

PERBANDINGAN KINERJA METODE CNN DALAM MENGLASIFIKASI ORANG MEROKOK

Arum Indah Sari¹, Priska Amelia de Jong², Muchamad Kurniawan^{3*}

¹²³Teknik Informatika, Fakultas Teknik Elektro dan Teknologi Informasi

Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya

Jl. Arief Rahman Hakim No.100; (031) 5945043, Surabaya

E-mail: arumindahsari03@gmail.com¹, priskade_jong@gmail.com², muchamad.kurniawan@itats.ac.id^{3*}

Abstrak – Merokok merupakan sebuah perilaku yang telah menjadi kebiasaan bagi masyarakat di dunia dan terutama di Indonesia. Hampir sebagian besar perokok didominasi oleh kaum laki-laki dibandingkan kaum perempuan. Di era yang sudah digital banyak penelitian yang telah dilakukan yaitu salah satu penerapannya dalam penelitian dalam pendekatan klasifikasi. Penelitian yang dilakukan ini mengangkat sebuah permasalahan nilai akurasi atau keakuratan nilai dari pendekatan klasifikasi orang perokok dan bukan perokok berdasarkan data gambar, dengan menggunakan perbandingan metode CNN. Tujuan dari penelitian ini yaitu untuk membandingkan empat arsitektur dari metode CNN yaitu ResNet50, VGG16, Inception Net dan Mobile Net, dari keempat arsitektur tersebut dibandingkan mana yang lebih optimal dan mendapatkan akurasi terbaik dari klasifikasi orang perokok dan bukan perokok. Penelitian yang dilakukan menggunakan *dataset* yang bersumber dari Kaggle yaitu *dataset* berupa data gambar perokok dan bukan perokok dengan jumlah gambar sebanyak 1120 gambar, dibagi menjadi dua kelas yaitu 560 untuk kelas perokok dan 560 untuk kelas bukan perokok. Hasil percobaan membandingkan empat arsitektur dari metode CNN menunjukkan bahwa arsitektur InceptionNet dan MobileNet memiliki nilai akurasi yang paling optimal dibandingkan arsitektur ResNet50 dan VGG16. Nilai *accuracy* yang didapat dari arsitektur Inception Net dan MobileNet yaitu sebesar 91%, sedangkan pada arsitektur ResNet50 nilai *accuracy* sebesar 50% dan pada arsitektur VGG16 nilai *accuracy* sebesar 85%.

Kata Kunci: CNN, Klasifikasi, Merokok, Perbandingan Metode

I. PENDAHULUAN

Merokok merupakan kegiatan yang sering dilakukan oleh banyak orang, terutama kaum laki-laki. Pada tahun 2015, kurang lebih sekitar 1,1 milyar penduduk dunia terdeteksi sebagai perokok, dengan nilai proporsi laki-laki lebih tinggi dibandingkan perokok dengan jenis kelamin perempuan (SATRIAWAN, 2022). Dari 1,1 milyar orang di dunia yang terindikasi sebagai perokok merupakan perokok dengan usia 15 tahun ke atas, 80% diantaranya adalah perokok yang bertempat tinggal di negara dengan pendapatan rendah dan menengah atau bisa dikatakan sebagai negara berkembang (Argarini Pratama & Hellyana, 2022).

World Health Organization telah memberikan penjelasan bahwa merokok merupakan tren yang akan terus berkelanjutan, dari hal tersebut diperkirakan akan menyebabkan dampak buruk pada 10 juta orang pada tahun 2030, sekitar 70% hingga 80% akan terletak di negara berkembang seperti Indonesia (P2PTM Kemenkes RI, "Merokok, Tak Ada Untung Banyak Sengsaranya," P2ptm.Kemkes.Go.Id, 2018., n.d.). Berdasarkan data WHO (World Health Organization) pada 2012, Indonesia adalah salah satu negara berkembang yang memiliki angka konsumsi rokok terbanyak di dunia setelah negara Cina dan India (Zhou; et al., 2019).

Kementerian Kesehatan (Kemenkes) tahun 2021 telah meluncurkan *Global Adult Tobacco*

Survey (GATS) dengan tujuan untuk mensurvei jumlah perokok di usia dewasa di Indonesia, didapatkan hasil sebanyak 69,1 juta orang terdeteksi sebagai perokok aktif. Jumlah ini mengalami kenaikan 8,8 juta dari 10 tahun terakhir yaitu ditahun 2011 sebanyak 60,3 juta orang dewasa yang terindikasi sebagai perokok (*Perokok Dewasa Di Indonesia Meningkat Dalam Sepuluh Tahun Terakhir*, n.d.). Dari sumber data Badan Pusat Statistik tahun 2023, Provinsi yang memberikan prevalensi perokok paling tinggi di Indonesia yaitu provinsi Lampung, dengan perokok sebesar 34,8%. Dan kemudian disusul oleh provinsi Nusa Tenggara Barat di posisi nomor 2 dengan presentase perokok sebesar 32,79%, dan posisi ketiga diisi oleh provinsi Jawa Barat dengan presentase perokok sebesar 32,78% (*Persentase Merokok Pada Penduduk Umur ≥ 15 Tahun Menurut Provinsi (Persen), 2021-2023*, n.d.).

