

BAB II

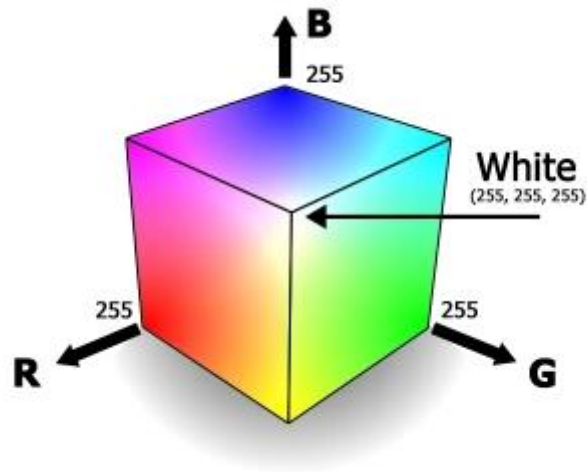
TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Citra

Citra merupakan gambaran atau representasi, imitasi ataupun kemiripan dalam suatu objek. Suatu objek menerima sebuah pantulan cahaya yang disebabkan oleh alat optic seperti kamera, pemindai kamera, mata manusia ataupun scanner. Citra terbagi dua menurut faktanya yaitu citra bergerak dan citra diam. Citra diam sebagai mana namanya yaitu tunggal dan tidak bergerak sama sekali. Sedangkan citra bergerak adalah kumpulan citra yang tampak bergerak karena ditampilkan secara sekuensial. Sebuah file bisa menampilkan warna yang berbeda-beda di dalam komputer(Andika & Darwis, 2021). Adapun jenis citra sebagai berikut.

2.1.1. Citra Warna

Citra warna atau citra RGB (*Red, Green and Blue*) adalah model warna yang dicampurkan atau ditambahkan secara bersamaan sehingga membentuk berbagai macam warna baru. Warna yang ditambahkan secara bersamaan itu adalah merah hijau dan biru. Tujuan dari citra atau model RGB ini adalah untuk representasi dan tampilan gambar dalam suatu sistem elektronik baik itu komputer maupun televisi. Kadang juga digunakan dalam fotografi konvensional. Intensitas piksel pada citra warna ini antara 0 sampai 255 (Fadjeri, 2020). Berikut ini gambar dari citra RGB atau citra warna.



Gambar 2. 1 Citra Warna atau RGB

(Sumber : pamungkas, 2017)

2.1.2. Citra Binner

Citra binner merupakan citra yang terdiri dari angkat 1 dan juga angka 0. Angka 0 adalah warna hitam dan 1 adalah warna putih. Citra ini digunakan sebagai proses untuk mendapatkan bagian gambar tingkat keabuan yang memiliki nilai keabuan. Gambar dengan citra binner dihasilkan dari konveksi menjadi hitam dan putih akan diproses ulang untuk mendeteksi lokasi objek yang dianggap untuk menghilangkan nilai piksel kecilnya (Fadjeri, 2020).

2.1.3. Citra Grayscale

Citra Grayscale merupakan gambar dengan skala abu-abu, dimana di antaranya merupakan kombinasi putih dan hitam. Setiap warna pada gambar skala abu-abu diwakili oleh nilai yang dibulatkan dari 0 hingga 255 (jika skala abu-abu = 256), dimana nilai disebut intensitas (Fadjeri, 2020).

