

PENERAPAN ALGORITMA OPPOSITION-BASED WHALE DALAM KLASIFIKASI SVM UNTUK ANALISIS SENTIMEN TERHADAP KEBIJAKAN PPKM

Asrul Said, Eddy Tungadi, Meylanie Olivya

Teknik Informatika dan Komputer, Politeknik Negeri Ujung Pandang, Indonesia

Info Artikel

Riwayat artikel:

Received, (30 November 2024)

Revised, (17 Desember 2024)

Accepted, (22 Desember 2024)

Kata kunci:

PPKM;

Analisis sentimen;

Optimasi parameter;

Seleksi fitur.

ABSTRACT

Corona Virus Disease 2019 (COVID-19) has had a serious impact, forcing the Indonesian government to establish various policies to deal with the spread of COVID-19. One of these policies is the Implementation of Restricting Community Activities (PPKM). During its implementation, this policy raised pros and cons in the community, especially on Twitter social media. The existence of this public opinion, can be used as an effective source of information to assist the government in taking and evaluating policies. The purpose of this study was to determine public sentiment towards PPKM policies based on the classification of tweets or public opinion on Twitter. This process is carried out by applying the OBWOA method for selecting appropriate and optimal SVM parameters and feature selection to select the best features thereby reducing computation time and producing good classification performance. The results of the optimization of the SVM parameters obtained $C = 4.99522643$ and $\gamma = 1.4236435$ with an average accuracy of 75.20%, precision of 79.73%, recall of 71.65%, and f -measure of 70.88%. The feature selection results obtained an average accuracy of 82.40%, precision of 84.23%, recall of 79.63%, and f -measure of 78.96%. In addition, the sentiment classification of 1,389,481 public tweet data in the period January to December 2021 obtained 53% of tweets with Negative sentiment, 25% of Tweets with Neutral sentiment, and 22% of tweets with Positive sentiment.

ABSTRAK

*Corona Virus Disease 2019 (COVID-19) telah memberikan dampak yang serius, memaksa pemerintah Indonesia menetapkan berbagai kebijakan untuk menangani penyebaran COVID-19. Salah satu kebijakan tersebut adalah Pemberlakuan Pembatasan Kegiatan Masyarakat (PPKM). Kebijakan ini menimbulkan pro dan kontra di masyarakat khususnya di media sosial twitter. Opini masyarakat ini, dapat dijadikan sebagai sumber informasi yang efektif untuk membantu pemerintah dalam mengambil dan mengevaluasi kebijakan. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui sentimen masyarakat terhadap kebijakan PPKM berdasarkan klasifikasi tweet atau opini masyarakat di twitter. Proses ini dilakukan dengan menerapkan metode OBWOA untuk pemilihan parameter SVM yang sesuai dan optimal serta seleksi fitur untuk memilih fitur terbaik sehingga mengurangi waktu komputasi dan menghasilkan performa klasifikasi yang baik. Hasil optimasi parameter SVM diperoleh nilai $C = 4.99522643$ dan $\gamma = 1.4236435$ dengan rata-rata *accuracy* 75,20%, *precision* 79,73%, *recall* 71,65%, dan *f-measure* 70,88%. Hasil seleksi fitur diperoleh rata-rata *accuracy* 82,40%, *precision* 84,23%, *recall* 79,63%, dan *f-measure* 78,96%. Selain itu, klasifikasi sentimen terhadap 1.389.481 data tweet masyarakat pada periode Januari hingga Desember 2021 diperoleh sebanyak 53% tweet dengan sentimen Negatif, 25% tweet sentimen Netral, dan 22% tweet dengan sentimen Positif.*

Penulis Korespondensi:

Eddy Tungadi

Teknik Informatika dan Komputer, Politeknik Negeri Ujung Pandang, Jl. Perintis Kemerdekaan KM. 10, Makassar