Berdasarkan uraian mengenai perilaku merokok yang sudah menjadi kebiasaan masyarakat baik di luar negeri maupun di Indonesia, maka penulis mengangkat topik penelitian yakni permasalahan nilai akurasi dalam mengklasifikasi perokok dan bukan perokok melalui data gambar. Alasan penulis mengangkat topik ini ialah karena dari dataset yang dapat, penulis mencoba untuk membandingkan beberapa arsitektur CNN (*Convolution Neural Network*) dengan tujuan untuk

mendapatkan nilai akurasi paling optimal dari arsitektur yang dibandingkan.

Terdapat berbagai macam metode klasifikasi yang saat ini telah banyak digunakan di berbagai penelitian, baik dalam kasus penerapan maupun perbandingan (komparasi) metode (Azis et al., 2020). Pada beberapa penelitian sebelumnya yang menggunakan metode klasifikasi, seperti pada penelitian yang dilakukan oleh Umi Khultsum dan Ghofar Taufik tahun 2023, yaitu komparasi Kinerja DenseNet121 dan MobileNet untuk Klasifikasi Penyakit Daun Kentang. Dari penelitian tersebut, hasil komparasi antara arsitektur DenseNet121 dengan MobileNet, didapatkan bahwa arsitektur MobileNet lebih optimal dibandingkan arsitektur DenseNet121, dengan nilai akurasi sebesar 98.00% (Khultsum & Taufik, 2023). Pada Penelitian lain yang dilakukan oleh Aldo Vierisyah, dengan judul penelitian Klasifikasi Kanker Paru – paru menggunakan CNN 5 Arsitektur. Penelitian tersebut bertujuan untuk membandingkan 5 arsitektur CNN yakni, VGG16, VGG19, Resnet50, Resnet101, dan Xception, dan guna mendapatkan hasil optimal dari kelima arsitektur yang digunakan. Dari penelitian tersebut, didapatkan hasil bahwa arsitektur Resnet101 memiliki hasil paling optimal dibandingkan Resnet50, VGG16, VGG19 dan Xception. Dengan nilai akurasi sebesar 93,4% (Vierisyah et al., n.d.). Dan penelitian yang ketiga yang dilakukan oleh Nila Hardi, dengan judul penelitian Komparasi Algoritma MobileNet dan Nasnet Mobile pada Klasifikasi Penyakit Daun Teh. Penelitian tersebut bertujuan guna mendapatkan hasil akurasi paling optimal dengan membandingkan dua arsitektur tersebut dala mengklasifikasi penyakit daun teh, dan didapatkan hasil bahwa arsitektur MobileNet lebih optimal dibandingkan arsitektur Nasnet Mobile. Dengan nilai akurasi MobileNet sebesar 95% dan Nasnet Mobile sebesar 88% (Hardi, 2022).

Berdasarkan penelitian – penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, pada penelitian ini penulis mencoba untuk membandingkan empat arsitektur CNN, yakni Resnet50, VGG16, InceptionNet dan MobileNet. Dengan dilakukan penelitian ini diharapkan dapat mengetahui arsitektur mana yang menghasilkan nilai akurasi paling optimal dalam klasifikasi perokok dan bukan perokok berdasarkan data gambar.

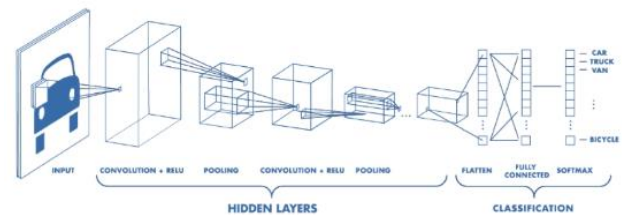
II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan sebuah proses dalam menemukan suatu model atau fungsi yang dapat menjelaskan atau juga membedakan konsep maupun sebuah kelas data, yang bertujuan guna dapat memperkirakan kelas dari sebuah objek yang telah belum memiliki label atau labelnya masih belum diketahui (Febriani & Sulistiani, 2021).

