

KLASIFIKASI KANKER PARU PARU MENGGUNAKAN CNN DENGAN 5 ARSITEKTUR

Aldo Vierisyah¹⁾, Tasmii²⁾, Ricky Maulana Fajri³⁾

Program Studi Sistem Komputer UNIVERSITAS INDO GLOBAL MANDIRI
Jl. Jend Sudirman No. 629, Palembang 30129, Sumatera Selatan
Email: 2019310047@students.uigm.ac.id¹⁾, tasmii@uigm.ac.id²⁾, rickymaulanafajri@uigm.ac.id³⁾

ABSTRAK

Kanker paru-paru merupakan penyakit mematikan yang membutuhkan deteksi dini dan penanganan yang tepat. Pada penelitian ini, metode klasifikasi kanker paru-paru menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan 5 arsitektur yang berbeda, yaitu VGG16, VGG19, Resnet50, Resnet101, dan Xception. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk meningkatkan akurasi klasifikasi kanker paru dengan membandingkan performa dari kelima arsitektur tersebut. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa arsitektur Resnet101 dan VGG16 dan VGG19 memiliki kinerja terbaik dengan akurasi klasifikasi masing-masing 93,4% dan 92,5%, sedangkan arsitektur Resnet50 dan Xception memiliki akurasi klasifikasi yang rendah. Penelitian ini memberikan bukti bahwa penggunaan CNN dengan arsitektur yang tepat dapat meningkatkan akurasi klasifikasi kanker paru-paru.
Kata Kunci: Kanker Paru, Metode Klasifikasi, CNN

ABSTRACT

Lung cancer is a deadly disease that requires early detection and proper treatment. In this research, the lung cancer classification method uses Convolutional Neural Network (CNN) with 5 different architectures, namely VGG16, VGG19, Resnet50, Resnet101, and Xception. The purpose of this study is to improve the accuracy of lung cancer classification by comparing the performance of the five architectures. The experimental results show that Resnet101 and VGG16 and VGG19 architectures have the best performance with 93.4% and 92.5% classification accuracy respectively, while Resnet50 and Xception architectures have low classification accuracy. This study provides evidence that the use of CNN with the right architecture can improve the accuracy of lung cancer classification.

Keywords: Lung Cancer, Classification Method, CNN

1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kanker paru-paru adalah penyebab utama keganasan di dunia, menggapai tiga belas persen dari seluruh kematian akibat kanker. Tidak hanya itu kanker paru pula menimbulkan 1/3 dari segala kematian akibat kanker pada pria. Bersumber pada *World Health Organization* (WHO) menyebutkan kanker paru adalah tipe kanker paling banyak pada pria di Indonesia serta peringkat kelima untuk jenis kelamin pada wanita [1]. Paru-paru adalah organ vital yang berperan dalam sistem pernapasan dan sirkulasi dalam tubuh manusia. Penyebab utama dari kanker paru paru adalah kebiasaan merokok, namun tidak kemungkinan orang sebagai perokok pasif pun dapat beresiko terkena kanker paru. Kanker paru di Indonesia semakin hari semakin meningkat pesat hingga menduduki urutan ke-8 di Asia Tenggara, mengalami peningkatan dalam lima tahun terakhir sebanyak 10.85 persen [2]. Seiring dengan perkembangan teknologi, komputer telah digunakan dalam deteksi kanker paru-paru, termasuk menggunakan teknologi seperti gambar *CT scan* (*computed tomography*) atau pemindaian *PET-CT* (*positron emission tomography-computed tomography*). Beberapa penelitian juga telah

menggunakan teknologi kecerdasan buatan, khususnya *Convolutional Neural Networks* (CNN), untuk mengembangkan algoritma yang dapat membantu analisis citra medis dan deteksi dini kanker paru-paru. Meskipun teknologi ini masih dalam tahap pengembangan dan perlu adanya penelitian lebih lanjut untuk pengembangan yang lebih optimal, namun semakin majunya teknologi komputer memberikan harapan besar untuk meningkatkan deteksi dini dan perawatan kanker paru-paru [3]. Dari masalah tersebut peneliti menunjukkan bahwa penggunaan metode CNN pada data kanker paru-paru dapat digunakan sebagai alat deteksi penyakit paru-paru yang cukup akurat, dengan tingkat akurasi pengujian sebesar 98 persen. Namun, di antara banyaknya arsitektur CNN yang ada, belum ada studi yang membandingkan kinerja beberapa arsitektur CNN yang berbeda dalam mengklasifikasikan gambar CT scan paru-paru.

