



UIN SUSKA RIAU

PENERAPAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)
DENGAN PENDEKATAN GRAD-CAM UNTUK KLASIFIKASI
PENYAKIT TANAMAN PADI

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.

TUGAS AKHIR

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat
untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer pada
Program Studi Sistem Informasi

Oleh:

IKHWAN ASH-SHIDDIQI

12250311668



UIN SUSKA RIAU

UIN SUSKA RIAU

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU

PEKANBARU

2026

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

LEMBAR PERSETUJUAN

PENERAPAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DENGAN PENDEKATAN GRAD-CAM UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN PADI

TUGAS AKHIR

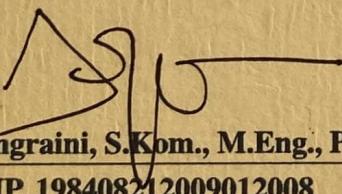
Oleh:

IKHWAN ASH-SHIDDIQI

12250311668

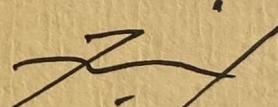
Telah diperiksa dan disetujui sebagai Laporan Tugas Akhir
di Pekanbaru, pada tanggal 15 Januari 2026

Ketua Program Studi



Angraini, S.Kom., M.Eng., Ph.D.
NIP. 198408212009012008

Pembimbing



Dr. Rice Novita, S.Kom., M.Kom.
NIP. 198511272023212032

LEMBAR PENGESAHAN

PENERAPAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DENGAN PENDEKATAN GRAD-CAM UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN PADI

TUGAS AKHIR

Oleh:

IKHWAN ASH-SHIDDIQI

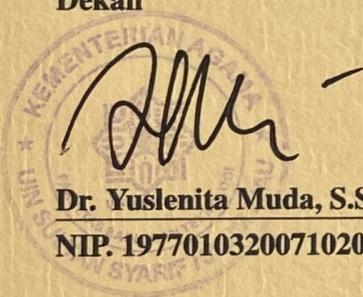
12250311668

Telah dipertahankan di depan sidang dewan penguji
sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau
di Pekanbaru, pada tanggal 07 Januari 2026

Pekanbaru, 07 Januari 2026

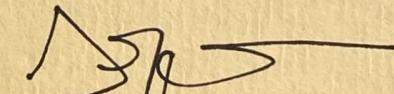
Mengesahkan,

Dekan



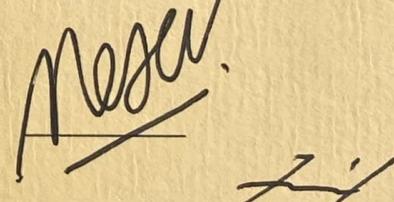
Dr. Yuslenita Muda, S.Si., M.Sc.
NIP. 197701032007102001

Ketua Program Studi


Angraini, S.Kom., M.Eng., Ph.D.
NIP. 198408212009012008

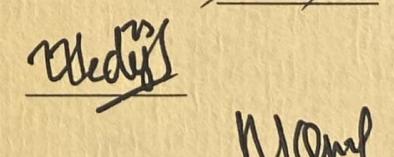
DEWAN PENGUJI:

Ketua : Nesdi Evrilyan Rozanda, S.Kom., M.Sc.



Sekretaris : Dr. Rice Novita, S.Kom., M.Kom.

Anggota 1 : Medyantiwi Rahmawita M, ST., M.Kom.



Anggota 2 : Mona Fronita, S.Kom., M.Kom.



Lampiran Surat :
Nomor : Nomor 25/2021
Tanggal : 10 September 2021

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertandatangan di bawah ini:

Nama : Ikhwan Ash-Shiddiqi
NIM : 12250311668
Tempat/Tgl. Lahir : Solok / 23 Februari 2004
Fakultas/Pascasarjana : Sains dan Teknologi
Prodi : Sistem Informasi

Judul Disertasi/Thesis/Skripsi/Karya Ilmiah lainnya*:

PENERAPAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DENGAN
PENDEKATAN GRAD-CAM UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN
PADA

Menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa :

1. Penulisan Disertasi/Thesis/Skripsi/Karya Ilmiah lainnya* dengan judul sebagaimana tersebut di atas adalah hasil pemikiran dan penelitian saya sendiri.
2. Semua kutipan pada karya tulis saya ini sudah disebutkan sumbernya.
3. Oleh karena itu Disertasi/Thesis/Skripsi/Karya Ilmiah lainnya* saya ini, saya nyatakan bebas dari plagiat.
4. Apa bila dikemudian hari terbukti terdapat plagiat dalam penulisan Disertasi/Thesis/Skripsi/(Karya Ilmiah lainnya)* saya tersebut, maka saya bersedia menerima sanksi sesua peraturan perundang-undangan.

Demikianlah Surat Pernyataan ini saya buat dengan penuh kesadaran dan tanpa paksaan dari pihak manapun juga.

Pekanbaru, 23 Januari 2026
Yang membuat pernyataan



NIM : 12250311668

*pilih salah satu sesuai jenis karya tulis



UIN SUSKA RIAU

LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL

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 UIN Sultan Syarif Kasim Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau



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 PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam Tugas Akhir ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu Perguruan Tinggi, dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendaftaran yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain kecuali yang secara tertulis dicantumkan dalam naskah ini dan disebutkan di dalam daftar pustaka.

Pekanbaru, 15 Januari 2026

Yang membuat pernyataan,

IKHWAN ASH-SHIDDIQI

NIM. 12250311668



LEMBAR PERSEMPAHAN

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Alhamdulillahi Rabbil 'Alamiin, segala puji bagi Allah Subhanahu Wa Ta'ala sebagai bentuk rasa syukur atas segala nikmat yang telah diberikan tanpa ada kekurangan sedikitpun. Shalawat beserta salam tak lupa pula kita ucapkan kepada Nabi Muhammad Shallallahu 'Alaihi Wa Sallam dengan mengucapkan "Allahumma Sholli'ala Sayyidina Muhammad Wa'ala Ali Sayyidina Muhammad". Semoga kita semua selalu senantiasa mendapat syafaat-Nya di dunia maupun di akhirat, Aamiin Ya Rabbal'aalamiin.

Terima kasih kepada ayah, ibu, kakak, abang dan adik tersayang atas setiap doa, dukungan, semangat, dan bimbingan yang selalu diberikan kepada peneliti sampai saat ini. Berkat doa dan kasih sayangmu, anakmu telah berhasil memperoleh gelar sarjana seperti yang engkau harapkan. Tiada apapun di dunia ini yang dapat membala semua jasa-jasa dan pengorbananmu. Peneliti sebagai anakmu ini selalu mendoakan yang terbaik untuk ayah dan ibu agar bahagia dunia akhirat, serta diberikan tempat istimewa di sisi-Nya kelak. Peneliti juga berterima kasih yang tak terhingga kepada saudara kandung peneliti yaitu kakak, abang dan adik yang selalu memberikan dukungan, semangat, pelajaran, serta pemahaman mengenai pengalaman kehidupan yang menjadi ilmu bagi saya.

Kepada Bapak dan Ibu Dosen Program Studi Sistem Informasi Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau yang telah memberikan ilmu pengetahuan bermanfaat, pengalaman berharga, dan kebaikan yang tulus selama perkuliahan, peneliti ucapkan terima kasih banyak dan semoga menjadi amal jariyah. *Aamiin*.

Sahabat-sahabat terdekat yang tidak bisa peneliti sebutkan satu-persatu dan pastinya juga teman-teman seperjuangan, terima kasih berkat kalian masa perkuliahan menjadi lebih bermakna dan menyenangkan semoga di masa mendatang kita bisa bertemu lagi dalam keadaan yang lebih baik.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

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**
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.

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Alhamdulillahi Rabbil 'Alamin, Puji Syukur peneliti ucapkan kepada Allah *Subhanahu Wa Ta'alaa* yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya sehingga peneliti bisa menyelesaikan Tugas Akhir ini dengan hasil yang baik. Shalawat serta salam juga senantiasa dihadiahkan kepada Nabi Muhammad *Shallallahu 'Alaihi Wa Sallam* dengan mengucapkan *Allahumma Sholli'ala Sayyidina Muhammad Wa 'ala Ati Sayyidina Muhammad.*

Laporan ini disusun sebagai syarat untuk memperoleh gelar sarjana dan sebagai pembelajaran akademis maupun spiritual, peneliti mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang membantu dalam segala proses penelitian yang telah peneliti lakukan baik berupa materi maupun motivasi dan doa, untuk itu pada kesempatan ini peneliti mengucapkan terima kasih yang sangat mendalam kepada:

1. Ibu Prof. Dr. Hj. Leny Nofianti, MS., SE., M.Si., AK., CK sebagai Rektor Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau.
2. Ibu Dr. Yuslenita Muda, S.Si., M.Sc sebagai Dekan Fakultas Sains dan Teknologi.
3. Ibu Angraini, S.Kom., M.Eng., Ph.D sebagai Ketua Program Studi Sistem Informasi sekaligus Pembimbing Akademik yang selalu memberikan arahan selama masa perkuliahan.
4. Ibu Dr. Rice Novita, S.Kom., M.Kom sebagai Sekretaris Program Studi Sistem Informasi, dan juga sebagai Dosen Pembimbing Tugas akhir peneliti yang selalu memberikan arahan serta ilmu pengalaman dan waktu yang dimiliki untuk membantu peneliti dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini.
5. Bapak Nesdi Evrilyan Rozanda, S.Kom., M.Sc sebagai Ketua Sidang yang telah meluangkan waktunya untuk melaksanakan Sidang Tugas Akhir peneliti dan memberikan arahan tambahan terkait penelitian ini.
6. Ibu Medyantiwi Rahmawita M, ST., M.Kom sebagai Dosen Pengaji I yang telah meluangkan waktunya dan membantu memberikan arahan tambahan terkait penelitian Tugas Akhir.
7. Ibu Mona Fronita, S.Kom., M.Kom sebagai Dosen Pengaji II yang telah meluangkan waktunya dan membantu memberikan arahan tambahan terkait penelitian Tugas Akhir.
8. Bapak dan Ibu Dosen Program Studi Sistem Informasi yang telah memberikan ilmunya kepada peneliti selama masa perkuliahan.



UN SUSKA RIAU

- © 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.
9. Kedua orang tua peneliti Ayahanda Syahrial dan Ibunda Salbetri yang selalu memberikan apapun yang peneliti butuhkan selama proses perkuliahan, memberikan doa, semangat, dan dukungan yang tiada henti agar peneliti dapat menyelesaikan studi S1 Peneliti.
10. Kakak, abang, dan adik peneliti yang membantu serta memberikan semangat dan motivasi hingga peneliti dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini.
11. Dinas Pertanian Kabupaten Solok yang telah bersedia mengizinkan peneliti untuk melakukan pengumpulan data awal dan wawancara terkait penelitian ini.
12. Teman-teman "Awal yang Baru" yang mendampingi dan menyemangati peneliti, serta memberikan nasehat dan tempat bagi peneliti untuk menyelesaikan Tugas Akhir.
13. Teman-teman Sisfo2B yang selalu saling mendukung dan memberi semangat selama masa perkuliahan hingga peneliti dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini.
14. Abang-abang dan kakak-kakak yang telah memberikan ilmu serta bimbingan selama proses perkuliahan.
15. Semua pihak yang ikut serta dalam proses penelitian yang tidak dapat peneliti sebutkan satu-persatu.

Terima kasih yang sangat mendalam, semoga segala kebaikan yang telah diberikan menjadi ladang pahala serta mendapatkan balasan dari Allah *Subhanahu Wa Ta'ala*. Semoga kita semua selalu mendapatkan kebahagiaan dan kesehatan, *Aamiin Ya Rabbal'aalamiin*. Peneliti menyadari bahwa penulisan Tugas Akhir ini masih banyak terdapat kekurangan dan jauh dari kata sempurna. Untuk itu kritik dan saran atau pertanyaan dapat diajukan melalui *e-mail* 12250311668@students.uin-suska.ac.id. Semoga laporan ini bermanfaat bagi kita semua. Akhir kata peneliti ucapan terima kasih.

Pekanbaru, 15 Januari 2026

Penulis,

IKHWAN ASH-SHIDDIQI

NIM. 12250311668



UIN SUSKA RIAU

PENERAPAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DENGAN PENDEKATAN GRAD-CAM UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN PADI

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.

IKHWAN ASH-SHIDDIQI
NIM: 12250311668

Tanggal Sidang: 07 Januari 2026

Periode Wisuda:

Program Studi Sistem Informasi
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau
Jl. Soebrantas, No. 155, Pekanbaru

ABSTRAK

Penyakit tanaman padi merupakan salah satu faktor utama yang menghambat produktivitas pangan global. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi otomatis penyakit daun padi menggunakan tiga arsitektur CNN, yaitu MobileNetV2, DenseNet121, dan NASNetMobile, serta membandingkan performa ketiganya dengan variasi *optimizer* AdamW, Nadam, dan RMSprop. Selain itu, metode *Explainable AI* (XAI) berbasis Grad-CAM diterapkan untuk memberikan visualisasi interpretatif terhadap keputusan model. Dataset yang digunakan mencakup empat kategori, yaitu Bacterial Blight, Blast, Brownspot, dan Tungro. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa arsitektur DenseNet121 dengan *optimizer* Nadam mencapai performa terbaik dengan akurasi sebesar 97%. MobileNetV2 menunjukkan efisiensi yang tinggi dengan akurasi 96% menggunakan RMSprop, sementara NASNetMobile dengan AdamW mencatatkan akurasi terendah pada angka 89% akibat kendala misklasifikasi pada fitur visual yang serupa. Implementasi Grad-CAM berhasil menunjukkan bahwa model berfokus pada area lesi daun yang relevan, sehingga meningkatkan transparansi dan kepercayaan pada sistem klasifikasi. Penelitian ini menyimpulkan bahwa penggunaan arsitektur dengan konektivitas padat dan *optimizer* adaptif sangat efektif untuk identifikasi penyakit padi secara akurat.

Kata Kunci: CNN, DenseNet121, Grad-CAM, MobileNetV2, NASNetMobile, Penyakit Padi.



UIN SUSKA RIAU

IMPLEMENTATION OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) WITH GRAD-CAM FOR RICE DISEASE CLASSIFICATION

**IKHWAN ASH-SHIDDIQI
NIM: 12250311668**

*Date of Final Exam: January 07th 2026
Graduation Period:*

*Department of Information System
Faculty of Science and Technology
State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau
Soebrantas Street, No. 155, Pekanbaru*

ABSTRACT

Rice plant diseases represent a significant factor hindering global food productivity. This study aims to develop an automated classification model for rice leaf diseases using three CNN architectures, namely MobileNetV2, DenseNet121, and NASNetMobile. While comparing their performance across three optimizers, such as AdamW, Nadam, and RMSprop. Additionally, an Explainable AI (XAI) method based on Grad-CAM was implemented to provide interpretative visualizations of the models' decision-making process. The dataset comprises four categories, such as Bacterial Blight, Blast, Brownspot, and Tungro. Experimental results indicate that the DenseNet121 architecture combined with the Nadam optimizer achieved the superior performance with an accuracy of 97%. MobileNetV2 demonstrated high efficiency, reaching 96% accuracy using RMSprop, whereas NASNetMobile with AdamW recorded the lowest accuracy at 89% due to misclassification challenges between similar visual features. The implementation of Grad-CAM successfully demonstrated that the models focused on relevant leaf lesion areas, thereby enhancing transparency and trust in the classification system. This study concludes that the use of architectures with dense connectivity paired with adaptive optimizers is highly effective for accurate rice disease identification.

