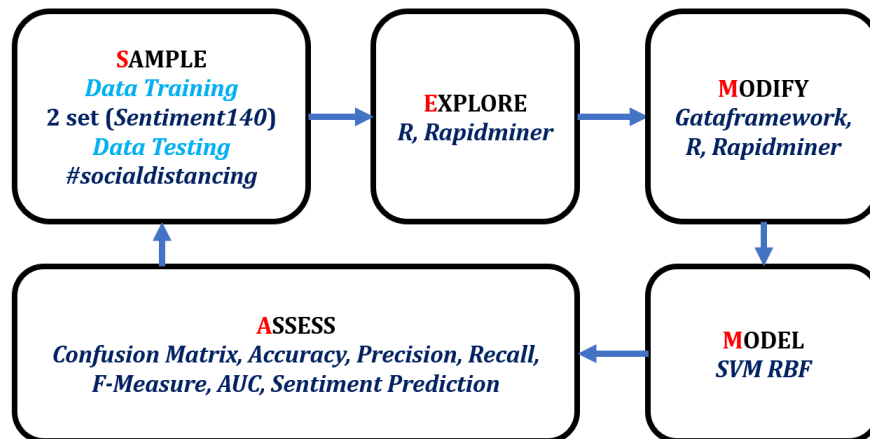
Pembelajaran mesin diawasi merupakan sebuah mekanisme pembelajaran tentang proses dimana observasi sebagai input, digunakan sebagai model dalam melakukan prediksi terhadap suatu variabel. Proses pembelajaran menggunakan data latih berlabel dalam melakukan sintesis terhadap suatu fungsi model, dengan cara melakukan generalisasi antara vektor input yakni data pengujian dengan hasil output berupa prediksi[12]. Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma pada metode pembelajaran mesin diawasi, yang digunakan dalam pembuatan model prediktif numerik maupun nominal, dengan kemampuan klasifikasi terhadap data linier dan non linier[13]. SVM bertujuan mencari hyperplane dengan menggunakan vektor pendukung dan margin yang terdekat[12].

Ketidakpastian aktivitas bisnis dan sosial pada masa pandemi, menjadikan kondisi kehidupan online meningkat. Dengan kondisi pembatasan sosial yang diberlakukan banyak negara, secara berangsur merubah pola kehidupan sosial di masyarakat secara luas. Dalam rangka penekanan laju penyebaran virus, secara logika adalah hal yang positif. Namun demikian, bagaimana dampak logika tersebut jika dihadapkan dengan ketidakpastian waktu. Fokus dari penelitian adalah analisa sentimen dengan korpus sentimen Twitter, yang diterapkan dengan pembelajaran mesin diawasi, untuk melakukan prediksi opini yang terdapat pada tagar *#socialdistancing* berikut parameter terbaik. Adapun penelitian dilakukan dengan harapan dapat menjadi referensi studi analisa sentimen yang eksploratif dan menjadi pengetahuan adaptif.

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian analisa sentimen merujuk pada diagram SEMMA, SAS institute. Kerangka kerja SEMMA dibangun untuk memenuhi kebutuhan analisis data besar industri dengan

sumber data tekstual, dalam melakukan analisa teks yang komprehensif[14]. Tahapan penelitian yang dilakukan adalah Sample, Explore, Modify, Model dan Assess.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pengumpulan data dilakukan dengan studi dokumen primer berupa *dataset* twitter yang terdiri atas data latih dan pengujian, dengan konten teks bahasa inggris. Data latih yang digunakan adalah *dataset* twitter berupa himpunan tweet yang sudah memiliki label sentimen positif dan negatif, dan umum digunakan sebagai sumber data analisa sentimen, yakni Sentiment140. Untuk data pengujian, pengambilan tweet dilakukan dengan menggunakan API twitter10 dan tagar #socialdistancing, pada rentang waktu tagar aktif sampai dengan 28 April 2020.

Eksplorasi data dilakukan dengan pemeriksaan *dataset*, dengan ketentuan tipe data kategori pada label sentimen dan teks secara umum, baik data latih dan pengujian. Kemudian untuk data latih dari Sentiment140, menggunakan dua *dataset* yang diambil secara acak sesuai label sentimen, menjadi data latih 1 dan 2.

