



OLS

OLYMPIC
OF
STATISTICS
TAHUN 2022

FULL PAPER

**“Analisis Sentimen terhadap Respons Pengguna Aplikasi
PeduliLindungi Menggunakan *Multilayer Perceptron*, *Support
Vector Machine*, dan *Naïve Bayes*”**

TIM ASAL IKUT

Nama Ketua Tim : Ahmad Habib Hasan Zein

Anggota 1 : Farla Pricilla Fatima

Nomor Peserta : OLS0313

ABSTRAK

Sejak awal tahun 2020 silam kasus pandemi Covid-19 telah melanda Indonesia. Berdasarkan data jumlah kasus Covid-19 di Indonesia yang kian meningkat, pemerintah terus berupaya untuk mengambil langkah strategis. Salah satu langkah tersebut adalah dengan pembatasan mobilitas masyarakat untuk mengurangi penularan kasus Covid-19 atau dikenal dengan istilah “*Lockdown*”. Namun, penyebaran kasus Covid-19 yang terhitung cepat membuat pemerintah kewalahan dalam melakukan pemantauan. Untuk itu, pemerintah Indonesia menginisiasi sebuah aplikasi sebagai instrumen pelacakan persebaran kasus pandemi Covid-19 yang dinamakan PeduliLindungi. Aplikasi PeduliLindungi menjadi bagian dari standar dasar proses pelacakan masyarakat untuk meminimalisasi risiko penularan Covid-19 yang wajib digunakan oleh masyarakat Indonesia. Aplikasi tersebut menuai berbagai respons positif dan negatif dari masyarakat. Dengan menggunakan data respons pengguna pada kolom *review* Google Playstore, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen data respons pengguna aplikasi PeduliLindungi yang dapat menjadi pengukuran guna peningkatan kualitas pelayanan aplikasi PeduliLindungi. Akan tetapi, banyak *review* yang tidak sesuai dengan *rating* sehingga mengharuskan untuk mengklasifikasi apakah *review* tersebut merupakan *review* positif atau negatif. Dalam penelitian ini digunakan algoritma *Multilayer Perceptron*, *Support Vector Machine* (SVM), dan *Naïve Bayes* untuk memodelkan klasifikasi. Dengan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* diperoleh akurasi sebesar 95%, *Naïve Bayes* dihasilkan akurasi sebesar 95%, dan *Multilayer Perceptron* didapatkan akurasi sebesar 96%. Hal itu menunjukkan algoritma *Multilayer Perceptron* merupakan algoritma terbaik dari ketiganya dan model yang diperoleh dapat mengklasifikasikan *review* dengan sangat baik. Dengan menggunakan model ini pihak pengembang aplikasi terkait dapat melihat respons masyarakat sebenarnya dan dapat menjadi pengukuran serta saran dari masyarakat guna peningkatan kualitas pelayanan aplikasi PeduliLindungi.

Kata Kunci: PeduliLindungi, *Review*, *Multilayer Perceptron*, *Support Vector Machine* (SVM), *Naïve Bayes*

BAB I PENDAHULUAN

Sejak akhir tahun 2019, dunia digemparkan oleh munculnya virus mematikan dengan level percepatan penyebaran yang tinggi. Wabah penyakit yang disebabkan oleh virus mematikan bernama *Coronavirus* tersebut dikenal dengan *Coronavirus Disease 2019* atau Covid-19. Kasus pandemi Covid-19 di Indonesia pertama kali terkonfirmasi pada tanggal 2 Maret 2020. Berdasarkan data dari Gugus Tugas Percepatan Penanganan COVID-19 jumlah warga terinfeksi virus kian meningkat hingga pada tanggal 31 Maret 2020, tercatat sebanyak 1.528 kasus positif dengan 114 kasus baru dari tanggal sebelumnya dan 14 kasus meninggal.

