



UIN SUSKA RIAU

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

© Hak cipta milik UIN Suska Riau



IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK ARSITEKTUR RESNET-50 TERHADAP TINGKAT KEMATANGAN PISANG

TUGAS AKHIR

Disusun Sebagai Salah Satu Syarat
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Teknik
Pada Jurusan Teknik Informatika

Oleh

YOPI ANGELLITA

NIM. 12150124250



UIN SUSKA RIAU

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU
PEKANBARU
2025



© Ha

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LEMBAR PERSETUJUAN

IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK
ARSITEKTUR RESNET-50 TERHADAP TINGKAT
KEMATANGAN PISANG

Oleh

YOPI ANGELLITA

NIM. 12150124250

Telah diperiksa dan disetujui sebagai Laporan Tugas Akhir

di Pekanbaru, pada tanggal 02 Juli 2025

Pembimbing 1

SISKA KURNIA GUSTI, S.T., M.Sc

NIP. 19861009 202203 2 001

ii

UIN SUSKA RIAU

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LEMBAR PENGESAHAN

**IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK
ARSITEKTUR RESNET-50 TERHADAP TINGKAT
KEMATANGAN PISANG**

Oleh

YOPI ANGELLITA

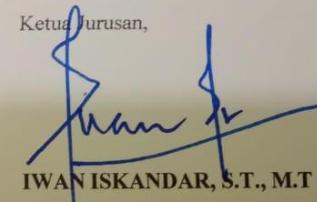
NIM. 12150124250

Telah dipertahankan di depan sidang dewan pengaji
sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik
pada Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau

Pekanbaru, 2 Juli 2025

Mengesahkan,

Ketua Jurusan,


IWAN ISKANDAR, S.T., M.T
NIP. 19821216 201503 1 003



DEWAN PENGUJI

Ketua	: Reski Mai Candra, S.T., M.Sc.
Pembimbing I	: Siska Kurnia Gusti, S.T., M.Sc.
Pengaji 1	: Iis Afrianti, S.T., M.Sc.
Pengaji 2	: Lola Oktavia, S.S.T., M.T.I.



LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL

Tugas Akhir ini, meskipun bukan untuk dipublikasikan secara resmi, tetapi telah terdaftar di Perpustakaan UIN Suska Riau serta dapat diakses oleh masyarakat umum. Hak cipta atas karya ini sepenuhnya dimiliki oleh penulis. Referensi dari karya ini dapat digunakan, namun setiap kutipan atau rangkuman hanya boleh diterapkan dengan persetujuan penulis dan harus merujuk ke referensi yang sama dengan aturan etika penulisan ilmiah.

Segala bentuk reproduksi, baik separuh maupun keseluruhan isi dari Tugas Akhir ini, wajib mendapatkan persetujuan dari Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau. Pihak perpustakaan yang memberikan izin karya ini kepada pengguna wajib mencatat identitas peminjam.

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak menggantikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

**Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak menggantikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

LEMBAR PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa:

1. Tugas Akhir yang berjudul “IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) ARSITEKTUR RESNET-50 TERHADAP TINGKAT KEMATANGAN PISANG” sepenuhnya merupakan hasil pemikiran orisinal saya sendiri dan belum pernah pernah disampaikan sebelumnya sebagai Tugas Akhir atau karya ilmiah sejenis, baik di Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau maupun di institusi pendidikan tinggi lainnya.
2. Tugas Akhir ini bebas dari unsur karya atau hasil pemikiran pihak lain yang telah dipublikasikan, kecuali jika secara tegas telah disebutkan dan tertera dalam Daftar Pustaka sebagai sumber referensi.
3. Tidak terdapat penggunaan teknologi Kecerdasan Buatan Generatif (Generative AI) dalam penyusunan Tugas Akhir ini yang melanggar ketentuan dan peraturan yang berlaku.
4. Saya bersedia menerima konsekuensi dan sanksi sesuai dengan ketentuan yang berlaku, jika di masa depan terbukti bahwa Tugas Akhir ini melanggar kode etik akademik, termasuk di dalamnya tindakan plagiarisme atau pelanggaran hak kekayaan intelektual.

Semakin pernyataan ini dibuat dengan sejujur-jujurnya dan sesuai dengan tujuan yang dimaksud.

Pekanbaru, 30 Juni 2025

Yang membuat pernyataan,

UIN SUSKA RIAU

YOPI ANGELLITA

12150124250

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak menggantikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertandatangan di bawah ini:

Nama : Yopi Angellita
NIM : 12150124250
Tempat/Tgl.Lahir : Metro Lampung, 19 Februari 2003
Fakultas : Sains dan Teknologi
Prodi : Teknik Informatika
Judul Skripsi : IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK ARSITEKTUR RESNET-50 TERHADAP TINGKAT KEMATANGAN PISANG

Menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa:

1. Penulisan jurnal dengan judul sebagaimana tersebut di atas adalah hasil pemikiran dan penelitian saya sendiri.
2. Semua kutipan pada karya tulis ini sudah disebutkan sumbernya.
3. Oleh karena itu jurnal saya ini, saya nyatakan bebas dari plagiat.
4. Apabila dikemudian hari terbukti terdapat plagiat dalam penulisan jurnal saya tersebut, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan perundang-undangan.

Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan penuh kesadaran dan tanpa paksaan dari pihak manapun juga.

Pekanbaru, 09 Juli 2025

membuat pernyataan



YOPI ANGELLITA

NIM. 12150124250

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak menggantikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

© Hak cipta milik UIN Suska Riau

LEMBAR PERSEMPAHAN

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Dengan penuh rasa terima kasih atas segala karunia, kekuatan, serta kelancaran yang telah diberikan oleh Allah SWT, saya mempersembahkan karya ini sebagai wujud syukur atas bimbingan-Nya yang tak pernah putus dalam setiap langkah perjalanan ini.

epada kedua orang tuaku tersayang, terima kasih untuk semua doa yang tak pernah putus, rasa sayang dengan ketulus, serta usaha tanpa lelah yang selalu mendukungku. Untuk kakakku, sosok perempuan yang penuh pengorbanan, yang selalu menyemangati dan menjadi contoh dalam hidup yang sederhana. Saya juga menyampaikan penghargaan setinggi-tingginya kepada Ibu Siska Kurnia Gusti, S.T., M.Sc atas arahan dan bimbingan yang telah menjadi penerang selama masa perjuangan Tugas Akhir ini.

Untuk teman-teman terdekatku, yang hadir dengan bantuan dan dukungan yang Stak ternilai. Dan untuk diriku sendiri, yang telah bertahan dan tidak menyerah meskipun jalan dan arah tujuannya terkadang tidak pasti, namun tetap melangkah dengan keyakinan bahwa Allah selalu menuntun pada akhir yang terbaik.

UIN SUSKA RIAU

- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak menggantikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
 2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

ABSTRAK

Di Indonesia, pisang menjadi salah satu produk pertanian penting yang bernilai tinggi baik dari segi konsumsi maupun aspek ekonomi. Penentuan tingkat kematangan pisang secara manual masih umum dilakukan, namun bersifat subjektif dan rentan kesalahan dalam skala produksi besar. Klasifikasi tingkat kematangan buah pisang dalam penelitian ini dilakukan menggunakan model CNN berbasis arsitektur ResNet-50, dengan empat label kelas: mentah, setengah matang, matang, dan terlalu matang. Dataset terdiri dari 1.200 citra pisang susu satuan yang diambil dari berbagai sudut. Model dilatih dengan kombinasi tiga *optimizer* (Adam, RMSprop, SGD), tiga nilai *learning rate* (0.1, 0.01, 0.001), *batch size* 32, dan 50 *epoch*. Pengujian pada penelitian ini menerapkan skema data latih dan uji 90:10, 80:20, dan 70:30. Hasil terbaik dicapai pada konfigurasi RMSprop dan *learning rate* 0.001 dengan akurasi, *precision*, *recall*, *F1-Score* sebesar 93% pada skema data latih dan uji 90:10. Model menunjukkan tantangan dalam membedakan kelas setengah matang dan terlalu matang karena keduanya memiliki perubahan warna yang jelas dan warna kulit pisang yang tidak merata, model juga akan memberikan hasil klasifikasi pada kelas setengah matang atau terlalu matang jika model tidak dapat mengenali objek yang akan diklasifikasikan. Secara keseluruhan, penelitian ini berkontribusi dalam bidang informatika dan pertanian digital dengan menawarkan sistem pengenalan visual berbasis citra untuk mendeteksi tingkat kematangan buah pisang, khususnya dalam mendukung proses pasca-panen secara lebih efisien dan terstandarisasi.

Kata kunci: CNN, klasifikasi, pisang, ResNet-50, kematangan pisang

UIN SUSKA RIAU

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

ABSTRACT

Bananas are one of Indonesia's main agricultural commodities, with high economic and consumption value. The manual determination of banana ripeness levels is still commonly practiced; however, it remains subjective and prone to error, especially at large-scale production levels. This study implements a Convolutional Neural Network (CNN) method using the ResNet-50 architecture to classify banana ripeness into four classes: unripe, semi-ripe, ripe, and overripe. The dataset consists of 1,200 individual images of Pisang Susu (milk bananas), captured from various angles. The model was trained using a combination of three optimizers (Adam, RMSprop, and SGD), three learning rates (0.1, 0.01, and 0.001), a batch size of 32, and 50 training epochs. Evaluation was conducted using three data split schemes: 90:10, 80:20, and 70:30. The best performance was achieved using the RMSprop optimizer with a learning rate of 0.001, yielding an accuracy, precision, recall, and F1-score of 93% under the 90:10 split scheme. The model encountered challenges in distinguishing between the semi-ripe and overripe classes due to their pronounced color transitions and uneven skin coloration. Furthermore, when the model fails to recognize a given input, it tends to classify the image into either the semi-ripe or overripe class. Overall, this study contributes to the fields of informatics and digital agriculture by offering an image-based visual recognition system for detecting banana ripeness levels, particularly in supporting more efficient and standardized post-harvest processes.

Keywords: CNN, classification, banana, ResNet-50, banana ripeness

UIN SUSKA RIAU

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak menggantikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

Assalamu'alaikum wa rohmatullohi wa barokatuh.

KATA PENGANTAR

Segala puji kami haturkan ke hadirat Allah SWT, Penguasa alam semesta. Atas izin, rahmat, dan bimbingan-Nya, kami berhasil menyusun Tugas Akhir ini. Shalawat serta salam juga kami panjatkan kepada Nabi Muhammad SAW, sebagai pembawa risalah yang menuntun umat manusia menuju kehidupan yang penuh cahaya dan keberkahan. Proses pembuatan laporan Tugas Akhir ini merupakan bagian dari pemenuhan kewajiban akademik dalam meraih gelar Sarjana pada Program Studi Teknik Informatika, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau. Dalam prosesnya, kami menerima berbagai bentuk dukungan dari banyak pihak baik berupa bantuan akademik, semangat, maupun dorongan moral yang sangat berarti bagi kelancaran penyusunan karya ini.

Sebagai bentuk penghargaan untuk semua hal yang telah diterima oleh kami, kami menyampaikan ucapan terima kasih yang setulus-tulusnya kepada:

1. Ibu Prof. Dr. Hj. Leny Nofianti, MS., SE., AK., CA, yang menjabat selaku Rektor Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.
2. Ibu Dr. Yuslenita Muda, M.Sc, selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi.
3. Bapak Iwan Iskandar, M.T., selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika.
4. Kepada Bapak Jasril, S.Si., M.Sc., terima kasih yang tulus atas bimbingan dan dorongan yang diberikan sebagai dosen pembimbing akademik selama masa perkuliahan.
5. Ibu Siska Kurnia Gusti, S.T., M.Sc., sebagai Dosen Pembimbing yang banyak berkontribusi besar melalui segala bentuk arahan dan dukungan.
6. Ibu Iis Afrianty, S.T., M.Sc., sebagai Dosen Penguji 1 yang telah memberi saran yang sangat berarti dalam pengembangan Tugas Akhir ini.

© Hak Cipta milik UIN Suska Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak menggantikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

7. Ibu Lola Oktavia, S.S.T., M.T.I., sebagai Dosen Pengaji 2 yang turut memberikan kontribusi melalui kritik dan masukan yang membangun.
8. Saya menyampaikan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada seluruh dosen di Program Studi Teknik Informatika atas ilmu, wawasan, dan inspirasi yang telah diberikan sepanjang masa studi saya.
9. Terima kasih yang sebesar-besarnya saya persembahkan kepada kedua orang tua tercinta atas cinta, doa, serta dukungan lahir dan batin yang tidak pernah putus.
10. Kepada para sahabat dan rekan seperjuangan, terima kasih atas segala bentuk bantuan, kerja sama, serta semangat yang diberikan selama menempuh studi ini.

