

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1 Penelitian Sebelumnya**

Penelitian yang berhubungan tentang transfer learning telah banyak dilakukan oleh peneliti sebelumnya. Penelitian yang dilakukan oleh peneliti saat ini dari referensi penelitian sebelumnya. Berikut referensi yang dijadikan acuan penulis dalam melakukan penelitian.

Penelitian yang dilangsungkan oleh Arjun KP K dan Sampath Kumar dengan judul “*A combined approach of VGG 16 and LSTM transfer learning technique for skin melanoma classification*” memiliki rumusan masalah yakni penerapan model *deep convolutional neural network* (DCNN) untuk mengklasifikasi melanoma. Model DCNN yang digunakan dengan penggabungan VGG16 dengan LSTM kemudian dibandingkan dengan model *transfer learning* yang lain yaitu AlexNet, ResNet50, VGG16, DenseNet, dan MobileNet. Tujuan dari penelitian ini untuk menilai kinerja dari model yang telah digunakan dengan dataset yang digunakan sebanyak 30.500 gambar, resolusi 1024x1024 dan dilakukan augmentasi data seperti *shift, flip, brightness, zoom, scaling, dan translation*. Hasil dari penelitian ini untuk penggabungan model VGG16 dengan LSTM memperoleh hasil akurasi training dan testing sebesar 90,89% dan 94,39% [9].

Penelitian lain yang dilakukan oleh Mahady Hasan dan Sohel Rana berjudul “*Tomato Leaf Disease Detection using Customized Transfer Learning Architectures and LSTM*” terdapat rumusan masalah dikarenakan deteksi penyakit pada tomat secara manual sangat tidak praktis sehingga diperlukan bantuan *computer vision*. Penelitian ini menerapkan arsitektur LSTM yang disesuaikan, ResNet 50 yang disesuaikan, Xception, 2D CNN, Inception ResNet V2 dan VGG16. Dataset yang digunakan untuk *training* sejumlah 14.531 gambar dengan 10 klasifikasi penyakit daun yang berbeda dan dilakukan augmentasi, data tersebut yang diperoleh dari situs Kaggle. Hasil yang diperoleh pada penelitian ini adalah akurasi terbesar dari model LSTM sebesar 95,79% dan model ResNet50 mencapai

akurasi 97,70% sedangkan model InceptionResNET V2 mencapai akurasi 98,4% [10].

Penelitian berikutnya dilakukan oleh Ishrat Zahan Mukti dan Dipayan Biswas berjudul “*Transfer Learning Based Plant Diseases Detection Using ResNet50*” memiliki latar belakang masalah penyakit tanaman yang menjadi ancaman sektor pangan dan diperlukan identifikasi penyakit tanaman menggunakan teknik *transfer learning*. Tujuan pada penelitian ini data mengidentifikasi penyakit tanaman secara tepat dengan ResNet50. Dataset yang diperlukan pada penelitian ini terdiri dari 70.295 gambar untuk data *training* dan 17.572 gambar untuk data *validation* yang terdiri dari 38 kelas gambar daun tanaman yang berbeda. Hasil pada penelitian ini menunjukkan akurasi *training* pada model ResNet50 sebesar 99,80% [11].

Penelitian selanjutnya yang dilakukan oleh Heta Acharya, Rutvik Mehta, Dheeraj Kumar Singh yang berjudul “*Alzheimer Disease Classification Using Transfer Learning*” mempunyai rumusan masalah klasifikasi penyakit Alzheimer yang terdiri dari kelas gejala ringan, gejala sedang, gejala berat, dan yang sehat. menggunakan metode *transfer learning* Alexnet, ResNet 50, dan VGG16. Tujuan dari penelitian ini dapat membandingkan metode yang mendapatkan akurasi terbaik. Dataset yang digunakan di ambil dari situs Kaggle yang terdiri dari 6.400 gambar dengan ukuran 277x277 *pixel* kemudian dilakukan augmentasi menjadi sebesar 127x127, melakukan training sebanyak 10 *epoch*. Hasil yang diperoleh pada penelitian ini metode VGG16 memperoleh akurasi 85,07%, metode ResNet50 75,25% dan metode Alexnet yang dimodifikasi memperoleh akurasi 95,70% [12].

