**Analisis Perbandingan Tingkat Performa Algoritma SVM, Random Forest, dan Naïve Bayes untuk Klasifikasi Cyberbullying pada Media Sosial**

**Theofilus Arifin1, Hans Wirjawan2**

12Program Studi Teknik Informatika, Universitas Surabaya, Surabaya, Jawa Timur

1[s160420046@student.ubaya.ac.id](mailto:s160420046@student.ubaya.ac.id), 2[s160420108@student.ubaya.ac.id](mailto:s160420108@student.ubaya.ac.id)

**Abstrak**

# Pada Januari 2022, terdapat 4,95 miliar pengguna internet di seluruh dunia dengan waktu akses rata-rata sebanyak 135 hingga 193 menit per hari. Kemajuan teknologi di bidang informasi dan komunikasi tidak sejalan dengan perilaku masyarakat di sosial media. Pada tahun 2017, tercatat sebagian besar kasus cyberbullying berasal dari sosial media. Sosial media adalah sebuah platform digital yang digunakan untuk bersosialisasi dengan orang lain secara online. Sosial media yang paling sering digunakan di dunia pada tahun 2017 adalah Facebook, Youtube dan Whatsapp, Instagram, dan Twitter. Menurut data statistik yang pernah diperoleh, 54% dari 10000 peserta survei The Annual Bullying telah mengalami tindak kekerasan cyberbullying. Pada penelitian ini dilakukan sebuah proses analisis sentimen cyberbullying yang disampaikan dari berbagai sosial media yang ada di dunia. Analisis sentimen ini digunakan untuk menentukan apakah teks tersebut memiliki emosional cyberbullying atau tidak. Jumlah data yang digunakan sebanyak 46000 teks yang berbeda dengan rincian kurang lebih 8000 teks untuk setiap kategori yang ada yaitu cyberbullying usia, cyberbullying etnis, cyberbullying jenis kelamin, cyberbullying agama, cyberbullying lainnya dan bukan cyberbullying. Metode penelitian ini menggunakan fitur TF-IDF(Term Frequency-Inverse Document Frequency) dan 3 model untuk mengklasifikasikannya yaitu SVM (Support Vector Machine), RF (Random Forest), dan Naive Bayes. Dari hasil penelitian yang telah dilakukan, algoritma Naïve Bayes dengan menggunakan *evaluation matrix* diperoleh *precision* 72%, *recall*, 74% dan *accuracy* 74%, dengan menggunakan *cross validation score* diperoleh *accuracy* sebesar 84,8%. Algoritma Random Forest dengan menggunakan *evaluation matrix* diperoleh *precision* 72%, *recall*, 74% dan *accuracy* 74%

# **Kata Kunci:** *cyberbullying, svm, random forest, naïve bayes, media sosial*.

***Comparative Algorithm Performance Analysis of SVM, Random Forest, and Naïve Bayes for Cyberbullying Classification on Social Media***

***Abstract***

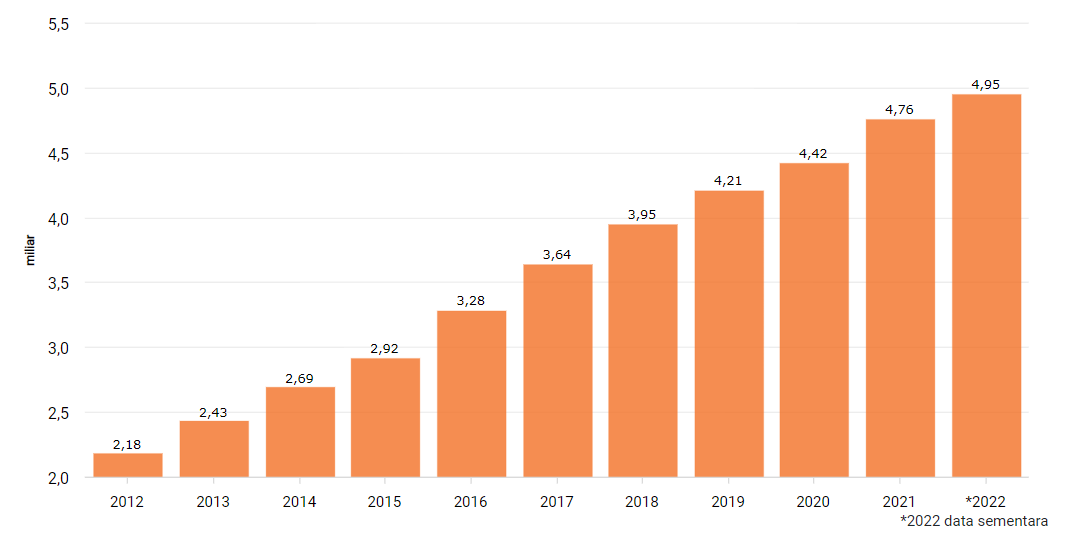
# *In January 2022, the number of Internet users in the world has reached 4,95 billion with an average of activity of 135 to 193 minutes per day. Technological advances in information gathering and communication are not in line with the improvements in people's behavior on social media. It is recorded that most of cyberbullying incidents in 2017 originate from social media. Social media are media technologies that facilitate interaction between people on the Internet. The most used social media in the world are Youtube, Instagram, Snapchat, Whatsapp, dan Twitter. There is a static data indicating that 54% of participants in The Annual Bullying Survey have experienced cyberbullying. For this research, a sentiment analysis was performed on a collection of texts from several social media platforms around the world. Sentiment analysis is the process of classifying sentiments in text, whether or not the text contains cyberbullying emotions. This research classifies the type of cyberbullying using the TF-IDF (Term Inversion Frequency Document) function and 3 models namely SVM (Support Vector Machine), RF (Random Forest) and Naive Bayes.*

