



# Implementasi Deep Learning Untuk Identifikasi Penyakit Melalui Daun Pada Tanaman Padi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network

Danang Eka Saputra<sup>1</sup>, Sunu Jatmika<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>Prodi Sistem Komputer, Fakultas Teknologi dan Desain Institusi Teknologi dan Bisnis Asia Malang

[sdanang657@hotmail.com](mailto:sdanang657@hotmail.com)<sup>1</sup>, [sunujatmika@asia.ac.id](mailto:sunujatmika@asia.ac.id).

## ABSTRAK

Penelitian ini membahas mengenai penerapan deep learning untuk mengklasifikasikan atau mengidentifikasi penyakit pada tanaman padi berbasis mobile. Sistem ini akan memudahkan pengguna dalam mendiagnosa penyakit pada tanaman padi dengan menampilkan hasil diagnosa berupa nama penyakit beserta taksonominya, deskripsi penyakit serta rekomendasi obat untuk solusi penyakit. Dalam penelitian ini terdapat 4 kelas daun yang diteliti. Kelas tersebut adalah daun sehat, hawar daun, bercak coklat dan kekurangan kalium. Perancangan model menggunakan dua pendekatan, yang pertama adalah pembuatan model *from the scratch* dan pembuatan model dengan *transfer learning* menggunakan arsitektur Inception V3. Kedua model akan melewati proses pelatihan untuk menghasilkan sebuah model yang siap dipakai untuk pengklasifikasian. Pada pengujian aplikasi, dilakukan perbandingan antara kedua model. Dari pengujian yang telah dilakukan, didapatkan kesimpulan bahwa sistem dengan model yang dibuat menggunakan pendekatan *transfer learning* menghasilkan akurasi yang baik dengan akurasi sebesar 90%. Sedangkan sistem yang dibuat dengan pendekatan *from the scratch* memperoleh nilai akurasi sebesar 62%. Jadi penggunaan model *transfer learning* baik digunakan jika data dalam penelitian sangat minim.

**Kata Kunci:** *Deep Learning, Diagnosa Daun Padi, Inception V3, Transfer Learning*

## ABSTRACT

This research discuss about deep learning implementation to classify or identify diseases in rice leaves using mobile application. This system will make users easily to diagnose diseases by displaying diagnostic results in the form of the name of the disease along with its taxonomy, disease description and drug recommendations for disease solutions. There are four classes of leaves used in this research, including healthy leaves, leaf blight, brown spot and potassium deficiency. The design of the model uses two approaches, one of them are modeling convolutional neural network from the scratch and modeling with transfer learning using inception v3 architecture. Both models will go through training process to produce a model that is ready to be used for classification. In application testing, a comparison is made between two models. From the tests that have been carried out, it is concluded that the system with model made using transfer learning approach, produce good accuracy with an accuracy of 90%. Meanwhile the System with the other model gain an accuracy of 62%. So when the data used in research are extremely low, it is best to use transfer learning as an approach to design a model.

**Keywords:** *Deep Learning, Rice Leaves Identification, Inception V3, Transfer Learning*

## PENDAHULUAN

Saat ini, pendeteksian penyakit pada tanaman padi masih banyak dilakukan secara konvensional dan membutuhkan tenaga pakar pertanian agar identifikasi penyakit membuahkan hasil yang akurat. Hal ini memakan waktu dan biaya yang tidak sedikit. Pengidentifikasi penyakit juga harus dilakukan sejak dini supaya hasil produksi pertanian dapat maksimal.

Dari uraian diatas, penulis bertujuan untuk merancang sebuah aplikasi berbasis mobile dengan mengimplementasikan deep learning. Deep learning memiliki kemampuan yang sangat baik dalam visi computer. Salah satunya adalah pada kasus klasifikasi obyek pada citra. Metode Deep Learning yang saat ini memiliki hasil paling signifikan dalam pengenalan citra adalah Convolutional Neural Network. Hal tersebut dikarenakan CNN berusaha meniru sistem pengenalan citra pada visual cortex manusia, sehingga memiliki kemampuan mengolah informasi citra.

