



Klasifikasi Sentimen pada Twitter Terhadap WHO Terkait Covid-19 Menggunakan SVM, N-Gram, PSO

Noor Hafidz¹, Dewi Yanti Liliana²

¹Program Studi Ilmu Komputer, STMIK Nusa Mandiri

²Politeknik Negeri Jakarta, Kampus Universitas Indonesia

¹14002298@nusamandiri.ac.id*, ²dewiyanti.liliana@tik.pnj.ac.id

Abstract

On March 2020 World Health Organization (WHO) has declared Covid-19 as global pandemic. As special agency of United Nation who responsible for international public healthy, WHO has done various actions to reduce this pandemic spreading rate. However, the handling of Covid-19 by WHO is not free from a number of controversies that gave rise to criticism and public opinion on the Twitter platform. In this research, a machine learning based classifier model has been made to determine the opinion or sentiment of the tweet. The dataset used is a set of tweets containing the phrase WHO and Covid-19 in period of March 1st until May 6th 2020 consisting of 4000 tweets with positive sentiments and 4000 tweets with negative sentiments. The proposed classifier model combined Support Vector Machine (SVM), N-Gram and Particle Swarm Optimization (PSO). The classifier model performance is evaluated using the value of Accuracy, Precision, Recall, and Area Under ROC Curve (AUC). Based on experiments conducted, the combination of SVM, N-gram (bigram), and PSO produced a pretty good performance in classifying tweet sentiment with values of Accuracy 0,755, Precision 0,719, Recall 0,837, and AUC 0,844.

Keywords: world health organization, twitter, covid-19, support vector machine, particle swarm optimization, n-gram

Abstrak

Pada bulan Maret 2020 Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) telah menetapkan Covid-19 sebagai pandemi global. Sebagai agensi khusus dari Perserikatan Bangsa-Bangsa yang bertanggung jawab terhadap kesehatan publik internasional, berbagai upaya telah dilakukan oleh WHO untuk meredam kecepatan penyebaran pandemi ini. Namun demikian, penanganan Covid-19 oleh WHO ini tidak lepas dari sejumlah kontroversi yang melahirkan kritik dan opini publik baik positif maupun negatif seperti yang dapat dilihat pada platform Twitter. Dari tweet ini dapat disarikan sentimen dan opini masyarakat dunia terhadap berbagai isu termasuk opini masyarakat dunia terhadap penanganan Covid-19 oleh WHO yang dikenal dengan analisis sentimen. Pada penelitian ini dibuat sebuah model classifier berbasis machine learning untuk menentukan opini atau sentimen tweet. Dataset yang digunakan merupakan tweet yang mengandung frase WHO dan Covid-19 pada periode 1 Maret 2020 hingga 6 Mei 2020 yang terdiri dari 4000 tweet dengan sentimen positif dan 4000 tweet dengan sentimen negatif. Penarikan tweet-nya dilakukan dengan memanfaatkan library Python GetOldTweets3. Sementara pelabelan terhadap tweet yang berhasil ditarik dilakukan dengan memanfaatkan library Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner (VADER). Model classifier yang diajukan adalah dengan mengkombinasikan algoritma Support Vector Machine (SVM), N-Gram dan Particle Swarm Optimization (PSO). Evaluasi terhadap performa model classifier yang diajukan menggunakan nilai Akurasi, Presisi, Recall, dan Area Under ROC Curve (AUC). Berdasarkan eksperimen yang dilakukan, kombinasi antara SVM, N-gram (bigram), dan PSO menghasilkan performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan sentimen tweet dengan nilai Akurasi 0,755, Presisi 0,719, Recall 0,837, dan AUC 0,844.

Kata kunci: world health organization, twitter, covid-19, support vector machine, particle swarm optimization, n-gram

1. Pendahuluan

World Health Organization yang biasa dikenal dengan WHO merupakan sebuah agensi khusus dari Perserikatan Bangsa-Bangsa yang bertanggung jawab terhadap kesehatan publik internasional. Sejak awal

didirikan, organisasi ini memiliki tujuan untuk mewujudkan pencapaian tingkat kesehatan yang setinggi mungkin untuk setiap individu [1]. Dalam upayanya mencapai tujuan tersebut, WHO telah banyak membantu negara-negara di dunia dalam menanggulangi berbagai krisis kesehatan yang terjadi.

Diseminasi informasi dan edukasi kepada masyarakat dunia terkait berbagai ancaman kesehatan baik menular [2], [3] maupun tidak menular [4], [5], [6] juga dilakukan sebagai upaya pencapaian tujuan tersebut. Dalam beberapa tahun terakhir, WHO juga telah menyelia respons global terhadap berbagai darurat kesehatan global, termasuk wabah Ebola di Afrika Barat tahun 2014 [7], wabah Zika tahun 2016 [8] dan kini pandemi Covid-19 [9], [10].

