BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Studi Literatur

Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang digunakan sebagai studi literatur mengenai klasifikasi penyakit pneumonia berdasarkan citra x-ray yang dapat digunakan sebagai dasar teori untuk dapat mendukung penelitian. Datail penelitian terdahulu yang digunakan sebagai literatur dapat dilihat pada Tabel 2.1

Tabel 2. 1 Penelitian terdahulu

No	Penulis (Tahun)	Kontribusi	Hasil
1.	Gaobo Liang, Lixin Zheng (2020)	Penelitian mengusulkan penggunaan metode *deep learning* yang terdiri dari kombinasi *Residual Network* dan *Convolution Neural Network* untuk dapat melakukan klasifikasi penyakit pneumonia.	Akurasi tertinggi yang didapatkan dengan menggunakan model yang diusulkan mendapat akurasi sebesar 90%
2.	Mohammad Rahimzadeh, Abolfazl Attar (2020)	Peneliti mengusulkan penggunaan metode Xception dan ResNet50V2 untuk dapat melakukan klasifikasi yang bersumber dari citra x-ray.	Dari hasil pengujian, akurasi dari metode ResNet50v2 mendapat hasil rata – rata sebesar 89.79% dan hasil akurasi yang dari penggabungan kedua pre-*train*ed model Xception dan ResNet50V2 sebesar 92.4%
3.	Mahadar A, Mangukiya P, Baraskar T (2022)	Peneliti mengusulkan penggunaan empat model *Convolution Neural Network*, yang terdiri dari VGG16, ResNet50V2,	Hasil pengujian model ResNet50V2 merupakan salah satu metode yang memberikan nilai akurasi terbaik dengan nilai akurasi

		InceptionV3, dan MobileNetV2) untuk dapat melakukan klasifikasi yang bersumber dari citra x-ray	sebesar 95% pada dataset yang sudah disediakan.

2.2 Pneumonia

Pneumonia merupakan salah satu penyakit mematikan yang menyerang bagian paru – paru. Penyakit pneumonia disebabkan oleh bakteri, virus, jamur, atau parasit yang mengakibatkan sesak dan batuk. Kurang lebih sebanyak 1.4 juta anak berumur kurang dari lima tahun meninggal setiap tahunnya, angka tersebut menyumbang 18 persen dari total kematian anak di seluruh dunia dan lebih dari dua juta orang mengalami masalah kesehatan karena pneumonia setiap tahunnya [18]. Diagnosis yang tepat sangat diperlukan guna mengurangi resiko kematian yang diakibatkan oleh penyakit pneumonia. Citra x-ray dada saat ini menjadi sumber utama yang digunakan untuk melakukan diagnosis pada orang yang mengalami gejala pneumonia di seluruh dunia. Namun, terdapat tantangan dalam melakukan diagnosis penyakit pneumonia, perlu peran oleh Ahli Radiologi dalam proses diagnosis citra x-ray dada untuk mendapatkan hasil yang tepat mengenai kondisi kesehatan pasien. Dalam proses diagnosis pneumonia diperlukan waktu yang cukup lama dan terkadang hasil yang didapatkan kurang akurat, kesalahan diagnosis tersebut terjadi karena penyakit lain seperti kanker paru – paru juga menghasilkan citra x-ray yang mirip. Oleh karena itu, pemanfaatan komputasi sangat diperlukan untuk dapat mengidentifikasi penyakit pneumonia sehingga mampu meningkatkan pemahaman para ahli radiologi saat melakukan diagnosis penyakit pneumonia yang bersumber dari citra x-ray [19].