Keywords: CNN, DenseNet121, Grad-CAM, MobileNetV2, NASNetMobile, Rice Disease.

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.

© Hak cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau



UN SUSKA RIAU

DAFTAR ISI

© Hak cipta milik UIN Sultan Syarif Kasim Riau	DAFTAR PERSETUJUAN	ii
	DAFTAR PENGESAHAN	iii
	DAFTAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL	iv
	DAFTAR PERNYATAAN	v
	DAFTAR PERSEMBAHAN	vi
	KATA PENGANTAR	vii
	ABSTRAK	ix
	ABSTRACT	x
	DAFTAR ISI	xi
	DAFTAR GAMBAR	xiv
	DAFTAR TABEL	xvi
	DAFTAR SINGKATAN	xvii
PENDAHULUAN		1
1.1 Latar Belakang		1
1.2 Perumusan Masalah		3
1.3 Batasan Masalah		3
1.4 Tujuan		3
1.5 Manfaat		4
1.6 Sistematika Penulisan		4
LANDASAN TEORI		6
2.1 Penyakit Tanaman Padi		6
2.1.1 Bacterial Blight		6
2.1.2 Blast		7
2.1.3 Brown Spot		8
2.1.4 Tungro		8

- 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.



2.2	<i>Deep Learning</i>	9
2.3	Convolutional Neural Network (CNN)	10
2.4	<i>Transfer Learning</i>	10
2.4.1	MobileNetV2	11
2.4.2	Arsitektur DenseNet121	12
2.4.3	Arsitektur NASNetMobile	13
2.4.4	Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM)	14
2.5	<i>Optimizers</i>	15
2.5.1	<i>Adaptive Moment Estimation</i> (AdamW)	16
2.5.2	Nesterov-accelerated Adaptive Moment Estimation (Nadam)	17
2.5.3	RMSprop	17
2.6	Python	18
2.7	Penelitian Terdahulu	18
3	METODOLOGI PENELITIAN	20
3.1	Tahap Perencanaan Penelitian	20
3.2	Tahap Pengumpulan Data	22
3.3	Tahap Preprocessing Data	22
3.4	Tahap Pengolahan Data	23
3.5	Tahap Analisis	25
3.6	Tahap Dokumentasi	25
4	ANALISIS DAN HASIL	26
4.1	Analisis Data	26
4.2	Preprocessing Data	27
4.2.1	Split Data	27
4.2.2	Resize Image	28
4.2.3	<i>Normalization</i>	28
4.2.4	Augmentation	29
4.3	Pemodelan dan Pelatihan Model <i>Deep Learning</i>	32
4.3.1	Pembuatan Model	33
4.3.2	Proses Pelatihan Model	35
4.4	Evaluasi Performa Model	42
4.5	Hasil Implementasi Pendekatan Grad-CAM	49
4.6	Implementasi Model Berbasis Web	54
4.7	<i>Comprehensive Analysis</i>	56

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.



UIN SUSKA RIAU

5 PENUTUP	57
5.1 Kesimpulan	57
5.2 Saran	57
DAFTAR PUSTAKA	
LAMPIRAN A SURAT IZIN PENGAMBILAN DATA	A - 1
LAMPIRAN B HASIL WAWANCARA	B - 1
LAMPIRAN C DOKUMENTASI	C - 1
LAMPIRAN D DATASET	D - 1



DAFTAR GAMBAR

2.1	Bacterial Blight	6
2.2	Blast	7
2.3	Brown Spot	8
2.4	Tungro	9
2.5	Contoh Penerapan CNN dalam Klasifikasi Gambar	10
2.6	Arsitektur Grad-CAM	15
3.1	Metodologi Penelitian	20
4.1	Visualisasi Dataset Penyakit Padi	27
4.2	Visualisasi Teknik CLAHE	28
4.3	<i>Rescaling</i> Gambar	29
4.4	Hasil Augmentasi <i>Rotate Image</i>	29
4.5	Hasil Augmentasi <i>Width & Height Shift</i>	30
4.6	Hasil Augmentasi <i>Zoom Image</i>	30
4.7	Hasil Augmentasi <i>Shear</i>	31
4.8	Hasil Augmentasi <i>Brightness</i>	31
4.9	Hasil Augmentasi <i>Horizontal & Vertical Flip</i>	32
4.10	Plot Model MobileNetV2	33
4.11	Plot Model DenseNet121	34
4.12	Plot Model NASNetMobile	35
4.13	Kurva Pelatihan MobileNetV2 dengan <i>Optimizer</i> AdamW	36
4.14	Kurva Pelatihan MobileNetV2 dengan <i>Optimizer</i> Nadam	36
4.15	Kurva Pelatihan MobileNetV2 dengan <i>Optimizer</i> RMSprop	37
4.16	Kurva Pelatihan Densenet121 dengan <i>Optimizer</i> AdamW	37
4.17	Kurva Pelatihan Densenet121 dengan <i>Optimizer</i> Nadam	38
4.18	Kurva Pelatihan Densenet121 dengan <i>Optimizer</i> RMSprop	39
4.19	Kurva Pelatihan NASNetMobile dengan AdamW	39
4.20	Kurva Pelatihan NASNetMobile dengan <i>Optimizer</i> Nadam	40
4.21	Kurva Pelatihan NASNetMobile dengan <i>Optimizer</i> RMSprop	41
4.22	Confussion Matrix MobileNetV2 dengan AdamW	42
4.23	Confussion Matrix MobileNetV2 dengan Nadam	43
4.24	Confussion Matrix MobileNetV2 dengan RMSprop	43
4.25	Confussion Matrix DenseNet121 dengan AdamW	44
4.26	Confussion Matrix DenseNet121 dengan Nadam	45

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.
- 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.



UN 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.

4.27 Confussion Matrix DenseNet121 dengan RMSprop	45
4.28 Confussion Matrix NASNetMobile dengan AdamW	46
4.29 Confussion Matrix NASNetMobile dengan Nadam	47
4.30 Confussion Matrix NASNetMobile dengan RMSprop	47
4.31 Visualisasi Grad-CAM Penyakit Bacterial Blight	50
4.32 Visualisasi Grad-CAM Penyakit Blast	51
4.33 Visualisasi Grad-CAM Penyakit Brown Spot	52
4.34 Visualisasi Grad-CAM Penyakit Tungro	53
4.35 Visualisasi Grad-CAM Penyakit Tungro	55
A.1 Surat Izin Pengambilan Data	A - 1
B.1 Hasil Wawancara Penelitian Halaman 1	B - 1
B.2 Hasil Wawancara Penelitian Halaman 2	B - 2
B.3 Hasil Wawancara Penelitian Halaman 3	B - 3
B.4 Hasil Wawancara Penelitian Halaman 4	B - 4
B.5 Hasil Wawancara Penelitian Halaman 5	B - 5
B.6 Hasil Wawancara Penelitian Halaman 6	B - 6
B.7 Hasil Wawancara Penelitian Halaman 7	B - 7
C.1 Dokumentasi Wawancara	C - 1
D.1 Dataset Gambar Daun Tanaman Padi	D - 1



UN SUSKA RIAU

DAFTAR TABEL

4.1	Distribusi Data Tiap Kelas	26
4.2	Distribusi Pembagian Data per Subset	27
4.3	Perbandingan Kinerja Model Berdasarkan <i>Optimizer</i>	41
4.4	Hasil Evaluasi Klasifikasi per Kelas	48
4.5	Hasil Prediksi Model terhadap Bacterial Blight	50
4.6	Hasil Prediksi Model terhadap Blast	51
4.7	Hasil Prediksi Model terhadap Brownspot	52
4.8	Hasil Prediksi Model terhadap Tungro	53

© 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.



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 SINGKATAN

AdamW	: Adaptive Moment Estimation with Weight Decay
AI	: Artificial Intelligence
BN	: Batch Normalization
BPS	: Badan Pusat Statistik
CAM	: Class Activation Mapping
CLAHE	: Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization
CNN	: Convolutional Neural Network
DenseNet	: Densely Connected Convolutional Network
DSLR	: Digital Single-Lens Reflex
GKG	: Gabah Kering Giling
Grad-CAM	: Gradient-weighted Class Activation Mapping
HOG	: Histogram of Oriented Gradients
LBP	: Local Binary Patterns
MobileNetV2	: Mobile Network Version 2
Nadam	: Nesterov-accelerated Adaptive Moment Estimation
NAG	: Nesterov Accelerated Gradient
NAS	: Neural Architecture Search
NASNet	: Neural Architecture Search Network
ReLU	: Rectified Linear Unit
RMSprop	: Root Mean Square Propagation
RTBV	: Rice Tungro Bacilliform Virus
RTSV	: Rice Tungro Spherical Virus
XAI	: Explainable Artificial Intelligence

**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 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Padi (*Oryza sativa*) memegang peranan penting dalam kontribusi ekonomi di Indonesia di bidang sektor pertanian. Beras yang dihasilkan oleh padi merupakan salah satu sumber pangan yang menjadi makanan pokok dengan konsumsi terbesar di Indonesia, sekaligus menjadi komoditas pangan utama banyak negara Asia lainnya (FAO, 2023). Namun, produktivitas tanaman padi seringkali menurun akibat serangan penyakit pada bagian daun yang disebabkan oleh jamur, bakteri, maupun virus. Serangan penyakit ini tidak hanya berdampak pada hasil panen, tetapi juga menimbulkan kerugian ekonomi bagi para petani (Bharman dkk., 2022).

Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik (BPS), produksi padi nasional pada tahun 2024 mencapai 53,14 juta ton Gabah Kering Giling (GKG), mengalami penurunan sebesar 1,55% dibandingkan tahun 2023 yang sebesar 53,98 juta ton GKG. Luas panen padi juga diperkirakan menurun menjadi sekitar 10,05 juta hektare, turun 1,64% dari tahun sebelumnya yang sebesar 10,21 juta hektare. Jika dikonversikan menjadi beras untuk konsumsi pangan penduduk, produksi beras pada 2024 diperkirakan sekitar 30,62 juta ton, mengalami penurunan sebesar 1,54% dibandingkan produksi beras di 2023 yang sebesar 31,10 juta ton (BPS, 2025).

Penurunan produksi padi ini disebabkan oleh berbagai faktor, termasuk serangan penyakit tanaman yang mengganggu pertumbuhan dan hasil panen. Beberapa penyakit utama yang sering menyerang daun padi antara lain bacterial blight, blast, brown spot, dan tungro. Bacterial blight disebabkan oleh bakteri *Xanthomonas oryzae* pv. *oryzae* yang menimbulkan bercak basah memanjang di tepi daun dan dapat menyebabkan penurunan hasil produksi hingga 80% (Ahad, Li, Song, dan Bhuiyan, 2023). Blast disebabkan oleh jamur *Pyricularia oryzae*, yang ditandai dengan bercak berwarna abu-abu yang menyebar dan menghancurkan jaringan daun (Maheswaran dkk., 2022). Brown spot muncul akibat infeksi jamur *Bipolaris oryzae* yang menyebabkan bercak cokelat tua dan meningkatkan jumlah gabah hampa (Shamshad, Rashid, Hameed, dan Imran Arshad, 2024). Sementara itu, tungro merupakan penyakit yang disebabkan oleh infeksi virus yang ditularkan oleh wereng hijau, ditandai dengan gejala daun menguning dari ujung dan pertumbuhan tanaman yang terhambat (Widiarta dkk., 2025).

Petani umumnya mengandalkan pengamatan visual langsung untuk mendekati penyakit padi. Identifikasi penyakit dilakukan berdasarkan gejala visual, mis-

alnya bercahaya basah pada bacterial blight, atau bintik cokelat pada brown spot. Namun, metode ini memiliki kendala keterbatasan pengalaman yang berpotensi menyebabkan diagnosa penyakit kurang tepat. Sebagian metode modern lain telah dikembangkan, seperti pemeriksaan laboratorium. Metode laboratorium memungkinkan diagnosis yang akurat, tetapi bersifat mahal, butuh waktu lama, dan tidak bisa diaplikasikan langsung di lapangan (Mohapatra, Tripathy, dan Patra, 2020).

Sementara itu, teknologi seperti kamera hiperspektral, drone (UAV), dan teknologi spektroskopi telah terbukti akurat dan mampu mendeteksi penyakit lebih awal. Namun, biaya tinggi dan kompleksitas implementasi membuat teknologi ini belum tersebar luas di kalangan petani tradisional (Chen dkk., 2024). Hal ini menegaskan bahwa pendekatan dini dan klasifikasi penyakit pada tanaman menjadi sangat penting untuk menjaga produktivitas dan kualitas pangan (Mohanty, Hughes, dan Salathé, 2016; Zhang dkk., 2025).

Dalam beberapa tahun terakhir, penerapan teknologi berbasis Artificial Intelligence (AI), khususnya *deep learning* telah banyak digunakan untuk mengatasi berbagai permasalahan di bidang pertanian, termasuk klasifikasi penyakit tanaman (Bharman dkk., 2022). Salah satu pendekatan *deep learning* yang populer adalah Convolutional Neural Network (CNN), karena kemampuannya dalam mengenali pola visual pada citra dengan akurasi tinggi. CNN mampu melakukan klasifikasi berdasarkan fitur-fitur visual yang tidak mudah dikenali oleh manusia (Rawat dan Wang, 2017).

Beberapa penelitian sebelumnya telah berhasil menerapkan CNN untuk klasifikasi penyakit tanaman padi. Misalnya, penelitian oleh Shohanur Islam yang mengembangkan kerangka kerja dengan menggunakan arsitektur CNN seperti ResNet50, VGG16, dan MobileNetV3-Small untuk meningkatkan akurasi klasifikasi penyakit daun padi (Sobuj, Hossen, Mahmud, dan Khan, 2024). Selain itu, penelitian oleh Fuadi dan Suharso (2022) dilakukan perbandingan antara arsitektur MobileNet dan NASNetMobile dalam klasifikasi citra daun tanaman kentang. Hasil penelitian menunjukkan bahwa MobileNet memiliki kecepatan pelatihan yang lebih baik, sementara NASNetMobile unggul dalam hal akurasi. Studi ini menunjukkan bahwa pemilihan arsitektur CNN memiliki dampak signifikan terhadap performa sistem klasifikasi.

Namun, penelitian dengan CNN tersebut bersifat seperti black-box yang tidak menjelaskan secara langsung bagian mana dari citra yang mempengaruhi keputusan klasifikasi (Samek, Wiegand, dan Müller, 2017). Hal ini menjadi tantangan, terutama dalam bidang pertanian interpretabilitas sangat penting untuk mem-

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.



bantu pengguna memahami alasan di balik hasil prediksi (Arrieta dkk., 2020). Untuk mengatasi masalah ini, pendekatan Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM) digunakan untuk memberikan visualisasi berupa heatmap yang menunjukkan area penting dari citra yang memengaruhi hasil klasifikasi oleh CNN (Ferentinos, 2018; Selvaraju dkk., 2017).

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi penyakit pada tanaman padi menggunakan CNN dengan tiga arsitektur, yaitu MobileNetV2, DenseNet121, dan NASNetMobile, serta memberikan interpretasi hasil klasifikasi menggunakan Grad CAM.

1.2 Perumusan Masalah

Bagaimana menerapkan CNN dengan pendekatan Grad-CAM untuk klasifikasi penyakit tanaman padi?