Untuk itu penelitian kanker paru-paru, digunakan sebuah arsitektur dengan performa terbaik untuk melakukan klasifikasi. Ada beberapa metode klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini, misalnya menggunakan CNN dengan arsitektur

seperti VGG16, VGG19, Resnet101 Resnet50, dan Xception. Dalam pengembangan model CNN, perlu mempertimbangkan arsitektur dan *parameter optimization* untuk menghasilkan model yang akurat dan efisien. Proses ini harus diuji dengan dataset yang representatif dan divalidasi dengan uji coba yang lengkap dan akurat. Pengembangan teknologi klasifikasi citra dengan CNN menjadi topik penelitian yang semakin menarik dalam bidang riset dan pengembangan teknologi.

Berdasarkan uraian diatas maka penelitian ini akan mengambil judul penelitian "KLASIFIKASI KANKER PARU PARU MENGGUNAKAN CNN DENGAN 5 ARSITEKTUR". Penelitian ini ditunjukkan untuk membantu meringankan pekerjaan tenaga medis pada rumah sakit agar lebih mudah untuk mendeteksi penyakit pada kanker paru-paru.

1.2 Perumusan Masalah

Dalam penelitian kali ini terdapat beberapa masalah yang ditemukan seperti proses dalam pendeteksian abnormalitas kanker paru-paru menggunakan CNN, bentuk dan jenis dataset yang digunakan, *Software* dan *Hardware* yang digunakan dalam menyelesaikan penelitian ini. Dari beberapa permasalahan diatas, dapat disimpulkan dalam beberapa poin yang terdiri dari:

1. perbandingan kinerja antara 5 jenis arsitektur CNN yang berbeda dalam mengklasifikasikan gambar CT scan paru-paru untuk deteksi kanker paru-paru
2. cara membangun sistem klasifikasi kanker paru-paru menggunakan CNN pada 5 arsitektur

1.3 Manfaat Penelitian

B. Adapun manfaat penelitian dari penelitian ini yaitu:

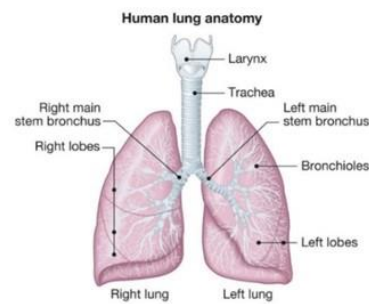
1. Dapat membantu meringankan pekerjaan tenaga medis rumah sakit manapun dalam klasifikasi penyakit kanker paru-paru.
2. Mengurangi kemungkinan kesalahan diagnosa yang dikarenakan faktor manusia (*human error*).

2. PEMBAHASAN

2.1 Struktur Paru-paru

Paru-paru merupakan organ vital dalam tubuh manusia yang berfungsi sebagai organ respirasi atau pernapasan yang terkait dengan sistem pernapasan dan sirkulasi atau peredaran darah. Fungsi utamanya adalah melakukan pertukaran gas, yaitu mengambil oksigen dari udara yang dihirup dan membuang karbon dioksida ke dalam udara yang dikeluarkan saat bernapas. Proses ini terjadi melalui permukaan paru-paru yang memiliki banyak kapiler darah sehingga oksigen dapat masuk ke dalam aliran darah dan karbon dioksida dapat dikeluarkan dari aliran

darah ke dalam udara yang dikeluarkan saat bernapas pada paru paru [5].



Gambar 1 Ilustrasi paru-paru

Paru-paru terbagi menjadi lobus atau belahan. Terdapat tiga lobus pada paru-paru kanan dan dua lobus pada paru-paru kiri. Selain itu, paru-paru juga dilapisi oleh membran serosa yang terdiri dari dua lapisan dan disebut pleura.

1. Bronkus merupakan saluran udara besar yang datang dari trakea dan terbelah menjadi bronkus kiri dan kanan. Tugas bronkus adalah untuk membawa udara dari trakea ke paru-paru.
2. Bronkiolus adalah saluran udara yang lebih kecil daripada bronkus dan beranak-cabang di dalam paru-paru.
3. Alveolus adalah kelompok gelembung kecil yang terdapat di ujung bronkiolus dan berperan dalam pertukaran gas. Oksigen yang dihirup masuk ke dalam alveolus dan kemudian masuk ke dalam pembuluh darah, sedangkan karbon dioksida dari darah masuk ke dalam alveolus dan dibuang ketika kita mengeluarkan nafas.
4. Kapiler adalah pembuluh darah kecil yang melingkupi alveolus dan berfungsi untuk memindahkan oksigen ke dalam darah serta mengambil karbon dioksida dari darah.