Wabah yang kemudian berstatus pandemi ini menciptakan banyak kerugian di berbagai sektor baik dalam ekonomi, pendidikan, industri, maupun kesehatan. Untuk menangani hal tersebut, pemerintah berupaya menerapkan berbagai kebijakan. Salah satu kebijakan tersebut yaitu pembatasan mobilitas masyarakat atau dikenal dengan istilah "Pembatasan Sosial Berskala Besar" atau PSBB. Pembatasan mobilitas masyarakat tersebut meliputi pembatasan aktivitas pendidikan, melakukan aktivitas perkantoran dari rumah, pembatasan kegiatan beribadah, dan sebagainya. Kebijakan tersebut diterapkan untuk menekan penyebaran kasus Covid-19 yang sangat cepat. Pembatasan kegiatan sosial tersebut menuai pro dan kontra. Banyak pihak merasa dirugikan dengan adanya kebijakan tersebut. Pemerintah kemudian melonggarkan pembatasan mobilitas masyarakat dengan menerapkan *contact tracing*.

Aktivitas masyarakat yang sangat dinamis menyulitkan pemerintah untuk melakukan pemantauan dan pelacakan secara manual terhadap seseorang yang diduga terjangkit Covid-19. Oleh karena itu, pemerintah menginisiasi *contact tracing* yang lebih cepat, akurat, dan dapat dilakukan secara otomatis dengan berbasis teknologi yaitu sebuah aplikasi yang dinamakan PeduliLindungi. Aplikasi ini bertujuan untuk memetakan pergerakan persebaran Covid-19 yang ditularkan melalui kontak fisik oleh pasien yang terinfeksi virus tersebut. Aplikasi ini akan menjadi standar dasar proses pelacakan masyarakat untuk

meminimalisasi risiko penularan Covid-19 yang wajib digunakan oleh masyarakat Indonesia. PeduliLindungi pertama kali dipublikasikan pada 27 Maret 2020 dan mulai menjadi syarat wajib bagi masyarakat untuk memasuki ruang publik pada 23 Agustus 2021. Kebijakan tersebut disampaikan oleh Menteri Koordinator Bidang Kemaritiman dan Investasi Luhut Binsar Panjaitan.

Akan tetapi, kebijakan aplikasi Peduli belum sepenuhnya berjalan dengan baik karena masih terdapat beberapa respons kontra dari masyarakat mengenai ketidakefektifan aplikasi tersebut seperti kesalahan status, aplikasi yang sering keluar dan berhenti secara tiba-tiba, penggunaan daya baterai yang boros, kegagalan pengiriman kode OTP, hingga keresahan masyarakat terkait data privasinya. Agar kebijakan tersebut dapat berjalan dengan baik, diperlukan upaya peningkatan kualitas aplikasi PeduliLindungi. Oleh sebab itu, peneliti ingin menganalisis sentimen data respons pengguna aplikasi PeduliLindungi di Google Playstore guna peningkatan kualitas pelayanan aplikasi PeduliLindungi. Karena terdapat banyak *review* yang tidak sesuai dengan *rating*, diharuskan untuk mengklasifikasi apakah *review* tersebut merupakan *review* positif atau negatif. Penelitian ini menggunakan algoritma *Multilayer Perceptron*, *Support Vector Machine* (SVM), dan *Naïve Bayes* untuk memodelkan klasifikasi. Dari ketiga algoritma klasifikasi tersebut, akan dicari algoritma yang paling optimal.

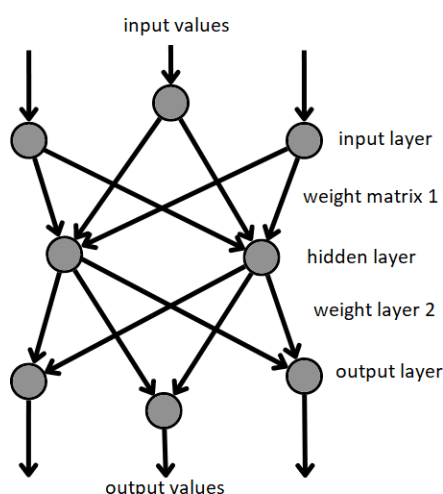
Dengan dipilihnya topik mengenai respons masyarakat terhadap aplikasi PeduliLindungi, peneliti berharap hasil analisis dan saran dari penelitian ini dapat digunakan bagi pemerintah atau pengembang aplikasi untuk melihat respons masyarakat yang sebenarnya terhadap aplikasi PeduliLindungi. Serta menjadi tolak ukur dari masyarakat guna meningkatkan kualitas pelayanan aplikasi PeduliLindungi.