# ***Keywords:*** *cyberbullying, svm, random forest, naïve bayes, social media.*

# **PENDAHULUAN**

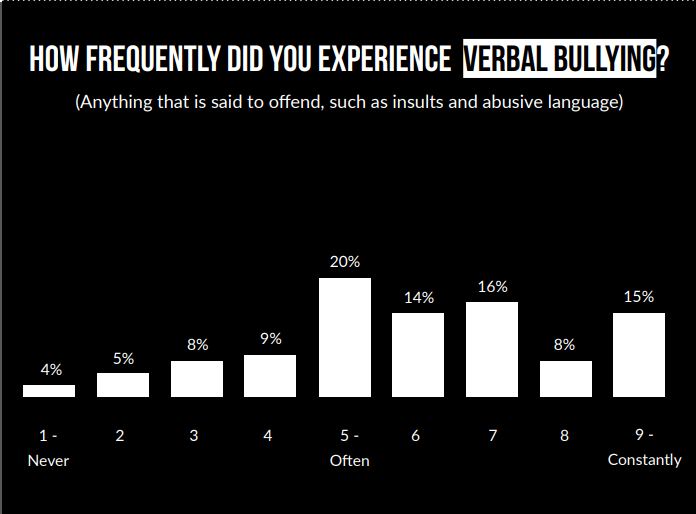
Internet adalah jaringan besar yang saling menghubungkan mulai dari jaringan-jaringan komputer yang satu ke jaringan-jaringan komputer diseluruh dunia melalui satelit. Salah satu manfaat dari perkembangan teknologi internet ini adalah sarana untuk berkomunikasi. Sarana komunikasi yang sangat populer saat ini adalah media sosial. Rulli Nasrullah [1] Media sosial adalah medium di internet yang memungkinkan pengguna merepresentasikan dirinya maupun berinteraksi, bekerja sama, berbagi, berkomunikasi dengan pengguna lain membentuk ikatan sosial secara virtual. Selain digunakan untuk melakukan komunikasi dan interaksi dengan orang lain terkadang medial sosial digunakan untuk tindakan yang kurang baik.

Ada banyak perubahan gaya hidup sejak pandemi COVID-19. Pada tahun 2021 terjadi peningkatan sebesar 7% dari tahun 2020 yaitu sebanyak 4,76 miliar orang yang telah menggunakan internet [2].



Gambar 1. Jumlah Pengguna Internet di Dunia

Ditch the Label [3] yang merupakan salah satu lembaga terbesar gerakan anti bullying di dunia, pernah mencatat bahwa terdapat 20% dari mereka yang mengikuti survei dan menjawab sering menerima tindakan bully secara verbal.



