

KLASIFIKASI CITRA DIGITAL BUMBU DAN REMPAH DENGAN ALGORITMA *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN)

Isna Wulandari¹, Hasbi Yasin², Tatik Widiharih³

^{1,2,3}Departemen Statistika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Diponegoro
isnawulandari15@gmail.com

ABSTRACT

The recognition of herbs and spices among young generation is still low. Based on research in SMK 9 Bandung, showed that there are 47% of students that did not recognize herbs and spices. The method that can be used to overcome this problem is automatic digital sorting of herbs and spices using Convolutional Neural Network (CNN) algorithm. In this study, there are 300 images of herbs and spices that will be classified into 3 categories. It's ginseng, ginger and galangal. Data in each category is divided into two, training data and testing data with a ratio of 80%: 20%. CNN model used in classification of digital images of herbs and spices is a model with 2 convolutional layers, where the first convolutional layer has 10 filters and the second convolutional layer has 20 filters. Each filter has a kernel matrix with a size of 3x3. The filter size at the pooling layer is 3x3 and the number of neurons in the hidden layer is 10. The activation function at the convolutional layer and hidden layer is tanh, and the activation function at the output layer is softmax. In this model, the accuracy of training data is 0.9875 and the loss value is 0.0769. The accuracy of testing data is 0.85 and the loss value is 0.4773. Meanwhile, testing new data with 3 images for each category produces an accuracy of 88.89%.

Keywords: image classification, herbs and spices, CNN.

1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara yang memiliki kekayaan alam terbesar kedua di dunia setelah Brazil. Salah satu kekayaan alam yang terkenal dari Indonesia adalah kekayaan bumbu dan rempahnya. Bumbu dan rempah memiliki manfaat utama sebagai penambah citarasa masakan. Selain itu, bumbu dan rempah juga bermanfaat dalam bidang kesehatan dan kecantikan. Rempah-rempah juga merupakan sumber daya hayati yang tidak dapat dipisahkan dari sejarah bangsa Indonesia. Kekayaan rempah-rempah di kepulauan Indonesia adalah awal mula petaka dan penyebab penjajahan bangsa asing di Indonesia Rempah-rempah adalah daya tarik kepulauan Indonesia yang menarik bangsa-bangsa Eropa untuk menguasai dan memainkan peran politik dominan di wilayah Indonesia (Hakim, 2015).

Banyaknya manfaat bumbu dan rempah dengan segala daya tariknya dimasa lalu, ternyata tidak sejalan dengan pengenalan bumbu dan rempah dikalangan anak muda. Hasil penelitian di SMKN 9 Bandung mendapatkan hasil bahwa sebanyak 47% siswa masih belum mengenali bumbu dan rempah pada saat pengolahan makanan Indonesia (Hikmatulloh *et al*, 2017).

Perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi pengolahan citra digital memungkinkan untuk memilah bumbu dan rempah secara otomatis. Klasifikasi citra merupakan alternatif untuk mengatasi masalah tersebut. Tujuan dari klasifikasi citra adalah menduplikasikan kemampuan manusia dalam memahami informasi citra digital, sehingga komputer dapat mengklasifikasikan objek berupa citra selayaknya manusia. Masalah yang dihadapi dalam klasifikasi citra adalah proses *feature engineering* yang terbatas pada dataset tertentu saja. Hal ini dikarenakan setiap citra memiliki perbedaan sudut pandang, perbedaan skala, perbedaan kondisi pencahayaan, deformasi objek, dan sebagainya.

Salah satu pendekatan yang berhasil untuk mengklasifikasikan citra adalah menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (*Artificial Neural Network/ANN*). Model ANN yang yang dapat digunakan untuk masalah klasifikasi objek berupa citra adalah *Convolutional*

Neural Network (CNN). CNN merupakan operasi konvolusi yang menggabungkan beberapa lapisan pemrosesan, menggunakan beberapa elemen yang beroperasi secara paralel dan terinspirasi oleh sistem saraf biologis (Hu *et al*, 2015).