Pada penelitian ini Deep Learning digunakan untuk proses diagnosa penyakit tanaman padi dan metode yang digunakan adalah Convolutional Neural Network. Convolutional Neural Network (CNN) membaca, mengenali dan mendeteksi sebuah objek pada suatu citra dengan mengubah struktur gambar menjadi pixel. Secara teknis, CNN adalah sebuah arsitektur yang dapat dilatih dan terdiri dari beberapa tahap. Masukan (input) dan keluaran (output) dari setiap tahap adalah terdiri dari beberapa array yang biasa disebut feature map. Setiap tahap terdiri dari tiga layer yaitu konvolusi, fungsi aktivasi layer dan pooling layer.

Dalam perancangan ini hal yang harus diperhatikan adalah jumlah citra yang dibutuhkan dan juga pemilihan fungsi aktivasi yang tepat sehingga akan menghasilkan output yang akurat

Rumusan masalah dalam penelitian ini adalah merancang dan membangun aplikasi pengidentifikasi penyakit pada tanaman padi berbasis mobile dan Mencari hasil serta akurasi aplikasi pendiagnosa pada daun tanaman padi.

## METODELOGI PENELITIAN

### 1. Akuisisi Data/Citra

Proses pengambilan data daun padi diambil dengan menggunakan kamera telepon genggam. Objek diambil dengan menempatkan kamera di atas objek dan menggunakan latar belakang kertas putih polos. Daun yang diambil berupa 3 jenis daun berpenyakit dan 1 daun sehat. Jenis daun tersebut antara lain, Bercak Coklat, Hawar Daun Bakteri, Kekurangan Kalium dan Daun Sehat.



**Gambar 1.** Citra Daun Padi

Dari kiri ke kanan. (a)Bercak Coklat, (b)Daun Sehat, (c)Hawar Daun, (d)Kekurangan Kalium.

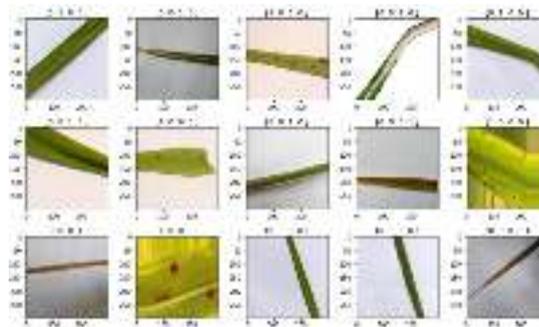
### 2. Pembagian Data

Dataset telah melalui proses seleksi untuk memperoleh data yang bagus dan jelas dengan jumlah keseluruhan gambar yaitu 800 buah gambar. Dataset lalu dibagi menjadi data latih, data validasi dan data tes. Data latih berjumlah 528 gambar, data validasi berjumlah 128 gambar sedangkan data tes berjumlah 144 gambar.

### 3. Pre-processing

Dikarenakan objek dan kemampuan pengambilan data yang terbatas di lokasi penelitian, maka pada saat melakukan proses pelatihan dataset harus melewati proses augmentasi terlebih dahulu. Data augmentation adalah sebuah teknik yang digunakan untuk menambah jumlah data dengan cara memanipulasi citra tanpa mengurangi isi dan informasi yang terdapat pada citra. Augmentasi data

perlu dilakukan untuk mendapatkan performa yang tinggi dan menghindari overfitting pada proses pelatihan. Sebelum dilakukan augmentasi data, citra harus melewati proses normalisasi