2.2. Pengenalan Citra (*Image Recognition*)

Pengenalan citra atau *image recognition* merupakan proses untuk mengidentifikasi dan melakukan pendeteksian terhadap suatu objek ataupun fitur dalam sebuah video maupun gambar digital (Chandra & Pramana, 2022). Konsep pengenalan citra atau *image recognition* digunakan dalam berbagai tugas visual yang berbasis mesin. Seperti contoh dari pengenalan citra adalah untuk sistem deteksi wajah secara otomatis, meta-tag ke konten gambar, melakukan pencarian dengan gambar yang sama seperti yang terdapat pada fitur-fitur aplikasi *marketplace* serta mesin pencarian informasi kemudian sistem pada mobil yang berguna untuk mencegah terjadinya kecelakaan. Komputer tidak sama seperti otak manusia dan hewan dalam mengenali objek. Jika manusia dan hewan mudah dalam mengenali objek maka komputer butuh diajarkan terlebih dahulu atau bisa dikatakan sebagai pembelajaran mesin secara mendalam. Kinerja prosesor jaringan saraf convolutional adalah yang terbaik. Jika tidak, tugas-tugas tertentu membutuhkan komputasi yang intensif dan membutuhkan banyak daya. Algoritma pengenalan gambar bekerja berdasarkan model 3D komparatif dan dapat dilihat menggunakan deteksi tepi atau dari sudut yang berbeda berdasarkan komponen demi komponen. Algoritme pengenalan gambar sering dilatih dalam pembelajaran komputer terpandu dari jutaan gambar yang telah diberi label sebelumnya.

2.3. Resize

Resize Citra merupakan tahap dimana terjadinya perubahan atau pemotongan pada skala yang asli (Supiyani & Arifin, 2022). Pada proses *resize* atau pengskalaan pada penelitian ini tidak menggunakan metode khusus. Proses untuk melakukan *resize* pada penelitian ini yaitu dengan cara membandingkan ukuran citra dari segmentasi dengan target ukuran citra. *Resize Image* perlu dilakukan agar pada saat pemrosesan citra oleh komputer akan lebih cepat dan tidak banyak menghabiskan memori penyimpanan di dalam memori sementara.

2.4. Normalisasi Citra

Dalam proses pengolahan citra adapun yang dinamakan tahapan normalisasi citra. Normalisasi citra merupakan tahap dimana terjadi perbaikan baik itu kontras maupun pixel pada suatu gambar ataupun citra. Proses pada normalisasi bisa dikatakan juga sebagai proses pengskalaan citra. Hal ini berguna agar gambar atau citra yang berkontras rendah bisa diperbaiki sehingga menjadi gambar dengan kontras yang baik (Supiyani & Arifin, 2022).

2.5. Klasifikasi

Klasifikasi dapat diartikan sebagai proses membangun model untuk bisa mengklasifikasikan suatu objek ataupun sesuatu hal berdasarkan ciri-ciri atau atribut yang membentuknya. Label pada data biasanya sudah tersedia sehingga model akan mempelajari ciri-ciri atau atribut unik pada objek tersebut. Hal ini membuat model bisa melakukan klasifikasi secara otomatis untuk data baru yang belum memiliki label kelas (Susilowati et al., 2015). Kegunaan dari klasifikasi adalah untuk bisa memprediksi kategori dari kumpulan data yang memiliki atribut-atribut unik sebagai identitas dari data tersebut. Sebelum prediksi

dilakukan terlebih dahulu dilakukan proses pembelajaran. Data yang digunakan dalam proses pembelajaran disebut data latih, dan data yang digunakan dalam proses prediksi disebut data pengujian (Faizal, 2016). Klasifikasi dalam visi komputer digunakan untuk pengenalan objek dalam gambar atau video. Dengan menggunakan algoritma CNN seperti VGG16, model dapat mengidentifikasi dan mengklasifikasikan objek dengan akurasi yang tinggi (Wibowo et al., 2023).

