

# Pengaruh Penerapan Stochastic Gradient Descent Dan Adam Optimizer Pada Hyperparameter Tuning Untuk Klasifikasi Penyakit Tanaman Ubi Kayu

Johan Tandean<sup>1</sup>, Rhadi Indrawan<sup>2</sup>, Indo Intan<sup>3</sup>, Suci Ramadhani Arifin<sup>4</sup>

<sup>1,2</sup>Universitas Dipa Makassar; Jl. Perintis Kemerdekaan KM. 09, (0411)587194

<sup>1,2</sup>Jurusan Teknik Informatika, Universitas Dipa Makassar

e-mail: <sup>1</sup>[\\*johantan267@gmail.com](mailto:johantan267@gmail.com), <sup>2</sup>[rhadi.indrawankkpi@gmail.com](mailto:rhadi.indrawankkpi@gmail.com),

<sup>3</sup>[indo.intan@dipanegara.ac.id](mailto:indo.intan@dipanegara.ac.id), <sup>4</sup>[suci.arifin@dipanegara.ac.id](mailto:suci.arifin@dipanegara.ac.id)

## Abstrak

Ubi kayu merupakan salah satu sumber bahan makanan pokok, maka perawatan pada tanaman ubi kayu atau (*Manihot esculenta* Crantz) terhadap penyakit adalah hal yang penting untuk diperhatikan. Dengan melibatkan perkembangan teknologi saat ini, diharapkan observasi terhadap tanaman yang terjangkit penyakit akan dapat dilakukan jauh lebih mudah. Dari alasan tersebut, peneliti dengan belasan ribu data gambar ubi kayu yang terinfeksi, memanfaatkan algoritma Neural Network dalam hal ini Convolutional Neural Network (CNN) untuk kemudian mengklasifikasikan jenis penyakit ubi kayu. Pada pembuatan model CNN juga dilakukan perbandingan model terhadap Hyperparameter Optimizer yang digunakan, yakni Stochastic Gradient Descent dan Adam. Dengan melakukan Hyperparameter Tuning tersebut, diharapkan dapat menghasilkan model klasifikasi yang lebih baik.

**Kata kunci:** Ubi Kayu, Convolutional Neural Network, Hyperparameter, Stochastic Gradient Descent, Adam.

## Abstract

Cassava is a source of staple food, the treatment of cassava or (*Manihot esculenta* Crantz) against disease is an important thing to note. By involving current technological developments, it is hoped that observing diseased plants will be much easier. For this reason, researchers with tens of thousands of infected cassava image data utilized the Neural Network algorithm, in this case, the Convolutional Neural Network (CNN), to classify the cassava disease types. In making the CNN model, a model comparison was also made against the Hyperparameter Optimizer used, namely Stochastic Gradient Descent and Adam. By doing the Hyperparameter Tuning, it is expected to produce a better classification model.

**Keywords:** Analysis, Fuzzy Logic, Multiple Linear Regression, Forecasting

## 1. PENDAHULUAN

Ubi kayu atau biasa disebut singkong (*Manihot esculenta crantz*) oleh masyarakat Indonesia itu pertama kali ditemukan di kawasan Amerika Selatan yang tepatnya kini menjadi negara Brazil dan Paraguay pada masa prasejarah di Indonesia. Sekitar abad enam belas, ubi kayu diperkenalkan dan dibawa oleh bangsa Portugis dari Brazil. Kemudian sekitar tahun 1810 ubi kayu ditanam secara komersial di wilayah Indonesia [1]. Ubi kayu merupakan salah satu sumber karbohidrat lokal di Indonesia yang menduduki urutan ketiga setelah padi dan jagung [5]. Sumber lain bahkan menyebutkan posisi ubi kayu adalah nomor dua setelah padi [4] sehingga membuat ubi kayu bisa menjadi kebutuhan pokok

bagi masyarakat selain padi dan jagung. Tanaman ubi kayu memiliki banyak kegunaan. Selain umbinya, daun dari ubi kayu biasanya juga dapat dimakan sebagai sayur yang mengandung protein.