Pada penelitian ini metode CNN digunakan untuk mengklasifikasikan objek citra. Objek citra tersebut akan dibagi menjadi 3 kategori yaitu ginseng, jahe dan lengkuas. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui *hyperparameter* dan model CNN untuk pengenalan secara visual citra digital bumbu dan rempah serta untuk mengetahui tingkat akurasi dari hasil klasifikasi.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Citra Digital

Citra digital merupakan suatu matriks dimana indeks baris dan kolomnya menyatakan suatu titik pada citra tersebut dan elemen matriksnya (yang disebut sebagai elemen gambar atau piksel) menyatakan tingkat keabuan pada titik tersebut (Fikriya *et al*, 2017). Pada penelitian ini digunakan citra berwarna. Citra berwarna tersusun atas tiga buah warna primer yaitu *Red*, *Green* dan *Blue*. Sebuah citra warna berukuran $B \times C$ piksel dapat dituliskan menjadi tiga buah matriks yang masing-masing terdiri dari B baris dan C kolom, dimana setiap komponen pada matriks merepresentasikan nilai derajat keabuan pada masing-masing *channel* (*Red*, *Green*, *Blue*). Sebuah citra warna dapat direpresentasikan oleh matriks I_p , dimana I_1 merupakan matriks yang merepresentasikan derajat keabuan citra pada *channel Red*, I_2 merupakan matriks yang merepresentasikan derajat keabuan citra pada *channel Green* dan I_3 merupakan matriks yang merepresentasikan derajat keabuan citra pada *channel Blue*.

$$I_p = \begin{bmatrix} (a_{11})_p & (a_{12})_p & \dots & (a_{1C})_p \\ (a_{21})_p & (a_{22})_p & \dots & (a_{2C})_p \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (a_{B1})_p & (a_{B2})_p & \dots & (a_{BC})_p \end{bmatrix}$$

Nilai untuk masing-masing komponen matriks I_p adalah sebagai

$$(a_{ij})_p = \frac{d_p}{255} \quad (1)$$

B adalah jumlah piksel baris pada citra dan C adalah jumlah piksel kolom pada citra. d_p merupakan nilai yang merepresentasikan derajat keabuan citra pada *channel* ke p , nilai d_p diskrit dan memiliki range antara 0 hingga 255.

2.2. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network merupakan salah satu jenis *neural network* yang biasanya digunakan untuk pengolahan data *image* (Santoso dan Ariyanto, 2018). CNN digunakan untuk melakukan klasifikasi data yang berlabel dengan menggunakan metode *supervised learning*. Pada *supervised learning* target yang diharapkan dari input yang diterima jaringan telah diketahui sebelumnya (Warsito, 2009).

Secara teknis, CNN adalah sebuah arsitektur yang dapat dilatih dan terdiri dari beberapa tahap. Input dari CNN berupa objek berupa citra. Proses mendeskripsikan citra menjadi *feature* yang dapat dipahami jaringan inilah yang membedakan CNN dengan jaringan syaraf lainnya. Arsitektur CNN terbagi menjadi 2 sebagai berikut

a. Feature Learning

Feature learning berfungsi untuk mengubah matriks input citra menjadi *feature maps*. Pada *feature learning* terdapat dua macam lapisan yaitu *convolutional layer* dan

pooling layer. Jumlah *convolutional layer* dan *pooling layer* pada *feature learning* merupakan *hyperparameter*, artinya jumlahnya dapat berubah tergantung pada dataset yang digunakan. .

Convolutional layer melakukan operasi konvolusi, yaitu mengubah input menjadi feature maps dengan melakukan operasi dot antara matriks input dengan filter. Filter terdiri atas beberapa matriks bobot \mathbf{K} atau biasa disebut dengan kernel. Banyaknya filter yang digunakan merupakan *hyperparameter*, jumlah filter ini akan menentukan jumlah *feature maps* yang dihasilkan. Banyaknya kernel pada *layer* ke l , sesuai dengan jumlah *feature maps* pada *layer* ke $l - 1$. Banyaknya filter yang digunakan pada *layer* l akan menentukan jumlah *feature maps* yang dihasilkan, dan jumlahnya sesuai dengan banyaknya kernel pada *layer* $l + 1$.