Penelitian lain yang dilakukan oleh Shams Nafisa Ali, dkk yang berjudul “*Monkeypox Skin Lesion Detection Using Deep Learning Models: A Feasibility Study*” dengan latar belakang masalah penyebaran cacar monyet di 40 negara afrika dan kemiripan antara cacar monyet dengan cacar air diperlukan deteksi penyakit tersebut dengan menggunakan *deep learning*. Teknik yang digunakan adalah *transfer learning* berupa VGG16, Resnet50 dan InceptionV3 dengan tujuan membandingkan metode yang paling baik digunakan pada studi kasus tersebut. Dataset yang digunakan sebanyak 228 gambar dengan 102 gambar kategori cacar monyet dan 126 gambar kategori cacar air dan campak, ukuran gambar yang

diperoleh sebesar 224x224 *pixel* dan *splitting data* dengan ukuran 70-10-20. Hasil yang diperoleh pada penelitian ini bahwa metode VGG16 mendapatkan nilai akurasi sebesar 81,48%, ResNet50 mendapatkan nilai akurasi sebesar 82,96% dan metode InceptionV3 mendapatkan akurasi sebesar 74,26% [13].

Penelitian yang dilangsungkan oleh Mohammad Ashraf Russo, Alexander Filonenko pada tahun 2018 dengan judul “*Sports Classification in Sequential Frames Using CNN and RNN*” dengan rumusan masalah tentang mengklasifikasi 5 jenis olahraga yang ditayangkan di televisi, data tersebut berupa sepak bola, kriket, tenis, bola basket, hoki es. Penelitian ini menggunakan *sequential frame* dengan algoritma CNN dan RNN sebagai modelnya. Dataset yang digunakan 300 video dengan resolusi 720*pixel* dan *input size* sebesar 128x128, *split* data dengan 80% *training* dan 20% *testing*. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa urutan frame yang berbeda mampu mengklasifikasikan Data *Training* hingga sebesar 96,66% [14].

Penelitian berikutnya yang dilakukan oleh Md. Al-Amin, Tasfia Anika Bushra dan Md Nazmul Hoq pada tahun 2019 yang berjudul “*Prediction of Potato Disease from Leaves using Deep Convolution Neural Network towards a Digital Agricultural System*” penelitian ini menganalisis diagnosa penyakit daun kentang menggunakan metode CNN bertujuan agar petani kentang dapat mendiagnosis penyakit kentang secara dini dan mengurangi gagal panen. Dataset yang digunakan 50.000 gambar daun tanaman random dan 2.250 gambar daun kentang yang terdiri dari bercak daun 1000 gambar, daun busuk 1000 gambar dan 250 daun sehat. Tahap *preprocessing* yang dilakukan berupa *gray scaling*, *removing blurriness*, dan *removing noise*. Hasil dari penelitian ini menunjukkan akurasi sebesar 98,33% dalam mendeteksi penyakit daun kentang [15].

Penelitian selanjutnya yang dilakukan oleh F. Ghazvinian Zanjani, A. Panteli, S. Zinger, dkk pada tahun 2019 berjudul “*Cancer Detection In Mass Spectrometry Imaging Data By Recurrent Neural Networks*” memiliki rumusan masalah analisis jaringan olekuler dalam jaringan tumor melalui sidik jari untuk menemukan biomarker sehingga menemukan pola dan dependensi yang tidak teratur dalam data sekuensial menggunakan metode CNN, RNN dan LSTM. Model LSTM yang

digunakan adalah 500 unit dan menggunakan ReLU sebagai aktivasi *non-linearity* sehingga penelitian ini menghasilkan analisis profil akurasi 1,45% lebih tinggi dalam klasifikasi spektrum massa pada kumpulan data kanker paru-paru dan kandung kemih [16].

Penelitian berikutnya dilakukan oleh Abdul Jalil Rozaqi, Andi Sunyoto, dan Rudyanto Arief pada tahun 2021 dengan judul “Deteksi Penyakit pada Daun Kentang Menggunakan Pengolahan Citra dengan Metode *Convolutional Neural Network*” memiliki rumusan masalah mendeteksi penyakit daun kentang dengan citra digital agar proses pencegahan penyakit dapat diatasi menggunakan metode CNN. Dataset yang digunakan didapatkan melalui situs Kaggle dengan nama “*Plant Village Dataset*” sejumlah 1152 gambar dan dilakukan *resize* gambar menjadi 150x150. Penelitian ini menghasilkan *epoch* ke 10 dengan ukuran *batch size* 20 memberikan *training accuracy* 95% dan *validation accuracy* 94% [17].