2.6. Deep Learning

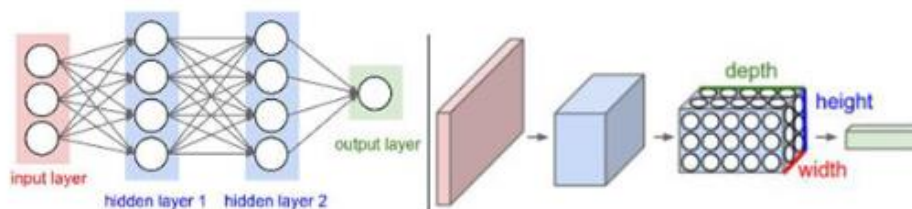
Dalam melatih model untuk memprediksi angka yang benar berdasarkan distribusi arah tepi, serta fitur lain yang berguna untuk mengapresiasi perubahan paradigma yang dibawa oleh pendekatan deep learning ini, mari kita mundur sejenak untuk melihat sedikit perspektif. Hingga dekade terakhir, kelas sistem yang lebih luas yang berada di bawah label pembelajaran mesin sangat bergantung pada rekayasa fitur. Fitur merupakan transformasi data input yang memfasilitasi algoritma hilir, seperti algoritma klasifikator, untuk menghasilkan prediksi yang akurat pada data baru.. Rekayasa fitur terdiri dari penggabungan transformasi yang tepat sehingga algoritme hilir dapat menyelesaikan suatu tugas. Sebagai contoh, untuk membedakan angka satu dengan angka nol pada gambar angka tulisan tangan, kami akan membuat satu set filter untuk memperkirakan arah tepi pada gambar, lalu ah jumlah lubang yang tertutup, seperti yang terlihat pada angka nol, delapan, dan, khususnya, angka dua.

Deep learning merupakan cabang ilmu *machine learning* dari perkembangan JST (Jaringan Saraf Tiruan). Dalam Deep Learning, sebuah komputer belajar mengklasifikasi secara langsung dari gambar atau suara. Salah satu algoritam dalam deep learning adalah *Convolutional Neural Network* (CNN/ConvNet).

Teknik deep learning menggunakan CPU, RAM, dan GPU dalam proses komputasinya sehingga memungkinkan proses pemrosesan data skala besar berjalan lebih cepat (Pratiwi et al., 2021).

2.7. CNN (*Convolutional Neural Network*)

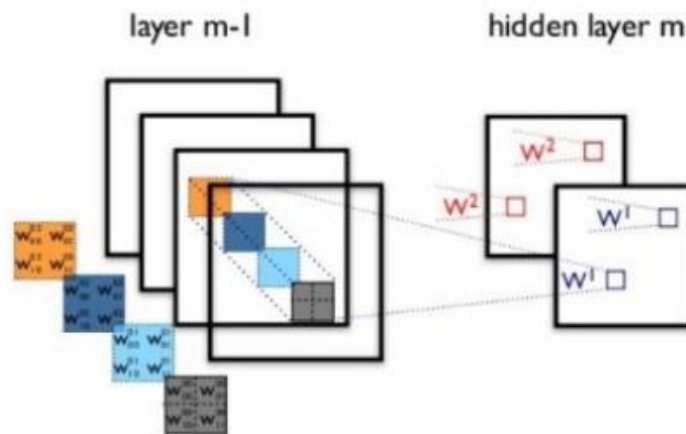
Convolutional Neural Network (CNN) merupakan evolusi dari *multilayer perceptron* (MLP) yang dirancang untuk memproses data dua dimensi. CNN termasuk dalam jenis deep neural network karena kedalaman jaringan tinggi dan banyak yang diterapkan pada data gambar. CNN terbukti kali lebih berhasil dalam mengklasifikasikan objek pada gambar dibandingkan teknik pembelajaran mesin lainnya, termasuk SVM. Konsep CNN bekerja mirip dengan MLP. Dalam CNN, setiap neuron direpresentasikan dalam dua dimensi, tidak seperti MLP yang setiap neuronnya hanya berukuran satu dimensi. Berikut ini gambar dari asitektur MLP sederhana.



Gambar 2. 2 Asitektur MLP Sederhana

(Sumber : Pratiwi et al., 2021)

Pada CNN, data yang disebarkan pada jaringan merupakan data dua dimensi, sehingga operasi linier dan parameter pembobotan CNN berbeda. Operasi linier menggunakan konvolusi, namun bobotnya tidak lagi berdimensi satu melainkan berbentuk empat dimensi yang merepresentasikan kumpulan kernel konvolusi pada Gambar 2.3 berikut ini.