Convolutional layer ini yang pertama kali menerima input berupa matriks dari citra digital. Setelah dilakukan operasi konvolusi, kemudian dilanjutkan menuju fungsi aktivasi. Pada penelitian ini fungsi aktivasi yang digunakan adalah tanh. Citra digital yang digunakan pada penelitian ini, memiliki panjang dan lebar yang sama. Sehingga matriks input dan *feature maps* yang dihasilkan merupakan matriks bujur sangkar. Secara matematis, operasi konvolusi untuk *feature maps* ke q dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\mathbf{S}_q(g, h) = \left(\sum_{p=1}^P \sum_{u=1}^U \sum_{v=1}^U \mathbf{I}_p(g + u, h + v) \cdot \mathbf{K}_{pq}(u, v) \right) + b_q \quad (2)$$

dengan : $g = 0, 1, 2, \dots, G - 1$
 $h = 0, 1, 2, \dots, G - 1$
 $q = 1, 2, \dots, Q$

G merupakan banyaknya kolom/baris pada *feature maps*. U adalah banyaknya baris/kolom pada kernel. Q merupakan jumlah *feature maps*, jumlahnya sama dengan banyaknya filter. P adalah jumlah matriks kernel, jumlahnya sama dengan banyaknya *channel* matriks input.

$\mathbf{S}_q(g, h)$ merupakan elemen *feature map* ke- q , pada baris ke- g kolom ke- h . $\mathbf{I}_p(g + u, h + v)$ adalah elemen matriks input *channel* ke- q , pada baris ke- $g + u$ kolom ke- $h + v$. $\mathbf{K}_{pq}(u, v)$ adalah elemen matriks kernel pq , pada baris ke- u kolom ke- v . b_q merupakan bias pada filter ke- q .

Pooling layer pada model CNN biasanya disisipkan secara teratur setelah *convolutional layer*. Pada dasarnya *pooling layer* terdiri dari sebuah filter dengan ukuran dan jumlah pergeseran tertentu, yang akan secara bergantian bergeser pada seluruh area *feature map*. Apabila filter pada *pooling layer* tidak dapat menjangkau seluruh bagian pada *feature map*, maka bagian yang tidak terjangkau akan dihilangkan tanpa melalui proses *pooling*. Terdapat dua macam *pooling* yang biasa digunakan yaitu *average pooling* dan *max-pooling*. Nilai yang diambil pada *average pooling* adalah nilai rata-rata, sedangkan pada *max-pooling* adalah nilai maksimal. Pada penelitian ini digunakan *max-pooling*.

b. *Fully Connected Layer*

Feature map yang dihasilkan dari *feature learning* masih berbentuk *matriks*, sehingga harus dilakukan *flatten* atau *reshape feature map* mejadi sebuah vektor kolom \mathbf{x} agar bisa digunakan sebagai input dari *fully connected layer*. Setiap komponen pada vektor \mathbf{x} menjadi neuron input pada *fully connected layer*.

Perbedaan antara *fully connected layer* dengan *convolutional layer* adalah *neuron* di *convolutional layer* terhubung hanya ke daerah tertentu pada input, sementara pada *fully connected layer* memiliki *neuron* yang secara keseluruhan terhubung. Operasi pada *fully connected layer* dapat dituliskan sebagai berikut

$$z_r = \sum_{c=1}^J x_c W_{cr} + b_r \quad (3)$$

dengan : $r = 1, 2, 3, \dots, R$

R = jumlah *neuron output*

J = jumlah *neuron input*

z_r = *output* pada *neuron* ke- r

x_c = *input* pada *neuron* ke- c

W_{tr} = bobot antara *neuron* input ke- c menuju *neuron output* ke- r

b_r = bias untuk *neuron output* ke- r

2.3. Dropout

Dropout merupakan proses mencegah terjadinya *overfitting* dan juga mempercepat proses learning. *Dropout* mengacu kepada menghilangkan neuron yang berupa *hidden* maupun *layer* yang *visible* di dalam jaringan. *Neuron* yang akan dihilangkan akan dipilih secara acak (Abhirawa *et al*, 2017). Hal ini, artinya bahwa kontribusi *neuron* yang dibuang akan dihentikan sementara jaringan dan bobot baru juga tidak diterapkan pada *neuron* pada saat melakukan *backpropagation*.