2.2 Arsitektur CNN (*Convolution Neural Network*)

CNN (*Convolution Neural Network*) adalah salah satu arsitektur atau model pada algoritma *Deep Learning*, dimana arsitektur ini menerapkan sistem seperti Jaringan Saraf Tiruan pada makhluk hidup. Adapun metode yang digunakan pada arsitektur CNN ini yaitu metode *backpropagation* (pembelajaran) dan *feedforward* (klasifikasi) (Intyanto, 2021). Pada arsitektur CNN terdapat tiga lapisan, yaitu lapisan convolutional (convolutional layer), pooling layer, dan fully connected layer yang memiliki banyak variasi, dimana saat semua layer-layer tersebut disusun atau ditumpuk maka akan menghasilkan sebuah *Convolution Neural Network* (CNN) (Akmal Hariz et al., 2022). Berikut merupakan Gambar proses atau alur dari arsitektur CNN, dimulai dari input hingga Output.

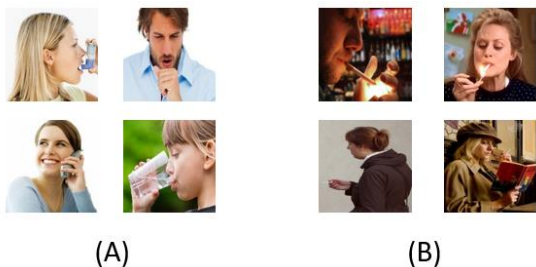


Gambar 1. Arsitektur CNN (Sumber: linkedin.com)

III. METODE PENELITIAN

3.1 Dataset

Penelitian ini menggunakan *dataset* gambar orang yang sedang merokok dan orang yang tidak merokok. Dengan gambar berjumlah 1120 gambar dan dibagi menjadi dua kelas, yakni kelas Perokok dan Bukan Perokok, dengan masing – masing kelas dibagi menjadi 560 gambar kelas Perokok dan 560 gambar kelas Bukan Perokok. Untuk *dataset* kelas Perokok diisi dengan gambar orang yang sedang merokok diambil dari berbagai sudut dan berbagai gerakan. Sedangkan untuk *dataset* kelas Bukan Perokok diisi dengan gambar orang yang sedang minum air putih, menggunakan inhaler, memegang telpon genggam, batuk, dan sebagainya. Ukuran gambar yang digunakan yaitu 250 x 250 piksel. *Dataset* yang dipergunakan merupakan *dataset* publik yang berasal dari Kaggle <https://www.kaggle.com/datasets/sujaykapadnis/smoking>.



Gambar 2. (A) Dataset Bukan Perokok; (B) Dataset Perokok

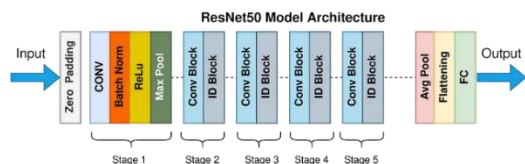
3.2 Preprocessing

Preprocessing sebuah tahapan yang dilakukan dengan tujuan guna mempermudah pengolahan data serta meningkatkan kualitas data yang digunakan. Preprocessing dilakukan dengan cara yaitu mengubah ukuran data gambar, ukuran gambar atau citra menjadi hal penting karena berperan penting dalam kecepatan pemrosesan data serta akurasi identifikasi data perokok dan bukan perokok. Preprocessing dilakukan pada data training, validasi, dan uji coba (testing) (Prabowo et al., 2021).

3.3 Arsitektur Model

3.3.1 ResNet50

ResNet50 adalah salah satu bentuk arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang memberikan sebuah konsep baru yaitu shortcut connections. Dari adanya konsep baru shortcut connections dari arsitektur ResNet50, menimbulkan keterkaitan dengan vanishing gradient problem yang terjadi apabila adanya usaha memperdalam struktur dari sebuah network. Usaha memperdalam suatu network dapat menimbulkan menurunnya performa dan atau akurasi dari arsitektur. Dengan adanya konsep shortcut connections dapat membantu dalam meminimalisir hilangnya fitur-fitur penting pada konvolusi (Septipalan et al., 2024). Berikut merupakan gambar arsitektur ResNet50 (Mukherjee, 2022).

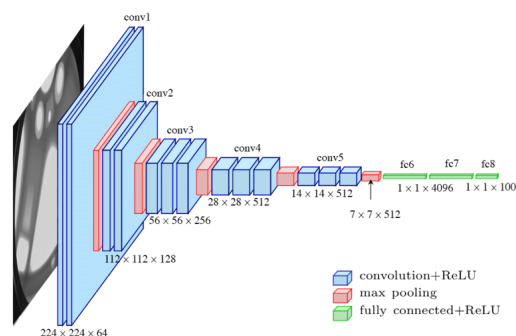


Gambar 3. Arsitektur ResNet50 (Sumber: Medium.com)

