

BAB 2 DASAR TEORI

2.1 KAJIAN PUSTAKA

Berdasarkan studi literatur, ditemukan beberapa penelitian yang berkaitan dengan klasifikasi penyakit pada daun kapas menggunakan *Convolutional Neural Network*, seperti yang terdapat pada tabel 2.1, yang berisikan metode, hasil, dan perbedaan dengan penelitian sebelumnya. Penelitian tentang klasifikasi penyakit pada daun kapas menggunakan *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur *EfficientNet* dan *MobileNet* oleh Serosh, Amjad, dan Ali. Menggunakan *batch size* 16 dan *learning rate* 0,0001.

Untuk *EfficientNet* menggunakan nilai *dropout* 0,25 dan *optimizer* Adam. Untuk *MobileNet* menggunakan *dropout* 0,3 dan *optimizer* SGD. Dengan kelas yang digunakan sebanyak empat kelas. Hasil dari penelitian ini adalah *EfficientNetB0* menjadi arsitektur yang memiliki tingkat akurasi tertinggi sebesar 0,9995 dan *loss* 0,0025[4]. Berdasarkan kajian yang telah dilakukan oleh Serosh, Amjad, dan Ali. Pada penelitian ini, dibangun sistem yang dapat mengklasifikasikan penyakit daun kapas kedalam empat kelas, yaitu *fusarium wilt*, *bacterial blight*, *curl virus*, dan *healthy* menggunakan arsitektur *Alexnet*.

“*Deep Learning Models for Classification of Cotton Crop Disease Detection*” oleh Tibdewal, dkk melakukan penelitian yang membandingkan klasifikasi penyakit pada daun kapas menggunakan *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur yang diuji, antara lain *XceptionNet*, *LeNet*, *DenseNet*, *MobileNet*.

Dengan dataset sebanyak 1.711 citra, penelitian ini menggunakan *hyperparameter* yaitu *optimizer* Adam dengan *learning rate* 0,0001 dan *epoch* 200, dengan pembagian data 80% data latih dan 20% data uji. *DenseNet-121* memiliki tingkat akurasi tertinggi dibandingkan dengan arsitektur lainnya. Tingkat akurasi validasi sebesar 98,25% dan *loss* validasi 0,0635[5]. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Tibdewal, dkk.

Penulis bermaksud menggunakan arsitektur yang berbeda yaitu *AlexNet*.

“*Identifying and Classifying The Disease of Cotton Leaf By Using Convolutional Neural Network*” oleh Safia dan Saravanan membahas tentang klasifikasi penyakit pada daun dan tanaman kapas menggunakan CNN. Dengan 3 *layer* konvolusi, 2 *pooling layer*, dan 2 *fully connected layer*. Hasil dari penelitian ini adalah CNN terbukti mampu membantu klasifikasi penyakit pada daun kapas dengan akurasi 84% [6]. Berdasarkan penelitian oleh Safia dan Saravanan, penulis bermaksud menggunakan arsitektur yang berbeda yaitu *AlexNet*.

“*Cotton Leaf Disease Classification Using Deep Convolutional Neural Network for Sustainable Cotton Production*” oleh Jenifa, dkk melakukan penelitian yang membahas tentang klasifikasi penyakit daun kapas dengan metode CNN, dengan ukuran citra yang digunakan 512x512 piksel. Dataset yang digunakan sebanyak 600, 500 untuk data latih dan 100 untuk data uji. Dataset dibagi menjadi beberapa kelas klasifikasi, diantaranya *healthy cotton leaf*, *cercospora*, *bacterial blight*, *Ascochyta Blight*, *Target Spot*. Mendapatkan hasil evaluasi metode sebesar 96% untuk tingkat akurasi klasifikasi penyakit pada daun kapas [7]. Penulis bermaksud menggunakan arsitektur yang berbeda yaitu *AlexNet*. Dengan dataset yang digunakan sebanyak 1.710 citra, yang terbagi menjadi empat kelas, yaitu *Fussarium Wilt*, *Bacterial Blight*, *Curl Virus*, dan *Healthy*.