Mengingat besar dan pentingnya peran WHO, organisasi ini tidak terlepas dari kritik dan opini masyarakat dunia dalam menjalankan misinya. Salah satu kritik keras baru-baru ini dilontarkan oleh Presiden Amerika Serikat terhadap independensi WHO dalam penanganan Covid-19, yang berujung pada pemutusan hubungan antara Amerika Serikat dan WHO [11], [12]. Hal ini tentunya sangat merugikan bagi WHO karena Amerika Serikat merupakan negara penyandang dana terbesar bagi organisasi tersebut [13]. Oleh karena itu menjadi penting bagi WHO untuk lebih memperhatikan kritik dan opini publik terhadap dirinya. Opini dan sentimen publik secara luas terhadap WHO terkait Covid-19 juga dapat diperoleh dengan melakukan analisis sentimen terhadap komentar-komentar pada jejaring sosial Twitter.

Data pada kuartar ke empat tahun 2019 menunjukkan jumlah pengguna aktif harian Twitter mencapai 152 juta pengguna [14], yang menobatkannya menjadi salah satu pemimpin global jejaring sosial berdasarkan jumlah pengguna aktifnya. Sementara jumlah *tweet* harian pada *platform* Twitter itu sendiri mencapai 500 juta *tweet* [15]. Opini-opini melalui *tweet* inilah yang dapat diambil untuk menganalisis sentimen yang muncul terhadap isu-isu yang menarik bagi publik, termasuk sentimen terhadap WHO terkait Covid-19.

Analisis sentimen merupakan studi penghitungan terhadap opini, sentimen, emosi dan perilaku dari sekelompok masyarakat atau publik [16]. Analisis sentimen atau *opinion mining* ini dimanfaatkan salah satunya untuk mendukung pengambilan keputusan dengan mengekstrak dan menganalisis teks, serta mengidentifikasi opini-opini positif dan negatif [17], [18]. Identifikasi opini atau sentimen terhadap sebuah *tweet* ini dapat dilakukan dengan menggunakan teknik-teknik pendekatan *machine learning* maupun *lexicon-based* [19].

Pada penelitian ini telah dibuat sebuah *model classifier* berbasis *machine learning* untuk menentukan opini atau sentimen *tweet* dengan menggunakan dataset *tweet* yang mengandung frase WHO dan Covid-19. *Model classifier* yang diajukan adalah dengan mengkombinasikan algoritma *Support Vector Machine* (SVM), N-Gram dan *Particle Swarm Optimization* (PSO). Matriks komparasi antara penelitian ini dan penelitian terkait sebelumnya dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Komparasi Model Klasifikasi Teks

Model Klasifikasi	Author(s)	Tahun	Metrik Evaluasi
SVM	B. Pratama et al [20]	2019	<i>Accuracy, Precision, Recall</i>
SVM	Siswanto et al [21]	2018	<i>Accuracy</i>
SVM+PSO	Hernawati & W. Gata [22]	2019	<i>Accuracy</i>
NB	N. K. Wardhani et al [23]	2018	<i>Accuracy</i>
NB+PSO	Y. S. Mahardhika and E. Zuliarso [24]	2018	<i>Accuracy</i>
NB+N-gram +PSO	F. Pramono et al [25]	2019	<i>Accuracy, AUC</i>
SVM+N-gram +PSO	N. Hafidz & DY Liliana	2020	<i>Accuracy, Precision, Recall, AUC</i>

Beberapa penelitian analisis sentimen sebelumnya banyak menggunakan algoritma SVM dan Naïve Bayes (NB) sebagai algoritma klasifikasinya. Bryan Pratama menyebutkan bahwa SVM memiliki performa yang lebih baik dibandingkan dengan NB dalam hal akurasi, presisi, dan *recall* [20]. Hal yang serupa juga disimpulkan Siswanto dimana SVM memberikan performa akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan NB [21] serta oleh Hernawati yang menyimpulkan bahwa kombinasi SVM dan PSO memberikan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan SVM, NB, dan kombinasi NB dan PSO [22]. Sementara itu Nia Kusuma Wardhani menyimpulkan bahwa kombinasi NB dan PSO memberikan akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan SVM, NB, dan kombinasi SVM dan PSO [23]. Yonathan Sari Mahardhika menyimpulkan bahwa NB dapat memberikan nilai akurasi yang tinggi dalam melakukan klasifikasi sentimen *tweet* [24]. Sementara Fajar Pramono mengkombinasikan NB, PSO, dan N-Gram dalam melakukan klasifikasi sentimennya dan menyimpulkan bahwa penggunaan N-Gram dan PSO berperan besar untuk meningkatkan nilai akurasi dan *Area Under Curve* (AUC)-nya [25]. Kontribusi kebaruan penelitian ini dibandingkan dengan penelitian terkait sebelumnya adalah dibuatnya sebuah *model classifier* yang mengkombinasikan algoritma *Support Vector Machine* (SVM), *Particle Swarm Optimization* (PSO) dan N-Gram.