3.3.2 VGG16

Visual Geometry Group-16 Layer atau biasa yang dikenal dengan VGG16 merupakan arsitektur dari convolutional neural network. Arsitektur VGG16 memiliki dua lapisan yang saling terhubung penuh serta diikuti dengan sebuah fungsi aktivasi softmax sebagai lapisan keluaran. Arsitektur ini juga

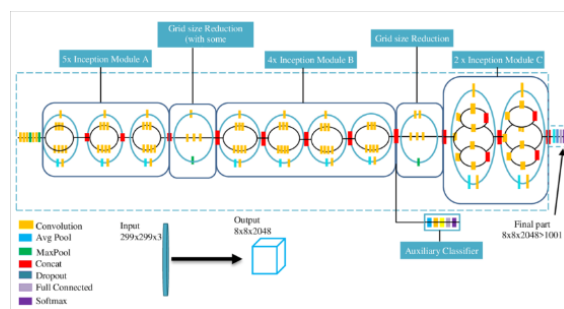
telah menerapkan jaringan konvolusional guna meminimalisir atau memperkecil bentuk inputan terlebih dulu dengan tujuan untuk mempelajari ringkasan input tersebut sebagai sebuah model klasifikasi (Tilasefana & Putra, 2023). Di bawah ini merupakan gambar dari arsitektur VGG16 (Mustapha et al., 2022).



Gambar 4. Arsitektur VGG16 (Sumber: Researchgate.net)

3.3.3 Inception Net

Inception-V3 atau biasa disebut InceptionNet merupakan pengembangan dari jaringan Inception-V1 atau GoogleNet. GoogleNet sendiri merupakan salah satu arsitektur CNN yang diusulkan oleh Google pada tahun 2014. Inception-V3 adalah arsitektur yang dikembangkan oleh Keras, dan telah dilatih pada ImageNet. Untuk input gambar memiliki ukuran default yaitu 299 x 299 (Amrullah & Irawan, 2023). Di bawah ini merupakan gambar dari arsitektur Inception-V3 (Iparraguirre-Villanueva et al., 2022).

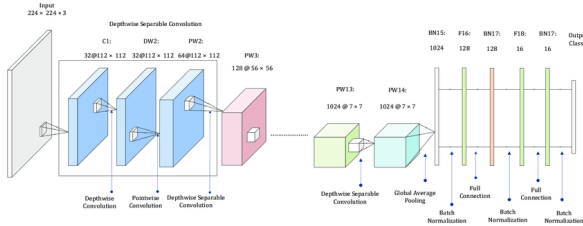


Gambar 5. Arsitektur Inception-V3 (Sumber: Researchgate.net)

3.3.4 MobileNet

MobileNet merupakan arsitektur dari Convolutional Neural Network (CNN), dimana arsitektur ini sering digunakan dalam mengatasi computing resource yang terlalu banyak. Pada konvolusi aritektur MobileNet, terdapat dua bagian konvolusi, yaitu depthwise convolution dan pointwise convolution (Utami et al., 2023). berikut

merupakan gambar dari arsitektur MobileNet (adi pamungkas, 2023).



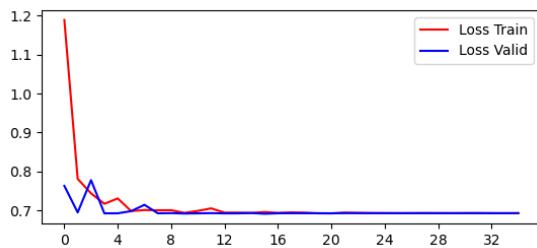
Gambar 6. Arsitektur MobileNet (Sumber: Pemrograman Matlab)

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan percobaan pada penelitian yang telah dilakukan, berikut adalah hasil dari pengujian empat arsitektur CNN yang digunakan, guna membandingkan arsitektur mana yang lebih optimal dalam klasifikasi perokok dan bukan perokok.