Kesadaran akan keterbatasan dalam penyusunan laporan ini mendorong kami untuk terbuka terhadap berbagai saran dan umpan balik yang berguna untuk perbaikan di masa depan. Kami berharap, karya ini dapat menjadi referensi yang bermanfaat bagi orang lain yang memerlukan.

Wassalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh.

Pekanbaru, 19 Juni 2025

Yopi Angellita

UIN SUSKA RIAU

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak menggantikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

DAFTAR ISI

LEMBAR PERSETUJUAN.....	ii
LEMBAR PENGESAHAN	iii
LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL.....	iv
LEMBAR PERNYATAAN.....	v
LEMBAR PERSEMAHAN	vii
ABSTRAK.....	viii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	x
DAFTAR ISI.....	xii
DAFTAR GAMBAR	xvi
DAFTAR TABEL.....	xix
DAFTAR RUMUS	xx
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan Penelitian	4
1.5 Manfaat Penelitian	4
BAB 2 KAJIAN PUSTAKA	5
2.1 Kajian Metode	5
2.1.1 Kematangan Pisang.....	5
2.1.2 <i>Deep Learning</i>	8
2.1.3 <i>Convolutional Neural Networks</i>	8

© Hak Cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2.1.4	<i>Deep Learning</i> menggunakan CNN arsitektur ResNet-50	9
2.1.5	<i>Hyperparameter Optimization</i>	11
2.1.6	Evaluasi dengan <i>Confusion Matrix</i>	12
2.2	Penelitian Terkait	14
2.2.1	Perbandingan <i>Machine Learning</i> dan <i>Deep Learning</i>	14
2.2.2	Klasifikasi Citra Buah Pisang Menggunakan <i>Mechine Learning</i> .	15
2.2.3	Klasifikasi Citra Buah Pisang Menggunakan <i>Deep Learning</i>	16
2.2.4	Penggunaan CNN dengan Arsitektur ResNet50	16
2.2.5	Penggunaan <i>Hyperparameter Optimization</i>	18
2.3	Penelitian Terkait Dalam Bentuk Tabel	19
	BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN.....	27
3.1	Tahapan Penelitian	27
3.1.1	Studi Literatur	27
3.1.2	Pengumpulan Data	28
3.1.3	<i>Preprocessing</i>	29
3.1.4	<i>Augmentation Data</i>	29
3.1.5	<i>Split Data</i>	29
3.1.6	<i>Data Generator</i>	30
3.1.7	<i>Deep Learning</i> dengan Arsitektur ResNet-50.....	30
3.1.8	Evaluasi <i>Confusion matrix</i>	33
3.1.9	Kesimpulan	34
	BAB 4 PEMBAHASAN	35
4.1	Analisis Data	35
4.1.1	Pengumpulan Data	35
4.1.2	Preprocessing data (Resize)	36

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

4.1.3	Augmentasi Data	36
4.1.4	Pembagian Data	36
4.1.5	<i>Data Generator</i>	37
4.2	Aalysis Model Deep Learning	39
4.2.1	Analisis Klasifikasi ResNet-50	39
4.2.2	Analisis Klasifikasi <i>Hyperparameter Optimization</i>	42
4.3	Skenario Pengujian.....	43
4.4	Implementasi	45
4.4.1	Batasan Implementasi	45
4.4.2	Lingkupan Implementasi.....	45
4.4.3	Langkah Implementasi	46
4.5	Pengujian.....	59
4.5.1	Pengujian dengan Dataset Rasio 70:30 untuk 9 Kombinasi	60
4.5.2	Pengujian dengan Dataset Rasio 80:20 untuk 9 Kombinasi	62
4.5.3	Pengujian dengan Dataset Rasio 90:10 untuk 9 Kombinasi	65
4.6	Evaluasi Ekaperimen Sebelumnya dan Analisis Kegagalan.....	68
4.6.1	Kegagalan Terhadap <i>Preprocessing Rescale</i> Sebelum Augmentasi <i>Gaussian Blur</i>	68
4.6.2	Kegagalan Terhadap Kekurangan Variasi Data Pada Data Latih .	70
4.7	Hasil dan Pembahasan.....	72
4.7.1	Analisis Hasil Terbaik dari 27 Kombinasi Eksperimen.....	73
4.7.2	Analisis Pengaruh <i>Parameter</i> Berdasarkan Hasil Pengujian.....	82
4.7.3	Analisis Kekurangan Model dalam Proses Klasifikasi	85
4.7.4	Kesimpulan Pengujian	87
	BAB 5 PENUTUP	89

© Hak Cipta dan Sertifikat Kelembagaan UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

5.1	Kesimpulan	89
5.2	Saran.....	89
	DAFTAR PUSTAKA	91

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Tahapan CNN.....	9
Gambar 2. 2 Diagram Block Arsitektur ResNet-50	10
Gambar 3. 1 Tahapan Penelitian	27
Gambar 3. 2 Dataset Penelitian.....	29
Gambar 3. 3 Tahapan Arsitektur ResNet-50.....	31
Gambar 4. 1 Contoh Dataset Kematangan Pisang	35
Gambar 4. 2 Tahapan Klasifikasi ResNet-50.....	40
Gambar 4. 3 <i>Pseudocode Connect</i> pada <i>Google Drive</i>	46
Gambar 4. 4 <i>Pseudocode Proses Resize Data</i>	47
Gambar 4. 5 <i>Pseudocode Augmentasi Gaussian Blur</i>	48
Gambar 4. 6 <i>Pseudocode Penggabungan Folder</i>	49
Gambar 4. 7 <i>Pseudocode Cek Dimensi dan Nilai Piksel Gambar</i>	50
Gambar 4. 8 <i>Output Cek Dimensi dan Nilai Piksel Gambar</i>	50
Gambar 4. 9 <i>Pseudocode Untuk Membuat DataFrame Pandas</i>	51
Gambar 4. 10 <i>Output Untuk Membuat DataFrame Pandas</i>	51
Gambar 4. 11 <i>Pseudocode Pembagian Data</i>	52
Gambar 4. 12 <i>Pseudocode Augmentasi Pada Data Latih</i>	53
Gambar 4. 13 Gambar Hasil Augmentasi Pada Data Latih	53
Gambar 4. 14 <i>Pseudocode Mengatur Batch Processing</i>	53
Gambar 4. 15 <i>Pseudocode Data Generator Mengeksekusi Data Validasi</i>	55
Gambar 4. 16 <i>Pseudocode Muat Model Pretrained ResNet-50</i>	55
Gambar 4. 17 <i>Pseudocode Membangun Model Klasifikasi ResNet-50</i>	56
Gambar 4. 18 <i>Pseudocode Trainning Data</i>	57
Gambar 4. 19 <i>Pseudocode Evaluasi Pada Data Uji</i>	58
Gambar 4. 20 <i>Pseudocode Menampilkan Hasil Akurasi</i>	58
Gambar 4. 21 <i>Pseudocode Menampilkan Grafik Akurasi dan Loss</i>	59
Gambar 4. 22 <i>Pseudocode Simpan Model</i>	59
Gambar 4. 23 Graik Akurasi dan Loss Terbaik Rasio 70:30 Optimizer RMSProp, Learning Rate 0.001	61

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

© Hak Cipta milik Universitas Syarif Kasim Riau

Gambar 4. 24 Confusion Matrix Terbaik Rasio 70:30 Optimizer RMSProp, Learning Rate 0.001	61
Gambar 4. 25 Grafik Akurasi dan Loss Terburuk Rasio 70:30 Optimizer RMSProp, Learning Rate 0.1	62
Gambar 4. 26 Confusion Matrix Terburuk Rasio 70:30 Optimizer RMSProp, Learning Rate 0.1	62
Gambar 4. 27 Graik Akurasi dan Loss Terbaik Rasio 80:20 Optimizer Adam, Learning Rate 0.001	64
Gambar 4. 28 Confusion Matrix Terbaik Rasio 80:20 Optimizer Adam, Learning Rate 0.001	64
Gambar 4. 29 Grafik Akurasi dan Loss Terburuk Rasio 80:20 Optimizer RMSProp, Learning Rate 0.1	65
Gambar 4. 30 Confusion Matrix Terbaik Rasio 80:20 Optimizer RMSProp, Learning Rate 0.1	65
Gambar 4. 31 Graik Akurasi dan Loss Terbaik Rasio 90:10 Optimizer RMSProp, Learning Rate 0.001	66
Gambar 4. 32 Confusion Matrix Terbaik Rasio 90:10 Optimizer RMSProp, Learning Rate 0.001	67
Gambar 4. 33 Graik Akurasi dan Loss Terburuk Rasio 90:10 Optimizer RMSProp, Learning Rate 0.1	67
Gambar 4. 34 Confusion Matrix Terburuk Rasio 90:10 Optimizer RMSProp, Learning Rate 0.1	68
Gambar 4. 35 Alur Preprocessing Rescale Sebelum Augmentasi Data	69
Gambar 4. 36 Contoh Gambar Dataset Augemntasi Gaussian Blur	71
Gambar 4. 37 Hasil Klasifikasi Kelas Terlalu Matang	71
Gambar 4. 38 Hasil Klasifikasi Kelas Mentah	72
Gambar 4. 39 Grafik Akurasi dan Loss Kombinasi Eksperimen Terbaik	75
Gambar 4. 40 Confussion Matrix Kombinasi Eksperimen Terbaik	76
Gambar 4. 41 Grafik Akurasi dan Loss Kombinasi Eksperimen Terburuk	76
Gambar 4. 42 Confussion Matrix Kombinasi Eksperimen Terburuk	77

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

- Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Gambar 4. 43 Performa Model dalam Mengklasifikasikan Gambar Kelas Matang yang Menyerupai dengan Dataset	77
Gambar 4. 44 Performa Model dalam Mengklasifikasikan Gambar Kelas Terlalu Matang yang Menyerupai dengan Dataset	78
Gambar 4. 45 Hasil Klasifikasi Model Gambar Kelas Mentah Dengan Menggunakan dataset Lainnya.....	78
Gambar 4. 46 Hasil Klasifikasi Model Gambar Kelas Setengah Matang dengan Menggunakan Dataset Lainnya.....	79
Gambar 4. 47 Hasil Klasifikasi Model Gambar Kelas Matang dengan Menggunakan Dataset Lainnya.....	79
Gambar 4. 48 Hasil Klasifikasi Model Gambar Kelas Terlalu Matang dengan Menggunakan Dataset Lainnya.....	80
Gambar 4. 49 Performa Model dalam Mengklasifikasikan Gambar Kelas Mentah yang Berbeda dari Dataset	80
Gambar 4. 50 Performa Model dalam Mengklasifikasikan Gambar Kelas Setengah Matang yang Berbeda dari Dataset	81
Gambar 4. 51 Performa Model dalam Mengklasifikasikan Gambar Kelas Matang yang Berbeda dari Dataset	81
Gambar 4. 52 Performa Model dalam Mengklasifikasikan Gambar Kelas Terlalu Matang yang Berbeda dari Dataset	82
Gambar 4. 53 Hasil Klasifikasi Model Untuk Gambar Pisang Kelas Terlalu Matang Berkelompok	86
Gambar 4. 54 Hasil Klasifikasi Model Untuk Gambar Pisang Kelas Mentah Pertandan.....	86

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak menggantikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

© Hak cipta milik UIN Sultan Syarif Kasim Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Pengaruh beberapa aspek terhadap tingkat kematangan pisang	6
Tabel 2. 2 Tingkat kematangan pisang berdasarkan penelitian Dhaniswara1 et al., (2021)	7
Tabel 2. 3 Tabel pemetaan <i>confusion matrix</i>	13
Tabel 2. 4 <i>Confusion matrix</i>	13
Tabel 2. 5 Penelitian terkait dalam bentuk tabel	19
Tabel 3. 1 <i>Confusion matrix</i> yang digunakan untuk penelitian	34
Tabel 4. 1 Hasil Setelah Augmentasi	36
Tabel 4. 2 Hyperparameter Optimization yang digunakan pada penelitian ini	43
Tabel 4. 3 Skenario Pengujian pada penelitian ini	44
Tabel 4. 4 Hasil Pengujian Rasio 70:30 untuk 9 kombinasi	60
Tabel 4. 5 Hasil Pengujian Rasio 80:20 untuk 9 kombinasi	63
Tabel 4. 6 Hasil Pengujian Rasio 90:20 untuk 9 kombinasi	66
Tabel 4. 7 Hasil Pengujian untuk 27 kombinasi	74
Tabel 4. 8 Hasil eksperimen terbaik dan terburuk	75

UIN SUSKA RIAU

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

DAFTAR RUMUS

<i>Softmax</i>	10
<i>Accuracy</i>	12
<i>Precision</i>	13
<i>Recall</i>	13
<i>F1-Score</i>	13

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak menggantikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

BAB 1

PENDAHULUAN

1 Latar Belakang

Indonesia berada di wilayah dengan iklim tropis, dengan iklim tersebut sangat mendukung pertumbuhan beragam tanaman, termasuk pisang (Arjun, 2024). Buah pisang adalah salah satu buah yang sering diolah oleh masyarakat dan menduduki peringkat keempat sebagai tanaman pangan penting secara global, setelah padi, gandum, dan jagung (Dhaniswara et al., 2021). Bersumber dari Badan Pusat Statistik, produksi pisang di Indonesia naik dari 8,7 juta ton di tahun 2021 menjadi 9,6 juta ton di tahun 2022 (BPS, 2021). Kenaikan produksi ini menuntut perhatian terhadap kualitas hasil panen, salah satunya dengan menentukan tingkat kematangan buah secara akurat. Penentuan tingkat kematangan yang tepat akan sangat membantu petani maupun distributor dalam merencanakan waktu panen dan proses distribusi, sehingga buah dapat sampai ke konsumen dalam kondisi yang optimal (Saktriawindarta dan Kusrini, 2024).