“*Classification of Cotton Leaf Disease Using AlexNet and Machine Learning Models*” oleh Borugadda, Lakshmi, dan Govindu, membahas tentang klasifikasi penyakit dan kapas menggunakan *model machine learning* dan *AlexNet*. Dataset berisikan citra daun sebanyak 1.951 citra dan terbagi menjadi empat kelas, diantaranya *Diseased cotton leaf*, *Diseases cotton plant*, *Fresh cotton leaf*, *Fresh cotton plant*. Pada penelitian ini menggunakan ukuran citra 227x227 piksel, *learning rate* 0.001, dan *dropout* 0.5. Pada penelitian ini melakukan pengujian pada *optimizer* (SGD & Adam) dan variasi *batch size* (32, 64, 128). Menghasilkan akurasi sebesar 94.75% [9]. Penulis bermaksud menggunakan dataset yang berbeda, dengan dataset yang digunakan sebanyak 1.710 citra, yang terbagi menjadi empat

kelas, yaitu *Fussarium Wilt*, *Bacterial Blight*, *Curl Virus*, dan *Healthy*. Selain menggunakan dataset yang berbeda, parameter pengujian yang digunakan juga berbeda. Pada penelitian ini menggunakan pengujian ukuran citra dan variasi *learning rate*.

Tabel 2.1 Kajian Pustaka

Penulis	Metode	Hasil	Perbedaan
Serosh Karim Noon, Muhammad Amjad, Muhammad Ali Qureshi (2021)	Menggunakan metode CNN dengan arsitektur <i>EffiecienetNet</i> dan <i>MobileNet</i> .	<i>EfficientNetB0</i> menjadi paling akurat pada penyakit daun kapas, dengan nilai akurasi 0,9995 dan loss 0,0025.	Menggunakan arsitektur yang berbeda, <i>AlexNet</i> .
M.N. Tibdewal, Yash M. Kulthe, Ankush Bharambe, Atharva (2020)	Menggunakan metode CNN dengan arsitektur <i>XceptionNet</i> , <i>LeNet</i> , <i>DenseNet</i> , <i>MobileNet</i> .	<i>DenseNet-121</i> dengan akurasi validasi 98,25% dan 0,0635 untuk <i>loss</i> validasi	Arsitektur yang digunakan berbeda, menggunakan arsitektur <i>AlexNet</i>
Neha Safia, Dr. K. Saravanan (2020)	Menggunakan metode <i>Convolutional Neural Network</i> dengan 3 <i>layer</i> konvolusi, 2 <i>pooling layer</i> , dan 2 <i>fully connected layer</i> .	CNN terbukti mampu membantu klasifikasi penyakit pada daun kapas dengan akurasi yang didapat 84%	Menggunakan arsitektur yang berbeda, <i>AlexNet</i> . Menggunakan empat kelas, yaitu <i>fusarium wilt</i> , <i>bacterial blight</i> , <i>curl</i>

			<i>virus, dan healthy.</i>
A. Jenifa, R. Ramalaskhmi, V. Ramachandran	Metode yang digunakan adalah Deep <i>Convolutional Neural Network</i> dengan jumlah layer konvolusi sebanyak 4	Evaluasi metode menghasilkan nilai 96% akurasi untuk klasifikasi penyakit pada daun kapas	Menggunakan arsitektur yang berbeda, <i>AlexNet</i> . Menggunakan empat kelas, yaitu <i>fusarium wilt, bacterial blight, curl virus, dan healthy.</i>
Rehan Sarwar, Muhammad Aslam, Khaldoon S Khurshid, Tauqir Ahmed, Ana Maria Martinez-Enriquez, Talha Waheed (2021)	Metode yang digunakan adalah <i>deep learning Faster R-CNN</i> dengan VGG-16, <i>InceptionV1</i> , dan V2.	menghasilkan <i>mean Average Precision</i> (mAP) 0.871 atau 87.1%.	Menggunakan arsitektur yang berbeda, <i>AlexNet</i> . Menggunakan empat kelas, yaitu <i>fusarium wilt, bacterial blight, curl virus, dan healthy.</i>
Premkumar Borugadda, R. Lakshmi, Surla Govindu (2021)	<i>Classification of Cotton Leaf Disease Using AlexNet and Machine Learning Models</i>	Arsitektur <i>Alexnet</i> menghasilkan nilai akurasi sebesar 94.75%.	Menggunakan kelas klasifikasi dan dataset yang berbeda. Menggunakan