2. Metode Penelitian

2.1. Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berupa data *tweet* yang mengandung frase WHO dan Covid sejumlah 8000 *tweet*. Data *tweet* ini terdiri dari 4000 (50%) *tweet* sentimen positif dan 4000 (50%) *tweet* sentimen negatif. Jumlah *tweet* yang digunakan ini mengacu pada ukuran korpus *tweet* yang digunakan di 8th *International*

Workshop on Semantic Evaluation yang diselenggarakan di Dublin pada tahun 2014 [26]. Penarikan *tweet*-nya dilakukan dengan memanfaatkan *library* Python GetOldTweets3 [27] dengan *query* pencarian "@WHO covid". *Tweet* yang ditarik sendiri merupakan *tweet* yang muncul pada periode 1 Maret 2020 hingga 6 Mei 2020.

Pelabelan terhadap *tweet* yang berhasil ditarik dilakukan dengan memanfaatkan *library* Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner (VADER). VADER merupakan sebuah model berbasis *rule* sederhana yang digunakan untuk analisis sentimen umum. Performa VADER dalam menentukan sentimen juga setara dan bahkan dalam banyak kasus lebih baik dibandingkan dengan *tools* analisis sentimen lainnya [28].

2.2. Pre-processing

Pre-processing merupakan langkah awal pada analisis sentimen teks. Penggunaan teknik *pre-processing* yang sesuai juga dapat meningkatkan performa *model classifier*-nya [29]. Teknik-teknik *pre-processing* yang digunakan dalam penelitian ini meliputi *removing URL*, *user mention*, *hashtag*, dan tanda baca, *Lowercasing*, *Tokenizing*, *Stopwords filtering*, *Stemming*, dan *Generating N-gram*.

2.2.1. Removing URL, user mention, hashtag, dan punctuation

Pada proses ini dilakukan penghapusan *URL*, *user mention*, *hashtag* dan tanda baca yang ada pada teks *tweet* [29]. Contoh *tweet* dan teks hasil pemrosesannya:

Multiple Facebook posts claim that aspirin, lemon juice and honey have been combined to make a "home remedy" for #COVID19 in Italy.

Multiple Facebook posts claim that aspirin lemon juice and honey have been combined to make a home remedy for in Italy

2.2.2. Lowercasing

Lowercasing merupakan metode untuk mengubah seluruh kata pada teks menjadi kata-kata dalam huruf kecil. Dengan melakukan *lowercasing* ini, kata-kata yang sama akan melebur dan mengurangi dimensi permasalahannya [29]. Contoh *lowercasing*:

Multiple Facebook posts claim that aspirin lemon juice and honey have been combined to make a home remedy for in Italy

multiple facebook posts claim that aspirin lemon juice and honey have been combined to make a home remedy for in italy

2.2.3. Tokenizing

Tokenizing merupakan metode yang digunakan untuk memecah teks pada kalimat menjadi kata-kata atau frase-frase yang membentuknya [30]. Contoh *tokenizing*:

multiple facebook posts claim that aspirin lemon juice and honey have been combined to make a home remedy for in italy

```
{ "multiple" "facebook" "posts" "claim" "that"
  "aspirin" "lemon" "juice" "and" "honey" "have"
  "been" "combined" "to" "make" "a" "home"
  "remedy" "for" "in" "italy" }
```

2.2.4. Generating N-gram

N-gram merupakan sekumpulan n-kata yang muncul dalam urutan pada kalimat atau kumpulan teks. Meskipun N-gram bukanlah merupakan representasi dari sebuah teks, namun N-gram dapat digunakan sebagai sebuah fitur yang merepresentasikan teks itu sendiri [30]. Pada penelitian ini digunakan 2-gram dan 3-gram. Contoh 2-gram dan 3-gram:

```
{ "multiple" "facebook" "posts" "claim" "that"
  "aspirin" "lemon" "juice" "and" "honey" "have"
  "been" "combined" "to" "make" "a" "home"
  "remedy" "for" "in" "italy" }
```

```
{ "multiple_facebook" "facebook_posts"
  "posts_claim" "claim_that" "that_aspirin"
  "aspirin_lemon" "lemon_juice" "juice_and"
  "and_honey" "honey_have" "have_been"
  "been_combined" "combined_to" "to_make"
  "make_a" "a_home" "home_remedy" "remedy_for"
  "for_in" "in_italy" }
```

```
{ "multiple_facebook_posts" "facebook_posts_claim"
  "posts_claim_that" "claim_that_aspirin"
  "that_aspirin_lemon" "aspirin_lemon_juice"
  "lemon_juice_and" "juice_and_honey"
  "and_honey_have" "honey_have_been"
  "have_been_combined" "been_combined_to"
  "combined_to_make" "to_make_a" "make_a_home"
  "a_home_remedy" "home_remedy_for"
  "remedy_for_in" "for_in_italy" }
```

