

**PERBANDINGAN KINERJA KLASIFIKASI *SUPPORT VECTOR MACHINE* (SVM)
DAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN) PADA UJI DAYA
KECAMBAH BENIH PADI (*Oryza sativa* L.) BERBASIS CITRA DIGITAL**

(Skripsi)

**Oleh
NOVERINA IKA TAMA
1717051005**



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2023**

**PERBANDINGAN KINERJA KLASIFIKASI *SUPPORT VECTOR MACHINE* (SVM)
DAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN) PADA UJI DAYA
KECAMBAH BENIH PADI (*Oryza sativa* L.) BERBASIS CITRA DIGITAL**

Oleh

NOVERINA IKA TAMA

Skripsi

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar
SARJANA ILMU KOMPUTER**

Pada

**Jurusan Ilmu Komputer
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2023**

ABSTRAK

PERBANDINGAN KINERJA KLASIFIKASI *SUPPORT VECTOR MACHINE* (SVM) DAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN) PADA UJI DAYA KECAMBAH BENIH PADI (*Oryza sativa* L.) BERBASIS CITRA DIGITAL

Oleh

NOVERINA IKA TAMA

Padi merupakan salah satu sumber pangan pokok yang menjadi komoditas utama dalam menyokong pangan masyarakat Indonesia yang terus meningkat. Peningkatan produksi padi dihasilkan dari penggunaan varietas benih unggul. Salah satu metode untuk menguji mutu benih padi adalah dengan uji daya kecambah benih padi. Pengujian uji daya kecambah padi dapat dilakukan dengan metode uji kertas digulung didirikan dalam plastik (UDKdp). Hasil uji daya kecambah yang dilakukan dengan benih padi akan menghasilkan kecambah benih dengan tiga kriteria yaitu kecambah normal, kecambah abnormal, dan benih mati. Penelitian ini memanfaatkan penggunaan teknologi *computer vision* untuk mengklasifikasikan hasil perkecambahan benih padi berdasarkan citra digital yang dihasilkan. Penelitian ini membandingkan kinerja dua metode klasifikasi, yaitu Support Vector Machine (SVM) dan Convolutional Neural Network (CNN). Dataset yang digunakan dalam penelitian ini dengan dua skenario yakni berjumlah 400 dan 600 citra. K-fold cross validation digunakan dalam penelitian ini untuk melihat variasi kinerja model pada berbagai subset data pelatihan. Hasil akurasi klasifikasi dengan menggunakan model klasifikasi SVM didapati hasil akurasi sebesar 72,50% dan menggunakan model klasifikasi CNN hasil akurasi sebesar 99,75%.

Kata Kunci: Kecambah padi, *computer vision*, klasifikasi, SVM, CNN.

ABSTRACT

COMPARISON OF SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) AND CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) PERFORMANCE IN CLASSIFYING RICE (*Oryza sativa* L.) SEED GERMINATION BASED ON DIGITAL IMAGES

By

NOVERINA IKA TAMA

Rice is one of the primary food sources and a major commodity in supporting the Indonesian population's food needs, which is continuously increasing. The increase in rice production is achieved through the use of superior seed varieties. One method for testing the quality of rice seeds is through seed germination tests. Rice seed germination tests can be conducted using the rolled paper test method established in plastic. The results of the seed germination test will classify the seedlings into three categories: normal seedlings, abnormal seedlings, and dead seeds. This study utilizes computer vision technology to classify the germination results of rice seeds based on digital images. The study compares the performance of two classification methods, namely Support Vector Machine (SVM) and Convolutional Neural Network (CNN). The dataset used in this study consists of 400 and 600 images, representing two scenarios. K-fold cross-validation is employed to assess the model's performance variation across different training data subsets. The classification accuracy results using the SVM classification model yielded an accuracy of 72.50%, while the CNN classification model achieved an accuracy of 99.75%.

Keywords: Rice seed germination, computer vision, classification, SVM, CNN.

Judul Skripsi

: “PERBANDINGAN KINERJA KLASIFIKASI
SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) DAN
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)
PADA UJI DAYA KECAMBAH BENIH PADI
(*Oryza sativa L.*) BERBASIS CITRA DIGITAL”

Nama Mahasiswa

: Noverina Ika Tama

Nomor Pokok Mahasiswa

: 1717051005

Jurusan

: Ilmu Komputer

Fakultas

: Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



1. Komisi Pembimbing

Rico Andrian, S.Si., M.Kom
NIP 19750627 200501 1 001

Drs. Agustiansyah, S.P., M. Si.
NIP 19720804 200501 1 002

2. Ketua Jurusan Ilmu Komputer

Didik Kurniawan, S.Si., M.T.
NIP 19791031 200604 2 002

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua : **Rico Andrian, S.Si., M.Kom.**

Pembimbing II

Sekretaris : **Dr. Agustiansyah, S.P., M.Si.**

Penguji

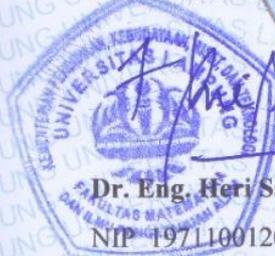
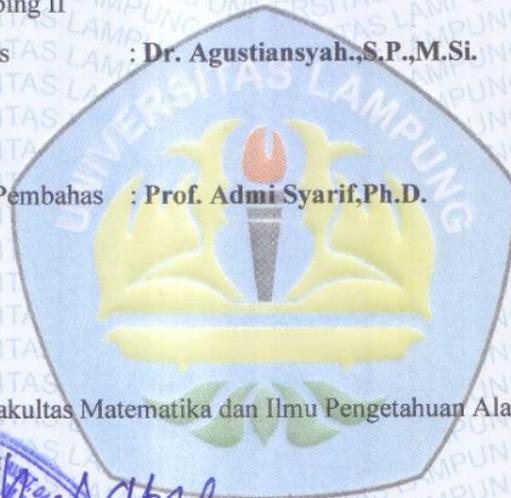
Penguji Pembahas : **Prof. Admi Syarif, Ph.D.**

2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.

NIP. 197110012005011002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi: **12 Juni 2023.**



[Handwritten signature]

[Handwritten signature]

PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama: Noverina Ika Tama

NPM: 1717051005

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi saya yang berjudul "Perbandingan Kinerja Klasifikasi *Support Vector Machine* (Svm) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) pada Uji Daya Kecambah Benih Padi (*Oryza Sativa* L.) Berbasis Citra Digital" adalah benar hasil karya sendiri dan bukan orang lain. Seluruh tulisan yang tertuang dalam skripsi ini telah mengikuti kaidah penulisan karya ilmiah Universitas Lampung. Jika di kemudian hari terbukti skripsi saya adalah hasil penjiplakan atau dibuat oleh orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan peraturan yang berlaku.

Bandar Lampung, 12 Juni 2023
Penulis



Noverina Ika Tama

NPM. 1717051005

RIWAYAT HIDUP



Penulis dilahirkan di Sukoharjo I pada tanggal 4 November 1998 sebagai anak pertama dari dua bersaudara dari pasangan Bapak Wagito dan Ibu Supiyani. Penulis menyelesaikan Pendidikan Sekolah Dasar (SD) di SD Negeri 3 Sukoharjo 1 pada tahun 2011. Kemudian pendidikan Sekolah Menengah Pertama (SMP) di SMP Negeri 1 Sukoharjo yang diselesaikan pada tahun 2014. Kemudian melanjutkan pendidikan Sekolah Menengah Atas (SMA) di SMA Negeri 1 Pringsewu yang diselesaikan pada tahun 2017.

Penulis terdaftar sebagai mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung pada tahun 2017 melalui jalur Seleksi Nasional Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SNMPTN). Selama menjadi mahasiswa, penulis melakukan beberapa kegiatan antara lain.

1. Menjadi anggota Adapter Himpunan Mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer pada periode 2017/2018.
2. Menjadi anggota di Bidang Medinfo Himpunan Mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer (Himakom) pada periode 2017/2018.