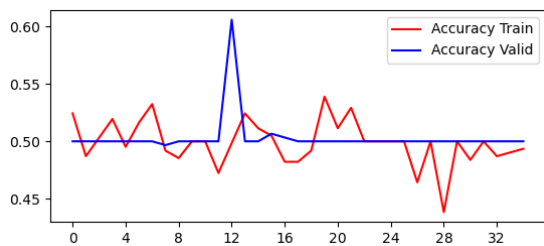
4.1. ResNet50

a. Grafik Loss Training dan Loss Validasi



Gambar 7. Grafik Loss Training dan Loss Validasi

b. Grafik Accuracy Training dan Validasi



Gambar 8. Grafik Accuracy Training dan Accuracy Validasi

c. Tabel Hasil Testing

Tabel 1. Hasil Loss dan Accuracy Testing

Attempt	Loss	Accuracy
1	0.69	0.5
2	0.69	0.5
3	0.69	0.5

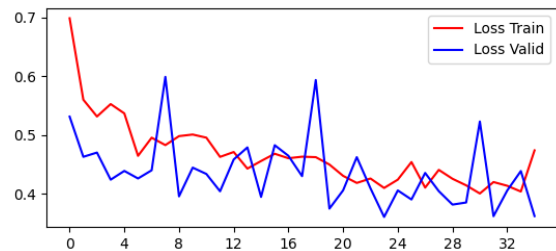
Pada percobaan dengan menggunakan arsitektur ResNet50 dengan jumlah epoch 35, nilai loss pada grafik pada Gambar 4.1.1 mengalami penurunan drastis baik pada loss training maupun loss validasi. Penurunan nilai loss untuk training dimulai pada epoch ke-1, sedangkan loss untuk validasi dimulai pada epoch ke-3, setelah itu nilai loss untuk training dan validasi stabil pada angka di bawah 0.7.

Untuk Grafik Accuracy Training dan Accuracy Validasi pada gambar 4.1.2 memiliki pola yang berbeda. Accuracy Training memiliki pola fluktuatif atau tidak stabil nilai berada pada kisaran 0.45 sampai 0.55, sedangkan untuk accuracy validasi mengalami kenaikan pada saat epoch ke-12, yaitu mencapai 0.60 atau 60%, setelah itu accuracy melandai dan stabil stuck pada angka 0.50 atau 50%

Hasil Testing pada tabel 4.1 untuk loss dan accuracy pada tiga percobaan tidak ada perubahan, tetap pada angka 0.69 atau 69% untuk loss pada tiga percobaan, dan 0.5 atau 50% untuk nilai accuracy. Hal ini berarti menandakan arsitektur atau model yang digunakan untuk dataset penelitian ini belum optimal, karena disaat uji coba model dengan dataset yang tidak ada pada training dan validasi, model masih belum optimal dalam membaca dan mengklasifikasikannya.

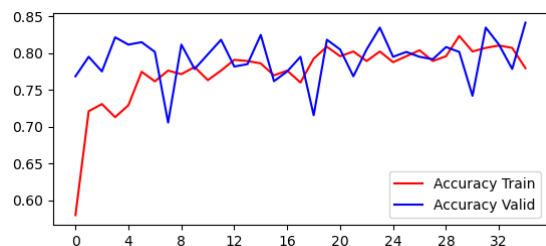
4.2. VGG16

a. Grafik Loss Training dan Loss Validasi



Gambar 9. Grafik Loss Training dan Loss Validasi

b. Grafik Accuracy Training dan Validasi



Gambar 10. Grafik Accuracy Training dan Accuracy Validasi

c. Tabel Hasil Testing

Tabel 2. Hasil *Loss* dan *Accuracy Testing*

Attempt	Loss	Accuracy
1	0.370255	0.856436
2	0.410088	0.816832
3	0.35735	0.866337

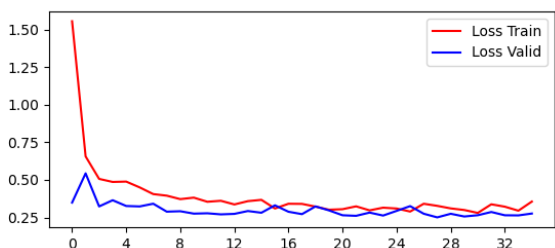
Pada percobaan dengan menggunakan arsitektur VGG16 dengan jumlah *epoch* 35, nilai *loss* pada grafik pada Gambar 4.2.1 mengalami bentuk pola penurunan yang berbeda. Penurunan nilai *loss* untuk training dimulai pada *epoch* ke-1 dan terus melandai hingga *epoch* ke-32 meskipun nilainya tidak stabil. Sedangkan *loss* untuk validasi mengalami bentuk model yang fluktuatif atau naik turun di kisaran angka 0.4 hingga 0.6 hingga *epoch* terakhir.

Untuk Grafik *Accuracy Training* dan *Accuracy Validasi* pada gambar 10 memiliki pola yang hampir sama. *Accuracy Training* memiliki pola terus naik atau meningkat berada pada kisaran nilai 0.71 sampai 0.80 atau 80%, sedangkan untuk *accuracy validasi* mengalami pola yang fluktuatif atau tidak stabil pada kisaran nilai 0.70 sampai 0.85 atau 85%.