BAB II

ISI PEMBAHASAN

Analisis sentimen adalah suatu cara untuk mendapatkan informasi mengenai pendapat masyarakat yang diekspresikan dalam bentuk teks dengan tujuan mengambil informasi, menilai sikap, pendapat, sentimen, kritik, maupun evaluasi pada pendapat masyarakat. Analisis sentimen dilakukan dengan cara mengekstraksi, memahami pola teks, dan mengolah data teks. Analisis sentimen dapat digunakan pada berbagai bidang seperti ekonomi, sosial, politik, dan hukum. Pada penelitian ini pendapat masyarakat terhadap aplikasi PeduliLindungi dikelompokkan menjadi dua, yakni sentimen positif dan sentimen negatif. Berbagai algoritma dapat digunakan dalam analisis sentimen seperti halnya regresi logistik, *Support Vector Machine* (SVM), *Decision Tree*, maupun algoritma pada *machine learning* dan *deep learning* lainnya. Fokus pada penelitian kali ini adalah menggunakan algoritma *Multilayer Perceptron*, *Support Vector Machine*, dan *Naïve Bayes*.

Multilayer Perceptron (MLP) adalah salah satu bentuk algoritma *deep learning* yang menggunakan cara kerja jaringan saraf tiruan. *Multilayer Perceptron* merupakan pengembangan dari *Single Layer Perceptron* (SLP) sehingga memiliki beberapa lapisan ataupun *hidden layer* yang terletak di antara ruang input dan *output layer*. Berikut adalah gambaran lapisan atau *hidden layer* pada MLP :



Gambar 1. Ilustrasi *Multilayer Perceptron*

Gambar 1 menjelaskan ilustrasi cara kerja *Multilayer Perceptron*. MLP memiliki *input* dan memasukkan *layer* pertama dan diproses oleh fungsi penjumlahan dan fungsi aktivasi. Hasil dari *layer* pertama menjadi *input layer* berikutnya. Semakin banyak *layer* akan memperbaiki sistem dalam mengenali pola. Jumlah *layer* juga berpengaruh terhadap proses *learning* yang lambat karena banyak *layer* yang dihadapi. *Multilayer Perceptron* juga merupakan jaringan saraf tiruan *feed-forward* yang memiliki sejumlah saraf yang saling terhubung dengan saraf lainnya dengan saraf bobot penghubung. Dimana saraf yang ada merupakan unit untuk memproses dan menghitung nilai aktivasi dari *predecessor* dari masing-masing unit.

Support Vector Machine (SVM) adalah metode *machine learning* yang dapat dimanfaatkan untuk melakukan analisis klasifikasi. SVM dipopulerkan oleh Vapnik, Boser dan Guyon pada tahun 1992. Keunggulan algoritma ini dibandingkan teknik *machine learning* lain adalah, SVM menghasilkan akurasi yang tinggi dan optimal pada data yang berdimensi tinggi. Lain halnya dengan proses pada *deep learning* yang membuat *hyperplane* sebagai pemisah antar kelas, pada algoritma SVM ini menemukan *hyperplane* yang optimal sebagai batas pemisah *data set* menjadi dua kelas yang berbeda bergantung pada kernel *trick* yang digunakan. Berikut adalah beberapa kernel pada SVM :

a. Kernel linear

Kernel linear merupakan kernel yang paling sederhana. Kernel ini baik digunakan untuk data berupa vektor yang tersusun secara linear. Pada analisis sentimen data direpresentasikan dalam bentuk vektor yang memuat frekuensi kata. Fungsi kernel linear adalah sebagai berikut

$$K(x_i, y_i) = \sum_{i=1}^n x_i y_i$$

b. Kernel *polynomial*

Kernel *polynomial* merupakan bentuk umum dari kernel linear. Pada kernel ini bergantung pada derajat parameter derajat (d) untuk mencari fungsi yang optimal dari *dataset*. Dengan ketentuan semakin besar nilai d maka *hyperplane* yang terbentuk semakin fluktuatif. Karenanya kernel *polynomial*

bekerja dengan baik pada *dataset* yang telah dinormalisasi. Fungsi kernel *polynomial* adalah sebagai berikut :

$$K(x_i, y_i) = \sum_{i=1}^n (x_i y_i + 1)^d$$

c. Kernel *Radial Basic Function* (RBF)