			pengujian ukuran citra dan variasi <i>learning rate</i> .
--	--	--	--

2.2 DASAR TEORI

2.2.1 Kapas

Tanaman kapas (*Gossypium hirsutum L.*) merupakan tanaman penghasil serat yang merupakan bahan baku utama industri tekstil dan produk tekstil dari serat alam, pada Gambar 2.1 menunjukkan bentuk dari daun kapas. Kapas merupakan tanaman sub tropis (20-35°C) yang dapat tumbuh dengan baik di daerah tropis, faktor lingkungan merupakan salah satu faktor pembatas dalam budidaya tanaman kapas harus diperhatikan. Tanaman kapas membutuhkan persyaratan ketersediaan air yang cukup, terutama untuk perkecambahan dan pertumbuhan serta kondisi kering saat panen. Kebutuhan air akan disesaikan dengan jenis dan umur tanaman. Produktivitas tanaman tidak maksimal bila keadaan lingkungan tidak sesuai, meskipun penerapan teknoogi telah diupayakan. Produksi serat kapas dalam negeri hanya berkisaar 1.600-2.500 ton jumlah ini kurang dari 0,5% kebutuhan nasional [10].



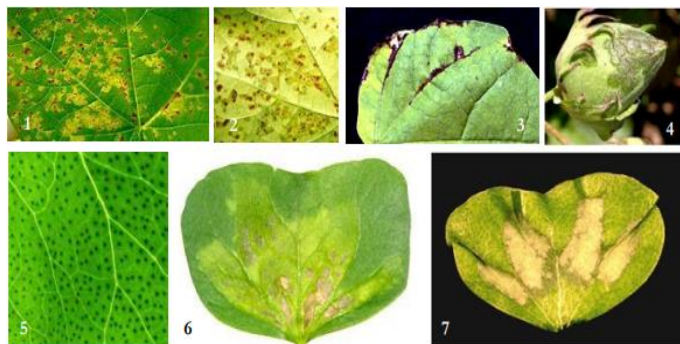
Gambar 2.1 Daun Kapas [1]

Kapas juga merupakan salah satu tanaman penghasil serat yang memiliki nilai ekonomis yang cukup tinggi. Permintaan pasar akan serat kapas terus meningkat setiap tahun terutama untuk keperluan industri Tekstil dan Produk Tekstil (TPT). Indonesia merupakan negara industri TPT nomor 13 di dunia, nomor 5 di Asia dan nomor 1 di Asia Tenggara. Sebagian besar permintaan serat oleh industri TPT >99% bahan baku berupa serat masih di impor dari negara-negara penghasil serat, dan hanya <1% produksi dalam negeri yang menyumbang bahan baku untuk industri TPT [11].

2.2.2 Penyakit Daun Kapas

2.2.2.1 *Bacterial Blight*

Bacterial Blight atau dalam bahasa Indonesia disebut Penyakit hawar merupakan suatu penyakit yang disebabkan oleh bakteri *Xanthomonas citri pathovar malvacearum*, menjadi penyakit parah yang terjadi di semua daerah penanaman kapas. Gejala-gejala yang terjadi pada daun kapas dapat dilihat pada Gambar 2.2. Interaksi antara tanaman inang dan bakteri didasarkan pada konsep *gen-untuk-gen*, mewakili sistem *gen/gen avr* yang kompleks. Penyakit ini terbukti menjadi faktor pembatas produksi serat di AS dan Afrika. *Bacterial Blight* bisa menjadi salah satu infeksi yang paling merusak yang ditemui di ladang kapas, besarnya kerusakan penyakit yang disebabkan oleh Xcm bervariasi sesuai dengan kondisi iklim dan lingkungan. Laporan terdahulu menyebutkan bahwa *Bacterial Blight* menyebabkan lebih dari 30% kerusakan di beberapa daerah.



Gambar 2.2 Daun kapas yang terkena *Bacterial Blight* [12]

Dampak *Bacterial Blight* pada hasil kapas tergantung pada keadaan lingkungan. Curah hujan dan kelembaban yang tinggi serta suhu yang hangat mendukung perkembangan penyakit. Pengembangan *Bacterial Blight* membutuhkan sumber awal *inoculum*, kelembaban relative 85%, suhu atmosfer tinggi 30-40°C, optimal suhu tanah 28°C, penanaman awal, pengolahan tanah yang buruk, dan irigasi terlambat.