2.2 Kecerdasan Buatan

Kecerdasan buatan atau *Artificial Intelligence* (AI), adalah sebuah istilah yang merujuk pada upaya meniru kemampuan kognitif manusia dalam memecahkan masalah dan berpikir kritis menggunakan teknologi komputer. Kecerdasan buatan, sebagai salah satu cabang ilmu komputer terluas, membahas pengembangan sistem cerdas yang mampu belajar dan beradaptasi untuk mengoptimalkan peluang keberhasilan. Salah satu contoh pengaplikasian kecerdasan buatan adalah analisis citra medis, yang banyak digunakan oleh ahli radiologi untuk membantu pendeteksian lesions dan penyebaran penyakit pada gambar medis, sehingga mengurangi tingkat negatif palsu. Sistem CCN (*Computer-Coded Network*) menjadi salah satu arsitektur yang digunakan dalam pengolahan citra medis, meliputi pelatihan sampel, pra-pemrosesan citra, pemilihan objek utama, ekstraksi fitur, seleksi, klasifikasi, dan segmentasi. Gambar

melestarikan teknik-tik dan metode-metode dasar dari analisis citra medis pada setiap fasenya [6].

2.3 Deep Learning

Deep Learning, yang juga dapat disebut sebagai *deep structured learning* atau *hierarchical learning*, adalah bagian dari metode *Machine Learning*. *Deep Learning* terbagi menjadi dua cara pembelajaran, yaitu *Supervised Learning*, misalnya pada klasifikasi, dan *Unsupervised Learning*, misalnya pada analisis pola. Arsitektur *Deep Learning* banyak digunakan dalam berbagai bidang seperti *Computer Vision*, *natural language processing*, *speech recognition*, *machine translation*, *social network filtering*, *audio recognition*, serta *bioinformatics* [7]. Perkembangan teknologi serta kemajuan di bidang ilmu pengetahuan telah mendorong para peneliti dalam menyelesaikan masalah yang dihadapi. Beberapa masalah tersebut adalah kesulitan dalam mengakses informasi dan mengekstrak fitur abstrak dari data yang belum terolah. Namun, *Deep Learning* dapat melakukan ekstraksi fitur abstrak dari data mentah dengan tingkat keberhasilan yang tinggi [8]. *Deep Learning* mampu melakukan ekstraksi fitur dengan otomatis dan cepat dari dataset besar secara berulang dengan menggunakan model yang kompleks untuk mengurangi kesalahan klasifikasi yang terjadi pada metode regresi. Oleh karena itu, *Deep Learning* telah menjadi metode inti dalam banyak penelitian terutama dalam mengenali tapak bangunan dan jaringan jalan [9].

2.4 Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu dari tipe *Neural Network* yang digunakan buat mencerna Informasi *Image*. Yang banyak digunakan dalam *computer vision*, Seperti deteksi klasifikasi dan *segmentasi*. CNN belajar mengekstraksi fitur dari gambar dengan mengulangi proses pembelajaran dan kemudian membuat fitur map. Struktur CNN mencakup lapisan masukan, lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran. Jenis CNN yang umum digunakan mirip dengan *multilayer perceptron* (MLP), yang berisi banyak lapisan konvolusional, lapisan penyatuan, dan akhirnya. adalah lapisan yang terhubung sepenuhnya [10].

2.5 Hyperparameter

Hyperparameter adalah parameter yang digunakan dalam algoritma pembelajaran yang tidak dipengaruhi oleh algoritma tersebut. Pengaturan *hyperparameter* harus dilakukan sebelum pelatihan dimulai dan harus tetap konstan selama pelatihan. Melakukan penyetelan *hyperparameter* merupakan bagian yang krusial dalam membangun model *machine learning* maupun *deep learning*. Ini

dilakukan untuk memastikan performa model yang optimal [11].

2.6 Evaluasi

Setelah penelitian *deep learning*, evaluasi dapat dilakukan untuk menilai hasil model dengan melihat pengukuran kinerja seperti akurasi, presisi, dan recall, serta faktor-faktor yang mempengaruhi performa seperti data training, kecepatan konvergensi, dan interpretabilitas hasil. Evaluasi juga meliputi perbandingan performa model dengan metode lain seperti statistik atau *machine learning* berbeda. Hasil evaluasi dipakai untuk memperbaiki model dan menentukan strategi pengembangan selanjutnya untuk evaluasi yang di gunakan yaitu seperti *Metrics Evaluasi Akurasi, Loss, Precision, Recall, f1 Score, dan confusion Matrix* [12].