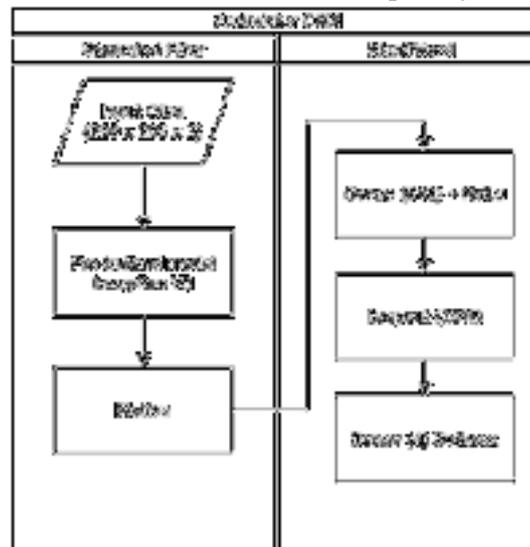
Gambar 2. Citra Daun Padi

**4. Model CNN**

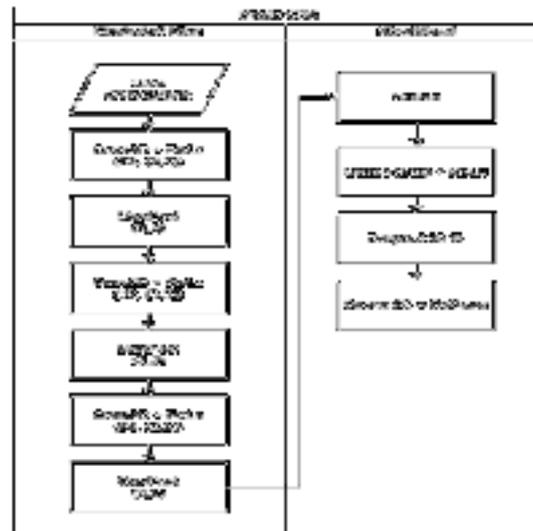
Pada penelitian ini, pembuatan model dilakukan dengan menggunakan dua pendekatan. Pendekatan pertama menggunakan metode transfer learning dan pendekatan yang kedua dengan membuat model dari awal (scratch).

Konsep dasar transfer learning adalah mengambil model yang telah dilatih sebelumnya dengan dataset yang besar dan mentrasfer pengetahuan yang berupa parameter-parameter dan bobot untuk melatih dataset yang lebih kecil. Teknik transfer learning yang dipakai pada penelitian ini adalah Inception V3.

Tahap yang berlangsung dalam convolutional neural network umumnya terbagi menjadi dua, yaitu tahap ekstraksi fitur dan tahap klasifikasi. Input citra yang digunakan adalah 299x299 piksel dan memiliki 3 channel warna yaitu Red, Green, dan Blue. Setelah citra diinputkan, citra akan melewati proses konvolusi dan pooling untuk mempelajari fitur-fitur pada gambar. Lapisan konvolusi memiliki jumlah kernel dan filter yang berbeda-beda. Setelah tahap ekstraksi fitur selesai, citra yang berupa 3D tensor akan di Flatten untuk merubah feature map menjadi bentuk vector.



Gambar 3. Arsitektur Model Transfer Learning



Gambar 4. Arsitektur Model Scratch

**5. Pengaturan Parameter Latih**

Parameter-parameter yang digunakan dalam pelatihan adalah sebagai berikut. Banyaknya epoch dalam pelatihan ini adalah 15 epoch. Epoch mengindikasikan seberapa banyak jumlah yang dilewati suatu data latih untuk menyelesaikan satu pembelajaran. Kemudian jumlah batch size yang dipakai adalah 64 dan learning rate yang dipakai adalah 0.001.

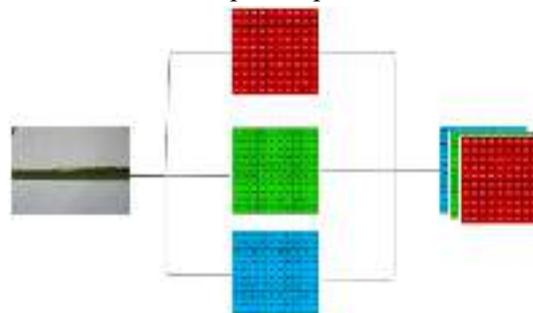
**6. Pelatihan**

Dari arsitektur CNN yang telah dibuat diatas, dilakukanlah proses training sesuai dengan arsitektur model. Proses training ini disebut juga dengan model fitting.

