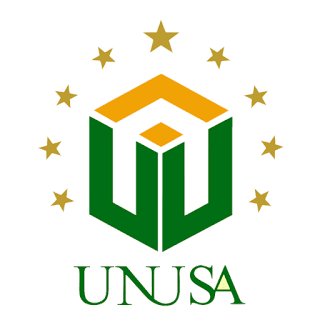
**PROPOSAL TUGAS AKHIR**

**IMPLEMENTASI DEEP LEARNING UNTUK KLASIFIKASI CITRA X-RAY PNEUMONIA**

****

**ABDUR ROCHMAN**

**3130021021**

**PROGRAM STUDI S1 SISTEM INFORMASI**

**FAKULTAS EKONOMI BISNIS DAN TEKNOLOGI DIGITAL**

**UNIVERSITAS NAHDLATUL ULAMA SURABAYA**

**2024**

ABSTRAK

# BAB 1

# PENDAHULUAN

## **1.1 Latar Belakang**

Pneumonia adalah sebuah kondisi dimana alveoli penderita dipenuhi nanah dan cairan sehingga penderita mengalami kesakitan saat bernafas dan oksigen yang masuk kedalam paru paru kurang (Rindrasari, 2018). Pneumonia termasuk penyakit yang menyebabkan kematian tertinggi didunia khususnya pada anak anak(Elvionita et al., 2023). Berdasarkan data WHO pada 2017, terdapat 25.481 kasus kematian anak anak karena infeksi pernafasan akut atau 17 persen dari seluruh kematian anak anak. Indonesia berada diperingkat ke-7 didunia sebagai negara yang memiliki kasus pneumonia tertinggi (Pranita & Sumartiningtyas, 2020). Pada pasien orang dewasa, kasus pneumonia paling banyak terjadi pada pasien dengan rentan umur 56 – 65 tahun. Hal ini terjadi karena pasien usia lanjut mengalami perubahan anatomi fisiologi akibat proses penuaan sehingga terjadi penurunan fungsional paru-paru, kemampuan untuk mengatasi penurunan complains paru dan peningkatan resistensi saluran napas terhadap infeksi dan penurunan daya tahan tubuh (Farida et al., 2017).

Peran dokter spesialis paru tentu sangat dibutuhkan. Namun jumlah dokter spesialis paru di Indonesia masih terbatas. Berdasarkan data Perhimpunan Dokter Paru Indonesia (PDPI) pada 2020, tercatat berjumlah 1.206 orang. Jumlah ini belum seimbang dengan jumlah penduduk di Indonesia yang saat ini berjumlah sekitar 250 juta jiwa. Idealnya Indonesia memiliki minimal 2.500 dokter spesialis paru, dengan kata lain saat ini kekurangan 1.294 dokter paru (Manafe, 2020). Keterbatasan ini berdampak pada lambatnya proses diagnosis dan penanganan pasien. Selain itu, diagnosis yang dilakukan oleh dokter spesialis paru sering kali bersifat subjektif. Oleh karena itu dibutuhkanlah sistem yang mampu memberikan diagnosis cepat,objektif dan akurat dalam meningkatkan kualitas pelayanan kesehatan, khsusnya dalam menangani penyakit pneumonia.

Identifikasi pneumonia biasanya melibatkan test klinis, analisis riwayat medis, dan test pecintraan seperti citra chest x-ray atau computed tomography (CT) (Huy & Lin, 2023). Citra X-ray adalah salah satu yang dapat memberikan gambaran kondisi paru-paru, mendeteksi adanya infeksi,peradangan, atau akumulasi cairan yang menjadi ciri khas pneumonia. Hasil dari citra medis X-ray akan didiagnosis oleh dokter spesialis untuk dilakukan tindakan teknis selanjutnya. Diagnosis pneumonia yang akurat menjadi faktor krusial untuk memastikan pengobatan yang efektif, sehingga dapat meningkatkan prognosis pasien (Soewu et al., 2022). Dalam konteks penelitian ini, identifikasi pneumonia juga menjadi dasar pengembangan sistem prediksi berbasis deep learning yang diharapkan dapat mempercepat proses diagnosis dan meningkatkan akurasi deteksi penyakit paru-paru secara otomatis. Hal ini menunjukkan potensi besar teknologi kecerdasan buatan dalam mendukung praktik medis modern.

Dengan memanfaatkan kecerdasan buatan, berbagai penelitian telah dilakukan untuk membantu dalam meningkatkan analisis penyakit pneumonia. Salah satu upaya ialah dengan mendeteksi pasien yang terdampak pneumonia dengan cepat dan akurat menggunakan metode deep learning. Deep learning adalah cabang dari machine learning yang berfokus pada pengembangan algoritma berbasis jaringan saraf tiruan yang dirancang untuk belajar dan mengekstrasi pola atau representasi data secara otomatis, mirip dengan cara otak manusia bekerja (Heaton, 2018). Metode deep learning diharapkan dapat membantu dokter spesialis paru dan peneliti dalam mendeteksi pasien yang menderita pneumonia menggunakan gambar Citra Chest X-Ray yang bahkan cenderung samar dan memiliki kemiripan yang sama antar jenis penyakit pulmonary, seperti pneumonia, tuberkolosis, pneumotrax, pada paru paru pasien (Andreu et al., 2004). Selain meminimalisir waktu dan tenaga medis dalam mendeteksi pasien, penggunaan machine learning dengan teknik deep learning juga mengurangi resiko human error dan mengurangi biaya perawatan.

Salah satu metode yang paling banyak digunakan untuk klasifikasi penyakit adalah Convutional Neural Network. Penelitian dengan menggunakan Convutional Neural Network antara lain penelitian oleh (Kong & Cheng, 2022) “ Classification and detection of COVID-19 X-Ray images based on DenseNet and VGG16 feature fusion ” didapatkan model yang diusulkan mencapai akurasi rata-rata 98.0% untuk klasifikasi biner dan 97.3% untuk klasifikasi tiga kategori dimana menggunakan arsitektur DenseNet dan VGG16. Kemudia pada penelitian (Upasana et al., 2022) “An Attention-based Pneumothorax Classification using Modified Xception Model” mengenai mendeteki otomatis citra X-ray pneumotoraks, menghasilkan kesimpulan bahwa model Xception memiliki nilai akurasi yang baik dengan memiliki akurasi pelatihan 99.18% dan validation accuracy 87.53%.

Banyak pendekatan yang telah dikembangkan dan diterapkan untuk mendeteksi pneumonia, namun masih ada ruang untuk peningkatan kerja. Salah satu usulan untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam klasifikasi citra X-Ray adalah dengan mengimplementasikan metode DenseNet201 dan Xception. Kedua model ini telah terbukti efektif dalam bidang klasifikasi citra medis karena kemampuannya dalam menangani vanishing gradient dan meningkatkan kemampuan generalisasi. DenseNet201 dengan konektivitas yang lebih padat antar layer memungkinkan model untuk memanfaatkan informasi secara lebih efektif, sedangkan Xception dengan depthwise seperable mampu mengurangi jumlah parameter dan operasi yang diperlukan, sehingga membuat model lebih ringan dan cepat . Pengguna kedua model ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi dalam mendiagnosis pneumonia.

## **1.2 Perumusan Masalah**

Adapun rumusan masalah yang dapat diangkat dari penelitian ini yaitu: Bagaimana hasil akurasi, presision, sensitivity, dan Fscore dari klasifikasi citra chest x-ray pneumonia ?

## **1.3 Batasan Masalah**

Batasan masalah yang digunakan pada penelitian yaitu:

1. Jenis citra yang digunakan adalah x-ray pneumonia menggunakan format \*.jpeg dengan resolusi 512 x 512 pixel
2. Data klasifikasi jenis citra x-ray yang digunakan antara lain : x-ray normal dan x-ray pneumonia
3. Penelitian berfokus pada tingkat akurasi klasifikasi citra x-ray pneumonia
4. Model dari arsitektur cnn yang digunakan adalah DenseNet201 dan ResNet50
5. Model dari deep learning dibuat dengan menggunakan bahasa pemrograman python versi 3 dengan library numpy,pandas,Tensorflow, Scikit-learn, splitfolders, matplotlib, seaborn, opencv (cv2), Pillow (PIL)

## **1.4 Tujuan Penelitian**

Dari rumusan masalah yang dilakukan, maka tujuan dari penelitian ini yaitu : Untuk mengetahui hasil akurasi dari klasifikasi citra x-ray pneumonia

## **1.5 Manfaat Penelitian**

Manfaat dari penelitian ini yaitu sebagai berikut:

1. Bagi Masyarakat

Hasil dari penelitian tersebut dapat digunakan untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam mendeteksi pneumonia melalui analisis citra chest X-ray, sehingga dapat mendukung tenaga medis dalam mendiagnosis penyakit lebih cepat dan tepat. Dengan pemanfaatan model dari deep learning, sistem dapat membantu mengurangi risiko kesalahan diagnosis serta mempercepat proses pengambilan keputusan. Terutama ditengah keterbatasan jumlah dokter spesialis paru yang sedikit. Hal ini diharapkan dapat berkontribusi pada penanganan yang lebih dini dan efektif, sehingga meningkatkan peluang kesembuhan pasien dan secara keseluruhan mendukung peningkatan kualitas layanan kesehatan Masyarakat.

1. Bagi Pembaca

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat menjadi rujukan atau refrensi bagi mahasiswa Sistem Informasi yang akan melakukan penelitian lanjutan dengan topik deep learning.

1. Bagi Penulis

Manfaat yang didapatkan oleh Penulis yakni berupa menambah wawasan pada bidang deep learning dan oleh data citra gambar. Selain itu juga pengalaman saat proses pengerjaan tugas akhir dimulai dari proses pengambilan data hingga menulis laporannya.