3. Menjadi Asisten Dosen Jurusan Ilmu Komputer untuk mata kuliah Aljabar Linier pada periode semester genap tahun ajaran 2018/2019.
4. Menjadi Asisten Dosen Jurusan Ilmu Komputer untuk mata kuliah Komunikasi Data dan Jaringan Komputer pada periode semester genap tahun ajaran 2020/2021.
5. Melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) pada periode I tahun ajaran 2020/2021 di Desa Girikarto, Kecamatan Sekampung, Kabupaten Lampung Timur.
6. Melaksanakan Kerja Praktik di Kantor Pekon Sukoharjo I pada tahun 2020.

.

MOTTO

“Allah tidak membebani seorang hamba melainkan sesuai dengan kesanggupannya”

(QS 2 : 286)

"KetetapanNya pasti datang, dan janganlah kamu meminta agar dipercepat"

(QS 16 : 1)

“Apa yang ditakutkan dan apa yang diharapkan itu sama. Keduanya belum tentu terjadi”

(Unknown)

“Kamu kalah ketika kamu berhenti”

(Unknown)

PERSEMBAHAN

Alhamdulillahirobbilalamin

Puji syukur kepada Allah SWT yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya sehingga dapat menyelesaikan penulisan skripsi ini. Sholawat dan salam saya sanjungkan kepada Nabi Muhammad SAW.

Aku persembahkan karya ini kepada:

Bapak dan Mamak

Sebagai tanda terimakasihku kepada bapak dan mamak tercinta dan yang tersayang.

Terima kasih telah mendidik dan membesarkanku dengan kasih sayang kalian.

Terima kasih selalu mendukungku dan mendoakanku dalam segala pilihanku.

Terima kasih atas semua pengorbanan, perjuangan kalian yang tiada hentinya.

Terimakasih.

Adikku Alvito Dika Tama

Terima kasih telah memberikan semangat, dukungan, doa .

Seluruh Keluarga Besar, Sahabat, dan Teman-teman yang selalu memberikan semangat dan dukungan.

Almamater Tercinta, Universitas Lampung

SANWACANA

Puji syukur kehadirat Allah SWT, karena telah memberikan rahmat dan hidayahNya kepada saya sehingga saya dapat menyelesaikan skripsi dengan judul “Perbandingan Kinerja Klasifikasi *Support Vector Machine (SVM)* dan *Convolutional Neural Network (CNN)* pada Uji Daya Kecambah Benih Padi (*Oryza sativa L.*) Berbasis Citra Digital”. Selama proses penulisan skripsi ini tidak terlepas dari dukungan banyak pihak yang telah membimbing, membantu dan memberi semangat kepada saya, sehingga pada kesempatan ini saya ingin menyampaikan ungkapan terima kasih kepada:

1. Bapak, mamak, adik dan keluarga saya yang selalu mendoakan, menyemangati, membiayai serta mendukung saya baik secara moral maupun material. Terima kasih atas doa yang kalian berikan untuk keberhasilan dan kesuksesanku.
2. Bapak Rico Andrian,S.Si.,M.Kom. sebagai pembimbing utama yang telah membimbing saya, memberikan kritik dan saran serta membina dalam menyelesaikan skripsi ini yang dapat diselesaikan dengan baik.
3. Bapak Dr. Agustiansyah,S.P.,M.Si. sebagai pembimbing kedua yang telah membimbing saya dalam memberikan ide, kritik, saran sehingga penulisan skripsi ini dapat diselesaikan dengan baik.
4. Bapak Prof. Admi Syarif,P.hD. sebagai pembahas yang telah memberikan masukan yang sangat bermanfaat dalam penulisan dan perbaikan skripsi ini.
5. Bapak Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si. selaku Dekan FMIPA Universitas Lampung.
6. Bapak Didik Kurniawan, S.Si., M.T., selaku Ketua Jurusan Ilmu Komputer Universitas Lampung.

7. Bapak Dr. rer. nat. Akmal Junaidi, M.Sc. selaku sekretaris Jurusan Ilmu Komputer FMIPA Universitas Lampung.
8. Bapak dan Ibu Dosen Jurusan Ilmu Komputer FMIPA Universitas Lampung yang telah memberikan ilmu dan pengalaman dalam hidup untuk menjadi lebih baik.
9. Ibu Ade Nora Maela, Kak Zainuddin, dan Kak Ardi Novalia yang telah membantu segala urusan administrasi penulis di Jurusan Ilmu Komputer.
10. Reka Amelia, Reda Meiningtiyas, Naurah Nazhifah, Putri Febriana, Ester Caroline L.G dan Kasandra Cahyani selaku teman pertama saya yang telah banyak mendukung, memberi semangat dan doa kepada saya selama pengerjaan skripsi ini.
11. Diana Rohma, Nonik Aisyah yang telah banyak membantu dan sudi mendengar keluh kesah penulis, terima kasih atas semangat yang kalian berikan.
12. Lofanny Wahyu Dandi, M. Rifki Setiawan terima kasih telah menemani memperjuangkan skripsi ini dengan segala bantuan, doa, motivasi serta berbagi semangat.
13. Reza Afif, Dian Fitriana, Aida Dwi S, Ristanti, Nadila dan sahabat sejak putih biru yang telah memberikan dukungan, bantuan, semangat, dan motivasi selama penulisan skripsi ini.
14. Teman-teman Ilmu Komputer Angkatan 2017 yang menjadi keluarga satu angkatan selama menjalankan masa studi di Jurusan Ilmu Komputer Universitas Lampung.
15. Saudara se-Pringsewu yang telah sudi memberikan tebengan kepada penulis sehingga bisa tiba di kampus dengan selamat dalam proses penyusunan skripsi.
16. Seluruh pihak yang telah memberikan bantuan dan arahan dalam penyusunan skripsi ini dari awal hingga akhir.

17. *Last but not least, i wanna thank me.* Noverina Ika Tama, diri sendiri yang telah mau dan mampu bertahan, berjuang, berusaha sekuat yang bisa dilakukan, tidak menyerah walau banyak rintangan dan godaan yang datang, terimakasih karena sudah bertahan untuk tetap kuat sampai detik ini dan memberikan yang terbaik.

Dalam proses penyusunan skripsi ini tentunya terdapat kekurangan yang disebabkan oleh keterbatasan pengalaman dan pengetahuan saya. Saya sangat mengharapkan kritik dan saran dari para pembaca sebagai pembelajaran untuk saya. Semoga isi dari skripsi ini dapat bermanfaat bagi pihak yang membaca.

Bandar Lampung, 12 Juni 2023
Penulis,

Noverina Ika Tama
NPM. 1717051005

DAFTAR ISI

	Halaman
I. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah.....	4
1.4 Tujuan.....	4
1.5 Manfaat.....	4
II. TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Padi (<i>Oryza Sativa L</i>)	5
2.2 Pengujian Mutu Benih.....	7
2.3 Perkecambahan Benih	8
2.4 Ekstraksi Fitur Citra	9
2.5 Perhitungan Kinerja Klasifikasi	9
2.6 <i>Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)</i>	11
2.7 <i>Support Vector Machine (SVM)</i>	12
2.8 <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	14
2.9 <i>LeNet</i>	15
2.10 <i>K-fold Cross Validation</i>	15
III. METODOLOGI PENELITIAN	17
3.1 Tahapan Penelitian	17
3.2 Waktu dan Tempat Penelitian	19
3.3 Alat dan Bahan	20
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN	21
4.1 Hasil.....	21
4.2 Hasil Klasifikasi dengan SVM	21
4.3 Hasil Klasifikasi dengan CNN.....	26
4.4 Hasil <i>K-fold cross validation</i>	31
4.5 Pembahasan	33