2.2.5. Stopwords filtering

Stopwords filtering merupakan proses menghilangkan kata-kata yang tidak memiliki dampak penting terhadap performa *model classifier*-nya [30]. Pada penelitian ini digunakan *Stopwords filtering* bahasa Inggris dan jumlah huruf pada setiap kata yang dilewatkan berada di antara 4 dan 25 huruf. Contoh *Stopwords filtering*:

```
{ "multiple" "facebook" "posts" "claim" "that"
  "aspirin" "lemon" "juice" "and" "honey" "have"
  "been" "combined" "to" "make" "a" "home" }
```

“remedy” “for” “in” “italy” “the” “claim” “is”
“misleading” “the” “has” “warned” “against” “for”}

{“multiple” “facebook” “posts” “claim” “aspirin”
“lemon” “juice” “honey” “combined” “make”
“home” “remedy” “claim” “misleading” “warned”
“against”}

2.2.6. Stemming

Stemming merupakan sebuah metode yang digunakan untuk mengkonsolidasikan bentuk-bentuk kata yang berbeda ke dalam bentuk yang sama [30]. Pada penelitian ini digunakan Stemming bahasa Inggris. Contoh Stemming:

{“multiple” “facebook” “posts” “claim” “aspirin”
“lemon” “juice” “honey” “combined” “make”
“home” “remedy” “italy” “claim” “misleading”
“warned” “against”}

{“multiple” “facebook” “post” “claim” “aspirin”
“lemon” “juice” “honey” “combine” “make” “home”
“remedy” “claim” “mislead” “warn” “against”}

2.3. Ekstraksi Fitur

Teks dan dokumen umumnya merupakan dataset yang tidak terstruktur. Oleh karena itu, dataset teks dan dokumen harus terlebih dahulu dikonversi ke dalam bentuk yang terstruktur ketika ingin menggunakan pemodelan matematik dalam melakukan klasifikasinya [30].

Ekstraksi fitur pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). TF-IDF merupakan salah satu algoritma yang paling umum digunakan untuk mentransformasi teks ke dalam representasi angka. Algoritma ini menghitung bobot dari kata dengan mempertimbangkan frekuensi kata (TF) dan berapa banyak kata tersebut muncul dalam keseluruhan dataset (IDF) [31].

2.4. Pemodelan

Model classifier yang diajukan dalam penelitian ini menggunakan algoritma klasifikasi SVM yang dikombinasikan dengan N-gram dan PSO. SVM merupakan salah satu metode *machine learning* untuk permasalahan klasifikasi yang paling populer [31] yang mencoba mendapatkan *hyperplane* yang paling jauh memisahkan data poin terdekat dari setiap kelas [28]. *Particle Swarm Optimization* (PSO) merupakan metode optimisasi global heuristik yang saat ini umum digunakan sebagai teknik optimasi [32]. Pada PSO, secara bersamaan segerombolan partikel menjelajahi ruang pencarian masalah dengan tujuan menemukan konfigurasi optimal yang berlaku global [33].

2.5. Evaluasi Model

Metrik performa yang digunakan untuk melakukan evaluasi terhadap performa *model classifier* pada penelitian ini yaitu akurasi, presisi, *recall*, dan *Area under ROC curve* (AUC). Akurasi merupakan perbandingan antara prediksi yang tepat dan keseluruhan prediksi (1). Presisi merupakan proporsi prediksi positif yang tepat dari seluruh positif (2). *Recall* atau *true positive rate* merupakan fraksi positif yang diketahui yang diprediksi dengan tepat (3). *Area under ROC curve* merupakan nilai perhitungan total area di bawah kurva *Receiver operating characteristics* (4). Sementara Kurva ROC itu sendiri menggambarkan *true positive rate* (TPR) (5) dan *false positive rate* (FPR) (6).

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

$$precision = \frac{\sum_{l=1}^L TP_l}{\sum_{l=1}^L TP_l + FP_l} \quad (2)$$

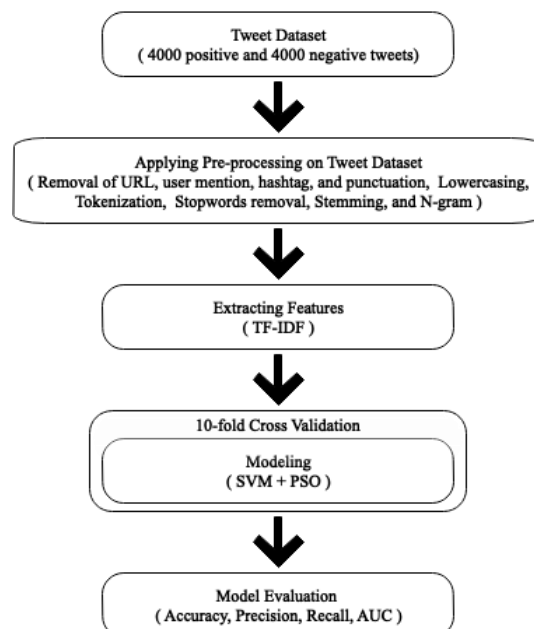
$$recall = \frac{\sum_{l=1}^L TP_l}{\sum_{l=1}^L TP_l + FN_l} \quad (3)$$