Dengan memanggil fungsi model.fit() model akan otomatis bekerja dan mengeksekusi data. Dalam pelatihan ini model akan menjalankan sebanyak 15 epoch. Dimana setiap satu epoch sampel dalam dataset memiliki kesempatan yang sama untuk memperbarui parameter parameternya

a. Citra Masukkan

Citra masukkan berupa daun padi yang telah dilabelkan dengan dimensi citra 299x299 piksel dan memiliki 3 channel yaitu, Red, Green dan Blue. Pada proses pelatihan, citra akan dikonversi menjadi matrix tiga dimensi dengan dimensi panjangxlebarxchannel. Nilai dari matrix memiliki rentang antara 0 sampai 255. Maka dari itu sebelum pelatihan, citra dinormalisasi agar rentang nilai menjadi 0 sampai 1 agar memudahkan dalam proses pelatihan.



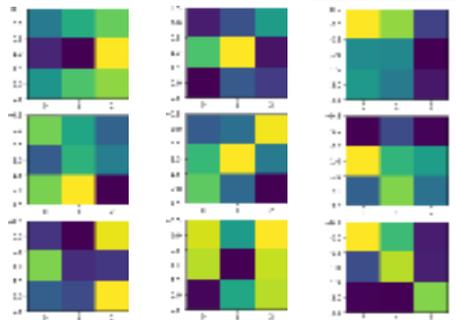
Gambar 5. Citra Masukkan

b. Lapisan Konvolusi

Dalam lapisan konvolusi sampel dalam dataset akan melalui proses ekstraksi fitur. Konvolusi adalah proses dimana data mengalami perkalian dengan set bobot. Data yang dikirim melalui input

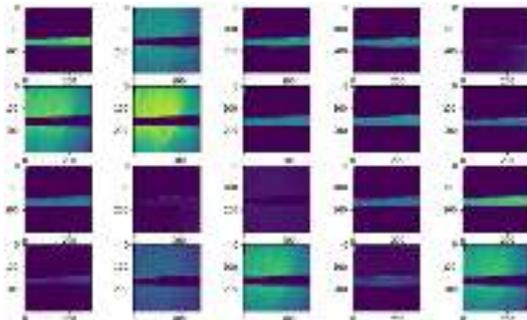
adalah data tiga dimensi, jadi perkalian juga dilakukan dengan set bobok yang berbentuk tiga dimensi yang sering disebut filter atau kernel.

Output dari perkalian filter dengan input array berbentuk sebuah nilai tunggal. Filter akan diaplikasikan atau dikalikan secara berulang dengan input array dan menghasilkan output dua dimensi dalam setiap channel warna. Operasi ini disebut feature map Setelah sebuah feature map dibuat, nilai yang berada di dalam feature map dapat kita aplikasikan kepada perhitungan non-linearitas seperti ReLu.



**Gambar 6.** Visualisasi Filter

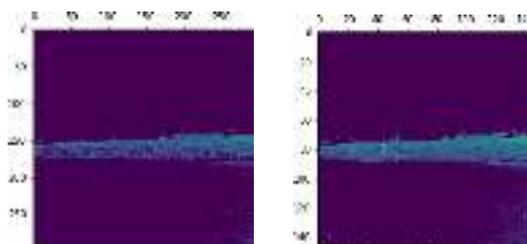
Setelah menghasilkan fitur map dari perkalian antara set bobot dan array input, selanjutnya lapisan melakukan proses aktivasi. Disini aktivasi bertujuan untuk mengaktifkan neuron serta menentukan keluaran. Fungsi aktivasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah fungsi aktivasi ReLu



**Gambar 7.** Fitur Map Konvolusi Lapisan Pertama

c. Lapisan Pooling

Fungsi dari lapisan pooling adalah untuk mengurangi ukuran dari citra dan juga mengurangi parameter-parameter agar memudahkan dalam proses training. Lapisan ini menerima input dari lapisan konvolusi yang telah melalui aktivasi. Ukuran pooling atau down-sampling adalah 2x2 dan dengan strides 2x2, hal ini mengartikan bahwa gambar akan di kurangi dimensinya menjadi 50% dari ukuran aslinya

