

Identifikasi Citra Daun Tanaman Herbal Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN)

Rosida Pujiati¹, Naim Rochmawati²

^{1,2}Jurusan Teknik Informatika, Universitas Negeri Surabaya

¹rosida.17051204013@mhs.unesa.ac.id

²naimrochmawati@unesa.ac.id

Abstrak— Sebagian masyarakat Indonesia memanfaatkan sumber bahan obat tradisional dan obat alam secara turun-temurun. Sumber bahan obat tradisional dan obat alam tersebut didapatkan dari tanaman herbal. Tanaman herbal diketahui memiliki senyawa tertentu sehingga dapat berkhasiat bagi kesehatan. Banyak spesies tanaman herbal memiliki kemiripan yang tinggi sehingga sulit untuk membedakannya. Dengan begitu, sistem pengenalan tanaman otomatis akan bermanfaat untuk membantu masyarakat dalam mengidentifikasi tanaman herbal. Sistem identifikasi pada penelitian ini menggunakan metode *Convolutional Neural Network*. Metode CNN merupakan suatu metode *Deep Learning* yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi serta mengklasifikasikan sebuah objek pada citra digital. Penelitian ini menggunakan 33 kelas tumbuhan herbal. Dataset yang digunakan yaitu 21.450 citra tumbuhan herbal, dimana dataset tersebut dibagi menjadi 16.500 *training*, 3.300 *validasi*, dan 1.650 *testing*. Pada proses *training* dan *validasi* dilakukan sebanyak 150 *epoch*, yang mendapatkan akurasi tertinggi sebesar 94% dengan *loss* terendah 0,28. Untuk nilai akurasi pada proses *testing* sebesar 84%, dengan mengidentifikasi 1.382 citra daun tanaman herbal secara benar dari total 1.650 citra yang ada.

Kata Kunci—Identifikasi, Citra Daun, Tanaman Herbal, *Convolutional Neural Network*

I. PENDAHULUAN

Indonesia terkenal kaya akan sumber bahan obat tradisional dan obat alam yang dimanfaatkan oleh sebagian besar masyarakatnya secara turun-temurun [13]. Sumber bahan obat tradisional dan obat alam tersebut didapatkan dari tumbuhan herbal yang diketahui memiliki senyawa tertentu yang bermanfaat bagi kesehatan. Kandungan senyawa pada tumbuhan herbal dijumpai pada organ tubuh tumbuhan, salah satunya daun [6]. Berdasarkan pengamatan, terdapat bentuk morfologi daun, warna daun, dan tekstur daun. Selain itu, terdapat karakter daun, yang meliputi pinggir daun, ujung daun, pangkal daun, permukaan daun, dan tipe daun. Hal tersebut dapat digunakan untuk mengukur daun sebagai data kuantitatif [12]. Dengan adanya data kuantitatif dapat dimanfaatkan untuk identifikasi jenis tanaman herbal.

Kesalahan pada saat identifikasi jenis tanaman herbal dapat berakibat fatal bagi yang mengonsumsi, bahkan dapat mengakibatkan kematian [11]. Mengidentifikasi tanaman yang tidak dikenal sangat bergantung pada pengetahuan yang melekat dari beberapa ahli botani. Metode yang paling berhasil mengidentifikasi tumbuhan dengan benar dan mudah adalah metode berbasis manual berdasarkan ciri morfologi. Metode berbasis manual tersebut, banyak proses yang terlibat tergantung pada pengetahuan dan keterampilan manusia.

Sehingga, proses manual ini seringkali melelahkan dan memakan banyak waktu [2]. Dengan begitu dalam kasus ini, perlu menggunakan sistem pengenalan tanaman otomatis [4].

Pengenalan tanaman herbal otomatis yang populer saat ini merupakan *Deep Learning*. *Deep learning* merupakan bagian dari pembelajaran mesin yang berkaitan dengan algoritma dimana cara kerja dari algoritma ini meniru struktur dan fungsi otak yang disebut dengan jaringan syaraf tiruan [9]. *Convolutional Neural Network* adalah salah satu algoritma dari *deep learning* yang didesain untuk mengolah data dua dimensi dalam bentuk gambar. Secara teknis, CNN merupakan sebuah arsitektur yang dapat dilatih serta terdiri dari beberapa tahapan. Di setiap tahapan CNN terdapat tiga *layer*. Tiga *layer* tersebut yaitu konvolusi, fungsi aktivasi *layer*, dan *pooling layer* [5]. Proses pengujian implementasi metode CNN yang digunakan untuk membedakan jenis tanaman dilakukan pada jaringan *training*. Setelah itu, dilanjutkan dengan pengujian data *validasi*. Jaringan yang telah diuji dengan *validasi*, kemudian ditetapkan untuk memproses data *testing* [1]. Pada penelitian ini metode CNN digunakan untuk mengidentifikasi objek citra daun tanaman herbal, dimana pada penelitian sebelumnya mengolah data untuk dapat membedakan jenis daun tanaman herbal dengan metode CNN.