V. SIMPULAN DAN SARAN	38
5.1 Simpulan.....	38
5.2 Saran.....	38
DAFTAR PUSTAKA	39

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1 Taksonomi padi menurut USDA.....	6
2. Nilai tingkat keabuan pada citra kecambah padi abnormal	23
3. Rentang kuantisasi pixel	23
4. Nilai tingkat keabuan 8 level pada citra kecambah padi abnormal.....	24
5.Sampel hasil perhitungan ekstraksi fitur GLCM	25
6. Hasil pengujian SVM pada ketiga distance	26
7. Hasil perbandingan akurasi dengan CNN	27
8. Hasil Akurasi & Loss pada 400 citra	27
9.Hasil Akurasi & Loss pada 600 citra	29
10. Hasil akurasi model SVM dengan k-fold cross validation	31
11. Hasil akurasi model CNN (400) dengan k-fold cross validation	32
12. Hasil akurasi model CNN (600) dengan <i>k-fold cross validation</i>	32
13. Pembagian jumlah pada tiap kelas	33
14.Confusion Matrix pada pengujian SVM	33
15.Recall, Precision, Accuracy, dan Error Rate pada SVM.....	34
16. Akurasi SVM dengan <i>k-fold cross validation</i>	35
17. Confusion Matrix pada pengujian CNN	35
18. Recall, Precision, Accuracy, dan Error Rate pada CNN.....	36
19. Akurasi CNN dengan k-fold cross validation	36

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. Padi pada tahapan akhir biji	5
2. Kecambah normal dan abnormal	9
3. Confusion Matrix	10
4. GLCM dengan empat arah sudut	11
5. SVM pada klasifikasi dua kelas	13
6 Model Lapisan CNN	14
7. k-fold cross validation dengan k = 5	16
8. Tahapan Penelitian	17
9. Benih kecambah mati	22
10. Benih kecambah abnormal	22
11. Benih kecambah normal	22
12. Transformasi matrix awal menjadi matrix GLCM	24
13. Matrix simetris	24
14. Normalisasi matrix	25
15. Arsitektur pada LeNet	27
16. Grafik model accuracy dengan 400 citra	28
17. Grafik model loss dengan 400 citra	29
18. Grafik model accuracy dengan 600 citra	30
19. Grafik model loss dengan 600 citra	30

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Padi (*Oryza sativa*, L.) merupakan penghasil salah satu sumber karbohidrat yang banyak dikonsumsi masyarakat Indonesia sehingga menjadikan padi sebagai sumber makan pokok yang menjadi komoditas utama dalam menyokong pangan masyarakat. Produksi padi di Indonesia pada tahun 2022 mencapai 55,67 juta ton gabah kering giling (GKG) jika dikonversikan menjadi beras untuk konsumsi pangan penduduk, produksi beras mencapai 32,07 juta ton (*Central Bureau of Statistics*, 2022). Kebutuhan pada data tersebut menunjukkan bahwa padi sebagai bahan pangan penghasil beras yang keberadaannya terus ditingkatkan karena meningkatnya kebutuhan konsumsi akibat dari populasi penduduk Indonesia yang terus meningkat.

Peningkatan produksi padi dapat dihasilkan dari varietas benih yang unggul. Penggunaan varietas unggul berperan dalam meningkatkan produksi padi dunia (Susanti *et al.*, 2020). Sumbangan penggunaan varietas unggul terhadap peningkatan produksi padi nasional mencapai 56% (Somantri, 2016). Awal keberhasilan suatu proses produksi tanaman ditentukan dari benih. Benih harus melalui proses perkecambahan terlebih dahulu sebelum tumbuh dan berkembang menjadi tanaman. Benih dengan varietas unggul harus disertai dengan mutu yang tinggi melalui proses pengujian mutu benih.

Pengujian mutu benih dapat dilakukan dengan uji daya kecambah benih. Daya kecambah benih merupakan kemampuan benih untuk tumbuh normal pada kondisi lingkungan yang optimum. Pengujian uji daya kecambah padi dapat dilakukan dengan metode uji kertas digulung didirikan dalam plastik (*UDKdp*). Hasil uji daya kecambah yang dilakukan dengan benih padi akan menghasilkan kecambah benih dengan tiga kriteria yaitu kecambah normal, kecambah abnormal, dan benih mati. Mutu fisiologis benih padi yang tinggi ditunjukkan dengan persentase perkecambahan benih normal yang tinggi. Penentuan hasil uji daya kecambah benih padi yang saat ini dilakukan masih secara manual dengan pengamatan langsung pada morfologi benih yang dikecambahkan. Pengamatan pada jumlah benih yang banyak serta dilakukan secara manual akan menimbulkan subjektivitas pengamatan serta memakan waktu, tenaga, dan biaya sehingga mengakibatkan meningkatnya biaya produksi. Proses klasifikasi uji daya kecambah padi berbasis citra digital dapat dimanfaatkan dalam permasalahan ini.

Citra digital yang dihasilkan dari pengujian tersebut memvisualisasikan kecambah benih padi. Citra yang dihasilkan akan diolah dan diperoleh sebuah hasil klasifikasi dengan teknologi *computer vision*. Pengenalan citra pada *computer vision* dilakukan oleh manusia terhadap mesin dengan menjadikan citra tersebut sebagai suatu objek dalam pengenalan. Klasifikasi citra pada *computer vision* bertujuan untuk mengelompokkan citra dalam kategori tertentu, dalam penelitian ini benih akan dikategorikan dalam kecambah normal, abnormal, atau benih mati. Penelitian yang akan dilakukan yaitu membandingkan kinerja klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN). SVM merupakan salah satu algoritma pada *machine learning* yang digunakan untuk klasifikasi. SVM termasuk ke dalam metode *supervised learning* yang memerlukan data berlabel untuk membangun sebuah model yang tingkat akurasi bisa ditingkatkan dari waktu ke waktu. CNN merupakan metode yang populer dan efektif untuk analisis citra. CNN dapat mempelajari fitur tingkat tinggi secara langsung dari data gambar *inputan*

di banyak lapisan tersembunyi pada arsitektur jaringan (Kiratiratanapruk *et al.*, 2020).

Penelitian terdahulu terkait SVM untuk klasifikasi citra benih padi dengan SVM telah digunakan oleh (Ibrahim *et al.*, 2019) untuk mengklasifikasikan tiga tipe jenis benih padi yaitu basmathi, ponni dan beras merah. Tingkat akurasi yang dihasilkan pada penelitian ini sebesar 92,22%. Penelitian lain telah dilakukan oleh (Kiratiratanapruk *et al.*, 2020) yang melakukan klasifikasi pada 14 varietas padi dengan SVM dan CNN. Akurasi yang dihasilkan pada klasifikasi SVM mencapai 90,61% dan akurasi yang dihasilkan pada CNN sebesar 95,15%. Penelitian lain oleh (Koklu *et al.*, 2021) dilakukan untuk klasifikasi benih padi pada lima varietas padi menggunakan CNN yang menghasilkan tingkat akurasi sebesar 100%. Penelitian terkait yang telah dilakukan tersebut hanya mengacu pada identifikasi dan klasifikasi varietas benih padi.

Penelitian sebelumnya terkait klasifikasi pada perkecambahan benih padi dengan menggunakan CNN telah dilakukan oleh (Nguyen *et al.*, 2018), dengan menggunakan U-Net untuk segmentasi citra dan ResNet untuk mengklasifikasikan benih kecambah padi. Penelitian ini menghasilkan nilai *F1-Score* 95,66% dalam mengklasifikasikan hasil kecambah benih padi ke dalam dua kelas. Penelitian yang akan dilakukan yaitu membandingkan kinerja klasifikasi SVM dan CNN yang berfokus pada hasil perkecambahan benih padi. Penelitian ini diharapkan akan memberi dampak pada penentuan hasil uji daya kecambah padi yang lebih efisien dan menghasilkan akurasi yang tinggi.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah pada penelitian ini adalah bagaimana perbandingan kinerja klasifikasi citra hasil uji daya kecambah benih padi berbasis citra digital dengan SVM dan CNN.

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Citra kecambah benih padi yang digunakan merupakan hasil dari pengujian benih yang dilakukan dengan metode UKDdP (uji kertas digulung didirikan dalam plastik).
2. *Dataset* yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 400 citra dan 600 citra.
3. Klasifikasi dilakukan dengan SVM dan CNN.

1.4 Tujuan

Tujuan penelitian ini adalah membandingkan kinerja klasifikasi uji daya kecambah benih padi berbasis citra digital dengan SVM dan CNN.