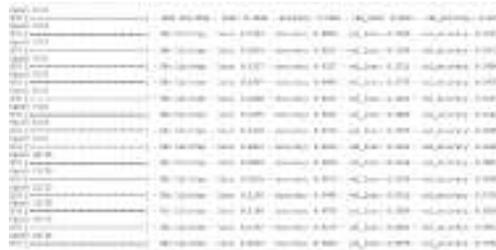


**Gambar 8.** Downsampling

#### d. Klasifikasi

Dalam lapisan ini output terakhir setelah konvolusi yang masih berbentuk array tiga dimensi akan dirubah menjadi array satu dimensi dengan fungsi Dense. Lapisan pertama fully-connected berjumlah 512 dan lapisan kedua berupa output berjumlah 4 buah sesuai label atau kategori dari dataset

Dalam satu iterasi atau epoch, tahap terakhir adalah backpropagation. Dimana backpropagation adalah suatu algoritma untuk memperbaiki bobot dan bias untuk mengurangi loss dalam pelatihan. Semakin kecil loss yang dihasilkan dalam iterasi, maka semakin baik pula model dalam meprediksi data. Pengurangan loss dalam penelitian ini menggunakan stochastic gradient descent dengan algortima yang dipakai adalah Adam.



**Gambar 9.** Loss dan Accuracy

## 7. Pengujian

Setelah pelatihan CNN selesai, model akan melewati proses pengujian untuk menguji seberapa akurat kinerja model untuk mengklasifikasikan citra. Data yang akan di uji adalah data baru yang belum pernah dilatih oleh model. Data uji yang dipakai berjumlah 144 buah citra.

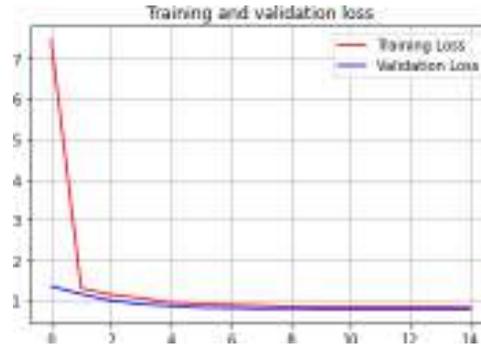
Setelah proses training selesai, model akan dievaluasi seberapa baik dalam mengenali citra. Hasil yang didapatkan dari pelatihan citra daun tanaman padi berupa grafik yang fluktuatif. Loss validasi tertinggi dari pelatihan adalah 1.35 dan loss terkecil adalah 0.79. Sedangkan loss pelatihan tertinggi adalah 9.5 dan loss terendah adalah 0.85.

Dengan model pembelajaran transfer learning yang menggunakan algoritma Inception v3 loss validasi tertinggi yang didapatkan adalah 0.5 dan 0.09 pada nilai loss validasi terendah. Serta 1.13 pada nilai loss pelatihan tertinggi dan 0.07 pada loss pelatihan terendah.

Loss pelatihan mengindikasikan seberapa baik model dalam menyesuaikan dengan data training. Loss validasi mengindikasikan seberapa baik model akan bekerja dengan data baru. Semakin kecil loss maka akan semakin baik model dalam melakukan pekerjaannya.

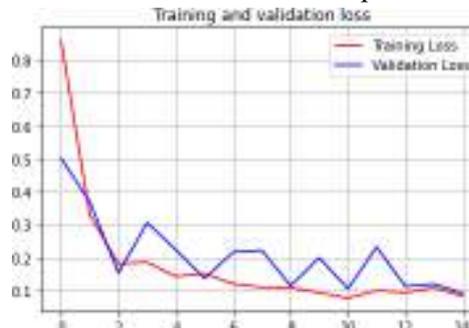


**Gambar 10.** Loss CNN Scratch



**Gambar 11.** Loss CNN Transfer Learning

Untuk akurasi yang didapat setelah pelatihan model CNN adalah sebagai berikut. Nilai akurasi validasi tertinggi adalah 0.75 dan nilai 0.33 untuk akurasi validasi terkecil. Sedangkan nilai akurasi pelatihan tertinggi adalah 0.67 dan 0.23 untuk nilai akurasi pelatihan terkecil. Nilai yang diperoleh setelah pelatihan model menggunakan algoritma transfer learning adalah 0.98 untuk akurasi validasi tertinggi dan 0.74 untuk akurasi validasi terkecil. Sedangkan nilai akurasi pelatihan tertinggi adalah 0.98 dan 0.55 untuk nilai akurasi pelatihan terkecil.