Berikut penelitian sebelumnya yang menggunakan metode CNN yang berjudul “Perancangan Sistem Pengenalan Jenis Tanaman Obat dengan Kamera Berbasis Android” [5]. *Neural Network* yang menggunakan arsitektur CNN dibuat beberapa bentuk daun untuk menganalisa perbedaan setiap *training*. Identifikasi yang dilakukan menggunakan enam jenis daun herbal. Hasil *training neural network* menghasilkan akurasi 100% dengan total *epoch* 250. Peneliti lainnya mengidentifikasi daun tanaman obat menggunakan metode CNN yang ditanam pada Raspberry Pi [7]. Terdapat tujuh jenis tanaman obat yang diidentifikasi. Dataset pada penelitian tersebut dibagi menjadi dua pertiga *training* data dan sepertiga *testing* data. Hasil dari proses pengenalan dilanjutkan dengan verifikasi terhadap data lain yang tidak termasuk dalam *training* data dan *testing* data. Penelitian tersebut menunjukkan hasil akurasi sebesar 93,62% untuk pengujian data secara *offline* dan sebesar 91,04 untuk pengujian data secara *online*. Kedua penelitian tersebut melakukan penelitian berbasis aplikasi kamera, sehingga input gambar daun diambil secara langsung menggunakan kamera android.

Penelitian lain yang berbeda dalam input gambar daun tanpa menggunakan kamera android, yang berjudul “Identification of Medical Plants Leaves Using Convolutional Neural Network” [8]. Tahap identifikasi penelitian tersebut

langsung ke arsitektur CNN tanpa adanya tahap *preprocessing*. Hasil identifikasi akan menampilkan nama daun dan menampilkan pemberitahuan bahwa daun tidak dikenali jika data yang diidentifikasi tidak sesuai dengan data pelatihan. Penelitian [8] mengkhususkan daun obat hipertensi. Terdapat sembilan jenis obat hipertensi. Adapun penelitian ini mengidentifikasi daun herbal tidak khusus hipertensi, dimana dataset yang digunakan terdiri dari Daun Bayam Ramping, Cendana, Daun Jintan, Delima, *Ficus Auriculata*, Gendola, Jamblang, Jambu Biji, Jambu Mawar, Jarak Pagar, Karendang, Kelabat, Kelor, Kembang Sepatu, Kersen, Lemon, Lengkuas, Malapari, Mangga, Melati, Mimba, Mint, Mondokaki, Nangka, Oleander, Platanus, Pohon Bodhi, Pulai, Salam Koja, Sawi Bunga, Selasih, Sirih, dan yang terakhir *Terminalia Arjuna*. Meskipun penelitian [8] hampir sama dengan penelitian ini, tetapi tanaman obat yang diidentifikasi hanya menggunakan tanaman obat khusus untuk hipertensi saja. Sehingga, pada penelitian ini akan dikembangkan untuk mengidentifikasi lebih banyak jenis tanaman herbal dengan *deep learning* metode CNN.

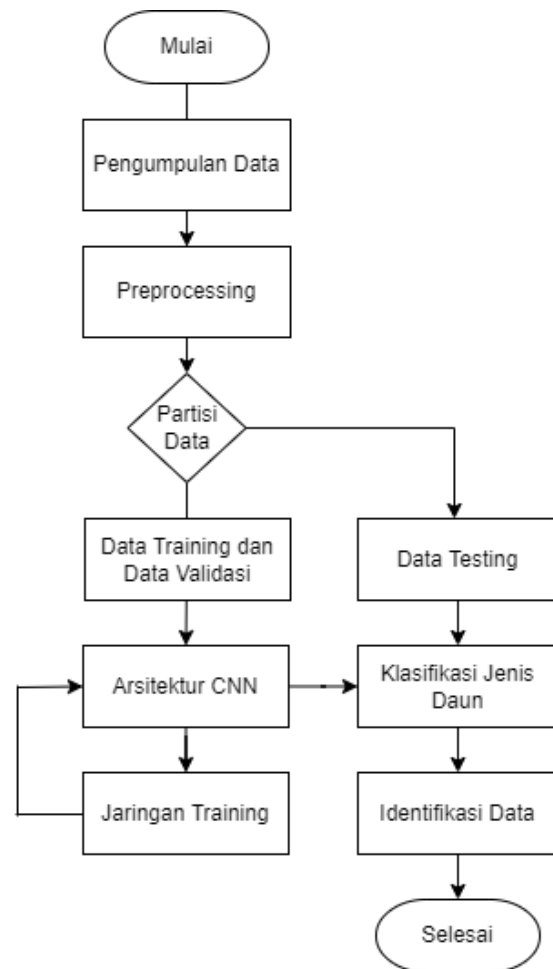
Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi citra daun tanaman herbal menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Dataset yang digunakan terdiri dari 33 kelas tumbuhan herbal, dimana dataset tersebut didapatkan dari dua sumber berbeda yang akan diolah melalui tahapan *preprocessing* terlebih dahulu sebelum masuk ke arsitektur CNN. Arsitektur CNN yang digunakan yaitu 3 *Convolutional Neural Network* dan 2 *Fully Connected Layer*. Selain itu, dalam aplikasi yang dibuat akan diberikan keterangan tambahan mengenai manfaat daun yang sudah teridentifikasi oleh sistem. Diharapkan aplikasi ini bisa membantu masyarakat mengenali tanaman herbal yang memiliki kemiripan tinggi.

II. METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi penelitian merupakan pedoman dalam melaksanakan penelitian. Adanya metodologi penelitian, alur dan hasil penelitian dapat tercapai, serta tidak menyimpang dari tujuan yang telah ditentukan. Penelitian ini merupakan penerapan *deep learning* metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Perancangan arsitektur CNN dilakukan menggunakan *platform google laboratory* dengan bahasa pemrograman python. Selain itu, dataset yang digunakan merupakan citra daun tanaman herbal yang akan diproses dengan hasil yang menunjukkan identitas daun tersebut. Langkah-langkah yang dilakukan dalam proses pembuatan sistem identifikasi CNN dapat dilihat pada Gbr. 1.

A. Dataset

Penelitian ini menggunakan dua dataset tumbuhan herbal dari sumber yang berbeda yang dijadikan satu. Dua sumber berbeda tersebut didapatkan dari *website mendeley*. Sumber pertama [3] dan sumber kedua [10] digabung, diambil 33 kelas tumbuhan herbal untuk dijadikan sebagai dataset. Dataset akan diunggah ke *drive* yang berfungsi sebagai penyimpanan pada *google collaboratory*.



Gbr. 1 Sistem Identifikasi CNN

B. Preprocessing

Preprocessing pada penelitian ini menyiapkan dataset 33 kelas yang telah diunggah ke dalam *google drive*. Dikarenakan dataset pada penelitian ini menggunakan dua sumber yang berbeda, maka citra tanaman herbal memiliki ukuran *pixel* yang berbeda-beda. Untuk menyamakan ukuran *pixel* perlu untuk melakukan *resize image*. Dataset 33 kelas tersebut, merupakan data mentah yang siap untuk proses *resize image* ukuran 150 x 150 *pixel*. *Resize image* pada *preprocessing* mempermudah ke proses *training* dan membantu proses *training* mendapatkan tingkat akurasi yang maksimal.

C. Arsitektur Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) adalah suatu jenis *neural network* yang difungsikan untuk mengolah data citra. Kumpulan *layer-layer* pada arsitektur CNN akan dilewati *image* pada proses *training*. Tabel I menggambarkan model CNN dengan inputan gambar menggunakan 150 x 150 x 3 *channel* RGB. Kemudian menggunakan kernel 3 x 3 dan *filter* 32 *layer* untuk mengkonvolusi *layer* pertama dengan *ReLU*

activation. Hal tersebut bertujuan untuk mengambil *node* tertinggi yang akan diteruskan pada konvolusi berikutnya. Didapatkan hasil dari konvolusi 1 yaitu $148 \times 148 \times 32$ layer, dan jumlah parameter yang dihasilkan yaitu 896 parameter. Setelah konvolusi 1 selesai, maka dilanjutkan dengan *pooling layer* 1 menggunakan *filter* 32 layer. *Input shape* yang dihasilkan pada *pooling layer* 1 adalah 74×74 piksel. Setelah menyelesaikan tahap konvolusi 1 dan *pooling layer* 1, dilanjutkan dengan konvolusi 2 menggunakan *filter* 64 layer dengan *kernel* 3×3 , dan hasil yang didapatkan yaitu 18.496 parameter. Tahap selanjutnya *pooling layer* 2. Tahap *pooling layer* 2 sama dengan tahap *pooling layer* 1, hanya saja *pooling layer* 2 menggunakan *filter* 64 layer dengan hasil *input shape* 36×36 piksel. Setelah menyelesaikan proses konvolusi 2 dan *pooling layer* 2, dilanjutkan dengan konvolusi 3 dan *pooling layer* 3. Pada konvolusi 3 digunakan *filter* 32 layer dan *kernel* 3×3 , sehingga menghasilkan *output shape* $34 \times 34 \times 32$ layer, dan jumlah parameter 18.464 parameter. Kemudian *pooling layer* 3 menggunakan 32 layer, *input shape* yang dihasilkan 17×17 piksel. Setelah melakukan tiga layer *convolution* dan tiga *pooling layer*, maka akan dihasilkan *flatten layer*. *Flatten layer* berguna untuk mengonversi hasil *pooling layer* terakhir yang akan diubah menjadi nilai vector. Tahap *Flatten layer* mendapatkan hasil 9.248. Hasil *flatten* dimasukkan satu per satu pada *dense* dengan total 200 dan 500 unit untuk 33 klasifikasi. Sehingga, total keseluruhan 2.004.689 parameter.