Xcm tidak bisa bertahan hidup di tanah untuk waktu yang lama, meskipun bakteri dapat bertahan hidup pada sisa tanaman yang tersisa. Selain itu hujan yang diikuti oleh sinar matahari yang cerah sangat menguntungkan, Xcm tidak bisa menyebar jarak jauh pada arus angin. Jika kapas tidak pernah ditanam di ladang tertentu atau ladang belum pernah menanam kapas selama beberapa tahun, maka sumber awal bakteri diyakini berasal dari benih yang terinfestasi [12].

2.2.2.2 *Fusarium Wilt*

Fusarium Wilt disebabkan oleh jamur *Fusarium oxysporum f. sp. vasinfectum*, merupakan penyakit utama kapas yang mampu menyebabkan kerugian ekonomi. Jamur bertahan di tanah sebagai klamidospora dan berasosiasi dengan akar tanaman inang yang rentan, resisten dan non-kapas serta dalam biji. *Fusarium wilt* menjadi perhatian khusus bagi petani karena *pathogen* sering menyebabkan kerugian ekonomi yang parah dan berlanjut selama bertahun-tahun [13].

Gejala *Fusarium Wilt* dapat muncul pada setiap tahap perkembangan tanaman. Bakal daun yang terkena menjadi layu dan mati dengan cepat, seperti yang dapat dilihat pada Gambar 2.3. Kematian bibit mengakibatkan tegakan yang tidak rata, yang selanjutnya berkontribusi pada masalah produksi sepanjang musim.



Gambar 2.3 Daun kapas yang terkena *Fusarium Wilt* [14]

Gejala pada tanaman tua antara lain pengerdilan, layu, gagalnya pembentukan klorofil (zat hijau daun) yang menyebabkan daun menjadi pucat dan mati bagian daun seperti pada Gambar 2.4, kerusakan sering dimulai dari atas tanaman, dan kematian tanaman. Gejala penyakit *Fusarium Wilt* yang paling khas adalah perubahan warna menjadi coklat tua dari sistem jaringan pengangkut (batang).



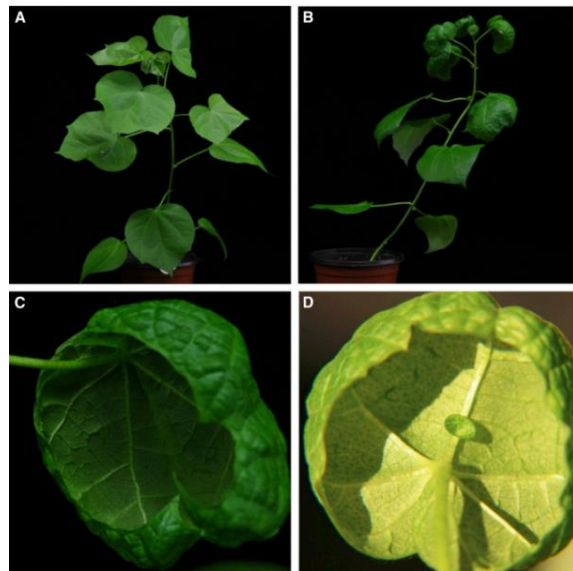
Gambar 2.4 Daun kapas yang menjadi coklat karena *Fusarium Wilt* [14]

Beberapa tanaman yang terkena dapat tumbuh Kembali dari pangkal, tetapi pertumbuhan baru gagal menghasilkan buah kapas dan sering terinfeksi penyakit di kemudian hari. Gejala *Fusarium Wilt* tidak selalu dapat dibedakan dari layu *Verticillium*. Banyak faktor yang

mempengaruhi perkembangan penyakit ini termasuk jamur *Fusarium oxysporum f. sp. Vasinfectum*, kondisi iklim, jenis tanah, kesuburan tanah, dan interaksi dengan mikroorganisme yang menular pada tanah. Semua faktor ini dapat mempengaruhi tingkat keparahan penyakit dan kegagalan hasil panen [14].

2.2.2.3 *Curl Virus*

Curl Disease atau *Curl Virus* pada tanaman kapas adalah salah satu kendala yang paling signifikan untuk produksi kapas. Dalam dekade terakhir pemahaman tentang *begomovirus* yang menyebabkan penyakit ini telah meningkat [3].