Penelitian terakhir yang dilakukan oleh Michael Ferdy Susila, Budhi Irawan dan Casi Setianingsih pada tahun 2020 berjudul “Deteksi Penyakit Pada Daun Pakcoi Dengan Pengolahan Citra Menggunakan Metode CNN” dengan rumusan masalah implementasi deteksi penyakit tanaman pakcoi dengan jenis penyakit yang terdeteksi dengan menggunakan metode CNN. Tahap *preprocessing* yang dilakukan berupa *resize* gambar dan konversi gambar dari JPEG menjadi XML. Penelitian ini menghasilkan akurasi yang diperoleh dengan mencapai 86.67% dengan *split data* ukuran 90:10 [18].

Dari pembahasan diatas, ringkasan studi yang relevan disajikan pada tabel 2.1 di bawah ini:

**Tabel 2. 1** Penelitian Terdahulu

| No | Judul  | Penulis, Tahun                              | Masalah   | Algoritma  | Hasil  |
|----|--|---|---|--|--|
| 1  | <i>A combined approach of VGG 16 and LSTM transfer learning technique for skin melanoma classification</i> | Arjun KP K dan Sampath Kumar.<br>Tahun:2022 | penerapan model <i>deep convolutional neural network</i> (DCNN) untuk mengklasifikasi melanoma.                     | <i>AlexNet, ResNet50, DenseNet, MobileNet, VGG16, LSTM</i> | Hasil dari penelitian ini untuk penggabungan model VGG16 dengan LSTM memperoleh hasil akurasi training dan testing sebesar 90,89% dan 94,39%   |
| 2  | <i>Tomato Leaf Disease Detection using Customized Transfer Learning Architectures and LSTM</i>             | Mahady Hasan dan Sohel Rana.<br>Tahun:2022  | deteksi penyakit pada tomat secara manual sangat tidak praktis sehingga diperlukan bantuan <i>computer vision</i> . | <i>LSTM, ResNet50</i>                                      | Hasil yang diperoleh pada penelitian ini adalah akurasi terbesar dari model LSTM sebesar 95,79% dan model ResNet50 mencapai akurasi 97,70% sedangkan model InceptionResNET V2 mencapai akurasi 98,4% |

| No | Judul  | Penulis,<br>Tahun  | Masalah   | Algoritma                       | Hasil  |
|----|--|--|---|---------------------------------|--|
| 3  | <i>Transfer Learning Based Plant Diseases Detection Using ResNet50</i> | Ishrat Zahan Mukti dan Dipayan Biswas.<br>Tahun:2019           | Masalah penyakit tanaman yang menjadi ancaman sektor pangan dan diperlukan identifikasi penyakit tanaman menggunakan teknik <i>transfer learning</i> .          | <i>ResNet50</i>                 | Hasil dari penelitian ini untuk penggabungan model VGG16 dengan LSTM memperoleh hasil akurasi training dan testing sebesar 90,89% dan 94,39%.                          |
| 4  | <i>Alzheimer Disease Classification Using Transfer Learning</i>        | Heta Acharya, Rutvik Mehta, Dheeraj Kumar Singh.<br>Tahun:2021 | klasifikasi penyakit Alzheimer yang terdiri dari kelas gejala ringan, gejala sedang, gejala berat, dan yang sehat menggunakan metode <i>transfer learning</i> . | <i>VGG16, ResNet50, AlexNet</i> | Hasil yang diperoleh pada penelitian ini metode VGG16 memperoleh akurasi 85,07%, metode ResNet50 75,25% dan metode Alexnet yang dimodifikasi memperoleh akurasi 95,70% |