Menurut data Badan Pusat Statistik tahun 2018, produktivitas ubi kayu Indonesia secara nasional dari rentang tahun 2014 hingga 2018 terlihat fluktuatif dengan adanya penurunan di tahun 2015 pada data di tahun 2018. Berdasarkan angka di tahun 2018 terjadi penurunan produktivitas sebesar 1,05% dari tahun sebelumnya [2]. Penyebab penurunan produktivitas ubi kayu secara umum diakibatkan oleh penyakit tanaman ubi kayu itu sendiri yang menyebabkan terjadinya gagal panen sehingga dapat menyebabkan penurunan pendapatan bagi para petani ubi kayu, penyakit dari tanaman ubi kayu dapat dilihat dari daun yang berupa bercak. Di samping itu, daun ubi kayu dapat dijadikan indikator dari kesehatan tanaman tersebut. Apabila terjadi perubahan pada daun ubi kayu, maka dapat dideteksi penyakit apa yang menyerang tanaman ubi kayu [6]. Penyakit yang biasa menyerang tanaman ubi kayu di Indonesia dengan gejala yang dapat dilihat dari daunnya yaitu bakteri hawar daun (*cassava bacterial blight*), penyakit bercak coklat singkong (*Cassava Brown Streak Disease*), bintik hijau (*Cassava Green Mottle*), mosaik (*Cassava Mosaic Disease*).

Kurangnya pemahaman para petani ubi kayu tentang penyakit yang ada pada tanaman ubi kayu membuat para petani kesulitan untuk mendeteksi penyakit sehingga para petani memberikan penanganan yang tidak tepat dan membuat tanaman ubi kayu bisa mengalami gagal panen. Penangan tepat yang dilakukan oleh dinas pertanian adalah dengan cara melakukan pemeriksaan di laboratorium, hal ini mengakibatkan lamanya proses pendeteksian penyakit terhadap tanaman ubi kayu karena masih ada proses pemeriksaan lainnya seperti pengujian laboratorium yang bahkan bisa memakan waktu sehari-hari lamanya dan tentu membutuhkan modal, sehingga membuat para petani berfikir untuk tidak melakukan hal yang merepotkan.

Deteksi penyakit tanaman ubi kayu ini dapat dipermudah dengan bantuan teknologi yang sudah berkembang dengan sangat pesat. Misalkan dengan hanya memasukkan gambar daun dari ubi kayu maka akan dikenali penyakit yang ada pada tanaman ubi kayu. Sehingga dapat memotong waktu pengklasifikasian penyakit ubi kayu menjadi lebih cepat tanpa harus menunggu hasil laboratorium. Bersumber dari pembahasan mengenai kerusakan tanaman ubi kayu yang diakibatkan oleh penyakit tanaman, maka dari itu diperlukan referensi dari penelitian yang sudah dilakukan sebelumnya yang berkaitan dengan kerusakan tanaman dengan gejala yang tampak pada daun. Salah satu cara yang dapat ditempuh ialah dengan memanfaatkan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dimana algoritma CNN berguna untuk mengolah data gambar agar bisa diolah oleh sistem dan menerapkan metode *Stochastic Gradient Descent* dan metode *Adam optimizer* yang merupakan konsep dari *Hyperparameter Optimizer*.

Penelitian sebelumnya dengan objek yang sama yaitu ubi kayu, menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) sebagai fitur ekstraksi dan untuk proses klasifikasi menggunakan algoritma *Probabilistic Neural Network* (PNN). Hasil dari penelitian tersebut diperoleh akurasi tertinggi sebesar 83,33% [6]. Adapun penelitian lainnya yang menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mendeteksi penyakit berdasarkan daun pada tanaman namun memiliki objek yang berbeda yaitu padi. Hasil dari penelitian tersebut ditemukan akurasi tertinggi pada *epoch* 100 dengan akurasi sebesar 98% [3].

Berdasarkan pembahasan tersebut, dapat dilihat algoritma CNN merupakan algoritma yang memiliki tingkat akurasi tertinggi. Dengan menerapkan algoritma CNN dan melakukan penerapan *Hyperparameter Optimizer* untuk menemukan nilai *hyperparameter* yang dapat

menghasilkan model dengan performa yang paling baik dan mencari hasil klasifikasi terbaik antara metode *Stochastic Gradient Descent* dan metode *Adam optimizer* pada penyakit tanaman ubi kayu. Klasifikasi menggunakan algoritma CNN, dimana kelebihan CNN adalah memiliki proses pelatihan yang lebih cepat lagi dibandingkan dengan metode implementasi dari algoritma statistik lainnya seperti *Probabilistic Neural Network* (PNN) dan *Multi Layer Perceptron* (MLP). Hasil dari penelitian ini dapat bermanfaat bagi para petani ubi kayu dan pihak yang terlibat dapat mengidentifikasi penyakit yang menyerang tanaman ubi kayu sehingga dapat dilakukan pencegahan dan penanganan yang tepat agar dapat meningkatkan produktivitas hasil panen ubi kayu dan dapat meningkatkan pendapatan bagi para petani ubi kayu.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Tempat penelitian dilakukan di Laboratorium Universitas Dipa Makassar, Jl. Perintis Kemerdekaan No.KM.9, Tamalanrea Indah, Kec. Tamalanrea, Kota Makassar, Sulawesi Selatan 90245. Yang dimana penelitian ini dilaksanakan pada tanggal 19 Desember 2022 - 31 Januari 2023.