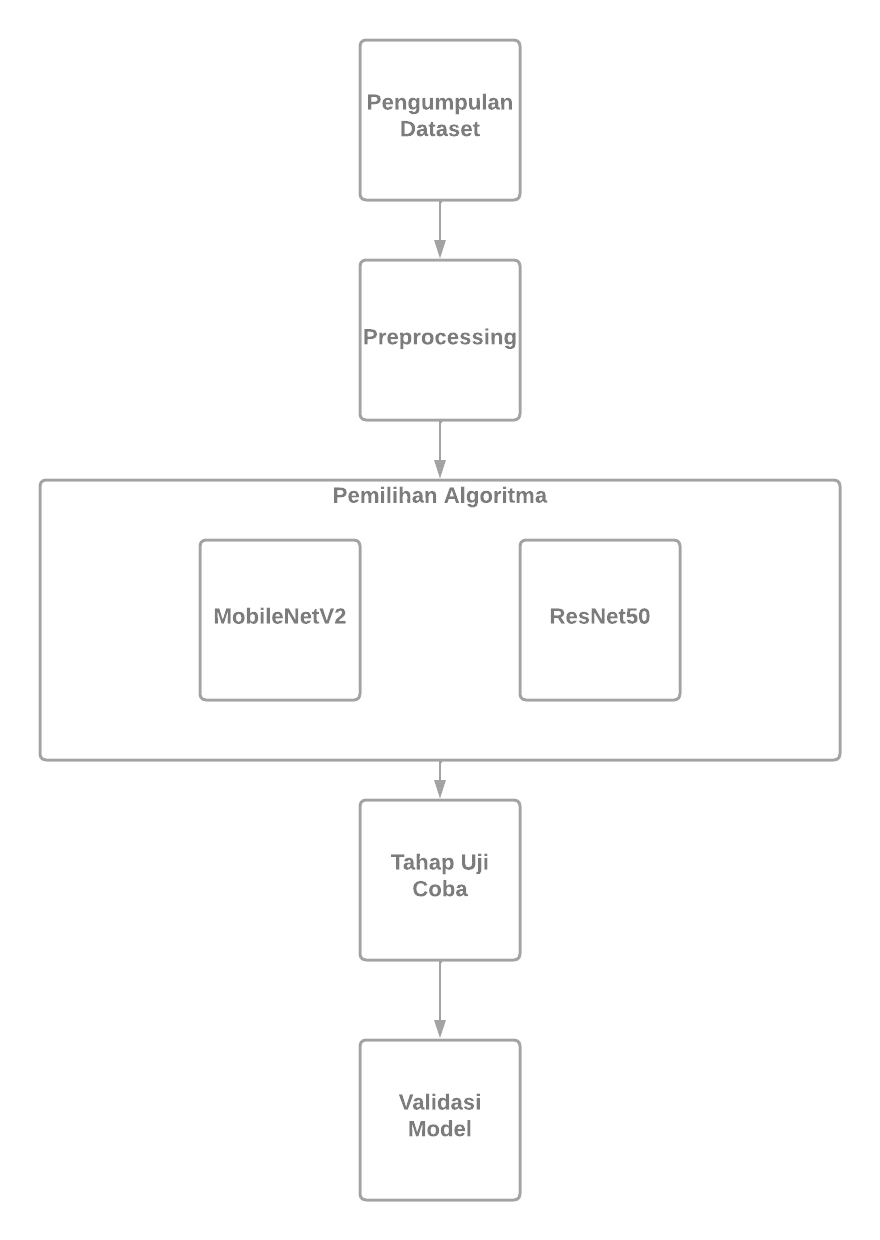
Gambar 2. Responden Ditch the Label mengenai verbal bullying

Menurut Rufa Mitsu, et al [4] Cyberbullying memiliki potensi untuk sering terjadi daripada bullying fisik karena pada umumnya bully fisik itu hanya terjadi di kalangan tertentu seperti sekolah dan universitas. Potensi tersebut disebabkan karena tidak ada yang dapat mengawasinya terus-menerus. Tindakan cyberbullying ini dapat menimbulkan dampak yang negatif seperti depresi, keinginan untuk bunuh diri, narkoba, dan lain-lain.

Melihat data-data yang ada, diperlukannya sebuah metode yang dapat mengelompokkan apakah sebuah text komentar yang ada pada media sosial termasuk dalam cyberbullying atau tidak. Metode tersebut adalah dengan membuat model klasifikasi cyberbullying dengan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM), Random Forest(RF) dan Naive Bayes. Algortima ini merupakan salah satu model dari machine learning yang dapat melakukan klasifikasi teks dengan bantuan suatu algoritma yang dapat menghitung bobot setiap kata yang ada pada teks yaitu TF-IDF. Dengan demikian, proses untuk melakukan filter pada komentar media sosial dapat menjadi lebih efisien.

# **METODOLOGI PENELITIAN**

Penelitian ini terdiri dari 5 tahap seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1. Metode penelitian yang dilakukan dimulai dari tahap pengumpulan dataset, tahap *preprocess data*, tahap pemilihan model algoritma, tahap uji coba, dan tahap validasi model. Bagian ini akan menjelaskan proses-proses tersebut dengan lebih detail.