## **1.6 Relevansi**

Relevansi pengerjaan penelitian ini berkaitan dengan beberapa mata kuliah seperti:

1. Sistem Cerdas : dalam mata kuliah Sistem Cerdas, konsep dan penerapan algoritma deep learning seperti DenseNet201 dan Xception menjadi dasar dalam mengembangkan model untuk mendeteksi pneumonia.
2. Statitiska : dalam mata kuliah Statistika berkontribusi pada analisis data, seperti pengolahan statistik deskriptif dan inferensial untuk mengevaluasi performa model yang dikembangkan.
3. Data Science : dalam mata kuliah Data Science menyediakan landasan dalam pengelolaan, pembersihan, dan pemrosesan dataset citra chest X-ray termasuk teknik eksplorasi data yang relevan.
4. Visualisasi Informasi : Visualisasi Informasi berperan dalam menyajikan hasil penelitian secara informatif melalui grafik atau diagram yang memudahkan menangkap sebuah informasi oleh pengguna, termasuk tenaga medis.

# BAB II

# TINJAU PUSTAKA

## **2.1 Studi Literatur**

| No | Judul | Pembahasan | Keterkaitan | Perbedaan |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 1 | An Alzheimer’s disease classification model using transfer learning Densenet with embedded healthcare decision support system (Saleh et al., 2023). | Menggabungkan beberapa jenis model DenseNet yaitu DenseNet 121,169, dan 201. Menggunakan transfer learning untuk meningkatkan performa klasifikasi pada dataset Magnetic Resonance Imaging (MRI) yang lebih kecil, serta penggunaan augmentasi data untuk meningkatkan performa model. | Mengunakan transfer learning, menggunakan Teknik augmentasi data,dan menggunakan data citra medis. | Data yang digunakan Magnetic Resonance Imaging (MRI), Penggabungan 3 Jenis DenseNet 121,169, dan 201, dan menggunakan Area Under the Curve untuk evaluasi model. |
| 2 | Classification and detection of COVID-19 X-Ray images based on DenseNet and VGG16 feature fusion (Kong & Cheng, 2022). | Menambahkan global attention machine block dan category attention block untuk mengekstraksi fitur-fitur dalam. Jaringan residual (ResNet) digunakan untuk segmentasi informasi gambar. Hasil dari pelatihan model menunjukkan bahwa model yang diusulkan memiliki akurasi yang tinggi. | Penelitian sama-sama klasifikasi penyakit citra X-Ray paru-paru. Menggunakan teknologi deep learning yaitu DenseNet sebagai salah satu arsitektur model dalam citra-X-Ray. Untuk mengevaluasi performa model menggunakan akurasi sebagai indikator utama keberhasilan. | Penelitian COVID-19 mencakup deteksi beberapa penyakit (COVID-19, pneumonia, normal). Penelitian COVID-19 menggabungkan fitur dari dua arsitektur untuk meningkatkan akurasi. Penelitian COVID-19 memiliki pendekatan yang lebih kompleks dengan penambahan mekanisme attention untuk mengoptimalkan performa model.  Penelitian |
| 3 | FemurTumorNet: Bone tumor classification in the proximal femur using DenseNet model based on radiographs (Pan et al., 2023). | Dengan menggunakan Model DenseNet dapat mengungguli akurasi diagnosis manusia dalam hal sensitivitas, spesitifitas, akurasi dan skorf1. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa model DenseNet memiliki tingkat akurasi yang tinggi. | Objek yang digunakan adalah citra medis, model yang digunakan sama yaitu DenseNet untuk klasifikasi citra medis. | Penyakit yang diklasifikasikan dan bagian tubuh yang menjadi objek penelitian berbeda seperti muskuloskeletal. Penelitian FemurTumorNet hanya fokus pada DenseNet. |
| 4 | Optimization and fine-tuning of DenseNet model for classification of COVID-19 cases in medical imaging (Chauhan et al., 2021). | Dengan menggunakan metode transfer learning, untuk meningkatkan performa model dengan cara bobot yang telah data dilatih sebelumnya. Teknik fine-tuning termasuk early-stopping digunakan guna untuk meningkatkan akurasi model. Hasil menunjukkan bahwa optimizer adamax dengan fungsi kerugian Cross Entropy dan scheduler StepLR memberikan hasil akurasi yang tertinggi. | penelitian menggunakan citra medis X-Ray dada. Menggunakan DenseNet sebagai model utama dalam deep learning. Memanfaatkan transfer learning untuk mengatasi keterbatasan dataset medis. Menggunakan evaluasi akurasi model untuk menentukan keberhasilan klasifikasi. | Penelitian DenseNet lebih luas cakupannya seperti (COVID-19, PNEUMONIA dan NORMAL). Hanya fokus pada DenseNet tanpa memperbandingkan. Fine-tuning menjadi bagian untuk meningkatkan performa model deep learning. |
| 5 | AI diagnostics in bone oncology for predicting bone metastasis in lung cancer patients using DenseNet-264 deep learning model and radiomics (Zeng et al., 2024). | Menggunakan Fitur radiomik diekstraksi dari gambar CT dan seleksi fitur dilakukan menggunakan Minimum Redundancy Maximum Relevance (mRMR) dan Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO). Model DenseNet-264 menunjukkan kinerja yang unggul. | Menggunakan model DenseNet. Menggunakan Transfer learning. Evaluasi model pada menggunakan accuracy untuk mengukur performa klasifikasi. | Object yang digunakan kanker metastasis tulang. Penelitian Bone Oncology menggunakan data CT dengan fitur radiomic. Model yang digunakan DenseNet-264. Lebih menonjolkan evaluasi AUC untuk mengukur performa. |
| 6 | An in-depth analysis of Convolutional Neural Network architectures with transfer learning for skin disease diagnosis (Sadik et al., 2023). | Menggunakan metode transfer learning untuk menemukan lebih banyak fitur. Mengevaluasi kinerja pendekatan yang diusulkan dengan beberapa arsitektur CNN popular diantara nya, ResNet50, InceptioV3, Inception-ResNet dan DenseNet. | Menggunakan data citra medis. Menggunakan transfer learning sebagai metode untuk meningkatkan kinerja model. Menggunakan model DenseNet dan Xception. Menggunakan augmentasi data. Mengevaluasi kinerja arsitektur model CNN untuk menentukan model yang paling efektif. | Menggunakan citra dermatoskopi. Penelitian kulit mencakup evaluasi lebih banyak arsitektur CNN diantara nya ResNet50, InceptioV3, Inception-ResNet dan DenseNet. |
| 7 | An Attention-based Pneumothorax Classification using Modified Xception Model (Upasana et al., 2022). | Penggunaan radiografi dada digunakan sebagai alat diagnosis yang signifikan untuk mendeteksi gangguan paru-paru. Menggabungkan jaringan xception dengan attention module untuk meningkatkan akurasi deteksi pneumotoraks pada gambar X-ray dada. Model yang diusulkan memperoleh akurasi yang tinggi dan Area Under the Curve (AUC) yang sangat baik. | Menggunakan citra X-Ray dada. Menggunakan arsitektur model Xception. Mmenggunakan transfer learning. Menggunakan metrik evaluasi untuk mengukur tingkat keberhasilan klasifikasi model. | Berfokus pada pneumotoraks. Memoodifikasi arsitektur seperti menambahkan attention module. Penelitian Pneumotoraks berfokus pada pengembangan model. Menggunakan metrik AUC sebagai evaluasi kinerja model. |
| 8 | Prediction of fetal brain gestational age using multihead attention with Xception (Hasan et al., 2024). | Penggunaan model Xception yang telah dilatih sebelumnya dan mekanisme multihead attention (MHA) digunakan untuk memprediksi usia gestasi dari gambar Magnetic resonance imaging (MRI) otak janin. Penelitian ini menunjukkan bahwa model yang diusulkan dapat membantu klinisi dalam memprediksi usia gestasi dengan akurasi tinggi. | Menggunakan arsitektur model CNN yaitu Xception. Menggunakan transfer learning. Menggunakan metrik evaluasi untuk mengukur tingkat keberhasilan klasifikasi model. | Menggunakan dataset MRI otak janin. Memodifikasi model Xception dengan MHA. Menggunakan Mean Absolute Error (MAE) untuk mengevaluasi hasil regresi. |
| 9 | Boosted dipper throated optimization algorithm-based Xception neural network for skin cancer diagnosis: An optimal approach (Tang & Rashid Sheykhahmad, 2024). | Algoritma Boosted Dipper Throated (BDTO) adalah teknik optimasi yang terinspirasi dari perilaku burung Dipper Throated yang dapat menentukan parameter dan bobot optimal untuk arsitketur CNN Xception. Sedangkan dataset ISIC digunakan untuk meningkatkan kualitas dan keragaman gambar, serta menggunakan augmentasi data. Metode ini menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan pendekatan kontemporer lainnya. | Menggunakan arsitektur model CNN Xception. Menggunakan augmentasi data. | Menggunakan dataset International Skin Imaging Collaboration (ISIC) yang terdiri dari citra kulit. Menggunakan optimasi model Xception dengan algoritma BDTO. |
| 10 | Concatenated Xception-ResNet50 — A novel hybrid approach for accurate skin cancer prediction (Panthakkan et al., 2022). | Menggunakan pendekatan hibrida antara dua model Xception dan ResNet50 model dilatih dan diuji menggunakan teknik sliding window untuk memastikan kinerja yang konsisten dan menghindari overfitting. Model yang diusulkan mencapai akurasi yang tinggi. | Menggunakan arsitektur model CNN yaitu Xception. Menerapkan penghindaran overvitting dan augmentasi data. | Jenis penyakit yang diklasifikasikan berbeda kanker kulit. Menggunakan pendekatan hibrida antara dua model Xception dan ResNet50. |

## **2.2 Dasar Teori**

### 2.2.1 Pneumonia

Pneumonia adalah salah satu jenis penyakit paru paru yang disebabkan oleh bakteri,virus,jamur atau parasit. Pneumonia memiliki sebuah kondisi dimana alveoli penderita dipenuhi nanah dan cairan sehingga penderita mengalami kesakitan saat bernafas dan oksigen yang masuk kedalam paru paru kurang (Rindrasari, 2018). Pasien yang mengidap pneumonia biasanya mengalami gejala berupa sesak napas, batuk berdahak, demam ataupun menggigil. Pneumonia biasanya ditularkan dengan berbagai cara antara lain melalui batuk dan bersin (Sartiwi et al., n.d).