Gambar 2. 3 Proses Konvolasi Pada CNN

(Sumber : Pratiwi et al., 2021)

CNN memiliki beberapa arsitektur seperti AlexNet, GoogleNet, MobileNet, VGG16, VGG19, ResNet dan lain sebagainya. CNN digunakan untuk memproses data terstruktur grid, termasuk gambar 2D, dan juga dapat memproses data berdimensi tinggi seperti video.

2.7.1. VGG16

VGG16 adalah arsitektur jaringan saraf konvolusional yang terdiri dari 16 lapisan. VGG16 merupakan model CNN yang menggunakan lapisan konvolusional dengan spesifikasi filter konvolusional kecil (3x3). Ukuran filter konvolusional memungkinkan Anda menggunakan lebih banyak lapisan konvolusional untuk meningkatkan kedalaman jaringan saraf. Hal ini membuat model CNN lebih akurat dibandingkan model CNN sebelumnya. Arsitektur VGG 16 terdiri dari fungsi, *dropout*, *flattening*, *normalisasi batch*, kepadatan, dan aktivasi. VGG-16 merupakan versi arsitektur VGG dengan kedalaman lapisan 16. Berikut ini gambar dari asitektur VGG16.

penampung cairan seperti air, minyak maupun oli. Selain sebagai penampung, drum menjadi alternatif yang bagus yang berperan sebagai alat pengangkut yang efisien. Drum terdiri dari beberapa jenis yaitu drum yang terbuat dari logam, drum yang terbuat dari plastic. Berdasarkan ukurannya, drum terbagi menjadi dua yaitu drum dengan ukuran kecil dan drum dengan ukuran besar (www.megajaya.co.id, 2024).

Drum tidak bertahan selamanya. Ada masa dimana drum yang terbuat dari logam mengalami perkaratan. Karat terjadi karena adanya reaksi kimia antara tiga komponen yaitu air, oksigen dan besi. Selain karat, drum juga bisa penyok. Hal ini membuat drum menjadi tidak layak untuk digunakan sehingga perlu dilakukan rekondisi. Proses rekondisi adalah proses dimana membuat sesuatu menjadi lebih baik atau mendekati yang baru. Proses ini membuat drum menjadi lebih layak untuk digunakan. Berikut ini gambar drum yang layak rekondisi dan drum yang tidak layak direkondisi.



Gambar 2. 6 Jenis Drum Layak Direkondisi
(Sumber : dokumentasi dari UD. Berkah)



Gambar 2. 7 Jenis Drum Yang Tidak Layak Direkondisi

(Sumber: Dokumentasi UD. Berkah)

2.9. Pengukuran Performa Klasifikasi

Pada klasifikasi, tahap akhir yang dilakukan adalah evaluasi dari model klasifikasi yang sudah dibuat. Tahap evaluasi ini yaitu tahap untuk mengukur performa dari model klasifikasi yang sudah dibuat atau dibangun. Dalam evaluasi ada beberapa yang dihitung yaitu akurasi model klasifikasi, *recall*, *precision* dan *F-score* (Hotho, Nurnberger, & Paass, 2005). Akurasi memiliki arti sebagai persen dari total dokumen yang diprediksi secara tepat dari data uji yang sudah dibagi dalam tahap pembagian data. *Recall* memiliki arti sebagai bagian kecil dari dataset yang relevan untuk diambil. Adapun persamaan dalam tahap evaluasi yang digunakan sebagai berikut ini.

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2.1)$$

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.3)$$

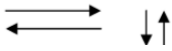
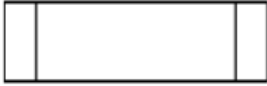
$$F = \frac{2 \times recall \times precision}{recall + precision} \quad (2.4)$$

2.10. Diagram Alir (*Flowchart*)

Pada penelitian (Jogiyanto, 2015), *Flow Chart* dapat diartikan sebagai alur atau bagan yang dapat menunjukkan tahapan di dalam prosedur sistem secara logika atau di dalam program. Berikut ini Tabel 2.1 yang berisi penjelasan

mengenai beberapa simbol atau ikon yang digunakan dalam diagram alir atau *flowchart*.