Tahapan modifikasi penelitian berupa kegiatan praproses data, yakni penyiapan *dataset* hasil eksplorasi, sesuai dengan ketentuan yang dibutuhkan dalam pemodelan10 dan dilakukan sesuai konsep text parsing[15]. Parameter yang digunakan meliputi tokenisasi pada alamat situs, anotasi pengguna dan tagar tweet, karakter khusus, emotikon, case folding, stopwords (english), n-grams (n=3), dan stemming (snowball).

Model yang diterapkan dalam penelitian adalah pembelajaran mesin diawasi dengan classifier SVM. Parameter yang digunakan adalah C-SVC, kernel RBF, gamma=1.5, C=0.0, cache=1000, epsilon=0.01 dan 10-Fold Cross Validation.

Uji performa dilakukan terhadap model classifier SVM RBF sebagai tahapan ases, dengan metrik evaluasi *Confusion Matrix, Accuracy, Precision, Recall, F-measure*, dan *AUC*.

$$Accuracy = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{(TP+FP)} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{(TP+FN)} \quad (3)$$

$$F1 = 2 \times \frac{(Precision \times Recall)}{(Precision+Recall)} \quad (4)$$

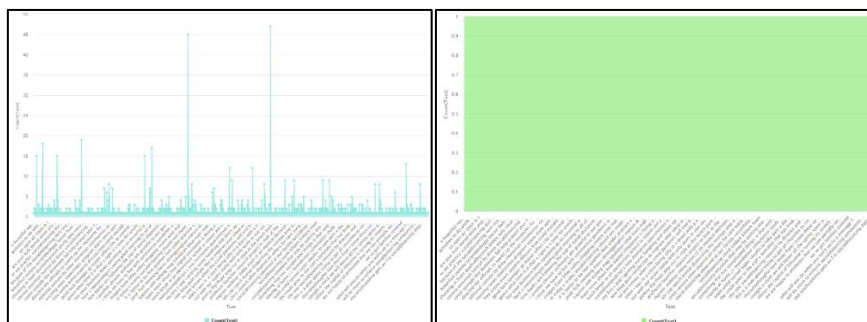
Keterangan :

- TP = True Positive
- TN = True Negative
- FP = False Positive
- FN = False Negative

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penyiapan sampel dan eksplorasi data, didapatkan dataset berlabel sentimen dari Sentiment140, dengan konten terdiri dari 1,578,603 baris tweet dan 4 label atribut. Data latih yang digunakan dalam penelitian berjumlah 0,15% dari total dataset, sebanyak dua set dengan cara diambil secara acak berdasarkan atribut label sentimen positif dan negatif.

Untuk data pengujian, diunduh melalui API twitter parameter tagar #socialdistancing, berjumlah 2078 baris tweet dan 16 atribut. Kemudian dilakukan pembersihan terhadap pengulangan tweet, dari 2078 mengalami pembersihan menjadi 1116 tweet asli. Proses pengambilan dan pengolahan data latih dan pengujian dilakukan dengan library rtweet, httpuv, dan caret pada bahasa pemrograman R[15].

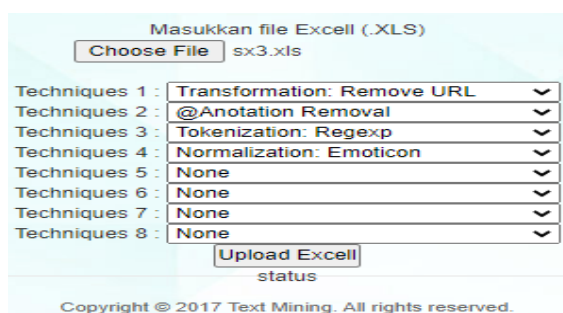


Gambar 2. Pembersihan Duplikasi Tweet Pada Data Pengujian

Tabel 1. Resume Data Penelitian

No	Dataset	Data Mentah	Data Penelitian	Keterangan
1.	Data Latih 1	1.578.603 baris, 4 atribut	2368 baris, 2 atribut label Positif : 1190 label Negatif : 1178	library(caret)
	Data Latih 2			
2.	Data Pengujian	2078 baris, 16 atribut	1116 baris, atribut	library(rtweet) library(httpuv)

Proses modifikasi data latih dan pengujian terhadap karakter khusus, dilakukan melalui layanan situs penambahan teks Gataframework, berdasarkan parameter yang ditetapkan pada konsep penelitian.