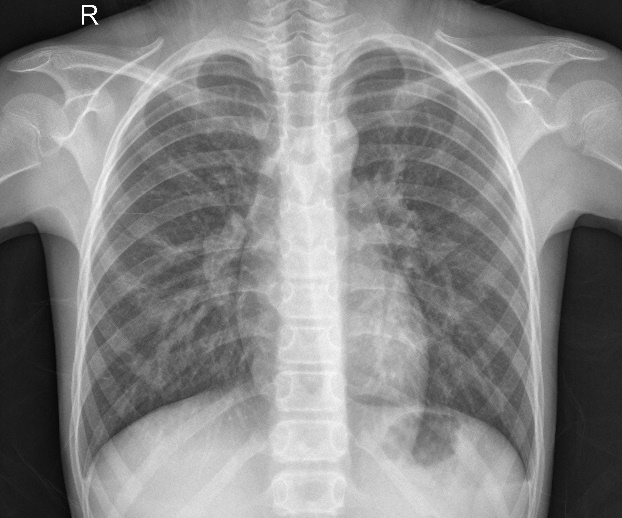
Pneumina merupakan masalah kesehatan yang signifikan di Indonesia, berdasarkan data Riskesdas (2013) terjadi peningkatan prevalansi pneumonia pada semua umur, terutama pada balita yang cukup tinggi yaitu 4,5 per 100 balita. Hal ini dari 4,5 per 100 balita menderita penyakit pneumonia. Sementara itu, menurut laporan WHO pada tahun 2017 menunjukkan, 15% kematian anak dibawah umur 5 tahun disebabkan oleh pneumonia. Berdasarkan survey Balitbangkes 2016 jumlah anak yang menderita pneumonia di Indonesia diperkirakan melebihi dari 800.000 anak. Pada pasien dewasa, kasus pneumonia paling banyak terjadi pada rentan umur 56-65 tahun. Kondisi ini dipengaruhi oleh perubahan anatomi dan fisiologi akibat proses penuaan, seperti penurunan elesitisitas jaringan paru-paru, melemahnya sistem kekebalan tubuh. Faktor-faktor tersebut dapat menyebabkan penurunan kemampuan paru-paru untuk terkena infeksi paru-paru, sehingga lansia rentan terhadap penumonia.

Pneumonia juga dapat dipengaruhi oleh berbagai faktor lain seperti kebiasaan merokok, paparan polusi udara, serta kondisi lingkungan yang tidak higienis (Nurin, 2024). Selain itu seseorang dengan penyakit seperti diabetes, penyakit jantung, atau gangguan sistem imun lebih rentan terjangkit pneumonia (CDC, 2023). Pencegahan penyakit ini dapat dilakukan dengan menerapkan gaya hidup sehat seperti menjaga kebersihan tangan, menghindari kontak dengan orang yang terinfeksi, serta menjalani vaksinasi, seperti vaksin pneumokokus dan influenza . Langkah-langkah pencegahan ini sangat penting untuk mengurangi risiko terkena pneumonia, terutama bagi kelompok rentan seperti anak-anak, lansia, dan individu dengan penyakit kronis (Pittara, 2022).

### 2.2.2 Chest X-Ray

*Chest X-Ray* (CXR) adalah suatu proyeksi pecintraan medis yang menggunakan radiasi untuk menghasilkan gambar dari organ atau struktur didalam dada. Termasuk seperti paru-paru, jantung, tulang rusuk dan pembuluh darah. Chest X-Ray alat yang sangat umum digunakan untuk mendiagnosis berbagai kondisi seperti infeksi paru-paru, gagal jantung, kanker paru-paru dan masalah yang lainnya (*Chest X-Rays – The Heart Clinic*, 2015).

Citra paru-paru dapat dikategorikan normal apabila citra tersebut tidak ada bercak, teksturnya terlihat halus, serta ukuran paru-paru sesuai dengan anatomi yang normal. Sebaliknya, citra paru-paru dianggap abnormal apabila citra tersebut memiliki bercak, teksturnya tidak terlihat halus, serta perubahan bentuk atau ukuran paru-paru berubah. Perubahan tersebut dapat diketahui dari intensi piksel pada objek paru-paru (Wikanargo & Thenata, 2018).

  
Gambar 2. 1 Chest X-Ray Paru-Paru

### 2.2.3 Citra Digital

Citra digital adalah sebuah reprentasi dari suatu objek yang disimpan dalam suatu bentuk elektronik yang dapat diolah oleh komputer. Citra digital digambarkan sebagai fungsi(x,y) dengan x dan y merupakan koordinat pada sebuah bidang datar yang mempresentasikan kumpulan pixel dalam dua dimensi (Gonzalez & Woods, 2008). Secara umum citra digital dibagi menjadi tiga, yaitu citra biner, citra grayscale dan citra RGB. Citra biner hanya terdiri dari dua nilai, yaitu hitam dan putih, yang mewakili objek dan latar belakang. Citra grayscale terdiri dari nilai intensitas abu-abu yang menggambarkan perbedaan kecerahan, sedangkan citra RGB menggabungkan tiga komponen warna dasar, yaitu merah (Red), hijau (Green), dan biru (Blue), untuk membentuk warna yang lebih kompleks (Sulistiyani Ratna et al., 2016).

Terdapat banyak metode pengolahan gambar yang dapat digunakan, salah satunya adalah augmentasi gambar. Augmentasi merupakan sebuah metode untuk memperbanyak data gambar untuk training dengan membuat perubahan untuk memperoleh gambar training yang serupa tetapi berbeda. Memotong gambar dengan cara yang berbeda dapat memberikan posisi gambar yang berbeda, sehingga dapat mengurangi ketergantungan model pada posisi dimana objek muncul. Teknik augemntasi juga dapat memeberi penyusaian terhadap kecerahan, warna, serta faktor-faktor lain untuk mengurangi sensitivitas model terhadap warna. Melalukan flip ke kiri dan ke kanan pada gambar umumnya tidak mengubah kategori dari objek. Sehingga, metode ini adalah salah satu metode augmentasi gambar yang sering digunakan (Zhang et al., 2021).

### 2.2.4 Grayscale

Grayscale adalah format representasi citra yang menggunakan satu chanel untuk setiap piksel dengan nilai kecerahan yang bervariasi dari 0 hingga 255. Nilai ini menggambarkan intensitas Cahaya yaitu, 0 mewakili hitam (tanpa cahaya) dan 255 mewakili putih (intensitas cahaya maksimum) (Gonzalez & Woods, 2002). Dalam aplikasi pemrosesan citra grayscale sering digunakan karena informasi warna tidak selalu relevan, terutama pada jenis citra seperti X-Ray. Dimana analisis lebih berfokus pada pola intensitas daripada kombinasi warna.

Penggunaan citra grayscale memiliki peran penting dalam pengolahan citra medis seperti X-Ray paru-paru. Citra X-Ray umumnya sudah berupa grayscale secara default, karena tujuan utama dari citra tersebut adalah untuk menunjukkan detail struktur internal tubuh berdasarkan distribusi intensitas cahaya yang melewati jaringan tubuh. Dengan menggunakan format grayscale, analisis fitur seperti pola abnormal, perbedaan densitas jaringan, atau identifikasi anomali menjadi lebih mudah dilakukan (Ramdhan et al., 2014). Selain itu, penggunaan citra grayscale membantu menyederhanakan algoritma pemrosesan, termasuk metode peningkatan kontras seperti CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization), karena metode ini hanya berfokus pada distribusi intensitas piksel tanpa memperhatikan informasi warna.

### 2.2.5 Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)

Pre-processing bertujuan untuk meningkatkan kualitas citra, sehingga memudahkan dan mempercepat kinerja sistem dalam mengenali citra X-Ray paru-paru. Proses ini sangat penting untuk memastikan bahwa citra yang digunakan oleh model deep learning memiliki kualitas yang optimal. Tanpa pre processing yang tepat sistem dapat kesulitan untuk mengidentifikasi fitur-fitur penting dala citra. Salah satu metode pre-processing citra untuk meningkatkan kontras gambar adalah *Contrast Limited Adaptive* (CLAHE).

CLAHE merupakan sebuah metode dengan memberikan nilai batas pada histogram. Nilai batas ini disebut dengan clip limit yang menyatakan batas maksimum tinggi suatu histogram. Dengan menggunakan CLAHE kontras citra dapat diperbaiki terutama pada area dengan kontras rendah. Metode ini sangat berguna untuk citra medis seperti X-Ray yang seringkali memiliki detail yang sulit terlihat karena kontras yang rendah. Metode ini bertugas membagi citra menjadi beberapa bagian kecil dan masing-masing bagian dihitung histogramnya secara terpisah. Proses ini dilakukan untuk menghindari efek noise yang berlebihan di area dengan kontras tinggi.

Proces CLAHE terdiri dari dua tahap, yaitu pada tahap pertama membagi citra kedalam beberapa bagian dengan ukuran yang sama dan merata. Pada tahap kedua menghitung nilai histogram masing-masing bagian sehingga mendapatkan nilai clip limit dari citra tersebut. Dengan begitu, area yang memiliki kontras rendah dapat ditingkatkan tanpa merusak detail yang ada pada area dengan kontras tinggi. Cara menghitung clip limit suatu histogram dapat didefinisikan dengan persamaan berikut (Koonsanit et al., 2017).