1.5 Manfaat

Manfaat dari penelitian ini adalah dapat dijadikan sebagai bahan rujukan penelitian lainnya mengenai klasifikasi hasil uji daya kecambah benih padi berbasis citra digital dengan *machine learning* dan *deep learning*.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Padi (*Oryza Sativa L*)

Padi adalah tanaman yang memiliki nama latin *Oryza sativa L*. Tanaman padi merupakan tanaman sebagai makanan pokok bagi sebagian besar masyarakat dunia dan menjadi komoditas utama yang menyokong kebutuhan kebutuhan pangan di Indonesia (Asti Ogtavia Pratiwi & Ermavitalini, 2019). Tanaman padi memiliki akar yang termasuk golongan akar serabut. Bentuk batang padi berupa ruas-ruas berongga yang terpisah oleh buku yang tumbuh secara merumpun. Daun padi memanjang seperti pita yang berdiri pada ruas-ruas batang dan mempunyai sebuah malai yang terdapat pada ujung batang.



Gambar 1. Padi pada tahapan akhir biji

Taksonomi tanaman padi menurut *United States Department of Agriculture* dalam sistematika tumbuhan diklasifikasikan sebagai berikut pada tabel 1:

Tabel 1 Taksonomi padi menurut USDA (“USDA,” 2012)

Kingdom	<i>Plantae</i>
Subkingdom	<i>Tracheobionta</i>
Superdivision	<i>Spermatophyta</i>
Division	<i>Magnoliophyta</i>
Class	<i>Liliopsida –Monocotyledons</i>
Subclass	<i>Commelinidae</i>
Order	<i>Cyperales</i>
Family	<i>Poaceae</i>
Genus	<i>Oryza L.</i>
Species	<i>Oryza sativa L.</i>

Padi mengalami pertumbuhan dalam 3 tahap yakni vegetatif, generatif, dan pematangan (Kahl, 2015). Tahap vegetatif dimulai dari perkecambahan biji dan berlanjut hingga inisiasi malai. Tahap ini tanaman padi berfokus pada pertumbuhan vegetatif, seperti perkembangan daun, pemanjangan batang, dan pertumbuhan akar. Tahap generatif dimulai dengan inisiasi malai hingga tanaman berbunga. Tahap ini tanaman padi mengalami transisi dari pertumbuhan vegetatif ke pertumbuhan reproduktif. Tumbuhan menghasilkan malai atau tandan bunga, yang mengandung bulir-bulir yang akan berkembang menjadi bulir padi. Tahap pematangan dimulai dari tahap pembungaan dan berlanjut hingga pematangan bulir. Tahap ini tanaman padi berfokus pada pengisian dan pematangan. Perubahan warna biji dari hijau menjadi kuning terjadi pada tahap ini, dan kandungan pati akan meningkat seiring dengan matangnya biji. Tanaman padi selanjutnya mengalami penuaan, dimana daun dan batang menguning dan akhirnya mengering.

2.2 Pengujian Mutu Benih

Benih adalah suatu wadah *embryonic axis* yang merupakan bakal dari generasi baru suatu tumbuhan. Benih merupakan alat untuk berkembang biak untuk mempertahankan kehidupan suatu jenis tumbuhan dengan kemampuan sendiri maupun dengan bantuan dari manusia atau binatang. Benih yang baik merupakan benih yang tersertifikasi oleh instansi yang berwenang. Benih memiliki sertifikasi setelah melalui tahapan pengujian serta pemeriksaan dan telah memenuhi standar yang ditentukan. Benih merupakan salah satu faktor yang menentukan hasil produksi selain faktor penunjang produksi lainnya seperti pupuk, air, cahaya dan iklim. (Pinem & Safrida, 2018). Mutu benih merupakan hal yang paling diperhatikan karena akan mempengaruhi pada proses produksi tumbuhan. Mutu pada benih terdiri dari tiga jenis yaitu:

1. Mutu genetik menunjukkan identitas genetik dari tanaman induknya
2. Mutu fisiologis merupakan kemampuan daya hidup (viabilitas) benih yang mencakup daya kecambah dan kekuatan tumbuh benih.
3. Mutu fisik menunjukkan penampilan benih seperti ukuran homogen, berna, bersih dari campuran, bebas hama dan penyakit, dan kemasan menarik.

Benih yang bermutu didapatkan dari hasil proses pengujian daya kecambah benih (Suherman *et al.*, 2019). Metode pengujian pada benih dilakukan secara langsung dan tidak langsung yang menghasilkan hasil pengujian atau indikasi secara langsung dan tidak langsung. Pengujian daya hidup benih (viabilitas benih) dikelompokkan sebagai berikut (Widajati, *et al.*, 2014):

1. Pengujian langsung dengan indikasi langsung.
2. Pengujian tidak langsung dengan indikasi langsung.
3. Pengujian langsung dengan indikasi tidak langsung.
4. Pengujian tidak langsung dengan indikasi tidak langsung.

2.3 Perkecambahan Benih

Daya berkecambah benih adalah kemampuan benih untuk berkecambah normal pada lingkungan yang memadai dalam suatu periode pengujian tertentu yang diperkirakan akan mampu membentuk tanaman tertentu yang normal di lapangan yang optimum. Pengamatan yang dilakukan pada uji daya berkecambah benih sebanyak dua kali pengamatan. Pengamatan pertama dilakukan dengan menghitung benih kecambah yang normal dan menyingkirkan benih yang tidak berkecambah dari media perkecambahan, hal ini untuk menjaga kondisi lingkungan perkecambahan tetap optimum selama masa perkecambahan berlangsung. Pengamatan kedua dilakukan di akhir pengujian dengan menghitung semua benih yang telah berkecambah secara normal, abnormal, maupun benih yang mati (Widajati, *et al.*, 2014). Kriteria perkecambahan pada padi (*Oryza sativa* L.) sebagai berikut:

1. Kecambah normal

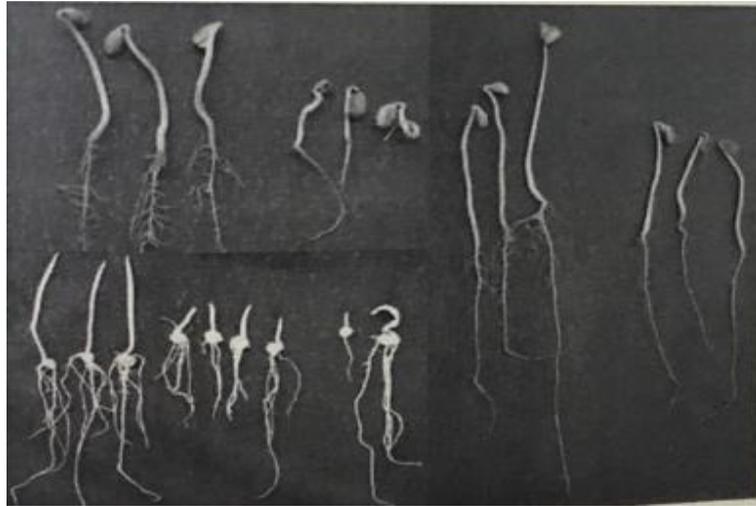
Kecambah normal menunjukkan potensi tanaman akan tumbuh dengan baik pada lingkungan yang sesuai. Kecambah dinyatakan normal apabila semua bagiannya (akar, hipokotil, plumula, dan kotiledone) menunjukkan kesempurnaan dan lengkap.

2. Kecambah abnormal

Kecambah dinyatakan abnormal apabila salah satu bagiannya tidak muncul, atau muncul tetapi rusak atau tidak sempurna. Kecambah abnormal tidak menunjukkan potensi untuk hidup normal pada lingkungan yang sesuai.

3. Benih mati

Benih dinyatakan mati apabila sampai akhir periode perkecambahan tidak menunjukkan adanya gejala perkecambahan dan bukan merupakan benih keras.