Accuracy: *Accuracy* merupakan salah satu performa model klasifikasi yang menunjukkan jumlah prediksi yang benar dari keseluruhan jumlah data. *Accuracy* dihitung dengan membagi jumlah prediksi benar oleh jumlah total data.

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (\text{II. 1})$$

Precision: *Precision* mengukur seberapa banyak prediksi *positif* yang benar. *Precision* dihitung dengan membagi *True Positive* dengan jumlah prediksi *positif*.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (\text{II. 2})$$

1. *Recall*: *Recall* mengukur seberapa banyak data *positif* yang diprediksi dengan benar. *Recall* dihitung dengan membagi *True Positive* dengan jumlah data *positif*.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (\text{II. 3})$$

F1-Score atau *F-Measure*: *F1-Score* atau *F-Measure* berdasarkan *rasio harmonic* antara *precision* dan *recall*, dan berguna untuk mewakili keseimbangan antara kedua metrik tersebut. *F1-Score* sering digunakan bersamaan dengan *precision* dan *recall* untuk memberikan evaluasi yang lebih komprehensif tentang performa model klasifikasi.

$$F1 = \frac{2x \text{ Recall } x \text{ Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}} \quad (\text{II. 4})$$

3. METODOLOGI PENELITIAN

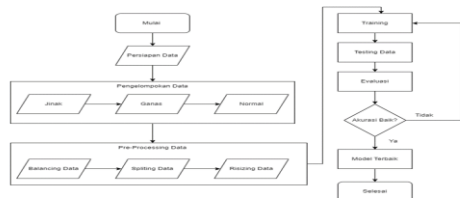
3.1 Metode Analisis Data

Software yang digunakan pada penelitian ini adalah *software Python* dan *TensorFlow* sebagai *library*. Metode analisis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode *Convolutional Neural*

Network yang bertujuan untuk mengklasifikasikan citra Kanker Paru-paru.

3.2 Kerangka Kerja

Kerangka kerja adalah alur atau tahapan-tahapan penelitian agar penelitian yang dilakukan bisa lebih mudah dipahami. Penelitian ini memiliki kerangka kerja yang bisa dilihat pada gambar III.1. Alur dari pengerjaan penelitian ini dikerjakan secara berurutan. Fungsi dari menyusun kerangka kerja ini adalah agar pengerjaan penelitian ini lebih terstruktur dan lebih terarah.



Gambar 2 Flowchart Kerangka Kerja

Gambar 2 menjelaskan tentang kerangka kerja yang akan disusun langkah pertama adalah proses studi *literature* yang digunakan untuk mencari referensi yang berkaitan dengan penelitian ini untuk menyelesaikan persoalan dalam dengan menggali banyak informasi dari berbagai macam sumber dari penelitian yang sudah ada seperti paper atau jurnal. Kemudian tahap berikutnya adalah tahap persiapan data, di tahap ini merupakan proses pengumpulan data dimana data kanker paru paru diperoleh dari Kaggle yang kemudian di kelompokkan berdasarkan jenis masing-masing jenis kanker paru paru yaitu *Bengin* (Jinak), *Malignant* (Ganas) dan *Normal*. Kemudian masuk ke tahap selanjutnya yaitu *Pre-Processing* data, dimana pada tahap ini data gambar tersebut dilakukan proses *Balancing* data agar data menjadi sama rata jumlah dengan sebelumnya yang di dapat pada Kaggle dengan data jumlah gambar tidak sama dengan jumlah gambar lainnya maka akan di lakukan proses *balancing* data, data akan diolah setelah itu dilakukan proses. Tujuannya adalah agar mendapatkan hasil yang bagus pada proses *training*. Masuk ke tahap *training*, tahap ini adalah proses membentuk model *deep learning*. Data yang sudah diolah pada tahap *Pre-Processing* data akan menjadi inputan pada system yang akan melakukan proses *training* dan menghasilkan model. Setelah model terbentuk, tahapan selanjutnya adalah melakukan pengujian terhadap model yang sudah dibuat menggunakan data yang sudah disiapkan. peneliti melakukan pengujian terhadap data validasi. Kemudian melakukan perhitungan nilai evaluasi seperti akurasi, *loss*, *precision*, *recall*, *f1 score*, dan *confusion matrix*. Tahap terakhir adalah kesimpulan dari penelitian yang sudah dibuat yang menjelaskan hasil dari keseluruhan dan inti dari penelitian ini.