2.3 Deep Learning

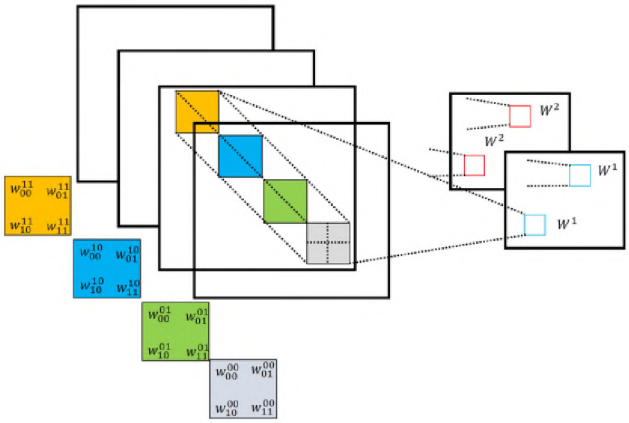
Deep Learning merupakan salah satu pengembangan dari *Machine Learning*. Model *Deep Learning* mampu menjalankan proses komputasi yang terdiri dari beberapa lapisan *Neural Network* yang saling terhubung antara lapisan yang satu dengan yang lainnnya, dalam prosesnya dilakukan ekstraksi fitur sehingga memungkinkan komputer untuk dapat mempelajari informasi yang berasal dari lapisan sebelumnya. Saat ini *Deep Learning* memberikan peran penting dalam dunia medis. Proses pembelajaran citra medis pada *Deep Learning* dapat digunakan untuk mengekstraksi informasi pada citra medis agar dapat dilakukan proses analisis dan klasifikasi secara efektif untuk membantu tenaga medis dalam proses diagnosis sebuah penyakit dengan lebih akurat dan cepat [20].

2.4 Convolution Neural Network

Convolution Neural Network merupakan salah satu arsitektur yang ada dalam *Deep Learning*. *Convolution Neural Network* menjadi salah satu arsitektur yang sering digunakan dalam proses deteksi gambar untuk proses klasifikasi. Sturuktur utama dari *Convolution Neural Network* adalah *convolution layers, pooling layers*, dan *fully connected layer* [21].

2.3.1 Convolution Layer

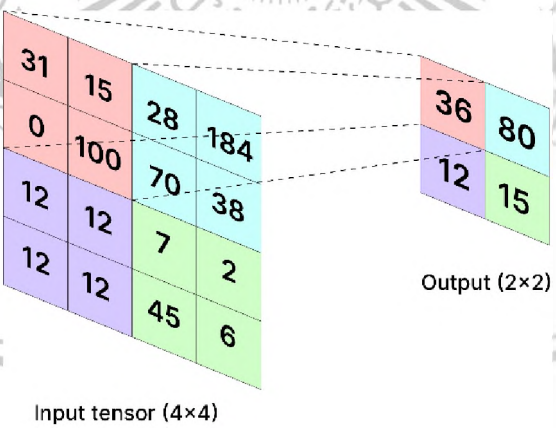
Convolution Layer merupakan lapisan pertama yang ada dalam proses pembuatan model *Convolution Neural Network, convolution layer* memiliki fungsi untuk melakukan ekstraksi fitur yang ada pada data gambar [21]. Pada *Convolution Layers* terdapat beberapa lapisan dimana di setiap lapisan terdapat fillter yang akan menghasilkan sebuah *feature map*. Detail mengenai *convolution layers* dapat dilihat pada Gambar 2.1.



Gambar 2. 1 Convolutional Layer [22]

2.3.2 Pooling Layer

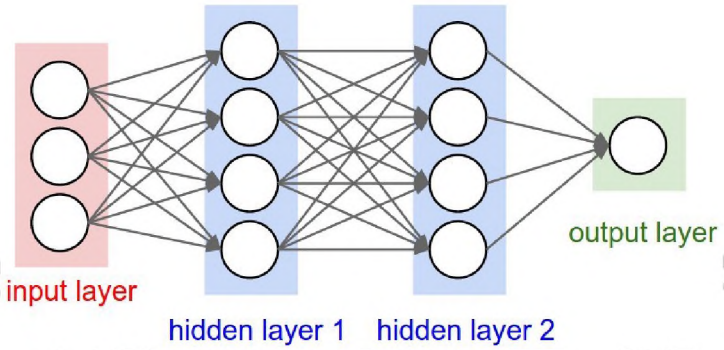
Poling Layer meruapakan layer setelah *convolution layer* yang ada dalam *Convolution Neural Network*, pooling layer berfungsi untuk mengurangi nilai parameter yang didapatkan dari hasil output *convolution layer* sehingga dapat mengurangi kerumitan pada layer setelahnya [21]. Terdapat beberapa pooling layer yang biasanya digunakan pada model CNN seperti *Global Average Pooling, Max-pooling, dan Average Pooling.* Detail mengenai *pooling layers* dapat dilihat pada Gambar 2.2