Gambar 2. Kecambah normal dan abnormal (Widajati, *et al.*, 2014)

2.4 Ekstraksi Fitur Citra

Ekstraksi fitur merupakan bagian penting dalam pengolahan citra. Ekstraksi fitur dilakukan untuk mendapatkan fitur atau ciri-ciri dari suatu citra sebagai parameter dalam membedakan maupun mencari persamaan ciri. 3 jenis ekstraksi ciri yaitu (Sugiartha *et al.*, 2016) :

1. *Low-level* yang mengekstraksi ciri berdasarkan isi visual seperti warna dan tekstur.
2. *Middle-level* merupakan ekstraksi berdasarkan wilayah citra yang ditentukan segmentasi.
3. *High-level* merupakan ekstraksi ciri berdasarkan informasi *semantic* yang terkandung dalam citra.

2.5 Perhitungan Kinerja Klasifikasi

Evaluasi pada suatu pengklasifikasian dapat diperoleh dari *confusion matrix* yang merepresentasikan dengan tabel dengan menjelaskan klasifikasi jumlah data uji yang benar dan klasifikasi jumlah data uji yang salah (Rahman *et al.*, 2017)

		TRUE VALUES	
		TRUE	FALSE
PREDICTIO N	TRUE	TP Correct Result	FP Unexpected Result
	FALSE	FN Missing Result	TN Correct Absence of Result

Gambar 3. *Confusion Matrix* (Wati *et al.*, 2020)

True Positive (TP) merupakan nilai positif yang diklasifikasikan benar, sedangkan *True Negative* (TN) merupakan nilai negatif yang diklasifikasi dengan benar. *False Positive* (FP) merupakan nilai positif yang diklasifikasi salah, sedangkan *False Negative* (FN) merupakan nilai negatif yang diklasifikasikan dengan salah.

Evaluasi dari *confusion matrix* akan menghasilkan beberapa pengukuran, sebagai berikut:

1. Akurasi yaitu pengukuran persentase yang diklasifikasikan dengan benar.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

Keterangan:

TP = data positif yang terdeteksi benar

FP = data negatif yang terdeteksi sebagai data positif

FN = data positif yang terdeteksi sebagai data negatif

TN = data negatif yang terdeteksi benar

2. *Error Rate* yaitu tingkat kesalahan pada klasifikasi

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

$$error\ rate = 1 - accuracy$$

Keterangan:

TP = data positif yang terdeteksi benar

FP = data negatif yang terdeteksi sebagai data positif

FN = data positif yang terdeteksi sebagai data negatif

TN = data negatif yang terdeteksi benar

4. *Recall* disebut juga *sensitivity* yaitu rasio positif benar dari jumlah nilai positif yang diklasifikasikan benar dibagi dengan seluruh nilai positif.

$$recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

Keterangan:

TP = data positif yang terdeteksi benar

FP = data negatif yang terdeteksi sebagai data positif

FN = data positif yang terdeteksi sebagai data negatif

5. *Precision* yaitu jumlah nilai positif yang diklasifikasikan dengan benar dibagi dengan seluruh jumlah nilai yang diberi label positif

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4)$$

Keterangan:

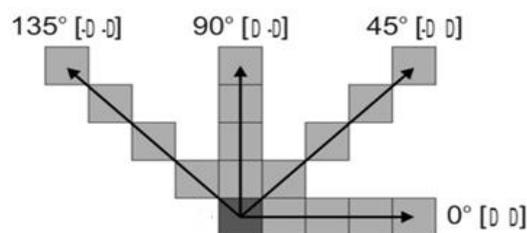
TP = data positif yang terdeteksi benar

FP = data negatif yang terdeteksi sebagai data positif

TN = data negatif yang terdeteksi benar

2.6 Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)

GLCM merupakan suatu metode untuk mendapatkan fitur dari suatu citra secara tekstural (Haralick *et al.*, 1973). Fitur GLCM dapat dimanfaatkan dalam pengenalan tekstur, segmentasi citra, pengambilan citra, analisis citra warna, klasifikasi citra, pengenalan objek, dan metode analisis tekstur (Rao *et al.*, 2007). GLCM adalah teknik untuk mendapatkan nilai statistik orde ke-2 dengan menghitung probabilitas hubungan kedekatan antara dua buah piksel pada jarak (*d*) dan sudut tertentu (Rahmanti *et al.*, 2017). Orientasi terbentuk dari empat arah sudut dengan interval 45°, yaitu 0°, 45°, 90° dan 135°, dan jarak antar piksel ditentukan sebesar 1 piksel, dimana piksel merupakan representasi dari jarak dan derajat(°) representasi dari orientasi (Surya *et al.*, 2017).



Gambar 4. GLCM dengan empat arah sudut (Surya *et al.*, 2017)

Berikut adalah tahapan dalam perhitungan GLCM (Widodo *et al.*, 2018) :

1. Membuat matriks awal dari dua piksel yang berjajar (sepasang) sesuai dengan arah 0° , 45° , 90° atau 135° .
2. Membentuk matriks yang simetris dengan penjumlahan antara matriks awal dengan matriks transposenya.
3. Menormalisasi matriks dengan membagi setiap elemen matriks dengan jumlah pasangan piksel.
4. Menghitung ekstraksi ciri, yaitu:

$$a. \textit{ Contrast} = \sum_i^{Ng} \sum_j^L (i - j)^2 P_{ij} \quad \dots (5)$$

$$b. \textit{ Homogeneity} = \sum_i^{Ng} \sum_j^L \frac{P_{ij}}{1+(i_1-i_2)^2} \quad \dots (6)$$

$$c. \textit{ ASM} = \sum_i^{Ng} \sum_j^L P_{ij}^2 \quad \dots (7)$$

$$d. \textit{ Correlation} = \sum_i^{Ng} \sum_j^L \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j) \times P_{ij}}{1+(i-j)^2} \quad \dots(8)$$

Keterangan :

P_{ij} = Nilai pada baris i dan kolom j pada matriks GLCM

Ng = Tingkat keabu-abuan pada citra

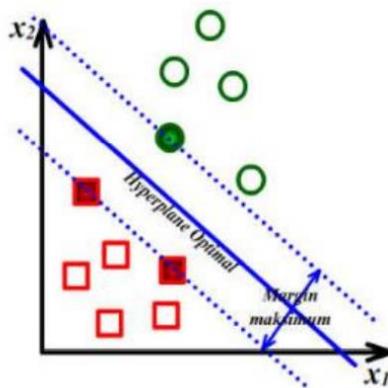
i = Posisi (indeks) nilai pada baris dalam matriks GLCM

j = Posisi (indeks) nilai pada kolom dalam matriks GLCM

μ = Mean pada matriks GLCM

2.7 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu metode untuk melakukan sebuah prediksi dari sebuah kasus klasifikasi maupun regresi. Tahun 1992 seorang tokoh bernama Vapnik memperkenalkan SVM sebagai rangkaian harmonis konsep-konsep utama linier dalam bidang *pattern recognition*. SVM termasuk dalam kategori algoritma supervised learning yang membutuhkan suatu proses pembelajaran oleh mesin menggunakan *data testing* untuk penentuan suatu keputusan dengan melakukan generalisasi dan membuat prediksi dari data baru

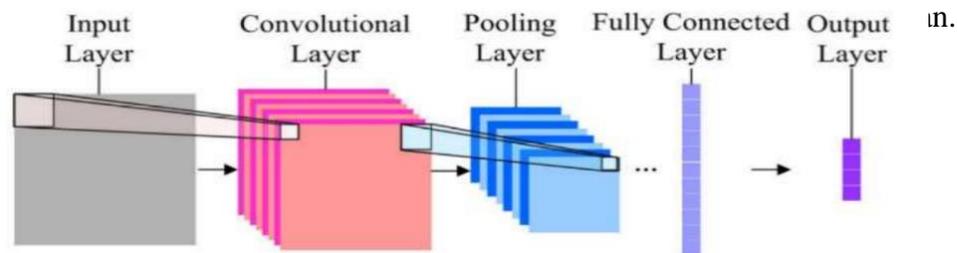


Gambar 5. SVM pada klasifikasi dua kelas (Edi Saputra et al., 2021)

Cara kerja model SVM adalah dengan mencoba memisahkan dari setiap kelas atau labelnya dengan cara membuat margin seluas mungkin (Kurniadi et al., 2021). SVM memiliki sifat untuk menemukan *hyperplane* terbaik dengan cara memaksimalkan jarak antar kelas satu dengan kelas lainnya. *Hyperplane* dalam SVM adalah sebuah fungsi yang dapat digunakan untuk memisahkan antara satu kelas dengan kelas lainnya (Kurniadi et al., 2021). SVM awalnya memiliki prinsip dasar linear classifier, namun kini SVM dapat bekerja pada *problem non-linear* hasil dari pengembangan yang dilakukan dengan memasukkan konsep kernel pada ruang kerja berdimensi tinggi (Octaviani et al., 2014). Kernel dapat digunakan untuk mengubah data ke ruang dimensi yang lebih tinggi, di mana data akan dipisahkan secara linear dan di dalam ruang kernel, *hyperplane* linear diperoleh untuk memisahkan kelas-kelas berbeda yang terlibat dalam tugas klasifikasi untuk memecahkan ruang kerja derdimensi tinggi di ruang input. Fungsi kernel yang banyak digunakan pada masalah klasifikasi diantaranya adalah kernel linear, sigmoid, *Radial Basis Function* (RBF), dan polinomial.