Gambar 1. Tahapan Proses Penelitian

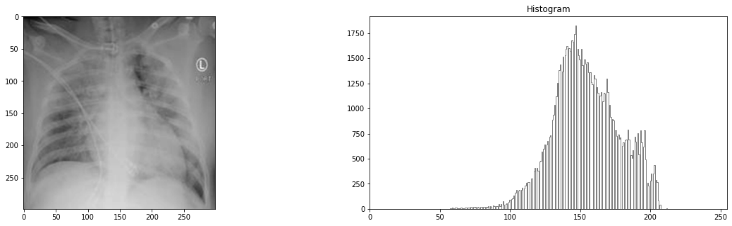
1. Pengumpulan Dataset

Proses pertama adalah pengumpulan *dataset*. *Dataset* yang digunakan pada penelitian ini adalah COVID-19 Radiography Databse yang diambil dari *website* kaggle.com [5]. *Dataset* ini mengandung 21.173 data berjenis gambar hasil rontgen paru-paru dari penderita penyakit COVID-19, rontgen paru-paru normal, rontgen paru-paru penderita viral pneumonia, rongent paru-paru yang terkena penyakit *lung opacity*. *Dataset* ini memiliki 4 *class label*, yaitu COVID, Lung\_Opacity, Normal, dan Viral Pneumonia. Masing-masing *class label* terdiri dari 3.616 jumlah gambar rontgen paru-paru yang terinfeksi COVID-19, 6.012 jumlah gambar rontgen paru-paru yang terkena penyakit *lung opacity*, 10.200 jumlah gambar rontgen paru-paru normal, dan 1.345 jumlah gambar rontgen paru-paru yang terkena penyakit viral pneumonia. Penelitian ini hanya menggunakan tiga *class label* saja, yaitu COVID, Normal, dan Viral Pneumonia dengan jumlah gambar masing-masing *class label* sama seperti yang telah disebutkan sebelumnya.

1. *Preprocess data*

Metode *preprocessing* *data* yang digunakan adalah *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE).* Kemudian, hasil gambar yang telah diproses akan dilanjutkan dengan proses Augmentasi gambar menggunakan bantuan *library* Image Data Generator yang disediakan oleh *library* Tensorflow guna untuk meningkatkan akurasi dari model yang akan digunakan.

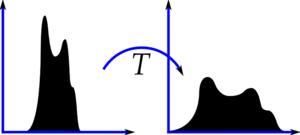
*Contrast* *Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)* merupakan metode untuk meningkatkan kontras gambar yang memiliki pixel yang mengumpul di suatu region tertentu pada histogram seperti pada gambar 2.





Gambar 2. Contoh Implementasi Metode *CLAHE* terhadap Rontgent Paru-Paru

Cara kerja metode ini adalah mendistribusikan jumlah *pixel* tertentu dari suatu gambar agar tersebar secara merata guna meningkatkan kontras dari suatu gambar. Metode ini merupakan pengembangan dari penerapan *histogram equalization.* Bedanya, *histogram equalization* hanya sebatas meratakan *pixel* secara menyeluruh pada gambar, sedangkan *CLAHE* meratakan *pixel* dengan cara membagi gambar menjadi beberapa bagian, Setelah itu, setiap bagian *pixel* akan dikenai metode *histogram equalization*. Gambar 3 merupakan gambaran aplikasi metode *histogram equalization* terhadap sebuah gambar dengan merentangkan histogram *pixel* dari suatu gambar ke arah dua sisi yang berbeda [6]. Pada penelitian ini, setiap gambar pada *dataset* dibagi menjadi bagian-bagian kecil sebesar 8x8 *pixel* yang merupakan *default parameter* dari library cv2. Selain itu, pembatasan pemotongan gambar juga diatur sebesar 0,2 jika pada saat proses CLAHE bertemu dengan *noise.*



Gambar 3. Implementasi *Histogram Equalization*

Augmentasi gambar adalah sebuah metode yang digunakan untuk mengembangkan jumlah dataset buatan melalui *library* Image Data Generator yang disediakan oleh *library* Tensorflow. Image Data Generator berguna untuk meningkatkan variasi *dataset* dengan cara mentransformasikan gambar seperti merotasi, menggeser, memutar, dan lain-lain [7]. Pada penelitian ini dataset akan dibagi menjadi 80% *training dataset* dan 20% *validation dataset*. Augmentasi gambar hanya digunakan pada *dataset training* agar model yang nantinya digunakan dapat mempelajari data *training* saja serta mampu memberikan hasil akurasi yang sebenarnya terhadap *validation dataset*. Metode Image Data Generator yang digunakan pada penelitian ini adalah melakukan perbesaran gambar sebesar 0,2, rotasi gambar sebesar 10°, serta menggantikan gambar daerah yang kosong dengan piksel terdekatnya.

Tabel 1. Augmentasi Gambar yang Digunakan

|  |  |
| --- | --- |
| **Parameter** | **Value** |
| Zoom Range | 0,2 |
| Rotation Range | 10° |
| Fill Mode | nearest |
| Preprocessing Function | clahe |
| Validation Split | 0,2 |

1. Pemilihan Model Algoritma

Pada penelitian ini, teknik yang akan digunakan adalah *transfer learning* dengan menggunakan *pre-trained model* MobileNetV2 dan ResNet50 yang disediakan oleh Keras Tensorflow. Implementasi MobileNetV2 dan ResNet50 yang digunakan sama-sama membutuhkan parameter *input* *shape* dengan ukuran gambar 160 x 160 *pixel* yang memiliki 3 *channel.* Selain itu, parameter ‘include\_top’ diberi nilai *false* dikarenakan penelitian ini tidak menggunakan *layer output* dari MobileNetV2 tetapi menggunakan *layer output* buatan sendiri yang disesuaikan dengan jumlah kelas pada dataset. *Weights node* pada tiap layer menggunakan *weight* dari pelatihan data *imagenet* dikarenakan secara *defacto,* *imagenet* merupakan standar dari klasifikasi gambar*. Imagenet* bekerja dengan cara membandingkan gambar yang satu dengan gambar yang lain sehingga model memiliki kemampuan untuk menilai kecocokan model untuk klasifikasi gambar. Untuk *optimizer* yang digunakan pada kedua model ini adalah *adam optimizer* dengan nilai *learning rate* sebesar 0,001.