TABEL I
ARSITEKTUR CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

| Layer | Type | Output Shape | Parameter |
|------------------------|--------------|----------------------|-----------|
| Conv2d | Conv2D | (None, 148, 148, 32) | 896 |
| Max_pooling2d | MaxPooling2D | (None, 74, 74, 32) | 0 |
| Conv2d_1 | Conv2D | (None, 72, 72, 64) | 18.496 |
| Max_pooling2d_1 | MaxPooling2D | (None, 36, 36, 64) | 0 |
| Conv2d_2 | Conv2D | (None, 34, 34, 32) | 18.464 |
| Max_pooling2d_2 | MaxPooling2D | (None, 17, 17, 32) | 0 |
| Flatten | Flatten | (None, 9248) | 0 |
| Dense | Dense | (None, 200) | 1.849.800 |
| Dropout | Dropout | (None, 200) | 0 |
| Dense_1 | Dense | (None, 500) | 100.500 |
| Dropout_1 | Dropout | (None, 500) | 0 |
| Dense_2 | Dense | (None, 33) | 16.533 |
| Total parameter | | | 2.004.689 |
| Trainable parameter | | | 2.004.689 |
| No-trainable parameter | | | 0 |

D. Training

Training bertujuan untuk mengenalkan model CNN yang telah dirancang sehingga dapat mengenali dan membedakan gambar tumbuhan herbal yang telah diklasifikasikan sebelumnya. Jumlah data *training* terdiri dari 16.500 citra tanaman herbal. Proses *Training* pada pelatihan ini dilakukan sebanyak 150 *epoch*.

E. Validasi

Validasi berisi data beserta label yang sama dengan *training*. Proses validasi dilakukan untuk menguji keakuratan hasil *training*. Kumpulan data validasi dapat meminimalisir *overfitting*. *Overfitting* merupakan keadaan dimana model yang digunakan terlalu fokus. Fokus yang berlebihan biasanya terjadi karena model menangkap data noise yang seharusnya diabaikan. Akibat dari *overfitting* dapat menyebabkan penurunan akurasi model.

F. Testing

Data *testing* atau juga disebut *testing set*, wajib dijalankan setelah proses validasi. Hal tersebut berfungsi untuk membuktikan keakuratan model CNN pada penelitian ini. Data yang digunakan untuk *testing* pada penelitian ini sebanyak 1.650 citra tanaman herbal.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan 33 kelas daun tanaman herbal untuk memenuhi kebutuhan data dalam proses identifikasi. Pada setiap kelas daun tanaman herbal di ambil 500 citra untuk data *training*, 100 citra untuk validasi, dan 50 citra untuk data *testing*. Data daun yang diambil terdapat pada Tabel II dan Tabel III.

TABEL II
DATASET TANAMAN HERBAL

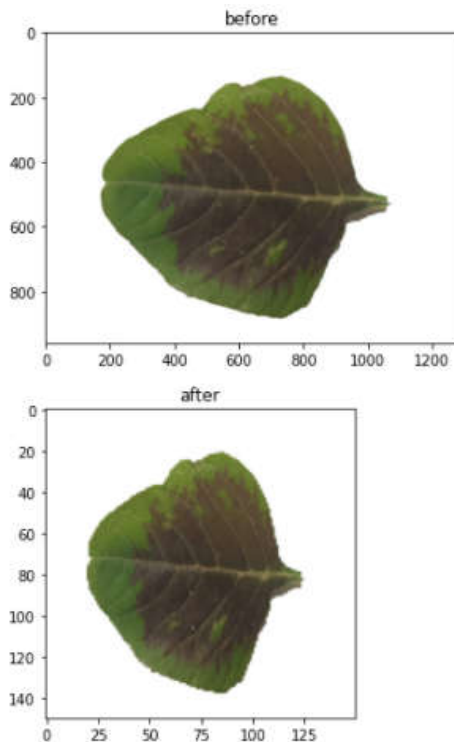
| Nama Tumbuhan Herbal | Training | Validasi | Testing |
|----------------------|----------|----------|---------|
| Bayam Ramping | 500 | 100 | 50 |
| Cendana | 500 | 100 | 50 |
| Daun Jintan | 500 | 100 | 50 |
| Delima | 500 | 100 | 50 |
| Ficus Auriculata | 500 | 100 | 50 |
| Gendola | 500 | 100 | 50 |
| Jamblang | 500 | 100 | 50 |
| Jambu Biji | 500 | 100 | 50 |
| Jambu Mawar | 500 | 100 | 50 |
| Jarak Pagar | 500 | 100 | 50 |
| Karendang | 500 | 100 | 50 |
| Kelabat | 500 | 100 | 50 |
| Kelor | 500 | 100 | 50 |
| Kembang Sepatu | 500 | 100 | 50 |
| Kersen | 500 | 100 | 50 |
| Lemon | 500 | 100 | 50 |
| Lengkuas | 500 | 100 | 50 |
| Malapari | 500 | 100 | 50 |
| Mangga | 500 | 100 | 50 |
| Melati | 500 | 100 | 50 |
| Mimba | 500 | 100 | 50 |
| Mint | 500 | 100 | 50 |