Permasalahan ini semakin diperparah karena umumnya saat ini proses pengamatan kematangan buah pisang dilakukan secara visual oleh petani namun di industri perkebunan pisang skala besar, pengamatan visual memiliki keterbatasan karena membutuhkan waktu dan tenaga yang banyak bahkan rentan terhadap kesalahan manusia, seperti kurang konsentrasi, kesalahan dalam melihat, gangguan pada penglihatan, maupun kelelahan (Haq et al., 2024). Perbedaan pandangan antar petani dalam menilai kematangan sering kali menimbulkan inkonsistensi dalam pemilihan buah (Hanifah et al., 2023). Hal ini berdampak langsung pada kualitas produk yang diterima konsumen, bahkan menimbulkan kerugian finansial karena buah yang tidak diklasifikasikan dengan benar dan bisa cepat membusuk serta ditolak oleh pasar (Soekarta et al., 2024). Oleh sebab itu, sangat diperlukan proses yang canggih dan objektif, terutama yang berbasis citra digital yang dapat

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

digunakan sebagai data utama dalam proses klasifikasi (Hanifah dan Hermawan, 2023).

Guna menjawab kebutuhan tersebut, pendekatan teknologi berbasis *Artificial Intelligence* mulai banyak digunakan, khususnya melalui metode *Deep Learning*, salah satu bentuk *Deep Learning* yang terbukti unggul dalam pengolahan citra adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) (Saktriawindarta dan Kusrini, 2024). CNN dirancang untuk mengenali fitur visual dari gambar seperti warna, bentuk, dan tekstur secara *hierarkis*, sehingga sangat sesuai diterapkan dalam klasifikasi buah (Maulana et al., 2023). Dalam konteks klasifikasi pisang, CNN mampu mendeteksi perbedaan visual yang menjadi indikator tingkat kematangan, seperti perubahan warna kulit pisang hingga munculnya bintik-bintik cokelat pada kulit buah. (Suhendri dan Kusrini, 2024).

Dari berbagai jenis arsitektur CNN yang tersedia, ResNet-50 menjadi salah satu yang memiliki kemampuannya dalam mempelajari fitur kompleks melalui jaringan yang dalam dan mampu mengatasi masalah *vanishing gradient* (Suhendri dan Kusrini, 2024). Keunggulan ResNet-50 telah dibuktikan seperti pada salah satu penelitian untuk klasifikasi tingkat kematangan pisang dengan 90 citra yang dibagi menjadi tiga kelas mentah, matang, dan terlalu matang, dan berhasil mencapai akurasi tertinggi sebesar 95,41% (Amir et al., 2022). Sementara itu, dalam penelitian lainnya, ResNet-50 unggul dalam mengklasifikasikan pisang berdasarkan dua tipe kematangan, yaitu matang secara alami dan secara buatan, menggunakan total 11.666 data citra, dan menghasilkan akurasi sebesar 91% (Dyah Wardani dan Dewi, 2017).

Tidak hanya pada pemilihan arsitektur, kinerja model CNN termasuk ResNet-50 juga sangat dipengaruhi oleh penyesuaian *hyperparameter* dan penggunaan *optimizer* agar dapat menghindari *overfitting* (Lalamentik et al., 2025). Seperti pada penelitian (Haq et al., 2024) dengan membandingkan SGD dan Adam disertai dengan *epoch* sebesar 20 pada model VGG-19, Model berhasil mencapai akurasi hingga 100% pada pengujian, dengan menggunakan dataset yang diperoleh dari platform Kaggle. Dataset tersebut terdiri dari gambar buah pisang yang

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

© Hak Cipta milik UIN Suska Riau

diklasifikasikan ke dalam tiga tingkat kematangan, yaitu mentah, matang, dan terlalu matang. Pada penelitian (Efendi et al., 2022) membuktikan bahwa pemilihan *hyperparameter* dan *optimizer* membantu membuat meningkatkan akurasi model ResNet-50 untuk klasifikasi citra daging dengan total gambar 2.415 dan dibagi menjadi tiga kelas, *hyperparameter* yang digunakan yaitu *learning rate* 0.1, 0.01, 0.001, *batch size* 16,32, 64, *epoch* 50, dan hasilnya membuktikan bahwa SGD mendapat akurasi tertinggi (97,83%).

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui kinerja arsitektur CNN ResNet-50 dalam klasifikasi tingkat kematangan pisang menggunakan kombinasi beberapa *hyperparameter*. Dataset terdiri dari 1.200 citra yang akan diaugmentasi dan diklasifikasikan ke dalam empat kelas mentah, setengah matang, matang, terlalu matang. *Hyperparameter* yang digunakan yaitu *learning rate*, *batch size*, *epoch*, serta tiga jenis *optimizer* SGD, Adam, dan RMSprop. Penelitian ini diharapkan menghasilkan model klasifikasi yang dapat digunakan untuk mendukung konsistensi kualitas kematangan pisang dalam industri pertanian modern.

1.2 Rumusan Masalah

Masalah-masalah yang hendak dianalisis dalam penelitian ini dirumuskan antara lain:

1. Bagaimana mengklasifikasikan tingkat kematangan pisang menggunakan *Convolutional Neural Network* arsitektur ResNet-50?
2. Bagaimana hasil evaluasi dan akurasi model CNN arsitektur ResNet-50 untuk klasifikasi tingkat kematangan berdasarkan citra pisang dengan mengoptimalkan penggunaan *hyperparameter optimization* untuk 4 kelas mentah, setengah matang, matang dan terlalu matang?

1.3 Batasan Masalah

Penelitian ini dibatasi sebagai berikut agar tetap terarah dan sesuai tujuan:

1. Penelitian ini memanfaatkan dataset berupa gambar pisang jenis susu yang dikategorikan ke dalam empat kelas kematangan, yaitu: mentah, setengah

© Hak Cipta milik UIN Suska Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

matang, matang, dan terlalu matang. Klasifikasi ini didasarkan pada standar tingkat kematangan pisang yang juga digunakan dalam penelitian ini.

2. Dataset adalah data primer, sebanyak 1.200 citra pisang, yang kemudian dikelompokkan ke dalam empat kelas kematangan.
3. Pengambilan gambar dilakukan menggunakan kamera belakang dengan resolusi 12 MP, jarak foto 15-20 cm, menggunakan latar putih dan pencahayaan alami pagi hari, setiap 1 buah pisang difoto 5-8 kali dengan berbagai sudut dan posisi yang berbeda.
4. Proses klasifikasi dilakukan berdasarkan gambar satuan pisang (per buah), bukan berdasarkan tandan atau kelompok pisang.

1.4 Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk:

1. Mengetahui performa arsitektur ResNet-50 dalam melakukan klasifikasi tingkat kematangan buah pisang berdasarkan citra, yang terdiri dari empat kelas kematangan: mentah, setengah matang, matang, dan terlalu matang.
2. Mengukur akurasi model dalam klasifikasi citra pisang menggunakan arsitektur ResNet-50 dengan pengoptimalan *hyperparameter* serta perbandingan tiga metode *optimizer*, yaitu Adam, SGD, dan RMSprop, untuk mendapatkan nilai akurasi terbaik.

2. Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan akurasi terbaik pada model klasifikasi CNN untuk mendeteksi tingkat kematangan pisang menggunakan arsitektur ResNet-50. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi acuan bagi pengembangan lebih lanjut dalam penerapan arsitektur ResNet-50 untuk deteksi kematangan buah di masa mendatang.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

BAB 2

KAJIAN PUSTAKA

2.1 Kajian Metode

Penelitian ini merujuk pada beberapa kajian terdahulu yang diuraikan dalam tinjauan pustaka berikut.

2.1.1 Kematangan Pisang

Pisang adalah salah satu komoditas pertanian penting yang dikonsumsi secara luas, terutama di Indonesia yang menjadi salah satu pusat keragaman dan produksi pisang terbesar. Di Indonesia, lebih dari 300 *kultivar* pisang telah diidentifikasi, dengan prediksi lebih dari 1000 jenis *kultivar* ada di wilayah ini. Pisang bukan hanya tanaman pangan, tetapi juga penting dalam budaya dan prosesi adat di beberapa daerah, contohnya seperti di Bali di mana pisang memiliki peran dalam upacara keagamaan Hindu. Pisang termasuk dalam keluarga *Musaceae* dan genus *Musa*. Tumbuhan ini merupakan tanaman tropis yang dapat tumbuh sepanjang tahun dengan iklim optimal pada suhu sekitar 26-30°C dan curah hujan yang memadai (Wikantika dan Martha Dwivany, 2021).

Menurut Drajad Widodo (Drajad Widodo et al., 2019), peneliti di bidang agronomi dan hortikultura di Institut Pertanian Bogor, kematangan pisang sangat menentukan kualitas konsumsi dan daya simpan buah tersebut. Dalam skala distribusi nasional dan internasional, pemahaman tentang tingkat kematangan pisang membantu memastikan kualitas produk yang sampai di tangan konsumen tetap terjaga. Dengan pengelolaan waktu panen yang tepat, memungkinkan buah mencapai kematangan yang optimal, yang secara signifikan dapat memperpanjang umur simpan dan mempertahankan kualitasnya selama proses distribusi.

Tingkat kematangan pisang dipengaruhi oleh berbagai faktor lingkungan yang menentukan kecepatan dan kualitas kematangan buah. Dalam buku karya Wikantika dan Martha Dwivany (Wikantika dan Martha Dwivany, 2021), dijelaskan beberapa faktor utama yang berperan dalam proses pematangan pisang.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1.

- Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

2.

- Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Faktor-faktor tersebut dirangkum dalam Tabel 2.1, yang menunjukkan pengaruh beberapa aspek terhadap tingkat kematangan pisang.

Tabel 2. 1 Pengaruh beberapa aspek terhadap tingkat kematangan pisang

Faktor	Pengaruh Terhadap Kematangan Pisang
Suhu Udara	Suhu paling optimal berkisar antara 13-27°C. Suhu yang terlalu rendah atau tinggi dapat menghambat atau mempercepat proses pematangan pisang.
Curah Hujan	Curah hujan minimum 150 mm per bulan diperlukan untuk pertumbuhan optimal, dengan curah hujan yang terlalu tinggi atau rendah bisa memengaruhi kualitas buah.
Kelembapan Tanah	Kelembapan tanah yang ideal membantu menghindari stres kekeringan atau kelebihan air, yang berpotensi menyebabkan penyakit seperti black leaf streak disease.
pH Tanah	Pisang tumbuh optimal pada pH tanah 5.5–6.6, dengan drainase yang baik agar sistem perakaran dapat berkembang secara optimal.

(Sumber : (Wikantika dan Martha Dwivany, 2021))

Berdasarkan jurnal penelitian yang dilakukan oleh Dhaniswara1 et al., (2021) tingkat kematangan pisang dibagi menjadi tiga kategori berdasarkan warna kulitnya, Setiap kategori memiliki karakteristik yang digunakan sebagai parameter utama untuk klasifikasi. Seperti pada tabel 2.2 berikut:

© Hak Cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

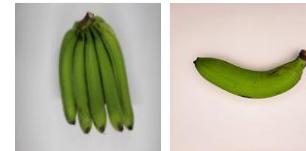
Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Tabel 2. 2 Tingkat kematangan pisang berdasarkan penelitian Dhaniswara1 et al., (2021)

Tingkatan	Warna	Ciri ciri
Mentah		<ul style="list-style-type: none"> • Seluruh bagian kulit berwarna hijau.
Setengah Matang		<ul style="list-style-type: none"> • Warna kulit didominasi hijau dengan sedikit bagian kuning. • Kombinasi hijau dan kuning, namun warna hijau masih lebih banyak. • Kombinasi kuning dan hijau, namun warna kuning mulai lebih dominan. •
Matang		<ul style="list-style-type: none"> • Kulit berwarna kuning, namun masih terdapat ujung yang berwarna hijau. • Warna kuning merata pada seluruh permukaan kulit.
Terlalu Matang		<ul style="list-style-type: none"> • Kulit berwarna kuning dengan munculnya bintik-bintik cokelat.