Hasil Testing pada tabel 2 untuk *loss* dan *accuracy* pada tiga percobaan mengalami perubahan, pada percobaan pertama nilai *loss testing* berada pada 0.37 atau 37%, dan untuk nilai *accuracy testing* percobaan pertama mendapat 86%. Pada percobaan kedua nilai *loss testing* berada pada 0.41 atau 41%, dan untuk nilai *accuracy testing* percobaan kedua mendapat 82%. Pada percobaan ketiga nilai *loss testing* berada pada 0.36 atau 36%, dan untuk nilai *accuracy testing* percobaan ketiga mendapat 87%. Hal ini berarti menandakan arsitektur atau model yang digunakan untuk *dataset* penelitian ini sudah optimal dibandingkan arsitektur sebelumnya, karena disaat uji coba model dengan *dataset* yang tidak ada pada training dan validasi, model sudah cukup optimal dan akurat dan tepat dalam membaca atau mendeteksi *dataset* berupa gambar, untuk mengklasifikasi ke dalam kelas perokok dan bukan perokok.

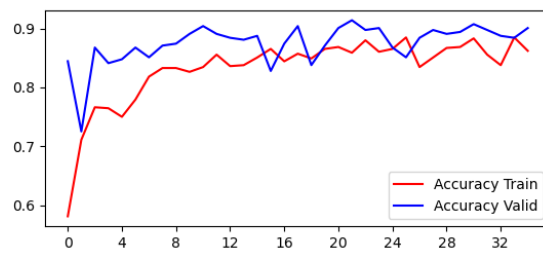
4.3. Inception Net

a. Grafik Loss Training dan Loss Validasi



Gambar 11. Grafik *Loss Training* dan *Loss Validasi*

b. Grafik Accuracy Training dan Validasi



Gambar 12. Grafik *Accuracy Training* dan *Accuracy Validasi*

c. Tabel Hasil Testing

Tabel 3. Hasil *Loss* dan *Accuracy Testing*

Attempt	Loss	Accuracy
1	0.238141	0.905941
2	0.20477	0.920792
3	0.243446	0.905941

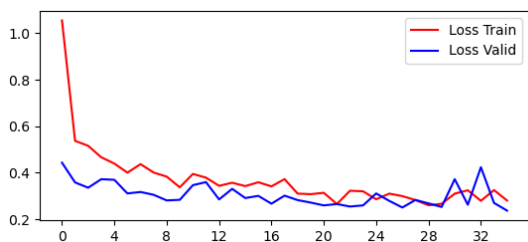
Pada percobaan dengan menggunakan arsitektur Inception Net dengan jumlah *epoch* 35, nilai *loss* pada grafik pada Gambar 4.3.1 mengalami penurunan drastis baik pada *loss training* maupun *loss validasi*. Penurunan nilai *loss* untuk training dimulai pada *epoch* ke-1, sedangkan *loss* untuk validasi dimulai pada *epoch* ke-3, setelah itu nilai *loss* untuk training dan validasi stabil pada angka di bawah 0.25 atau 25%.

Untuk Grafik *Accuracy Training* dan *Accuracy Validasi* pada gambar 4.3.2 memiliki pola yang sama. *Accuracy Training* memiliki pola terus naik atau meningkat berada pada kisaran nilai 0.75 atau 75% sampai 0.89 atau 89%, sedangkan untuk *accuracy validasi* mengalami pola yang fluktuatif atau tidak stabil pada kisaran nilai 0.8 atau 80% sampai 0.9 atau 90%.

Hasil Testing pada tabel 4.3 untuk *loss* dan *accuracy* pada tiga percobaan mengalami perbedaan, pada percobaan pertama nilai *loss testing* berada pada 0.24 atau 24%, dan untuk nilai *accuracy testing* percobaan pertama mendapat 91%. Pada percobaan kedua nilai *loss testing* berada pada 0.20 atau 20%, dan untuk nilai *accuracy testing* percobaan kedua mendapat 92%. Pada percobaan ketiga nilai *loss testing* berada pada 0.24 atau 24%, dan untuk nilai *accuracy testing* percobaan ketiga mendapat 91%. Hal ini berarti menandakan arsitektur atau model yang digunakan untuk *dataset* penelitian ini sudah lebih optimal, karena disaat uji coba model dengan *dataset* yang tidak ada pada training dan validasi, model sudah optimal dan akurat dan tepat dalam membaca atau mendeteksi *dataset* berupa gambar, untuk mengklasifikasi ke dalam kelas perokok dan bukan perokok.

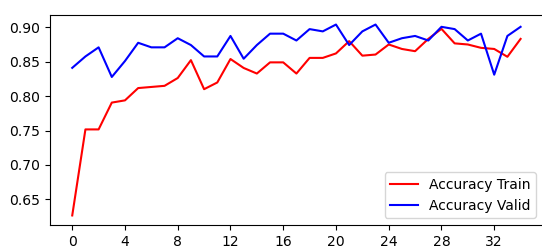
4.4. MobileNet

a. Grafik Loss Training dan Loss Validasi



Gambar 13. Grafik Loss Training dan Loss Validasi

b. Grafik Accuracy Training dan Validasi



Gambar 14. Grafik Accuracy Training dan Accuracy Validasi

c. Tabel Hasil Testing

Tabel 4. Hasil Loss dan Accuracy Testing

Attempt	Loss	Accuracy
1	0.27291	0.881188
2	0.16774	0.915842
3	0.152956	0.940594

Pada percobaan dengan menggunakan arsitektur MobileNet dengan jumlah epoch 35, nilai loss pada grafik pada Gambar 13 mengalami penurunan drastis baik pada loss training maupun loss validasi. Penurunan nilai loss untuk training dimulai pada epoch ke-1, sedangkan loss untuk validasi dimulai pada epoch ke-2, setelah itu nilai loss untuk training dan validasi stabil pada angka di bawah 0.3.