1.3 Batasan Masalah

Agar penelitian ini terfokus dan terarah, maka batasan masalah ditetapkan sebagai berikut:

1. Penelitian hanya fokus pada perbandingan performa klasifikasi penyakit daun tanaman padi berbasis citra (gambar).
2. Dataset yang digunakan merupakan dataset sekunder yang diambil dari <https://www.kaggle.com/datasets/nirmalsankalana/rice-leaf-disease-image> dengan pembagian ke dalam 4 kelas, yaitu bacterial blight, blast, brown spot, dan tungro dengan jumlah data sebanyak 5932 gambar.
3. Arsitektur CNN dalam penelitian ini terbatas pada MobileNetV2, DenseNet121, dan NASNetMobile.
4. Metode *Explainable AI* (XAI) yang digunakan adalah Grad-CAM untuk visualisasi area penting pada gambar.

1.4 Tujuan

Tujuan tugas akhir ini adalah:

1. Membangun model klasifikasi penyakit tanaman padi menggunakan tiga arsitektur CNN, yaitu MobileNetV2, DenseNet121, dan NASNetMobile.
2. Membandingkan performa ketiga arsitektur CNN berdasarkan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score.
3. Menerapkan metode XAI dengan pendekatan Grad-CAM untuk memberikan visualisasi interpretatif terhadap hasil klasifikasi model.



1.5 Manfaat

- © Hak cipta milik UIN Suska Riau
- Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang
1. Memberikan gambaran mengenai penerapan arsitektur CNN seperti MobileNetV2, DenseNet121, dan NASNetMobile dalam klasifikasi penyakit tanaman padi berbasis citra digital.
 2. Menyajikan hasil perbandingan performa dari beberapa arsitektur CNN dan *optimizer* yang dapat digunakan sebagai acuan dalam pengembangan penelitian serupa.
 3. Membantu dalam memahami area citra yang berpengaruh terhadap hasil klasifikasi dengan menggunakan pendekatan Grad-CAM yang menampilkan visualisasi bagian terkena penyakit.
 4. Memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem deteksi penyakit tanaman berbasis *deep learning* yang efisien dan dapat dijelaskan, khususnya dalam bidang pertanian digital.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan laporan adalah sebagai berikut:

BAB 1. PENDAHULUAN

Dalam bab ini peneliti menjelaskan mengenai latar belakang deteksi penyakit padi, rumusan masalah, batasan masalah terkait ruang lingkup data dan model, tujuan penelitian, manfaat penelitian, serta sistematika penulisan.

BAB 2. LANDASAN TEORI

Bab ini memaparkan teori-teori yang berasal dari jurnal ilmiah, prosiding, buku, serta studi pustaka yang digunakan sebagai dasar penelitian. Penjelasan difokuskan pada literatur penyakit padi, arsitektur *Deep Learning*, *optimizer*, serta konsep Grad-CAM untuk interpretabilitas model.

BAB 3. METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menguraikan kerangka kerja penelitian yang sistematis, meliputi tahapan perencanaan, pengumpulan data, pra-pemrosesan data (*preprocessing*), perancangan arsitektur model *Deep Learning*, proses pelatihan (*training*), skenario pengujian model, hingga tahap dokumentasi.

BAB 4. ANALISIS DAN HASIL

Pada bagian ini menyajikan tahap pengolahan data hingga hasil penelitian yang telah dilakukan serta pembahasannya secara rinci. Penjelasan mencakup evaluasi performa model-model yang diuji serta analisis visualisasi menggunakan Model Grad-CAM untuk memvalidasi area pada citra padi yang menjadi dasar

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 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.



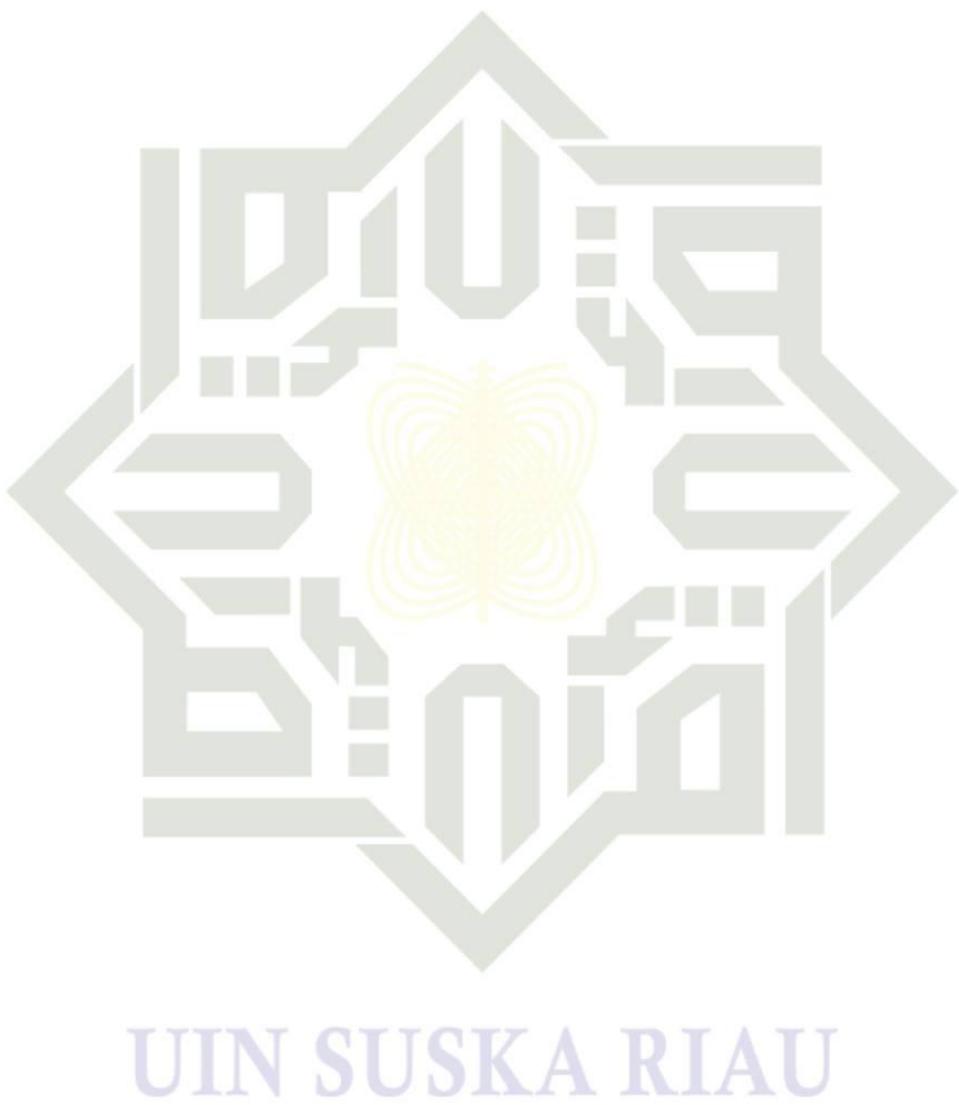
UIN SUSKA RIAU

pengambilan keputusan oleh model.

BAB 5. PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan dan saran dari hasil penelitian yang telah dilakukan dari awal hingga akhir. Bagian ini merangkum temuan utama mengenai efektivitas model *Deep Learning* dalam mendeteksi penyakit padi serta memberikan rekomendasi untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

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

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**LANDASAN TEORI****2.1 Penyakit Tanaman Padi**

Tanaman padi dalam bahasa latin disebut sebagai *Oryza sativa* merupakan komoditas utama di berbagai negara Asia, termasuk Indonesia, sangat rentan terhadap serangan penyakit daun (FAO, 2024). Penyakit-penyakit ini dapat mengganggu proses fotosintesis, mempercepat kematian jaringan tanaman, serta menurunkan kualitas dan kuantitas hasil panen. Beberapa penyakit yang paling umum menyerang daun padi adalah bacterial blight, blast, brown spot, dan tungro (Tiwari dan Vora, 2024).

2.1.1 Bacterial Blight

Bacterial blight merupakan salah satu penyakit penting pada tanaman padi yang disebabkan oleh bakteri *Xanthomonas oryzae* pv. *oryzae*. Penyakit ini banyak ditemukan di daerah tropis dan subtropis, termasuk Asia Tenggara, yang merupakan sentra produksi padi dunia. Gejala awal infeksi ditandai dengan munculnya bercak berair memanjang pada tepi daun yang kemudian berubah menjadi warna kekuningan hingga keputihan (Sana dkk., 2010). Seiring perkembangan penyakit, bercak tersebut meluas dan menyebabkan helaihan daun mengering dari ujung ke pangkal. Kondisi ini biasanya diperparah oleh curah hujan tinggi, suhu yang hangat, serta praktik irigasi percikan yang memudahkan penyebaran inokulum antar tanaman (NIÑO-LIU, Ronald, dan Bogdanov, 2006). Berikut contoh tanaman padi dengan penyakit bacterial blight menurut Muflihayati dan Maulina (2021) pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1. Bacterial Blight

Dari sisi fisiologis, infeksi bacterial blight dapat menurunkan kandungan klorofil dan laju fotosintesis bersih (P_n) pada tanaman padi. Studi terbaru melaporkan bahwa infeksi berat mampu mengurangi efisiensi fotokimia fotosistem II hingga 40%, yang berdampak pada menurunnya kemampuan tanaman menghasilkan energi untuk pertumbuhan (Zhong, Xu, dan Rao, 2024). Selain itu, bakteri ini juga menyerang jaringan pembuluh, mengganggu transportasi air dan nutrisi ke bagian daun, serta memicu stres oksidatif yang mempercepat kematian jaringan (Perez-Quintero dan Szurek, 2019). Secara agronomis, kerugian akibat serangan berat dapat mencapai 50–75% hasil panen pada varietas yang rentan (Sayekti, Purwati, dan Lestari, n.d.). Upaya pengendalian penyakit ini meliputi penggunaan varietas tahan, rotasi tanaman, sanitasi lahan, serta pengendalian biologis menggunakan mikroba antagonis yang potensial, seperti *Pantoea spp.* (Yasmin dkk., 2017).

2.1.2 Blast

Blast pada padi disebabkan oleh jamur *Magnaporthe oryzae*, yang menjadi salah satu patogen tanaman paling merusak di dunia (Fernandez dan Orth, 2018). Gejala awal berupa bercak berwarna abu-abu sampai coklat keabuan dengan tepi gelap pada daun, kemudian lesi dapat menyebar ke batang, malai, dan leher malai (*neck blast*) ketika kondisi lingkungan mendukung, seperti kelembapan tinggi dan suhu sedang (Lee, Park, Kim, dan Lee, 2025). Infeksi blast menyebabkan gangguan pada struktur daun, termasuk nekrosis lokal, yang mengurangi kemampuan daun untuk menangkap cahaya dan melakukan fotosintesis secara efektif. Berikut contoh tanaman padi dengan penyakit blast menurut Muflihayati dan Maulina (2021) pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2. Blast

Secara agronomis, blast dapat mengurangi hasil panen padi signifikan, ter-

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.

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.

gantung varietas dan tingkat keparahan serangan. Studi Yeon dkk. (2025) melaporkan bahwa blast dapat menyebabkan kehilangan hasil antara 10% hingga 35% di berbagai negara terdampak jika tidak dikendalikan sedini mungkin. Selain itu, varietas yang kurang tahan, penggunaan pupuk nitrogen berlebihan, dan kondisi iklim yang lembap memperburuk penyebaran penyakit ini (Khadka dkk., 2025). Strategi pengendalian meliputi penggunaan varietas tahan blast, aplikasi fungisida, rotasi tanaman, pengaturan jarak tanam dan waktu tanam, serta praktik pengelolaan air dan kelembapan di lapangan (Agbowuro, Afolabi, Olamiriki, dan Awoyemi, 2020).

2.1.3 Brown Spot

Brown spot merupakan penyakit penting pada padi yang disebabkan oleh jamur *Bipolaris oryzae* atau *Cochliobolus miyabeanus*. Gejalanya berupa bercak bulat hingga oval dengan pusat cokelat terang dan tepi cokelat tua, biasanya muncul sejak fase vegetatif namun lebih jelas pada fase generatif, terutama di lahan dengan kelembapan tinggi atau miskin hara, seperti kekurangan nitrogen, kalium, dan silikon (Sunder, Singh, dan Agarwal, 2014). Infeksi tidak hanya menyerang daun, tetapi juga malai dan gabah, yang berdampak pada penurunan kualitas dan kuantitas hasil panen. Penelitian terbaru menegaskan bahwa penyakit ini tetap menjadi ancaman serius dengan potensi kehilangan hasil hingga 10–45%, karena patogen mampu bertahan dalam benih dan sisa jerami sehingga berfungsi sebagai inokulum utama pada musim tanam berikutnya (Bhutia et al., 2025). Berikut contoh tanaman padi dengan penyakit blast menurut Muflihayati dan Maulina (2021) pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3. Brown Spot

2.1.4 Tungro

Tungro adalah penyakit virus yang disebabkan oleh dua virus utama, yaitu *Rice Tungro Bacilliform Virus* (RTBV) dan *Rice Tungro Spherical Virus* (RTSV),

yang ditularkan oleh wereng hijau (*Nephrotettix virescens*) secara semi-persisten (Azzam dan Chancellor, 2002). Gejala umum penyakit ini mencakup daun yang menguning dari ujung ke pangkal, tanaman menjadi kerdil, produksi anakan menuun, serta malai terbentuk tidak penuh. Di Indonesia, penyakit tungro termasuk salah satu yang memberikan dampak signifikan, dengan potensi kehilangan hasil yang mencapai 5-10% dalam kondisi tertentu, terutama di wilayah dengan praktik tanam yang tidak serempak, varietas yang rentan, serta pengelolaan hara yang kurang optimal (Widiarta dkk., 2025). Berikut contoh tanaman padi dengan penyakit tungro menurut Muflihayati dan Maulina (2021) pada Gambar 2.4



Gambar 2.4. Tungro

2.2 Deep Learning

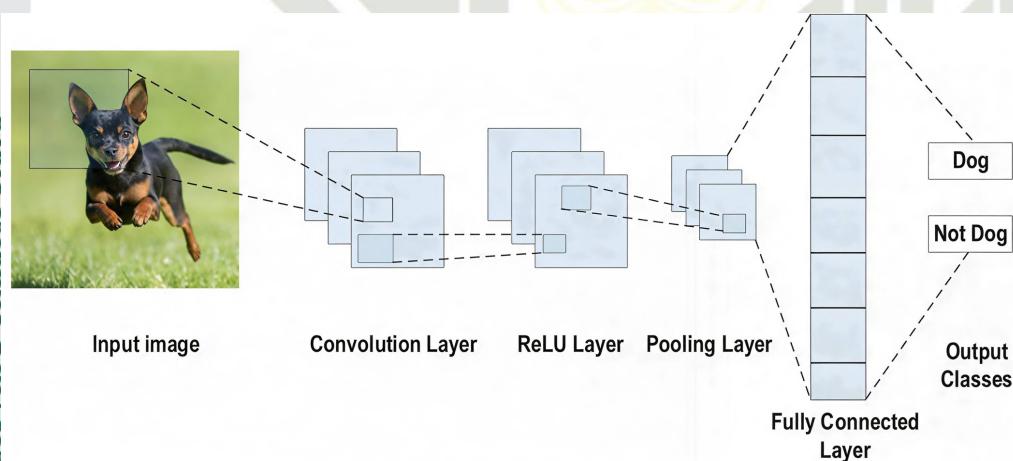
Deep learning adalah teknik pembelajaran mesin yang memakai jaringan saraf tiruan dengan banyak lapisan (*Deep Neural Networks*) untuk belajar representasi fitur dari data secara otomatis tanpa perlu rekayasa fitur manual. Model-model ini memproses data mentah (misalnya gambar, suara, teks) melalui lapisan-lapisan konvolusi, pooling, dan aktivasi untuk menangkap pola kompleks. *Deep learning* telah digunakan secara luas dan terbukti mampu mencapai akurasi tinggi dalam berbagai domain, seperti pengenalan citra, analisis sinyal, dan sistem prediksi (Alzubaidi dkk., 2021).