**Gambar 12 .** Accuracy CNN Scratch



**Gambar 13 . Accuracy CNN Transfer Learning**

Pengujian model dalam penelitian ini dilakukan dengan menggunakan confusion matrix. Dengan memakai data uji yang berjumlah 144 buah dan dibagi menjadi 4 folder yang masing-masingnya berjumlah 34 buah.

**Tabel 1. Hasil Pengujian Pada Model CNN**

Matriks		Predicted Class			
		BDC	SH	HD	PD
Actual Class	BDC	24	10	0	0
	SH	0	26	3	9
	HD	4	12	10	8
	PD	0	4	4	30

Berdasarkan tabel pengujian dari model CNN diatas ada beberapa data yang salah dalam pengklasifikasiannya. Dari 34 data Bercak Coklat, 10 data salah dalam penempatan kelas. 11 data daun sehat salah dalam penempatan kelas. Dalam kelas Hawar Daun terdapat 24 data salah kelas. Dan 8 kelas salah dalam kelas Potassium Deficiency. Dari tabel diatas dapat dihitung besar akurasi seperti berikut

$$Akurasi = \frac{\text{Jumlah data benar}}{\text{jumlah keseluruhan data}} \times 100\%$$

$$Akurasi = \frac{90}{144} \times 100\% = 62.5\%$$

Dari hasil perhitungan diatas diperoleh akurasi model CNN sebesar 62.5%.

**Tabel 2. Hasil Pengujian Pada Model Transfer Learning**

Matriks		Predicted Class			
		BDC	SH	HD	PD
Actual Class	BDC	34	0	0	0
	SH	0	33	5	0
	HD	0	0	34	0
	PD	0	0	9	29

Berdasarkan tabel pengujian dari model CNN diatas seluruh data pada Bercak Coklat dan Hawar Daun benar dalam penempatan kelasnya. Pada kelas Sehat, 5 data salah dalam penempatan kelas. Dan 9 data salah dalam kelas Potassium Deficiency

$$Akurasi = \frac{120}{144} \times 100\% = 90\%$$

Dari hasil perhitungan diatas diperoleh akurasi model transfer learning sebesar 90%. Nilai ini sama dengan nilai yang dihasilkan dalam pengujian menggunakan method.

Setelah melakukan pengujian dari model CNN dan model transfer learning dapat disimpulkan bahwa pelatihan menggunakan model transfer learning memperoleh data yang lebih akurat daripada penggunaan model CNN untuk mengklasifikasikan dan mengidentifikasi citra penyakit pada daun tanaman padi.

**HASIL DAN PEMBAHASAN**

**1. Implementasi Pada Aplikasi**

**a. Simulasi Antar Muka**

Peneliti menjalankan aplikasi dengan Smart Phone. Halaman pertama yang akan tampil saat user membuka aplikasi adalah halaman utama. Didalam halaman utama terdapat fitur tanggal dan cuaca agar petani dapat melihat waktu dengan cepat. Di halaman utama juga terdapat tombol galeri dan tombol ambil gambar yang akan membuka kamera jika tombol ditekan.



**Gambar 14 .** Halaman Utama

Pengguna dapat melakukan identifikasi daun tanaman padi dengan menekan tombol Take a Picture untuk membuka kamera dan mengambil gambar atau menekan tombol galeri untuk memilih gambar dari album foto.



**Gambar 15.** Halaman Identifikasi

Gambar diatas adalah tampilan ketika pengguna telah melakukan identifikasi baik melewati kamera atau dari album foto. Halaman ini akan menampilkan deskripsi nama penyakit beserta taksonomi

singkat dari penyakit. Pada halaman ini juga akan menampilkan sebuah listview yang berisi obat untuk menangani daun yang terserang penyakit. Apabila listview ditekan, pengguna akan diarahkan ke form atau halaman detail obat



**Gambar 16.** Halaman Detail Obat

Pada halaman ini akan ditampilkan kandungan dari obat yang harus dibeli dan obat yang direkomendasikan.

b. Pengujian

Peneliti melakukan scanning terhadap data uji yang berjumlah 144 buah citra. Hasil yang dikeluarkan oleh aplikasi akan dicatat untuk dihitung akurasi pada setiap model.