2.8 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu bagian dari algoritma *deep learning* yang merupakan pengembangan dari *Multilayer Perceptron* (MLP) yang bertipe *feed forward* (Nugroho *et al.*, 2020). CNN awal mula dikembangkan oleh Kunihiko Fukushima pada tahun 1980 dengan nama *Neocognitron* yang merupakan sebuah jaringan syaraf tiruan berlapis berjenjang yang didesain untuk mengenali pola dua dimensi. Konsep tersebut lalu dimatangkan oleh Yann LeChun pada tahun 1990 dengan menyajikan model CNN menggunakan pelatihan algoritma *backpropagation* dalam mengenali pola visual dari sebuah *pixel* tanpa menggunakan mekanisme rekayasa fitur lain. Yann LeChun menggunakan



Gambar 6 Model Lapisan CNN (Alwanda *et al.*, 2020)

CNN terdiri dari *input layer*, *output layer* dan sejumlah *hidden layers* yang berisi *convolutional layer*, *pooling layer* dan *fully connected layer* yang dapat dilihat pada gambar 6. CNN termasuk dalam jenis *deep neural network* karena kedalaman jaringan yang dapat digunakan untuk menganalisis gambar visual, mendeteksi dan mengenali objek pada citra yang merupakan vektor berdimensi tinggi dengan melibatkan banyak parameter untuk mencirikan jaringan (Nugroho *et al.*, 2020). CNN memiliki berbagai arsitektur yang dilengkapi dengan kemampuan untuk mengekstraksi fitur secara otomatis diantaranya *LeNet-5*, *AlexNet*, *ZFNet*, *VGGNet*, *GoogLeNet*, *ResNet*, dan arsitektur yang lainnya.

2.9 LeNet

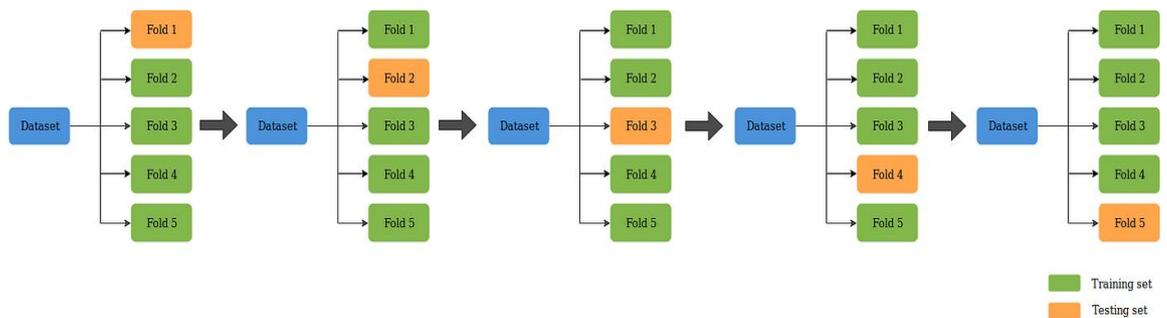
LeNet merupakan salah satu arsitektur CNN memiliki banyak lapisan. *LeNet* pertama kali yang dikenalkan oleh seorang tokoh bernama Yann LeCun. Arsitektur *LeNet* memiliki komputasi yang lebih unggul dibandingkan dengan algoritma lain karena dapat melakukan komputasi lebih cepat dan bekerja secara eksponensial (Peryanto *et al.*, 2020). *LeNet* mengekstraksi fitur dengan kernel konvolusi yang berbeda, mengubah data asli menjadi ekspresi tingkat tinggi yang lebih abstrak menggunakan beberapa model nonlinier sederhana, dan menggunakan fitur lanjutan untuk klasifikasi dan deteksi. Metode klasifikasi pada *LeNet* tidak memperhitungkan detail tingkat rendah. Saat kedalaman jaringan semakin dalam, kesulitan melatih jaringanpun meningkat, terutama gradien yang menghilang (Wang & Gong, 2019). Layer pada *LeNet* umumnya terdiri dari enam layer, yaitu tiga *layer convolutional*, dua *layer pooling*, dan satu *layer fully connected*. *Convolutional layer* memiliki ukuran filter sebesar 5×5 sedangkan *pooling layer* memiliki ukuran filter sebesar 2×2 dan pada *fully connected layer* jumlah neuron dari 120 direduksi menjadi 84 untuk mengurangi pelatihan parameter.

2. 10 K-fold Cross Validation

K-fold Cross Validation merupakan metode yang digunakan untuk mengevaluasi performa suatu model atau algoritma pada *machine learning*. Metode ini membagi dataset menjadi k subset (*fold*) dimana salah satu subset digunakan sebagai data uji dan subset lainnya digunakan sebagai data latih (Saud *et al.*, 2020). Proses evaluasi dilakukan dengan melakukan iterasi sebanyak k kali dengan mengubah dataset pelatihan dan pengujian.

Langkah-langkah *k-fold cross validation* yaitu (Mardiana *et al.*, 2022) :

1. Membagi kumpulan data menjadi bagian yang sama, bagian yang sama ini disebut lipatan (*fold*). Total data dibagi menjadi k bagian.
2. Fold ke-1 adalah ketika bagian ke-1 menjadi data uji dan sisanya menjadi data latih.
3. Fold ke-2 adalah ketika bagian ke-2 menjadi data uji dan sisanya menjadi data latih .
4. Demikian seterusnya hingga mencapai *fold* ke- k . Hitung rata-rata akurasi dari k buah akurasi diatas. Rata-rata akurasi ini menjadi akurasi final.