Gambar 2.5 (a,b) merupakan daun yang tidak terinfeksi, (c,d) merupakan daun yang terinfeksi *Curl Disease* [3]

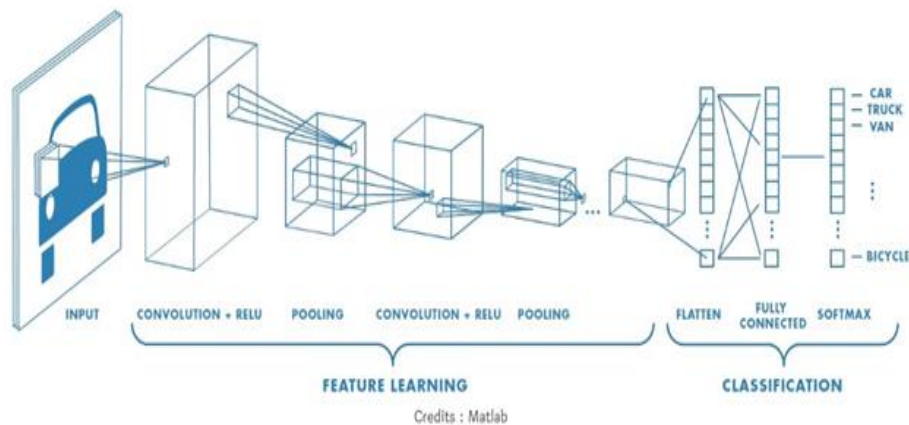
Gejala tanaman yang terinfeksi *curl disease* dapat bervariasi tergantung pada tingkat keparahan penyakit. Terdapat dua gejala yaitu menguning dan menebalnya pembuluh darah kecil yang terdapat pada permukaan bawah daun yang muda, yang ditunjukkan pada Gambar 2.6 [1].



Gambar 2.6 *Curl Virus* pada daun kapas [1]

2.2.3 *Convolutional Neural Network*

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan kelas model yang berguna untuk pembelajaran *supervised* dan *unsupervised*. Mekanisme pembelajaran *supervised* adalah mekanisme dimana *input* ke sistem dan keluaran yang diinginkan (label sebenarnya) diketahui dan model mempelajari pemetaan antara keduanya. Pada mekanisme pembelajaran *unsupervised* label sebenarnya untuk satu *set input* yang diberikan tidak diketahui dan model tersebut bertujuan untuk memperkirakan distribusi yang mendasari sampel data *input*. CNN memetakan gambar yang diberikan sesuai kategori dengan mendeteksi sejumlah fitur abstrak, mulai dari yang sederhana hingga yang lebih kompleks [15].



Gambar 2.7 Arsitektur *Convolutional Neural Network* [15]

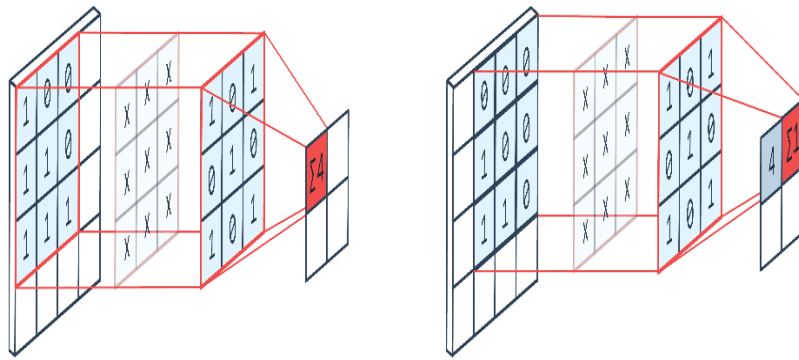
Lapisan yang terdapat pada *Convolutional Neural Network* dapat dilihat pada Gambar 2.7. Lapisan tersebut terdiri dari *convolutional layer*,

fungsi aktivasi, *pooling layer*, dan *fully connected*.