### 2.2 Bahan

#### 2.2.1 Bahan Penelitian

Dalam penyusunan skripsi ini, peneliti melakukan pengumpulan data berupa data citra atau foto dari tanaman ubi kayu. Dataset berasal dari *Kaggle* sebanyak 21.397 gambar dengan format ekstensi JPG (*Joint Photographic Group*) yang terdiri dari 5 label yang akan diklasifikasi yaitu bakteri hawar daun (*cassava bacterial blight*), penyakit bercak coklat singkong (*Cassava Brown Streak Disease*), bintik hijau (*Cassava Green Mottle*), mosaik (*Cassava Mosaic Disease*), dan sehat (*Healthy*).

### 2.3 Jenis dan Variabel Penelitian

Variable yang terdapat pada penelitian ini adalah :

#### 1. Variabel Bebas

##### a. Convolutional Neural Network (CNN)

*Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan variable pada penelitian ini, *Concolutional Neural Network* (CNN) merupakan salah satu metode dari *machine learning* yang merupakan pengembangan dari *Multi Layer Perceptron* (MLP) yang mana dirancang untuk mengolah atau membuat data dari dua dimensi. Metode CNN terdiri dari dua metode yaitu klasifikasi yang menggunakan *feedward* dan tahap pembelajarannya menggunakan *backpropagation*.

#### 2. Variabel Terikat

##### a. Citra

Pada penelitian ini, Citra adalah variable yang digunakan untuk mengklasifikasikan penyakit tanaman ubi kayu menggunakan algoritma CNN. Pada variable ini, citra mempunyai resolusi  $256\text{px} \times 256\text{px}$  dengan format ekstensi JPG (*Joint Photographic Group*). Namun warna Citra dapat mempengaruhi besarnya piksel pada Citra.

b. Hyperparameter Optimizer

*Hyperparameter optimizer* adalah variable bergantung pada penelitian ini, dikarenakan *hyperparameter optimizer* adalah parameter yang nilainya digunakan untuk mengontrol proses pembelajaran. Dimana dengan menggunakan *hyperparameter optimizer* dapat menghasilkan akurasi yang tinggi sehingga semakin tinggi akurasinya, maka akan semakin baik pula hasilnya. Pada penelitian ini, *hyperparameter optimizer* yang digunakan yaitu :

1. Adam Optimizer

Adam adalah metode *learning rate* adaptif, yang dimana untuk semua pembaruan bobot dan *learning rate* berubah selama *training*.

2. Stochastic Gradient Descent

*Stochastic Gradient Descent* (SGD) adalah metode *single learning rate* (alpha), yang dimana untuk semua pembaruan bobot dan *learning rate* tidak berubah selama *training*.

c. Confusion Matrix

*Confusion matrix* merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi. Pada dasarnya *confusion matrix* mengandung informasi yang membandingkan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem.