Tabel 2. Parameter Model MobileNetV2 dan ResNet50

|  |  |
| --- | --- |
| **Parameter** | **Value** |
| Input Shape | 160,160,3 |
| Include Top | False |
| Weights | Imagenet |
| Optimizer | Adam |

Tabel 3. *Layer* Model MobileNetV2 yang Dimodifikasi

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Layer** | **Value** | **Deskripsi** | |
| Input | (160, 160, 3) | - | |
| Input (MobileNetV2) | (160, 160, 3) | - | |
| Pre Process Input | Input | - |
| GlobalAveragePooling2D | - | - | |
| Dropout | 0,4 | - | |
| Dense | (3) | Softmax | |

Tabel 3 di atas menunjukkan penggunaan *layer* pada model MobileNetV2 yang dimodifikasi. Pengembangan MobileNetV2 dilakukan dengan menambahkan *input-layer* dengan ukuran yang sama dengan ukuran pembacaan gambar dari *dataset* yaitu 160x160x3 (3 *channel/RGB)* dan beberapa layer karena *top-layer* dari model MobileNetV2 tidak dipakai. Setelah *input-layer,* terdapatPre Process Input yaitu *layer* yang bertugas untuk melakukan *rescale* pada *pixel* tiap gambar yang ada agar rentangan nilainya berubah yang mulanya adalah 0 hingga 255 menjadi -1 hingga 1 karena arsitektur MobileNetV2 hanya menerima *input* gambar dengan rentangan *pixel* dengan nilai tersebut. GlobalAveragePooling2D bertugas untuk mengganti *fully-connected layers* menjadi *average pooling*. Dropout bertugas untuk me-nonaktifkan beberapa persen *node* *layer* yang dirasa tidak memberikan pengaruh yang signifikan pada setiap *epoch.* Terakhir, *layer* Dense dengan *activation function* yang digunakan adalah *softmax* dengan jumlah *node* sejumlah 3 yang berfungsi sebagai *output-layer*. Pada implementasinya, *layer* yang digunakan pada model MobileNetV2 hanya layer 1 hingga layer 60.

Tabel 4. *Layer* Model ResNet50 yang Dimodifikasi

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Layer** | **Value** | **Deskripsi** |
| Input | (160, 160, 3) | - |
| Input (MobileNetV2) | (160, 160, 3) | - |
| GlobalAveragePooling2D | - | - |
| Dropout | 0,4 | - |
| Dense | (3) | Softmax |

Tabel 4 di atas menunjukkan penggunaan *layer* pada model ResNet50 yang dimodifikasi. Pengembangan ResNet50 dilakukan dengan menambahkan *input-layer* dengan ukuran yang sama dengan ukuran pembacaan gambar dari *dataset* yaitu 160x160x3 (3 *channel/RGB)* dan beberapa layer karena *top-layer* dari model ResNet50 tidak dipakai. Tabel 4 menunjukkan layer apa saja yang digunakan dari model ResNet50 yang dimodifikasi. *Top-layer* tersebut terdiri dari GlobalAveragePooling2D yang bertugas untuk mengganti *fully-connected layers* menjadi *average pooling*. Dropout bertugas untuk me-nonaktifkan beberapa persen *node* *layer* yang dirasa tidak memberikan pengaruh yang signifikan pada setiap *epoch.* Terakhir, *layer* Dense dengan *activation function* yang digunakan adalah *softmax* dengan jumlah *node* sejumlah 3 yang berfungsi sebagai *output-layer*. Pada implementasinya, *layer* yang digunakan pada model ResNet50 hanya layer 1 hingga layer 80.

1. Tahapan Uji Coba

Tahapan uji coba dilakukan dengan melakukan proses *training* terhadap *training dataset* COVID-19 Radiography menggunakan *pre-trained model* MobileNetV2 dan ResNet50 yang sudah dimodifikasi sebelumnya. Kedua model yang sudah didapatkan akan digunakan untuk melakukan proses *testing* terhadap *validation dataset* dengan melihat beberapa parameter, sepertu *accuracy*, *validation loss*, dan juga *validation accuracy.*

MobileNetV2 adalah arsitektur umum yang sangat mirip dengan MobileNet sebelumnya, hanya saja pada MobileNetV2 menggunakan *residual block* terbalik dengan fitur *bottleneck*. Hal ini menyebabkan jumlah parameter jauh lebih rendah daripada MobileNet yang sebelumnya. Selain itu, MobileNetV2 juga mendukung jumlah input yang lebih besar dari 32 x 32, sehingga gambar yang lebih besar dapat meningkatkan performa [8].