3.3 Persiapan Data

Tahap ini akan membahas tentang persiapan data yang akan di gunakan oleh peneliti. Dataset diperoleh dari Kaggle, dimana data tersebut

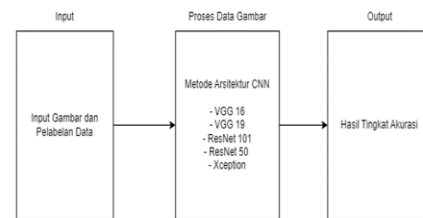
berbentuk gambar dengan total keseluruhan data gambar yang ada adalah 1097 gambar. Pada dataset tersebut dikelompokkan menjadi 3 jenis paru, yaitu *Bengin* (Jinak), *Malignant* (Ganas) dan *Normal*.

3.4 Pre-Processing

Pre-Processing data merupakan tahap dimana data yang sudah disiapkan diolah terlebih dahulu sebelum dimasukkan atau menjadi inputan dalam proses *Training*. Pada tahap ini peneliti melakukan beberapa proses terhadap data, diantaranya *Balancing* data kelas gambar yaitu gambar paru *bengin* (jinak), *Malignant* (ganas), dan *normal* agar jumlah gambar data yang didapat dari sebelumnya menjadi sesuai atau seimbang dengan gambar sebelum di olah.

3.5 Proses klasifikasi kanker paru-paru

Dalam proses dari klasifikasi kanker paru-paru ini, akan dijelaskan *flowchart* dari sistem dan metode yang digunakan dalam penelitian ini.

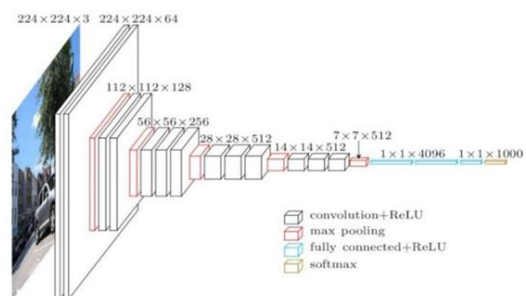


Gambar 3 Flowchart proses klasifikasi paru-paru

Gambar 3 yang menjelaskan tahap Proses dari klasifikasi kanker paru paru dengan metode yang di gunakan yang bertujuan agar hasil input output yang menganalisa hasil dari beberapa model arsitektur CNN yang sudah kita gunakan dari masing-masing *hyperparameter* yang digunakan, yaitu dengan membandingkan nilai akurasi, sensitivitas dan spesifikasi. Hasil yang diperoleh dengan arsitektur dan tingkat akurasi yang di dapat.

3.6 Arsitektur VGG16

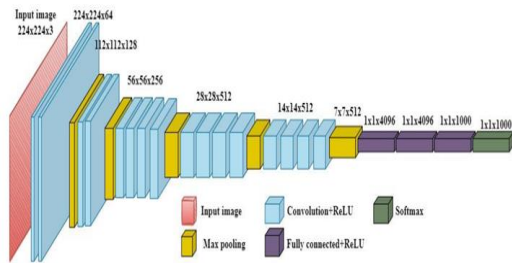
VGG16 merupakan model CNN yang memanfaatkan *convolutional* layer dengan spesifikasi convolutional filter yang kecil (3x3). Dengan ukuran *convolutional* filter tersebut, kedalaman neural network dapat ditambah dengan lebih banyak lagi *convolutional* layer.



Gambar 4 Arsitektur VGG16

3.7 Arsitektur VGG19

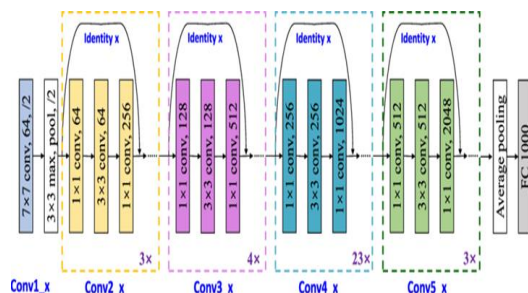
VGG19 merupakan arsitektur yang terdiri dari 47 layer yang menggunakan konsep semakin banyak layer akurasi semakin baik. *Convolutional* layer menggunakan filter 3×3 dengan jumlah dimensi bertambah di setiap layer. Dimensi yang digunakan pada filter adalah 3, 64, 128, 256, dan 512.