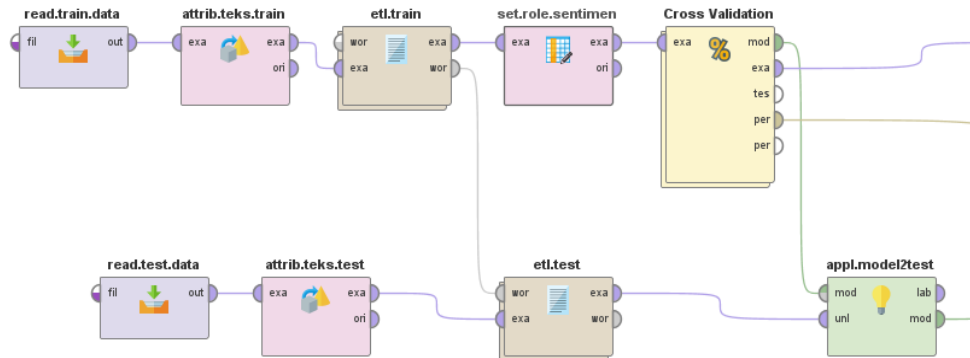
Gambar 3. Modifikasi Dataset Pada Gataframework

Tabel 2. Contoh Hasil Praproses Data Latih Dengan Gataframework

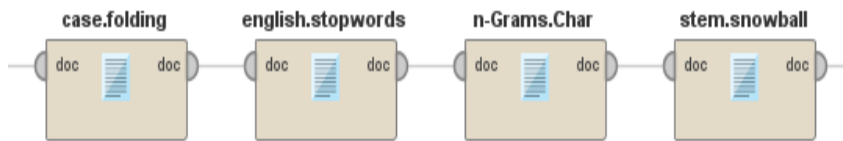
URL	Annotation	Regexp	Emoticon	Sentimen
@[u]*http://twitpic.com/6dgfl - Beautiful! I live her hair color	@[u]* - beautiful! i live her hair color	- beautiful! i live her hair color	beautiful i live her hair color	positive

@[u]* So ur just gonna delete me like that...Y do I feel like "Tom Cruise". LOL!	@[u]* so ur just gonna delete me like that...y do i feel like "tom cruise". lol!	so ur just gonna delete me like that...y do i feel like "tom cruise". lol!	so ur just gonna delete me like that y do i feel like quot tom cruise quot lol	negative
* : nama user di ganti dengan [u] untuk menjaga aspek kerahasiaan dan publikasi				

Data latih dan pengujian yang sudah mengalami modifikasi kemudian disiapkan untuk proses token dan pemodelan. Berikut adalah skema operator pengujian, tokenisasi *dataset*, dan *classifier SVM RBF*, dan uji performa yang dilakukan dengan menggunakan aplikasi Rapidminer versi 9.6[16].



Gambar 4. Skema Operator Pengujian Model

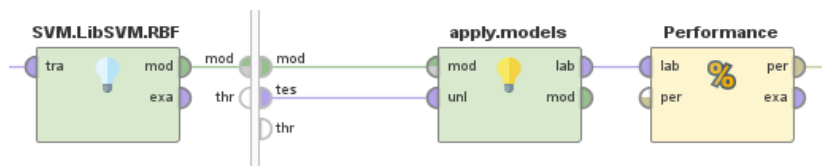


Gambar 5. Skema Operator Tokenisasi

Tokenisasi merupakan rangkaian praproses data yang melakukan transformasi teks menjadi vektor numerik, sebelum dilakukan klasifikasi oleh algoritma *classifier*. *Case folding* merubah seluruh teks kedalam huruf kecil sehingga bentuknya menjadi homogen.