Email: eddy.tungadi@poliupg.ac.id

1. PENDAHULUAN

Corona Virus Disease 2019 (COVID-19) telah memberikan dampak yang serius pada berbagai sektor di Indonesia seperti kesehatan, bisnis, pariwisata, industri, hingga ekonomi. Berdasarkan data dari Satuan Tugas Penanganan COVID-19 pada 26 Juli 2021 sebanyak 3.194.733 terkonfirmasi positif, 2.549.692 pasien sembuh dan 84.766 meninggal dunia [1]. Berbagai kebijakan telah dilakukan pemerintah untuk menangani penyebaran COVID-19 salah satunya adalah Pemberlakuan Pembatasan Kegiatan Masyarakat (PPKM).

Selama pelaksanaannya, kebijakan ini menimbulkan pro dan kontra di masyarakat yang dapat dilihat melalui media sosial, khususnya *twitter* [2]. Menurut [3], sekitar 40 ribu tweet terkait respon masyarakat mulai dari dukungan, kritikan, saran, hingga sindiran terhadap pemerintah mengenai pelaksanaan PPKM.

Berdasarkan kondisi tersebut, pemerintah sebaiknya lebih berhati-hati dalam mengambil kebijakan, agar kebijakan tersebut mampu menjadi solusi atas kondisi yang dihadapi dengan tetap mempertimbangkan opini masyarakat. Oleh karena itu, opini masyarakat khususnya di media sosial *twitter* dapat dijadikan sebagai salah satu sumber informasi yang efektif dalam membantu pemerintah mengambil kebijakan yang tepat.

Banyak metode analisis yang dapat digunakan untuk mengekstrak opini masyarakat berdasarkan informasi yang ada pada *twitter*, salah satunya adalah metode analisis sentimen [4]. Analisis Sentimen adalah salah satu bidang studi dari *Natural Language Processing* (NLP) yang berfokus dalam mengidentifikasi suasana hati atau opini seseorang dalam sebuah teks.

Salah satu pendekatan analisis sentimen adalah dengan menggunakan metode *machine learning*. Namun, menurut [5] pendekatan ini memiliki beberapa kekurangan pada data dengan dimensi fitur yang tinggi, fitur redundant, tidak relevan dan tumpang tindih sehingga berdampak pada proses komputasi karena memerlukan waktu dan memori yang lebih banyak. Untuk mengatasi hal tersebut, maka diperlukan seleksi fitur. Seleksi fitur dapat mengurangi dimensi fitur, memilih fitur yang tepat, mengurangi waktu komputasi dan meningkatkan akurasi atau performa *classifier* [6]. Metode yang sedang populer saat ini adalah metode *wrapper* berbasis metaheuristik karena memiliki performa yang baik dalam menyelesaikan masalah seleksi fitur. Salah satu algoritma metaheuristik yang memiliki performa bagus, struktur sederhana dan mudah digunakan adalah *Whale Optimization Algorithm* (WOA) [7]. Hanya saja, WOA memiliki kekurangan yakni mudah terjebak pada lokal optima. Untuk mengatasi kekurangan tersebut, Abd Elaziz & Oliva pada tahun 2018 mengajukan *Opposition-based Whale Optimization* (OBWOA) guna meningkatkan performa dari WOA [8].

Berdasarkan uraian di atas, maka pada penelitian ini mengusulkan seleksi fitur menggunakan *Opposition-based Whale Optimization* (OBWOA) pada analisis sentimen terhadap kebijakan PPKM berdasarkan *tweet* masyarakat di *twitter*. Pada penelitian ini juga digunakan *Support Vector Machine* (SVM) sebagai algoritma *classifier* karena sangat populer dan memiliki performa yang baik terutama dalam menyelesaikan masalah analisis sentimen [9]. Akan tetapi, performa SVM sepenuhnya bergantung pada pemilihan parameter yang disesuaikan dengan kondisi datanya [10]. Sehingga, untuk mendapatkan performa klasifikasi yang lebih baik maka terlebih dahulu dilakukan optimasi parameter SVM khususnya pada parameter C dan *gamma*. Hasil penelitian ini diharapkan mampu menjadi alat bantu atau *Decision Support System* bagi pemerintah dalam membuat kebijakan.