TABEL III
DATASET TANAMAN HERBAL (TABEL LANJUTAN)

| Nama Tumbuhan Herbal | Training | Validasi | Testing |
|----------------------|----------|----------|---------|
| Mondokaki | 500 | 100 | 50 |
| Nangka | 500 | 100 | 50 |
| Oleander | 500 | 100 | 50 |
| Platanus | 500 | 100 | 50 |
| Pohon Bodhi | 500 | 100 | 50 |
| Pulai | 500 | 100 | 50 |
| Salam Koja | 500 | 100 | 50 |
| Sawi Bunga | 500 | 100 | 50 |
| Selasih | 500 | 100 | 50 |
| Sirih | 500 | 100 | 50 |
| Terminalia Arjuna | 500 | 100 | 50 |

A. Preprocessing

Pada tahap *preprocessing*, citra asli akan dilakukan proses *resize image*. Proses *resize image* diubah dengan ukuran 150 x 150 pixel. Untuk proses *resize image* dapat ditunjukkan pada Gbr. 2.



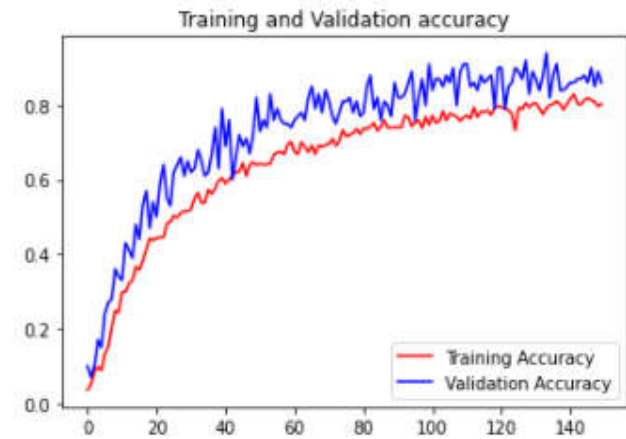
Gbr. 2 Hasil Preprocessing

B. Training dan Validasi

Jumlah data *training* sebanyak 16.500 citra dan data validasi 3.300 citra diolah dengan menggunakan model CNN. Model CNN dijalankan untuk mencari hasil yang terbaik atau untuk mendapatkan hasil dari target yang telah ditentukan sebelumnya.

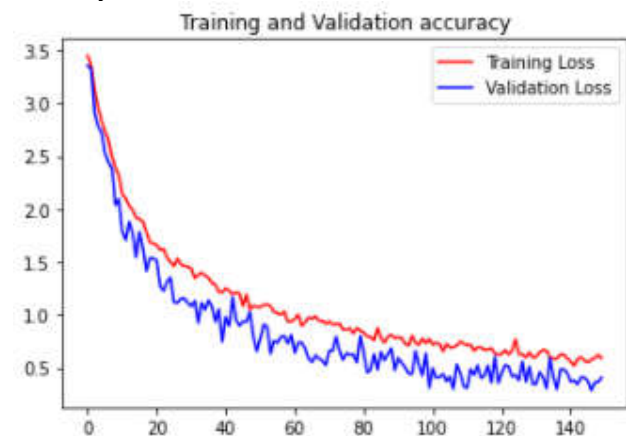
Akurasi yang didapatkan dari model CNN dalam proses *training* dan validasi dapat ditunjukkan pada Gbr. 3. Berdasarkan hasil gambar, tingkat akurasi pada saat *training*

dan validasi dari 150 *epoch* didapatkan hasil akurasi tertinggi sebesar 94%. Pemilihan jumlah *epoch* berdasarkan pada beberapa percobaan yang bertujuan untuk menghindari *overfitting* dan *underfitting* agar mencapai akurasi yang baik.