| No | Judul  | Penulis, Tahun  | Masalah   | Algoritma   | Hasil  |
|----|--|---|---|---|--|
| 5  | <i>Monkeypox Skin Lesion Detection Using Deep Learning Models: A Feasibility Study</i> | Shams Nafisa Ali, dkk.<br>Tahun:2022                      | penyebaran cacar monyet di 40 negara afrika dan kemiripan antara cacar monyet dengan cacar air diperlukan deteksi penyakit tersebut dengan menggunakan <i>deep learning</i> . | <i>VGG16, ResNet50, InceptionV3</i>                           | Hasil yang diperoleh pada penelitian ini bahwa metode VGG16 mendapatkan nilai akurasi sebesar 81,48%, ResNet50 mendapatkan nilai akurasi sebesar 82,96% dan metode InceptionV3 mendapatkan akurasi sebesar 74,26%. |
| 6  | <i>Sports Classification in Sequential Frames Using CNN and RNN</i>                    | Mohammad Ashraf Russo, Alexander Filonenko.<br>Tahun:2018 | Mengklasifikasi 5 jenis olahraga yaitu sepak bola, kriket, tenis, bola basket, hoki es berdasarkan informasi visual pada televisi ( <i>sequential frame</i> )                 | <i>Convolutional Neural Network, Recurrent Neural Network</i> | Hasil eksperimen yang dilakukan menunjukkan bahwa efek urutan frame yang berbeda mengklasifikasikan Data hasil <i>Training</i> hingga 96,66%.  |

| No | Judul   | Penulis, Tahun  | Masalah   | Algoritma   | Hasil   |
|----|---|---|---|---|---|
| 7  | <i>Prediction of Potato Disease from Leaves using Deep Convolution Neural Network towards a Digital Agricultural System</i> | Md. Al-Amin, Tasfia Anika Bushra, Md Nazmul Hoq. Tahun:2019   | Membantu para petani dalam mendiagnosis penyakit pada daun kentang agar tidak terhambat produksi kentang.   | <i>Convolutional Neural Network</i>   | Penelitian ini mendapatkan akurasi sebesar 98,33% dalam mendeteksi penyakit daun kentang.   |
| 8  | <i>Cancer Detection In Mass Spectrometry Imaging Data By Recurrent Neural Networks</i>                                      | F. Ghazvinian Zanjani, A. Panteli, S. Zinger, dkk. Tahun:2019 | Analisis jaringan olekuler dalam jaringan tumor melalui sidik jari untuk menemukan biomarker menggunakan RNN guna menemukan pola dan dependensi yang tidak teratur dalam data sekuensial. | <i>Convolutional Neural Network, Recurrent Neural Network, Long Short-Term Memory</i> | Penelitian tersebut memperoleh analisis profil akurasi 1,45% lebih tinggi dalam klasifikasi spektrum massa pada kumpulan data kanker paru-paru dan kandung kemih. |
| 9  | Deteksi Penyakit pada   | Abdul Jalil Rozaqi,   | Mendeteksi penyakit daun  | Metode <i>Convolutional</i>   | Hasil dari penelitian ini   |



| No | Judul  | Penulis,<br>Tahun   | Masalah   | Algoritma                                   | Hasil   |
|----|--|---|---|---|---|
|    | Daun Kentang<br>Menggunakan<br>Pengolahan<br>Citra dengan<br>Metode<br><i>Convolutional<br/>Neural<br/>Network</i> | Andi<br>Sunyoto,<br>Rudyanto<br>Arief.<br>Tahun:2021                                | kentang dengan<br>citra digital agar<br>proses<br>pencegahan<br>penyakit dapat<br>diatasi   | <i>Neural<br/>Network</i>                   | ditemukan pada<br><i>epoch</i> ke-10<br>dengan ukuran<br><i>batch size</i> 20,<br>sehingga<br>menghasilkan<br><i>training accuracy</i><br>95% dan<br><i>validation<br/>accuracy</i> 94% |
| 10 | Deteksi<br>Penyakit Pada<br>Daun Pakcoi<br>Dengan<br>Pengolahan<br>Citra<br>Menggunakan<br>Metode CNN              | Michael<br>Ferdy<br>Susila,<br>Budhi<br>Irawan, Casi<br>Setianingsih.<br>Tahun:2020 | implementasi<br>deteksi penyakit<br>tanaman pakcoi<br>dengan jenis<br>penyakit yang<br>terdeteksi dengan<br>menggunakan<br>metode CNN | <i>Convolutional<br/>Neural<br/>Network</i> | Hasil pada<br>penelitian ini<br>adalah Akurasi<br>yang diperoleh<br>dengan<br>penggunaan<br>metode CNN<br>mencapai 86.67%.  |