2. METODE

2.1. Pengumpulan dan Eksplorasi Data

Pada tahap pengumpulan data, peneliti menggunakan dua jenis sumber data, yaitu data primer dan data sekunder. Data primer merupakan data yang dikumpulkan sendiri oleh peneliti dan akan digunakan untuk kebutuhan analisis pada penelitian ini. Pengumpulan data dilakukan menggunakan metode *web scraping* pada situs *twitter.com*. Data yang dikumpulkan merupakan *tweet* opini masyarakat terkait kebijakan PPKM dengan periode pengumpulan data mulai 01 Januari 2021 hingga 31 Desember 2021. Proses ini dilakukan dengan menggunakan *library snsrape* dan kata kunci yang digunakan yaitu “PPKM”.

Data sekunder merupakan data yang telah dikumpulkan dan dianotasi dari penelitian rujukan. Tujuan penggunaan data sekunder ini adalah sebagai data latih pada tahapan pembuatan model.

Selanjutnya, data yang telah dikumpulkan akan dieksplorasi untuk memahami dan mengetahui karakteristik dari setiap data sebelum dilakukan tahapan *preprocessing*.

2.2. Pre-Processing

Adapun alur dari tahapan *pre-processing* adalah sebagai berikut:

1. *Filtering* adalah proses untuk membersihkan data dari karakter/string yang tidak diperlukan seperti @username, alamat situs dan gambar (<http://>, <https://>, www, atau pic.twitter.com), tanda baca (koma, titik, tanda tanya, tanda seru), angka, dan karakter lainnya.
2. *Case Folding* adalah proses menyeragamkan setiap kata menjadi huruf kecil.
3. *Slang Word* adalah proses mengubah kata tidak baku menjadi kata baku.

4. *Stopword Removal* yaitu proses untuk menghapus kata-kata yang tidak penting dengan memeriksa setiap kata berdasarkan *stopwordlist*.
5. *Stemming* adalah proses menghilangkan imbuhan kata sehingga kata tersebut menjadi kata dasar. Pada tahapan ini menggunakan *library Sastrawi Python*.
6. *Tokenization* adalah proses untuk memisahkan setiap kata yang menyusun suatu dokumen/*tweet*. Tahap ini akan menggunakan *library NLTK*.

2.3. Ekstraksi Fitur

Data *tweet* yang telah bersih, selanjutnya akan diubah menjadi bentuk vektor sehingga dapat diproses oleh *machine learning*. Pada tahap ini akan menggunakan *Term Frequency – Inverse Document Frequency* (TF-IDF) sebagai ekstraksi fitur. Adapun *library* yang akan digunakan pada tahapan ini adalah *Tfidfvectorizer* dari *sklearn*.

2.4 Optimasi Parameter SVM

Tahapan optimasi SVM dilakukan dengan menerapkan algoritma OBWOA untuk mencari parameter SVM yang cocok dengan data yang dipakai pada penelitian ini. Pada proses ini, OBWOA berinteraksi langsung dengan algoritma SVM untuk mengevaluasi setiap individu menggunakan nilai *fitness*. Nilai *fitness* dihitung berdasarkan nilai *error* yang didapatkan dari hasil pengurangan akurasi klasifikasi.

$$Fitness=ER$$

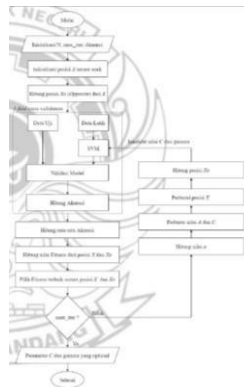
Dimana *ER* adalah nilai error klasifikasi yang didapatkan dari $1-P$. *P* adalah ukuran performa algoritma *machine learning*, dalam hal ini rata-rata akurasi. Semakin kecil nilai *Fitness* maka semakin baik pula performa SVM. Semakin kecil nilai *Fitness* maka semakin baik pula performa SVM. Adapun proses kerja optimasi parameter berbasis OBWOA ini dapat dilihat pada Gambar 1.