Dilanjutkan dengan *stopwords* yakni penghapusan semua kata yang tidak memiliki kontribusi ataupun dampak signifikan terhadap proses analisa teks, contohnya seperti kata sambung. Dengan *dataset* berasal dari bahasa inggris, maka operator yang dipilih berbasis kamus bahas inggris. N-gram merupakan model statistik yang memprediksi kata berdasarkan kata sebelumnya. Hal ini karena n-gram memiliki fungsi gramatikal dengan kemampuan memberikan saran kata.

Proses penghapusan sisipan merupakan kegiatan yang dilakukan pada tokenisasi *stemming*, dengan tujuan untuk menduga kata yang sesuai berdasarkan kemiripan semantik. Konfigurasi *stemming* pada operator adalah *Snowball* sesuai algoritma *Porter*. Secara umum proses transformasi dilakukan dengan tujuan merubah nilai teks menjadi vektor yang dikenal dengan TF-IDF.



Gambar 6. Skema Operator Pada Cross Validation

Proses kemudian dilanjutkan dengan pembelajaran mesin berdasarkan parameter yang dikonfigurasi pada algoritma *classifier*. Kemudian evaluasi model dilakukan sesuai parameter metrik yang ditentukan.

Tabel 3. Confusion Matrix

Tipe	Predicted	Actual	
		True Negative	True Positive
Uji 1	Negative	842	358
	Positive	336	832
Uji 2	Negative	900	364
	Positive	300	804

Tabel 4. Uji Performa (Micro Average)

No	Evaluation Metric	Uji 1	Uji 2
1.	Accuracy	70.69 %	71.96 %
2.	Precision	71.23 %	72.83 %
3.	Recall	69.92 %	68.84 %
4.	F-Measure	70.57 %	70.77 %
5.	AUC	0.774	0.781

Hasil evaluasi *confusion matrix* terhadap performa SVM RBF, didapatkan metrik *accuracy* uji1 lebih kecil dari uji2, sehingga dapat dikatakan bahwa model terhadap uji2 lebih akurat dalam menduga berapa tweet yang diprediksi positif dan negatif[17], [18].

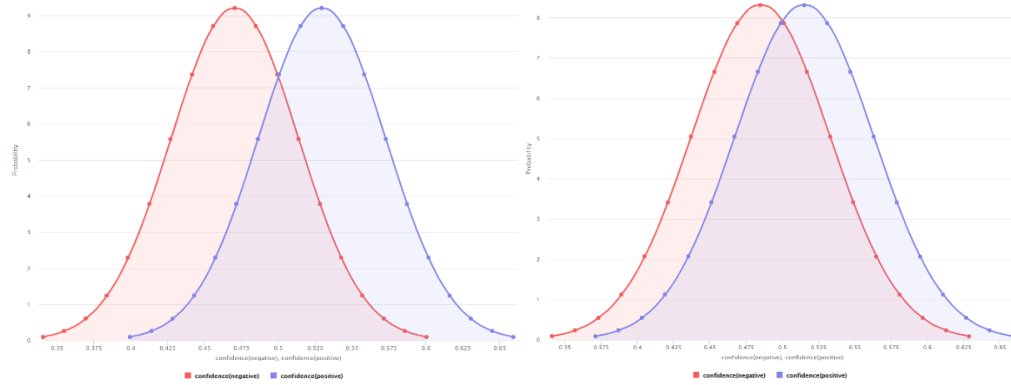
Metrik *precision* menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan untuk jadi kenyataan, pada uji1 dengan nilai 71.23% lebih kecil dari uji2 yang memiliki nilai 72.83%. Dapat dikatakan bahwa model terhadap uji2 lebih presisi dalam prediksi tweet yang nyata positif dan nyata negatif[17], [18].

Untuk metrik *recall*, hasil pengujian model terhadap uji1 lebih besar dari uji2 dengan nilai 69.92%. Dapat dikatakan bahwa sejauh mana model memiliki kemampuan untuk melakukan prediksi positif dan negatif, uji1 lebih baik[17], [18].