2.4. Softmax

Softmax classifier merupakan bentuk lain dari algoritma *Logistic Regression* yang dapat digunakan untuk mengklasifikasi lebih dari dua kelas. Standar klasifikasi yang biasa dilakukan oleh algoritma *Logistic Regression* adalah tugas untuk klasifikasi kelas biner (Ilahiyah dan Nilogiri, 2018). Berikut adalah fungsi yang diberikan :

$$f(z_r) = \frac{e^{z_r}}{\sum_{m=1}^M e^{z_m}} \quad (4)$$

z_r merupakan nilai pada neuron ke- r sesuai dengan persamaan (3). Nilai M merupakan jumlah kategori yang diklasifikasikan. *Output* yang dihasilkan pada persamaan (4) bernilai antara nol sampai dengan satu. Nilai $f(z_r)$ merupakan probabilitas untuk setiap kategori. Semua nilai $f(z_r)$ apabila dijumlahkan akan bernilai satu.

2.5. Crossentropy Loss

Loss Function adalah fungsi yang menggambarkan kerugian yang terkait dengan semua kemungkinan yang dihasilkan oleh model. *Loss Function* yang baik adalah fungsi yang menghasilkan error yang diharapkan paling rendah. Persamaan loss function dengan *crossentropy* sebagai berikut.

$$L = -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{r=1}^M y_{r,n} \log(f(z_r)_n) \quad (5)$$

Nilai N menunjukkan jumlah data citra dan nilai M menunjukkan jumlah kategori. $f(z_r)$ merupakan fungsi *softmax classifier* pada persamaan (4). $y_{r,n}$ merupakan indikator biner, nilainya 1 untuk kelas yang sesuai dan 0 untuk kelas yang tidak sesuai. apabila Gambaran umum *crossentropy loss function* adalah meminimalkan kemungkinan log negatif dari dataset, yang merupakan ukuran langsung dari performa prediksi model. Kinerja suatu model semakin baik apabila nilai L semakin mendekati nol.

2.6 Confusion Matrix

Salah satu metode untuk mengukur performa dari suatu model klasifikasi adalah dengan nilai akurasi dari suatu model. Beberapa istilah yang merupakan dasar dalam pencarian nilai akurasi adalah true positive (TP), true negative (TN), false positive (FP), dan false negative

(FN). Istilah-istilah tersebut biasa dirangkum sebagai suatu matriks yang disebut confusion matrix sebagaimana ditunjukkan pada berikut.

		Actual Values	
		Positive (1)	Negative (0)
Predicted Values	Positive (1)	TP	FP
	Negative (0)	FN	TN

Gambar 1. *Confusion Matrix*

Nilai akurasi dalam klasifikasi adalah presentase ketepatan record data yang diklasifikasikan dengan tepat setelah dilakukan pengujian pada hasil klasifikasi. Perhitungan akurasi dengan *confusion matrix* adalah sebagai berikut.

$$\text{akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \quad (6)$$

3. METODE PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah citra digital bumbu dan rempah yang diambil dengan cara crawling pada *search engine google*. Citra digital yang digunakan terdiri dari tiga kategori yaitu ginseng, jahe dan lengkuas. Total citra yang dikumpulkan untuk sampel sebanyak 300, dengan masing-masing kategori sebanyak 100 citra. Data tersebut dibagi menjadi 2 yaitu data *training* dan data *testing*, dengan perbandingan data training dan data testing 80 % : 20%.

Software yang digunakan pada penelitian ini adalah *fatkun batch download image* dan RStudio. *Fatkun batch download image* digunakan untuk *crawling* data pada *search engine google* dan RStudio digunakan untuk mengklasifikasikan citra digital. Package pada RStudio yang digunakan adalah Keras dan EImage.