$$AUC = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} TPR(T)FPR'(T)dT \quad (4)$$

$$TPR = \frac{TP}{TP+FN} \quad (5)$$

$$FPR = \frac{FP}{FP+TN} \quad (6)$$

Model classifier yang diajukan dalam penelitian ini dan evaluasinya dapat diilustrasikan pada Gambar 1. Sebagai data pembanding untuk evaluasi *model classifier* yang diajukan, pada penelitian ini juga disertakan evaluasi *model classifier* menggunakan algoritma SVM, SVM+PSO, SVM+N-gram, NB, NB+PSO, NB+N-gram, dan NB+PSO+N-gram.



Gambar 1. *Model classifier* yang diajukan.

Gambar 1 di atas mengilustrasikan alur penelitian yang dilakukan mulai dari tahap pengumpulan dataset, *pre-processing*, pengekstrakan fitur, pembuatan model dan evaluasi model yang dilakukan secara sekuensial.

3. Hasil dan Pembahasan

Pencatatan metrik performa dari *model classifier* yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 2. Pada penelitian dengan menggunakan *dataset tweet* “@WHO covid” ini performa algoritma SVM sendiri tanpa dikombinasikan dengan teknik lainnya seperti N-gram dan PSO menunjukkan hasil yang lebih baik dibandingkan NB dengan kondisi yang sama. Keseluruhan nilai akurasi, presisi, *recall*, dan AUC dari SVM mengungguli nilai akurasi, presisi, *recall*, dan AUC dari NB. Hal ini sejalan dengan kesimpulan penelitian Bryan Pratama [20] dan Siswanto [21]. Penggunaan PSO pada SVM dan PSO pada NB juga meningkatkan nilai akurasi, presisi, *recall*, dan AUC, meskipun hanya merupakan peningkatan yang kecil, dibandingkan dengan SVM tanpa PSO dan NB tanpa PSO. Hal ini sejalan dengan kesimpulan penelitian Hernawati [22] dan Yonathan Sari Mahardhika [24].

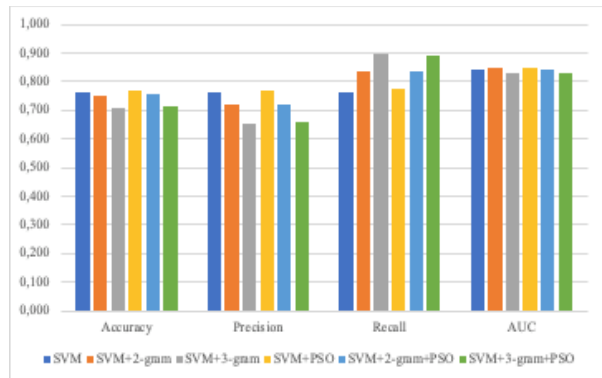
Pada SVM, penambahan teknik N-gram memberikan efek yang merugikan dalam hal akurasi dan presisi seperti terlihat pada Gambar 2. Nilai akurasi berkurang dari 0,762 menjadi 0,752 untuk SVM dengan 2-gram dan 0,709 untuk SVM dengan 3-gram. Sementara nilai presisi berkurang dari 0,761 menjadi 0,717 untuk SVM dengan 2-gram dan 0,652 untuk SVM dengan 3-gram. Di sisi lain, penambahan teknik N-gram pada SVM ini justru meningkatkan nilai *recall* dari 0,763 menjadi 0,834 untuk SVM dengan 2-gram dan 0,896 untuk SVM dengan 3-gram. Sementara pada AUC, penambahan teknik N-gram baik 2-gram maupun 3-gram pada SVM tidak memberikan perubahan yang signifikan terhadap nilai AUC-nya.

Tabel 2. Evaluasi Model Classifier

Model	Accuracy	Precision	Recall	AUC
SVM	0,762	0,761	0,763	0,842
SVM+2-gram	0,752	0,717	0,834	0,846
SVM+3-gram	0,709	0,652	0,896	0,831
SVM+PSO	0,769	0,767	0,773	0,845
SVM+2-gram+PSO	0,755	0,719	0,837	0,844
SVM+3-gram+PSO	0,713	0,658	0,888	0,831
NB	0,682	0,685	0,673	0,586
NB+2-gram	0,705	0,706	0,703	0,603
NB+3-gram	0,709	0,694	0,749	0,587
NB+PSO	0,698	0,702	0,687	0,617
NB+2-gram+PSO	0,695	0,693	0,699	0,590
NB+3-gram+PSO	0,707	0,702	0,722	0,601