Kelebihan dari *deep learning* antara lain kemampuan generalisasi pada data besar, otomatisasi ekstraksi fitur, dan performa tinggi pada tugas-tugas sulit; sedangkan tantangan utamanya meliputi kebutuhan komputasi besar, risiko overfitting, kebutuhan data pelatihan yang banyak, dan kurangnya interpretabilitas model (Prigka dan Dritsas, 2025; Zhao dkk., 2024).

2.3 Convolutional Neural Network (CNN)

CNN merupakan salah satu arsitektur *deep learning* yang dirancang khusus untuk menganalisis data berbentuk grid, seperti citra dua dimensi. CNN bekerja dengan menggunakan operasi konvolusi yang mengekstraksi fitur spasial dari citra, mulai dari pola sederhana seperti garis dan sudut pada lapisan awal hingga pola kompleks pada lapisan yang lebih dalam (Albawi, Mohammed, dan Al-Zawi, 2017). Komponen utama dalam CNN meliputi lapisan konvolusi untuk ekstraksi fitur, lapisan pooling untuk mereduksi dimensi dan mencegah overfitting, serta lapisan fully connected yang menghubungkan fitur dengan output klasifikasi.

Keunggulan CNN dibandingkan model jaringan saraf tradisional terletak pada kemampuannya melakukan shared weights dan local connectivity, sehingga jumlah parameter yang dilatih lebih sedikit dan efisiensi komputasi meningkat. Berbagai penelitian telah membuktikan efektivitas CNN dalam pengenalan citra, deteksi objek, segmentasi, hingga aplikasi medis (Gu dkk., 2018). Meskipun demikian, CNN memiliki tantangan seperti kebutuhan data pelatihan yang besar, kebutuhan komputasi tinggi, serta kesulitan dalam interpretasi hasil prediksi. Untuk mengatasi hal ini, banyak studi terbaru mengintegrasikan CNN dengan teknik *transfer learning*, data augmentation, serta metode interpretabilitas seperti Grad-CAM (Alzubaidi dkk., 2021). Contoh penerapan CNN dapat dilihat pada Gambar 2.5.



Gambar 2.5. Contoh Penerapan CNN dalam Klasifikasi Gambar

2.4 Transfer Learning

Transfer learning adalah pendekatan dalam pembelajaran mesin yang memanfaatkan pengetahuan yang diperoleh dari suatu model yang telah dilatih pada domain atau tugas tertentu untuk diaplikasikan pada domain atau tugas lain yang

masih memiliki keterkaitan. Pada *deep learning*, hal ini biasanya dilakukan dengan menggunakan pre-trained model yang telah dilatih pada dataset besar, seperti ImageNet, kemudian disesuaikan dengan dataset target yang lebih kecil. Dengan cara ini, *transfer learning* dapat mempercepat proses pelatihan, mengurangi kebutuhan data berukuran besar, serta meningkatkan kinerja model pada tugas spesifik (Weiss, Khoshgoftaar, dan Wang, 2016; Zhuang dkk., 2020).

Terdapat dua strategi umum dalam *transfer learning*, yaitu feature extraction dan fine-tuning. Pada feature extraction, lapisan awal dari model pra-latih dipertahankan untuk mengekstraksi fitur umum, sementara lapisan akhir diganti dan dilatih kembali untuk menyesuaikan dengan tugas baru. Sebaliknya, pada fine-tuning, sebagian atau seluruh bobot model diperbarui agar lebih sesuai dengan karakteristik data target. Meskipun efektif, *transfer learning* juga menghadapi tantangan seperti negative transfer, yaitu ketika pengetahuan dari domain sumber tidak relevan sehingga justru menurunkan performa model (Jiang, Shu, Wang, dan Long, 2022; Wu dan He, 2025).

2.4.1 MobileNetV2

MobileNetV2 diperkenalkan oleh (Sandler, Howard, Zhu, Zhmoginov, dan Chen, 2018) sebagai pengembangan dari MobileNetV1 untuk menghadirkan arsitektur CNN yang efisien namun tetap akurat. Desain utama arsitektur ini adalah penggunaan inverted residual block dengan linear bottleneck, serta depthwise separable convolution untuk mengurangi jumlah parameter dan komputasi. Pendekatan ini membuat MobileNetV2 sangat sesuai untuk aplikasi pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya seperti ponsel pintar dan edge devices (Howard dkk., 2019; Sandler dkk., 2018).

Struktur dasar blok pada MobileNetV2 dimulai dengan tahap ekspansi kanal menggunakan konvolusi 1×1 , dilanjutkan dengan depthwise convolution 3×3 , lalu diprojeksikan kembali ke dimensi kanal yang lebih kecil menggunakan konvolusi 1×1 . Fungsi aktivasi ReLU6 hanya digunakan pada tahap ekspansi dan depthwise, sementara tahap proyeksi tetap linear agar informasi penting tidak hilang.

Secara matematis, proses dalam satu blok inverted residual dapat ditulis sebagai:

$$y = W_p f_d w(f_R \text{ReLU6}(W_e x)) \quad (2.1)$$

Keterangan rumus:

- W_e : bobot konvolusi 1×1 pada tahap ekspansi



- 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.

- f_{dw} : depthwise convolution 3×3
- W_p : bobot konvolusi 1×1 pada tahap proyeksi
- f_{ReLU6} : fungsi aktivasi ReLU6

Jika input dan output memiliki dimensi yang sama, digunakan shortcut connection untuk memperkuat propagasi gradien:

$$z = x + y \quad (2.2)$$

Berbagai penelitian menunjukkan keunggulan MobileNetV2 dibandingkan arsitektur ringan lain, terutama dalam hal efisiensi komputasi. Misalnya, penelitian oleh (Sandler dkk., 2018) menegaskan bahwa penggunaan *inverted residuals* dan *linear bottlenecks* membuat MobileNetV2 lebih efisien dibandingkan arsitektur konvensional. Selanjutnya, studi terbaru menunjukkan penerapan MobileNetV2 pada berbagai domain, seperti pengenalan bahasa isyarat secara real-time dengan hasil yang akurat meski dijalankan pada perangkat dengan sumber daya terbatas (Jagtap, Jadhav, Temkar, dan Deshmukh, 2024). Penelitian lain juga menunjukkan keberhasilan MobileNetV2 dalam klasifikasi citra penginderaan jauh (*remote sensing*), yang menegaskan fleksibilitasnya dalam *transfer learning* untuk berbagai jenis data visual (Zaid, Mohammed, dan Sumari, 2025). Selain itu, implementasi MobileNetV2 pada sistem pengawasan berbasis edge computing juga memperlihatkan kinerja yang stabil dengan latensi rendah (Sajjanar, 2025).

2.4.2 Arsitektur DenseNet121

DenseNet121 merupakan salah satu varian dari Densely Connected Convolutional Networks yang diperkenalkan oleh (Huang, Liu, Van Der Maaten, dan Weinberger, 2017). Ide utama arsitektur ini adalah dense connectivity, yaitu setiap lapisan menerima masukan (input) dari seluruh lapisan sebelumnya dan meneruskan hasil keluarannya ke seluruh lapisan setelahnya. Dengan pendekatan ini, masalah vanishing gradient dapat diminimalisasi, parameter model menjadi lebih efisien, serta terjadi feature reuse yang lebih optimal (Huang dkk., 2017).

DenseNet121 terdiri dari beberapa dense block dan transition layer. Pada setiap dense block, setiap layer melakukan operasi *batch normalization* (BN) \rightarrow *Rectified Linear Unit* (ReLU) \rightarrow conv(1×1) \rightarrow BN \rightarrow ReLU \rightarrow conv(3×3). Output dari setiap layer akan digabungkan (*concatenate*) dengan semua output sebelumnya. Sedangkan transition layer terdiri atas 1×1 convolution yang diikuti 2×2



average pooling untuk mengurangi dimensi. Arsitektur DenseNet121 memiliki total 121 lapisan, dengan distribusi layer pada tiap dense block adalah 6, 12, 24, dan 16.

Secara matematis, output dari lapisan ke-121 dalam sebuah dense block dirumuskan sebagai:

$$x_l = H_l([x_0, x_1, \dots, x_{l-1}]) \quad (2.3)$$

Keterangan rumus:

- $[\cdot]$: operasi concatenation
- $H_l(\cdot)$: fungsi transformasi berupa urutan BN \rightarrow ReLU \rightarrow Conv

Sedangkan untuk transition layer:

$$x_{tran} = \text{AvgPool}_{2 \times 2}(\text{Conv}_{1 \times 1}(x_{in})) \quad (2.4)$$

Keunggulan utama DenseNet121 adalah kemampuannya menggunakan parameter yang relatif sedikit dibandingkan model dalam ukuran serupa, sekaligus meningkatkan propagasi gradien selama pelatihan. Hal ini menjadikan DenseNet121 sangat populer dalam aplikasi klasifikasi citra medis, pertanian, maupun pengenalan objek pada dataset skala besar.

Selain karakteristik struktural, aplikasi dan modifikasi DenseNet121 juga banyak dibahas dalam literatur terkini. Misalnya, ScaledDenseNet menggunakan konsep compound scaling untuk menyeimbangkan kedalaman, lebar, dan resolusi input untuk meningkatkan akurasi pada dataset medis dengan biaya komputasi yang masih praktis (Kanawade dkk., 2023). Review oleh T. Zhou dkk. (2022) juga mengkaji varian-varian DenseNet dan penerapannya dalam analisis citra medis serta deteksi objek, menekankan bahwa desain DenseNet ideal untuk tugas-tugas dengan fitur visual yang kompleks karena efisiensi parameter dan reuse fitur yang tinggi.

2.4.3 Arsitektur NASNetMobile

NASNetMobile merupakan varian ringan dari arsitektur *Neural Architecture Search Network* (NASNet) yang diperkenalkan oleh Zoph, Vasudevan, Shlens, dan Le (2018). NASNet sendiri dikembangkan menggunakan pendekatan *Neural Architecture Search* (NAS), yaitu metode otomatis yang merancang arsitektur jaringan dengan memanfaatkan algoritma pencarian berbasis *reinforcement learning*. Dalam desainnya, NASNet terdiri atas dua jenis cell utama, yaitu normal cell

- a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan laporan, penulisan karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.



yang mempertahankan dimensi spasial input, dan reduction cell yang menurunkan dimensi spasial sambil meningkatkan jumlah kanal. NASNetMobile mengadopsi konsep yang sama dengan NASNetLarge, tetapi dengan jumlah parameter yang lebih sedikit, sehingga lebih efisien untuk dijalankan pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya komputasi seperti smartphone atau embedded system.

Secara matematis, keluaran dari sebuah cell NASNet dapat dituliskan sebagai

$$y = \sum_{(i,j) \in \mathcal{G}} op_{i,j}(x_i) \quad (2.5)$$

Dengan \mathcal{G} adalah graf hasil pencarian, $op_{i,j}$ merupakan operasi yang dipilih (misalnya konvolusi, pooling, atau skip connection), dan x_i adalah input dari node sebelumnya. Rumus ini menunjukkan bahwa hasil keluaran cell merupakan kombinasi dari berbagai operasi yang dipilih secara otomatis oleh algoritma NAS.

NASNetMobile dirancang agar lebih hemat memori dan waktu pelatihan dibandingkan NASNetLarge, namun tetap mempertahankan akurasi yang kompetitif. Pada eksperimen di dataset ImageNet, NASNetMobile terbukti menghasilkan performa lebih baik dibandingkan arsitektur manual dengan ukuran parameter serupa (Zoph dkk., 2018). Penelitian lain juga menegaskan bahwa NASNetMobile menjadi salah satu arsitektur populer untuk skenario *transfer learning* pada klasifikasi citra medis maupun pertanian karena keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi (Elsken, Metzen, dan Hutter, 2019; Tan dan Le, 2019).

2.4.4 Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM)

CNN memiliki kemampuan representasi fitur yang kuat, namun sering dipandang sebagai black-box model. Untuk meningkatkan interpretabilitas, B. Zhou, Khosla, Lapedriza, Oliva, dan Torralba (2016) memperkenalkan Class Activation Mapping (CAM) sebagai metode awal untuk memvisualisasikan area citra yang berkontribusi pada prediksi. Metode ini kemudian dikembangkan lebih lanjut oleh Selvaraju dkk. (2017) menjadi Grad-CAM, yang bersifat lebih umum karena dapat diterapkan pada berbagai arsitektur CNN tanpa perlu modifikasi struktur jaringan. Grad-CAM bekerja dengan memanfaatkan gradien dari skor kelas target terhadap fitur map konvolisional terakhir. Bobot kontribusi tiap saluran (*channel*) fitur dihitung dengan cara melakukan rata-rata spasial dari gradien tersebut. Secara matematis, bobot α_k^c untuk saluran ke- k pada kelas c didefinisikan sebagai:

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.

$$\alpha_k^c = \frac{1}{Z} \sum_i \sum_j \frac{\partial y^c}{\partial A_{ij}^k} \quad (2.6)$$

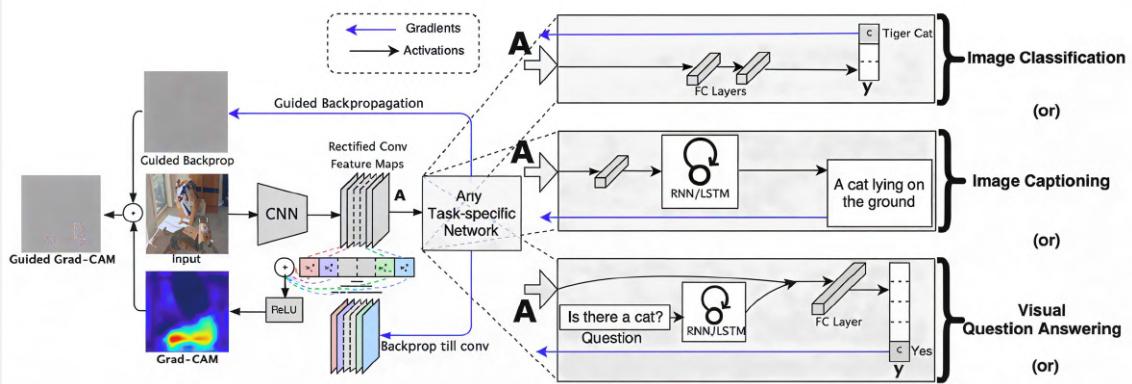
dengan:

- y^c : skor prediksi untuk kelas c
- A_{ij}^k : aktivasi pada posisi (i, j) dari saluran fitur ke- k ,
- Z : jumlah posisi spasial (normalisasi).

Peta Grad-CAM untuk kelas ccc kemudian diperoleh dengan menggabungkan semua saluran fitur menggunakan bobot α_k^c , lalu menerapkan fungsi ReLU untuk menekankan kontribusi positif terhadap prediksi:

$$L_{\text{Grad-CAM}}^c = \text{ReLU} \left(\sum_k \alpha_k^c A^k \right) \quad (2.7)$$

ReLU digunakan untuk mempertahankan hanya kontribusi positif pada prediksi, sehingga peta yang dihasilkan menyoroti area yang paling relevan dengan kelas target. Dengan demikian, Grad-CAM menyediakan mekanisme interpretasi yang intuitif terhadap keputusan model CNN, sekaligus meningkatkan transparansi dalam penggunaan *deep learning*. Berikut alur arsitektur Grad-CAM menurut Selvaraju dkk. (2017) dapat dilihat pada Gambar 2.6.