Kernel RBF merupakan kernel *default* dari SVM. Kernel ini optimal digunakan dalam *dataset* yang *non-linear*, di mana memanfaatkan beberapa parameter untuk menghasilkan *error* yang kecil dalam proses pelatihan model. Fungsi kernel RBF adalah sebagai berikut :

$$K(x_i, y_i) = e^{(-\gamma \sum_{i=1}^n |x_i y_i|^2)}$$

dengan nilai $\gamma > 0$, nilainya dapat dicari sebagai berikut :

$$\gamma = \frac{1}{\text{jumlah variabel} * \sigma^2}$$

Naïve Bayes Classifier (NBC) atau klasifikasi *Naïve Bayes* adalah metode klasifikasi yang menggunakan teorema bayes untuk melakukan klasifikasi. Metode ini dikemukakan oleh Thomas Bayes, dengan mendasarkan bahwa peluang terjadinya peristiwa di masa depan didasarkan oleh syarat dari peristiwa pada masa lalu. Oleh karena itu, metode ini merupakan salah satu metode *machine learning* yang menggunakan probabilitas dalam pengambilan keputusannya. Persamaan *Naïve Bayes* dapat dituliskan sebagai berikut :

$$P(y|X) = \frac{P(x_1|y)P(x_2|y) \dots P(x_n|y)P(y)}{P(x_1)P(x_2)P(x_3) \dots P(x_n)}$$

Karena pembagiannya merupakan konstanta untuk setiap nilai, maka didapatkan probabilitas posterior adalah sebagai berikut :

$$P(y|X) = \prod_{i=1}^n P(x_i|y)$$

Lalu untuk menghasilkan keputusan ditambahkan dengan aturan keputusan. Di mana digunakan aturan keputusan yang cukup terkenal adalah probabilitas posteriori maksimum atau yang dikenal dengan MAP dengan fungsi sebagai berikut :

$$v = \operatorname{argmax}_y P(y) \prod_{i=1}^n P(x_i|y)$$

dengan :

v = Nilai output dari hasil klasifikasi *Naïve bayes*

$P(x_i|y)$ = rasio antara jumlah data latih dan total kemungkinan output.

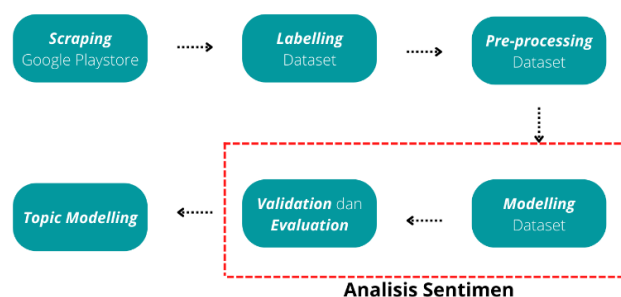
Peneliti kemudian membandingkan ketiga algoritma dengan menggunakan berbagai ukuran evaluasi yaitu *F1-Score*, akurasi, *precision*, dan *recall*. *F1-Score* adalah rata-rata harmonik dari *precision* dan *recall*. Akurasi adalah jumlah hasil klasifikasi yang benar dibagi dengan total observasi. *Precision* adalah hasil prediksi benar untuk kelas positif dibagi dengan total observasi yang diprediksi sebagai positif. *Recall* adalah total prediksi benar untuk kelas yang positif. Secara matematis, persamaan *F1-Score*, *precision*, *recall* dan akurasi dapat ditulis sebagai berikut :