2.5 Seleksi Fitur

Proses pada seleksi fitur kurang lebih hampir sama dengan tahapan pada proses optimasi parameter SVM. Hanya saja fungsi *fitness* yang digunakan pada tahapan seleksi fitur ini mengikuti penelitian sebelumnya [1]:

$$Fitness=\alpha ER+\beta((\#SF)/(\#TF))$$

Dimana *ER* adalah nilai error klasifikasi, *#SF* adalah jumlah fitur yang terpilih, dan *#TF* adalah jumlah keseluruhan fitur. Nilai $\alpha \in [0,1]$ dan $\beta=(1-\alpha)$ merupakan dua bobot yang dipakai untuk menunjukkan seberapa besar pengaruh nilai *error* klasifikasi dan jumlah fitur. Adapun proses kerja dari seleksi fitur berbasis OBWOA ini dapat dilihat pada Gambar 2.



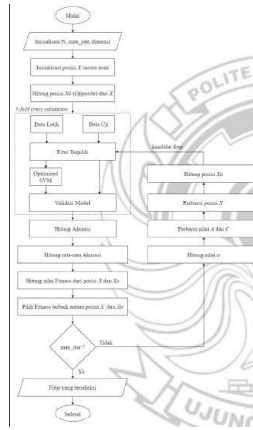
Gambar 1. Alur Proses Optimasi Parameter SVM Berbasis OBWOA

2.6 Klasifikasi Sentimen

Pada tahapan ini, algoritma yang akan digunakan untuk klasifikasi sentimen adalah *Support Vector Machine* (SVM). Dataset yang akan di klasifikasi ada dua, yaitu data hasil seleksi fitur dan tanpa seleksi fitur. Proses klasifikasi diawali dengan membagi dataset menjadi 80% data latih (*training*) dan 20% data uji (*testing*).

2.7 Validasi dan Evaluasi

Pada tahap ini, algoritma *machine learning* divalidasi menggunakan *5-fold cross validation* dan dievaluasi menggunakan empat indikator pengukuran yaitu *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f-measure*. Kemudian, waktu komputasi juga akan digunakan untuk menilai performa algoritma *machine learning*. Semakin kecil waktu komputasi maka performa algoritma tersebut semakin bagus.



Gambar 2. Alur Proses Seleksi Fitur Menggunakan OBWOA

2.8 Implementasi Model dan Visualisasi Hasil

Pada tahapan ini model terbaik yang telah dibangun, selanjutnya akan digunakan untuk mengklasifikasikan opini masyarakat yang diperoleh dari *twitter*. Kemudian hasil klasifikasi tersebut akan ditampilkan dalam bentuk diagram garis, diagram *pie*, dan *wordcloud*.

Diagram garis pada penelitian ini digunakan untuk melihat tren sentimen masyarakat berdasarkan waktu. Sedangkan diagram *pie* digunakan untuk menampilkan persentase sentimen Positif, Negatif, dan Netral berdasarkan data yang telah diklasifikasi.

Untuk visualisasi *wordcloud* digunakan untuk melihat kata-kata yang sering muncul dalam teks. Semakin sering kata tersebut muncul, maka semakin besar pula ukuran font yang ditampilkan dibanding kata-kata yang lain.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

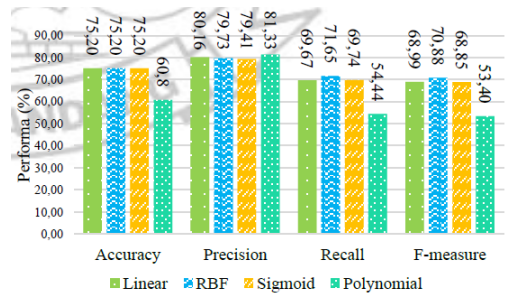
3.1. Hasil dan Analisis Optimasi Parameter SVM