**Tabel 3.** Hasil Pengujian Aplikasi Pada Model CNN

Matriks		Predicted Class			
		BDC	SH	HD	PD
Actual Class	BDC	24	10	0	0
	SH	0	26	3	9
	HD	4	12	10	8
	PD	0	4	4	30

$$Akurasi = \frac{90}{144} \times 100\% = 62.5\%$$

Dari hasil perhitungan diatas diperoleh akurasi model CNN sebesar 62.5%.

**Tabel 4.** Hasil Pengujian Aplikasi Pada Model Transfer Learning

Matriks		Predicted Class			
		BD C	SH	H D	PD
Act ual	BD C	34	0	0	0

	SH	0	33	5	0
	HD	0	0	34	0
	PD	0	0	9	29

$$Akurasi = \frac{120}{144} \times 100\% = 90\%$$

Dari hasil perhitungan diatas diperoleh akurasi model transfer learning sebesar 90%. Nilai ini sama dengan nilai yang dihasilkan dalam pengujian menggunakan method.

### c. Evaluasi

Berdasarkan dari hasil pengujian yang didapatkan pada model CNN from the scratch dan model CNN menggunakan transfer learning dengan arsitektur Inception V3. Dengan parameter pembelajaran yang sama, yaitu epoch berjumlah 15, learning rate yang dipakai 0.001, batch size berukuran 64 dan input citra berdimensi 299x299x3, dapat disimpulkan bahwa model menggunakan algoritma transfer learning memiliki tingkat akurasi yang tinggi. Akurasi yan didapatkan adalah 90%. Sedangkan untuk model CNN yang dibuat sendiri didapatkan akurasi sebesar 62%.

Meskipun menggunakan parameter parameter yang sama, kedua model memiliki perbedaan yang signifikan. Seperti yang bisa dilihat pada gambar 4.14, model CNN yang dilatih dengan transfer learning dapat menghasilkan akurasi yang tinggi dalam waktu singkat.

Model yang dilatih tanpa menggunakan metode transfer learning mengalami overfitting karena data latih sangatlah minim. Sehingga model mengalami kesulitan ketika dihadapi dengan data baru. Transfer learning berfokus dalam mengirimkan pengetahuan yang telah dilatih dengan data besar sehingga dapat mengatasi masalah diatas (Zhuang, Fuzhen., et al. 2020).

## PENUTUP

Berdasarkan hasil yang didapat setelah melakukan penelitian dalam pembuatan model *Convolutional Neural Network* dapat ditarik kesimpulan bahwa penelitian ini menghasilkan dua buah model *deep learning* dengan metode *Convolutional Neural Network* yang dapat mengklasifikasikan dan mengidentifikasi 4 kelas pada daun tanaman padi. Pendekatan yang dipakai dalam pembuatan model adalah *from the scratch* dan transfer learning menggunakan algoritma Inception V3.

Penelitian ini juga menghasilkan sebuah aplikasi yang dapat melakukan klasifikasi dengan model. Pengujian pada aplikasi dengan cara menscan data uji yang berjumlah 144 buah citra daun tanaman padi. Pengujian pada model CNN *from the scratch* menghasilkan tingkat akurasi sebesar 62% sedangkan pada model dengan pendekatan *transfer learning* menghasilkan tingkat akurasi sebesar 90%.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Darmawan, I. G. E., Yadie, E., & Subagyo, H. (2020). *Rancang Bangun Alat Ukur Kelembaban Tanah Berbasis Arduino Uno*. 1(1), 31–38.
- [2] Firmansyah, R., Widodo, A., Romadhon, A. D., Hudha, M. S., Saputra, P. P. S., & Lestari, N. A. (2019). The prototype of infant incubator monitoring system based on the internet of things using NodeMCU ESP8266. *Journal of Physics: Conference Series*, 1171(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1171/1/012015>