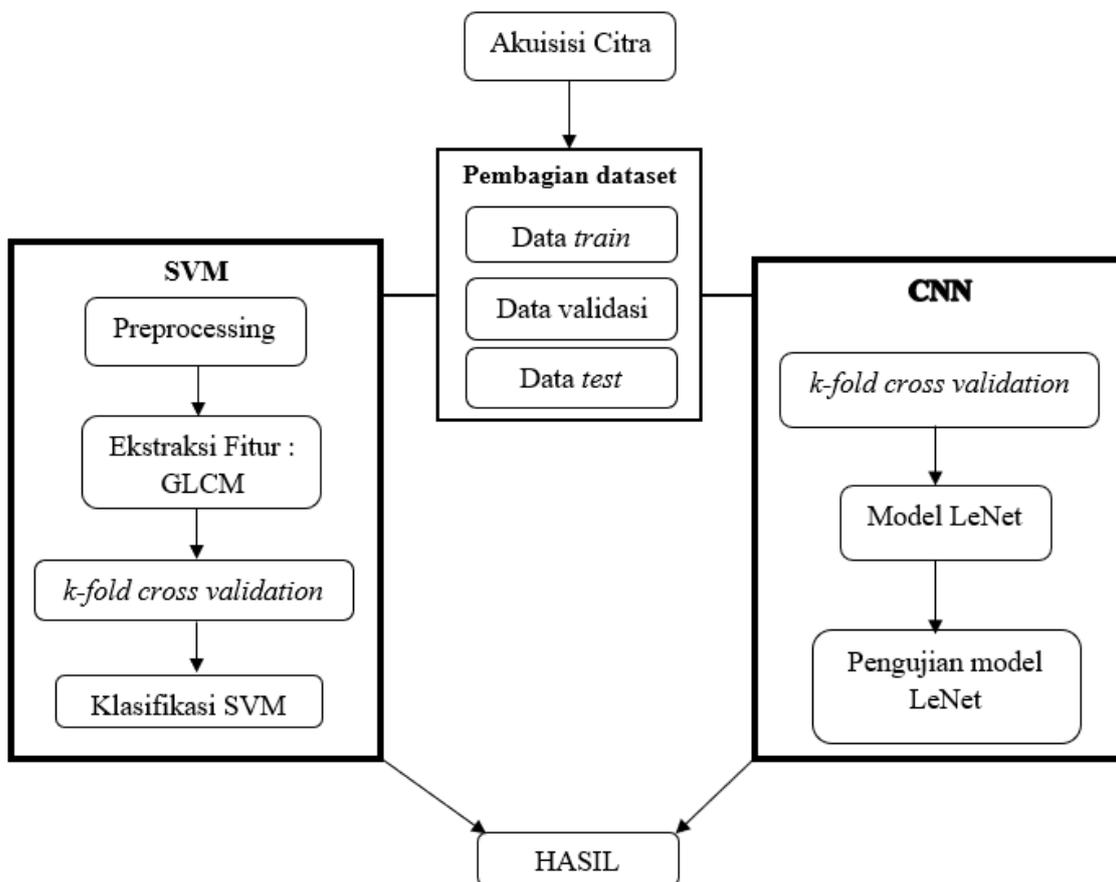


Gambar 7. *k-fold cross validation* dengan $k = 5$ (Peryanto *et al.*, 2020)

Gambar 7 menunjukkan dataset dibagi menjadi 5 fold. Iterasi pertama, *fold* pertama digunakan untuk menguji model sementara sisanya digunakan untuk melatih model. Pada iterasi kedua, *fold* kedua digunakan sebagai set pengujian sementara sisanya berfungsi sebagai set pelatihan. Proses ini diulangi hingga setiap fold dari 5 fold telah digunakan sebagai set pengujian.

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Tahapan Penelitian



Gambar 8. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian yang akan dilakukan pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 8.

Tahapan yang dilakukan pada penelitian ini sebagai berikut;

1. Akuisisi citra

Pengumpulan citra dilakukan dengan cara pengambilan foto dari hasil uji kecambah benih.

2. Pembagian Data

Pembagian data dilakukan dengan memisahkan data ke dalam data *train*, data validasi, dan data *test* dengan perbandingan 70% : 10% : 20% dari total keseluruhan dataset.

3. Preprocessing

Tahap *image preprocessing* dilakukan dengan OpenCv menggunakan *tool* Jupyter Notebook. Pelaksanaan pada tahapan *image processing* terdiri dari beberapa proses, sebagai berikut:

- a. *Scaling*. proses ini dilakukan dengan mengubah ukuran citra serta mengkonversikan ke resolusi yang berbeda.
- b. *Segmentation*, pada proses ini citra dipartisi menjadi beberapa daerah, citra akan dipisahkan dari objek penyusunnya.
- c. *Grayscale*, proses ini dilakukan dengan mengubah elemen warna RGB menjadi citra keabuan (Zainuddin *et al.*, 2017).

4. Ekstraksi ciri

GLCM yang digunakan pada penelitian ini sebagai ekstraksi fitur tekstur guna memperoleh ciri citra yang kemudian akan diklasifikasikan berdasarkan ciri hasil ekstraksi tersebut.

6. *K-fold cross validation*

Tahapan ini dataset akan dibagi menjadi 5 fold yang seimbang untuk dilatih dan dievaluasi sebanyak 5 kali iterasi. Hasil evaluasi dari setiap iterasi dijumlahkan atau dirata-ratakan untuk mendapatkan estimasi kinerja model secara keseluruhan.

7. Klasifikasi SVM

Klasifikasi pada SVM dilakukan dengan mencari *hyperplane* terbaik dengan cara memaksimalkan jarak antar kelas, ketika sudah menemukan *support vector* maka hal inilah yang digunakan untuk menemukan *hyperplane* yang paling optimal pada algoritma SVM.

8. Klasifikasi CNN

Klasifikasi dengan CNN menggunakan arsitektur *LeNet*. Tahapan ini diawali dengan melakukan pelatihan model *LeNet*. Setelah pelatihan model, dilakukan pengujian terhadap model tersebut dan menghasilkan tingkat keberhasilan model dalam melakukan klasifikasi.

9. Perhitungan Tingkat Akurasi

Tahapan terakhir setelah proses klasifikasi dengan SVM dan CNN selanjutnya menghitung tingkat keberhasilan model menggunakan metode *Confusion matrix* yang dimana akan menghitung nilai *precision*, *recall*, *accuracy* dan *f1 score*.

3.2 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini akan dilaksanakan di Laboratrium Ilmu Benih dan Pemuliaan Tanaman Jurusan Agronomi dan Hortikultura Fakultas Pertanian dan Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung Jalan Prof. Dr. Soemantri Brojonegoro No. 1 Gedung Meneng, Bandar Lampung. Penelitian ini dilakukan tahun ajaran 2022/2023.

3.3 Alat dan Bahan

Alat dan bahan yang akan digunakan dalam penelitian ini sebagai berikut :

1. Perangkat Keras
 - a. Laptop HP Laptop 14-bs0xx dengan spesifikasi RAM 4.00 GB, Harddisk 500 GB, dan *Processor* Intel(R) Core(TM) i3-6006U CPU @ 2.00 GHz sebagai alat pendukung penelitian untuk proses pengolahan citra kupu-kupu.
 - b. Kamera HP Redmi Note7 dan kamera Canon EOS 250D yang digunakan untuk pengambilan citra kecambah benih padi.

2. Perangkat Lunak
 - a. Sistem Operasi Windows 10 Pro 64-Bit digunakan sebagai sistem operasi pada laptop.
 - b. Jupyter Notebook digunakan sebagai *tool* untuk melakukan proses *preprocessing* dan klasifikasi pada citra kecambah padi.

V. SIMPULAN DAN SARAN

5.1 Simpulan

Klasifikasi dengan menggunakan model klasifikasi SVM didapati hasil akurasi sebesar 72,50% dan menggunakan model klasifikasi CNN dengan *k-fold cross validation* didapatkan hasil akurasi sebesar 99,75%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa akurasi yang didapat dalam klasifikasi citra kecambah benih padi, model CNN memiliki tingkat akurasi yang paling tinggi yaitu 99,75%. Hasil akurasi tersebut menunjukkan model dapat melakukan klasifikasi pada citra kecambah padi dengan persentase kebenaran 99,75%.

5.2 Saran

Saran yang diberikan untuk penelitian berikutnya adalah sebagai berikut :

1. Memperbaiki kualitas dari dataset yang digunakan seperti pada pengambilan citra dapat menggunakan kamera khusus untuk fotografi makro yang murni mengandalkan kemampuan kamera dalam mengambil objek yang kecil seperti benih kecambah padi dengan detail yang lebih jelas.
2. Penggunaan ekstraksi fitur dan metode klasifikasi lainnya, karena pada ekstraksi fitur GLCM citra yang digunakan sebagai inputan merupakan citra *grayscale*, sehingga komponen warna dari citra diabaikan.