δ = (1 + (-1)) (2.1)

Keterangan:

δ = clip limit

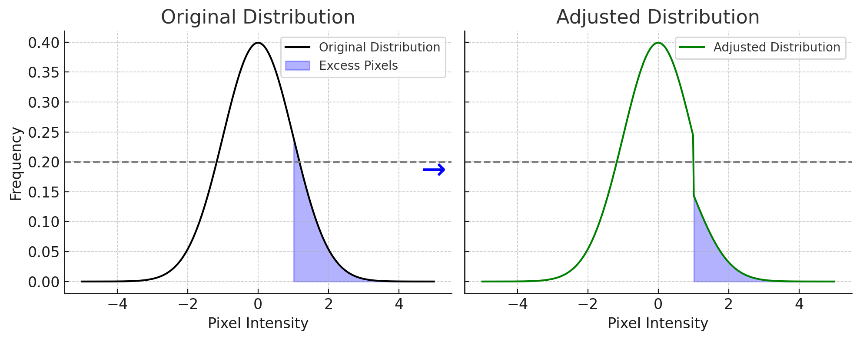
Q×R = luas citra dimensi citra

C = nilai komponen warna

a = clip factor (batas limit suatu histogram)

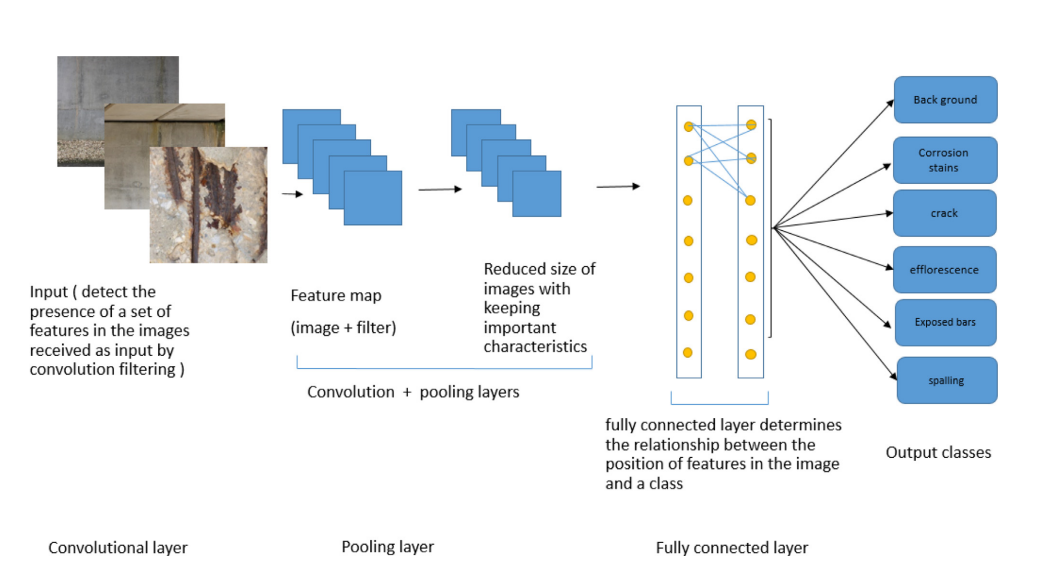
= nilai gradien maksimum

Histogram diatas nilai *clip limit* dianggap kelebihan (*exceess*) piksel yang akan didistribusikan kepada area sekitar di bawah *clip limit*, sehingga histogram merata (). Ilustrasi distribusi *excess* piksel dapat dilihat pada gambar 2.2.

  
Gambar 2. 2 Distribusi excess pixel pada histogram

### 2.2.6 Convutional Neural Network (CNN)

*Convutional Neural Network* (CNN) adalah salah satu metode dari deeplearning yang digunakan dalam klasifikasi citra gambar. Pada dasarnya, CNN tidak jauh berbeda dengan neural network biasanya yang memiliki bobot, bias dan fungsi aktivasi. CNN mengatur neuron dalam bentuk tiga dimensi yaitu lebar, panjang dan tinggi. Secara umum, arsitektur CNN terdiri dari tiga *layer* utama yaitu *convutional layer*, *pooling layer* dan *fully connected layer (Sewak et al., 2018)*. Berikut merupakan ilustrasi arsitektur metode CNN yang ditunjukkan pada Gambar 2.3.

  
Gambar 2. 3 Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN)

**A. Convolutional Layer**

Fungsi utama dari *convolution layer* adalah mengekstraksi fitur dari citra input. Proses konvolusi adalah mengalikan sebuah gambar dengan sebuah convolution kernel atau filter yang dinyatakan dalam bentuk matrik dengan ukuran yang biasanya lebih kecil dari ukuran gambar. *Convolutional layer* membutuhkan input yang kemudian mengaplikasikan convotional kernel dan memberikan sebuah hasil berupa feature map sebagai output yang diilustrasikan pada Gambar 2.4 (Zhang et al., 2021). Operasi konvolusi apabila input dan kernel berukuran dua dimensi ditulis pada persamaan (2.2).

(2.2)

dimana :

= *feature map* pada pixel ke-a,b pada citra ke*-*

= *bias* pada *feature map*

= bobot pada pada *convolutional kernel* ke-c,d pada citra ke-

*X* = input

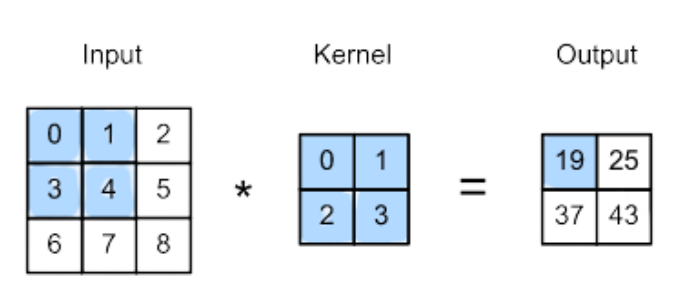
*a* = 1,2,…,*A*. A merupakan panjang pixel pada *feature map*

*b* = 1,2,…,*B*. B merupakan lebar pixel pada *feature map*

*c* = 1,2,…,*C*. C meruapakan panjang pixel pada *convolutional kernel*

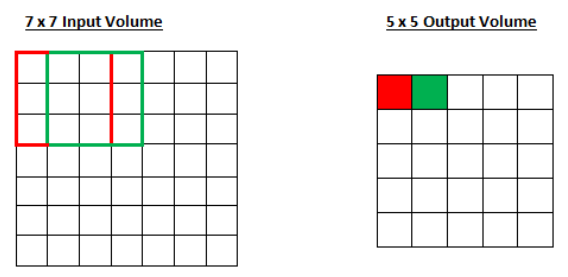
*d* = 1,2,…,*D*. D merupakan lebar pixel pada *convolutional kernel*

= 1,2,…,*L.* L merupakan citra yang digunakan

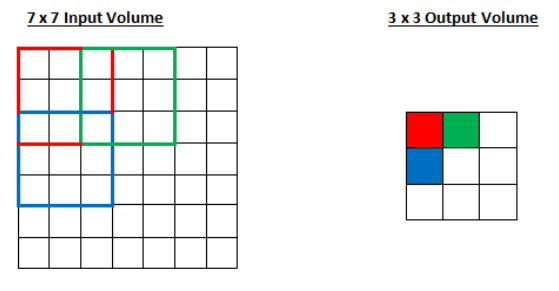
  
Gambar 2. 4 Ilustrasi Convolutional Layer

Dalam perhitungan output, kernel digeser untuk setiap pixel. Demi meningkatkan efisiensi komputasi, kernel digeser lebih dari satu pixel. Banyaknya pixel yang digeser dalam input disebut stride yang ditampilkan pada Gambar 2.5.

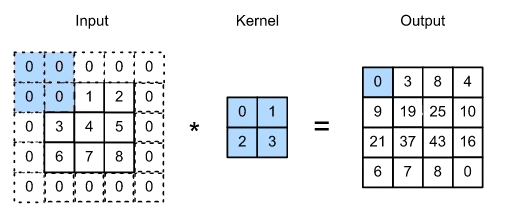
Stride 1



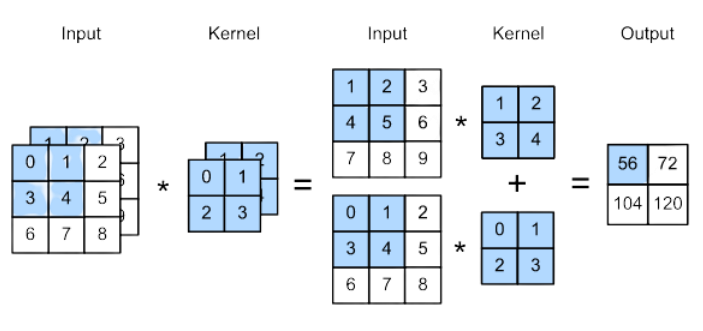
Stride 2

  
Gambar 2. 5 Perbedaan Antara Stride 1 dan Stride 2

Salah satu masalah yang terjadi akibat pengaplikasian *convutional layer* adalah kehilangan informasi *pixel* yang terletak pada bagian tepi gambar. Solusi yang mudah adalah menambah *pixel* tambahan dipinggiran gambar, sehingga memperbesar dimensi gambar. Biasanya, *pixel* tambahan bernilai 0 yang diilustrasikan pada Gambar 2.6.

  
Gambar 2. 6 Ilustrasi Padding Berukuran 1x1

Jika input data mengandung banyak *chanel*, maka perlu dibentuk *kernel* konvolusi yang memiliki *chanel* sebanyak *chanel* input sehingga dapat dilakukan korelasi silang. Apabila diasumsikan jika banyaknya *chanel* input adalah , maka kernel konvolusi harus sebanyak juga. Korelasi silang dihitung dengan menjumlahkan operasi konvolusi untuk setiap *chanel*, sehingga didapatkan output berdimensi dua yang diilustrasikan pada gambar 2.7.