Berdasarkan dari beberapa penelitian sebelumnya dapat disimpulkan penulis menggunakan arsitektur *transfer learning* CNN VGG16 dan ResNet50 dikarenakan pada tabel 2.1 nomor 4 dan 5 memperoleh akurasi tertinggi dan kombinasi LSTM berdasarkan tabel 2.1 nomor 1 yang arsitektur yang dapat dikombinasikan dan memperoleh arsitektur yang tinggi. Pada penelitian ini yang menjadi acuan utama terdapat pada penelitian nomor 1 pada tabel 2.1 dikarenakan mempunyai tujuan yang sama yang dengan membandingkan model yang diusulkan, sedangkan untuk perbedaan terletak pada studi kasus dan penambahan kombinasi LSTM menggunakan ResNet50.

## 2.2 Dasar Teori

### 2.2.1 Penyakit Daun Kentang

Tumbuhan kentang (*Solanum Tuberosum L*) yaitu tumbuhan yang tumbuh melalui umbi. Tanaman ini akan tumbuh subur di dataran tinggi yang beriklim dingin. Daerah yang ideal untuk menanam tanaman ini adalah 1000 sampai 2000 meter di atas permukaan laut. Suhu udara yang cocok untuk bertanam antara 14-22 derajat *Celcius*. Jumlah curah hujan yang diperlukan untuk pertumbuhan tanaman antara 1000-1500 mm per tahun. Kondisi tanah yang subur adalah tanah gembur yang kaya nutrisi [19]. Jenis umbi yang dimanfaatkan untuk sumber karbohidrat atau makanan utama pengganti beras atau gandum atau jagung. Kentang kaya akan nutrisi, rendah kandungan lemak dan kolesterol, serta sangat tinggi natrium, sodium, serat, dsb.[20].

Kentang berada di peringkat ketiga sebagai makanan pokok dunia yang sering dikonsumsi oleh masyarakat. Berikut adalah penyakit daun yang sering dialami oleh tanaman kentang diantaranya[21]:

#### 1. Busuk Daun (*Late Blight*)

Penyebab dari penyakit ini disebabkan oleh patogen *phytophthora infestans* (*Mont*), gejala serangan pada penyakit tanaman kentang diantaranya sebagai berikut:

- a. Bercak-bercak nekrotis pada sisi dan ujung daun yang sakit.
- b. Jika kelembaban cukup tinggi dan suhu tidak terlalu rendah berlangsung lama, bercak daun menyebar cepat hingga membunuh daun secara meluas dengan cepat hingga mematikan seluruh daun.
- c. Pada cuaca kering membatasi bercak daun, cepat kering dan tidak melebar.
- d. Dalam iklim lembab terdapat lapisan abu-abu di bagian bawah daun.

Gambar 2.1 berikut menunjukkan daun kentang yang mengalami penyakit busuk daun berdasarkan ciri-ciri yang telah di sebutkan diatas.



**Gambar 2. 1** Busuk Daun pada Tanaman Kentang

## **2. Bercak Daun (*Early Blight*)**

Penyebab dari penyakit ini disebabkan oleh jamur *Alternaria sp.* Gejala yang di timbulkan oleh penyakit ini diantaranya adalah[22]:

- a. Gejala awal yang muncul sekitar umur 6 minggu, pada daun yang sudah dewasa akan muncul bercak kecil, tersebar tidak teratur, berwarna coklat, menyebar secara lambat.
- b. Bercak juga terdapat pada daun agak muda.
- c. Jenis bercaknya mudah dibedakan karena mempunyai cincin terpusat.

Gambar 2.2 berikut menunjukkan daun kentang yang mengalami penyakit bercak daun berdasarkan ciri-ciri yang telah disebutkan diatas.