Tabel 2.1 Simbol-simbol Yang digunakan dalam *Flowchart*

Simbol	Keterangan
	Menunjukkan alur data atau alur proses untuk memperlihatkan jejak perjalanan data.
	State diagram dalam program
	Diagram untuk mewakili input (masukan) atau output (keluaran)
	Ikon titik akhir menunjukkan awal dan akhir suatu proses
	Menunjukan pekerjaan manual
	Digunakan untuk mewakili suatu proses
	Digunakan untuk merujuk pada tautan yang rusak antar halaman
	Digunakan untuk menunjukkan koneksi yang terputus antara halaman
	Untuk rinciannya ditunjukan di tempat lain

(Sumber : (Jogiyanto, 2015))

2.11. Penelitian Terkait

Penelitian yang dibuat oleh (Pradana & Khoirunnisa, 2020) mengimplementasikan dua asitektur dari CNN (Convolutional Neural Networks) yaitu LeNet dan VGG16. Kedua asitektur dibandingkan untuk melihat mana yang paling baik dalam proses identifikasi wajah untuk dapat mendapatkan informasi berupa gender. Penelitian ini menghasilkan bahwa asitektur VGG16 memiliki akurasi lebih baik dibanding LeNet. VGG16 memiliki akurasi 1.000 sedangkan LeNet memiliki akurasi 0.925 pada epoch 46.

Penelitian dari (Tanuwijaya & Roseanne, 2021) mengimplementasikan Algoritma VGG16 untuk mengklasifikasikan citra digital rempah-rempah Indonesia. Di Indonesia banyak sekali jenis rempah-rempah. Tidak semua orang mengetahui jenis-jenis tersebut sehingga untuk mempermudah lainnya dibutuhkan sebuah model yang dapat melakukan klasifikasi citra digital rempah-rempah Indonesia. Hasil penelitian ini adalah sebuah model klasifikasi rempah-rempah Indonesia yang memiliki akurasi yaitu sebesar 81%.

Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh (Widodo et al., 2022) yang menggunakan algoritma VGG16 untuk memperdalam pendeteksian emosi berdasarkan perubahan dalam penampilan wajah, pencahayaan dan ekspresi wajah. Hasil dari penelitian ini adalah akurasi yang lebih baik atau hasil yang lebih maksimal daripada penelitian sebelumnya.

Penelitian selanjutnya adalah (Sentosa et al., 2022) yang mengimplementasikan salah satu asitektur pada CNN yaitu VGG16 dan juga teknik data *augmentation*. Ragam motif batik sangat banyak sehingga bagi masyarakat umum sulit untuk diidentifikasi. Sebuah model klasifikasi motif batik sangat berguna. Data pengujian pada penelitian ini adalah 526 citra data latih dan 34 citra data uji yang menghasilkan nilai evaluasi dengan nilai akurasi dengan rata-rata 1,15 dan nilai loss dengan rata-rata 5,8 pada model sequential dan nilai akurasi dengan rata-rata 2,7 dan nilai loss dengan rata-rata 1,6.

Peneliti (Siddik et al., 2022) melakukan penelitian tentang membandingkan metode Ensembled yang terdapat pada CNN yaitu InceptionV3, Xception dan VGG16. Objek yang digunakan adalah buah tomat. Tomat sering kali mengalami kenaikan harga karena proses tanam yang kadang mengalami kegagalan. Proses klasifikasi penyakit tomat dapat

berguna untuk mengatasi penyakit yang terjadi pada tanaman tomat. , model Xception mendapatkan akurasi training 99%, Untuk model InceptionV3 sebesar 99% dan VGG16 sebesar 87. Sedangkan hasil ensable adalah training sebesar 99% dan akurasi validation sebesar 99%.