  
Gambar 2. 7 Ilustrasi Padding Berukuran 1x1

Terlepas dari banyaknya input *chanel*, sejauh ini menghasilkan output dengan *chanel* tunggal. Akan tetapi, arsitektur CNN yang popular pada umumnya memiliki output dengan banyak *chanel*. Hal ini dilakukan untuk menyimpan lebih banyak informasi ketika *pooling* dilakukan.

**B. Pooling Layer**

*Pooling layer* berada setelah convolution layer dan tidak memiliki parameter. *Pooling layer* bersifat deteminstik sehingga fungsi yang bisa digunakan adalah maksimum dan mean untuk mengurangi input data (Zhang et al., 2021). Operasi ini masing-masing dinamakan *max pooling* dan *average pooling*. Fungsi *max pooling* disajikan pada persamaan berikut (Hafemann et al., 2017).

(2.3)

*FM* = *feature map*

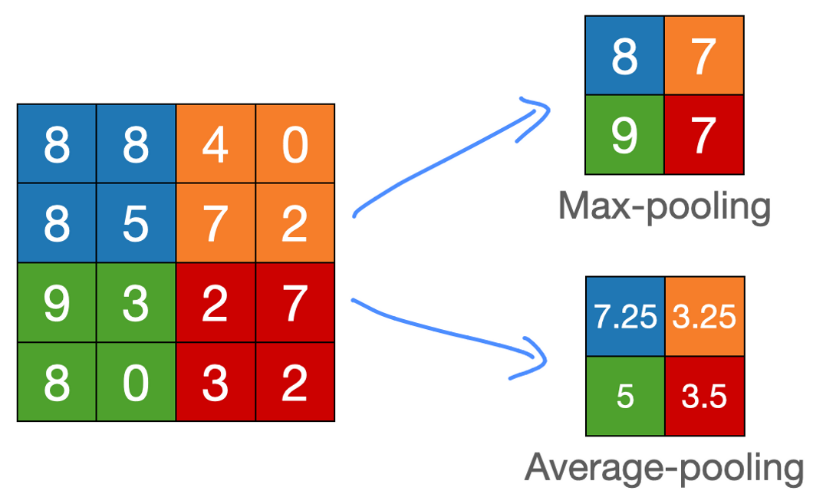
*Pool* = hasil *pooling layer*

*a* = 1,2,…,*A*. A merupakan panjang pixel

*b* = 1,2,…,*B*. B merupakan lebar pixel

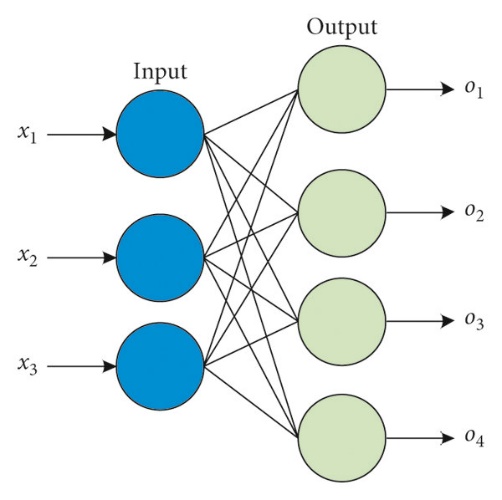
*c* = 1,2,…,*C*. C merupakan citra yang digunakan

Ilustrasi operasi *max pooling* dan *average pooling* yang dapat dilihat pada gambar. Pooling layer terdiri dari sebuah filter dengan ukuran dan stride tertentu yang akan secara bergantian bergeser pada seluruh area *feature map*.

  
Gambar 2. 8 Pooling Layer

**C. Fully Connected Layer**

*Fully connected layer* merupakan bagian terakhir dari arsitektur CNN yang digunakan untuk melakukan transformasi dimensi data agar dapat diklasifikasikan secara linear. Layer ini mengkoneksasikan semua neuron disatu layer dan kesemua neouron layer lainnya (Zhang et al., 2021). Citra digital yang memiliki dua atau tiga dimensi akan diubah menjadi suatu vector (data berdimensi satu) sebelum masuk ke *fully connected layer* karena input layer ini adalah suatu vektor. Fully connected layer memiliki fungsi aktivasi, *output layer* dan *loss function*. Berikut merupakan ilustrasi *fully connected layer* tanpa menggunakan hidden layer yang akan ditunjukkan pada gambar 2.9.

  
Gambar 2. 9 Ilustrasi Fully Connected Layer

Metode CNN menggunakan fungsi aktivasi pada *convolutional layer* sebelum *pooling layer* adalah fungsi aktivasi ReLu yang tercantum pada persamaa (2.5) Sedangkan fungsi aktivasi yang digunakan pada layer terakhir adalah fungsi aktivasi sigmoid yang tercantum pada persamaan (2.4), jika kelas klasifikasi yang digunakan adalah biner.

### 2.2.7 Fungsi Aktivasi Sigmoid

Fungsi aktivasi sigmoid merupakan fungsi aktivasi yang memiliki nilai pada *range* 0 sampai 1 (Zhang et al., 2021). Fungsi aktivasi sigmoid digunakan untuk kelas biner pada klasifikasi yang digunakan pada output layer. Perhitungan fungsi sigmoid ditunjukkan pada persamaan (2.4) sebagai berikut.

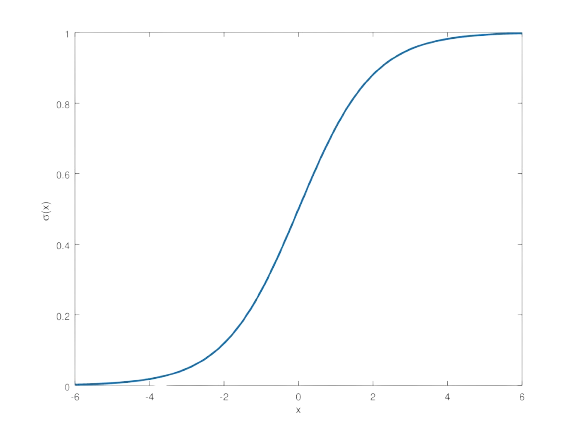
(2.4)

dimana :

r = output setiap neuron output layer tanpa fungsi aktivasi

p() = output setiap neuron *output layer* setelah dimasukkan dalam fungsi aktivasi

Berikut merupakan Ilustrasi fungsi sigmoid ditunjukkan pada gambar 2.10.

  
Gambar 2. 10 Distribusi Fungsi Sigmoid

### 2.2.8 Fungsi Aktivasi ReLu

Fungsi aktivasi ReLu (Rectified Linear Unit) merupakan fungsi aktivasi yang menghilangkan *vanishing gradient* yang cukup populer digunakan (Zhang et al., 2021). Fungsi ReLu digunakan sebagai non-linearitas telah menunjukkan kemungkinan pelatihan CNN tanpa memerlukan unsupervised pre-training. Perhitungan fungsi ReLu ditunjukkan pada persamaan berikut.

(2.5)

dimana :

*FM* = *feature map*

*a* = 1,2,…,*A*. A merupakan panjang pixel

*b* = 1,2,…,*B*. B merupakan lebar pixel

*l* = 1,2,…,*L*. L merupakan citra yang digunakan

### 2.2.6.3 Loss Function

*Loss function* adalah nilai error antara nilai aktual dengan nilai yang akan diprediksi. *Loss function* biasanya berupa nilai non-negatif dimana jika bernilai lebih kecil akan menghasilkan prediksi yang lebih akurat (Zhang et al., 2021). Terdapat banyak metode untuk mengukur nilai error pada *deep learning*. Pada klasifikasi yang memiliki dua kelas perhitungan loss yang digunakan adalah *binary-crossentropy*. Perhitungan *binary-crossentropy* ditunjukkan pada persamaan berikut.

(2.6)

dimana :

N = jumlah data

= nilai target berupa nilai 0 dan 1

=*predicted value* didapatkan dari persamaan (2.4)

### 2.2.9 Optimasi Parameter ADAM

Optimasi parameter digunakan untuk meminumkan nilai loss sehingga loss merupakan kunci dalam optimasi parameter bias dan bobot. Optimasi parameter yang digunakan dalam penelitian ini yaitu optimasi parameter adam (*Adaptive Moment Estimation*). Adam menggunakan gradient, lalu estimasi momen pertama dan kedua serta mengoreksi dengan *bias correction*. Penyelesaian gradient pada network ini menggunakan *chain rule* untuk mendapatkan *partial derivative (Bishop, 2006)*. Dalam mengoptimasi parameter dengan menggunakan Adam, hal pertama yang harus dilakukan adalah menghitung gradient dari loss function terhadap parameter yaitu bias dan pembobot, sehingga berikut persamaan yang digunakan.

(2.7)

Hal kedua setelah menghitung gradient dari loss function adalah menghitung Momentum term dan RMSProp term, sehingga berikut persamaan yang digunakan.

Momentum term :

(2.8)

Dimana :

= koefisien untuk momentum

RMSProp term :

(2.9)

Dimana :

= koefisien untuk estimasi kedua

Hal ketiga setelah menghitung Momentum term dan RMSProp term adalah menghitung Bias correction, sehingga berikut persamaan yang digunakan

Bias correction :

(2.10)

Langkah terakhir ialah menghitung parameter update, sehingga berikut persamaan yang digunakan.

Dimana :

= iterasi saat ini dan koefisien momentum

= iterasi saat ini dan koefisien untuk estimasi kedua

Parameter update :

(2.11)

Dimana :

= Learning rate,

= Stabilizer untuk menghindari pembagian dari nol.