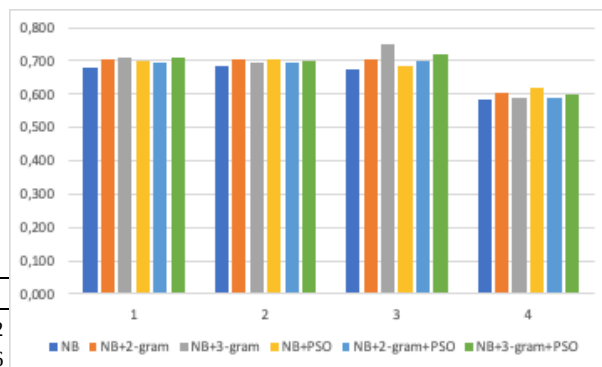
Kombinasi antara SVM, N-gram, dan PSO, yang merupakan *model classifier* yang diajukan pada penelitian ini, ternyata tidak memberikan hasil yang

lebih baik dibandingkan kombinasi antara SVM dan PSO dalam hal akurasi, presisi, dan AUC. Bahkan memberikan performa yang lebih buruk dibandingkan SVM tanpa teknik tambahan apapun dalam hal akurasi dan presisi.



Gambar 2. Evaluasi performa model classifier SVM

Nilai akurasi, presisi, dan AUC pada kombinasi antara SVM, 2-gram, dan PSO dibandingkan dengan nilai akurasi, presisi, dan AUC pada kombinasi SVM dan PSO berturut-turut adalah 0,755 dan 0,769; 0,719 dan 0,767; serta 0,844 dan 0,845. Sementara nilai akurasi, presisi, dan AUC pada kombinasi antara SVM, 3-gram, dan PSO berturut-turut adalah 0,713; 0,658; dan 0,831. Kombinasi antara SVM, N-gram (2-gram dan 3-gram), dan PSO ini hanya memberikan nilai *recall* yang lebih baik dibandingkan dengan kombinasi antara SVM dan PSO yaitu 0,837 dan 0,888 berbanding 0,773.



Gambar 3. Evaluasi performa model classifier NB

Sementara pada NB, penambahan teknik N-gram memberikan efek yang positif dalam hal akurasi, presisi dan *recall* seperti terlihat pada Gambar 3. Nilai akurasi bertambah dari 0,682 menjadi 0,705 untuk NB dengan 2-gram dan 0,709 untuk NB dengan 3-gram. Sementara nilai presisi bertambah dari 0,685 menjadi 0,706 untuk NB dengan 2-gram dan 0,694 untuk NB dengan 3-gram. Penambahan teknik N-gram pada NB meningkatkan nilai *recall* dari 0,673 menjadi 0,703 untuk NB dengan 2-gram dan 0,749 untuk NB dengan 3-gram. Sementara pada AUC, penambahan teknik N-gram baik 2-gram

maupun 3-gram pada NB tidak memberikan perubahan yang signifikan terhadap nilai AUC-nya.

Kombinasi antara NB, N-gram dan PSO memberikan hasil akurasi, presisi, dan AUC yang lebih rendah dibandingkan dengan kombinasi antara NB dan PSO. Nilai akurasi, presisi, dan AUC pada kombinasi antara NB, 2-gram, dan PSO dibandingkan dengan nilai akurasi, presisi, dan AUC pada kombinasi NB dan PSO berturut-turut adalah 0,695 dan 0,698; 0,693 dan 0,702; serta 0,590 dan 0,617. Sementara nilai akurasi, presisi, dan AUC pada kombinasi antara NB, 3-gram, dan PSO berturut-turut adalah 0,707; 0,702; dan 0,601. Kombinasi antara NB, N-gram (2-gram dan 3-gram), dan PSO ini hanya memberikan nilai *recall* yang lebih baik dibandingkan dengan kombinasi antara NB dan PSO yaitu 0,699 dan 0,722 berbanding 0,687.

4. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian klasifikasi sentimen *tweet* menggunakan *dataset tweet* “@WHO covid” sejumlah 4000 *tweet* positif dan 4000 *tweet* negatif ini dapat ditarik beberapa kesimpulan penelitian di antaranya *model classifier* yang memanfaatkan algoritma SVM memiliki performa akurasi, presisi, *recall*, dan AUC yang lebih baik dibandingkan algoritma NB. Penggunaan teknik N-gram, PSO, maupun kombinasi keduanya dengan algoritma SVM atau NB juga memberikan pengaruh yang bervariasi terhadap evaluasi metrik performa modelnya. Pada SVM, penggunaan N-gram cenderung mengurangi akurasi dan presisi. Sementara pada NB, penggunaan N-gram cenderung menambah akurasi dan presisi. Dalam hal *recall*, penggunaan N-gram baik pada SVM ataupun pada NB sama-sama menambah nilai *recall* dari kedua algoritma tersebut. Sementara dalam hal AUC, penggunaan N-gram tidak memberikan perubahan yang signifikan terhadap nilai AUC.