F-measure yang dihasilkan model dalam pencarian keseimbangan antara *precision* dan *recall*, menunjukkan bahwa uji2 lebih baik dengan rata-rata skor 70.77%[17], [18].

Metrik AUC merupakan kemampuan model dalam melakukan klasifikasi atau memisahkan polaritas positif dan negatif. Hasil pengujian menunjukkan bahwa uji2 lebih baik dari uji1 dengan nilai mendekati 1, yakni 0.781[19].

Kurva confidence hasil pengujian model menunjukkan bahwa pada uji1 renggang daripada uji2, hal ini menunjukkan uji1 lebih baik dari uji2 dalam memisahkan polaritas positif dan negatif[19].



Gambar 7. Kurva Confidence Positif dan Negatif, Uji 1 dan Uji 2

Dari metrik evaluasi, penerapan model terhadap data pengujian memberikan hasil uji2 lebih baik dari pada akurasi, presisi, skor f1 dan AUC. Metrik *precision* dalam penelitian menjadi aspek dominan, dengan nilai 72.83%.

Hal menarik ditemukan pada visualisasi prediksi sentimen positif dan negatif pada kurva *confidence* pada uji1, dihadapkan dengan uji2 yang secara umum memiliki nilai metrik lebih baik. Berdasarkan nilai AUC pada uji2 yang lebih dekat dengan nilai 1, yakni 0.781, kurva *confidence* cenderung merapat. Kemampuan kurva *confidence* yang memisahkan polaritas positif dan negatif pada uji2, cenderung kontradiksi dengan metrik *precision* yang dominan dalam prediksi nyata positif dan negatif. Dapat dikatakan bahwa metrik *precision* uji1 dan prediksi *confidence* uji2 dominan, merujuk hal ini maka hasil pengujian merujuk pada keseimbangan model yakni metrik f-measure dengan nilai 70.57% pada uji1 dan 70.77% pada uji2.

Tabel 5. Prediksi Sentimen

No	Sentimen	Uji 1	Uji 2
1.	Positif	865 (77.51%)	714 (63.97%)
2.	Negatif	251 (22.49%)	402 (36.03%)

Hasil prediksi sentimen terhadap 1116 tweet pada tagar *#socialdistancing* menunjukkan bahwa opini publik cenderung positif. Hal ini linier dengan pertanyaan pendahuluan bahwa strategi pembatasan sosial selama pandemi, dalam rangka penekanan laju penyebaran COVID-19 cenderung positif.

4. KESIMPULAN

Analisa sentimen korpus *Sentiment140* terhadap data pengujian tweet tagar *#socialdistancing* dengan *classifier* SVM RBF, menghasilkan prediksi sentimen pada uji1 77.51% positif dan uji2 63.97% positif. Dari kedua pengujian terdapat metrik dominan pada uji2, dengan nilai *precision* 72.83%. Secara umum parameter terbaik pengujian model terdapat pada keseimbangan antara *precision* dan *recall*, yakni F-measure dengan nilai 70.57% pada uji1 dan 70.77% pada uji2.

5. SARAN

Analisa sentimen dengan korpus *Sentiment140* merupakan penelitian eksperimen pada label sentimen sebagai data latih, penulis menyadari terdapat kekurangan pada proses pengujian statistik bahasa dari korpus.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih dan penghargaan diberikan kepada editor yang telah mengulas dan mempertimbangkan naskah jurnal penelitian. Kemudian bapak Windu Gata selaku dosen