Gambar 5 Arsitektur VGG19

3.8 Arsitektur ResNet-101

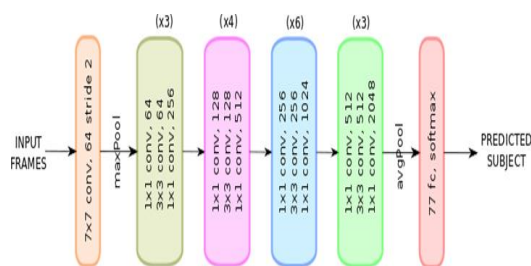
ResNet-101 adalah jaringan saraf *convolutional* dengan kedalaman 101 lapisan. Jaringan yang dilatih di lebih dari satu juta gambar dari *database ImageNet*. Jaringan terlatih dapat mengklasifikasikan gambar ke dalam 1000 kategori objek.



Gambar 6 Arsitektur ResNet-101

3.9 Arsitektur ResNet-50

ResNet-50 adalah salah satu varian ResNet yang memiliki 50 layer. Jika pada varian ResNet sebelumnya dilakukan *skip connection* sebanyak 2 layer, maka ResNet-50 melewati 3 layer dan terdapat 1×1 convolution layer. Jumlah bobot yang diperbarui selama proses pelatihan data disebut sebagai *learning rate*.

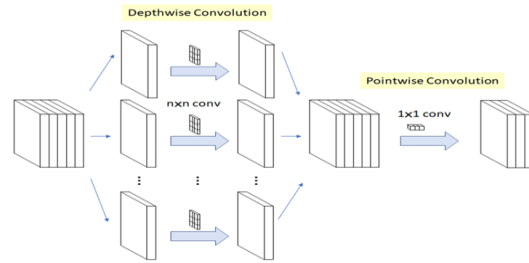


Gambar 7 Arsitektur ResNet-50

3.10 Arsitektur Xception

Xception, arsitektur CNN yang dikembangkan oleh François Chollet pada tahun 2016, merupakan pengembangan dari Inception *architecture* yang dibuat oleh Google pada tahun

2014. Xception menggunakan konvolusi *depthwise separable* untuk meningkatkan efisiensi komputasi dan pembelajaran fitur-fitur kompleks dari data gambar. Dengan mengurangi jumlah parameter dan meningkatkan efisiensi, Xception menjadi salah satu arsitektur CNN yang populer dalam pengenalan gambar dan komputer visi.



Gambar 8 Arsitektur ResNet-101

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Performa Hasil Klasifikasi

Pada performa hasil klasifikasi dalam penelitian ini, kinerja dari model klasifikasi dengan 5 arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) diuji dengan melakukan beberapa percobaan *tuning hyperparameter*, percobaan tersebut meliputi variasi variasi *epoch* (E) sebanyak 50, 75, dan 100, variasi *batch size* (BS) 8, 16 serta variasi *learning rate* 0,0001.

Setiap percobaan dilakukan *tuning hyperparameter* dievaluasi dengan menggunakan *confusion matrix* akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas. Analisa performa klasifikasi dilakukan dengan membandingkan nilai nilai metrik pada setiap percobaan *tuning hyperparameter*. Peneliti memilih model dengan kombinasi *hyperparameter* yang memberikan performa hasil klasifikasi terbaik, yang ditunjukkan oleh tingkat 50, 75, 100 akurasi, yang tinggi.



Gambar 9 Accuracy VGG16

Grafik akurasi menunjukkan seberapa baik model memiliki kinerja yang baik dalam melakukan klasifikasi data. Hal ini dapat dilihat dari tingkat akurasi yang tinggi dan tingkat *error* yang menurun.



Gambar 10 Accuracy VGG19

Gambar 10 menunjukkan grafik akurasi dan *loss*. Percobaan menggunakan *epoch* 50, 75 dan 100 *batch size* 8 digunakan untuk mengukur kinerja model dalam melakukan pelatihan dan validasi. Grafik akurasi menunjukkan seberapa baik model memiliki kinerja yang baik dalam melakukan klasifikasi data. Hal ini dapat dilihat dari tingkat akurasi yang tinggi dan tingkat *error* yang menurun pada metode VGG19 bisa dikatakan bahwa kebanyakan dari seluruh grafik terjadi *overfitting*.