### 2.2.10 Transfer Learning

*Transfer Learning* adalah salah satu metode dari deep learning dengan memanfaatkan model yang sudah dilatih terhadap suatu dataset besar untuk menyelesaikan permasalahan lain. Teknik ini digunakan untuk mempercepat proses *training* dan meningkatkan kualitas model. Dengan menggunakan pre-trained model dapat menghemat sumber daya komputasi dan waktu yang diperlukan untuk melatih model dari awal (Patterson & Gibson, 2017). Contoh pre-trained model adalah ResNet, VGGNet, InceptionV3, DenseNet, EfficentNet dan MobilNet. Model-model ini telah dilatih pada dataset skala besar dan kompleks sehingga memiliki kemampuan yang baik untuk berbagai tugas pengenalan pola dan klasifikasi. Setiap model memiliki arsitektur yang unik dan kelebihan masing-masing yang dapat dipilih berdasarkan kebutuhan spesifik dari permasalahan yang dihadapi.

Salah satu dataset yang sering digunakan untuk melatih pre-trained model adalah ImageNet. Dataset ini berisi sekitar 1,2 juta gambar dengan 1.000 kelas yang berbeda, mencakup berbagai objek dan scene (Iswari, 2021). Dengan dilatih pada dataset yang besar, pre-trained model seperti DenseNet dan Xception mampu menangkap fitur-fitur yang sangat beragam. Sehingga dapat diterapkan pada berbagai aplikasi dari pengenalan objek hingga segmentasi gambar. Penggunaan pre-trained model memungkinkan transfer pengetahuan dari satu domain ke domain lain. Meningkatkan efisiensi dan efektivitas dalam pengembangan model deep learning.

Selain efisiensi dan kemampuan generalisasi yang baik, Transfer Learning juga memungkinkan pengembangan model dengan dataset yang relatif kecil. Ketika dataset yang tersedia terbatas pelatihan model dari awal bisa menjadi tantangan besar (Hosna et al., 2022). Dalam situasi ini, pre-trained model dapat bertindak sebagai dasar yang kuat, di mana model hanya perlu disesuaikan atau di-fine-tune pada dataset spesifik yang lebih kecil.

**A. Ekstraksi Fitur**

Ekstraksi fitur adalah proses penting dalam pemrosesan citra yang bertujuan untuk mengambil informasi signifikan atau pola yang merepresentasikan karakteristik utama dari sebuah citra. Proses ini bertujuan untuk mereduksi dimensi data mentah dengan tetap mempertahankan informasi penting yang dapat digunakan untuk analisis atau klasifikasi. Dalam deep learning ekstraksi fitur dilakukan secara otomatis oleh lapisan-lapisan dalam model convolutional neural network (CNN) (Huang et al., 2016). Salah satu metode yang umum digunakan dalam transfer learning adalah memanfaatkan model pre-trained, seperti DenseNet, ResNet, atau Xception, VGGNet yang sudah dilatih pada dataset besar seperti ImageNet. Model ini berfungsi sebagai "base model" untuk melakukan ekstraksi fitur dari data baru.

Pada transfer learning, lapisan-lapisan dalam model pre-trained sering kali dibekukan dengan mengatur properti False. Hal ini bertujuan untuk menjaga parameter yang telah dipelajari dari dataset awal sehingga model dapat berfungsi sebagai ekstraktor fitur. Fitur-fitur yang telah diekstraksi kemudian dapat digunakan untuk custom layers yang dirancang khusus untuk tugas tertentu, seperti klasifikasi binary atau multi-kelas. Ekstraksi fitur otomatis ini memungkinkan, memanfaatkan keunggulan model pre-trained tanpa perlu melatih ulang seluruh model, sehingga menghemat waktu dan sumber daya komputasi (He et al., 2015).

**B. Task Specifics Layers**

Task specific layers adalah lapisan yang ditambahkan ke model deep learning yang sudah dilatih sebelumnya untuk menyesuaikan model tersebut dengan tugas atau masalah tertentu (Rahman et al., 2025). Dalam konteks transfer learning model pre-trained seperti DenseNet, VGGNet, atau ResNet digunakan untuk melakukan ekstraksi fitur dari data baru. Fitur-fitur yang telah dipelajari dari dataset besar seperti ImageNet digunakan untuk memahami pola-pola dasar dalam data, seperti tepi, tekstur, atau bentuk. Namun, untuk menyelesaikan tugas tertentu, seperti klasifikasi citra atau deteksi objek, model memerlukan lapisan tambahan yang dirancang khusus untuk tugas tersebut.

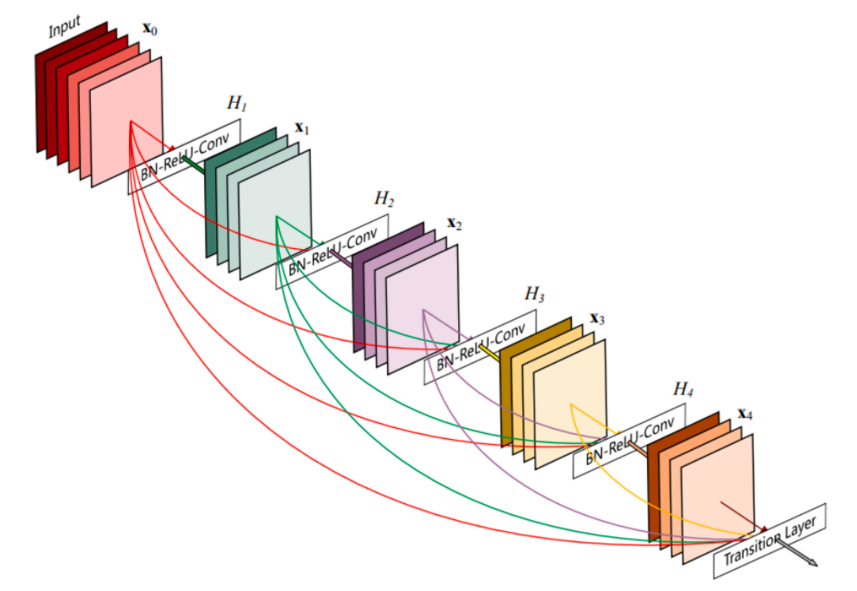
Lapisan yang ditambahkan ini sering disebut sebagai task-specific layers, yang bertujuan untuk mengambil fitur yang telah diekstraksi oleh model pre-trained dan memanfaatkan informasi tersebut untuk memecahkan masalah spesifik. Keuntungan utama dari penggunaan task-specific layers adalah memungkinkan model untuk memanfaatkan data yang telah dipelajari dari data besar tanpa memerlukan pelatihan ulang pada seluruh model, sehingga menghemat waktu dan sumber daya komputasi (Rahman et al., 2025).

### 2.2.11 Model DenseNet201

DenseNet201 adalah salah satu metode deep learning dari Convolutional Neural Network (CNN) yang terdiri dari 201 lapisan, yang diperkenalkan oleh Gao Huang dkk, pada tahun 2017 (Virnodkar et al., 2022). Jaringan ini dikenal karena menggunakan *dense connections* yang terdiri dari *dense blocks* dan *transition layers*. *Dense blocks* yang terdiri dari *Bottleneck Layers*, berfungsi sebagai komponen utama dalam jaringan model. Mode koneksi padat didalam *dense blocks* memungkinkan setiap lapisan terhubung langsung dengan lapisan lainnya, sehingga informasi dapat tersalurkan dengan optimal dan ukuran keluaran tetap konsisten diseluruh lapisan. *DenseNet* mengatur jumlah *channels* melalui *bottleneck layers*, *transition layers* dan *growth layer (Huang et al., 2016)*. Pendeketan ini tidak hanyak dapat mengurangi jumlah parameter dan mengatasi masalah *overfitting* akan tetapi juga dapat secara signifikan menurunkan beban komputasi. Secara keseluruhan arsitektur DenseNet201 yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 2.11.

Salah satu keunggulan utama dari DenseNet201 adalah kemampuannya dalam memitigasi masalah vanishing gradient yang sering menjadi tantangan dalam deep learning. Dengan menghubungkan setiap lapisan langsung ke setiap lapisan lainnya dalam dense blocks DenseNet memastikan bahwa gradien dapat mengalir lebih mudah melalui jaringan selama proses pelatihan. Ini berarti bahwa informasi penting tidak hilang saat melalui banyak lapisan dan pelatihan dapat berlangsung lebih efisien dan efektif (Kong & Cheng, 2022).

DenseNet201 juga memberikan penawaran seperti efisiensi parameter yang tinggi. Karena dense connections memungkinkan reuse fitur dari lapisan sebelumnya, sehingga jumlah parameter yang diperlukan jauh lebih sedikit dibandingkan dengan arsitektur jaringan konvolusi tradisional (Devi et al., 2024). Ini tidak hanya mengurangi kebutuhan akan sumber daya komputasi yang besar tetapi juga membantu dalam menghindari overfitting, terutama ketika bekerja dengan dataset yang lebih kecil.