Gbr. 3 Hasil Akurasi

Gbr. 4 menunjukkan bahwa nilai *loss* yang didapat adalah 0,28. Hasil tersebut dipengaruhi oleh jumlah data yang digunakan dan jumlah *epoch* pada saat *training* dan validasi. Semakin kecil nilai *loss* yang didapatkan, semakin tinggi nilai akurasi.



Gbr. 4 Hasil Loss

C. Testing

Proses *testing* pada penelitian ini digunakan untuk mencoba kinerja dari model CNN yang telah diperoleh dari proses *training* dan proses validasi. 1.650 citra tanaman herbal diproses secara bersamaan menggunakan *confusion matrix*. Identifikasi data terdapat pada Tabel V. Pada Tabel V diperlihatkan bahwa kolom diagonal adalah kelas yang diprediksi dengan benar oleh model, dan kolom yang berada di luar diagonal adalah hasil dari kelas yang diprediksi salah oleh model.

Pada Tabel V dapat diketahui bahwa hasil testing data pertama, sebanyak 39 citra benar masuk ke kelas Bayam

Ramping dan 11 citra masuk ke kelas yang salah. Data kedua, sebanyak 41 citra benar masuk ke kelas Cendana dan 9 citra masuk ke kelas yang salah. Data ketiga, sebanyak 45 citra benar masuk ke kelas Daun Jintan dan 5 citra masuk ke kelas yang salah. Data keempat, 23 citra benar masuk ke kelas Delima dan 27 citra masuk ke kelas yang salah. Data kelima, sebanyak 15 citra benar masuk ke kelas *Ficus Auriculata* dan 35 citra masuk ke kelas yang salah. Data keenam, sebanyak 45 citra benar masuk ke kelas Gendola dan 5 citra masuk ke kelas yang salah. Data ketujuh, sebanyak 50 citra benar masuk ke kelas Jamblang. Data kedelapan, sebanyak 43 citra benar masuk ke kelas Jambu Biji dan 7 citra masuk ke kelas yang salah. Data kesembilan, sebanyak 50 citra benar masuk ke kelas Jambu Mawar. Data kesepuluh, sebanyak 48 citra benar masuk ke kelas Jarak Pagar dan 2 citra masuk ke kelas yang salah. Data kesebelas, sebanyak 43 citra benar masuk ke kelas Karendang dan 7 citra masuk ke kelas yang salah. Data kedua belas, sebanyak 47 citra benar masuk ke kelas Kelabat dan 3 citra masuk ke kelas yang salah. Data ketiga belas, sebanyak 37 citra benar masuk ke kelas Kelor dan 13 citra masuk ke kelas yang salah. Data keempat belas, sebanyak 44 citra benar masuk ke kelas Kembang Sepatu dan 6 citra masuk ke kelas yang salah. Data kelima belas, sebanyak 36 citra benar masuk ke kelas Kersen dan 14 citra masuk ke kelas yang salah. Data keenam belas, sebanyak 30 citra benar masuk ke kelas Lemon dan 20 citra masuk ke kelas yang salah. Data ketujuh belas, sebanyak 44 citra benar masuk ke kelas Lengkuas dan 6 citra masuk ke kelas yang salah. Data kedelapan belas, sebanyak 48 citra benar masuk ke kelas Malapari dan 2 citra masuk ke kelas yang salah. Data kesembilan belas, sebanyak 45 citra benar masuk ke kelas Mangga dan 5 citra masuk ke kelas yang salah. Data kedua puluh, sebanyak 38 citra benar masuk ke kelas Melati dan 12 citra masuk ke kelas yang salah. Data kedua puluh satu, sebanyak 47 citra benar masuk ke kelas Mimba dan 3 citra masuk ke kelas yang salah. Data kedua puluh dua, sebanyak 50 citra benar masuk ke kelas Mint. Data kedua puluh tiga, sebanyak 30 citra benar masuk ke kelas Mondokaki dan 20 citra masuk ke kelas yang salah. Data kedua puluh empat, sebanyak 46 citra benar masuk ke kelas Nangka dan 4 citra masuk ke kelas yang salah. Data kedua puluh lima, sebanyak 45 citra benar masuk ke kelas Oleander dan 5 citra masuk ke kelas yang salah. Data kedua puluh enam, sebanyak 50 citra benar masuk ke kelas Platanus. Data kedua puluh tujuh, sebanyak 50 citra benar masuk ke kelas Pohon Bodhi. Data kedua puluh delapan, sebanyak 43 citra benar masuk ke kelas Pulai dan 7 citra masuk ke kelas yang salah. Data kedua puluh sembilan, sebanyak 35 citra benar masuk ke kelas Salam Koja dan 15 citra masuk ke kelas yang salah. Data ketiga puluh, sebanyak 44 citra benar masuk ke kelas Sawi Bunga dan 6 citra masuk ke kelas yang salah. Data ketiga puluh satu, sebanyak 46 citra benar masuk ke kelas Selasih dan 4 citra masuk ke kelas yang salah. Data ketiga puluh dua, sebanyak 41 citra benar masuk ke kelas Sirih dan 9 citra masuk ke kelas yang salah. Data ketiga puluh tiga, sebanyak 44 citra benar masuk ke kelas *Terminalia Arjuna* dan 6 citra masuk ke kelas yang salah. Sehingga, sebanyak

1.650 citra tanaman herbal, diketahui 1.382 citra masuk ke kelas yang benar dan 268 citra masuk ke kelas yang salah.