Gambar 2. 2 *Pooling Layer*

2.3.3 Fully Connected Layer

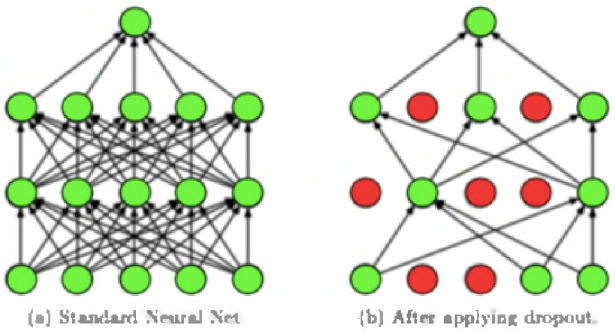
Fully Connected Layer merupakan layer terakhir dalam pembuatan model *Convolution Neural Network* [21]. Semua neuron pada layer sebelum dan sesudahnya akan saling terhubung dengan *Fully Connected Layer* yang berfungsi sebagai layer output untuk melakukan proses klasifikasi. Detail mengenai *Fully Connected Layer* dapat dilihat pada Gambar 2.3.



Gambar 2. 3 Fully Connected Layer

2.3.4 Dropout Layer

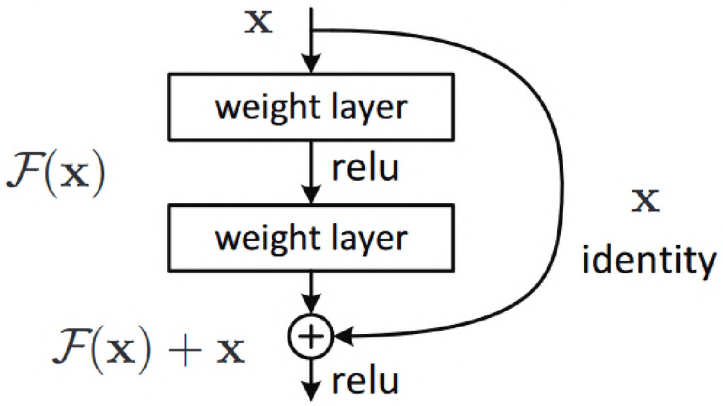
Dropout Layer merupakan layer yang berfungsi untuk mengurangi permasalahan overfitting pada proses *train*ing model CNN [23]. Pada prosesnya *Dropout Layer* akan melakukan pengurangan jumlah neuron secara acak pada setiap batch perulangan model. Untuk detail mengenai *Dropout Layer* dapat dilihat pada Gambar 2.4.



Gambar 2. 4 Ilustrasi *Dropout Layer*

2.5 ResNet50V2

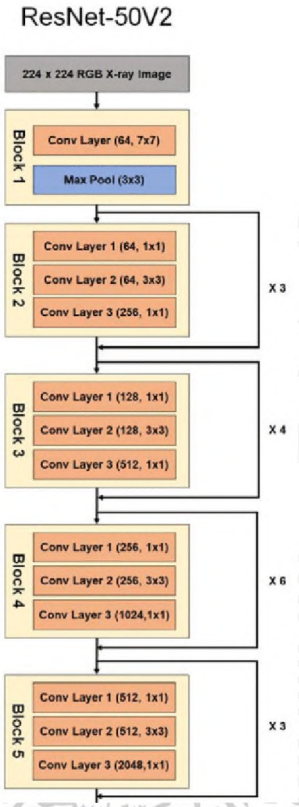
Residual Network (ResNet) adalah sebuah arsitektur CNN yang dikembangkan dengan tujuan untuk mengurangi dampak dari vanishing gradient pada Neural Network dan meningkatkan hasil akurasi [24]. Dalam arsitektur ResNet terdiri dari beberapa residual blok yang dapat digunakan untuk meningkatkan pemahaman fitur pada saat proses pelatihan berlangsung. Arsitektur ResNet terdapat beberapa variasi, salah satunya adalah ResNet50V2. ResNet50V2 merupakan sebuah arsitektur model *deep learning* yang telah dilatih atau *pre-trained architecture*. ResNet50V2 telah dilatih dengan menggunakan dataset *imagenet* yang terdiri dari banyak gambar dan ketegori yang bertujuan untuk membantu model memahami proses klasifikasi gambar secara umum dengan lebih baik. Keras telah menyediakan aplikasi *deep learning* yang dapat digunakan dengan menggabungkan pengetahuan yang telah dilatih sebelumnya [25]. Hasil yang telah didapatkan sebelumnya *(pre-trained)* pada arsitektur ResNet50V2 dapat digunakan sebagai *transfer learning* yang memungkinkan untuk digunakan terhadap tugas spesifik. Arsitektur pada ResNet50V2 merupakah bentuk pengembangan dari ResNet50, pada ResNet50V2 terdapat penyesuaian atau modifikasi pada hubungan antara blok residual yang dapat memberikan hasil lebih baik jika dibandingkan dengan ResNet50 dan ResNet101 pada beberapa kasus klasifikasi [26].