Tahapan analisis pada penelitian ini adalah sebagai berikut

1. Input data dan beri label pada masing-masing citra digital sesuai dengan kategorinya.
2. Melakukan *preprocessing* pada data citra.
3. Menentukan *hyperparameter* untuk model CNN, meliputi jumlah *convolutional layer*, jumlah filter pada *convolutional layer*, ukuran matriks kernel dan filter *pooling*, jumlah neuron pada *hidden layer* dan fungsi aktivasi.
4. Menentukan bobot awal dan iterasi_{max}.
5. Inisialisasi bobot.
6. Melakukan *training* dan *testing*.
7. Menghitung tingkat akurasi sesuai dengan persamaan (6).
8. Menghitung *loss function* sesuai dengan persamaan (5).
9. Apabila iterasi \geq iterasi_{max} maka lanjut ke proses selanjutnya, apabila tidak maka kembali pada proses 5.
10. Mendapatkan bobot akhir dan model klasifikasi sesuai dengan persamaan (4).
11. Memilih model terbaik berdasarkan tingkat akurasi terbesar pada data *testing*.
12. Melakukan evaluasi hasil klasifikasi.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Citra yang diunduh dengan *fatkun batch download image* dibagi menjadi 3 kategori yaitu ginseng, jahe dan lengkuas. Jumlah data citra pada masing-masing kategori adalah 100. Citra yang telah diunduh, kemudian diberi nama sesuai dengan kategori yang telah ditentukan. Ginseng diberi nama 'ginseng_(nomor).jpg', jahe diberi nama dengan 'jahe_(nomor).jpg' dan lengkuas diberi nama 'lengkuas_(nomor).jpg'. Berikut merupakan contoh citra yang digunakan pada klasifikasi citra digital bumbu dan rempah dengan metode CNN.



Gambar 2. Contoh Citra Digital Untuk Klasifikasi

4.1 Preprocessing Citra

Tahap *preprocessing* citra dilakukan sebagai berikut.

a. *Resize*

Resize citra adalah proses merubah ukuran piksel suatu citra digital. Citra yang diunduh dari *search engine google* memiliki ukuran yang beragam. Pada penelitian ini digunakan citra dengan ukuran 46x46. Citra yang sudah diubah ukurannya tersebut kemudian akan direpresentasikan secara numerik dalam bentuk matriks. Sehingga sebuah citra digital akan diubah menjadi 3 buah matriks (sesuai dengan *channel red, green, blue*), masing-masing berukuran 46x46.

b. Membuat data *training* dan *testing*

Pembagian data *training* dan *testing* pada penelitian ini menggunakan perbandingan 80% : 20%. Jumlah citra pada masing-masing kategori adalah 100. Pembagian data dilakukan urut dari awal. Pada masing-masing kategori, citra urutan ke 1 hingga 80 akan menjadi data *training* dan citra dengan urutan ke 81 hingga 100 akan menjadi data *testing*.

c. *Combine*

Combine berfungsi untuk menggabungkan data citra. Proses penggabungan citra ini dilakukan masing masing untuk data *training* dan data *testing*. Sebelum proses *combine*, setiap citra direpresentasikan sebagai matriks multidimensi dengan ukuran 46x46x3. Setelah proses *combine*, masing-masing matriks citra akan digabungkan menjadi matriks multidimensi, sehingga untuk citra *training* akan memiliki dimensi 46x46x3x240 dan citra *testing* memiliki dimensi 46x46x3x60. Nilai 240 dan 60 sesuai dengan jumlah citra *training* dan *testing*.

d. *Reorder Dimension*

Proses *reorder dimension* berfungsi untuk mengatur penempatan dimensi matriks citra. Dimensi citra *training* hasil proses *combine* adalah 46x46x3x240 dan dimensi citra *testing* hasil proses *combine* adalah 46x46x3x60. Urutan penempatan dimensi pada *combine* adalah (jumlah baris pada matriks citra) x (jumlah kolom pada matriks citra) x (jumlah *channel* citra) x (jumlah data).

Pada *reorder dimension*, urutan dimensi pada matriks citra akan diubah menjadi (jumlah data) x (jumlah jumlah baris pada matriks citra) x (jumlah kolom pada matriks citra) x (jumlah *channel* citra). Sehingga *output* dari *reorder dimension* adalah matriks

multidimensi dengan dimensi $240 \times 46 \times 46 \times 3$ untuk citra *training* dan dimensi $60 \times 46 \times 46 \times 3$ untuk citra *testing*.

e. *Labelling*

CNN merupakan salah satu jenis algoritma *supervised learning*. Sehingga diperlukan *labelling* data pada tahapan *preprocessing*. *Labelling* berfungsi untuk memberikan nilai target untuk masing-masing citra. Target dari citra ginseng adalah kategori 0, target dari citra jahe adalah kategori 1 dan target dari citra lengkuas adalah kategori 2. *Labelling* dilakukan baik untuk data *training* maupun *testing*.