$$Precision = \frac{True\ Positives}{True\ Positives + False\ Positives}$$

$$Recall = \frac{True\ Positives}{True\ Positives + False\ Negatives}$$

$$F1 - Score = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall}$$

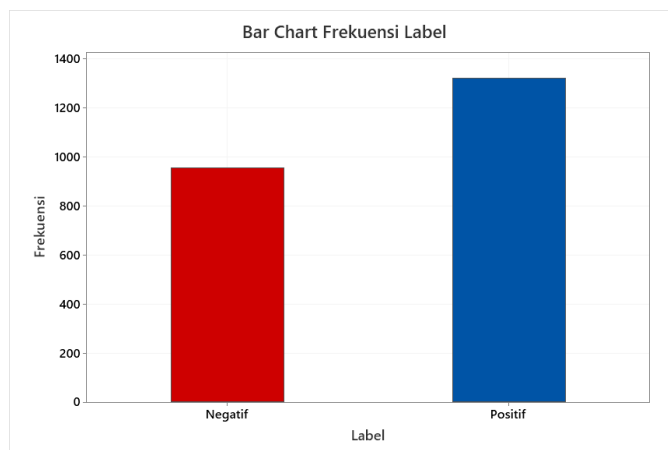
$$Accuracy = \frac{True\ Positives + True\ Negative}{True\ Positives + True\ Negative + False\ Positives + False\ Negatives}$$



Gambar 2. Diagram Alur Analisis

Pada proses analisis sentimen ini peneliti menggunakan *dataset* yang diekstrak dari data *review* pengguna aplikasi PeduliLindungi di Google Playstore dengan menggunakan metode *scraping*. Data *review* yang diambil adalah *review* pengguna aplikasi PeduliLindungi yang diunggah sejak 26 Juli 2022 sampai 14 Agustus 2022. Dari *review* tersebut banyak ditemukan ketidaksesuaian antara

review tertulis dengan *rating* yang diberikan baik disengaja maupun tidak sehingga mengharuskan peneliti untuk memberi label secara manual dengan kriteria-kriteria tertentu. Proses *labelling dataset* menghasilkan output sebagai berikut :



Gambar 3. Grafik Persebaran *Dataset*

Untuk proses *labeling dataset* tersebut digunakan dua kategori label yaitu *review* positif dan *review* negatif. Didapatkan sebanyak 2500 observasi dari *dataset* yang diperoleh dengan rincian sebanyak 1321 merupakan termasuk *review* atau ulasan positif, 954 observasi merupakan *review* atau ulasan negatif, dan sebanyak 225 merupakan *spam review* karena bukan terkait pendapat aplikasi PeduliLindungi.



Gambar 4. *Word Cloud Dataset*

Dari *dataset* kemudian dibentuk *word cloud* untuk menampilkan kata-kata yang sering muncul pada *review* aplikasi PeduliLindungi adalah “Vaksin”, disusul oleh “Aplikasi”, “Bagus”, “Sertifikat”, “Bantu”, “Gak”, “Data”, “Update”, “Booster”, “Muncul”, “Tanggal”, “Gagal”, “Scan”, “Ribet”, “Login”, dan “Error”. Dari *word cloud* tersebut kita dapat menyimpulkan kata “Vaksin” dan “Booster” merujuk pada layanan informasi dan sertifikat vaksin. Kata “update” merujuk pada aplikasi yang meminta *update* secara berkala. Kata “scan” merujuk pada sistem untuk memindai kode respons cepat atau *barcode*. Kata “login” merujuk pada proses identifikasi pengguna agar dapat mengakses aplikasi. Serta, kata “error” yang merujuk pada terjadinya galat pada sistem aplikasi.