ResNet adalah jenis *deep network* berbasis pembelajaran residual. Pembelajaran semacam ini dapat memfasilitasi pelatihan jaringan dengan mempertimbangkan *input* *layer* sebagai referensi (He, 2016). ResNet-50 adalah salah satu varian ResNet yang memiliki 50 layer. ResNet-50 melewati 3 *layer* dan terdapat 1x1 convolution layer [9].

Proses *training* pada model MobileNetV2 dan ResNet50 sama-sama menggunakan iterasi (*epoch*) sebanyak 20 kali serta menggunakan bantuan metode *early stopping* guna untuk menghentikan proses training jika *validation loss* tidak berkurang hingga batas *patience* yang telah ditentukan. Batas *patience* yang digunakan pada penelitian ini adalah sebanyak 8 *epoch*. Pada penelitian ini, r*esource* yang digunakan untuk melakukan proses *training* dan *testing* model adalah Graphics Processing Unit (GPU) yang disediakan oleh Google Colab

.

1. Validasi Model

Berdasarkan hasil yang telah didapatkan dari model sebelumnya, akan dilakukan proses validasi model menggunakan penghitungan dari *confusion matrix* yang mencakup nilai *precision, recall,* dan *F1-score.* Selain itu, pada tahapan ini juga dilakukan perbandingan dari lama waktu *training model* serta performa *accuracy* dari setiap algoritma model. Hal ini dilakukan untuk mengetahui algoritma mana yang paling cocok dan efisien pada dataset COVID-19 Radiography Database. Rumus untuk menghitung *accuracy* model dapat dilihat pada persamaan (1), *precision* pada persamaan (2), *recall* pada persamaan (3), dan *F1-score* pada persamaan (4).

# **HASIL DAN PEMBAHASAN**

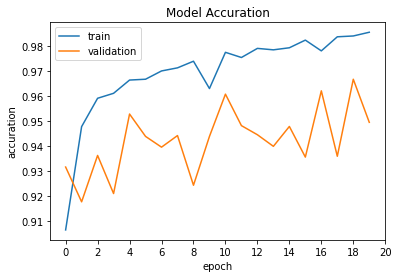
­Percobaan dilakukan terhadap *dataset* COVID-19 RadiographyDatabase menggunakan dua arsitektur model CNN (*Convolutional Neural Network)*,yaitu MobileNetV2 dan ResNet50 yang menggunakan konsep *transfer learning* yang telah dimodifikasi sebelumnya, yaitu menggunakan *pre-trained model* atau model yang telah di latih menggunakan *dataset* tertentu. Pada penelitian ini *dataset* yang digunakan untuk pelatihan model sebelumnya adalah ImageNet. Berdasarkan percobaan yang telah dilakukan, didapatkan beberapa hasil berupa akurasi model terhadap *train data*, akurasi terhadap *test data*, nilai *F1-score, precision,* dan *recall*.

Pengembangan model menggunakan arsitektur *pre-trained model* MobileNetV2 memberikan beberapa hasil untuk setiap jumlah *epoch* yang dijalankan. Hasil *training* untuk setiap *epoch* pada model ini dapat dilihat pada Tabel 5. Tabel 5 menunjukkan *training accuracy* dan *validation accuracy* dari model yang dibuat dengan mengembangkan arsitektur MobileNetV2 dengan proses *training* selama 20 *epoch.* Dengan bantuan pengamatan *validation loss* dari *early stopping* yang sudah diterapkan pada proses *training*, diketahui bahwa *validation loss* pada model ini tidak mengalami kenaikan terus menerus selama 8 *epoch*, sehingga proses *training* tetap dapat berjalan sampai *epoch* ke dua puluh. Proses *training* model ini memerlukan waktu selama 35 menit 33 detik dengan menggunakan GPU milik Google Colab. Model dengan arsitektur MobileNetV2 hasil *training* ini mampu menghasilkan *train accuracy* sebesar 98,54% dan *validation accuracy* sebesar 94,95%. Grafik yang menunjukan perkembangan *training* *accuracy* model dengan arsitektur MobileNetV2 dari *epoch* 1 hingga 20 dapat dilihat pada gambar 4.