Gambar 2.6. Arsitektur Grad-CAM

2 Optimizers

Optimizer adalah algoritma yang digunakan untuk memperbarui bobot jaringan saraf berdasarkan gradien dari fungsi kerugian agar model dapat mencapai konvergensi yang optimal. Secara umum, *optimizer* merupakan pengembangan



dari *gradient descent* dengan berbagai strategi adaptif untuk mempercepat pelatihan, meningkatkan stabilitas, serta mengatasi masalah seperti *vanishing gradient* dan sensitivitas terhadap *learning rate*. Beberapa *optimizer* yang populer dalam *deep learning* adalah AdamW, Nadam, dan RMSProp, yang menggunakan informasi gradien masa lalu untuk menyesuaikan pembaruan parameter secara dinamis (Bottou et al., 2018; Ruder, 2017).

2.5.1 Adaptive Moment Estimation (AdamW)

AdamW adalah *optimizer* yang mengombinasikan keunggulan dari Momentum dan RMSProp dengan melakukan estimasi rata-rata pertama (*mean*) dan rata-rata kedua (*uncentered variance*) dari gradien. AdamW memanfaatkan dua parameter, yaitu m_t sebagai estimasi momentum dan v_t sebagai estimasi varians gradien, sehingga pembaruan parameter dapat beradaptasi dengan gradien lokal.

Rumus pembaruan AdamW dituliskan sebagai berikut (Adam dkk., 2014; Ruder, 2016).

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t \quad (2.8)$$

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2 \quad (2.9)$$

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t}, \quad \hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t} \quad (2.10)$$

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \eta \frac{\hat{m}_t}{\sqrt{\hat{v}_t} + \epsilon} \quad (2.11)$$

Keterangan:

- g_t : gradien pada iterasi ke- t
- β_1, β_2 : faktor eksponensial untuk rata-rata, biasanya 0.9 dan 0.999
- ϵ : nilai kecil untuk mencegah pembagian dengan nol

AdamW populer karena memberikan konvergensi cepat, relatif stabil, dan bekerja baik pada dataset besar maupun parameter dengan gradien jarang (*sparse gradients*).

2.5.2 Nesterov-accelerated Adaptive Moment Estimation (Nadam)

Nadam merupakan pengembangan dari Adam yang mengintegrasikan konsep *Nesterov Accelerated Gradient* (NAG) ke dalam mekanisme pembaruan bobot. Perbedaannya dengan Adam terletak pada cara momentum dihitung. Pada Adam, pembaruan bobot didasarkan pada estimasi momentum standar, sedangkan pada Nadam, gradien diperkirakan terlebih dahulu pada posisi yang akan dituju (*look-ahead*), sehingga menghasilkan pembaruan yang lebih adaptif dan akurat (Ruder, 2016).

Rumus pembaruan Nadam dapat dituliskan sebagai berikut:

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t \quad (2.12)$$

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t} \quad (2.13)$$

$$\hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t}, \quad v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2 \quad (2.14)$$

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \eta \left(\frac{\beta_1 \hat{m}_t + \frac{1 - \beta_1}{1 - \beta_1^t} g_t}{\sqrt{\hat{v}_t} + \epsilon} \right) \quad (2.15)$$

Dengan penambahan prediksi gradien ke depan, Nadam sering kali menghasilkan konvergensi lebih cepat dibandingkan Adam, terutama pada model dengan data berukuran besar atau yang membutuhkan stabilitas tinggi dalam proses pelatihan.

2.5.3 RMSprop

RMSprop adalah algoritma optimisasi yang dikembangkan untuk mengatasi kelemahan Adagrad, yaitu laju pembelajaran (*learning rate*) yang menurun terlalu cepat. RMSprop bekerja dengan menyimpan rata-rata bergerak eksponensial dari kuadrat gradien, sehingga dapat menyeimbangkan laju pembelajaran dan mempertahankan stabilitas selama proses pelatihan (Hinton, Srivastava, dan Swersky, 2012).

Rumus pembaruan RMSprop (Ruder, 2017) adalah sebagai berikut:

- 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 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.

$$E[g^2]_t = \gamma E[g^2]_{t-1} + (1 - \gamma) g_t^2 \quad (2.16)$$

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \frac{\eta}{\sqrt{E[g^2]_t + \epsilon}} g_t \quad (2.17)$$

Keterangan:

- g_t : gradien pada iterasi ke- t
- γ : faktor decay (biasanya 0.9)
- η : learning rate
- ϵ : konstanta kecil untuk menghindari pembagian nol

RMSProp banyak digunakan dalam pelatihan jaringan dalam seperti RNN dan CNN karena mampu menjaga laju pembelajaran tetap stabil pada permukaan kerugian yang berfluktuasi. Algoritma ini juga lebih efisien dibandingkan metode klasik pada dataset besar dan non-stasioner.

2.6 Python

Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang banyak digunakan dalam penelitian dan pengembangan di bidang *data science* dan *deep learning* karena sintaksisnya yang sederhana serta dukungan ekosistem pustaka yang luas. Dalam konteks pembelajaran mesin, Python menyediakan berbagai pustaka seperti NumPy, Pandas, dan Matplotlib untuk pemrosesan data serta visualisasi, sementara pustaka TensorFlow dan PyTorch menjadi standar utama dalam implementasi *deep learning* (Abadi dkk., 2016; Paszke dkk., 2019; Van Rossum, Drake, dkk., 1995).

Keunggulan utama Python adalah sifatnya yang *open-source* dan fleksibel, sehingga mudah diintegrasikan dengan pustaka pihak ketiga serta didukung komunitas global yang aktif. Hal ini memungkinkan peneliti dan praktisi untuk membangun, melatih, serta mengevaluasi model CNN secara efisien, termasuk dalam eksperimen *transfer learning*, optimisasi model, hingga penerapan metode interpretabilitas seperti Grad-CAM.

2.7 Penelitian Terdahulu

Fiqri, Setyaningsih, dan Saepulrohman (2023) melakukan penelitian klasifikasi penyakit tanaman padi dengan menggunakan arsitektur MobileNetV2 berbasis *transfer learning* serta memanfaatkan Grad-CAM untuk visualisasi interpretasi model. Penelitian ini menunjukkan bahwa MobileNetV2 mampu mencapai

akurasi tinggi dengan efisiensi komputasi yang baik, sementara Grad-CAM membantu memberikan pemahaman visual mengenai area daun yang paling berkontribusi dalam keputusan klasifikasi, sehingga meningkatkan transparansi model.

Sobuj dkk. (2024) mengusulkan kerangka kerja klasifikasi penyakit padi menggunakan berbagai arsitektur CNN seperti ResNet50, VGG16, MobileNetV2, dan EfficientNet-B7, dengan tambahan teknik ekstraksi fitur HOG dan LBP. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi EfficientNet-B7 dengan HOG menghasilkan akurasi tertinggi, mencapai 97%. Selain itu, interpretabilitas model ditingkatkan dengan menggunakan Grad-CAM untuk memvisualisasikan fokus model terhadap citra daun yang diklasifikasikan.

Fuadi dan Suharso (2022) melakukan studi perbandingan antara arsitektur MobileNet dan NASNetMobile untuk klasifikasi penyakit daun pada tanaman kentang sebagai perbandingan lintas tanaman. Hasil penelitian menunjukkan bahwa NASNetMobile memberikan akurasi tertinggi hingga 90,96% pada skema pembagian data 90:10, sementara MobileNet unggul dari sisi kecepatan pelatihan.

Ahad dkk. (2023) memberikan perbandingan komprehensif dari berbagai pendekatan pembelajaran mendalam untuk mengklasifikasikan sembilan penyakit padi umum. Penelitian menemukan bahwa di antara arsitektur CNN, DenseNet121 dan Inceptionv3 mencapai akurasi tertinggi pada 97% untuk deteksi penyakit padi. Ini menyoroti potensi pembelajaran transfer untuk meningkatkan akurasi, terutama ketika berhadapan dengan kumpulan data terbatas, dengan memanfaatkan pengetahuan dari model yang telah dilatih sebelumnya. Temuan penelitian menggarisbawahi janji model CNN yang mendalam untuk deteksi penyakit tanaman real-time dalam sistem pertanian, menawarkan alat yang berharga bagi petani di daerah penanaman padi.

Saputra, Hindarto, dan Santoso (2023) melakukan penelitian klasifikasi penyakit daun padi menggunakan arsitektur DenseNet121, DenseNet169, dan DenseNet201 dengan pendekatan *transfer learning*. Penelitian ini menggunakan dataset citra daun padi yang beragam. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa DenseNet121 memberikan akurasi terbaik sebesar 91,67%, lebih unggul dibandingkan DenseNet169 dan DenseNet201. Keunggulan DenseNet121 terletak pada kemampuannya memanfaatkan kembali fitur dari lapisan sebelumnya, sehingga lebih efisien dalam ekstraksi ciri visual dibandingkan model dengan jumlah parameter lebih besar. Temuan ini menegaskan bahwa DenseNet121 merupakan arsitektur yang kompetitif untuk klasifikasi penyakit daun padi dengan kompleksitas komputasi yang relatif lebih rendah dibandingkan varian DenseNet lain.

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.

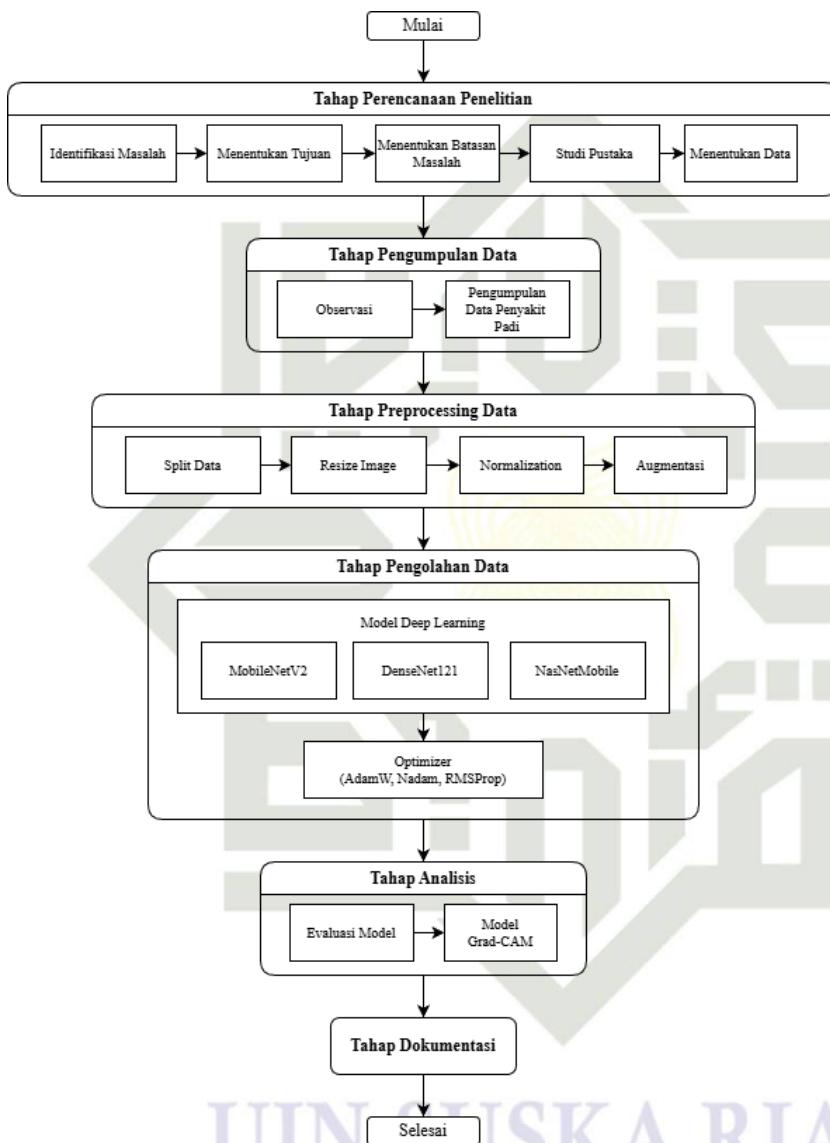
Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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

Pada bab ini penulis melakukan penelitian dengan mengikuti metodologi penelitian. Alur metodologi penelitian yang akan digunakan untuk melakukan penelitian dapat dilihat pada Gambar 3.1 berikut.



Gambar 3.1. Metodologi Penelitian

Tahap Perencanaan Penelitian

1. Identifikasi Masalah

Tahap ini diawali dengan mengidentifikasi permasalahan utama yang menjadi dasar penelitian. Masalah yang diangkat adalah bagaimana proses

**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.

identifikasi penyakit daun padi selama ini masih dilakukan secara manual melalui pengamatan visual petani, sehingga rentan menimbulkan kesalahan diagnosis dan membutuhkan waktu yang cukup lama. Hal ini berdampak pada keterlambatan penanganan penyakit serta menurunkan produktivitas hasil panen. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan berbasis *deep learning* yang mampu melakukan klasifikasi penyakit padi secara lebih cepat, akurat, dan konsisten.

2. Menentukan Tujuan

Setelah masalah teridentifikasi, langkah berikutnya adalah merumuskan tujuan penelitian. Tujuan utama penelitian ini adalah membandingkan performa tiga arsitektur CNN, yaitu MobileNetV2, DenseNet121, dan NAS-NetMobile, dalam klasifikasi penyakit tanaman padi. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan menambahkan metode interpretabilitas Grad-CAM untuk memberikan visualisasi pada area citra yang memengaruhi hasil klasifikasi. Dengan demikian, tujuan ini tidak hanya berfokus pada pencapaian akurasi model, tetapi juga pada aspek keterjelasan hasil prediksi.

3. Menentukan Batasan Masalah

Penelitian ini dibatasi agar lebih terfokus dan terarah. Fokus utama penelitian adalah pada klasifikasi penyakit daun tanaman padi berbasis citra digital, tanpa melibatkan data lain seperti kondisi lingkungan atau faktor agronomis. Dataset yang digunakan merupakan dataset sekunder yang diperoleh dari Kaggle dengan pembagian ke dalam empat kelas, yaitu bacterial blight, blast, brown spot, dan tungro. Penelitian ini hanya membandingkan tiga arsitektur CNN, yaitu MobileNetV2, DenseNet121, dan NAS-NetMobile. Selain itu, metode XAI yang digunakan terbatas pada Grad-CAM untuk menghasilkan visualisasi berupa heatmap yang menunjukkan area citra daun yang memengaruhi hasil klasifikasi. Dengan pembatasan ini, penelitian dapat difokuskan pada perbandingan performa arsitektur CNN serta interpretabilitas hasil klasifikasi.

4. Studi Pustaka

Tahap ini melibatkan pengumpulan dan penelaahan literatur dari berbagai penelitian terdahulu yang relevan. Studi pustaka difokuskan pada penggunaan CNN untuk klasifikasi penyakit tanaman, evaluasi performa arsitektur seperti MobileNetV2, DenseNet121, dan NASNetMobile, serta penerapan Grad-CAM dalam meningkatkan interpretabilitas model. Dengan melakukan studi pustaka, diperoleh pemahaman yang lebih mendalam me-

**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.

ngenai teori, metode, serta hasil penelitian sebelumnya, sehingga penelitian ini memiliki landasan ilmiah yang kuat.