Convolutional layer merupakan lapisan pada CNN yang digunakan untuk melakukan operasi konvolusi pada *output layer* sebelumnya, *layer* ini termasuk blok utama pada *Convolutional Neural Network* yang di dalamnya terdiri dari filter-filter yang dipelajari secara untuk melakukan operasi konvolusi yang bertujuan sebagai ekstraksi fitur untuk mempelajari representasi fitur dari *input layer*.

$$h = \left\lfloor \frac{\text{Input} + 2p - k}{s} \right\rfloor + 1 \quad (2.1)$$

Pada persamaan 2.1 merupakan keluaran dari proses *convolution layer* (*feature map*). Dimana h merupakan *feature map*, p adalah *padding*, k adalah *kernel*, dan s adalah *stride*.



Gambar 2.8 Proses Konvolusi [16]

Tujuan dilakukannya operasi konvolusi pada data citra untuk mengekstraksi fitur dari input citra. Pada Gambar 2.8 menunjukkan proses konvolusi yang terjadi pada *convolutional layer*. Konvolusi tersebut akan menghasilkan transformasi linear dari data yang di input sesuai informasi spasial yang tersedia pada data. Bobot pada *layer* tersebut akan menspesifikasikan kernel konvolusi yang digunakan sehingga kernel konvolusi dapat dilatih berdasarkan input pada *Convolutional Neural Network* (CNN) [16].

Setelah dilakukan proses konvolusi, terdapat aktivasi fungsi aktivasi. Fungsi aktivasi yang sering digunakan adalah *Rectified Linear Unit* (*ReLU*). Setiap piksel pada *feature map* akan dimasukkan ke dalam fungsi

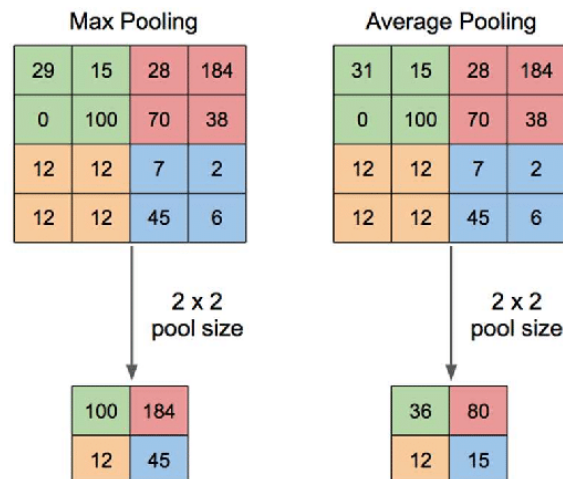
ReLU, dimana piksel yang memiliki nilai kurang dari 0 akan diubah nilainya menjadi 0, dengan rumus; [17]

$$f_{relu}(x) = \max(0, x) \quad (2.2)$$

Selain ReLu, terdapat juga fungsi aktivasi *softmax*. Dimana fungsi aktivasi softmax ini berada pada layer terakhir dari *Convolutional Neural Network*.

$$Softmax = \frac{e^{s_i}}{\sum_j e^{s_j}} \quad (2.3)$$

Pooling layer merupakan lapisan yang berfungsi untuk mengurangi ukuran spasial dari fitur konvolusi sehingga dapat mengurangi sumber daya komputasi yang dibutuhkan untuk memproses data melalui pengurangan dimensi dari *feature map* (*downsampling*) sehingga mempercepat komputasi karena parameter yang diperbarui semakin sedikit. Terdapat dua jenis *pooling layer* seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.9, yaitu *max pooling* dan *average pooling*.



Gambar 2.9 Proses *Max Pooling* dan *Average Pooling* [18]

Max pooling mengambil nilai maksimum dari bagian gambar yang dicakup oleh kernel, sedangkan *average pooling* menghitung nilai rata-rata dari bagian gambar yang dicakup oleh kernel [18].

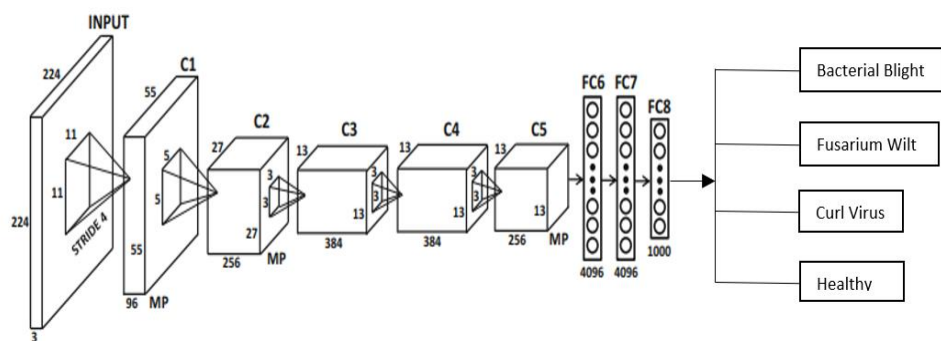
Fully connected layer merupakan lapisan yang digunakan untuk