**Gambar 2. 2** Daun Bercak pada Tanaman Kentang

### 3. Daun Berlubang

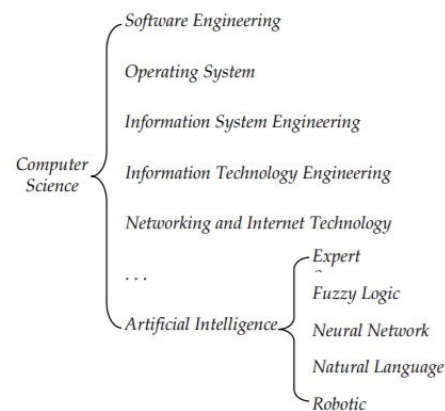
Penyebab dari daun berlubang pada daun kentang disebabkan oleh serangan hama berupa Lalat peronggok daun dengan nama latin *Liriomyza sp* dan ulat grayak dengan nama *Spodoptera litura*. Gejala yang disebabkan oleh kedua hama tersebut ditandai dengan daun-daun berlubang dan untuk hama ulat yang dewasa dapat memakan seluruh bagian daun[23]. Pada gambar 2.3 menunjukkan daun kentang berlubang yang disebabkan oleh hama.



**Gambar 2. 3** Daun Berlubang pada Tanaman Kentang

#### 2.2.2 Kecerdasan Buatan (*Artificial Intelligence*)

*Artificial Intelligence* atau kecerdasan buatan salah satu ilmu bagian dari ilmu komputer yang dibangun agar mesin dapat mengerjakan pekerjaan yang sama atau sebaik pekerjaan yang dilakukan manusia. *Artificial Intelligence* atau yang biasa disebut dengan AI menawarkan media atau teori kecerdasan yang dapat dinyatakan ke dalam bahasa pemrograman yang dieksekusi oleh komputer [24]. Pada gambar 2.4 terlihat bahwa ilmu komputer terdapat ilmu bagian kecerdasan buatan dan salah satu cabang AI sendiri terdapat *Neural Network*.



**Gambar 2. 4** Bagian Kedudukan Ilmu Kecerdasan Buatan

### 2.2.3 Pembelajaran Mendalam (*Deep Learning*)

*Deep learning* merupakan salah satu ilmu dari *machine learning* berlandaskan Jaringan Saraf Tiruan (JST) yang dapat diartikan sebagai ilmu perkembangan dari JST. Pada *deep learning* komputer dapat mengklasifikasi secara langsung gambar maupun suara yang memanfaatkan dari data set tersebut untuk menyelesaikan masalah dengan menggunakan jaringan saraf tiruan. Teknik mempercepat dalam proses pembelajaran pada *Deep learning* menggunakan layer yang lebih dari 7 dengan teknik *Restricted Boltzmann Machine* (RBM)[25].

### 2.2.4 Augmentasi Data

Augmentasi adalah suatu proses untuk menggandakan gambar dengan cara memodifikasi dan mengubah gambar sehingga komputer mendeteksi gambar tersebut adalah gambar yang berlainan, tetapi manusia masih bisa mendeteksi bahwa gambar tersebut yang digandakan adalah gambar yang sama [26]. Augmentasi data sendiri berguna untuk mengoptimalkan dataset yang bervariasi agar sebuah model dapat melakukan generalisasi dengan baik.

### 2.2.5 *Transfer Learning*

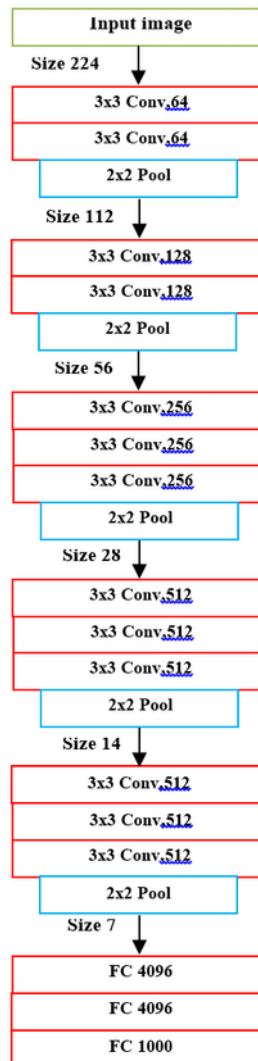
*Transfer learning* adalah teknik yang memanfaatkan *training* yang sudah ada sebelumnya (*pretrained model*) yang dapat digunakan untuk

mengklasifikasi dataset baru tanpa melakukan *training* baru. Jenis pembelajaran *pretrained model* ini paling sering digunakan pada *deep learning*. *Transfer learning* juga perlu dilakukan adaptasi pada bagian akhir model [27]. Keuntungan menggunakan *transfer learning* adalah dapat menghemat waktu pelatihan, kinerja jaringan saraf lebih baik, dan tidak memerlukan data yang banyak.