Tabel 5. Hasil *Training* Model MobileNetV2

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| ***Epoch*** | ***Train Accuracy* (%)** | ***Validation Accuracy* (%)** |
| 1 | 90,66 | 93,17 |
| 2 | 94,78 | 91,78 |
| 3 | 95,91 | 93,63 |
| 4 | 96,11 | 92,11 |
| 5 | 96,63 | 95,28 |
| 6 | 96,67 | 94,39 |
| 7 | 97,00 | 93,96 |
| 8 | 97,12 | 94,42 |
| 9 | 97,39 | 92,44 |
| 10 | 96,30 | 94,39 |
| 11 | 97,74 | 96,07 |
| 12 | 97,53 | 94,82 |
| 13 | 97,90 | 94,46 |
| 14 | 97,84 | 93,99 |
| 15 | 97,92 | 94,79 |
| 16 | 98,23 | 93,56 |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| ***Epoch*** | ***Train Accuracy* (%)** | ***Validation Accuracy* (%)** |
| 17 | 97,80 | 96,20 |
| 18 | 98,36 | 93,60 |
| 19 | 98,39 | 96,67 |
| 20 | 98,54 | 94,95 |



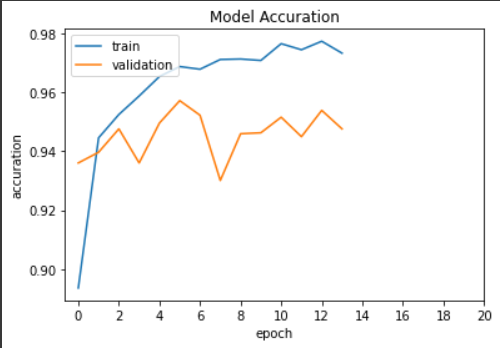
Gambar 4. Perkembangan Akurasi Setiap *Epoch* Pelatihan Model MobileNetV2

Selanjutnya, pengembangan model menggunakan arsitektur ResNet50 dilakuakn dengan melakukan proses *training* terhadap *dataset* yang sama, yaitu *dataset* COVID-19 RadiographyDatabase. Hasil *training* untuk setiap *epoch* dengan menggunakan ResNet50 dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil *Training* Model ResNet50

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| ***Epoch*** | ***Train Accuracy* (%)** | ***Validation Accuracy* (%)** |
| 1 | 89,36 | 93,60 |
| 2 | 94,45 | 93,96 |
| 3 | 95,24 | 94,75 |
| 4 | 95,87 | 93,60 |
| 5 | 96,53 | 94,95 |
| 6 | 96,87 | 95,71 |
| 7 | 96,77 | 95,21 |
| 8 | 97,10 | 93,00 |
| 9 | 97,12 | 94,59 |
| 10 | 97,07 | 94,62 |
| 11 | 97,64 | 95,15 |
| 12 | 97,43 | 94,49 |
| 13 | 97,72 | 95,38 |
| 14 | 97,32 | 94,75 |

Berdasarkan hasil *training* tersebut, dapat diketahui bahwa model yang dibuat dengan mengembangkan arsitektur ResNet50 mampu memberikan akurasi yang cukup baik setelah proses *training* selama 14 *epochs.* Iterasi *epochs* berhenti pada *epoch* ke-14 dari 20 karena penerapan metode *early stopping.* Proses *training* berhenti pada *epoch* ke-14 karena selama 8 *epoch*, *validation loss* terendah ada di *epoch* ke-6 (dengan parameter *patience* sebesar delapan). Proses *training* model ini memerlukan waktu selama 27 menit 12 detik dengan menggunakan GPU milik Google Colab. Model dengan arsitektur ResNet50 hasil *training* ini mampu menghasilkan hasil *train accuracy* sebesar 97,32% dan *validation accuracy* sebesar 94,75%. Grafik yang menunjukan perkembangan *training* *accuracy* model dengan arsitektur ResNet50 dari *epoch* 1 hingga 14 dapat dilihat pada gambar 5.



Gambar 5. Perkembangan Akurasi Setiap E*poch* Pelatihan Model ResNet50

Selain memperhatikan nilai akurasi yang dihasilkan, ada beberapa nilai juga yang diukur dalam mengevaluasi model yang didapatkan, seperti nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score.* *Precision* adalah tingkat ketepatan antara informasi yang diminta oleh pengguna dengan jawaban yang diberikan oleh sistem. *Recall* adalah tingkat keberhasilan dalam menemukan kembali sebuah informasi [10]. *F1-score* adalah perbandingan rata-rata dari *precision* dan *recall* yang dibobotkan [11]. Evaluasi dilakukan terhadap dua model dari arsitektur MobileNetV2 serta ResNet50 dengan melakukan penghitungan nilai *precision, recall, F1-score* terhadap 3030 gambar rontgen paru-paru yang berasal dari *validation dataset*. Hasil evaluasi kedua model dapat dilihat pada tabel 7.

Tabel 7. Hasil Evaluasi Kedua Model

Berdasarkan hasil dari pengembangan model dengan menggunakan arsitektur *pre-trained model* MobileNetV2 dan ResNet50 yang dapat dilihat pada tabel 7. Lama waktu *training* MobileNetV2 selama 35 menit 33 detik, sedangkan ResNet50 selama 27 menit 12 detik. Dengan membandingkan antara lama waktu training dan hasil evaluasi antara MobileNetV2 dengan ResNet50, dapat dilihat bahwa ResNet50 lebih unggul dalam kedua hal tersebut dengan nilai *precision* sebesar 94%, *recall* sebesar 94%, dan *F1-score* sebesar 94%. Proses *training* model juga hanya dilakukan selama 27 menit 12 detik serta hanya memerlukan 14 *epochs* untuk mencapai hasil tersebut.