Data teks merupakan data yang cukup kotor dan tidak terstruktur layaknya data numerik. Oleh sebab itu, data yang telah diperoleh sebelumnya harus dilakukan pra-pemrosesan terlebih dahulu. Hal ini bertujuan untuk menyiapkan data agar dapat digunakan pada proses pembentukan model selanjutnya. Data yang sebelumnya bersifat mentah dan kotor berubah menjadi data yang informatif dan bersih. Pada penelitian ini pra-pemrosesan yang dilakukan oleh peneliti adalah sebagai berikut :

1. Penghapusan data yang tidak sesuai

Banyak *review* yang termasuk *spam review* karena bukan terkait pendapat aplikasi maka akan dilakukan penghapusan, untuk *review* yang termasuk dalam *spam* yakni sebanyak 225 observasi.

2. *Lowercase*

Proses mengubah seluruh huruf kapital menjadi huruf kecil

3. *Remove non alphanumeric & excess spacing*

Proses menghilangkan semua karakter yang bukan huruf abjad dan angka, serta menghapus spasi berlebihan. Hal ini dilakukan untuk mempermudah tahap pra-pemrosesan selanjutnya

4. *Tokenizing*

Tokenizing adalah proses pemisahan atau pemotongan kalimat menjadi kata-kata yang menyusunnya. Proses tersebut tidak sekedar memotong kalimat berdasarkan spasi yang ada karena pada tahap ini membutuhkan

modul *Natural Language Toolkit* (NLTK) pada dengan berbasis bahasa Indonesia.

5. *Stopword removal*

Stopword removal merupakan proses penghapusan kata-kata yang umum dan tidak memiliki makna. Proses itu dilakukan untuk menyaring kata-kata yang mewakili dari sentimen masyarakat.

6. *Stemming*

Stemming adalah proses menghilangkan huruf imbuhan sehingga menjadi kata dasar.

7. *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF)

Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) adalah proses pembobotan berdasarkan frekuensi banyaknya kata muncul dan *inverse* frekuensi dokumen dari kata di satu set dokumen. Hal ini bertujuan untuk mengubah format data yang sebelumnya teks menjadi vektor yang berisi angka frekuensi kata yang muncul.

Dengan menggunakan data hasil pra-pemrosesan sebelumnya, peneliti kemudian mengklasifikasikan *review* menjadi dua kategori yaitu ‘positif’ dan ‘negatif’. Digunakan label yaitu angka 1 (satu) untuk ‘positif’ dan 0 (nol) untuk ‘negatif’. Sebelum melakukan proses pelatihan model, *dataset* dibagi menjadi dua yaitu data latih dan data uji dengan proporsi yaitu 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. Pada penelitian ini digunakan beberapa algoritma dengan tujuan untuk mencari algoritma yang optimal berdasarkan ukuran evaluasi terbaik. Beberapa algoritma yang digunakan dalam proses ini adalah *Support Vector Machine* (SVM), *Naïve bayes*, dan *Multilayer Perceptron*. Berikut adalah model dari beberapa algoritma :

1. Model menggunakan *Support Vector Machine* (SVM)

```
# Check Classification report
print(classification_report(y_test,predicted3))
```

	precision	recall	f1-score	support
0	0.94	0.94	0.94	189
1	0.95	0.95	0.95	266
accuracy			0.95	455
macro avg	0.95	0.95	0.95	455
weighted avg	0.95	0.95	0.95	455

Gambar 5. *Metrics* Hasil Prediksi SVM

Dengan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) diperoleh model 1. Dari model 1 didapatkan nilai *macro F1-Score* adalah sebesar 95% dengan *F1-Score* untuk *review* negatif sebesar 94% dan *F1-Score* untuk *review* positif sebesar 95%, dan juga akurasi sebesar 95%.

2. Model menggunakan *Naïve bayes*

```
# Check Classification report
print(classification_report(y_test,predicted))
```

	precision	recall	f1-score	support
0	0.95	0.94	0.94	189
1	0.96	0.96	0.96	266
accuracy			0.95	455
macro avg	0.95	0.95	0.95	455
weighted avg	0.95	0.95	0.95	455

Gambar 6. Metrics Hasil Prediksi *Naïve Bayes*

Dengan menggunakan algoritma *Naïve bayes* diperoleh model 2. Dari model 2 didapatkan nilai *macro F1-Score* adalah sebesar 95% dengan *F1-Score* untuk *review* negatif sebesar 96% dan *F1-Score* untuk *review* positif sebesar 94%, dan juga akurasi sebesar 95%.