melakukan transformasi pada dimensi data agar data dapat diklasifikasikan secara linear. Setiap *neuron* pada *convolution layer* perlu transformasi menjadi data satu dimensi terlebih dahulu sebelum dapat dimasukkan ke dalam sebuah *fully connected layer*. Karena hal tersebut menyebabkan data kehilangan informasi spasialnya dan tidak reversibel, *fully connected layer* hanya dapat diimplementasikan di akhir jaringan [19].

2.2.4 Arsitektur Alexnet

Alexnet adalah arsitektur *Convolutional Neural Network* yang diusulkan oleh Krizhevsky dan Sutskever. *Alexnet* dari CNN memiliki dua bagian. Bagian pertama adalah fitur ekstraksi, fitur ekstraksi digunakan untuk melakukan ekstraksi gambar dan bagian yang kedua adalah bagian klasifikasi.

Pada tahun 2012 *Alexnet* membuktikan bahwa metode CNN mampu mengalahkan performa dari metode-metode sebelumnya dalam pengenalan objek pada gambar dan berhasil unggul dalam *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC)*. *Alexnet* menjadi suatu terobosan baru pada *deep learning* dengan menerapkan *ConvNet* yang dipadukan dengan teknik *Dropout Regularization*, pemanfaatan *ReLU* sebagai fungsi aktivasi dan *data augmentation* [20].



Gambar 2.10 Arsitektur Alexnet [21]

Arsitektur *Alexnet* dapat dilihat pada Gambar 2.10, yang terdiri dari 5 *convolution layer*, 3 *pooling layer*, 2 *dropout layer*, dan 3 *fully connected layer* [21].

2.2.5 Confusion Matrix

Confusion matrix adalah sebuah metode yang dapat digunakan untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi. Pada dasarnya *confusion matrix* mengandung informasi yang membandingkan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem dengan hasil klasifikasi yang seharusnya, seperti yang tertera pada Gambar 2.11. Terdapat empat istilah sebagai, yaitu *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN) [22].

		Prediksi		
		Class 1	Class 2	Class 3
Aktual	Class 1	TP	E ₁₂	E ₁₃
	Class 2	E ₂₁	TP	E ₂₃
	Class 3	E ₃₁	E ₃₂	TP

Gambar 2.11 *Confusion Matrix Multiclass* [23]

TP (*True Positive*) menunjukkan jumlah data testing yang diklasifikasikan sistem sesuai dengan kategori yang sesungguhnya. FP (*False Positive*) menunjukkan jumlah data *testing* pada kolom yang sesuai kelasnya namun tidak termasuk TP. FN (*False Negative*) menunjukkan jumlah data *testing* pada baris yang sesuai kelasnya namun tidak termasuk TP. Pada Gambar 2.11, E_{12} , E_{13} , E_{21} , E_{23} , E_{31} , E_{32} merupakan nilai *False Positive* (FP) dan *False Negative* (FN) [23].

2.2.6 Stochastic Gradient Descent (SGD)

Stochastic Gradient Descent (SGD) merupakan metode optimasi sederhana berbasis statistik yang efisien digunakan untuk mencari nilai koefisien, untuk meminimalkan *loss (error) function* pada skala besar [24]. Metode *Stochastic Gradient Descent* merupakan salah satu metode yang memiliki optimasi iteratif dalam menemukan titik yang meminimumkan suatu fungsi yang dapat diturunkan [25].

SGD memiliki sifat yang lebih label dan lebih cepat ketika dilakukan pelatihan klasifikasi serta tidak terbatas pada waktu dalam pelaksanaannya

berdasarkan ukuran dataset latih. Metode SGD memiliki kemampuan belajar yang lebih cepat [26]. *Optimizer Stochastic Gradient Descent* dapat digunakan dengan baik pada model *deep learning*, seperti pada *InceptionResNetV2*[27].