Adapun jenis-jenis teknik *transfer learning* yang digunakan pada penelitian ini diantaranya:

### **1. VGG16 (*Visual Geometry Group 16*)**

VGG dikembangkan oleh Simonyan dan Zisserman. VGG16 sendiri terdiri dari 16 lapisan konvolusi yang arsitekturnya seragam atau teratur. Memiliki input model tetap 224x224, konvolusi 3x3 dengan banyak filter 2x2 *pooling*, arsitektur VGG16 yang dapat dilihat jelas pada gambar 2.5. Kelebihan dari arsitektur VGG16 ini dalam mengekstraksi fitur dari gambar secara mendalam, topologi yang homogen dan sederhana. Namun terdapat kelemahan dari arsitektur ini adalah biaya komputasi yang terlalu tinggi karena penggunaan sekitar 140 juta parameter [28].

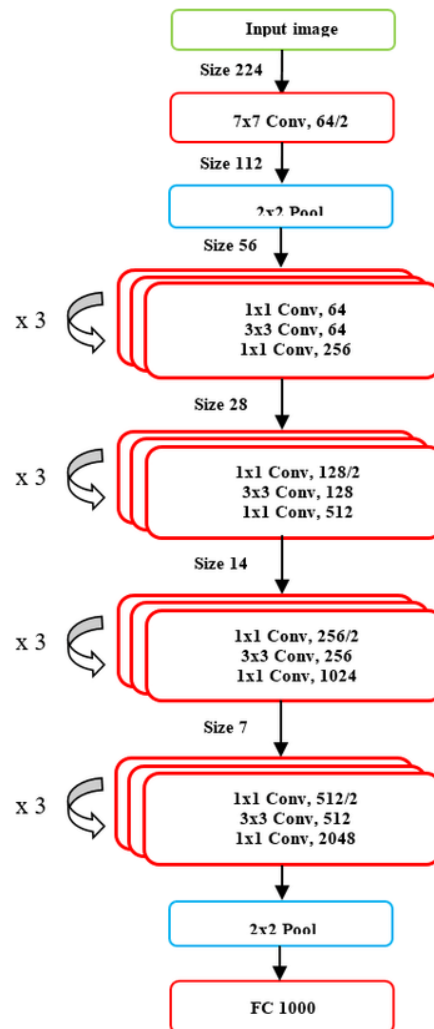


**Gambar 2. 5** Arsitektur VGG16

## 2. ResNet50 (*Residual Network 50*)

*Residual Network* atau ResNet diperkenalkan oleh Kaiming He yang memenangkan ILSVRC (*ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge*) pada tahun 2015. Tujuan dari arsitektur ini merancang ultra-deep network yang bebas dari masalah gradien yang hilang. ResNet50 merupakan jenis yang paling umum yang digunakan yang terdiri dari 49 lapisan konvolusi ditambah satu lapisan *Fully-Connected Layer* [28]. ResNet50 memiliki konvolusi 3x3 dan memiliki input model 224x224 seperti VGG16 namun ResNet50 lebih sedikit filter dan kompleksitas lebih

rendah dan diakhiri *pooling layer*. Gambar 2.6 berikut merupakan arsitektur ResNet50.



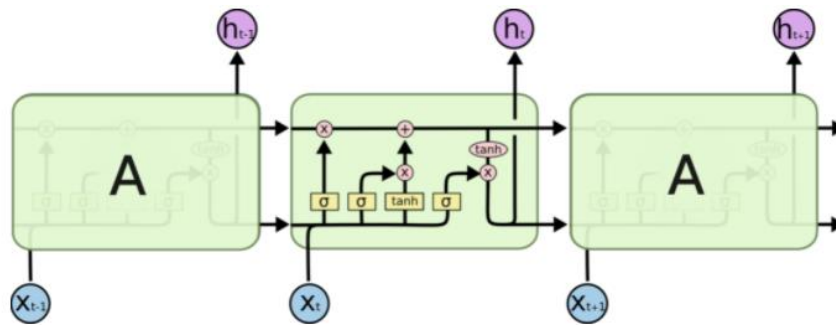
**Gambar 2. 6** Arsitektur ResNet50

### 2.2.6 Long Short Term Memory (LSTM)

*Long Short-Term Memory* salah satu modifikasi RNN dengan menambahkan *memory-cell* yang menyimpan memori dalam jangka panjang. LSTM diperkenalkan oleh Hochreiter dan Schmidhuber pada tahun 1997, dan sekarang sudah banyak orang menyempurnakan dan mempopulerkan metode ini. LSTM dibuat untuk menghandle permasalahan pada RNN yaitu *vanishing gradient* saat data diproses secara sekuensial yang panjang yang