## 2.4 Pengumpulan Data



A. Cassava Bacterial Blight (CBB)



B. Cassava Brown Streak Disease (CBSD)



C. Cassava Green Mottle (CGM)



D. Cassava Mosaic Disease (CMD)



E. Healthy

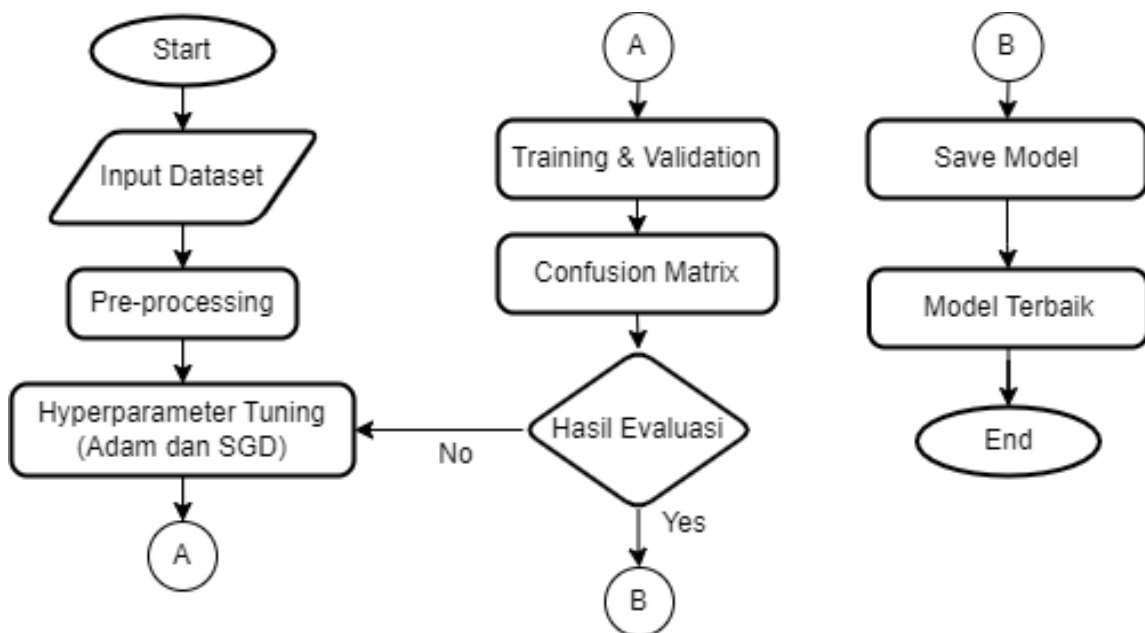
Gambar 1 Data Citra Tanaman Ubi Kayu

Pengumpulan data dilakukan dengan mengambil data dari *Kaggle*. Data ini sebanyak 21.397 gambar dengan format ekstensi JPG (*Joint Photographic Group*) yang terdiri dari 5 label dan akan disimpan dalam penyimpanan internal. Data citra tanaman ubi kayu yang digunakan adalah seperti pada Gambar 1. Dataset yang ada pada *Kaggle* dikumpulkan selama survei di Uganda. Sebagian besar gambar dikumpulkan dari petani yang mengambil foto kebun mereka, dan dianotasi oleh para ahli di *National Crops Resources Research Institute* (NaCRRI) dan bekerja sama dengan laboratorium AI di Makerere University, Kampala.

### 2.5 Analisis Sistem

#### Convolutional Neural Network

Pada Gambar 2 proses diawali dengan memasukkan citra kemudian melakukan *pre-processing* untuk menyamakan pixel pada setiap gambar, tahap selanjutnya adalah *convolution layer* yang akan disaring menggunakan *filter* selanjutnya output ini akan dimasukkan ke *layer Max-Pooling* untuk mengurangi ukuran dimensi, kemudian selanjutnya adalah perbandingan terhadap parameter jenis optimizer, yaitu Adam dan SGD. Kemudian dataset akan dilakukan proses analisis yang akan dibagi menjadi data training dan data testing, setelah itu model akan ditrain & validasi menggunakan dataset training & validation lalu dilakukan evaluasi untuk loss dan akurasi. Tahap selanjutnya adalah *confusion matrix* yang digunakan untuk mengukur performa klasifikasi yang dimana hasilnya berupa nilai prediksi dan nilai aktual. Setelah mendapatkan model terbaik, maka model tersebut akan disimpan. Setelah modelnya disimpan maka outputnya berupa file dengan ekstensi H5.



Gambar 2 Alur Training CNN

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Analisis Sistem

Dataset yang penulis gunakan ialah 2.500 gambar dari setiap penyakit dengan total keseluruhan berjumlah 12.500 gambar, tetapi ada beberapa kelas yang memiliki kurang dari 2.500 gambar jadi total keseluruhan dataset yang digunakan sebanyak 10.662. Penulis hanya mengambil 2.500 gambar dari setiap penyakit dikarenakan keterbatasan komputasi, untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1 Tabel Jumlah Dataset

| Kelas                               | Training | Dataset |
|-------------------------------------|----------|---------|
| Cassava Bacterial Blight (CBB)      | 2.500    | 1.087   |
| Cassava Brown Streak Disease (CBSD) | 2.500    | 2.189   |
| Cassava Green Mottle (CGM)          | 2.500    | 2.386   |
| Cassava Mosaic Disease (CMD)        | 2.500    | 2.500   |
| Healthy                             | 2.500    | 2.500   |

Sumber: Kaggle

### 3.2 Analisis dan Validasi Data

#### 3.2.1 Hyperparameter Optimizer

Pada tahap ini hyperparameter yang digunakan ada 2 yakni Adam dan SGD untuk mengetahui akurasi terbaik diantara 2 hyperparameter yaitu Adam dan SGD.

```
opt = SGD(lr=INIT_LR)
opt = Adam(learning_rate=INIT_LR, decay=INIT_LR / EPOCHS)
```

Gambar 3 Source code import Adam dan SGD

#### 3.2.2 Training & Testing Model

Pada tahap ini memiliki 6 skenario, yakni 3 skenario untuk Adam dan 3 skenario untuk SGD. Pada tahap ini bertujuan untuk membandingkan hasil akurasi antara Adam dan SGD menggunakan 3 skenario. Berikut merupakan tabel untuk ke-6 skenario.