Jika ingin melakukan proses testing hanya menggunakan satu gambar citra tanaman herbal, dapat juga dilakukan pada penelitian ini seperti yang ditunjukkan pada Gbr. 5. Menampilkan prediksi nama tanaman herbal sekaligus manfaat dari tanaman herbal tersebut. Prediksi nama tanaman herbal yang akan muncul salah satu nama dari 33 kelas tanaman herbal yang ada pada penelitian ini.

D. Hasil Perhitungan Akurasi

Perhitungan akurasi dilakukan untuk menilai keberhasilan model CNN pada penelitian ini. Dengan adanya perhitungan akurasi dapat digunakan sebagai tolok ukur dalam perbandingan ataupun pengembangan model CNN yang akan dibuat pada masa yang akan datang. Dapat dilihat pada Tabel IV menampilkan hasil *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *accuracy*. Pada penelitian ini didapatkan akurasi sebesar 0.84 atau 84 %.

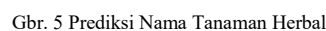
TABEL IV
HASIL PERHITUNGAN AKURASI

| Tanaman Herbal | <i>Precision</i> | <i>Recall</i> | <i>F1-Score</i> | <i>Support</i> |
|--------------------------|------------------|---------------|-----------------|----------------|
| Bayam Ramping | 0.75 | 0.78 | 0.76 | 50 |
| Cendana | 1.00 | 0.82 | 0.90 | 50 |
| Daun Jintan | 0.98 | 0.90 | 0.94 | 50 |
| Delima | 1.00 | 0.46 | 0.63 | 50 |
| <i>Ficus Auriculata</i> | 0.83 | 0.30 | 0.44 | 50 |
| Gendola | 0.70 | 0.90 | 0.79 | 50 |
| Jamblang | 0.82 | 1.00 | 0.90 | 50 |
| Jambu Biji | 0.90 | 0.86 | 0.88 | 50 |
| Jambu Mawar | 0.89 | 1.00 | 0.94 | 50 |
| Jarak Pagar | 0.91 | 0.96 | 0.93 | 50 |
| Karendang | 0.84 | 0.86 | 0.85 | 50 |
| Kelabat | 1.00 | 0.94 | 0.97 | 50 |
| Kelor | 0.95 | 0.74 | 0.83 | 50 |
| Kembang Sepatu | 0.72 | 0.88 | 0.79 | 50 |
| Kersen | 0.92 | 0.72 | 0.81 | 50 |
| Lemon | 0.97 | 0.60 | 0.74 | 50 |
| Lengkuas | 1.00 | 0.88 | 0.94 | 50 |
| Malapari | 0.87 | 0.96 | 0.91 | 50 |
| Mangga | 0.78 | 0.90 | 0.83 | 50 |
| Melati | 0.72 | 0.76 | 0.74 | 50 |
| Mimba | 0.63 | 0.94 | 0.75 | 50 |
| Mint | 0.54 | 1.00 | 0.70 | 50 |
| Mondokaki | 0.70 | 0.60 | 0.65 | 50 |
| Nangka | 0.77 | 0.92 | 0.84 | 50 |
| Oleander | 1.00 | 0.90 | 0.95 | 50 |
| Platanus | 0.89 | 1.00 | 0.94 | 50 |
| Pohon Bodhi | 0.85 | 1.00 | 0.92 | 50 |
| Pulai | 1.00 | 0.86 | 0.92 | 50 |
| Salam Koja | 0.97 | 0.70 | 0.81 | 50 |
| Sawi Bunga | 0.98 | 0.88 | 0.93 | 50 |
| Selasih | 0.98 | 0.92 | 0.95 | 50 |
| Sirih | 0.63 | 0.82 | 0.71 | 50 |
| <i>Terminalia Arjuna</i> | 1.00 | 0.88 | 0.94 | 50 |
| <i>Accuracy</i> | | | 0.84 | 1.650 |

TABEL V

This image belongs to class *Ficus Auriculata*

Manfaat *Ficus Auriculata* dapat dijadikan sebagai obat pencakar dan sebagai obat untuk permasalahan pada sistem pencernaan.