Untuk Grafik Accuracy Training dan Accuracy Validasi pada gambar 14 memiliki pola yang sama. Accuracy Training memiliki pola terus naik atau meningkat berada pada kisaran nilai 0.75 atau 75% sampai 0.90 atau 90%, sedangkan untuk accuracy validasi mengalami pola yang fluktuatif atau tidak stabil pada kisaran nilai 0.85 atau 85% sampai 0.91 atau 91%.

Hasil Testing pada tabel 4 untuk loss dan accuracy pada tiga percobaan mengalami perbedaan, pada percobaan pertama nilai loss testing berada pada 0.27 atau 27%, dan untuk nilai accuracy testing percobaan pertama mendapat 88%. Pada percobaan

kedua nilai loss testing berada pada 0.17 atau 17%, dan untuk nilai accuracy testing percobaan kedua mendapat 92%. Pada percobaan ketiga nilai loss testing berada pada 0.15 atau 15%, dan untuk nilai accuracy testing percobaan ketiga mendapat 94%. Hal ini berarti menandakan arsitektur atau model yang digunakan untuk dataset penelitian ini sudah lebih optimal, karena disaat uji coba model dengan dataset yang tidak ada pada training dan validasi, model sudah lebih optimal dan akurat dan tepat dalam membaca atau mendeteksi dataset berupa gambar, untuk mengklasifikasi ke dalam kelas perokok dan bukan perokok.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan percobaan yang telah diuraikan oleh penulis, percobaan menggunakan arsitektur ResNet50 didapatkan hasil rata – rata dari tiga percobaan untuk Loss dan Accuracy Testing, Loss mendapatkan nilai rata-rata sebesar 0.69 atau 69%, dan Accuracy mendapatkan nilai rata-rata sebesar 0.5 atau 50%. Untuk percobaan menggunakan arsitektur VGG16 dari tiga percobaan didapatkan nilai rata-rata untuk Loss dan Accuracy Testing, yaitu 0.38 atau 38% untuk Loss dan 0.85 atau 85% untuk Accuracy. Percobaan dengan menggunakan arsitektur Inception Net mendapatkan hasil rata-rata yaitu 0.23 atau 23% untuk Loss Testing dan 0.91 atau 91% untuk Accuracy Testing. Dan percobaan menggunakan arsitektur MobileNet dari tiga percobaan mendapatkan nilai rata-rata sebesar 0.2 atau 20% untuk Loss Testing dan 0.91 atau 91% untuk Accuracy Testing.

Dari penjelasan di atas dapat disimpulkan bahwa perbandingan hasil atau kinerja dari empat arsitektur CNN yaitu ResNet50, VGG16, Inception Net, dan Mobile Net, arsitektur Mobile Net dan Inception Net memiliki nilai accuracy paling optimal yaitu sebesar 91% dibandingkan metode ResNet50 dan VGG16.

Saran

Dari percobaan yang telah dilakukan oleh penulis, penelitian ini mendapatkan hasil paling optimal pada saat menggunakan arsitektur Inception Net dan Mobile Net. Untuk penelitian selanjutnya, mungkin diimplementasikan dengan menggunakan arsitektur CNN yang lain dan dapat juga menggabungkan beberapa arsitektur yang berbeda guna mendapatkan nilai accuracy yang lebih optimal.

DAFTAR PUSTAKA

Adi pamungkas. (2023). *Jenis-jenis Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) untuk Image Recognition dan Computer Vision.*