5. Menentukan Data

Langkah terakhir dalam perencanaan adalah menentukan data yang akan digunakan dalam penelitian. Dataset yang dipakai berasal dari Kaggle, yang terdiri dari beberapa kelas penyakit daun padi. Data tersebut dipilih karena telah melalui proses labeling yang jelas, sehingga sesuai untuk digunakan sebagai data latih dan uji pada model CNN.

Tahap Pengumpulan Data

1. Observasi

Tahap observasi dalam penelitian ini tidak dilakukan secara langsung di lapangan, melainkan difokuskan pada observasi dataset yang digunakan, mencakup pemeriksaan kualitas citra, variasi resolusi, serta distribusi data antar kelas. Dengan melakukan observasi ini, peneliti dapat memastikan bahwa dataset yang dipakai memenuhi kriteria untuk diproses lebih lanjut dalam tahap preprocessing dan pelatihan model. Dengan demikian, tahap pengumpulan data ini difokuskan pada pemanfaatan dataset sekunder yang sudah tersedia, sehingga penelitian dapat lebih efisien dalam penggunaan waktu dan sumber daya.

2. Pengumpulan Data Penyakit Padi

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan menggunakan dataset sekunder yang tersedia secara publik pada platform Kaggle. Dataset ini dipilih karena telah melalui proses dan memiliki label yang jelas, sehingga sesuai untuk digunakan dalam pelatihan dan pengujian model CNN. Dataset terdiri dari empat kelas penyakit daun padi, yaitu bacterial blight, blast, brown spot, dan tungro, dengan jumlah total citra sebanyak 5932 gambar. Data gambar ini sudah divalidasi oleh pakar di Dinas Pertanian Kabupaten Solok dengan Surat Izin Pengambilan Data pada Lampiran A, hasil wawancara pada Lampiran B, dokumentasi wawancara pada Lampiran C, dan dataset pada Lampiran D.

Tahap Preprocessing Data

Tahap preprocessing data dilakukan untuk menyiapkan citra daun padi agar sesuai dengan kebutuhan input arsitektur CNN serta untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model. Tahapan preprocessing yang dilakukan dalam penelitian ini terdiri dari beberapa proses sebagai berikut.

1. Split Data

Dataset citra penyakit daun padi dibagi menjadi tiga subset, yaitu data latih (training), data validasi (validation), dan data uji (testing). Pembagian data dilakukan dengan proporsi 80% untuk data latih, 10% untuk data validasi, dan 10% untuk data uji. Data latih digunakan untuk melatih model, data validasi digunakan untuk memantau performa model selama proses pelatihan, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi kinerja akhir model secara objektif.

2. Resize Image

Setiap citra dalam dataset memiliki ukuran yang bervariasi, sehingga diperlukan proses penyeragaman ukuran. Seluruh citra diubah ukurannya (resize) menjadi 224×224 piksel. Ukuran ini dipilih karena merupakan ukuran input standar yang digunakan oleh arsitektur CNN yang diterapkan dalam penelitian ini, yaitu MobileNetV2, DenseNet121, dan NASNetMobile.

3. Normalization

Setelah proses resize, dilakukan normalisasi nilai piksel citra. Nilai piksel yang semula berada pada rentang 0–255 diubah menjadi rentang 0–1 dengan cara membagi setiap nilai piksel dengan 255. Proses normalisasi ini bertujuan untuk mempercepat konvergensi model selama pelatihan serta menjaga stabilitas proses pembelajaran jaringan saraf.

4. Augmentasi Data

Untuk meningkatkan variasi data latih dan mengurangi risiko overfitting, diterapkan teknik augmentasi data menggunakan `ImageDataGenerator`. Augmentasi yang digunakan meliputi rotation, width shift, height shift, zoom, brightness, dan horizontal vertical flip. Selain itu juga menggunakan *Histogram Equalization* untuk mengatur kontras background gambar. Teknik ini memungkinkan model untuk belajar dari berbagai variasi citra daun padi, sehingga model menjadi lebih robust dalam mengenali pola penyakit pada kondisi citra yang berbeda.

3. Tahap Pengolahan Data

Tahap pengolahan data dilakukan dengan membangun dan melatih model CNN menggunakan tiga arsitektur berbeda, yaitu MobileNetV2, DenseNet121, dan NASNetMobile, yang diimplementasikan dengan pendekatan *transfer learning*. Setiap arsitektur dimodifikasi pada bagian *fully connected layer* dengan menambahkan lapisan *dense* dengan *L2 Regularizers* dan *dropout* untuk mencegah *overfitting*, serta

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 karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.

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.



lapisan keluaran dengan fungsi aktivasi *softmax* yang disesuaikan dengan jumlah kelas, yaitu empat kelas penyakit daun padi.

1. Arsitektur MobileNetV2

MobileNetV2 digunakan sebagai salah satu arsitektur CNN karena memiliki struktur yang ringan dan efisien secara komputasi. Arsitektur ini memanfaatkan *depthwise separable convolution* dan *inverted residual block* sehingga mampu mengurangi jumlah parameter tanpa mengorbankan performa secara signifikan. Pada penelitian ini, MobileNetV2 dimodifikasi pada bagian akhir dengan menambahkan lapisan *fully connected* dan *softmax* untuk menyesuaikan jumlah kelas penyakit daun padi.

2. Arsitektur DenseNet121

DenseNet121 merupakan arsitektur CNN yang menerapkan koneksi padat (*dense connection*) antar lapisan, di mana setiap lapisan menerima masukan dari seluruh lapisan sebelumnya. Pendekatan ini memungkinkan pemakaian kembali fitur yang telah dipelajari dan membantu mengurangi masalah *vanishing gradient*. Dalam penelitian ini, DenseNet121 digunakan dengan pendekatan *transfer learning* dan dimodifikasi pada lapisan klasifikasi agar sesuai dengan jumlah kelas penyakit daun padi.

3. Arsitektur NASNetMobile

NASNetMobile adalah arsitektur CNN yang dirancang menggunakan pendekatan NAS, yaitu metode otomatis dalam pencarian struktur jaringan yang optimal. Arsitektur ini terdiri dari *normal cell* dan *reduction cell* yang disusun berulang untuk membentuk jaringan. NASNetMobile dipilih karena mampu memberikan performa klasifikasi yang baik dengan kompleksitas model yang relatif rendah, sehingga cocok untuk perbandingan dengan MobileNetV2 dan DenseNet121.

Optimizers

Pada tahap pelatihan model, digunakan tiga jenis *optimizer*, yaitu AdamW, Nadam, dan RMSProp. *Optimizer* berperan dalam memperbarui bobot model selama proses pelatihan berdasarkan nilai gradien dari fungsi loss. Penggunaan beberapa *optimizer* bertujuan untuk membandingkan kecepatan konvergensi dan stabilitas pelatihan pada masing-masing arsitektur CNN. Setiap arsitektur dilatih menggunakan ketiga *optimizer* tersebut dengan parameter pelatihan yang sama agar hasil perbandingan bersifat adil dan objektif.

Proses pelatihan dilakukan menggunakan framework TensorFlow/Keras,



dengan pengaturan parameter *batch size*, jumlah *epoch*, *learning rate* dan *weight decay*. Model dilatih dengan memanfaatkan tiga jenis *optimizer*, yaitu Adam, Nadam, dan RMSProp, untuk membandingkan performa konvergensi masing-masing. Selama pelatihan, digunakan *early stopping* dan *model checkpoint* untuk mencegah *overfitting* dan menyimpan bobot terbaik.

3.5 Tahap Analisis

Setelah pelatihan, model yang dihasilkan dievaluasi pada data uji menggunakan metrik performa seperti akurasi, presisi, recall, F1-score, serta matriks kebingungan. Selain itu, diterapkan metode Grad-CAM untuk memberikan visualisasi berupa heatmap pada citra uji, sehingga area yang berkontribusi terhadap hasil klasifikasi dapat diidentifikasi. Tahap ini bertujuan tidak hanya untuk membandingkan performa numerik antar arsitektur, tetapi juga untuk memberikan interpretasi yang lebih transparan terhadap keputusan model.

Hasil analisis performa dan *confidence score* dari model selanjutnya diintegrasikan ke dalam website sebagai media implementasi dan pengujian secara fungsional. Pada tahap ini, sistem menampilkan hasil klasifikasi beserta tingkat kepercayaan prediksi, serta menerapkan ambang batas tertentu untuk menentukan apakah hasil klasifikasi dapat ditampilkan atau dikategorikan sebagai tidak diketahui.

3.6 Tahap Dokumentasi

Tahap dokumentasi merupakan tahap penutup dalam penelitian ini yang berfungsi untuk merekam secara terstruktur seluruh aktivitas penelitian, mulai dari perencanaan, pengumpulan data, preprocessing, pengolahan data, hingga evaluasi model. Hasil dari proses ini kemudian disusun dalam bentuk laporan ilmiah sebagai bentuk pertanggungjawaban akademis sekaligus sumber rujukan bagi penelitian maupun pengembangan selanjutnya.

**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 5

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, pengujian, dan analisis yang telah dilakukan menge-nai penerapan CNN dengan pendekatan Grad-CAM untuk klasifikasi penyakit tanaman padi, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Tiga arsitektur CNN, yaitu MobileNetV2, DenseNet121, dan NASNetMobile mampu mengenali dan mengklasifikasikan penyakit Bacterial Blight, Blast, Brownspot, dan Tungro dengan baik. Hasil evaluasi menunjukkan adanya variasi performa yang signifikan dipengaruhi oleh struktur arsitektur dan jenis optimizer yang digunakan. DenseNet121 dengan optimizer Nadam dinilai sebagai arsitektur terbaik dalam penelitian ini. Efektivitas DenseNet121 dalam mengekstraksi fitur penyakit padi yang kompleks didukung oleh koneksi padat antar-lapisannya.
2. Melalui analisis metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score, ditemukan bahwa penyakit Tungro merupakan kelas dengan hasil klasifikasi paling konsisten dan akurat pada hampir seluruh skenario pengujian. Hal ini membuktikan bahwa fitur visual berupa perubahan warna daun pada penyakit Tungro sangat distingtif bagi model. Sementara itu, penggunaan optimizer Nadam dan RMSprop secara umum memberikan hasil yang lebih stabil dibandingkan AdamW dalam menangani data citra pada penelitian ini.
3. Visualisasi heatmap yang dihasilkan dengan pendekatan Grad-CAM berhasil mengidentifikasi area relevan pada citra daun (seperti bercak atau garis lesi) yang menjadi dasar keputusan klasifikasi model. Hal ini memberikan bukti bahwa model tidak hanya memprediksi secara acak, melainkan berfokus pada fitur yang memang merupakan gejala dari penyakit tanaman padi tersebut.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat dipertimbangkan untuk pengembangan penelitian selanjutnya. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan dataset dengan jumlah data yang lebih besar dan variasi kondisi lingkungan yang lebih beragam agar model yang dihasilkan memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik. Selain itu, pengembangan dapat dilakukan dengan menambahkan jenis penyakit tanaman padi lainnya atau menerapkan metode XAI selain Grad-CAM sebagai bahan perbandingan interpretabilitas model. Penelitian lanjutan juga dapat diarahkan pada implementasi sistem dalam bentuk aplikasi berbasis mobile agar hasil penelitian dapat lebih mudah dimanfaatkan secara langsung oleh petani atau pihak terkait dalam kegiatan pertanian digital.



DAFTAR PUSTAKA

- 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.

- Abadi, M., Barham, P., Chen, J., Chen, Z., Davis, A., Dean, J., ... others (2016). {TensorFlow}: a system for {Large-Scale} machine learning. Dalam *12th usenix symposium on operating systems design and implementation (osdi 16)* (hal. 265–283).
- Adam, K. D. B. J., dkk. (2014). A method for stochastic optimization. *arXiv preprint arXiv:1412.6980*, 1412(6). Retrieved from <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:6628106>
- Agbowuro, G., Afolabi, M., Olamiriki, E., dan Awoyemi, S. (2020). Rice blast disease (*magnaporthe oryzae*): A menace to rice production and humanity. doi: 10.9734/ijpr/2020/v4i330114
- Ahad, M. T., Li, Y., Song, B., dan Bhuiyan, T. (2023). Comparison of cnn-based deep learning architectures for rice diseases classification. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 9, 22–35. doi: 10.1016/j.aiia.2023.07.001
- Albawi, S., Mohammed, T. A., dan Al-Zawi, S. (2017). Understanding of a convolutional neural network. Dalam *2017 international conference on engineering and technology (icet)* (hal. 1-6). doi: 10.1109/ICEngTechnol.2017.8308186
- Alzubaidi, L., Zhang, J., Humaidi, A. J., Al-Dujaili, A., Duan, Y., Al-Shamma, O., ... Farhan, L. (2021). Review of deep learning: concepts, cnn architectures, challenges, applications, future directions. *Journal of big Data*, 8(1), 53. doi: 10.1186/s40537-021-00444-8
- Arrieta, A. B., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., ... others (2020). Explainable artificial intelligence (xai): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible ai. *Information fusion*, 58, 82–115. doi: 10.1016/j.inffus.2019.12.012
- Azzam, O., dan Chancellor, T. C. (2002). The biology, epidemiology, and management of rice tungro disease in asia. *Plant Disease*, 86(2), 88–100. doi: 10.1094/PDIS.2002.86.2.88
- Bharman, P., Saad, S. A., Khan, S., Jahan, I., Ray, M., dan Biswas, M. (2022). Deep learning in agriculture: a review. *Asian Journal of Research in Computer Science*, 13(2), 28–47. doi: 10.9734/ajrcos/2022/v13i230311
- BPS. (2025). *Luas panen dan produksi padi di indonesia 2024 (angka tetap) no. 15/02/th. xxviii, 3 februari 2025*.
- Chen, S., Lu, X., Fang, H., Perumal, A. B., Li, R., Feng, L., ... Liu, Y. (2024). Early surveillance of rice bakanae disease using deep learning and hyperspectral



- imaging. *Abiotech*, 5(3), 281–297. doi: 10.1007/s42994-024-00169-1
- Elsken, T., Metzen, J. H., dan Hutter, F. (2019). Neural architecture search: A survey. *Journal of Machine Learning Research*, 20(55), 1–21. Retrieved from <http://jmlr.org/papers/v20/18-598.html>
- FAO. (2023). *The state of food and agriculture 2023. in the state of food and agriculture 2023*.
- FAO. (2024). *The state of food and agriculture 2023. in the state of food and agriculture 2023*.
- Ferentinos, K. P. (2018). Deep learning models for plant disease detection and diagnosis. *Computers and electronics in agriculture*, 145, 311–318. doi: 10.1016/j.compag.2018.01.009
- Fernandez, J., dan Orth, K. (2018). Rise of a cereal killer: the biology of magnaporthe oryzae biotrophic growth. *Trends in microbiology*, 26(7), 582–597. doi: 10.1016/j.tim.2017.12.007
- Fiqri, F. N., Setyaningsih, S., dan Saepulrohman, A. (2023). Rice disease image classification using mobilenetv2 pretrained model with attention visualization using gradient-weighted class activation mapping (grad-cam). Dalam 2023 *6th international conference on information and communications technology (icoiact)* (hal. 367–371).
- Fuadi, A., dan Suharso, A. (2022). Perbandingan arsitektur mobilenet dan nasnetmobile untuk klasifikasi penyakit pada citra daun kentang. *JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, 7(3), 701–710.
- Gu, J., Wang, Z., Kuen, J., Ma, L., Shahroudy, A., Shuai, B., ... others (2018). Recent advances in convolutional neural networks. *Pattern recognition*, 77, 354–377. doi: 10.1016/j.patcog.2017.10.013
- Hinton, G., Srivastava, N., dan Swersky, K. (2012). Lecture 6a overview of mini-batch gradient descent. *Coursera Lecture slides* <https://class.coursera.org/neuralnets-2012-001/lecture>, [Online].
- Howard, A., Sandler, M., Chu, G., Chen, L.-C., Chen, B., Tan, M., ... others (2019). Searching for mobilenetv3. Dalam *Proceedings of the ieee/cvf international conference on computer vision* (hal. 1314–1324). doi: 10.1109/ICCV.2019.00140
- He, J., Liu, Z., Van Der Maaten, L., dan Weinberger, K. Q. (2017). Densely connected convolutional networks. Dalam *Proceedings of the ieee conference on computer vision and pattern recognition* (hal. 4700–4708). doi: 10.1109/CVPR.2017.243

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.