3. Model menggunakan *Multilayer Perceptron*

```
# Classification Report MLP
print(classification_report(y_test,y_predc))
```

	precision	recall	f1-score	support
0	0.95	0.96	0.95	189
1	0.97	0.96	0.97	266
accuracy			0.96	455
macro avg	0.96	0.96	0.96	455
weighted avg	0.96	0.96	0.96	455

Gambar 7. Metrics Hasil Prediksi *Multilayer Perceptron*

Dengan menggunakan algoritma *Multilayer Perceptron* diperoleh model 3. Dari model 3 didapatkan nilai *macro F1-Score* adalah sebesar 96% dengan *F1-Score* untuk *review* negatif sebesar 95% dan *F1-Score* untuk *review* positif sebesar 97%, dan juga akurasi sebesar 96%.

Tabel 1. Ukuran Ketepatan Klasifikasi

Algoritma	Macro F1-Score	F1-Score Positif	F1-Score Negatif	Akurasi
<i>Support Vector Machine</i>	95%	95%	94%	95%
<i>Naïve Bayes</i>	95%	96%	94%	95%
<i>Multilayer Perceptron</i>	96%	97%	95%	96%

Berdasarkan tabel 1, dapat dilihat bahwa untuk ketiga model yang didapatkan seluruhnya memiliki nilai *F1-Score* dan akurasi di atas 90%. Hal ini menunjukkan bahwa ketiga model layak digunakan. Kemudian akan dipilih model yang optimal dari ketiganya. Model yang optimal adalah model yang memiliki akurasi dan *F1-score* tertinggi. Dari tabel 1 didapatkan model ketiga menggunakan algoritma *Multilayer Perceptron* memiliki nilai akurasi dan *F1-Score* yang paling tinggi dari model lainnya. Maka model yang optimal dalam penelitian ini adalah model dengan menggunakan algoritma *Multilayer Perceptron*.

BAB III

PENUTUP

Berdasarkan hasil penelitian ini dapat dilihat bahwa algoritma *Support Vector Machine* (SVM), *Naïve Bayes*, dan *Multilayer Perceptron* baik digunakan untuk melakukan klasifikasi terhadap *review* pengguna aplikasi PeduliLindungi. Dari ketiga algoritma tersebut diperoleh bahwa *Multilayer Perceptron* merupakan algoritma yang paling optimal dengan akurasi sebesar 96% dan *Macro F1-Score* sebesar 96%. Oleh karena itu, dalam penelitian ini dapat dikatakan bahwa *Multilayer Perceptron* merupakan algoritma terbaik untuk pembuatan model klasifikasi. Selain itu, dapat juga dikatakan bahwa *word cloud* dapat digunakan untuk memperoleh ringkasan *review* pengguna aplikasi PeduliLindungi. Ringkasan dari *review* tersebut dapat menjadi saran yang dapat digunakan oleh pihak pengembang aplikasi untuk peningkatan kualitas layanan aplikasi PeduliLindungi.

Setelah dilakukannya penelitian ini, pihak pengembang aplikasi ataupun pemerintah dapat menggunakan algoritma *Multilayer Perceptron* untuk mengetahui respons masyarakat yang sebenarnya. Selain itu, pihak pengembang aplikasi dapat melakukan evaluasi untuk perbaikan kualitas pelayanan aplikasi PeduliLindungi dengan memanfaatkan kata-kata yang muncul dalam *word cloud*. Dari beberapa kata yang muncul dalam *word cloud*, pihak pengembang aplikasi dapat melakukan perbaikan yang berfokus pada permasalahan aplikasi, sertifikat, data, *update*, dan *scan*. Terkait sistem aplikasi, pihak pengembang dapat melakukan perbaikan terhadap masalah seperti aplikasi yang sering berhenti secara tiba-tiba, penggunaan daya berlebih, dan keterlambatan respons aplikasi. Selain itu, pihak pengembang aplikasi juga dapat berfokus terhadap sertifikat vaksin yang tidak terbaru, kesalahan data diri dalam sertifikat, kegagalan sistem setelah *update* aplikasi, dan kegagalan dalam pemindaian atau *scan*.