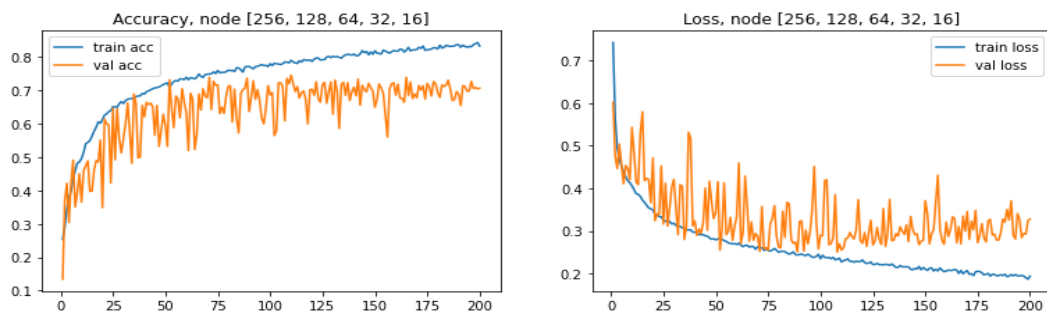
Tabel 2.1 Tabel skenario Adam Optimizer

| Adam Optimizer | Training | Testing |
|----------------|----------|---------|
| Skenario ke-1  | 80%      | 20%     |
| Skanario ke-2  | 70%      | 30%     |
| Skenario ke-3  | 90%      | 10%     |

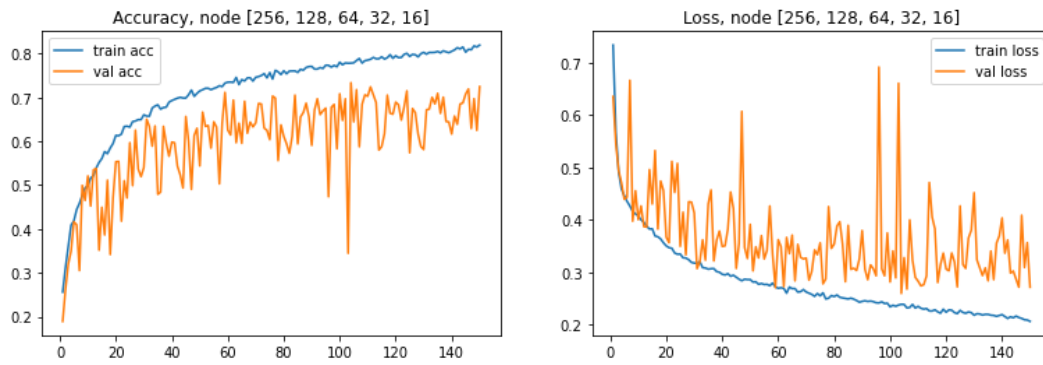
Tabel 2.2 Tabel skenario SGD

| SGD           | Training | Testing |
|---------------|----------|---------|
| Skenario ke-1 | 80%      | 20%     |
| Skanario ke-2 | 70%      | 30%     |
| Skenario ke-3 | 90%      | 10%     |