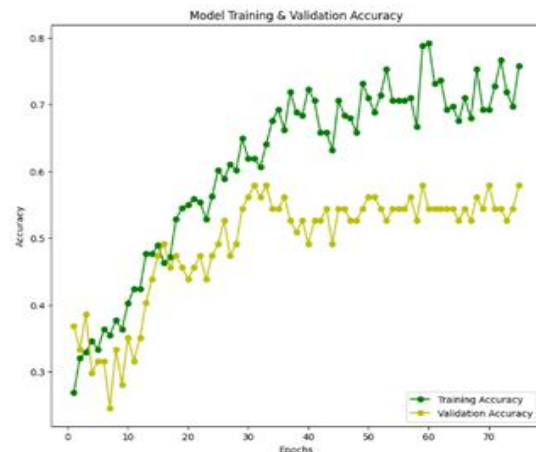
Gambar 11 Accuracy ResNet 50

Gambar 11 menunjukkan grafik akurasi dan *loss*. Percobaan menggunakan *epoch* 50, 75 dan 100 *batch size* 8 digunakan untuk mengukur kinerja model dalam melakukan pelatihan dan validasi. Grafik akurasi menunjukkan seberapa baik model memiliki kinerja yang baik dalam melakukan klasifikasi data. Hal ini dapat dilihat dari tingkat akurasi yang tinggi dan tingkat *error* yang menurun pada metode ResNet-50 bisa dikatakan bahwa kebanyakan dari seluruh grafik terjadi *overfitting*.



Gambar 12 Accuracy ResNet-101

Gambar 12 menunjukkan grafik akurasi dan *loss*. Percobaan menggunakan *epoch* 50, 75 dan 100 *batch size* 8 digunakan untuk mengukur kinerja model dalam melakukan pelatihan dan validasi. Grafik akurasi menunjukkan seberapa baik model memiliki kinerja yang baik dalam melakukan klasifikasi data. Hal ini dapat dilihat dari tingkat akurasi yang tinggi dan tingkat *error* yang menurun pada metode ResNet-101 bisa dikatakan bahwa kebanyakan dari seluruh grafik terjadi *overfitting*.



Gambar 13 Accuracy Xception

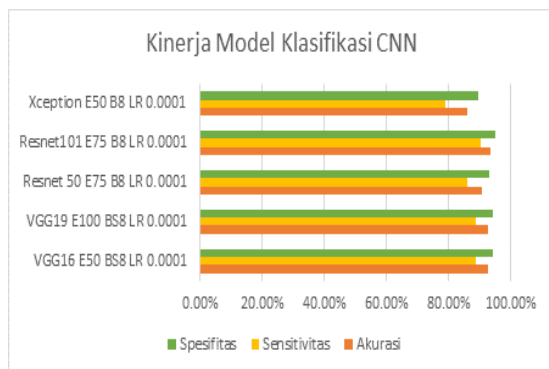
Gambar 12 menunjukkan grafik akurasi dan *loss*. Percobaan menggunakan *epoch* 50, 75 dan 100 *batch size* 8 digunakan untuk mengukur kinerja model dalam melakukan pelatihan dan validasi. Grafik akurasi menunjukkan seberapa baik model memiliki kinerja yang baik dalam melakukan klasifikasi data. Hal ini dapat dilihat dari tingkat akurasi yang tinggi dan tingkat *error* yang menurun pada metode Xception bisa dikatakan bahwa kebanyakan dari seluruh grafik terjadi *overfitting*.

4.2 Perbandingan Seluruh Arsitektur CNN

Berdasarkan gambar 14 penentuan semua model mencapai akurasi, sensitivitas dan spesifisitas yang tinggi di dapatkan pada Resnet101 E75 B8 LR 0.0001 dengan akurasi 93,4 persen, sensitivitas mencapai 90,2 dan spesifisitas mencapai 9,51 persen dengan sebagian besar model mencapai tingkat

akurasi, sensitivitas dan tingkat spesifisitas yang di dapat sedangkan dengan model arsitektur lainnya mendapat tingkat akurasi, sensitivitas dan spesifisitas rendah pada model VGG16 akurasi 92,5 persen, sensitivitas 88,8 persen dan spesifisitas 94,4 persen, VGG19 mendapatkan tingkat ke akuratan kesamaan pada VGG16. Resnet 50 mendapatkan 90,7 persen pada akurasi 86,1 persen pada sensitivitas dan spesifitas 93,0 persen untuk di arsitektur Xception mendapatkan yang lebih rendah dari arsitektur sebelumnya yang mendapatkan 86,0 persen pada akurasi, 79,1 persen pada sensitivitas dan spesifitas 89,5 persen. Dari hasil sebelumnya dalam percobaan inilah hasil penentuan yang tertingi dalam beberapa kali percobaan.

Model klasifikasi tersebut mencapai kinerja yang sangat baik untuk tugas yang dievaluasi, dengan tingkat akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas yang tinggi. Model-model dengan kinerja terbaik yang di tentukan dalam beberapa kali percobaan dalam hal ini tingkat akurasi yang paling baik dalam klasifikasi di dapatkan pada Resnet101 dengan mencapai akurasi 93,4 persen sensitivitas 90,2 persen dan spesifitas 95,1 persen.