DAFTAR PUSTAKA

- Alboaneen, D.A., Tianfield, H., & Zhang, Yan. (2018). *Sentiment Analysis via Multi-Layer Perceptron Trained by Meta-Heuristic Optimisation*. Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Big Data. <https://doi.org/10.1109/BigData.2017.8258507>
- Géron, Aurélien. (2019). *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems* (2nd ed). California: O'Reilly Media.
- Janiesch, Christian., Zschech, Patrick., & Heinrich, Kai. (2021). Machine Learning and Deep Learning. *Electronic Markets*, 31(3), 685-695. <https://doi.org/10.1007%2Fs12525-021-00475-2>
- Mathapati, Pramod., Shahapurkar, Arati., & Hanabaratti, Kavita. (2017). Sentiment Analysis using Naïve bayes Algorithm. *International Journal of Computer Sciences and Engineering*, 5(7), 75-77. <https://doi.org/10.26438/ijcse/v5i7.7577>
- Octaviani, P.A., Wilandari, Y., & Ispriyanti, D. (2014). Penerapan Metode Klasifikasi Support Vector Machine (SVM) Pada Data Akreditasi Sekolah Dasar (SD) di Kabupaten Magelang. *Jurnal Gaussian*, 3(4), 811-820. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.v3i4.8092>
- Popescu, Marius-Constantin., Balas, Valentina., Perescu-Popescu, Liliana., & Mastorakis, Nikos. (2009). Multilayer Perceptron and Neural Networks. *WSEAS Transactions on Circuits and Systems*, 8(7), 579–588. <http://wseas.us/e-library/transactions/circuits/2009/29-485.pdf>
- Ramdhani, Moch. Ali., Rahim, Oki Nandoko., (2014). Analisis Sentimen Untuk Mengukur Popularitas Tokoh Publik Berdasarkan Data Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Algoritma Data Mining Dengan Teknik Klasifikasi. *Jurnal Informasi*, 6(2). <http://informasi.stmik-im.ac.id/wp-content/uploads/2016/05/ali62-1.pdf>
- Sari, F.V., & Wibowo, A. (2019). Analisis Sentimen Pelanggan Toko Online Jd.Id Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Berbasis Konversi Ikon Emosi. *Jurnal Simetris*, 10(2). <https://jurnal.umk.ac.id/index.php/simet/article/view/3487>
- Windy, Aulia. (2021). Kupas Tuntas Aplikasi PeduliLindungi. <https://aptika.kominfo.go.id/2021/10/kupas-tuntas-aplikasi-pedulilindungi/>

LAMPIRAN

PAKTA INTEGRITAS KOMPETISI *ESSAY* STATISTIKA
OLYMPIC OF STATISTICS
TAHUN 2022

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama Tim : Tim Asal Ikut
Kode Peserta : OLS0313
Perguruan Tinggi : Universitas Gadjah Mada
dengan ini menyatakan bahwa:

1. Kami bersedia mematuhi tata tertib dan ketentuan yang berlaku.
2. Karya *Essay* Statistika yang kami buat adalah hasil kerja kami sendiri, tidak memplagiat karya orang lain, belum pernah dipublikasikan di media manapun dan tidak sedang/pernah diikuti sertakan dalam kegiatan/perlombaan serupa.
3. Kami mengerjakan karya *Essay* Statistika secara bersama tanpa meminta bantuan orang lain.

Demikian surat pernyataan ini kami buat secara sadar dengan sebenar-benarnya tanpa ada paksaan dari pihak manapun dan apabila di kemudian hari saya melanggar pernyataan ini, maka saya bersedia menerima konsekuensi yang berlaku.

Yogyakarta, 19 Agustus 2022

Pembuat Pernyataan

Anggota

Farla Pricilla Fatima
NIM: 20/459360/PA/20021

Ketua Tim

Ahmad Habib Hasan Zein
NIM: 20/462305/PA/20277