pascasarjana STMIK Nusa Mandiri dan pengarah penelitian. Amsal Pardamean dan Achmad Rifai selaku pendamping penulisan jurnal, serta seluruh pihak yang telah mendukung penelitian dan tidak bisa disebutkan nama satu persatu.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. D. Landry, L. Geddes, A. P. Moseman, J. P. Lefler, S. R. Raman, and J. van Wijchen, "Early Reflection on the Global Impact of COVID19, and Implications for Physiotherapy," *Physiotherapy*, 2020.
- [2] J. A. Lewnard and N. C. Lo, "Scientific and ethical basis for social-distancing interventions against COVID-19," *Lancet Infect. Dis.*, vol. 3099, no. 20, pp. 2019–2020, 2020.
- [3] R. M. Anderson, H. Heesterbeek, D. Klinkenberg, and T. D. Hollingsworth, "How will country-based mitigation measures influence the course of the COVID-19 epidemic?," *Lancet*, vol. 395, no. 10228, pp. 931–934, Mar. 2020.
- [4] A. Shelar and C. Y. Huang, "Sentiment analysis of twitter data," *Proc. - 2018 Int. Conf. Comput. Sci. Comput. Intell. CSCI 2018*, pp. 1301–1302, 2018.
- [5] B. Gokulakrishnan, P. Priyanthan, T. Ragavan, N. Prasath, and A. Perera, "Opinion mining and sentiment analysis on a Twitter data stream," *Int. Conf. Adv. ICT Emerg. Reg. ICTer 2012 - Conf. Proc.*, pp. 182–188, 2012.
- [6] M. Grandjean, "A social network analysis of Twitter: Mapping the digital humanities community," *Cogent Arts Humanit.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–14, 2016.
- [7] F. Abel, Q. Gao, G. J. Houben, and K. Tao, "Analyzing user modeling on Twitter for personalized news recommendations," *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 6787 LNCS, pp. 1–12, 2011.
- [8] M. Darwich, S. A. Mohd Noah, N. Omar, and N. A. Osman, "Corpus-Based Techniques for Sentiment Lexicon Generation: A Review," *J. Digit. Inf. Manag.*, vol. 17, no. 5, p. 296, Oct. 2019.
- [9] R. M. A. Baracho, M. P. Bax, L. G. F. Ferreira, and G. C. Silva, "Sentiment analysis in social networks," in *5th International Multi-Conference on Complexity, Informatics and Cybernetics, IMCIC 2014 and 5th International Conference on Society and Information Technologies, ICSIT 2014 - Proceedings*, 2014, pp. 20–25.
- [10] H. Shirdastian, M. Laroche, and M. O. Richard, "Using big data analytics to study brand authenticity sentiments: The case of Starbucks on Twitter," *Int. J. Inf. Manage.*, vol. 48, no. April, pp. 291–307, 2019.
- [11] P. Ducange, M. Fazzolari, M. Petrocchi, and M. Vecchio, "An effective Decision Support System for social media listening based on cross-source sentiment analysis models," *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 78, no. May 2018, pp. 71–85, 2019.
- [12] M. Awad and R. Khanna, *Efficient Learning Machines*. Berkeley, CA: Apress, 2015.
- [13] J. Mueller and L. Massaron, *Machine learning for dummies*. 2016.
- [14] H. J. G. Palacios, R. A. J. Toledo, G. A. H. Pantoja, and Á. A. M. Navarro, "A comparative between CRISP-DM and SEMMA through the construction of a MODIS repository for

- studies of land use and cover change,” *Adv. Sci. Technol. Eng. Syst. J.*, vol. 2, no. 3, pp. 598–604, Jun. 2017.
- [15] J. Silge and D. Robinson, *Text Mining with R Text Mining with R Revision History for the First Edition*. 2017.
- [16] V. Vyas and V. Uma, “An Extensive study of Sentiment Analysis tools and Binary Classification of tweets using Rapid Miner,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 125, pp. 329–335, 2018.
- [17] Y. Al Amrani, M. Lazaar, and K. E. El Kadirp, “Random forest and support vector machine based hybrid approach to sentiment analysis,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 127, pp. 511–520, 2018.
- [18] Ankit and N. Saleena, “An Ensemble Classification System for Twitter Sentiment Analysis,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 132, no. Iccids, pp. 937–946, 2018.
- [19] J. T. Wixted, L. Mickes, S. A. Wetmore, S. D. Gronlund, and J. S. Neuschatz, “ROC Analysis in Theory and Practice,” *J. Appl. Res. Mem. Cogn.*, vol. 6, no. 3, pp. 343–351, 2017.