Gambar 14 Perbandingan Seluruh Arsitektur

5 KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian kinerja arsitektur *Convolutional Neural Network* CNN, dengan arsitektur VGG16, VGG19, Resnet101 Resnet50, dan Xception, pada klasifikasi kanker paru paru, *bengin*, *malignant*, dan *normal*. Dapat disimpulkan:

1. Beberapa terlihat bahwa semua model memiliki kinerja akurasi yang tinggi terutama pada model Resnet101 mencapai nilai akurasi 93,4 % , sensitivitas 90,2 % dan spesifisitas mencapai 95,1 % menunjukkan bahwa model tersebut sudah paling baik dalam melakukan pengujian klasifikasi. Sedangkan untuk model VGG16, VGG19, dan Resnet50 memiliki nilai yang cukup rendah terutama pada model Xception.
2. Dalam pengujian klasifikasi penyakit paru-

paru bengin, malignant, dan normal arsitektur yang berbeda. VGG16, VGG19, Resnet101 Resnet50, dan Xception mampu mengenali jenis penyakit bengin, malignant, dan normal dengan performa yang baik dengan beberapa pengujian melalui tingkat *hyperparameter* yang di dapat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] U. Khultsum, F. Sarasati, and G. Taufik, "Penerapan Metode Mobile-Net Untuk Klasifikasi Citra Penyakit Kanker Paru-Paru," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 9, no. 5, p. 1366, 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i5.4918.
- [2] R. Widodo, T. Badriyah, and I. Syarif, "Deteksi Sel Kanker Paru Berdasarkan Pemeriksaan Sitologi Menggunakan Convolutional Neural Network," *Klik - Kumpul. J. Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 3, p. 296, 2020, doi: 10.20527/klik.v7i3.344.
- [3] K. H. Almotairi *et al.*, "Dampak Kecerdasan Buatan pada Pandemi COVID-19: Survei Pemrosesan Citra, Pelacakan Penyakit, Prediksi Hasil, dan Kedokteran Komputasi," *Big Data Cogn. Comput.*, vol. 7, no. 1, p. 11, 2023, doi: 10.3390/bdcc7010011.
- [4] A. R. Azura and A. Diantini, "Review Artikel: Peran Nutrasetikal Pada Kanker Paru-Paru," *Farmaka*, vol. 17, no. 2, pp. 209–221, 2019.
- [5] F. N. Azizah and D. Juniati, "Analisis Jenis Penyakit Paru-Paru Berdasarkan Chest X-Ray Menggunakan Metode Fuzzy C-Means," *MATHunesa J. Ilm. Mat.*, vol. 9, no. 2, pp. 322–331, 2021, doi: 10.26740/mathunesa.v9n2.p322-331.
- [6] W. Halim and P. Mudjihartono, "Kecerdasan Buatan dalam Teknologi Kedokteran: Survey Paper," *KONSTELASI Konvergensi Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 1, 2022.
- [7] Y. Lecun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," *Nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, 2015, doi: 10.1038/nature14539.
- [8] I. G. and Y. B. and A. Courville, "Deep learning," *Nature*, vol. 29, no. 7553, pp. 1–73, 2016, [Online]. Available: <http://deeplearning.net/>
- [9] E. N. Arrofiqoh and Harintaka,

- “Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Tanaman Pada Citra Resolusi Ttinggi (The Implementation of Convolutional Neural Network Method for Agricultural Plant Classification in High Resolution Imagery),” *Geomatika*, vol. 24, no. 2, pp. 61–68, 2018.
- [10] D. Gunawan and H. Setiawan, “Convolutional Neural Network dalam Citra Medis,” *KONSTELASI Konvergensi Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 2, pp. 376–390, 2022, doi: 10.24002/konstelasi.v2i2.5367.
- [11] D. Efendi, J. Jasril, S. Sanjaya, F. Syafria, and E. Budianita, “Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Arsitektur ResNet-50 untuk Klasifikasi Citra Daging Sapi dan Babi,” *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 9, no. 3, p. 607, 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i3.4176.
- [12] M. S. Wibawa, “Pengaruh Fungsi Aktivasi, Optimisasi dan Jumlah Epoch Terhadap Performa Jaringan Saraf Tiruan,” *J. Sist. dan Inform.*, vol. 11, no. December, pp. 167–174, 2017, doi: 10.13140/RG.2.2.21139.94241.