Beralih ke PSO, penggunaan PSO baik pada SVM maupun NB memberikan kenaikan akurasi, presisi, *recall*, dan AUC namun tidak dalam jumlah yang signifikan. PSO memberikan dampak yang positif dalam akurasi dan presisi dibandingkan N-gram pada SVM. Namun demikian, dalam hal *recall*, dampak positif yang diberikan N-gram pada SVM lebih besar dibandingkan dengan dampak yang diberikan PSO. Sedangkan dalam hal AUC, dampak yang diberikan PSO tidak berbeda signifikan dengan dampak yang diberikan N-gram pada SVM. Pada NB, dampak positif yang diberikan PSO tidak berbeda signifikan dengan dampak yang diberikan N-gram dalam hal akurasi, presisi, dan AUC. Namun dalam hal *recall*, dampak positif yang diberikan PSO pada NB lebih kecil dibandingkan dengan dampak yang diberikan N-gram. Sementara itu, kombinasi penggunaan N-gram dan PSO pada SVM maupun NB ternyata tidak memberikan dampak positif yang lebih

besar dibandingkan dengan penggunaan PSO dalam hal akurasi, presisi, dan AUC. Kombinasi penggunaan N-gram dan PSO pada SVM maupun NB hanya memberikan dampak positif yang lebih besar dibandingkan dengan penggunaan PSO dalam hal *recall*.

Pada akhirnya, dalam penelitian ini telah berhasil dibuat sebuah *model classifier* yang mengkombinasikan SVM, N-Gram dan PSO untuk menentukan sentimen *tweet* WHO terkait Covid-19. Nilai akurasi, presisi, *recall*, dan AUC dari *model classifier* yang mengkombinasikan SVM, N-Gram dan PSO ini berturut-turut adalah 0,755; 0,719; 0,837; dan 0,844. *Model classifier* ini memiliki performa yang cukup baik untuk dimanfaatkan sebagai *tool* analisis sentimen publik terhadap WHO terkait Covid-19 yang masih berlangsung hingga saat ini. *Model classifier* yang mengkombinasikan SVM, N-Gram dan PSO ini turut serta berkontribusi dalam analisis sentimen publik terhadap WHO tentang pandemik Covid-19 yang berkembang di masyarakat dunia saat ini khususnya di *platform* Twitter.

Sebagai upaya mencapai keberlanjutan penelitian, pada penelitian selanjutnya akan dilakukan penelitian dengan menggunakan teknik-teknik pemilihan fitur seperti *information gain* untuk mengurangi dimensi data dan beban komputasi pada tahapan *learning* dan pembuatan *model classifier*-nya.

Daftar Rujukan

- [1] WHO Constitution, BASIC DOCUMENTS, Forty-ninth edition. 2020.
- [2] WHO, “WHO | Global tuberculosis report 2019,” 2020. doi: .1037//0033-2909.126.1.78.
- [3] WHO, “World Malaria Report 2019. Geneva,” *World Malar. Rep.*, 2019.
- [4] WHO, “Obesity and overweight: Fact sheet,” *WHO Media Cent.*, 2016.
- [5] WHO, “Latest global cancer data: Cancer burden rises to 18.1 million new cases and 9.6 million cancer deaths in 2018,” *J. Med. Soc. Toho Univ.*, 2018.
- [6] WHO, “WHO | Cancer,” *WHO Factsheet* 297. 2014.
- [7] WHO, “WHO Strategic Response Plan: West Africa Ebola Outbreak,” *World Heal. Organ.*, 2015.
- [8] WHO, “Zika Epidemiology Update,” *Who*, 2019.
- [9] D. Cucinotta and M. Vanelli, “WHO declares COVID-19 a pandemic,” *Acta Biomedica*, vol. 91, no. 1. pp. 157–160, 2020, doi: 10.23750/abm.v91i1.9397.
- [10] C. Sohrabi et al., “World Health Organization declares global emergency: A review of the 2019 novel coronavirus (COVID-19),” *International Journal of Surgery*. 2020, doi: 10.1016/j.ijsu.2020.02.034.
- [11] R. Picheta and J. Yeung, “Trump announced the US will pull out of the WHO. What does that actually mean?,” 2020. <https://edition.cnn.com/2020/05/19/us/trump-who-funding-threat-explainer-intl/index.html>.
- [12] S. Holland and M. Nichols, “Trump cutting U.S. ties with World Health Organization over virus,” 2020. <https://www.reuters.com/article/us-health-coronavirus-trump-who/trump-cutting-u-s-ties-with-world-health-organization-over-virus-idUSKBN2352YJ>.
- [13] N. McCarthy, “Which Countries Are The Biggest Financial Contributors To The World Health Organization? [Infographic],”