(Sumber : (Pangestu et al., 2024))

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak menggantikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

2.1.2 *Deep Learning*

Deep Learning adalah salah satu dari Machine Learning yang bertujuan untuk meniru cara kerja otak manusia melalui Jaringan Saraf Tiruan (JST). Berbeda dengan *machine learning* tradisional yang biasanya memiliki keterbatasan dalam menangani data kompleks, *deep learning* memungkinkan pemrosesan data yang lebih mendalam, seperti data gambar, suara, dan video. *Deep learning* dianggap dapat memecahkan berbagai masalah yang melibatkan data kompleks melalui pengenalan pola dan fitur didata yang akan digunakan, yang sulit ditangani oleh machine learning (Sarno et al., 2023).

Deep learning memiliki beberapa keunggulan utama dalam klasifikasi gambar. Salah satu keunggulan yang paling menonjol adalah akurasi tinggi. Model *deep learning* seperti *Convolutional Neural Networks (CNN)* telah banyak gunakan untuk penelitian dan mampu mencapai tingkat akurasi yang tinggi dalam klasifikasi gambar dibandingkan dengan metode *mechine learning*. Hal ini dimungkinkan karena kemampuan model *deep learning* untuk mempelajari pola dari data dalam jumlah besar dan kompleks, sehingga dapat mengenali detail dan perbedaan yang sulit terdeteksi oleh model lain (Dewantoro et al., 2022).

2.1.3 *Convolutional Neural Networks*

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu metode dari *deep learning* yang biasanya digunakan untuk menyelesaikan permasalahan deteksi objek, penyesuaian gambar (*image captioning*), segmentasi gambar dan lainnya. Dalam kasus klasifikasi gambar, CNN melakukan proses umum untuk mengubah gambar (dua dimensi) menjadi kategori tertentu sebagai hasil prediksi. CNN memiliki beberapa arsitektur seperti VGGNet, AlexNet, GoogeNet, MobileNet, Resnet, dan lainnya. Setiap arsitektur tersebut memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing sehingga perlu diperhatikan pemilihan arsitektur CNN tergantung pada kegunaannya (Sarno et al., 2023).

Arsitektur CNN terdiri dari beberapa tahap, dimulai dari input gambar yang diproses melalui serangkaian lapisan konvolusi untuk mengekstraksi fitur-fitur penting. Setiap *convolution layers* menggunakan filter untuk mendeteksi pola

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

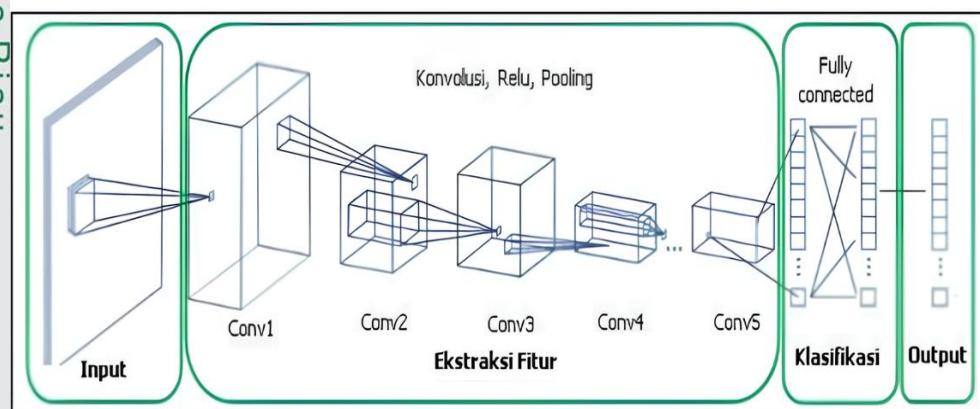
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

© Hak Cipta milik UIN Suska Riau

Sta^{te} Islami^{an} Universi^{ty} Sultan Syarif Kasim Riau

visual, diikuti oleh fungsi aktivasi *ReLU* untuk memperkenalkan *non-linearity*, dan *pooling* untuk mengurangi dimensi data, sehingga meningkatkan efisiensi komputasi. Setelah fitur diekstraksi secara bertahap dari yang sederhana hingga kompleks, dimensi yang didapat diubah menjadi vektor 1D dan akan diteruskan ke lapisan *fully connected*. Pada tahap ini, *fully connected* menggabungkan informasi ini untuk proses klasifikasi akhir, sehingga menghasilkan *output* berupa label atau kategori yang sesuai (Ungkawa dan Hakim, 2023). Tahapan CNN dapat dilihat pada gambar 2.1 berikut:



Gambar 2. 1 Tahapan CNN

(Sumber : (Ungkawa dan Hakim, 2023))

2.1.4 Deep Learning menggunakan CNN arsitektur ResNet-50

ResNet atau *Residual Network* adalah arsitektur jaringan saraf konvolusional (CNN) yang dikembangkan oleh oleh Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, dan Jian Sun pada tahun 2016. ResNet digunakan untuk mengatasi masalah komputasi dalam pelatihan jaringan yang dalam, khususnya masalah *vanishing gradient*, yaitu penurunan akurasi saat jaringan semakin dalam. Varian ResNet mencakup berbagai kedalaman lapisan, seperti ResNet-18, ResNet-34, ResNet-50, dan ResNet-101, yang masing-masing memiliki jumlah lapisan bertambah sesuai angka pada nama modelnya (Dewantoro et al., 2022).

ResNet-50 adalah salah satu varian yang populer karena memiliki kedalaman 50 lapisan dan menggabungkan struktur "*bottleneck*" dengan tiga lapisan per blok

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

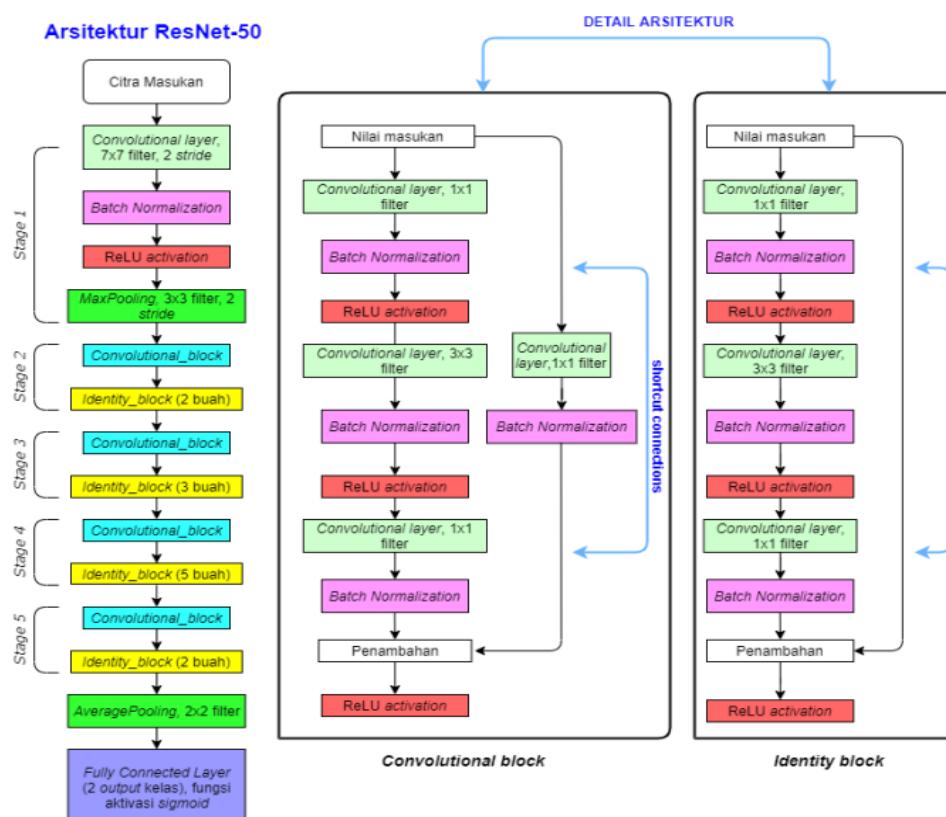
- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

© Hak Cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University Sultan Syarif Kasim Riau

residual, sehingga mencapai keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi. Arsitektur ini memungkinkan model untuk menghasilkan prediksi akurat tanpa memerlukan daya komputasi yang berlebihan, menjadikannya efektif untuk berbagai aplikasi klasifikasi citra dalam *deep learning* (Dewantoro et al., 2022). Gambar 2.2 didibawah ini menunjukkan diagram *block* dari ResNet-50, dengan memanfaatkan *shortcut connection* untuk menjaga aliran informasi dan mencegah hilangnya fitur penting.



Gambar 2.2 Diagram Block Arsitektur ResNet-50

(Sumber : (Faiz Nashrullah et al., 2020))

Berdasarkan gambar diatas arsitektur ini terbagi menjadi beberapa tahapan. Tahap awal dimulai dengan lapisan konvolusi besar yang diikuti oleh *Batch Normalization*, aktivasi ReLU, dan *Average Pooling* untuk mengurangi resolusi citra masukan sambil mengekstrak fitur dasar. Pada stage pertama ini, terdapat 3 *residual blocks*, masing-masing dengan 3 lapisan konvolusi (menggunakan

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak menggikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

bottleneck: 1x1, 3x3, 1x1). Tahap-tahap berikutnya (*Stage 2 hingga Stage 5*) terdiri dari blok-blok konvolusi yang lebih dalam, yakni *Convolutional block* dan *Identity block*, yang masing-masing menggunakan lapisan konvolusi berurutan dengan filter 1x1, 3x3, dan 1x1 serta *Batch Normalization*. Dalam setiap blok, *shortcut connection* memungkinkan input asli untuk ditambahkan langsung ke *output* blok, menjaga stabilitas aliran informasi. Setelah melalui lima tahap ini, jaringan ditutup dengan *fully connected* dan fungsi aktivasi *softmax* untuk menghasilkan output akhir (Faiz Nashrullah et al., 2020). Rumus fungsi aktivasi *softmax* yang digunakan sebagai berikut:

$$\text{Softmax } f_i(x) = \frac{\exp(x_i)}{\sum_j \exp(x_j)} \quad (1)$$

- $f_i(x)$: output dari fungsi softmax untuk kelas ke-i.
- x_i : nilai input untuk kelas ke-i.
- $\exp(x_i)$: Menghitung eksponensial dari nilai input untuk kelas ke-i. Ini memberikan bobot positif untuk nilai tersebut.
- $\sum_j \exp(x_j)$: Ini adalah jumlah dari eksponensial semua nilai input untuk semua kelas. Ini berfungsi sebagai normalisasi, memastikan bahwa semua output dari fungsi softmax berada dalam rentang 0 hingga 1 dan jumlahnya sama dengan 1.

2.1.5 Hyperparameter Optimization

Hyperparameter adalah parameter yang ditetapkan sebelum proses pelatihan model dan tidak diperbarui selama pelatihan. *Hyperparameter* mengendalikan perilaku pelatihan dan performa model, termasuk kecepatan konvergensi dan stabilitas, sehingga pemilihan nilai yang tepat dapat sangat memengaruhi hasil akhir model (Yu dan Zhu, 2020). Beberapa *hyperparameter* yang digunakan dalam *optimizer* pada penelitian ini meliputi:

- 1) *Larning rate*, menentukan besar langkah pembaruan bobot dan memengaruhi kestabilan serta kecepatan pelatihan.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak menggantikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

- 2) *Batch size*, berpengaruh pada frekuensi pembaruan bobot dan stabilitas model.
- 3) *Epoch*, menentukan jumlah siklus penuh yang dilakukan model melalui dataset.