Gambar 2. 5 Skip Connection Layer pada Residual Network [27]

Skip Connection Layer atau Shortcut Connection pada Gambar 2.5 merupakan suatu proses pada arsitektur Residual Network yang dapat digunakan untuk mengirimkan informasi dari input layer melewati lapisan jaringan, proses itu memungkinkan adanya sebuah jalan lain pada blok residual yang menghubungkan

input langsung ke output. Skip Connection memberikan dampak positif, proses tersebut mampu mengatasi masalah vanishing gradient yang terjadi pada saat proses pelatihan Neural Network sehingga memungkinkan untuk mendapatkan akurasi yang tinggi dengan lapisan jaringan yang lebih dalam [28].



Gambar 2. 6 Arsitektur ResNet50V2 [29]

2.6 Classification Report

Classification Report merupakan salah satu cara untuk mengetahui bagaimana rangkuman hasil dari pelatihan model. Di dalam *classification report* terdapat metrik yang berisi hasil evaluasi performa model dalam machine learning untuk melakukan klasifikasi. Infomasi yang ada dalam *classification report* mampu memberikan pemahaman lebih menyeluruh terhadap bagaimana hasil kinerja dari model yang dibuat. Pada *classification report* terdapat beberapa metrik utama yaitu *accuracy, precision, recall, F1 score*. Untuk pejabaran mengenai matrix tersebut sebagai berikut:

- *Accuracy*

  Menunjukkan seberapa baik model untuk dapat melakukan klasifikasi dengan hasil benar pada dataset yang disediakan secara keseluruhan. Untuk rumus dari accuracy:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

- *Precision*

  Menunjukkan seberapa baik model dalam melakukan prediksi benar positif terhadap keseluruhan dataset yang diprediksi positif. Untuk rumus dari precision:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

- *Recall*

  Menunjukkan seberapa baik model dalam melakukan prediksi benar positif terhadap keseluruhan dataset positif yang sebenarnya. Untuk rumus dari recall:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

- *F1 Score*

  Menujukkan seberapa baik hasil rata – rata dari precision dan recall untuk mengetahui bagaimana keseimbangan antara kedua matrik tersebut. Untuk rumus dari F1 Score:

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

2.7 Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan salah satu metode yang dapat digunkan untuk mengetahui hasil evaluasi dari model setelah proses pelatihan. Terdapat empat indikator dalam *Confusion Matrix* yang menunjukkan jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar dan salah sesuai kategori [30]. *Confusion Matrix* disajikan ke dalam tabel yang dapat dilihat pada Gambar 2.7.

		Nilai Aktual	
		+	-
Nilai Prediksi	+	TP	FP
	-	FN	TN

Gambar 2. 7 Tabel Confusion Matrix

Untuk detail penjabaran mengenai indikator yang ada pada *Confusion Matrix* sebagai berikut:

- *True Positive (TP)* menunjukkan berapa banyak data kategori positif yang diklasifikasikan positif oleh model
- *False Positive (FP)* menunjukkan berapa banyak data kategori negatif yang diklasifikasikan positif oleh model
- *True Negative (TN)* menunjukkan berapa banyak data kategori negatif yang benar diklasifikasikan negatif oleh model, dan
- *False Negative (FN)* menunjukkan berapa banyak kategori negatif yang diklasifikasikan negatif oleh model dimana harusnya bernilai positif.