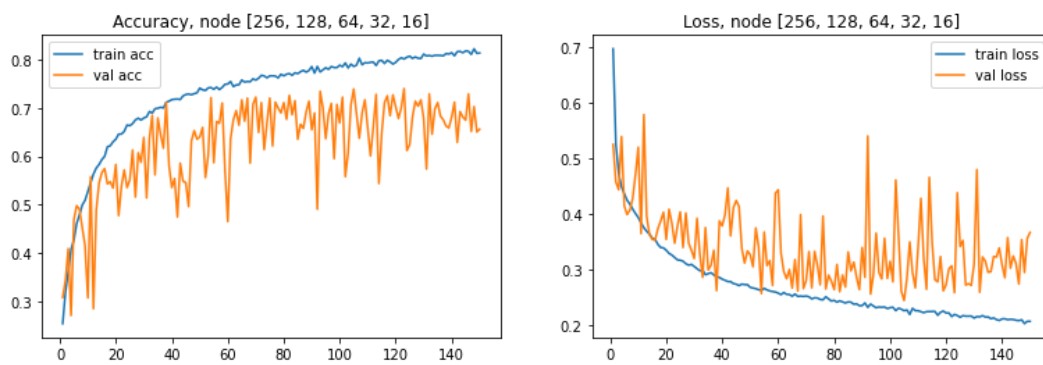
### 3.3 Hasil Training



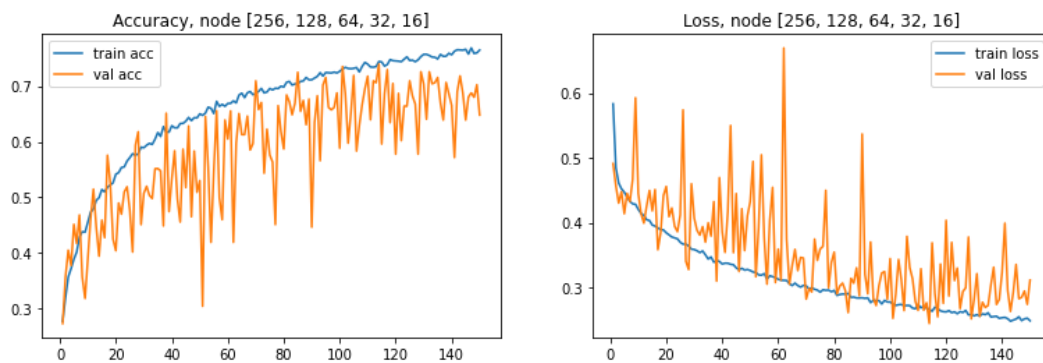
Gambar 4.1 Output skenario ke-1 Adam 80% Training dan 20% Testing



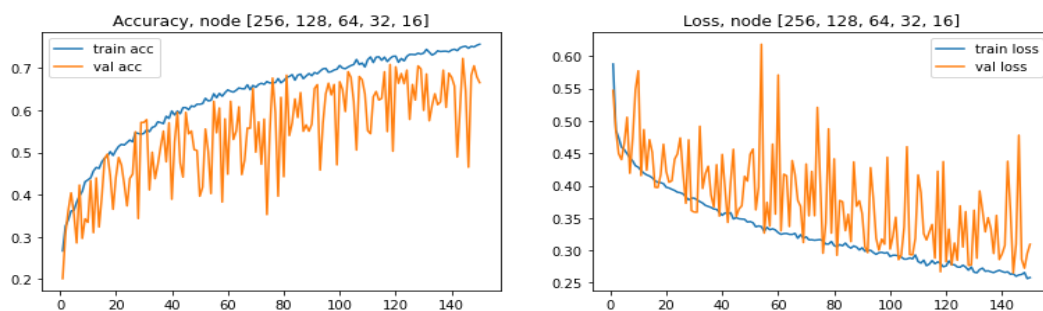
Gambar 4.2 Output skenario ke-2 Adam 70% Training dan 30% Testing



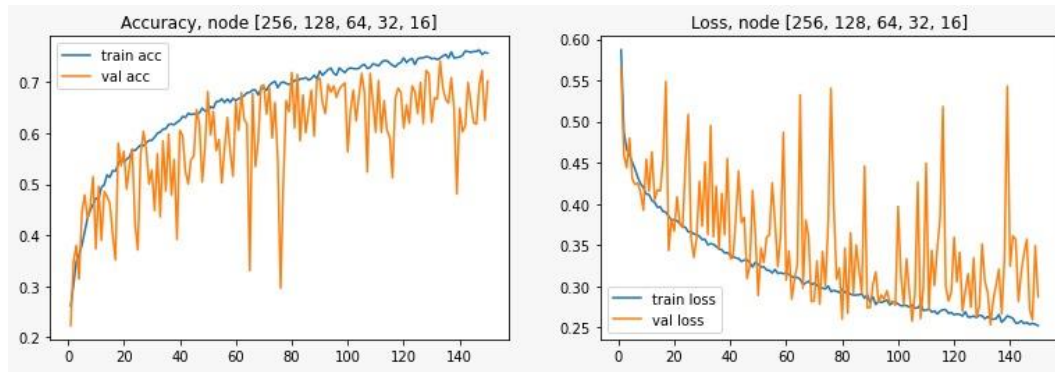
Gambar 4.3 Output skenario ke-3 Adam 90% Training dan 10% Testing