Sementara itu, menurut Yani Parti (Yani Parti Astuti1, 2023), *optimization* adalah algoritma yang menentukan cara model memperbarui bobot selama pelatihan untuk meminimalkan kesalahan. Beberapa algoritme optimasi yang sering digunakan dalam *deep learning* meliputi:

- SGD (*Stochastic Gradient Descent*): *Optimizer* klasik yang menggunakan langkah kecil untuk memperbarui bobot model.
- Adam (*Adaptive Moment Estimation*): *Optimizer* yang mengadaptasi kecepatan pembelajaran berdasarkan rata-rata momentum dan gradien.
- RMSProp (*Root Mean Square Propagation*): *Optimizer* yang mengatasi masalah vanishing learning rate dengan mengatur langkah pembaruan berdasarkan rata-rata kuadrat gradien.

Masing-masing memiliki keunggulan dan kelemahan dalam hal stabilitas, kecepatan konvergensi, dan sensitivitas terhadap *hyperparameter*. Pemilihan algoritma optimasi tergantung pada kompleksitas model, jenis data, dan sumber daya komputasi yang tersedia (Wu et al., 2019).

2.1.6 Evaluasi dengan *Confusion Matrix*

Confusion matrix adalah metode evaluasi yang digunakan untuk menilai performa model klasifikasi dengan membandingkan hasil prediksi model dengan nilai aktualnya. Matriks ini memetakan hasil prediksi ke dalam empat kategori seperti tabel 2.3 berikut:

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Tabel 2. 3 Tabel pemetaan *confusion matrix*

Prediksi	Keterangan
True Positive (TP)	Jumlah data positif yang diklasifikasikan benar oleh model
True Negative (TN)	Jumlah data negatif yang diklasifikasikan benar
False Positive (FP)	Jumlah data positif yang diklasifikasikan salah
False Negative (FN)	Jumlah data negatif yang diklasifikasikan salah

Tabel 2.4 berikut merupakan confusion matrix secara umum yang digunakan untuk menggambarkan hasil evaluasi performa model klasifikasi :

Tabel 2. 4 *Confusion matrix*

Confusion Matrix	Predicted Class	
	Positive	Negative
Positive	TP (True Positive)	FP (False Positive)
Negatif	FN (False Negative)	TN (True Negative)

Confusion matrix berguna untuk menghitung berbagai metrik evaluasi seperti *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f1-score*. Adapun rumus yang digunakan sebagai berikut:

1. *Accuracy*

Accuracy menunjukkan seberapa sering model mengklasifikasikan data dengan benar. Rumusnya adalah:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2)$$

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak menggantikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

2. *Precision*

Precision adalah rasio data yang benar-benar positif dari semua data yang diprediksi positif oleh model. Nilai ini penting untuk menilai keakuratan prediksi positif. Rumusnya adalah:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

3. *Recall*

Recall menunjukkan seberapa baik model dapat menemukan semua data positif dalam dataset. Ini penting untuk mengukur sensitivitas model terhadap data positif. Rumusnya adalah:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

4. *F1-Score*

F1-Score adalah nilai harmonis antara *Precision* dan *Recall*. Nilai ini sangat berguna ketika terdapat ketidakseimbangan antara FP dan FN, atau ketika model perlu seimbang dalam mengklasifikasikan data positif dan negatif. Rumusnya adalah:

$$\text{F1 Score} = \frac{2 \times TP}{2 \times TP + FP + FN} \quad (5)$$

Dengan *confusion matrix*, kita dapat mengukur akurasi model dalam mengklasifikasikan berbagai kelas target dan menentukan di mana model cenderung membuat kesalahan. Analisis dari *confusion matrix* ini memberikan wawasan tentang aspek mana yang perlu ditingkatkan, seperti meningkatkan *recall* jika model terlalu sering kehilangan data positif, atau meningkatkan *precision* untuk mengurangi kesalahan klasifikasi positif (Kurniawan et al., 2023).

2.2 Penelitian Terkait

2.2.1 Perbandingan *Machine Learning* dan *Deep Learning*

Penelitian mengenai perbandingan metode *machine learning* dan *deep learning* telah dilakukan oleh Yunfei Lai (Lai, 2019) menggunakan dataset *Mnist*

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

untuk pengenalan citra. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengevaluasi perbedaan stabilitas dan akurasi antara metode-metode tersebut, di mana hasilnya menunjukkan bahwa metode *deep learning* lebih unggul dalam hal akurasi dan stabilitas dibandingkan metode machine learning tradisional seperti SVM.

Selanjutnya, Mohammad Farid Naufal dan Selvia Ferdiana Kusuma (Farid Naufal et al., 2019) melakukan penelitian tentang klasifikasi Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI) menggunakan beberapa algoritma machine learning dan deep learning, yaitu KNN, SVM, serta CNN dengan *transfer learning* yang melibatkan arsitektur Xception, ResNet50, VGG16, dan MobileNetV2. Dataset yang digunakan terdiri dari citra huruf A hingga Z dalam bahasa isyarat. Dari hasil penelitian, CNN dengan arsitektur Xception memberikan nilai *F1 Score* tertinggi sebesar 99,57%, sementara algoritma KNN dengan K=1 menunjukkan waktu training tercepat meskipun akurasinya lebih rendah.

Di penelitian serupa, Mohammad Farid Naufal (Naufal, 2019) menganalisis algoritma SVM, KNN, dan CNN untuk klasifikasi citra cuaca dengan menggunakan dataset cuaca dari repositori *Mendeley*. Penelitian ini membandingkan performa ketiga algoritma tersebut, dan hasilnya menunjukkan bahwa CNN memiliki performa terbaik dengan akurasi 0.942, *precision* 0.943, *recall* 0.942, dan *F1 Score* 0.942, meskipun membutuhkan waktu eksekusi lebih lama dibandingkan SVM dan KNN.

2.2.2 Klasifikasi Citra Buah Pisang Menggunakan *Mechine Learning*

Penelitian terkait klasifikasi citra buah pisang menggunakan metode *machine learning* telah dilakukan dengan berbagai metode. Adenugraha (Adenugraha et al., 2022) menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) dan *Principal Component Analysis* (PCA) untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pisang ambon berdasarkan fitur warna RGB dan HSV. Penelitian ini memanfaatkan 41 data gambar pisang yang terdiri dari 30 data latih dan 11 data uji, dengan nilai K=5 untuk algoritma KNN. Hasil klasifikasi menunjukkan akurasi sebesar 90,9%, di mana 10 dari 11 data uji diklasifikasikan dengan benar.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak menggantikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

© Hak cipta milik UIN Sultan Syarif Kasim Riau

Penelitian lain dilakukan oleh Athallah Muhammad (Athallah Muhammad et al., 2021) menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk klasifikasi kematangan buah pisang. Data yang digunakan adalah 80 gambar pisang dengan variasi warna yang dikonversi menjadi *grayscale*, diikuti dengan ekstraksi nilai A dari LAB dan RGB sebagai ambang batas klasifikasi. Hasil penelitian menunjukkan akurasi sebesar 75% dalam menentukan kematangan buah (Yusuf Eka Yana & Nur Nafi'iyah, 2021) (Yusuf Eka Yana & Nur Nafi'iyah, 2021), melakukan penelitian dengan metode SVM dan KNN yang diterapkan untuk klasifikasi jenis pisang berdasarkan fitur warna, tekstur, dan bentuk citra. Dataset terdiri dari 399 gambar pisang yang diklasifikasikan ke dalam tujuh jenis, termasuk pisang ambon dan *cavendish*. Pada pengujian, KNN dengan nilai K=2 menunjukkan akurasi tertinggi pada fitur tekstur sebesar 58,33%, sementara SVM mencapai akurasi terbaik 41,67% pada fitur warna.

2.2.3 Klasifikasi Citra Buah Pisang Menggunakan *Deep Learning*

Penelitian terkait klasifikasi citra kematangan buah pisang telah dilakukan dengan berbagai metode. Pangestu (Pangestu et al., 2024) menggunakan *Vision Transformer* (ViT) untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan pisang menjadi empat kategori yaitu mentah, setengah matang, matang, dan terlalu matang. Dengan menggunakan model ViT yang dilatih pada dataset ImageNet, penelitian ini mencapai akurasi tertinggi 91,61% pada model ViT-L/16-in21k dalam klasifikasi citra pisang yang diuji menggunakan 5.068 gambar.

Penelitian Arjun (Arjun, 2024) menggunakan algoritma *Self-Organizing Maps* (SOM) untuk mengklasifikasikan kematangan pisang berdasarkan 200 citra yang terbagi menjadi matang dan mentah. Dataset diproses melalui tahap *pre-processing* untuk menghasilkan citra yang lebih jelas, dan pengujian dilakukan dengan data uji sebesar 20%. Hasil klasifikasi menggunakan SOM menunjukkan akurasi sebesar 82,5%.

2.2.4 Penggunaan CNN dengan Arsitektur ResNet50

Penelitian terkait klasifikasi menggunakan arsitektur ResNet-50 telah banyak diterapkan pada berbagai bidang. Suprihanto et al. (Awaludin et al., 2022)

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

memanfaatkan ResNet-50 untuk klasifikasi penyakit pada daun kopi *robusta*, menggunakan kasus *binary class* untuk membedakan daun sehat dan sakit, serta *multiclass* untuk identifikasi spesifik penyakit. Dalam kasus *binary*, model ini mencapai akurasi 92,68% dan *F1-Score* 92,88%, sementara pada kasus *multiclass*, akurasi turun menjadi 88,98% dengan *F1-Score* 88,44%.

Penelitian oleh Novelita Miranda et al. (Miranda et al., 2020) menggunakan ResNet-50 untuk klasifikasi pola sidik jari berdasarkan sistem Henry dengan lima kelas berbeda. Dengan preprocessing menggunakan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE), hasil menunjukkan peningkatan akurasi validasi dari 83,26% menjadi 95,05%. Ibrahim et al. (IBRAHIM et al., 2022) juga melakukan klasifikasi tingkat kematangan pucuk daun teh menggunakan arsitektur ResNet-50 dan VGGNet19. Hasil terbaik diperoleh menggunakan VGGNet19 dengan akurasi sebesar 97,5% pada parameter *learning rate* 0,01 dan *batch size* 32.

Dian Anisa Agustina (Dian Anisa Agustina, 2024) menggunakan ResNet-50 untuk klasifikasi jenis kulit wajah menjadi tiga kategori: normal, kering, dan berminyak. Penelitian ini mencapai akurasi sangat tinggi sebesar 99,86%, namun mengalami overfitting karena distribusi data yang tidak seimbang. Data dibagi menjadi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian, hyperparameter dan metode optimizer yang digunakan tidak disebutkan secara rinci. Dalam kasus hewan, Joseph Alberto dan Dedy Hermanto (Joseph Alberto, 2023) memanfaatkan arsitektur ini untuk klasifikasi jenis burung Indonesia berdasarkan dataset 9.445 citra dengan pembagian 87% data latih dan 13% data uji, menghasilkan akurasi sebesar 98% menggunakan optimizer SGD dengan learning rate 0,01 dan 10 epoch.

Dalam bidang kesehatan, penelitian oleh Za'imaton Niswati (Niswati et al., 2021) menerapkan ResNet-50 untuk klasifikasi kanker serviks pada citra Pap smear. Model ini menunjukkan akurasi 91% pada pengujian data, membuktikan keunggulan ResNet-50 dalam analisis medis, meskipun informasi detail hyperparameter dan split data tidak dijelaskan. Penelitian lainnya oleh Sarah Lasniari (Lasniari et al., 2022) menggunakan arsitektur yang sama untuk membedakan citra daging sapi dan babi. Dengan pembagian data sebesar 90%

© Hak Cipta Diliidungi Undang-Undang

K3 Penelitian Terkait Dalam Bentuk Tabel

Tabel 2.5 merupakan rangkuman penelitian-penelitian yang relevan dengan topik penelitian ntuk memudahkan pemahaman dengan menyajikan informasi penting dari setiap penelitian, termasuk metode yang digunakan, hasil utama, dan kontribusi masing-masing studi dalam konteks penelitian ini.

Tabel 2. 5 Penelitian terkait dalam bentuk tabel

No	Penelitian Terkait	Judul (Tahun)	Penulis	Hasil
1	Perbandingan Machine Learning dan Deep Learning	A Comparison of Traditional Machine Learning and Deep Learning in Image Recognition	Yunfei Lai (2019)	Deep learning unggul dalam akurasi & stabilitas dibanding metode machine learning tradisional seperti SVM.
		Analisis Perbandingan Algoritma Machine Learning dan Deep Learning untuk Klasifikasi Citra Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI)	Mohammad Farid Naufal, Selvia Ferdiana Kusuma (2019).	CNN dengan arsitektur Xception memberikan F1 Score tertinggi 99,57%, KNN dengan K=1 menunjukkan waktu training tercepat.

- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang**
- Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

© Hak Cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak mengikuti kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

		Analisis Perbandingan Algoritma SVM, KNN, dan CNN untuk Klasifikasi Citra Cuaca	Mohammad Farid Naufal (2019).	CNN unggul dengan akurasi 0,942, precision 0,943, recall 0,942, dan F1 Score 0,942.
Klasifikasi Citra Buah Pisang Menggunakan Machine Learning	Klasifikasi Kematangan Buah Pisang Ambon Menggunakan Metode KNN dan PCA Berdasarkan Citra RGB dan HSV	Klasifikasi Kematangan Buah Pisang Ambon Menggunakan Metode KNN dan PCA Berdasarkan Citra RGB dan HSV	Setya Putra Adenugraha, Veri Arinal, Dadang Iskandar Mulyana (2022).	KNN (K=5) mencapai akurasi sebesar 90,9%.
		Klasifikasi Kematangan Buah Pisang Berdasarkan Fitur Warna dengan Metode SVM	Abitdavy Athallah Muhammad, Arvi Arkadia, Sheva NaufalRifqi, Trianto, Desta Sandya Prasvita (2021)	SVM menghasilkan akurasi sebesar 75%.
	Klasifikasi Jenis Pisang Berdasarkan Fitur Warna, Tekstur, Bentuk Citra Menggunakan SVM dan KNN	Yusuf Eka Yana1, Nur Nafi'iyah (2021).	KNN dengan nilai K=2 menunjukkan akurasi tertinggi pada fitur tekstur sebesar	

© Hak Cipta milik

UIN Suska Riau

4

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

				58,33%, SVM mencapai akurasi terbaik 41,67% pada fitur warna.
1	Klasifikasi Citra Buah Pisang Menggunakan Deep Learning	Vision Transformer untuk Klasifikasi Kematangan Pisang	Arya Pangestu, Bedy Purnama, Risnandar (2024)	Model ViT-L/16-in21k mencapai akurasi tertinggi 91,61%.
		Klasifikasi Citra Pada Tingkat Kematangan Buah Pisang Menggunakan Algoritma Deep Learning	Alfath Arjun (2024)	SOM menghasilkan akurasi sebesar 82,5%.
4	Penggunaan Arsitektur ResNet-50 pada CNN	Klasifikasi Citra Jenis Kulit Wajah Dengan Algoritma Convolutional Neuron Network (CNN) ResNet-50	Dian Anisa Agustina (2024)	Mencapai akurasi 99,86%, tetapi mengalami overfitting karena distribusi data tidak seimbang.

© Hak Cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

	Klasifikasi Jenis Burung Menggunakan Metode CNN Dan Arsitektur ResNet-50	Joseph Alberto dan Dedy Hermanto (2024)	Menghasilkan akurasi 98% menggunakan optimizer SGD dengan 10 epoch dan learning rate 0,01.
	Penerapan Convolution Neural Network Pada Klasifikasi Tanaman Menggunakan ResNet50	Umi Kulsum dan Anis Cherid (2024)	Mencapai akurasi 91% setelah 50 epoch pelatihan, dengan pembagian data 70% latih, 15% validasi, dan 15% uji.
	Klasifikasi Tingkat Kematangan Pucuk Daun Teh Menggunakan Metode Convolutional Neural Network	Nur Ibrahim, Gita Ayu Lestary, Faniesa Saufana Hanafi, Khaerudin Saleh, Nor Kumalasari Caecar Pratiwi, Muthia Syafika	VGGNet19 menghasilkan akurasi terbaik sebesar 97,5% pada learning rate 0,01 dan batch size 32.

© Hak Cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

	Haq, Adhi Irianto Mastur (2022)	
	<p>Analisis Kinerja ResNet-50 dalam Klasifikasi Penyakit pada Daun Kopi Robusta</p>	<p>Suprihanto, Iwan Awaludin, Muhammad Fadhil, M. Andhika Zaini Zulfikor (2022)</p> <p>Pada binary class akurasi mencapai 92,68% dan F1-Score 92,88%; pada multiclass, akurasi turun menjadi 88,98% dengan F1-Score 88,44%.</p>
	<p>Klasifikasi Citra Daging Babi dan Daging Sapi Menggunakan Deep Learning Arsitektur ResNet-50 dengan Augmentasi Citra</p>	<p>Sarah Lasniari, Jasril, Suwanto Sanjaya, Febi Yanto, Muhammad Affandes (2022)</p> <p>Menghasilkan akurasi rata-rata 87,64% setelah augmentasi data, dengan pembagian data 90% latih dan validasi, 10% uji.</p>
	<p>Perbandingan Arsitektur ResNet-50 dan ResNet101 dalam Klasifikasi Kanker Serviks pada Citra Pap Smear</p>	<p>Za'imatum Niswati, Rahayuning Hardatin, Meia Noer Muslimah,</p> <p>Arsitektur ResNet-50 mendapatkan akurasi 91% sedangkan arsitektur</p>

© Hak Cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

	Siti Nur Hasanah (2021)	ResNet101 89%. Hasil loss dan akurasi menunjukkan bahwa Model-1 (ResNet50) memiliki kinerja lebih baik dibandingkan Model-2 (ResNet101), dengan akurasi data latih dan validasi yang lebih tinggi serta loss yang lebih rendah.
Detection of Banana and Its Ripeness Using Residual Neural Network	Erwin Dhaniswara, Yosi Kristian, Esther Irawati Setiawan (2021)	Mencapai akurasi hingga 100% dalam deteksi kematangan pisang, dengan pembagian data 66.7% latih, 19.2%

© Hak Cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak menggikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

			validasi, 14.1% uji.
	Investigasi Parameter Epoch Pada Arsitektur ResNet-50 Untuk Klasifikasi Pornografi	Faiz Nashrullah et al. (2020)	Mencapai akurasi 91,03% menggunakan konfigurasi hyperparameter optimal pada 60 epoch dan learning rate 0,001.
	Convolutional Neural Network pada Klasifikasi Sidik Jari Menggunakan ResNet-50	Novelita Dwi Miranda , Ledy Novamizanti, Syamsul Rizal (2020)	Dengan preprocessing menggunakan CLAHE, akurasi validasi meningkat dari 83,26% menjadi 95,05%.
Penggunaan Hyperparameter Optimization	Klasifikasi Kualitas Buah Pisang Berdasarkan Citra Buah Menggunakan Stochastic Gradient Descent	Dedy Armady, Imam Muslem R (2023)	Model SGD optimal berhasil mencapai akurasi 99,9% dalam klasifikasi

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak menggikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

		kualitas buah pisang.
Hyperparameter Optimization for Machine Learning Models Based on Bayesian Optimization	Jia Wu, Xiu-Yun Chen, Hao Zhang, Li-Dong Xiong, Hang Lei, Si-Hao Deng (2019)	Bayesian Optimization mampu secara efisien menentukan hyperparameter optimal, terutama dalam skenario dengan biaya waktu tinggi.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

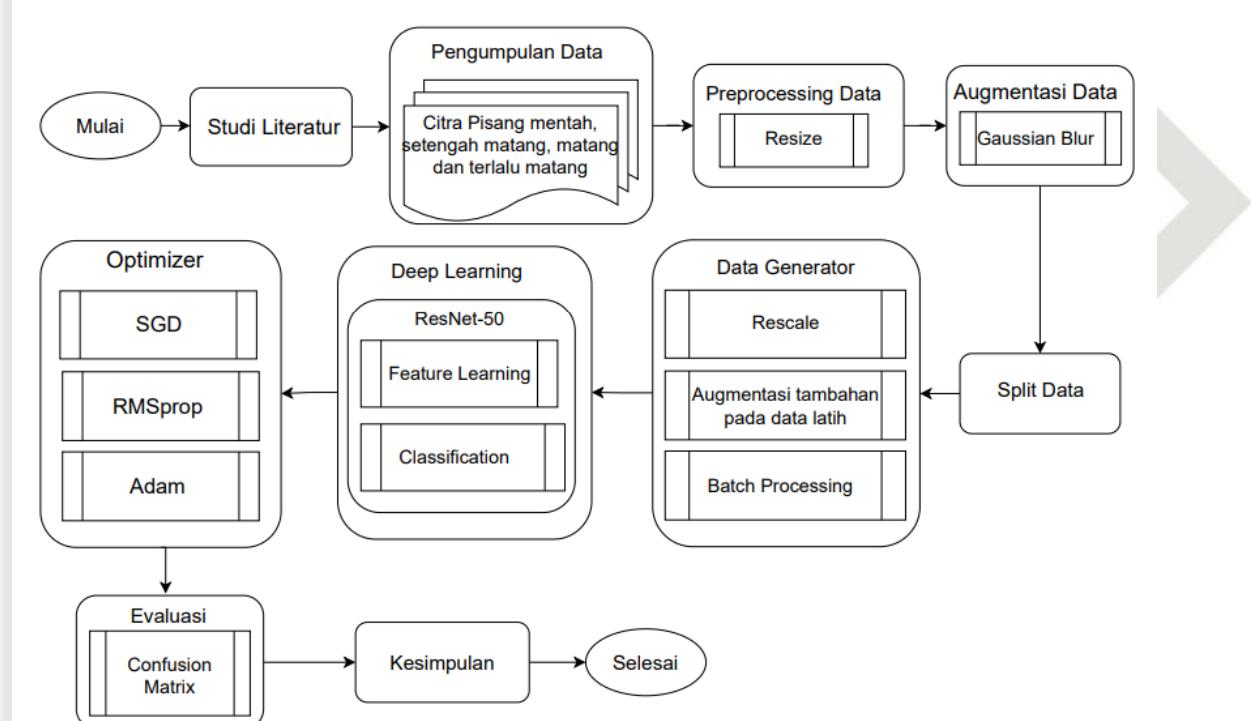
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian adalah serangkaian langkah sistematis yang dilakukan untuk menjawab permasalahan dalam penelitian. Proses ini dimulai dengan identifikasi masalah, diikuti pengumpulan data, pengolahan data, hingga ke tahap kesimpulan. Dalam penelitian ini tahapan penelitian yang dilaksanakan seperti Gambar 3.1 berikut:



Gambar 3.1 Tahapan Penelitian

3.1.1 Studi Literatur

Studi literatur dilakukan ditahap awal untuk menemukan permasalahan penelitian serta menentukan arah penelitian yang akan dilakukan. Selain itu studi literatur juga dilakukan untuk mengumpulkan informasi dari jurnal dan buku yang mempunyai keterkaitan dengan penelitian klasifikasi *deep learning*, terutama

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak menggantikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

© Hak Cipta milik UIN Sultan Syarif Kasim Riau

menggunakan CNN arsitektur ResNet-50 untuk tugas pengenalan citra pisang. Selain itu, penelitian mengenai pengaruh *hyperparameter*, seperti *batch size*, *learning rate*, dan *optimizer* (*Adam*, *RMSProp*, dan *SGD*), juga menjadi dasar untuk menetapkan pendekatan yang sesuai pada penelitian ini.

Berdasarkan studi literatur yang dilakukan, diketahui bahwa ResNet-50 telah banyak digunakan dalam berbagai tugas klasifikasi citra dengan hasil yang akurat. Namun, metode ResNet-50 dengan augmentasi data dan menggunakan pengoptimalan *hyperparameter optimization* belum diaplikasikan secara spesifik untuk klasifikasi tingkat kematangan pisang dengan empat kelas yaitu mentah, setengah matang, matang dan terlalu matang.

3.1.2 Pengumpulan Data

Data pada penelitian ini merupakan data yang diambil langsung dari beberapa penjual pisang dipasar tradisional sebanyak 1.200 gambar yang terbagi menjadi empat kelas yaitu mentah, setengah matang, matang dan terlalu matang. Pengambilan gambar dilakukan menggunakan kamera belakang handphone iPhone 12 dengan resolusi 12 MP pada kondisi cahaya pagi hari. Jarak pengambilan gambar yaitu 15 cm - 20 cm dengan latar belakang berupa triplek melamin berwarna putih untuk memperjelas objek yang akan difoto. Pengambilan foto dilakukan pada setiap buah pisang secara satuan (per biji), dengan total buah pisang yang digunakan melebihi satu tandan. Setiap buah dipotret sebanyak 5 hingga 8 kali dengan berbagai variasi sudut pandang dan posisi, seperti memiringkan, membalikkan, dan mengubah arah hadap pisang, guna menghasilkan dataset yang beragam dari sisi visual. Gambar 3.2 di bawah adalah data citra pisang yang digunakan untuk penelitian ini:

UIN SUSKA RIAU

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

© Ha

✓ Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau



Gambar 3. 2 Dataset Penelitian

3.1.3 Preprocessing

Preprocessing dilakukan setelah data dikumpulkan untuk memastikan kualitas data sebelum digunakan dalam pelatihan model. Tahapan *preprocessing* ini meliputi proses *resizing* dengan mengubah ukuran dimensi citra pisang diubah menjadi 224 x 224 piksel, sesuai dengan kebutuhan arsitektur ResNet-50. Proses *resizing* dilakukan menggunakan kodingan *python*.