DAFTAR PUSTAKA

- Alwanda, M. R., Ramadhan, R. P. K., & Alamsyah, D. (2020). Implementasi Metode Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur LeNet-5 untuk Pengenalan Doodle. *Jurnal Algoritme*, 1(1), 45–56.
<https://doi.org/10.35957/algoritme.v1i1.434>
- Asti Ogtavia Pratiwi, R., & Ermavitalini, D. (2019). Pengaruh Ethyl Methane Sulphonate (EMS) terhadap Morfologi Akar Kecambah Padi (*Oryza sativa*) Varietas Lallodo. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 8(1), 9–12.
<https://doi.org/10.12962/j23373520.v8i1.42153>
- Central Bureau of Statistics. (2022). *Official News about Statistics No. 74/10/Th.XXV. 2022(74)*.
- Edi Saputra, Ulfa Khaira, & Zainil Abidin. (2021). Implementasi Algoritme Support Vector Machines untuk Klasifikasi Area Terbakar di Lahan Gambut. *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi*, 10(1), 19–24.
<https://doi.org/10.22146/jnteti.v10i1.990>
- Haralick, R. M., Dinstein, I., & Shanmugam, K. (1973). Textural Features for Image Classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*.
<https://doi.org/10.1109/TSMC.1973.4309314>
- Ibrahim, S., Zulkifli, N. A., Sabri, N., Shari, A. A., & Noordin, M. R. M. (2019). Rice grain classification using multi-class support vector machine (SVM). *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, 8(3), 215–220.
<https://doi.org/10.11591/ijai.v8.i3.pp215-220>
- Kahl, G. (2015). M ethylation- d etermining r egion (MDR) . *The Dictionary of Genomics, Transcriptomics and Proteomics*, 1–1.
<https://doi.org/10.1002/9783527678679.dg07407>
- Kiratiratanapruk, K., Temniranrat, P., Sinthupinyo, W., Prempre, P., Chaitavon, K., Porntheeraphat, S., & Prasertsak, A. (2020). Development of Paddy Rice Seed Classification Process using Machine Learning Techniques for Automatic Grading Machine. *Journal of Sensors*, 2020.
<https://doi.org/10.1155/2020/7041310>

- Koklu, M., Cinar, I., & Taspinar, Y. S. (2021). Classification of rice varieties with deep learning methods. *Computers and Electronics in Agriculture*, 187(November 2020), 106285.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106285>
- Kurniadi, B. W., Prasetyo, H., Ahmad, G. L., Aditya Wibisono, B., & Sandya Prasvita, D. (2021). Analisis Perbandingan Algoritma SVM dan CNN untuk Klasifikasi Buah. *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer Dan Aplikasinya (SENAMIKA) Jakarta-Indonesia, September*, 1–11.
- Mardiana, L., Kusnandar, D., & Satyahadewi, N. (2022). Analisis Diskriminan Dengan K Fold Cross Validation Untuk Klasifikasi Kualitas Air Di Kota Pontianak. *Bimaster : Buletin Ilmiah Matematika, Statistika Dan Terapannya*, 11(1), 97–102.
<https://jurnal.untan.ac.id/index.php/jbmstr/article/view/51608>
- Nguyen, T. T., Hoang, V. N., Le, T. L., Tran, T. H., & Vu, H. (2018). A vision based method for automatic evaluation of germination rate of rice seeds. *2018 1st International Conference on Multimedia Analysis and Pattern Recognition, MAPR 2018 - Proceedings, 2018-Janua*, 1–6.
<https://doi.org/10.1109/MAPR.2018.8337511>
- Nugroho, P. A., Fenriana, I., & Arijanto, R. (2020). Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Ekspresi Manusia. *Algor*, 2(1), 12–21.
- Octaviani, P. A., Yuciana Wilandari, & Ispriyanti, D. (2014). Penerapan Metode Klasifikasi Support Vector Machine (SVM) pada Data Akreditasi Sekolah Dasar (SD) di Kabupaten Magelang. *Jurnal Gaussian*.
- Peryanto, A., Yudhana, A., & Umar, R. (2020). Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dan K Fold Cross Validation. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 4(1), 45–51.
<https://doi.org/10.30871/jaic.v4i1.2017>
- Pinem, L. J., & Safrida. (2018). Memilih Benih Kelapa Sawit Bersertifikat Dan Non Bersertifikat Di Kabupaten Labuhan Batu Utara. *Journal Fo Agribusiness Sciences*, 2(1), 1–8.
- Rahman, M. F., Alamsah, D., Darmawidjadja, M. I., & Nurma, I. (2017). Klasifikasi Untuk Diagnosa Diabetes Menggunakan Metode Bayesian Regularization Neural Network (RBNN). *Jurnal Informatika*, 11(1), 36.
<https://doi.org/10.26555/jifo.v11i1.a5452>
- Rahmanti, F. Z., Ningrum, N. K., Sukmana, S. E., & Adi, P. W. (2017). Plasmodium Falciparum Identification in Thick Blood Preparations Using GLCM and Support Vector Machine (SVM). *Journal of Applied Intelligent*

System. <https://doi.org/10.33633/jais.v2i1.1388>

- Rao, C. N., Sastry, S. S., Mallika, K., Tiong, H. S., & Mahalakshmi, K. B. (2007). Co-Occurrence Matrix and Its Statistical Features as an Approach for Identification Of Phase Transitions Of Mesogens. *International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology (An ISO)*.
- Saud, S., Jamil, B., Upadhyay, Y., & Irshad, K. (2020). Performance improvement of empirical models for estimation of global solar radiation in India: A k-fold cross-validation approach. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 40(June), 100768. <https://doi.org/10.1016/j.seta.2020.100768>
- Somantri, R. U. (2016). Penggunaan Varietas unggul Tahan Hama dan Penyakit Mendukung Peningkatan Produksi Padi Nasional. *Jurnal Penelitian Dan Pengembangan Pertanian*. <https://doi.org/10.21082/jp3.v35n1.2016.p25-36>
- Sugiarta, I. G. R. A., Sudarma, M., & Widyantara, I. M. O. (2016). Ekstraksi Fitur Warna, Tekstur dan Bentuk untuk Clustered-Based Retrieval of Images (CLUE). *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*. <https://doi.org/10.24843/mite.1601.12>
- Suherman, Akib, M. A., Rahim, I., & Idris, I. (2019). RESULTAN BERAT BENIH DAN LAMA PERENDAMAN ASAM GIBERELIN (GA3) TERHADAP PERKECAMBAHAN BENIH PADI (*Oryza sativa* L.). *Prosiding Seminar Nasional 2019*, 2(1), 26–27. <https://jurnal.yapri.ac.id/index.php/semnassmipt/article/download/94/85/>
- Surya, R. A., Fadlil, A., & Yudhana, A. (2017). Ekstraksi Ciri Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan Filter Gabor untuk Klasifikasi Citra Batik Pekalongan. *Jurnal Informatika:Jurnal Pengembangan IT (JPIT)*, Vol. 02, No. 02, Juli 2017.
- Susanti, I., Azis, F. N., & Saeri, M. (2020). Utilization of Superior New Variety of Rice (VUB) to Increase Farmer Productivity and Income. *Gontor AGROTECH Science Journal*, 6(3), 527. <https://doi.org/10.21111/agrotech.v6i3.4839>
- USDA. (2012). *Nutrition & Food Science*. <https://doi.org/10.1108/nfs.2012.01742daa.005>
- Wang, G., & Gong, J. (2019). Facial Expression Recognition Based on Improved LeNet-5 CNN. *Proceedings of the 31st Chinese Control and Decision Conference, CCDC 2019*, 61773104, 5655–5660. <https://doi.org/10.1109/CCDC.2019.8832535>

- Wati, R. A., Irsyad, H., & Rivan, M. E. Al. (2020). Klasifikasi Pneumonia Menggunakan Metode Support Vector Machine. *Jurnal Algoritme*.
- Widajati, E., Muniati, E., Palupi, E. R., Kartika, T., Suhartanto, M., & Qadir, A. (2014). *Dasar Ilmu dan Teknologi Benih*. Bogor: IPB PRESS.
- Widodo, R., Widodo, A. W., & Supriyanto, A. (2018). Pemanfaatan Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Citra Buah Jeruk Keprok (Citrus reticulata Blanco) untuk Klasifikasi Mutu. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*.
- Zainuddin, M., Sianturi, L. T., & Hondro, R. K. (2017). Implementasi Metode Robinson Operator 3 Level Untuk Mendeteksi Tepi Pada Citra Digital. *Jurnal Riset Komputer (JURIKOM)*.