Gambar 4.4 Output skenario ke-1 SGD 80% Training dan 20% Testing

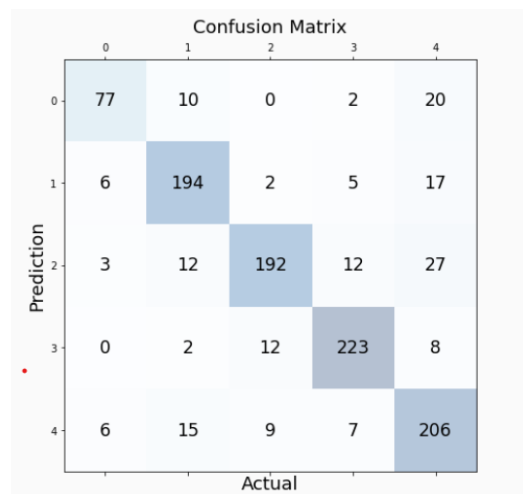


Gambar 4.5 Output skenario ke-2 SGD 70% Training dan 30% Testing



Gambar 4.6 Output skenario ke-3 SGD 90% Training dan 10% Testing

### 3.4 Hasil Confusion Matrix

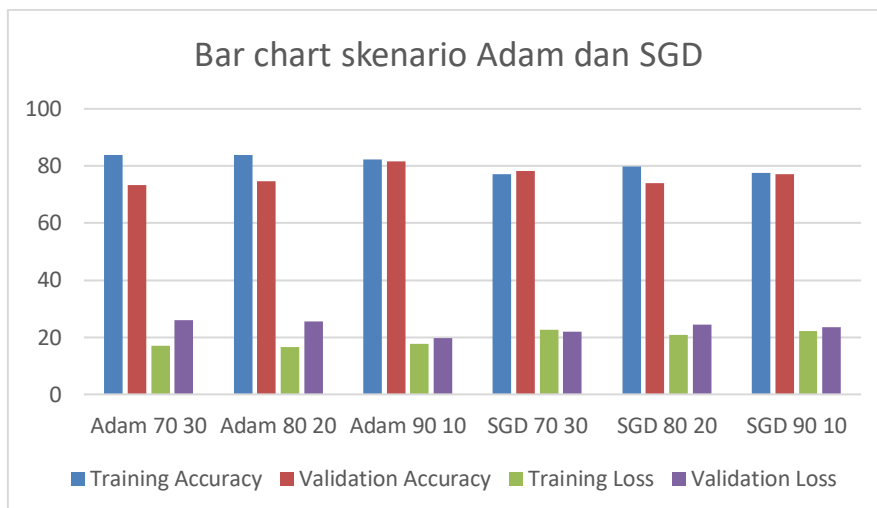


Gambar 5 Confusion Matrix

Berdasarkan gambar 5 dapat diketahui bahwa terdapat beberapa kategori: 0 = *healthy*, 1 = *Cassava Bacterial Blight* (CBB), 2 = *Cassava Brown Streak Disease* (CBSD), 3 = *Cassava Green Mottle* (CGM) dan 4 = *Cassava Mosaic Disease* (CMD). Pada gambar di atas, setiap kategori memiliki nilai true positif yakni *healthy* = 77, *Cassava Bacterial Blight* (CBB) = 194, *Cassava Brown Streak Disease* (CBSD) = 192, *Cassava Green Mottle* (CGM) = 223 dan *Cassava Mosaic Disease* (CMD) = 206.

Tabel 3 Tabel hasil Adam dan SGD

|            | Training Accuracy | Validation Accuracy | Training Loss | Validation Loss |
|------------|-------------------|---------------------|---------------|-----------------|
| Adam 70 30 | 83,75             | 73,40               | 17,10         | 25,93           |
| Adam 80 20 | <b>83,83</b>      | 74,59               | <b>16,60</b>  | 25,49           |
| Adam 90 10 | 82,36             | <b>81,63</b>        | 17,79         | <b>19,64</b>    |
| SGD 70 30  | 77,22             | 78,27               | 22,52         | 21,89           |
| SGD 80 20  | 79,69             | 73,93               | 20,75         | 24,41           |
| SGD 90 10  | 77,57             | 77,13               | 22,24         | 23,45           |



Gambar 6 Bar Chart Adam dan SGD

Berdasarkan hasil pembahasan diatas maka dapat diketahui bahwa pembelajaran Adam lebih cepat dibanding SGD. Contoh pada Gambar 4.2 dan Gambar 4.5 skenario ke-2 yakni data traning 70% dan testing 30%, dapat diketahui bahwa *Validation Accuracy* pada Adam lebih cepat meningkat hingga 70% daripada SGD. Pada pembahasan diatas juga dapat diketahui bahwa dari keenam skenario, skenario terbaik adalah Adam pada skenario ke-3 karena *Validation Accuracy* mencapai 81,63% tertinggi dari semua skenario. Hasil dari Adam dan SGD dapat dilihat pada tabel 3 untuk spesifik nilai dan gambar 6 untuk chart dari hasil Adam dan SGD.