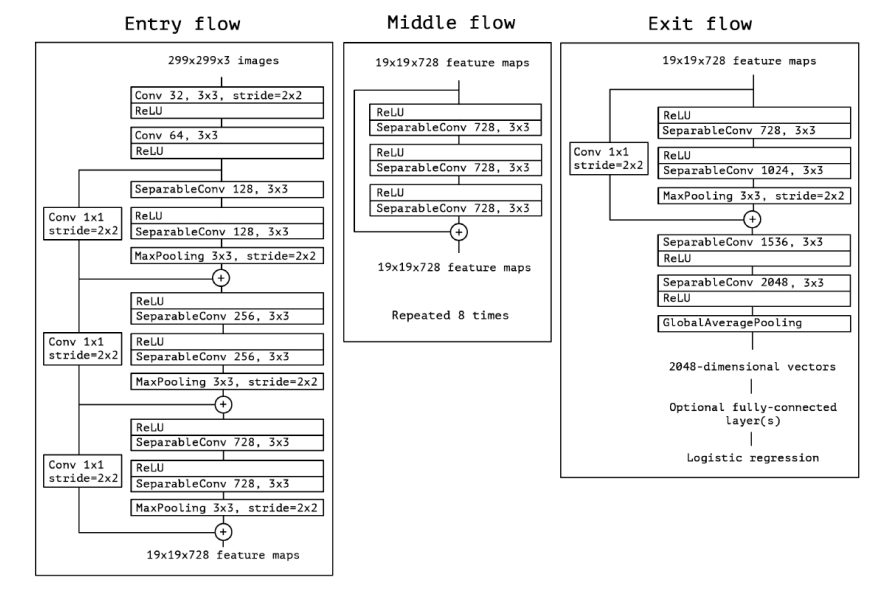
  
Gambar 2. 11Arsitektur DenseNet201

### 2.2.12 Model Xception

Xception adalah arsitektur model dari Convutional Neural Networks open-source yang diteliti dan dikembangkan oleh Google. Nama Xception sendiri merupakan singkatan dari Extreme version of Inception yang berarti Versi yang lebih ekstrem dari Inception atau bisa diartikan versi yang lebih intens dari model yang sebelumnya dibuat oleh google. Model ini menggabungkan beberapa inovasi dari Inception dan mengembangkan pendekatan baru untuk meningkatkan kinerjanya. Xception dirancang untuk memberikan fleksibilitas dan performa tinggi dalam berbagai tugas klasifikasi gambar, sehingga yang menjadikannya salah satu model populer dalam bidang klasifikasi gambar (Chollet, 2017).

Xception memiliki lapisan konvolusi yang menggabungkan pointwise convolution yang kemudian diikuti oleh deptwhise convolution. Kombinasi ini memungkinkan Xception untuk menghemat jumlah parameter dan meningkatkan efisiensi komputasi sekaligus mempertahankan akurasi. Dari kombinasi tersebut terbukti memberikan kinerja yang lebih baik dalam melakukan klasifikasi gambar pada berbagai dataset besar seperti ImageNet (Chollet, 2017).

Arsitektur Xception sendiri memiliki lapisan yang terdiri dari 36 lapisan konvolusi yang menjadi dasar jaringan ekstraksi fitur. Ke-36 lapisan konvolusi tersebut disusun kedalam 14 modul, dimana semuanya memiliki koneksi residual linear disekitarnya kecuali untuk modul pertama dan terakhir. Selain itu Xception sendiri memiliki arsitektur yang memudahkan dalam memodifikasi pada parameter-parameter yang dimilikinya (Carnagie et al., 2022). Spesifik lengkap tentang jaringan Xception dapat dilihat Gambar 2.12.

  
Gambar 2. 12 Arsitektur Xception

### 2.2.13 Evaluasi Ketetapan Klasifikasi

Evaluasi model klasifikasi digunakan untuk menentukan model terbaik dengan cara Melihat kemungkinan kesalahan klasifikasi yang dilakukan oleh suatu model. Model klasifikasi akan menghasilkan nilai *output* dalam bentuk dikrit maupun kontinu. Nilai diskrit akan memprediksi label kelas dari testing, sedangkan kontinu akan mempresentasikan estimasi dari Probabilitas kelas prediksi (Tharwat, 2018). Dalam mengukur ketepatan klasifikasi, perlu diketahui jumlah data pada setiap kelas prediksi dan kelas aktual yang terdiri TP (*True Possitive*), TN (*True Negative*), FP (*False Positive*) dan FN (*False Negative*). True Positive (TP) adalah jumlah kasus di mana model berhasil memprediksi dengan benar bahwa data termasuk ke dalam kelas positif ketika label sebenarnya adalah positif dan model juga memprediksi positif. True Negative (TN) adalah jumlah kasus di mana model berhasil memprediksi dengan benar bahwa data termasuk ke dalam kelas negatif ketika label sebenarnya negatif dan model juga memprediksi negatif. False Positive (FP) atau dikenal sebagai kesalahan tipe I terjadi ketika model salah memprediksi data sebagai kelas positif padahal label sebenarnya adalah negatif. Sedangkan False Negative (FN) atau kesalahan tipe II terjadi ketika model salah memprediksi data sebagai kelas negative, label sebenarnya adalah positif (Choi et al., 2024). Berkut merupakan *confusion matrix* yang memuat keempat nilai tersebut.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Kelas Aktual | Kelas Prediksi | |
| Positif | Negatif |
| Positif | TP | FN |
| Negatif | FP | TN |

Tabel 2. 1 Confusion Matrix

Kinerja klasifikasi dapat diukur dengan menggunakan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *Fscore*. *Accuracy* adalah banyak pengamatan yang terklasifikasi secara tepat. *Precision* adalah banyak pengamatan yang tepat terprediksi positif dari keseluruhan dengan hasil prediksi positif. *Recall* adalah banyaknya pengamatan yang tepat diklasifikasikan sesuai kategorinya. *Fscore* didapatkan dari nilai kombinasi antara *precision* dan *recall*. Dalam mengidentifikasi penyakit pada bidang medis diperlukan diagnosis yang tepat sebanyak mungkin sehingga hal yang perlu diperhatikan adalah proporsi penyakit yang teridentifikasi benar pada semua kasus penyakit. Oleh karena itu pada bidang medis sebaiknya menggunakan *sensitivity (Chen, 2019)*. Perhitungan *accuracy*, *precision*, *recall* dan *Fscore* dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan.

(2.12)

(2.13)

(2.15)

(2.16)

### 2.2.14 Python

Python adalah bahasa pemrograman computer serbaguna yang sering digunakan untuk membangun situs website, software/aplikasi, mengotomasikan tugas dan melakukan analisis data. Bahasa pemrograman ini termasuk bahasa tujuan umum. Fleksibilitasnya memungkinkan pengguna untuk menciptakan berbagai jenis program dimulai dari pengolahan data, pengembangan kecerdasan buatan, hingga mengotomasikan dalam bidang industri. Python juga memiliki sintaks yang sederhana dan mudah dipahami sehingga sangat cocok bagi pemula yang baru mulai belajar pemrograman (Sharma et al., 2020).

Popularitas python terus meningkat berkat sifatnya yang mudah dipahami dan ekosistem yang luas. Berdasarkan survei pengembangan Stack Overflow tahun 2022, python menempati peringkat keempat sebagai bahasa pemrograman terpopuler. Hampir 50% responden mengaku menggunakan python untuk menyelesaikan tugas-tugas harian mereka. Dalam bidang pengembangan perangkat lunak Python banyak digunakan banyak digunakan untuk pengolahan data, pembelajaran mesin dan pengembangan API. Bahkan python menjadi bahasa pemrograman dasar untuk framework seperti Django dan Flask yang memudahkan pengembangan aplikasi berbasis web (Marchand, 2022).

Nama Python sendiri memiliki latar belakang yang unik. Ketika Guido van Rossum menciptakan bahasa ini pada akhir 1980-an ia terinspirasi dari acara komedi Inggris *Monty Python’s Flying Circus* yang ia tonton saat itu. Menurutnya nama tersebut terdengar singkat,menarik, dan sedikit misterius. Hal ini mencerminkan filosofi python sebagai bahasa pemrograman yang sederhana dan mudah dipahami namun kuat (Rossum, 1996).

### 2.2.15 TensorFlow

TensorFlow adalah sebuah framework open-source yang dirancang untuk komputasi dan machinelearning. Dikembangkan oleh tim Google Brain pada tahun 2015. TensorFlow menawarkan fleksibilitas tinggi dalam membangun model machinelearning dan deep learning. Framework ini mendukung operasi berbagai operasi matematika kompleks yang digunakan dalam pembuatan modeling seperti regresi, klasifikasi, pengenalan pola. TensorFlow memiliki arsitektur yang memungkinkan komputasi lintas platform dari perangkat mobile hingga kluster komputasi dasar menjadikannya pilihan populer dikalangan.

Salah satu fitur utama TensorFlow adalah kemampuannya untuk memanfaatkan grafik aliran data. Grafik ini memberitahu perhitungan dalam bentuk *nodes* dan *edges*, dimana *nodes* operasi matematika dan *edges* adalah data tensor yang mengalir diantara *nodes*. Pendekatan ini memungkinkan optimalisasi efisien, terutama untuk tugas-tugas yang memerlukan pemrosesan data besar secara paraler. TensorFlow mendukung berbagai bahasa pemrograman yang dapat memudahkan integrasi dengan sistem yang sudah ada seperti Python, C++, dan javascript (Abadi et al., 2015).

Framework ini terus berkembang dengan adanya fitur seperti TensorFlow Lite untuk pengembangan aplikasi pada perangkat mobile seperti TensorFlow.js untuk implementasi pada aplikasi berbasis web, TensorFlow Extended (TFX) untuk manajemen alur kerja *machine learning* secara end-to-end. Dengan ekosistem yang luas dan komunitatif TensorFlow salah satu framework yang digunakan dalam pengembangan model kecerdasan buatan. Keunggulannya dalam skalabilitas dan fleksbilitas menjadikannya alat yang sangat efektif untuk menangani permasalahan data yang kompleks (*TensorFlow*, n.d.).

### 2.2.16 Google Colab

Google Colab (Colaboratory) adalah sebuah platform pemrograman berbasis cloud yang dikembangkan oleh oleh Google. Google Colab memberikan layanan menjalankan kode Python langsung dibrowser tanpa memerlukan pengaturan lingkungan lokal. Dengan integrasi google drive, google colab mempermudah kolaborasi antar pengguna yang memungkinkan berbagai dan mengedit notebook secara bersamaan. Colab mendukung berbagai aplikasi termasuk data, visualisasi, pengembangan model deep learning dan machine learning yang menjadikannya populer dikalangan peneliti dan praktis data (Carneiro et al., 2018).