- Akmal Hariz, F., Nurma Yulita, I., & Suryana, I. (2022). Fauzan Akmal Hariz, Intan Nurma Yulita, Ino Suryana Human Activity Recognition Berdasarkan Tangkapan Webcam Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Dengan Arsitektur MobileNet Human Activity Recognition Berdasarkan Tangkapan Webcam Menggunakan. *Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, 3(4), 103–115.
- Amrullah, M. A., & Irawan, M. I. (2023). Implementasi Jaringan Saraf Konvolusional dengan Inception-V3 untuk Deteksi Katarak Menggunakan Gambar Digital Funduskopi. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 12(1). <https://doi.org/10.12962/j23373520.v12i1.106807>
- Argarini Pratama, E., & Hellyana, C. M. (2022). Perbandingan 3 Algoritma Klasifikasi Data Mining Dalam Pro-Kontra Bahaya Rokok Elektrik. In *Jurnal TEKNOINFO* (Vol. 16, Issue 1).
- Azis, H., Tangguh Admojo, F., & Susanti, E. (2020). Analisis Perbandingan Performa Metode Klasifikasi pada Dataset Multiclass Citra Busur Panah. *Techno.Com*, 19(3), 286–294. <https://doi.org/10.33633/tc.v19i3.3646>
- Febriani, S., & Sulistiani, H. (2021). Analisis Data Hasil Diagnosa Untuk Klasifikasi Gangguan Kepribadian Menggunakan Algoritma C4.5. *89Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi (JTSI)*, 2(4), 89–95.
- Hardi, N. (2022). Komparasi Algoritma MobileNet Dan Nasnet Mobile Pada Klasifikasi Penyakit Daun Teh. *Reputasi: Jurnal Rekayasa Perangkat Lunak*, 3(1), 50–55. <https://doi.org/10.31294/reputasi.v3i1.1313>
- Intyanto, G. W. (2021). Klasifikasi Citra Bunga dengan Menggunakan Deep Learning: CNN (Convolution Neural Network). *Jurnal Arus Elektro Indonesia*, 7(3), 80. <https://doi.org/10.19184/jaei.v7i3.28141>
- Iparraquirre-Villanueva, O., Guevara-Ponce, V., Paredes, O. R., Sierra-Liñan, F., Zapata-Paulini, J., & Cabanillas-Carbonell, M. (2022). Convolutional Neural Networks with Transfer Learning for Pneumonia Detection. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 13(9), 544–551. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2022.0130963>
- Khultsum, U., & Taufik, G. (2023). Komparasi Kinerja DenseNet 121 dan MobileNet untuk Klasifikasi Citra Penyakit Daun Kentang. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 10(2), 558. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v10i2.6047>
- Mukherjee, S. (2022). *The Annotated ResNet-50*.
- Mustapha, A., Mohamed, L., Hamid, H., & Ali, K. (2022). Diabetic Retinopathy Classification Using ResNet50 and VGG-16 Pretrained Networks. *International Journal of Computer Engineering and Data Science*, 1(July), 2737–8543.
- P2PTM Kemenkes RI, “Merokok, Tak Ada Untung Banyak Sengsaranya,” *p2ptm.kemkes.go.id*, 2018. (n.d.).
- Perokok Dewasa di Indonesia Meningkat Dalam Sepuluh Tahun Terakhir. (n.d.).
- Persentase Merokok Pada Penduduk Umur ≥ 15 Tahun Menurut Provinsi (Persen), 2021-2023. (n.d.).
- Prabowo, R., Heningtyas, Y., Yusman, machudor, Iqbal, M., & Wulansari, O. D. E. (2021). Klasifikasi Image Tumbuhan Obat (Keji Beling) Menggunakan Artificial Neural Network. *Jurnal Komputasi*, 9(2541–0350), 88–92. <https://doi.org/10.23960/komputasi.v9i2.2868>
- Satriawan, D. (2022). Gambaran Kebiasaan Merokok Penduduk di Indonesia. *Jurnal Litbang Sukowati: Media Penelitian Dan Pengembangan*, 5(2), 51–58. <https://doi.org/10.32630/sukowati.v5i2.243>
- Septipalan, M. L., Hibrizi, M. S., Latifah, N., Lina, R., & Bimantoro, F. (2024). Klasifikasi Tumor Otak Menggunakan CNN Dengan Arsitektur Resnet50. *Seminar Nasional Teknologi & Sains*, 3(1), 103–108. <https://doi.org/10.29407/stains.v3i1.4357>
- Tilasefana, R. A., & Putra, R. E. (2023). Penerapan Metode Deep Learning Menggunakan Algoritma CNN Dengan Arsitektur VGG NET Untuk Pengenalan Cuaca. *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, 05(1), 48–57.
- Utami, F. M., Magladena, R., & Saidah, S. (2023). Deteksi Jenis Kulit Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network Arsitektur

- Mobilenet. *EProceedings of Engineering*, 9(6), 2897–2903.
- Vierisyah, A., Fajri, R. M., Studi, P., Komputer, S., Indo, U., & Mandiri, G. (n.d.). *Klasifikasi Kanker Paru Paru Menggunakan Cnn Dengan 5 Arsitektur*. 629, 84–91.
- Zhou, Z., Li, H., & Jia, Y. (2019). No 主観的健康感を中心とした在宅高齢者における健康関連指標に関する共分散構造分析Title. In *Sustainability (Switzerland)* (Vol. 11, Issue 1).