Dalam penelitian ini, *Support Vector Machine* (SVM) adalah algoritma *machine learning* yang digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen. Namun, ada dua tantangan dalam SVM, seperti pemilihan parameter yang optimal dan pemilihan fungsi kernel. Oleh karena itu, OBWOA digunakan untuk mengoptimalkan parameter SVM sesuai dengan topik permasalahan yang dihadapi. Pada eksperimen ini, *5-fold cross validation* digunakan sebagai *validator* dengan metrik performa yang diukur antara lain *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f-measure*. Jumlah pembagian data untuk *training* adalah sebesar 80% dan *testing* 20%. Proporsi ini dipilih dengan menyesuaikan jumlah dataset yang diperoleh dari Kaggle Dataset. Adapun penentuan parameter dan pemilihan fungsi kernel pada SVM dilakukan berdasarkan skenario dengan rentang nilai *C* dan *gamma* masing-masing 0 hingga 10. Skenario beserta nilai hasil optimasi ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengujian Optimasi Parameter SVM

Kernel	C	gamma	Parameter Optimal
Linear	0 – 10	N/A	$C = 0.52519819$
RBF	0 – 10	0 – 10	$C = 4.99522643$, $\gamma = 1.4236435$
Sigmoid	0 – 10	0 – 10	$C = 9.76346309$, $\gamma = 0.05604261$
Polynomial	0 – 10	0 – 10	$C = 1.90727318$, $\gamma = 4.0498844$

Setiap skenario tersebut masing-masing dijalankan pada algoritma OBWOA dengan jumlah populasi sebanyak 10 dan maksimum 100 iterasi. Hasil performa ditunjukkan pada Gambar 3.



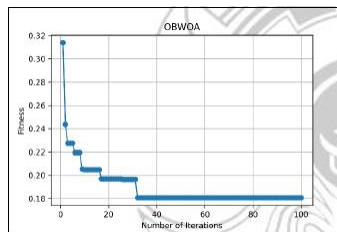
Gambar 3. Hasil Performa Pengujian Optimasi SVM

Pada Gambar 4 dapat dilihat bahwa metrik *accuracy* dari masing-masing kernel adalah sama yaitu 75,20%, kecuali *Polynomial* yang hanya 60,8%. Untuk metrik *precision*, kernel *Polynomial* memiliki nilai tertinggi yaitu 81,33% kemudian *Linear* 80,16%, RBF 79,73%, lalu *Sigmoid* 79,41%. Pada metrik *recall* dan *f-measure*, kernel RBF berhasil mengungguli kernel lainnya dengan nilai masing-masing 71,65% dan 70,88%. Maka berdasarkan hasil optimasi tersebut, kernel RBF dengan nilai $C = 4.99522643$ dan $\gamma = 1.4236435$ dipilih untuk digunakan pada eksperimen seleksi fitur karena memiliki performa yang baik hampir di setiap metrik pengukuran.

3.2. Hasil dan Analisis Seleksi Fitur

Berikutnya, penelitian ini membandingkan hasil klasifikasi sentimen dengan menggunakan seleksi fitur dan tanpa seleksi fitur. Masing-masing proses divalidasi menggunakan *5-fold cross validation* dan metrik yang diukur adalah *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f-measure*. Namun sebelum dilakukan klasifikasi, terlebih dahulu ditampilkan hasil seleksi fitur menggunakan algoritma OBWOA.

Berikut ini merupakan kurva konvergensi nilai *fitness* dari seleksi fitur menggunakan kombinasi OBWOA dengan SVM yang telah dioptimasi.