- Jagtap, S., Jadhav, K., Temkar, R., dan Deshmukh, M. (2024). Real-time sign language recognition using mobilenetv2 and transfer learning. *arXiv preprint arXiv:2412.07486*.
- Jiang, J., Shu, Y., Wang, J., dan Long, M. (2022). Transferability in deep learning: A survey. *arXiv preprint arXiv:2201.05867*. Retrieved from <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:246016155>
- Kanawade, B., Wahul, R. M., Kale, A. P., Pansare, J. R., Patil, P., Tungar, M., ... Tarte, A. (2023). Scaleddensenet: An efficient deep learning architecture for skin lesion identification. *Revue d'Intelligence Artificielle*, 37(4). doi: 10.18280/ria.370419
- Khadka, R. B., Manandhar, H. K., Shrestha, S., Acharya, B., Sharma, P., Baidya, S., ... Joshi, K. D. (2025). Defending rice crop from blast disease in the context of climate change for food security in nepal: A review. *Frontiers in Plant Science*, 16, 1511945. doi: 10.3389/fpls.2025.1511945
- Lee, H., Park, Y., Kim, G., dan Lee, J. H. (2025). Pre-symptomatic diagnosis of rice blast and brown spot diseases using chlorophyll fluorescence imaging. *Plant Phenomics*, 7(1), 100012. doi: 10.1016/j.plaphe.2025.100012
- Maheswaran, S., Sathesh, S., Rithika, P., Shafiq, I. M., Nandita, S., dan Gomathi, R. (2022). Detection and classification of paddy leaf diseases using deep learning (cnn). Dalam *International conference on computer, communication, and signal processing* (hal. 60–74). doi: 10.1007/978-3-031-11633-9_6
- Mohanty, S. P., Hughes, D. P., dan Salathé, M. (2016). Using deep learning for image-based plant disease detection. *Frontiers in plant science*, 7, 215232. doi: 10.3389/fpls.2016.01419
- Mohapatra, D., Tripathy, J., dan Patra, T. K. (2020). Rice disease detection and monitoring using cnn and naive bayes classification. Dalam *Soft computing techniques and applications: Proceeding of the international conference on computing and communication (ic3 2020)* (hal. 11–29). doi: 10.1007/978-981-15-7394-1_2
- Muflihayati, M., dan Maulina, F. (2021, Aug.). Inventarisasi penyakit tanaman padi di sekitar politeknik pertanian negeri payakumbuh. *LUMBUNG*, 20(2), 111–121. Retrieved from <http://jurnalpolitanipyk.ac.id/index.php/LUMBUNG/article/view/377> doi: 10.32530/lumbung.v20i2.377
- XANO-LIU, D. O., Ronald, P. C., dan Bogdanove, A. J. (2006). Xanthomonas oryzae pathovars: model pathogens of a model crop. *Molecular plant pathology*

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 karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau.
- b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau



- ogy, 7(5), 303–324. doi: 10.1111/j.1364-3703.2006.00344.x
- Paszke, A., Gross, S., Massa, F., Lerer, A., Bradbury, J., Chanan, G., ... others (2019). Pytorch: An imperative style, high-performance deep learning library. *Advances in neural information processing systems*, 32. doi: 10.5555/3454287.3455008
- Perez-Quintero, A. L., dan Szurek, B. (2019). A decade decoded: spies and hackers in the history of tal effectors research. *Annual review of phytopathology*, 57(1), 459–481. doi: 10.1146/annurev-phyto-082718
- Rawat, W., dan Wang, Z. (2017). Deep convolutional neural networks for image classification: A comprehensive review. *Neural computation*, 29(9), 2352–2449. doi: 10.1162/NECO_a_00990
- Ruder, S. (2016). An overview of gradient descent optimization algorithms. *arXiv preprint arXiv:1609.04747*. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1609.04747>
- Sajjanar, P. C. P. M. (2025). Real-time, low-latency surveillance using entropy-based adaptive buffering and mobilenetv2 on edge devices. *arXiv preprint arXiv:2506.14833*. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/2506.14833>
- Samek, W., Wiegand, T., dan Müller, K.-R. (2017). Explainable artificial intelligence: Understanding, visualizing and interpreting deep learning models. *arXiv preprint arXiv:1708.08296*. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1708.08296>
- Sana, T. R., Fischer, S., Wohlgemuth, G., Katrekar, A., Jung, K.-h., Ronald, P. C., dan Fiehn, O. (2010). Metabolomic and transcriptomic analysis of the rice response to the bacterial blight pathogen *xanthomonas oryzae* pv. *oryzae*. *Metabolomics*, 6(3), 451–465. doi: 10.1007/s11306-010-0218-7
- Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., dan Chen, L.-C. (2018). Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks. Dalam *Proceedings of the ieee conference on computer vision and pattern recognition* (hal. 4510–4520).
- Saputra, A. D., Hindarto, D., dan Santoso, H. (2023). Disease classification on rice leaves using densenet121, densenet169, densenet201. *Sinkron: jurnal dan penelitian teknik informatika*, 7(1), 48–55. doi: 10.33395/sinkron.v8i1.11906
- Sayekti, N. A., Purnawati, A., dan Lestari, S. R. (n.d.). Characterization of bacteria causing leaf blight disease in rice plants in sidoarjo. *Journal of Applied Plant Technology (JAPT) Volume*, 3(2), 130–136. doi: 10.30742/xwdype52

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.



- Selvaraju, R. R., Cogswell, M., Das, A., Vedantam, R., Parikh, D., dan Batra, D. (2017). Grad-cam: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization. Dalam *Proceedings of the ieee international conference on computer vision* (hal. 618–626). doi: 10.1109/cvpr.2017.801901228-7
- Shamshad, A., Rashid, M., Hameed, A., dan Imran Arshad, H. M. (2024). Identification of biochemical indices for brown spot (*bipolaris oryzae*) disease resistance in rice mutants and hybrids. *Plos one*, 19(4), e0300760. doi: 10.1371/journal.pone.0300760
- Sobuj, M. S. I., Hossen, M. I., Mahmud, M. F., dan Khan, M. U. I. (2024). Leveraging pre-trained cnns for efficient feature extraction in rice leaf disease classification. Dalam *2024 international conference on advances in computing, communication, electrical, and smart systems (icaccess)* (hal. 01–06). Retrieved from <http://arxiv.org/abs/2405.00025>
- Sunder, S., Singh, R., dan Agarwal, R. (2014). Brown spot of rice: an overview. *Indian Phytopathol*, 67(3), 201–215. Retrieved from <https://www.researchgate.net/publication/296025966>
- Tan, M., dan Le, Q. (2019). Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. Dalam *International conference on machine learning* (hal. 6105–6114). Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1905.11946>
- Tiwari, R., dan Vora, N. (2024). Enhancing paddy leaf disease classification using cnn and mobilenetv2. *Journal of Soft Computing Paradigm*, 6(3), 324–340. doi: 10.36548/jscp.2024.3.008
- Trigka, M., dan Dritsas, E. (2025). A comprehensive survey of deep learning approaches in image processing. *Sensors*, 25(2), 531. doi: 10.3390/s25020531
- Van Rossum, G., Drake, F. L., dkk. (1995). *Python reference manual* (Vol. 111). Centrum voor Wiskunde en Informatica Amsterdam.
- Weiss, K., Khoshgoftaar, T. M., dan Wang, D. (2016). A survey of transfer learning. *Journal of Big data*, 3(1), 9. doi: 10.1186/s40537-016-0043-6
- Widiarta, I. N., Firmansyah, F., Yunus, M., Apriana, A., Sisharmini, A., Santoso, T. J., ... others (2025). Rice virus disease in indonesia: epidemiology and varietal resistance. *Phytopathology Research*, 7(1), 11. doi: 10.1186/s42483-024-00302-4
- Wu, J., dan He, J. (2025). Trustworthy transfer learning: A survey. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 84. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/2412.14116>
- Yasmin, S., Hafeez, F. Y., Mirza, M. S., Rasul, M., Arshad, H. M., Zubair, M.,

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 kritis 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

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.

- dan Iqbal, M. (2017). Biocontrol of bacterial leaf blight of rice and profiling of secondary metabolites produced by rhizospheric pseudomonas aeruginosa brp3. *Frontiers in Microbiology*, 8, 1895. doi: 10.3389/fmicb.2017.01895
- Yeon, I., Yeo, J., Park, Y., Kim, G., Lee, J. H., dan Kimm, H. (2025). Earlier quantification of rice blast impact via instantaneous chlorophyll fluorescence. *Plant Methods*, 21(1), 80. doi: 10.1186/s13007-025-01391-8
- Zaid, M. M. A., Mohammed, A. A., dan Sumari, P. (2025). Remote sensing image classification using convolutional neural network (cnn) and transfer learning techniques. *arXiv preprint arXiv:2503.02510*. doi: 10.3844/jcssp.2025.635 .645
- Zhang, M., Lin, Z., Tang, S., Lin, C., Zhang, L., Dong, W., dan Zhong, N. (2025). Dual-attention-enhanced mobilevit network: A lightweight model for rice disease identification in field-captured images. *Agriculture*, 15(6), 571. doi: 10.3390/agriculture15060571
- Zhao, X., Wang, L., Zhang, Y., Han, X., Deveci, M., dan Parmar, M. (2024). A review of convolutional neural networks in computer vision. *Artificial Intelligence Review*, 57(4), 99. doi: 10.1007/s10462-024-10721-6
- Zhong, Q., Xu, Y., dan Rao, Y. (2024). Mechanism of rice resistance to bacterial leaf blight via phytohormones. *Plants*, 13(18), 2541. doi: 10.3390/plants13182541
- Zhou, B., Khosla, A., Lapedriza, A., Oliva, A., dan Torralba, A. (2016). Learning deep features for discriminative localization. Dalam *Proceedings of the ieee conference on computer vision and pattern recognition* (hal. 2921–2929). Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1512.04150>
- Zhou, T., Ye, X., Lu, H., Zheng, X., Qiu, S., dan Liu, Y. (2022). Dense convolutional network and its application in medical image analysis. *BioMed Research International*, 2022(1), 2384830. doi: 10.1155/2022/2384830
- Zhuang, F., Qi, Z., Duan, K., Xi, D., Zhu, Y., Zhu, H., ... He, Q. (2020). A comprehensive survey on transfer learning. *Proceedings of the IEEE*, 109(1), 43–76. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1911.02685>
- Zoph, B., Vasudevan, V., Shlens, J., dan Le, Q. V. (2018). Learning transferable architectures for scalable image recognition. Dalam *Proceedings of the ieee conference on computer vision and pattern recognition* (hal. 8697–8710). Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1707.07012>



UIN SUSKA RIAU

© Hak Cipta

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

LAMPIRAN A

SURAT IZIN PENGAMBILAN DATA

PEMERINTAH KABUPATEN SOLOK DINAS PENANAMAN MODAL PELAYANAN TERPADU SATU PINTU DAN TENAGA KERJA



Jl. Raya Solok Padang KM. 07 Kota Baru Solok Provinsi Sumatera barat Kode Pos 27361
Telepon/Fax (0755) 31447 Laman dpmptspnaker.solokkab.go.id Email dpmptspnaker@solokkab.go.id

Koto Baru, 05 Desember 2025

Nomor : 000.9/353/IP/DPMPTSPNAKER/XII/2025

Lampiran :

Perihal : Izin Pengambilan Data

Yth.

Kepala Dinas Pertanian Kabupaten Solok

di

Tempat

Berdasarkan Surat dari Dekan Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sultan Syarif Kasim Riau Nomor : B-8186/F.V/PP.009/11/2025 Tanggal 28 November 2025 bersama ini kami terbitkan Izin Pengambilan Data sebagai berikut :

Nama : **IKHWAN ASH-SHIDDIQI**
Tempat / Tgl. Lahir : Solok / 23 Februari 2004
Alamat : Jorong Halaban, Nagari Panyakalan, Kecamatan Kubung, Kabupaten Solok
Nomor HP : 082287212466
Judul Pengambilan : **"Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan CNN dengan Pendekatan Grad-CAM"**
Data
Lokasi Pengambilan : Dinas Pertanian Kabupaten Solok
Data
Waktu Pengambilan : **05 Desember 2025 s/d 05 Januari 2026**
Data

Dengan ketentuan sebagai berikut :

1. Pengambilan Data tidak boleh menyimpang dari maksud sebagaimana tersebut di atas.
2. Memberitahukan kedatangan serta maksud Pengambilan Data dilaksanakan dengan menunjukkan surat keterangan yang berhubungan dengan itu, kepada Pimpinan Instansi setelah tiba di tempat yang dituju dan **melaporkan diri** sebelum meninggalkan daerah Pengambilan Data kepada Pimpinan Instansi dan Bupati Solok.
3. Mematuhi semua peraturan yang berlaku termasuk norma, adat dan budaya setempat.
4. Mengirim hasil Pengambilan Data sebanyak 1 (satu) eksemplar kepada Bupati Solok Cq. **Dinas Penanaman Modal, PTSP dan Tenaga Kerja**.
5. Bila terjadi suatu penyimpangan / pelanggaran terhadap ketentuan tersebut di atas, maka Izin Pengambilan Data ini akan dicabut kembali.

Demikianlah Izin Pengambilan Data diberikan untuk dapat dipergunakan seperlunya.



	Kepala Dinas Drs. ALIBER MULYADI NIP 19661226 199403 1 005
Dokumen ini telah dianda tangani secara elektronik menggunakan Sertifikat Elektronik yang diterbitkan oleh BSRE	
	Balai Sertifikasi Elektronik

Tembusan :

1. Bupati Solok di Arosuka
2. Kepala Badan Kesbang Pol Kab. Solok di Arosuka
3. Dekan Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sultan Syarif Kasim Riau di Tempat

Catatan :

1. UU Nomor 11 Tahun 2008 Pasal 5 Ayat 1 : "Informasi Elektronik dan/atau Dokumen Elektronik dan/atau hasil cetaknya merupakan alat bukti hukum yang sah"
2. Dokumen ini telah di tanda Tangani Secara Elektronik Menggunakan **Sertifikat Elektronik** yang diterbitkan **BSRE**
3. Surat ini dapat dibuktikan Keasliannya dengan mengakses <https://sisfoizin.solokkab.go.id> atau Scan QRCode



Gambar A.1. Surat Izin Pengambilan Data

**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.

LAMPIRAN B
HASIL WAWANCARA**Hasil Wawancara Penelitian Tugas Akhir
di Dinas Pertanian Kabupaten Solok**

Identitas Peneliti :

Nama : Ikhwan Ash-Shiddiqi
TTL : Solok / 23 Februari 2004
NIM : 12250311668
Jurusan : Sistem Informasi
Nama Universitas : UIN Sultan Syarif Kasim Riau
Judul Penelitian : Penerapan CNN dengan Pendekatan Grad-CAM untuk Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi

Tanggal/Waktu : Senin, 08 Desember 2025 / 10.00 – 11.00
Tempat : Dinas Pertanian Kabupaten Solok
Narasumber : Rahmansyah, S.P
Jabatan : Pengawas Benih Tanaman

A. Informasi Umum tentang pertanian Padi

No	Pertanyaan	Jawaban
1	Bagaimana gambaran umum kondisi pertanian padi di Kabupaten Solok saat ini?	Padi adalah salah satu komoditas pertanian utama dan terbesar di Kabupaten Solok. Dengan 13 dari 14 kecamatan adalah penghasil padi. Lima kecamatan menjadi lumbung padi karena penghasil padi terbesar di Kabupaten Solok. Untuk sekarang, plot pengembangan diutamakan di 3 kecamatan.
2	Berapa luas lahan sawah yang aktif digunakan untuk budidaya padi di wilayah ini?	Saat ini, luas baku sawah di Kabupaten Solok adalah 22.686 Ha. Dengan indeks pertanian yaitu 2,5. Sedangkan luas tanam didapatkan dari luas baku dikali dengan indeks pertanian, yaitu 56.715 Ha.