3.1.4 Augmentation Data

Tujuan utama dari teknik augmentasi dalam penelitian ini adalah untuk menduplikasi jumlah data menjadi dua kali lipat. Augmentasi *Gaussian Blur* diterapkan untuk meningkatkan jumlah dataset dari 1.200 gambar menjadi 2.400 gambar, dengan menciptakan variasi baru dari citra asli.

3.1.5 Split Data

Data dibagi berdasarkan tiga rasio pembagian data untuk menghasilkan data latih, data uji, dan data validasi. Sebanyak 20% dari total citra pisang, yang terdiri dari empat kelas akan dialokasikan untuk data validasi. Kemudian sisa data tersebut dibagi untuk data latih dan data uji dengan perbandingan (90:10), (80:20), dan (70:30). Pembagian rasio data dapat dilihat pada Tabel 3.1 berikut:

Tabel 3. 1 Pembagian data

Rasio Data	Data Latih	Data Uji	Data Validasi
Data setelah augmentasi ((90:10);20)	1.728	192	480
Data setelah augmentasi ((20:80);20)	1.536	384	480
Data setelah augmentasi ((70:30);20)	1.334	576	480

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak mengikuti kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

3.1.6 Data Generator

Dalam penelitian ini, *Data Generator* digunakan untuk memproses data secara dinamis (*on-the-fly*) dengan menggunakan *ImageDataGenerator* dari *TensorFlow/Keras*. Pada penelitian ini *Data Generator* memiliki beberapa fungsi utama yaitu:

1. Rescale (Normalisasi)

Normalisasi dilakukan dengan membagi semua nilai piksel gambar dengan 255, sehingga rentangnya menjadi 0-1. Hal ini bertujuan untuk meningkatkan kestabilan model dalam mempelajari dataset dan mempercepat konvergensi selama pelatihan.

2. Augmentasi Tambahan (Hanya pada Data Latih)

Untuk mengatasi *overfitting* dan meningkatkan generalisasi model, augmentasi diterapkan pada data latih saja. Augmentasi yang diimplementasikan pada data latih ini cukup beragam seperti penambahan rotasi, pergeseran posisi, memberikan efek *zoom in* dan *zoom out* serta melakukan *flip* gambar. Tujuannya agar model lebih mampu mengenali variasi gambar dan meningkatkan generalisasi model terhadap data baru tanpa menambah ataupun mengubah jumlah dataset.

3. Batch Processing

Pada penelitian ini, *batch processing* digunakan dalam *Data Generator* untuk memproses gambar dalam kelompok kecil (*batch*) yang sudah ditentukan sebelumnya sebelum diberikan ke model. Tujuannya adalah untuk menghemat memori, mempercepat pelatihan, serta memastikan model dapat belajar dari dataset secara bertahap tanpa perlu memuat seluruh data sekaligus.

3.1.7 Deep Learning dengan Arsitektur ResNet-50

Setelah data dibagi, tahap selanjutnya adalah deep learning dengan menggunakan arsitektur ResNet-50. Pada tahap pelatihan ini, *Hyperparameter* yang diterapkan dalam penelitian ini *learning rate*, *batch size*, *dropout*, *epoch* dan

© Hak Cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

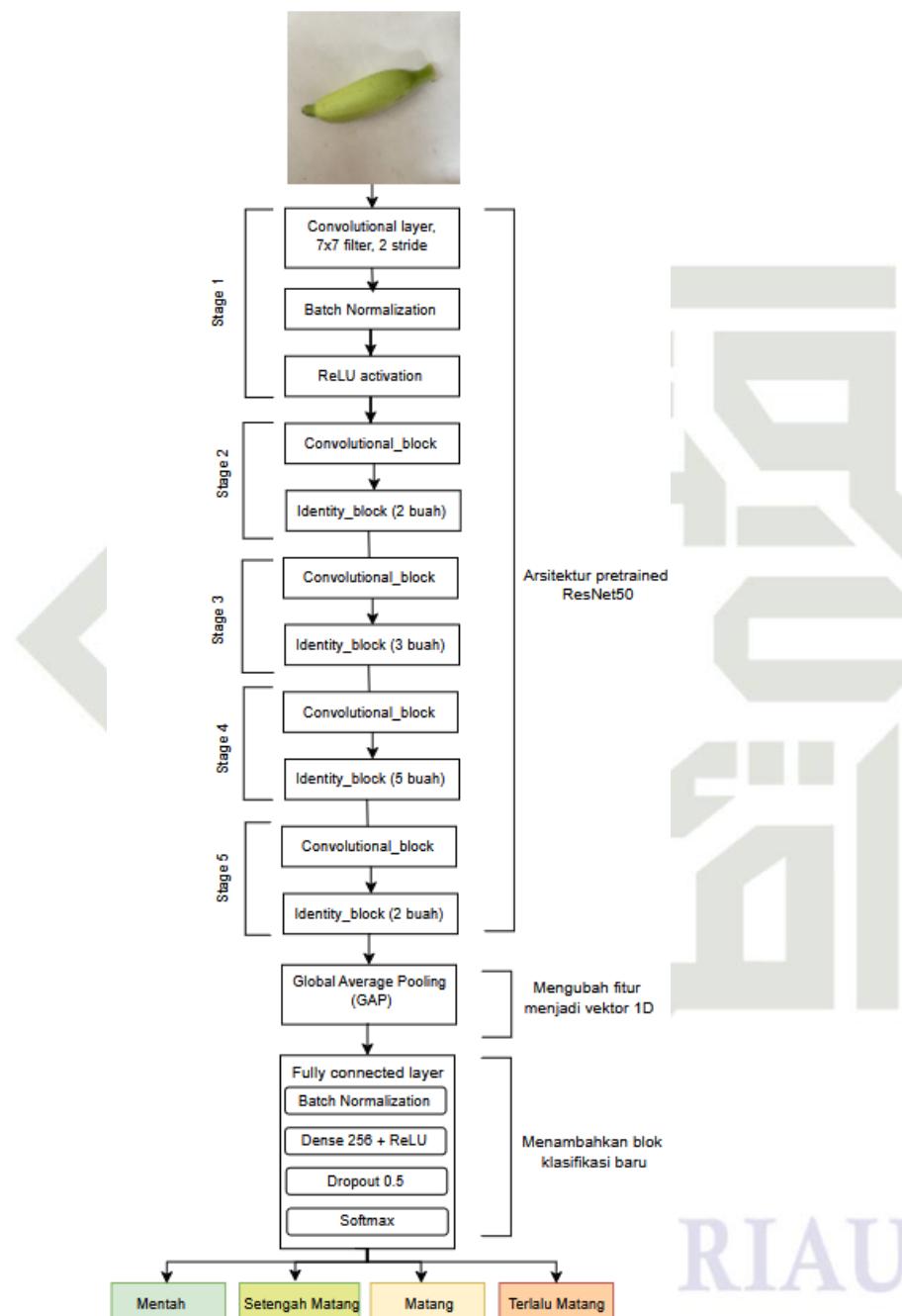
Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

tiga metode *optimizer* yang berbeda yaitu *Adam*, *SGD* dan *RMSprop*. Gambar 3.2 berikut adalah tahapan dari arsitektur ResNet-50:



Gambar 3. 3 Tahapan Arsitektur ResNet-50

Berdasarkan Gambar 3.3 di atas, tahapan arsitektur ResNet-50 yang digunakan dalam penelitian ini melibatkan beberapa proses seperti berikut:

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

1. Inputan merupakan citra yang sudah melalui tahap *preprocessing* dan augmentasi dengan ukuran 224x224 piksel.
2. Citra kemudian diproses melalui lapisan konvolusi pertama (*stage 1*) dengan proses yang meliputi:
 - a. Citra diproses dengan operasi *convolutional filter* 7x7 dan *stride* 2 untuk mengekstraksi fitur dasar citra.
 - b. Kemudian diterapkan *batch normalization*.
 - c. Digunakan *ReLU Activation* dan menghasilkan *feature maps* dengan dimensi yang lebih kecil.
 - d. Dilakukan operasi *max pooling* dengan filter 3x3 dan *stride* 2 untuk mereduksi dimensi spasial lebih lanjut.
3. *Feature maps* yang sudah dihasilkan akan diproses dalam *stage 2* dengan melalui tahap sebagai berikut:
 - a. Diterapkan 1 *convolution block* mencakup 3 lapisan operasi *convolution* dengan menggunakan filter 1x1, 3x3 dan 1x1, *stride* 1 dengan channel 64, 64 dan 256.
 - b. Diterapkan 2 *identity block*, untuk setiap block mencakup 3 lapisan dengan menggunakan filter 1x1, 3x3 dan 1x1.
4. *Output* dari *stage 2* akan memasuki *stage 3* dengan tahap sebagai berikut:
 - a. Diterapkan 1 *convolution block* mencakup 3 lapisan operasi *convolution* dengan menggunakan filter 1x1, 3x3 dan 1x1, *stride* 2 dengan channel 256, 256 dan 512.
 - b. Diterapkan 3 *identity block*, untuk setiap block mencakup 3 lapisan dengan menggunakan filter 1x1, 3x3 dan 1x1.
5. *Output* dari *stage 3* akan memasuki *stage 4* dengan tahapan sebagai berikut:
 - a. Diterapkan 1 *convolution block* mencakup 3 lapisan operasi *convolution* dengan menggunakan filter 1x1, 3x3 dan 1x1, *stride* 2 dengan channel 512, 512 dan 1024.
 - b. Diterapkan 5 *identity block*, untuk setiap block mencakup 3 lapisan dengan menggunakan filter 1x1, 3x3 dan 1x1.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak menggantikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

6. *Output* dari *stage 4* akan memasuki *stage 5* dengan tahapan sebagai berikut:
 - a. Diterapkan 1 *convolution block* mencakup 3 lapisan operasi *convolution* dengan menggunakan filter 1x1, 3x3 dan 1x1, *stride* 2 dengan channel 1024, 1024 dan 2048.
 - b. Diterapkan 2 *identity block*, untuk setiap block mencakup 3 lapisan dengan menggunakan filter 1x1, 3x3 dan 1x1.
7. Setelah melalui 5 *stage*, kemudian digunakan *Global Average Pooling* (GAP) untuk mereduksi dimensi *output* dengan menghitung rata-rata dari seluruh fitur dalam satu channel. Proses ini mengantikan *flatten* dan menghasilkan *vektor* satu dimensi (1D).
8. Output dari GAP akan memasuki blok klasifikasi baru, yang terdiri dari *Batch Normalization* untuk stabilisasi distribusi nilai fitur, *Dense 256* dengan *aktivasi ReLU* untuk memahami pola spesifik dataset, serta *Dropout 0.5* untuk mengurangi *overfitting*.
9. Lapisan terakhir menggunakan fungsi aktivasi *softmax* untuk menghitung probabilitas setiap kelas berdasarkan Rumus (1). Kelas dengan probabilitas tertinggi dipilih sebagai *output* akhir.

3.1.8 Evaluasi *Confusion matrix*

Pada tahap evaluasi digunakan *confusion matrix* berukuran 4x4 karena disesuaikan dengan data kelas yang dilakukan dipenelitian. *Confusion matrix* digunakan untuk memberikan gambaran tentang keakuratan prediksi model, dan dengan menghitung matriks lainnya seperti *accuracy* dengan Rumus (2), *precision* dengan Rumus (3), *recall* dengan Rumus (4), dan *F1-score* dengan Rumus (5). Tabel 3.3 adalah *confusion matrix* yang digunakan dalam penelitian ini disesuaikan dengan empat kelas yang ada pada kasus penelitian:

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Tabel 3. 1 *Confusion matrix* yang digunakan untuk penelitian

		Predicted Classification				
		Class	Mentah	Setengah Matang	Matang	Terlalu Matang
Actual Classification	Mentah	TP	FN	FN	FN	
	Setengah matang	FP	TP	FN	FN	
	Matang	FP	FP	TP	FN	
	Terlalu Matang	FP	FP	FP	TP	

3.1.9 Kesimpulan

Kesimpulan adalah tahapan akhir dari penelitian yang dilakukan. Pada tahap kesimpulan ini, arsitektur ResNet-50 akan diketahui kemampuannya dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan pisang menjadi empat kelas utama, yaitu mentah, setengah matang, matang, dan terlalu matang, dengan nilai akurasi berdasarkan hasil pengujian. Selain itu, pengaruh pengoptimalan *hyperparameter* serta pemilihan metode *optimizer*, seperti *Adam*, *SGD*, dan *RMSprop*, terhadap akurasi model juga dapat dianalisis untuk mendapatkan konfigurasi terbaik dalam tugas klasifikasi citra pisang.