IV. KESIMPULAN

Penelitian ini menggunakan metode CNN sebagai algoritma dari *deep learning* yang didesain untuk mengolah data dua dimensi berhasil mengidentifikasi citra daun tanaman herbal. Melalui proses *training* dan proses validasi sebanyak 150 *epoch* didapatkan hasil akurasi tertinggi sebesar 94% dengan *loss* terendah 0,28. Sedangkan, hasil akurasi yang didapatkan melalui proses *testing* sebesar 84% dengan 1.650 citra tanaman herbal dapat klasifikasi 1.382 citra masuk ke kelas yang benar dan 268 citra masuk ke kelas yang salah. Setelah melalui beberapa proses, dapat disimpulkan bahwa algoritma CNN dipengaruhi oleh data yang seimbang di setiap kelas-kelas dengan jumlah data *training* yang besar.

V. SARAN

Memastikan bahwa setiap kelas pada dataset dapat dengan mudah dibedakan dari satu kelas ke kelas lainnya. Pemilihan dataset dengan perbedaan data yang lebih jelas pada setiap kelas membantu proses identifikasi lebih akurat.

UCAPAN TERIMA KASIH

Puji syukur kepada Allah SWT yang telah mempermudah dalam menyelesaikan penelitian ini. Terima kasih kepada orang tua, saudara, serta teman-teman yang senantiasa memberikan semangat, dukungan, dan doa kepada saya dalam menyelesaikan penelitian ini. Terima kasih juga kepada dosen pembimbing yang sudah membimbing saya dalam penyusunan penelitian ini.

REFERENSI

- [1] Arrofiquh, E. N., & Harintaka, H. (2018). Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Tanaman Pada Citra Resolusi Tinggi. *Geomatika*, 24(2), 61. <https://doi.org/10.24895/jig.2018.24-2.810>
- [2] Begue, A., Kowlessur, V., Singh, U., Mahomoodally, F., & Pudaruth, S. (2017). Automatic Recognition of Medicinal Plants using Machine Learning Techniques. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 8(4). <https://doi.org/10.14569/ijacsa.2017.080424>
- [3] CHOUHAN, Siddharth Singh; Kaul, Ajay; SINGH, UDAY PRATAP; & Science, Madhav Institute of Technology (2019), "A Database of Leaf Images: Practice towards Plant Conservation with Plant Pathology", Mendeley Data, V1, doi: 10.17632/hb74ynkcn.1
- [4] Dudi, B., & Rajesh, V. (2019). Medicinal plant recognition based on CNN and machine learning. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 8(4), 999–1003. <https://doi.org/10.30534/ijatese/2019/03842019>
- [5] Dwiatmoko, W. (2020). Perancangan sistem pengenalan jenis tanaman obat dengan kamera berbasis android.
- [6] Gusnedi, R. (2013). Analisis Nilai Absorbansi dalam Penentuan Kadar Flavonoid untuk Berbagai Jenis Daun Tanaman Obat. *Pillar of Physics*, 2, 76–83.
- [7] Haryono, Khairul Anam, & Azmi Saleh. (2020). Autentikasi Daun Herbal Menggunakan Convolutional Neural Network dan Raspberry Pi. *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi*, 9(3), 278–286. <https://doi.org/10.22146/v9i3.302>
- [8] Putri, Y. A., Djamal, E. C., & Ilyas, R. (2021). Identification of Medicinal Plant Leaves Using Convolutional Neural Network. *Journal of Physics: Conference Series*, 1845(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1845/1/012026>
- [9] Rochmawati, N., Hidayati, H. B., & Yamasari, Y. (2021). Analisa Learning rate dan Batch size Pada Klasifikasi Covid Menggunakan Deep learning dengan Optimizer Adam. 05, 44–48.
- [10] S, Roopashree; J, Anitha (2020), "Medicinal Leaf Dataset", Mendeley Data, V1, doi: 10.17632/nnytj2v3n5.1
- [11] Saputra S, K., & Perangin-Angin, M. I. (2018). Klasifikasi Tanaman Obat Berdasarkan Ekstraksi Fitur Morfologi Daun Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. *Jurnal Informatika*, 5(2), 169–174. <https://doi.org/10.31311/ji.v5i2.3770>
- [12] Siregar, H.-M., Wahyuni, S., & Ardaka, I. M. (2018). Karakterisasi Morfologi Daun Begonia Alam (Begoniaceae): Prospek Pengembangan Koleksi Tanaman Hias Daun di Kebun Raya Indonesia. *Jurnal Biologi Indonesia*, 14(2), 201–211. <https://doi.org/10.47349/jbi/14022018/201>
- [13] Zein, U. (2005). Pemanfaatan Tumbuhan Obat dalam Upaya Pemeliharaan Kesehatan. *E-USU Repository*, 23(23), 1.