Penelitian selanjutnya adalah (Chan Uswatun, Angkin, 2023) yaitu mengangkat penelitian tentang augmentation Random Erasing dan GridMask pada model pre-trained VGG16 untuk mengklasifikasikan batik. Tujuan penelitian adalah untuk melihat apakah data augmentation random erasing dan GridMask berpengaruh dalam mengklasifikasikan batik atau tidak. Hasil penelitian ini adalah model klasifikasi memiliki akurasi sebesar 96.88%. Data augmentation random erasing dan grand mask juga memiliki pengaruh dalam memperkecil *overfitting* dan memperbesar akurasi klasifikasi batik.

Penelitian (Suseno et al., 2023), beras merupakan makanan pokok bagi sebagai negara. Beras berasal dari tanaman padi. Dalam budidaya tanaman padi juga terdapat faktor-faktor yang mempengaruhi produksi padi dan tidak disadari oleh petani sehingga menyebabkan terlambat dalam penanganan. Oleh karena itu dibutuhkan sistem klasifikasi penyakit tanaman padi dengan mengimplementasikan metode CNN. Hasil penelitian ini adalah Model VGG16 dengan implementasi Segmentasi citra menggunakan teknik k-means memperoleh hasil performa akurasi sebesar 91,66%.

Selanjutnya penelitian dari (Nazhirin et al., 2023), objek dalam penelitian ini adalah ban yang sangat berguna bagi kendaraan. Deteksi pada retak ban pada saat ini masih dilakukan secara Konvensional, dimana pengguna melihat langsung keadaan ban apakah ban dalam keadaan bagus atau retak. Oleh karena itu dibutuhkan model yang dapat melakukan klasifikasi pada ban yang mengalami retak atau tidak dengan asistektur

dalam CNN yaitu VGG16. Hasil penelitian ini adalah skenario terbaik didapatkan pada skenario 1,3,4 dimana mendapatkan akurasi 98% pada pengujian model.

Penelitian dari (Tarigan et al., 2023) mengimplementasikan salah satu asitektur dari CNN yaitu VGG16 untuk mengklasifikasikan jenis pohon daun jarum. Ada empat jenis pohon daun jarum yaitu *araucaria heterophylla*, *pinus merkusii*, *cupressus retusa*, dan *shorea javanica*, masing-masing dengan sepuluh tingkat kerapatan dan transparansi yang berbeda. Setiap jenis memiliki 1000 gambar yang telah di-label. Hasil penelitian ini adalah Akurasi untuk *pinus merkusi* adalah 90.00%, *araucaria heterophylla* yaitu 92.00%, *cupressus* yaitu 96.00 , dan *shorea javanica* yaitu 99.00%.

Penelitian terakhir adalah dari (Noorizki & Kusumawati, 2023), penelitian ini membandingkan dua asistektur dari metode CNN yaitu VGG16 dan VGG19 untuk klasifikasi Varietas Beras. Beras adalah makanan pokok hampir diseluruh dunia dan sangat penting. Hasil dari penelitian ini adalah Akurasi dengan VGG16 adalah 98% sedangkan VGG19 adalah 97%. Berikut ini tabel penelitian terkait.

Tabel 2.2 Penelitian Terkait

No.	Penulis	Judul	Metode	Hasil
1	(Pradana & Khoirunnisa, 2020)	Analisis Performa Algoritma Convolutional Neural Networks Menggunakan Arsitektur LeNet Dan VGG16	LeNet dan VGG16	1. Akurasi menggunakan asitektur LeNet adalah 0.925. 2. Akurasi menggunakan VGG16 adalah 1.000.
2	(Tanuwijaya & Roseanne, 2021)	Modifikasi Arsitektur VGG16 untuk Klasifikasi Citra Digital Rempah-Rempah Indonesia	VGG16	Hasil akurasi dalam klasifikasi adalah 81%
3	(Widodo et	Perancangan	VGG16	Metode VGG16 mampu