- 
- [3] Gabriel, M. M. (2020). *Arduino Uno , Ultrasonic Sensor HC-SR04 Motion Detector with Display of Distance in the LCD*. May. <https://doi.org/10.17577/IJERTV9IS050677>
- [4] Graha, F., Putra, D., & Hidayat, A. (2024). *Inovasi Tempat Sampah Pintar Berbasis ESP32 : Integrasi Sensor Infra Merah dan Bot Telegram untuk Notifikasi Sampah Penuh*. 1(4), 96–104.
- [5] Herawati, I. E., & Saptarini, N. M. (2020). Studi Fitokimia pada Jahe Merah (*Zingiber officinale* Roscoe Var. Sunti Val). *Majalah Farmasetika.*, 4(Suppl 1), 22–27. <https://doi.org/10.24198/mfarmasetika.v4i0.25850>
- [6] Hidayat, F. (2019). Purwarupa Alat Penyiram Tanaman Otomatis menggunakan Sensor Kelembaban Tanah dengan Notifikasi Whatsapp. *Prosiding Semnastek*, iv, 1–2.
- [7] Juanda, A. (2022). *Sistem Penyiraman Tanaman Otomatis Menggunakan Sensor DHT11 Automatic Plant Watering System Using a DHT11 Sensor*. 7(2), 73–83.
- [8] Kurniawati, putri. (2019). RANCANG BANGUN AKSES PINTU DENGAN SENSOR SUHU DAN HANDSANITIZER OTOMATIS BERBASIS ARDUINO. *Universitas Nusantara PGRI Kediri*, 01, 1–7.
- [9] Latifah, K. ., Jauhari, E., Januwati, M., Rizal, M., D.Wardana, H., Hendani, N., Listyorini, Baswasati, Hartoyo, B., Purwanto, Nurwidodo, Supriyadi, Elnizar, Hikmat, A., & Lina. (2019). Budidaya Jahe ( *Zingiber officinale* ). *Hortikultura Pertanian*, 1–3.
- [10] Sanaris, A., & Suharjo, I. (2020). Prototype Alat Kendali Otomatis Penjemur Pakaian Menggunakan NodeMCU ESP32 Dan Telegram Bot Berbasis Internet of Things ( IOT ). *Jurnal Prodi Sistem Informasi*, 84, 17–24.
- [11] Sasmoko, D. (2020). Sistem Monitoring aliran air dan Penyiraman Otomatis Pada Rumah Kaca Berbasis IoT dengan Esp8266 dan Blynk. *CIRCUIT: Jurnal Ilmiah Pendidikan Teknik Elektro*, 4(1), 1. <https://doi.org/10.22373/crc.v4i1.6128>
- [12] Setyowati, I., Novianto, D., & Purnomo, E. (2020). Preliminary design and soil moisture sensor yl-69 calibration for implementation of smart irrigation. *Journal of Physics: Conference Series*, 1517(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1517/1/012078>
- [13] Syahputri, D. N. (2022). *TANAMAN JAHE MERAH BERBASIS TELEGRAM MENGGUNAKAN NODEMCU ESP8266 ( Skripsi ) Oleh Dwina Nurizky Syahputri JURUSAN FISIKA TANAMAN JAHE MERAH BERBASIS TELEGRAM MENGGUNAKAN NODEMCU ESP8266 Oleh Dwina Nurizky Syahputri*.
- [14] Wahyudi, A. T., Hutama, Y. W., Bakri, M., & Dadi, S. (2020). *SISTEM OTOMATIS PEMBERIAN AIR MINUM PADA AYAM PEDAGING MENGGUNAKAN MIKROKONTROLLER ARDUINO DAN RTC DS1302*. 1(1), 15–21.
- [15] Yaakub, S., & Meilano, R. (2020). Potensi Sensor Kelembaban Tanah YL-69 Sebagai Pemonitor Tingkat Kelembaban Media Tanam Palawija. *Jurnal Elektronika Listrik Dan Teknologi Informasi Terapan*, 1(1), 7. <https://doi.org/10.37338/e.v1i1.93>