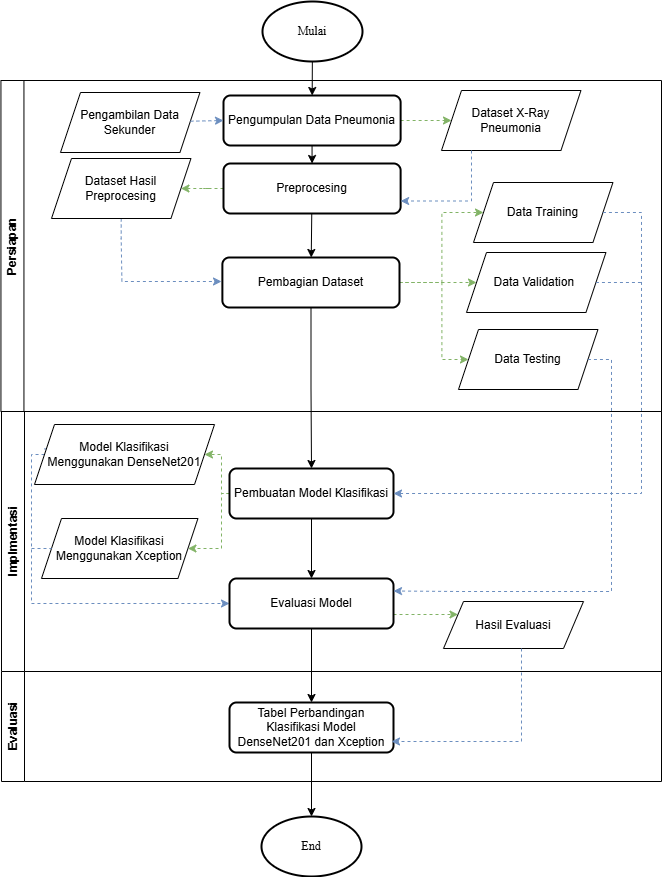
Colab menawarkan akses gratis ke sumber daya komputasi yang kuat seperti GPU dan TPU, yang dapat digunakan untuk mempercepat pelatihan model dalam deep learning dan machine learning. Google Colab juga menyediakan akses mudah ke berbagai library python populer seperti TensorFlow, NumPy, dan Matplotlib tanpa memerlukan instalasi manual. Google Colab juga dapat mengintegrasikan dengan layanan cloud lain seperti google cloud storage sehingga memperluas kemampuannya untuk mengelola data besar (Scholar & Bagane, 2024).

# BAB 3

# METODOLOGI PENELITIAN

## **3.1 Tahapan Penelitian**

Pada tahapan penelitian ini, akan dijelaskan mengenai alur penelitian yang digunakan dalam pengerjaan tugas akhir. Tahapan penelitian ini memberi pedoman berupa alur penelitian yang dilakukan selama penelitian berlangsung.

  
Gambar 3. 1 Flowchart Tahapan Penelitian

### 3.1.1 Persiapan

A. Pengumpulan Data Pneumonia

Pada proses ini merupakan tahapan yang digunakan untuk pengambilan data yang dibutuhkan dalam pengembangan model klasifikasi gambar. Dataset yang digunakan mencakup data citra X-Ray pneumonia dan X-Ray normal. Populasi penelitian ini berasal dari data sekunder yang diperoleh pada platform kaggle. Sampel penelitian ini berjumlah 5.863 gambar X-Ray berformat JPEG.

B. Preprocessing

Tahap preprocessing data terhadap data citra merupakan tahap awal yang penting untuk dilakukan sebelum melakukan proses pengenalan citra. Tahap ini bertujuan untuk mempersiapkan data citra agar dapat diolah dengan baik oleh model pengenalan citra.

1. Pengurangan data citra

Pengurangan data citra merupakan suatu proses dari preprocessing data yang bertujuan untuk menyederhanakan dataset tanpa mengurangi representasi atau kualitas informasi yang relavan. Proses ini dilakukan untuk memastikan dalam pengembangan model lebih terfokus dan efisien, baik dari segi waktu pemrosesan maupun kebutuhan sumber daya komputasi. Pengurangan data citra dilakukan secara manual dengan mengurangi jumlah data menjadi 1000 data untuk setiap label.

2. Menerapkan CLAHE pada data citra

Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) merupakan langkah yang digunakan meningkatkan kontras gambar sehingga fitur penting dalam citra menjadi lebih terlihat dan dapat diolah dengan baik oleh model. CLAHE bekerja dengan menyesuaikan histogram lokal pada setiap gambar, menghindari peningkatan kontras yang secara berlebihan pada data (Koonsanit et al., 2017).

3. Augmentasi pada citra

Augmentasi data pada citra dilakukan untuk meningkatkan variasi dataset tanpa menambah jumlah gambar asli secara langsung. Augmentasi citra dilakukan menggunakan berbagai metode. Augmentasi citra yang tepat akan meningkatkan performa model pengenalan citra .

C. Pembagian Dataset

Dalam penelitian ini, terdapat 2000 data citra X-Ray yang dibagi menjadi tiga kelompok yaitu, data latih, data uji, dan data validasi. Data tersebut diambil secara acak dari keseluruhan dataset citra X-Ray. Sebanyak 1400 data X-Ray digunakan sebagai data training untuk membangun sistem. Sebanyak 300 data validasi digunakan selama pelatihan untuk memonitor kinerja model. Sebanyak 300 data digunakan untuk data uji untuk mengevaluasi kinerja akhir model setelah pelatihan selesai.

### 3.1.2 Implementasi

A. Pembuatan Model

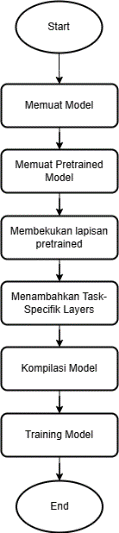
Dalam tahap pembuatan model ini, model yang digunakan adalah DenseNet dan Xception. Berikut adalah tahapan pembuatan model DenseNet dan Xception.

1. Model DenseNet201

Model DenseNet201 adalah yang terdiri dari 201 lapisan, yang mempunyai *dense connections* yang terdiri dari *dense blocks* dan *transition layers*. Setiap lapisan terhubung langsung dengan lapisan lainnya, sehingga informasi dapat tersalurkan dengan optimal dan ukuran keluaran tetap konsisten diseluruh lapisan *(Huang et al., 2016)*. Terdapat beberapa tahap untuk pembuatan model DenseNet antara lain, model menggunakan ImageNet dengan memanfaatkan pretrained untuk membantu model dalam mengklasifikasikan, karena model tidak perlu lagi untuk mempelajari fitur-fitur dasar dari awal yang memerlukan dataset banyak. Menambahkan freze model yang memiliki fungsi agar lapisan Model yang sudah dilatih sebelumnya tidak akan diperbarui selama pelatihan, hal ini dilakukan untuk mencegah overfitting. Menambahkan Task Specifics Layers untuk membantu Ekstraksi fitur spesifik pada dataset. Menambahkan kompilasi model yang digunakan untuk optimalisasi model seperti fungsi loss, optimizer, dan metrik evaluasi.

1. Model Xception

Model Xception adalah model memiliki lapisan konvolusi yang menggabungkan pointwise convolution yang kemudian diikuti oleh deptwhise convolution, yang memiliki kelebihan menghemat jumlah parameter dan meningkatkan efisiensi komputasi sekaligus mempertahankan akurasi (Chollet, 2017). Terdapat beberapa tahap untuk pembuatan model Xception antara lain, model menggunakan ImageNet dengan memanfaatkan pretrained untuk membantu model dalam mengklasifikasikan, karena model tidak perlu lagi untuk mempelajari fitur-fitur dasar dari awal yang memerlukan dataset banyak. Menambahkan freze model yang memiliki fungsi agar lapisan Model yang sudah dilatih sebelumnya tidak akan diperbarui selama pelatihan, hal ini dilakukan untuk mencegah overfitting. Menambahkan Task Specifics Layers untuk membantu Ekstraksi fitur spesifik pada dataset. Menambahkan kompilasi model yang digunakan untuk optimalisasi model seperti fungsi loss, optimizer, dan metrik evaluasi.



B. Evaluasi Model

Kinerja klasifikasi Model DenseNet201 dan Model Xception diukur dengan menggunakan *accuracy*, *precision*, *sensitivity*, dan *Fscore* yang diambil dari dataset testing. Perhitungan *accuracy*, *precision*, *recall* dan *Fscore* dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan.

(3.1)

(3.2)

(3.3)

(3.3)

Akurasi ini memiliki tingkat nilai diagnosa yaitu :

* Akurasi antara 0.90 dan 1.00 diklasifikasikan sebagai berikut “excellent classification” (klasifikasi sangat baik).
* Akurasi antara 0.80 dan 0.90 diklasifikasikan sebagai berikut “good classification” (klasifikasi baik).
* Akurasi antara 0.70 dan 0.80 diklasifikasikan sebagai berikut “fair classification” (klasifikasi cukup).
* Akurasi antara 0.60 dan 0.70 diklasifikasikan sebagai berikut “poor classification” (klasifikasi kurang baik).
* Akurasi antara 0.50 dan 0.60 diklasifikasikan sebagai berikut “failure” (gagal).

### 3.1.3 Evaluasi

A. Tabel Perbandingan Klasifikasi Model DenseNet201 dan Xception

Perbandingan kinerja model CNN dengan arsitektur DenseNet201 dan Xception dapat dilihat dari hasil kinerja klasifikasi yang terbaik, dengan membandingkan nilai akurasi,presission, reacall, dan fscore pada tabel convusion matrix yang diperoleh dari hasil klasifikasi terbaik.

## **3.2 Jadwal Kegiatan**

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| No | KEGIATAN | Bulan I | | | | Bulan II | | | | Bulan III | | | | Bulan IV | | | |
| I | II | III | IV | I | II | III | IV | I | II | III | IV | I | II | III | IV |
| 1 | Studi Literatur |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 2 | Preprocessing Data |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 3 | Permodelan dan Pelatihan |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 4 | Permodelan Conolutional Neural Network |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 5 | Implementasi |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 6 | Analisis |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 7 | Evaluasi |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |

Tabel 3. 1 Tabel Kegiatan