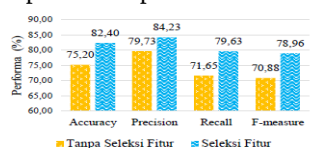


Gambar 4. Kurva Konvergensi Seleksi Fitur

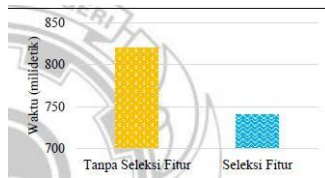
Dari Gambar 4 perlu diketahui bahwa proses seleksi fitur ini menggunakan 100 iterasi dan jumlah populasi sebanyak 10. Pada kurva tersebut, OBWOA mencapai *fitness* terendahnya (konvergen) pada iterasi 30 hingga 100. Berdasarkan eksperimen ini, fitur yang berhasil terseleksi menggunakan OBWOA adalah sebanyak 628 fitur dari 964 total keseluruhan fitur.

Selanjutnya, klasifikasi menggunakan seleksi fitur dibandingkan performanya dengan klasifikasi tanpa seleksi fitur sebagaimana ditampilkan pada Gambar 5. Dari Gambar 5 dapat diketahui bahwa dengan menerapkan seleksi fitur, performa klasifikasi dapat meningkat secara signifikan. Hal ini ditandai dengan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f-measure* yang masing-masing meningkat sebesar 7,20%, 4,50%, 7,98%, dan 8,08% dari klasifikasi tanpa menggunakan seleksi fitur.

Kemudian, penelitian ini juga membandingkan waktu komputasi ketika menggunakan seleksi fitur dan tanpa seleksi fitur. Hasil pengujian menunjukkan bahwa klasifikasi dengan menggunakan seleksi fitur membutuhkan 80 milidetik lebih cepat dari klasifikasi tanpa menggunakan seleksi fitur. Hal ini membuktikan bahwa metode seleksi fitur bukan hanya dapat meningkatkan performa klasifikasi sentimen tapi juga mampu mengurangi waktu komputasi. Hasilnya dapat dilihat pada Gambar 6.



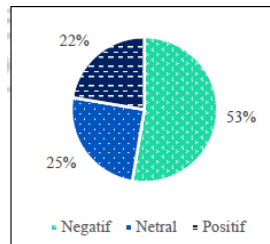
Gambar 5. Perbandingan Hasil Performa Seleksi Fitur



Gambar 6. Perbandingan Waktu Komputasi

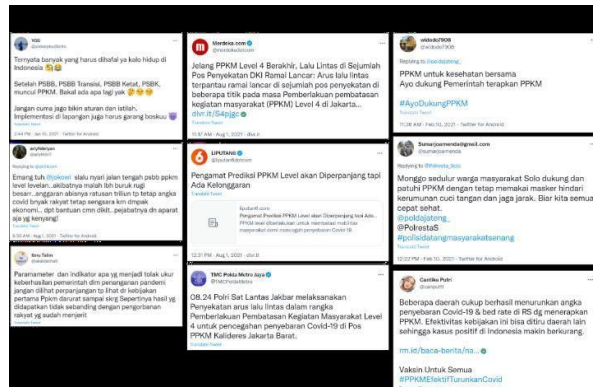
3.3. Hasil dan Analisis Sentimen Masyarakat terhadap kebijakan PPKM

Penelitian ini berhasil menghimpun (*scrapping*) sebanyak 1.389.481 tweet di Twitter terkait respon masyarakat terhadap kebijakan PPKM dengan menggunakan *library snsrape* dari tanggal 01 Januari 2021 hingga 31 Desember 2021. Data tersebut diproses terlebih dahulu untuk kemudian dilakukan klasifikasi sentimen menggunakan model *machine learning* yang didapatkan dari hasil eksperimen sebelumnya.