#### 4. KESIMPULAN

Dari penelitian yang telah peneliti uraikan, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Dalam memodelkan ke-6 skenario, penulis menggunakan 2 hyperparameter optimizer yakni Adam dan SGD yang dimana *hyperparameter optimizer* merupakan bagian dari algoritma CNN yang digunakan untuk klasifikasi penyakit tanaman ubi kayu. Penulis menggunakan 2 *hyperparameter optimizer* sebagai pembanding untuk mengetahui hasil akurasi terbaik diantara 2 *hyperparameter optimizer* tersebut.
2. Setelah ke-6 skenario dijalankan dapat terlihat bahwa antara Adam dan SGD dengan parameter yang sama seperti *epoch*, *batch size*, dan lain-lain. Adam lebih cepat dalam melakukan pembelajaran, terlihat dari capaian akurasi selama 150 *epoch*. Dapat disimpulkan bahwa pembelajaran Adam lebih cepat daripada SGD, dan Adam juga lebih cepat mendapatkan akurasi tinggi dibandingkan SGD.
3. Pada pembuatan sistem interface, penulis menggunakan Bahasa pemrograman JavaScript untuk mengirim citra dalam bentuk JSON (*Javascript Object Notation*) dengan API (*Application Programming Interface*) dan menggunakan HTML (*HyperText Markup Language*) dan CSS (*Cascading Style Sheets*) untuk membangun *interface system* serta pengolahan citra menggunakan Bahasa pemrograman Python. Yang dimana sistem dihubungkan dengan REST API (FAST API) untuk memproses dari file citra yang di input.

## 5. SARAN

Simulasi ini tentunya masih saja belum sempurna. Masih banyak hal yang dapat dikembangkan pada skripsi ini agar menjadi lebih baik lagi, diantaranya adalah:

1. Pada penelitian berikutnya, penulis berharap citra olahan di input secara realtime untuk mendapatkan kondisi yang lebih beragam serta hasil yang lebih akurat dan konsisten.
2. Sebaiknya, dataset yang diolah ditambah dengan bertujuan untuk meningkatkan tingkat akurasi pada model terbaik yang digunakan.
3. Sebaiknya sistem yang akan dikembangkan kedepannya memiliki komputasi yang besar agar penentuan model terbaik bisa didapatkan dengan lancar.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Dr. Johny W. Soetikno, S.E., M.M. selaku Rektor Universitas Dipa Makassar.
2. Ibu Indo Intan, S.T., M.T. selaku Dosen Pembimbing I yang telah memberikan petunjuk dan nasehatnya serta memberikan bimbingan dan arahan kepada penulis sehingga penyusunan tugas akhir ini berjalan dengan baik.
3. Ibu Suci Ramadhani Arifin, S.T., M.Eng. selaku Dosen Pembimbing II yang telah memberikan bimbingan dan saran kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan tugas akhir ini.
4. Bapak dan Ibu Dosen yang telah memberikan ilmu dan pengetahuan kepada penulis selama mengikuti kuliah.
5. Kedua orang tua tercinta yang tak henti-hentinya mendoakan dan memberikan motivasi untuk semangat dan tak mengenal kata putus asa.
6. Hari Purnomo Sidik, Sahabat yang tiada hentinya memberikan dorongan dan semangat kepada penulis.
7. Semua pihak yang telah membantu hingga terselesaikannya tugas akhir ini.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Bargumono, B., & Wongsowijaya, S. (9). 9 UMBI UTAMA Sebagai Pangan Alternatif Nasional. Yogyakarta: Leutikaprio, 2013.
- [2] BPS, "Data Statistik Produktivitas Ubi Kayu Menurut Provinsi Tahun 2013-2017," *Data BPS*, vol. 2017, no. 124, hal. 2017, 2017.
- [3] Khoiruddin, M., Junaidi, A., & Saputra, W. A. (2022). Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan Convolutional Neural Network. *Journal of Dinda: Data Science, Information Technology, and Data Analytics*, 2(1), 37-45.
- [4] Koswara, S. (2009). Teknologi Pengolahan Singkong. *Fakultas Teknologi Pertanian, Institut Pertanian Bogor, Bogor*, 26.
- [5] Prabawati, S. (2011). Inovasi pengolahan singkong meningkatkan pendapatan dan diversifikasi pangan. *Balai Besar Penelitian dan Pengembangan Pascapanen Pertanian. Bogor. Edisi*, 4-10.
- [6] Sari, Y., Alkaff, M., & Rahman, M. A. (2021). Identifikasi Penyakit Tanaman Ubi Kayu Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Metode Probabilistic Neural Network (PNN). *Jurnal Komtika (Komputasi dan Informatika)*, 5(1), 1-9.

- 
- [7] Sena, S. (2017). Pengenalan Deep Learning Part 7: Convolutional Neural Network (CNN). medium.com. <https://medium.com/@samuelsena/pengenalan-deep-learning-part-7-convolutional-neural-network-cnn-b003b477dc94>.
  - [8] Sunarto. 2002. Membuat Kerupuk Singkong dan Keripik Kedelai. Yogyakarta: Kanisius. 36 Hal.
  - [9] Umar, R., Riadi, I., & Purwono, P. (2020). Klasifikasi Kinerja Programmer pada Aktivitas Media Sosial dengan Metode Stochastic Gradient Descent. *JOINTECS (Journal of Information Technology and Computer Science)*, 5(2), 55-60.