menyebabkan RNN sulit menangkap *long term dependencies* [29]. Pada gambar 2.7 merupakan arsitektur LSTM, cara kerja LSTM secara sederhana mengingat urutan dari input yang melalui proses *cell state*, *hidden state*, *input gate*, *forget gate* dan *output gate*.

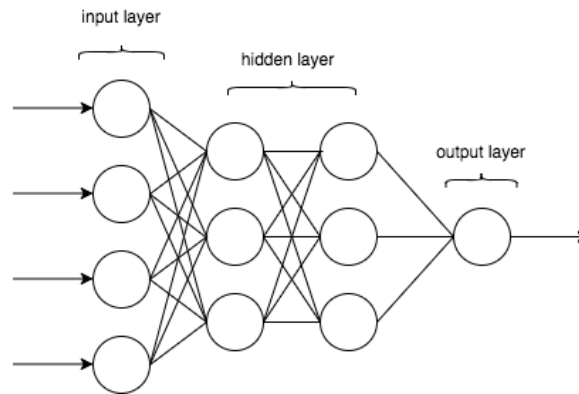


**Gambar 2. 7** Arsitektur *Long Short-Term Memory*

LSTM memiliki keunikan dalam arsitekturnya, pada gambar 2.7 *cell* LSTM didapati 3 fungsi *sigmoid* dan 1 fungsi *tan hiperbolik*, yang dapat mengatasi noise, representasi terdistribusi dan nilai kontinu [29].

### 2.2.7 Dense layer

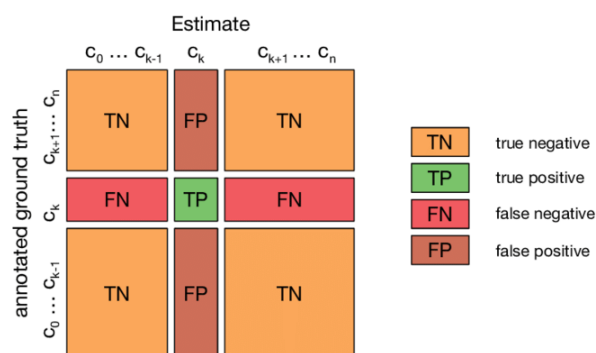
*Dense layer* (pemadatan lapisan) adalah lapisan jaringan saraf yang terhubung secara teratur, berfungsi untuk menambahkan layer yang *fully connected* dengan adanya unit yang menunjukkan jumlah node yang berada pada *hidden layer*, nilai antara jumlah *input* serta *output* node[30]. Dalam penerapan *dense layer* pada lapisan *hidden layer* sangat terhubung dengan lapisan sebelumnya dimana *dense layer* melakukan perkalian matriks-vektor. *Dense layer* dapat disebut sebagai *Perceptron multi-layer* (MLP). Gambar 2.8 berikut merupakan ilustrasi *dense layer* yang telah dijelaskan sebelumnya.



**Gambar 2. 8** Ilustrasi pada *Dense Layer*

### 2.2.8 Confusion matrix

*Confusion matrix* adalah salah satu teknik mengukur kinerja suatu model klasifikasi. Asal metode ini terdapat ulasan yang digunakan untuk membandingkan hasil kinerja yang dilakukan oleh suatu model dengan hasil kinerja klasifikasi yang seharusnya. Terdapat empat istilah pengukuran kinerja *confusion matrix* yang dapat merepresentasi hasil proses klasifikasi yaitu, *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP) dan *False Negative* (FN). Nilai *True Negative* (TN) adalah jumlah data negatif yang terdeteksi dengan benar, sedangkan *False Positive* (FP) adalah data negatif namun terdeteksi sebagai data positif [31]. Berikut merupakan penempatan istilah pengukuran pada *confusion matrix* yang dapat dilihat pada gambar 2.9.



**Gambar 2. 9** *Confusion Matrix*