Gambar 7. Hasil Sentimen PPKM

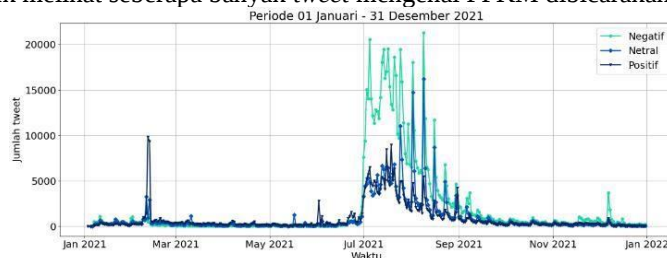
Hasil klasifikasi sentimen untuk data tersebut ditampilkan pada Gambar 8. Berdasarkan Gambar 8 terdapat 731.761 *tweet* atau sekitar 53% bersentimen Negatif, 347.380 *tweet* atau sekitar 25% bersentimen Netral, dan 310.340 *tweet* atau sekitar 22% bersentimen Positif. Contoh *tweet* dengan masing-masing sentimen dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8. Contoh Tweet Sentimen Negatif, Netral, dan Positif

Berdasarkan contoh pada Gambar 8, dapat kita lihat bahwa *tweet* dengan sentimen Negatif berisi kritikan, sindiran hingga keluhan masyarakat selama program PPKM. Lalu, *tweet* dengan sentimen Netral berasal dari akun-akun berita dan hanya menyinggung soal pelaksanaan program PPKM. Sedangkan *tweet* dengan sentimen Positif berisi ajakan dan dukungan terhadap pemerintah untuk menyukseskan kebijakan PPKM.

Berikutnya, ditampilkan visualisasi tren sentimen mengenai PPKM pada Gambar 9. Eksplorasi tren sentimen dilakukan untuk melihat seberapa banyak *tweet* mengenai PPKM dibicarakan dalam waktu tertentu.



Gambar 9. Tren Sentimen Berdasarkan Waktu

Periode Februari 2021

jumlah rsvet

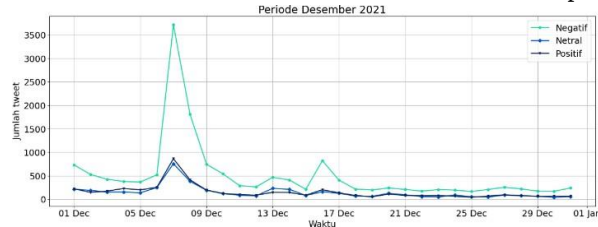
01 Feb 05 Feb 09 Feb 13 Feb 17 Feb 21 Feb 25 Feb 01 Mar

— Negatif
— Netral
— Positif

[illegible]



Gambar 18. Contoh Tweet Sentimen Positif di Bulan September



Gambar 19. Tren Sentimen Bulan Desember 2021



Gambar 20. Contoh Tweet Sentimen Negatif di Bulan Desember

Dan terakhir terjadi lonjakan sentimen Negatif pada awal hingga puncaknya pada 07 Desember seperti yang terlihat pada Gambar 19. Pada awal Desember masyarakat mengomentari rencana pemerintah untuk memberlakukan PPKM saat Natal dan Tahun Baru. Namun, berselang beberapa saat, pemerintah kemudian mengumumkan untuk membatalkan kebijakan tersebut.

Hal inilah yang membuat sebagian besar masyarakat beranggapan bahwa pemerintah tidak konsisten dalam memutuskan kebijakan, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 20.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini telah dilakukan pengujian dengan menerapkan algoritma OBWOA pada klasifikasi SVM untuk optimasi parameter dan seleksi fitur. Selain itu, pada penelitian ini juga telah dilakukan klasifikasi terhadap data *Twitter* untuk mengetahui sentimen masyarakat terhadap kebijakan PPKM. Berdasarkan hal tersebut, maka dapat disimpulkan bahwa:

1. Hasil optimasi menggunakan algoritma OBWOA diperoleh parameter SVM terbaik dengan nilai $C = 4.99522643$ dan $\gamma = 1.4236435$. Hal ini ditunjukkan dengan performa klasifikasi yang baik dengan nilai rata-rata *accuracy* 75,20%, *precision* 79,73%, *recall* 71,65%, dan *f-measure* 70,88%.
2. Hasil pengujian seleksi fitur menggunakan algoritma OBWOA diperoleh performa klasifikasi yang baik dengan rata-rata *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f-measure* masing-masing sebesar 82,40%, 84,23%, 79,63%, dan 78,96% serta jumlah fitur yang berhasil terseleksi adalah sebanyak 652 fitur. Selain itu, metode seleksi fitur yang diusulkan juga mampu mengurangi waktu komputasi.
3. Hasil klasifikasi sentimen terhadap 1.389.481 data *tweet* masyarakat pada periode Januari hingga Desember 2021 diperoleh sebanyak 53% *tweet* dengan sentimen Negatif, 25% *tweet* sentimen Netral, dan 22% *tweet* sentimen Positif. Dari hasil ini dapat diketahui bahwa sentimen masyarakat terhadap kebijakan PPKM cenderung Negatif.

5. REFERENCES

- [1] Satuan Tugas Penanganan COVID-19, "Data COVID-19 di Indonesia," *covid19.go.id*, 2021. <https://covid19.go.id/> (accessed Jul. 26, 2021).
- [2] D. H. Jayani, "PPKM Darurat Diberlakukan, Aktivitas Masyarakat Dibatasi," *katadata.co.id*, 2021. <https://katadata.co.id/ariayudhistira/infografik/60dd9d3271f8e/ppkm-darurat-diberlakukan-aktivitas-masyarakat-dibatasi> (accessed Jul. 31, 2021).
- [3] F. Ramadhanny, "Pro Kontra Netizen Soal PPKM Darurat di Twitter," *detikInet*, 2021. <https://inet.detik.com/cyberlife/d-5627526/pro-kontra-netizen-soal-ppkm-darurat-di-twitter> (accessed Jul. 31, 2021).
- [4] B. Laurensz and E. Sedyono, "Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Tindakan Vaksinasi dalam Upaya Mengatasi Pandemi Covid-19," *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 10, no. 2, pp. 118–123, 2021.
- [5] N. K. Suchetha, A. Nikhil, and P. Hrudy, "Comparing the wrapper feature selection evaluators on twitter sentiment classification," *ICCIDS 2019 - 2nd Int. Conf. Comput. Intell. Data Sci. Proc.*, pp. 1–6, 2019, doi:10.1109/ICCIDS.2019.8862033.
- [6] P. Prastyo, I. Ardiyanto, and R. Hidayat, *A Review of Feature Selection Techniques in Sentiment Analysis Using Filter, Wrapper, or Hybrid Methods*. 2020.
- [7] Y. Hassouneh, H. Turabieh, T. Thaher, I. Tumar, H. Chantar, and J. Too, "Boosted Whale Optimization Algorithm with Natural Selection Operators for Software Fault Prediction," *IEEE Access*, vol. 9, no. January, pp. 14239–14258, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3052149.
- [8] M. Abd Elaziz and D. Oliva, "Parameter estimation of solar cells diode models by an improved opposition-based whale optimization algorithm," *Energy Convers. Manag.*, vol. 171, no. September 2017, pp. 1843–1859, 2018, doi: 10.1016/j.enconman.2018.05.062.
- [9] G. A. Ruz, P. A. Henríquez, and A. Mascareño, "Sentiment analysis of Twitter data during critical events through Bayesian networks classifiers," *Futur. Gener. Comput. Syst.*, vol. 106, pp. 92–104, 2020, doi: 10.1016/j.future.2020.01.005.
- [10] X. Yin, Y. Hou, J. Yin, and C. Li, "A novel SVM parameter tuning method based on advanced whale optimization algorithm," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1237, no. 2, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1237/2/022140.
- [11] J. Too and S. Mirjalili, "A Hyper Learning Binary Dragonfly Algorithm for Feature Selection: A COVID-19 Case Study," *Knowledge-Based Syst.*, vol. 212, p. 106553, 2021, doi: 10.1016/j.knosys.2020.106553.