Gambar B.1. Hasil Wawancara Penelitian Halaman 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.

3	Apa saja varietas padi yang paling banyak ditanam oleh petani di Kabupaten Solok?	Varietas itu kan ada banyak jenisnya, kalau di Sumatera Barat itu kan yang banyak adalah beras yang pera, banyak jenisnya, ada varietas lokal dan nasional. Contohnya jenis Caredek Merah dari Kabupaten Solok, Amak Daro dari Kota Solok, Bujang Marantau dari Tanah Datar, Junjuang, Banang Pulau, Batang Piaman. Kalau varietas lokal iu ada PB42 dan Sokan.
4	Bagaimana pola musim tanam dan panen padi di wilayah ini?	Kalau di daerah lain itu kan ada yang namanya Panen Raya. Tapi kalau di daerah kita tidak ada yang namanya Panen Raya itu. Karena musim tanam dan panen disini itu gaada. Setiap hari ada yang tanam, ada yang panen. Petani menanam padi itu tidak serentak, karena daerah yang didominasi oleh perbukitan, jadinya kecukupan air terpengaruh. Sehingga tiap daerah itu berbeda masa tanam dan panen.
5	Bagaimana rata-rata produksi atau hasil panen padi per hektare di Kabupaten Solok?	Kalau rata-rata produksi atau hasil panen di Kabupaten Solok itu beda-beda. Tadi kan ada daerah sentra yang disebut dengan lumbung padi. Kalau di sana penghasilan padi rata-rata 5-8 ton Gabah Kering Panen (GKP). Kalau daerah lainnya itu 3-5 ton GKP.

Gambar B.2. Hasil Wawancara Penelitian Halaman 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 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.

B. Kondisi Sosial-Ekonomi & Lingkungan

No	Pertanyaan	Jawaban
6	Bagaimana kondisi lingkungan (cuaca, iklim, tanah) yang memengaruhi pertanian padi di Kabupaten Solok?	Ada beberapa kondisi yang berpengaruh terhadap pertanian padi. Yang pertama itu jelas kualitas benihnya, kalau benihnya bagus tentu hasilnya nanti bisa maksimal. Kalo dari awal emang benihnya yang tidak bagus, dan udah ada bawaan penyakit, tentu hasilnya nanti dia tumbuhnya ga bagus atau berpenyakit. Lalu cuaca jelas ya. Padi itu tidak bisa tumbuh bagus kalau cuacanya itu ekstrem. Kalo terlalu panas dia tidak dapat air, nanti padinya akan kurang bagus. Begitu juga kalau hujan deras dan sampai banjir seperti akhir-akhir ini, kelebihan air juga tidak bagus untuk padi.
7	Apakah dalam beberapa tahun terakhir terjadi perubahan kondisi iklim yang berdampak pada pertanian padi?	Dalam tahun ini sudah terjadi perubahan cuaca yang cukup ekstrem. Kemaren terakhir bulan Mei sampai kira-kira pertengahan November ini itu kemarau panjang, jadinya sawah-sawah yang ada menjadi kering. Sehingga padi itu banyak yang kena penyakit, misalnya tungro, brownspot. Kalau sekarang itu hujan terus.
8	Apa saja tantangan yang sering dihadapi petani terkait proses tanam hingga panen?	Tantangan petani ya itu tadi, cuaca dan vektor atau hama yang membawa penyakit padi. Kalau cuaca tidak bersahabat, padi juga akan mudah terkena penyakit. Hama yang paling banyak itu wereng coklat yang bawa virus penyakit brownspot.
9	Bagaimana kondisi akses petani terhadap pupuk, pestisida, dan teknologi pertanian?	Akses petani terhadap pupuk itu mudah, tapi penggunaan pupuk oleh petani itu perlu dilakukan sosialisasi lagi agar petani paham penggunaannya gimana. Kadang petani itu asal-asalan pake pupuk. Lihat kawan pake

Gambar B.3. Hasil Wawancara Penelitian Halaman 3

**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.

		pupuk urea misalnya sebanyak ini, dia pake juga sebanyak itu, padahal penggunaan pupuk itu tergantung kondisi tanamannya, jadi tidak bisa sekedar ikut-ikut kawan saja.
--	--	-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

C. Terkait Serangan Penyakit Padi

No	Pertanyaan	Jawaban
10	Apa saja penyakit padi yang paling sering muncul di Kabupaten Solok?	Penyakit padi yang paling sering di sini itu Brownsport, Blast juga sering, tungro, dan hawar daun.
11	Penyakit mana yang paling merugikan petani dalam beberapa musim terakhir?	Pertama itu brownspot, lalu blast, dan tungro.
12	Bagaimana pola penyebaran dan ciri penyakit tersebut (misalnya musiman, kondisi tertentu, wilayah tertentu)?	Tergantung pada perawatan yang dilakukan oleh petani. Untuk perawatan itu perlu dilakukan pengawasan dan pengamatan ke sawah. Itu dilakukan oleh PPL yang langsung terjun ke lapangan untuk melihat keadaan. Lalu nanti barulah dilaporkan ke atas.
13	Apakah penyakit ini umum terjadi di Indonesia atau negara lainnya? Apakah tergantung dengan varietas atau kondisi daerah?	Umum, semuanya hampir sama, karena tingkat penyebarannya itu tinggi, contohnya wereng coklat, itu bisa sangat cepat menyebarinya dalam satu daerah. Kalau ciri-ciri penyakitnya itu sama saja, kalau nama penyakitnya sama ya ciri-cirinya sama juga.
14	Bagaimana petani biasanya mendeteksi adanya penyakit pada tanaman padi?	Masih dilakukan secara tradisional. PPL memberikan materi atau sosialisasi kepada petani tentang penyakit padi. Misalnya tentang jenis-jenis hewan yang ada di sawah, kan ada hewan yang jadi hama, ada juga hewan yang jadi pembantu petani, predator hama tadi. Kalau tidak diberikan pengajaran, nanti petani

Gambar B.4. Hasil Wawancara Penelitian Halaman 4

**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.

15	Apa langkah-langkah yang biasa dilakukan petani atau dinas untuk mengatasi penyakit tersebut?	malah membunuh predator yang jadi pembantu petani tadi, bukan hamanya. Itu contohnya. Kalau dari dinas tentunya memberikan tindakan pencegahan terlebih dahulu, misalnya itu tadi, memberikan sosialisasi kepada petani. Kalau memang sudah memburuk keadaannya, misalnya tingkat penyebarannya di atas 20% itu barulah dinas turun ke lapangan melihat keadaan di sana.
----	-----------------------------------------------------------------------------------------------	---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

D. Terkait Ketersediaan Data & Dokumentasi Penyakit Padi

No	Pertanyaan	Jawaban
16	Apakah dinas memiliki data historis mengenai serangan penyakit padi?	Tidak, data itu di PUPT.
17	Apakah ada dokumentasi berupa foto atau catatan yang memuat gejala penyakit padi?	Tidak, di PUPT juga adanya.
18	Bagaimana proses pencatatan dan pelaporan penyakit padi selama ini?	Pelaporan itu dari PUPT atau orang yang di lapangan melaporkan ke PPL dulu, baru rekomendasinya ke kami dinas.
19	Apakah petugas lapangan rutin melakukan monitoring kondisi sawah petani?	PUPT setiap hari bisa ke lapangan, kalau dinas itu bisa sekali sebulan tergantung apakah masalah itu terselesaikan oleh PUPT dan PPL, kalau terselesaikan dinas tidak perlu pergi ke lapangan.

Gambar B.5. Hasil Wawancara Penelitian Halaman 5

**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.

E. Topik Penelitian Tugas Akhir

No	Pertanyaan	Jawaban
20	Menurut Bapak/Ibu, sejauh mana peran teknologi digital dapat membantu identifikasi dini penyakit padi?	Tentunya sangat terbantu, karena mempermudah petani dalam mendekripsi penyakit padi itu, tapi kan tergantung juga seberapa besar akurasi deteksinya nanti.
21	Apakah petani atau penyuluh pernah menggunakan aplikasi atau sistem berbasis gambar untuk mendekripsi penyakit tanaman?	Belum.
22	Menurut Anda, apakah penggunaan teknologi seperti <i>image recognition</i> atau <i>deep learning</i> bisa diterapkan untuk membantu petani?	Bisa, karena nanti petani kan cuma perlu bawa hp nya.
23	Apa tantangan jika teknologi ini ingin diterapkan?	Jaringan yang terutama kan, satu lagi itu jelas tingkat literasi petani. Petani kita sekarang itu kan banyak juga orang tua-tua, jadi mereka saja dengan kami yang ke lapangan memberikan materi, mereka masih sering lupa caranya, lupa bagaimana bentuk penyakitnya dan penanganannya.

Gambar B.6. Hasil Wawancara Penelitian Halaman 6

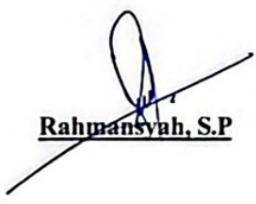
Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

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.

F. Pertanyaan Penutup

No	Pertanyaan	Jawaban
24	Apa harapan Bapak/Ibu terhadap pengembangan teknologi dalam sektor pertanian padi?	Dengan adanya sistem ini, diharapkan hasilnya memberi dampak positif dan dapat aplikatif untuk petani.
25	Apa saran Bapak/Ibu untuk mahasiswa yang sedang meneliti penyakit padi agar penelitian ini bermanfaat bagi petani?	Sistem ini dapat digunakan oleh petani kedepannya.
26	Apakah ada hal lain yang ingin Bapak/Ibu tambahkan terkait kondisi pertanian padi di Kabupaten Solok?	Empat penyakit yang diambil dalam penelitian adek ini memang penyakit yang paling sering terjadi di sini, terutama itu penyakit brownspot.

Narasumber,



Rahmansyah, S.P

Peneliti,



Ikhwan Ash-Shiddiqi



Gambar B.7. Hasil Wawancara Penelitian Halaman 7

LAMPIRAN C

DOKUMENTASI

© Hak cipte



Gambar C.1. Dokumentasi Wawancara

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.

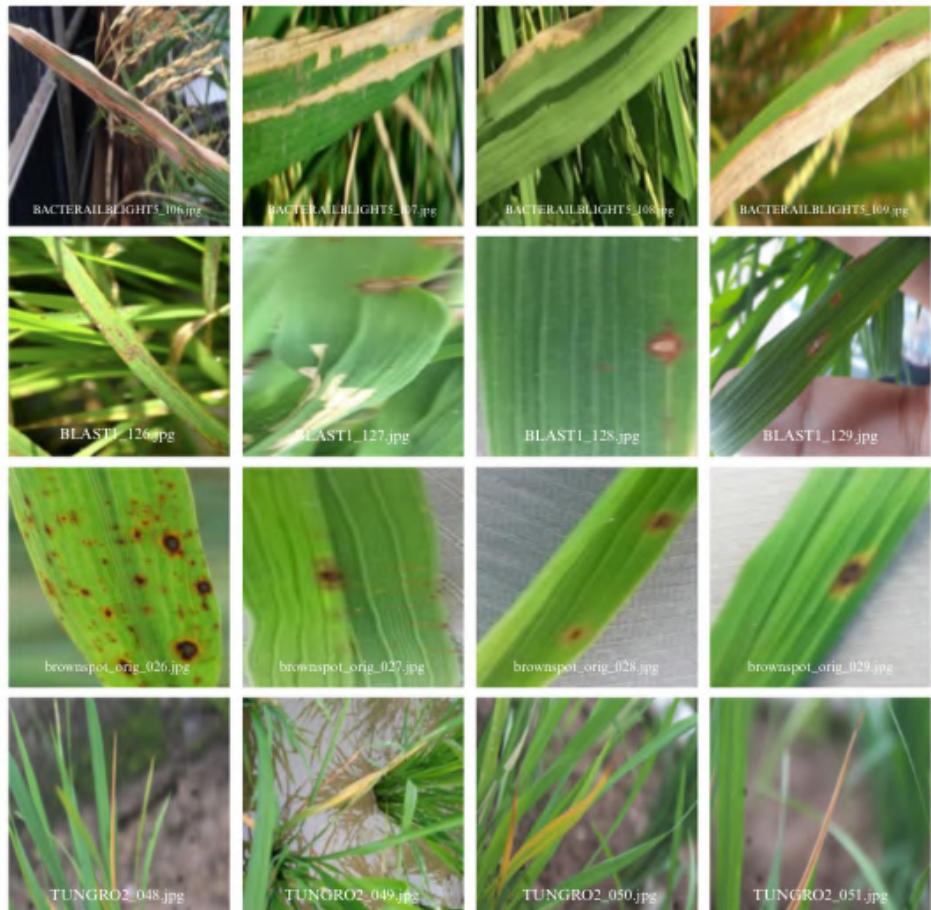
LAMPIRAN D

DATASET

© Hak cipte

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.



dambil dari
<https://www.kaggle.com/datasets/nirmalsankalana/rice-leaf-disease-image>

Total : 5932 gambar

Gambar D.1. Dataset Gambar Daun Tanaman Padi

UIN SUSKA RIAU

University of Sultan Syarif Kasim Riau



UIN SUSKA RIAU

DAFTAR RIWAYAT HIDUP



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.

©

Ikhwan Ash-Shiddiqi lahir di Solok pada tanggal 23 Februari 2004. Peneliti merupakan anak ke-4 dari pasangan Bapak Syahrial dan Ibu Salbetri. Tahun 2010, peneliti menempuh jenjang pendidikan dasar di MIN Kota Solok dan menyelesaikan pendidikannya pada tahun 2016. Kemudian peneliti melanjutkan pendidikan menengah pertama di MTsN 2 Solok dan lulus pada tahun 2019. Peneliti melanjutkan pendidikan ke tingkat atas di SMA Negeri 2 Sumatera Barat dan menyelesaiannya di tahun 2022. Peneliti pun melanjutkan pendidikan tinggi di Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau. Selama masa perkuliahan, peneliti aktif dalam organisasi Himpunan Mahasiswa Sistem Informasi (HIMASI) dan Puzzle Research Data Technology (Predatech). Peneliti juga telah melakukan Kerja Praktek (KP) yang bertempatkan di Lembaga Bantuan Hukum (LBH) Nawasena di Pekanbaru, sehingga memberikan pengalaman bagi peneliti dalam membuat rancang bangun sistem berbasis website. Peneliti menyelesaikan pendidikan S1 dalam waktu 7 semester setelah berhasil menyelesaikan Tugas Akhir (TA) dengan topik "Penerapan CNN dengan Pendekatan Grad-CAM untuk Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi".

UIN SUSKA RIAU