No.	Penulis	Judul	Metode	Hasil
	al., 2022)	Deteksi Emosi Manusia berdasarkan Ekspresi Wajah Menggunakan Algoritma VGG16		mendeteksi emosi berdasarkan ekspresi wajah
4	(Sentosa et al., 2022)	Implementasi Image Classification Pada Batik Motif Bali Dengan Data Augmentation dan Convolutional Neural Network	Convolutional Neural Network VGG16	Saat pengujian data train bisa mencapai akurasi 1000 dengan epoch 13 sampai ke epoch 20. Sedangkan nilai lossnya adalah 0.0254
5	(Siddik et al., 2022)	Perbandingan Kinerja Model Ensembled Transfer Learning Pada Klasifikasi Penyakit Daun Tomat	InceptionV3, Xception dan VGG16	1. Akurasi pada model dengan metode Xception pada data training sebesar 99% dan untuk akurasi validasi mendapat angka sebesar 95%. 2. Akurasi pada Model dengan metode InceptionV3 sebesar 99% dan 91% merupakan akurasi validation. 3. Akurasi pada Model dengan menggunakan metode VGG16 training sebesar 87% dan 90% untuk akurasi validation.
6	(Chan Uswatun, Angkin, 2023)	Implementasi Data Augmentation Random Erasing dan GridMask pada CNN untuk Klasifikasi Batik	VGG16	Akurasi tertinggi 96.88%.
7	(Suseno et al., 2023)	Implementation of Pretrained VGG16 Model	VGG16 And Image Segmentation	Model VGG16 dengan implementasi Segmentasi citra

No.	Penulis	Judul	Metode	Hasil
		for Rice Leaf Disease Classification using Image Segmentation		menggunakan teknik k-means memperoleh hasil performa akurasi sebesar 91,66%.
8.	(Nazhirin et al., 2023)	Klasifikasi Kondisi Ban Kendaraan Menggunakan Arsitektur VGG16	VGG16	Akurasi terbaik adalah 98%.
9	(Tarigan et al., 2023)	Klasifikasi Skala Kerapatan dan Transparansi Tajuk Jenis Daun Jarum dengan VGG16	VGG16	Akurasi untuk <i>pinus merkusi</i> adalah 90.00%, <i>araucaria heterophylla</i> yaitu 92.00%, <i>cupressus</i> yaitu 96.00 , dan <i>shorea javanica</i> yaitu 99.00%.
10	(Noorizki & Kusumawati, 2023)	Perbandingan Performa Algoritma VGG16 dan VGG19 Melalui Metode CNN Untuk Klasifikasi Varietas Beras	VGG6 dan VGG19	Akurasi dengan VGG16 adalah 98% sedangkan VGG19 adalah 97%.

2.12. Matriks Penelitian

Tabel 2.3 Matriks Penelitian

No	Penulis	Perbandingan Algoritma	Perbandingan Objek Penelitian
1.	(Pradana & Khoirunnisa, 2020)	LeNet dan VGG16	Citra Wajah
2.	(Tanuwijaya & Roseanne, 2021)	VGG16	Rempah-Rempah Indonesia
3.	(Widodo et al., 2022)	VGG16	Ekspresi Wajah

No	Penulis	Perbandingan Algoritma	Perbandingan Objek Penelitian
4.	(Sentosa et al., 2022)	Convolutional Neural Network VGG16	Batik Motif Bali
5.	(Siddik et al., 2022)	InceptionV3, Xception dan VGG16	Penyakit Daun Tomat
6.	(Chan Uswatun, Angkin, 2023)	VGG16	Batik
7.	(Suseno et al., 2023)	VGG16 <i>And Image Segmentation</i>	Penyakit Daun Padi
8.	(Nazhirin et al., 2023)	VGG16	Ban Kendaraan
9.	(Tarigan et al., 2023)	VGG16	Jenis Daun Jarum
10.	(Noorizki & Kusumawati, 2023)	VGG6 dan VGG19	Varietas Beras
11	(Iqbal Hidayat, 2024)	VGG16	Jenis Drum