2020.
<https://www.forbes.com/sites/niallmccarthy/2020/04/08/which-countries-are-the-biggest-financial-contributors-to-the-world-health-organization-infographic/#30ad2c97494c>.
- [14] J. Clement, "Twitter - Statistics & Facts," 2020. <https://www.statista.com/topics/737/twitter/>.
- [15] R. Krikorian, "New Tweets per second record, and how!," 2013. https://blog.twitter.com/engineering/en_us/a/2013/new-tweets-per-second-record-and-how.html.
- [16] B. Liu, *Sentiment analysis: Mining opinions, sentiments, and emotions*. 2015.
- [17] X. Zhou, X. Tao, J. Yong, and Z. Yang, "Sentiment analysis on tweets for social events," in *Proceedings of the 2013 IEEE 17th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design, CSCWD 2013*, 2013, doi: 10.1109/CSCWD.2013.6581022.
- [18] R. K. Bakshi, N. Kaur, R. Kaur, and G. Kaur, "Opinion mining and sentiment analysis," in *Proceedings of the 10th INDIACOM; 2016 3rd International Conference on Computing for Sustainable Global Development, INDIACOM 2016*, 2016, doi: 10.1561/15000000011.
- [19] V. A. and S. S. Sonawane, "Sentiment Analysis of Twitter Data: A Survey of Techniques," *Int. J. Comput. Appl.*, 2016, doi: 10.5120/ijca2016908625.
- [20] B. Pratama *et al.*, "Sentiment Analysis of the Indonesian Police Mobile Brigade Corps Based on Twitter Posts Using the SVM and NB Methods," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1201, no. 1, pp. 0–12, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1201/1/012038.
- [21] N. Kusuma Wardhani, Siswanto, Y. P. Wibawa, W. Gata, and G. Gata, "Classification Analysis of MotoGP Comments on Media Social Twitter Using Algorithm Support Vector Machine and Naive Bayes," in *Proceedings of ICAITI 2018 - 1st International Conference on Applied Information Technology and Innovation: Toward A New Paradigm for the Design of Assistive Technology in Smart Home Care*, 2018, doi: 10.1109/ICAITI.2018.8686751.
- [22] Hernawati and W. Gata, "Sentimen Analisis Operasi Tangkap Tangan KPK Menurut Masyarakat Menggunakan Algoritma Support Vector Machine, Naive Bayes Berbasis Particle Swarm Optimization," *Fakt. Exacta*, 2019, doi: 10.30998/faktorexacta.v12i3.4992.
- [23] N. K. Wardhani *et al.*, "Sentiment analysis article news coordinator minister of maritime affairs using algorithm naive bayes and support vector machine with particle swarm optimization," *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, 2018.
- [24] Y. S. Mahardhika and E. Zuliarso, "Analisis Sentimen Terhadap Pemerintahan Joko Widodo Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Algoritma Naives Bayes," *Pros. SINTAK 2018*, 2018.
- [25] F. Pramono, D. Rosiyadi, and W. Gata, "Integrasi N-gram, Information Gain, Particle Swarm Optimization di Naive Bayes untuk Optimasi Sentimen Google Classroom," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, 2019, doi: 10.29207/resti.v3i3.1119.
- [26] B. G. Assefa, "KUNLPLab: Sentiment Analysis on Twitter Data," *Proc. 8th Int. Work. Semant. Eval. (SemEval 2014)*, pp. 391–394, 2014.
- [27] "GetOldTweets3." <https://pypi.org/project/GetOldTweets3/>.
- [28] C. J. Hutto and E. Gilbert, "VADER: A parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text," in *Proceedings of the 8th International Conference on Weblogs and Social Media, ICWSM 2014*, 2014.
- [29] S. Symeonidis, D. Effrosynidis, and A. Arampatzis, "A comparative evaluation of pre-processing techniques and their interactions for twitter sentiment analysis," *Expert Syst. Appl.*, 2018, doi: 10.1016/j.eswa.2018.06.022.
- [30] K. Kowsari, K. J. Meimandi, M. Heidarysafa, S. Mendu, L. Barnes, and D. Brown, "Text classification algorithms: A survey," *Information (Switzerland)*. 2019, doi: 10.3390/info10040150.
- [31] A. A. Hakim, A. Erwin, K. I. Eng, M. Galinium, and W. Muliady, "Automated document classification for news article in Bahasa Indonesia based on term frequency inverse document frequency (TF-IDF) approach," in *Proceedings - 2014 6th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering: Leveraging Research and Technology Through University-Industry Collaboration, ICITEE 2014*, 2014, doi: 10.1109/ICITEED.2014.7007894.
- [32] Y. Zhang, S. Wang, and G. Ji, "A Comprehensive Survey on Particle Swarm Optimization Algorithm and Its Applications," *Mathematical Problems in Engineering*. 2015, doi: 10.1155/2015/931256.
- [33] B. Chopard and M. Tomassini, "Particle swarm optimization," in *Natural Computing Series*, 2018.