# **KESIMPULAN**

Proses penelitian dimulai dengan pengambilan *dataset* COVID-19 Radiography Database yang diambil dari *website* kaggle.com. Dataset ini mengandung 21.173 data yang terdiri dari 4 *class* label, yaitu COVID, Lung\_Opacity, Normal, dan Viral Pneumonia, tetapi Lung\_Opacity tidak digunakan. Selanjutnya, dilakukan *preprocessing* *data* dengan menggunakan metode *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)* untuk memperjelas gambar dan juga menggunakan ImageDataGenerator untuk augmentasi gambar. Proses selanjutnya adalah mengembangkan model menggunakan bahasa pemrograman Python pada dua arsitektur CNN *transfer learning,* yaitu MobileNetV2 dan ResNet50. Kemudian, akan dilakukan *training* terhadap model yang sudah dibuat, diikuti denganprediksi terhadap 3030 gambar rontgen paru-paru yang berasal dari *validation dataset* untuk melakukan evaluasi terhadap kedua model yang telah dibuat.

Didapati bahwa arsitektur yang dikembangkan dengan menggunakan ResNet50 memberikan hasil yang lebih bagus berdasarkan evaluasi model yang dilakukan dengan nilai *precision* sebesar 94%, *recall* sebesar 94%, dan *F1-score* sebesar 94% tetapi *train accuracy* yang lebih kecil dibandingkan milik MobileNetV2, yaitu sebesar 97,32%. Untuk MobileNetV2 memiliki hasil *train accuracy* yang lebih baik, yaitu sebesar 98,54% tetapi memiliki hasil evaluasi yang lebih rendah dengan *precision* sebesar 91%, *recall* sebesar 91%, dan *F1-score* sebesar 91%.

Berdasarkan hasil temuan penelitian ini, maka saran untuk penelitian selanjutnya adalah dengan melekukan *tuning* parameter pada model dengan lebih baik. Selain itu, disarankan juga mencoba menggunakan *preprocessing* data yang lainnya, seperti melakukan segmentasi gambar untuk memisahkan objek dengan *background*-nya agar gambar yang digunakan menjadi lebih bagus untuk membantu melakukan diagnosis penyakit paru-paru.

##### **REFERENSI**

1. Nasrullah, Rulli. 2015. Media Sosial; Persfektif Komunikasi, Budaya, dan Sosioteknologi. Bandung : Simbiosa Rekatama Media.
2. Databooks (2022, Januari 26), “Pengguna Internet di Dunia Capai 4,95 Miliar Orang Per Januari 2022”, https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2022/02/07/pengguna-internet-di-dunia-capai-495-miliar-orang-per-januari-2022
3. Ditch the Label (2017, July). “The Annual Bullying Survey 2017”. https://www.ditchthelabel.org/wp-content/uploads/2017/07/The-Annual-Bullying-Survey-2017-1.pdf
4. Mitsu, R., & Dawood, E. (2022). Cyberbullying: An Overview. *Indonesian Journal of Global Health Research*, *4*(1),195-202. https://doi.org/10.37287/ijghr.v4i1.927
5. Rahman, T., Chowdhury, M., & Khandakar, A. (2022, Maret 19), “COVID-19 Radiography Database”, https://www.kaggle.com/datasets/tawsifurrahman/covid19-radiography-database
6. Bradski, G. (2000). The OpenCV Library. *Dr. Dobb’s Journal of Software Tools*.
7. Bhandari, A. (2020, Agustus 11), “Image Augmentation on the Fly using Keras ImageDataGenerator!”, https://www.analyticsvidhya.com/blog/2020/08/image-augmentation-on-the-fly-using-keras-imagedatagenerator/
8. Martín Abadi, Ashish Agarwal, Paul Barham, Eugene Brevdo, Zhifeng Chen, Craig Citro, … Xiaoqiang Zheng. (2015). *TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Systems*, https://www.tensorflow.org/
9. Hendra, S. B. H., Azizah, A. S. N., & Akbar, F. (2020). Perbandingan Kinerja Arsitektur Inception-V4 dan ResNet-50 Dalam Mengklasifikasikan Citra Paru-Paru Terinfeksi Covid-19. *Digilib Unhas*.
10. DATAQ (2013, Juni 16), “Perbedaan: precision, recall & accuracy”, https://dataq.wordpress.com/2013/06/16/perbedaan-precision-recall-accuracy/
11. Arthana, R. (2019, April 05), “Mengenal Accuracy, Precision, Recall dan Specificity serta yang diprioritaskan dalama Machine Learning.”, https://rey1024.medium.com/mengenal-accuracy-precission-recall-dan-specificity-serta-yang-diprioritaskan-b79ff4d77de8