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak menggantikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

BAB 5

PENUTUP

1 Kesimpulan

Sesuai dengan tujuan dari penelitian ini, maka kesimpulan yang diperoleh sebagai berikut:

1. Arsitektur ResNet-50 terbukti mampu mengklasifikasikan tingkat kematangan pisang dengan baik ke dalam empat kelas (mentah, setengah matang, matang, dan terlalu matang), dengan akurasi tertinggi sebesar 93% pada skenario terbaik. Selain itu, model juga menunjukkan kemampuan generalisasi yang baik karena tetap dapat mendeteksi tingkat kematangan pada jenis pisang lain, tidak terbatas hanya pada pisang susu, meskipun proses pelatihan model dilakukan dengan menggunakan data dari jenis tersebut.
2. Pemilihan kombinasi *hyperparameter* dan metode *optimizer* sangat berpengaruh terhadap performa model klasifikasi. Dari 27 skenario pengujian, kombinasi *optimizer RMSprop*, *learning rate 0.001*, dan rasio data latih-uji 90:10 menghasilkan performa terbaik, dengan akurasi, *precision*, *recall*, dan *f1-score* masing-masing sebesar 93%. Penggunaan teknik augmentasi data juga terbukti meningkatkan generalisasi model terhadap citra uji dengan berbagai kondisi pencahayaan dan orientasi.

2 Saran

Untuk penelitian selanjutnya disarankan untuk melakukan beberapa perbaikan dan pengembangan agar model bekerja lebih optimal dalam berbagai kondisi :

1. Menambahkan variasi dataset dengan menambahkan gambar pisang dalam bentuk kelompok, tandan atau pisang persisir. Hal ini bertujuan agar model dapat belajar mengenali pola yang lebih luas dan tidak hanya terbatas pada klasifikasi pisang satuan.

© Hak cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak mengikuti kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

2. Memperbanyak variasi dataset dari segi pencahayaan, posisi, latar belakang, dan sudut pengambilan gambar. Dengan adanya variasi ini, model tidak perlu bergantung pada augmentasi tambahan untuk proses klasifikasi gambar diluar dataset.
3. Penggunaan *K-Fold Cross Validation* direkomendasikan agar evaluasi performa model menjadi lebih akurat dan minim *bias* akibat pembagian dataset yang *statis*.



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

DAFTAR PUSTAKA

- Adenugraha, S. P., Arinal, V., & Mulyana, D. I. (2022). Klasifikasi Kematangan Buah Pisang Ambon Menggunakan Metode KNN dan PCA Berdasarkan Citra RGB dan HSV. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 6(1), 9. <https://doi.org/10.30865/mib.v6i1.3287>
- Ajizi, M. F., Syauqy, D., Hannats, M., & Ichsan, H. (2019). *Klasifikasi Kematangan Buah Pisang Berbasis Sensor Warna Dan Sensor Load Cell Menggunakan Metode Naive Bayes* (Vol. 3, Issue 3). <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Arjun, A. (2024). Klasifikasi Citra Pada Tingkat Kematangan Buah Pisang Menggunakan Algoritma Deep Learning. *Jurnal Ekonomi Manajemen Sistem Informasi (JEMSI)*, 5. <https://doi.org/10.31933/jemsi.v5i3>
- Armiady, D., & Muslem R, I. (2023). KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer Klasifikasi Kualitas Buah Pisang Berdasarkan Citra Buah Menggunakan Stochastic Gradient Descent. *Kajian Ilmiah Informatika Dan Komputer*, 4(2), 1207–1215. <https://doi.org/10.30865/klik.v4i2.1243>
- Athallah Muhammad, A., Arkadia, A., NaufalRifqi, S., & Sandya Prasvita, D. (2021). Klasifikasi Kematangan Buah Pisang Berdasarkan Fitur Warna dengan Metode SVM. In *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer dan Aplikasinya (SENAMIKA) Jakarta-Indonesia*.
- Awaludin, I., Fadhil, M., Andhika Zaini Zulfikor, M., Negeri Bandung Jl Gegerkalong Hilir, P., Parongpong, K., Bandung Barat, K., Barat, J., & Artikel, I. (2022). Analisis Kinerja ResNet-50 dalam Klasifikasi Penyakit pada Daun Kopi Robusta. *Jurnal Informatika*, 9(2). <http://ejournal.bsi.ac.id/ejurnal/index.php/ji>
- Dewantoro, R. W., Arfan, S. Y. N., & Rizal, R. A. (2022). Analysis Of Right And Wrong Use Of Mask Based On Deep Learning. *Journal Of Informatics And*

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

Telecommunication Engineering, 6(1), 336–343.

<https://doi.org/10.31289/jite.v6i1.7582>

haniswara1, E., Kristian1, Y., & Setiawan1, E. I. (2021). JITE (Journal of Informatics and Telecommunication Engineering) Detection of Banana and Its Ripeness Using Residual Neural Network. *JITE*, 5(1). <https://doi.org/10.31289/jite.vxix.xxx>

Dian Anisa Agustina. (2024). Klasifikasi Citra Jenis Kulit Wajah Dengan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) ResNet-50. *Jurnal Riset Sistem Informasi*, 1(3), 01–07. <https://doi.org/10.69714/13sbby24>

Drajad Widodo, W., Suketi, K., & Rahardjo, R. (2019). Evaluasi Kematangan Pascapanen Pisang Barang untuk Menentukan Waktu Panen Terbaik Berdasarkan Akumulasi Satuan Panas Postharvest Maturity Evaluation of Banana cv Barangan to Determine The Best Harvest Time Based on Heat Unit. In *Bul. Agrohorti* (Vol. 7, Issue 2).

Faiz Nashrullah, Suryo Adhi Wibowo, & Gelar Budiman. (2020). The Investigation of Epoch Parameters in ResNet-50 Architecture for Pornographic Classification. *Journal of Computer, Electronic, and Telecommunication*, 1(1). <https://doi.org/10.52435/complete.v1i1.51>

Farid Naufal, M., Ferdiana Kusuma, S., & Korespondensi, P. (2019). Analisis Perbandingan Algoritma Machine Learning dan Deep Learning Untuk Klasifikasi Citra Siste, Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI). *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (JTIIK)*. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2023106828>

Hanifah, A. I., & Hermawan, A. (2023). Klasifikasi Kematangan Pisang Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *Komputika : Jurnal Sistem Komputer*, 12(2), 49–56. <https://doi.org/10.34010/komputika.v12i2.9999>

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

- Ibrahim, N., Lestary, G. A., Hanafi, F. S., Saleh, K., Pratiwi, N. K. C., Haq, M. S., & Mastur, A. I. (2022). Klasifikasi Tingkat Kematangan Pucuk Daun Teh menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, 10(1), 162. <https://doi.org/10.26760/elkomika.v10i1.162>
- Joseph Alberto, D. H. (2023). Klasifikasi Jenis Burung Menggunakan Metode CNN Dan Arsitektur ResNet-50. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*.
- Kulsum, U., & Cherid, A. (2023). Penerapan Convolutional Neural Network Pada Klasifikasi Tanaman Menggunakan ResNet50. *SIMKOM*, 8(2), 221–228. <https://doi.org/10.51717/simkom.v8i2.191>
- Kurniawan, R., Martadinata, A. T., & Cahyo, S. D. (2023). Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Sawit Berbasis Deep Learning dengan Menggunakan Arsitektur Yolov5. *Journal of Information System Research (JOSH)*, 5(1), 302–309. <https://doi.org/10.47065/josh.v5i1.4408>
- Lai, Y. (2019). A Comparison of Traditional Machine Learning and Deep Learning in Image Recognition. *Journal of Physics: Conference Series*, 1314(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1314/1/012148>
- Lasniari, S., Jasril, J., Sanjaya, S., Yanto, F., & Affandes, M. (2022). Klasifikasi Citra Daging Babi dan Daging Sapi Menggunakan Deep Learning Arsitektur ResNet-50 dengan Augmentasi Citra. *Jurnal Sistem Komputer Dan Informatika (JSON)*, 3(4), 450. <https://doi.org/10.30865/json.v3i4.4167>
- Miranda, N. D., Novamizanti, L., & Rizal, S. (2020). Convolutional Neural Network Pada Klasifikasi Sidik Jari Menggunakan ResNet-50. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 1(2), 61–68. <https://doi.org/10.20884/1.jutif.2020.1.2.18>
- Naufal, M. F. (2019). Analisis Perbandingan Algoritma SVM, KNN, dan CNN Untuk Klasifikasi Citra Cuaca. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (JTIIK)*. <https://doi.org/10.25126/jtiik.202184553>

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

- Niswati, Z., Hardatin, R., Muslimah, M. N., & Hasanah, S. N. (2021). Perbandingan Arsitektur ResNet50 dan ResNet101 dalam Klasifikasi Kanker Serviks pada Citra Pap Smear. *Faktor Exacta*, 14(3), 160. <https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v14i3.10010>
- Pangestu, A., Purnama, B., & Risnandar, R. (2024). Vision Transformer untuk Klasifikasi Kematangan Pisang. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 11(1), 75–84. <https://doi.org/10.25126/jtiik.20241117389>
- Pramono, E. K. (2020). Pengukuran Tingkay Kematangan Buah Pisang Cavendish Berdasarkan Reflektansi Cahaya LED Meansurement of Cavendish Banana Ripeness Cased on LED light Reflectance (Vol. 17, Issue 2). www.sunpride.co.id
- Saktriawindarta, R., & Kusrini, K. (2024). Metode Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah dan Sayuran : Tinjauan Sistematis. *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, 8(4), 2344–2354. <https://doi.org/10.70609/gtech.v8i4.5067>
- Sarno, R., Sabilla, S. I., Malikhan, Purbawa, D. P., & Ardani, M. S. H. (2023). *Machine Learning & Deep Learning: Konsep dan Pemrograman Python* (Edi S. Mulyanta, Ed.). Penerbit Andi (Anggota IKAPI).
- Soekarta, R., Fadli Hasa, M., & Ode, E. S. (2024). *Klasifikasi Kematangan Buah Pisang Secara Real-Time Menggunakan Convolutional Neural Network Berbasis Android*. 10(01).
- Ungkawa, U., & Hakim, G. AL. (2023). Klasifikasi Warna pada Kematangan Buah Kopi Kuning menggunakan Metode CNN Inception V3. *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, 11(3), 731. <https://doi.org/10.26760/elkomika.v11i3.731>
- Wikantika, K., & Martha Dwivany, F. (2021). Pisang Indonesia. <https://www.researchgate.net/publication/350104189>
- Wu, J., Chen, X. Y., Zhang, H., Xiong, L. D., Lei, H., & Deng, S. H. (2019). Hyperparameter optimization for machine learning models based on Bayesian

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

optimization. *Journal of Electronic Science and Technology*, 17(1), 26–40.
<https://doi.org/10.11989/JEST.1674-862X.80904120>

Lani Parti Astuti1, I. W. E. R. S. E. K. (2023). Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Jenis Tanah Berbasis Android. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT (JPIT)*.

Yu, T., & Zhu, H. (2020). *Hyper-Parameter Optimization: A Review of Algorithms and Applications*. <http://arxiv.org/abs/2003.05689>

Yusuf Eka Yana, & Nur Nafi'iyah. (2021). Classification of Banana Types Based on Color, Texture, Image Shape Features Using SVM and KNN. In *Research : Journal of Computer* (Vol. 4, Issue 1).

© Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

© Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
UIN Suska Riau

DAFTAR RIWAYAT HIDUP

Agama	: Yopi Angellita
Tempat / Tgl. Lahir	: Metro Lampung / 19 Februari 2003
Jenis Kelamin	: Perempuan
Alamat	: Jl. Sepakat
Kelurahan	: Rejosari
Kecamatan	: Tenayan Raya
Kota	: Pekanbaru
Provinsi	: Riau
Agama	: Islam
Status Pernikahan	: Belum Menikah
Pekerjaan	: Mahasiswa
Kewarganegaraan	: Warga Negara Indonesia (WNI).
Email	: yopiangellita06@gmail.com
Riwayat Pendidikan	
SD	: SD Negeri 013 Jatirejo, Pasir Penyu, Indragiri Hulu
SMP/MTs	: SMP Negeri 38 Pekanbaru
SMA/MA	: SMA Negeri 6 Pekanbaru
Perguruan Tinggi	: Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau
Jurusan	: Teknik Informatika
Fakultas	: Sains dan Teknologi