4.2 Arsitektur CNN

Jumlah *convolutional layer*, jumlah filter, ukuran kernel, jumlah neuron pada *hidden layer* dan fungsi aktivasi yang digunakan pada CNN merupakan *hyperparameter*. Arsitektur jaringan pada klasifikasi cita digital bumbu dan rempah dapat dijelaskan sebagai berikut.

a. *Convolutional Layer 1*

Pada layer ini matriks input berjumlah 3 sesuai dengan jumlah *channel* (*red*, *green*, *blue*) dimana masing-masing matriks berukuran 46×46 . Filter yang digunakan sebanyak 10. Masing-masing filter terdiri atas 3 matriks kernel, jumlah matriks kernel dalam setiap filter jumlahnya sesuai dengan banyaknya matriks input. Ukuran setiap matriks kernel adalah 3×3 . Pada layer ini digunakan fungsi aktivasi tanh.

b. *Pooling Layer 1*

Output dari *convolutional layer 1* yaitu 10 matriks, masing-masing berukuran 44×44 . Matriks ini kemudian menjadi input pada *pooling layer 1*. Pada layer ini, ukuran filter yang digunakan adalah 3×3 . Pada *pooling layer 1*, filter tidak dapat menjangkau seluruh bagian dari *feature maps*, karena filter berukuran 3×3 sementara *feature maps* berukuran 44×44 . Filter dapat menjangkau seluruh bagian *feature maps* apabila ukuran *feature maps* merupakan kelipatan dari ukuran filter. Sehingga pada *pooling layer 1*, *feature maps* yang akan digunakan untuk operasi *pooling* hanya baris dan kolom ke-1 sampai dengan baris dan kolom ke-42. Sementara itu, baris dan kolom ke-43 dan ke-44 akan dihilangkan tanpa melalui operasi *pooling*.

c. *Convolutional Layer 2*

Pada layer ini matriks input berjumlah 10 dengan masing-masing matriks berukuran 14×14 . Filter yang digunakan sebanyak 20. Masing-masing filter terdiri atas 10 matriks kernel, banyaknya matriks kernel dalam setiap filter sesuai dengan banyaknya matriks input. Ukuran setiap matriks kernel adalah 3×3 . Pada layer ini digunakan fungsi aktivasi tanh.

d. *Pooling Layer 2*

Output dari *convolutional layer 2* yaitu 20 matriks, masing-masing berukuran 12×12 . Matriks ini kemudian menjadi input pada *pooling layer*. Pada layer ini ukuran filter yang digunakan adalah 3×3 . Sehingga *output* yang dihasilkan dari *pooling layer 2* adalah 20 matriks dengan ukuran 4×4 . Nilai 20 sesuai dengan jumlah matriks input pada layer ini.

e. *Flatten Layer*

Pada *flatten layer*, input berupa matriks dari *pooling layer* akan dirubah menjadi satu vektor kolom. Pada layer ini terdapat 20 matriks input, masing masing berukuran. Sehingga *output shape* dari *flatten layer* adalah vektor kolom dengan banyak baris 320.

f. *Hidden Layer*

Setiap komponen dari vektor kolom hasil *flatten* akan diubah menjadi neuron input pada hidden layer. Sehingga input pada layer ini berjumlah 320. Jumlah neuron di layer ini ada 10. Pada layer ini semua bagian saling terhubung dan memiliki bobot. Selain itu,

terdapat bias yang terhubung ke masing-masing neuron pada *hidden layer*. Sehingga terdapat 10 nilai *output* yang dihasilkan, sesuai dengan banyaknya neuron output.

g. *Output Layer*

Output layer pada CNN merupakan bagian dari *fully connected layer*. Sehingga antar neuron saling terhubung. Input pada *layer* ini adalah 10, dan jumlah neuron di *layer* ini ada 3. Selain itu terdapat sebuah bias yang terhubung pada seluruh neuron output. Sehingga terdapat 3 nilai output yang dihasilkan, sesuai dengan jumlah kategori citra.

4.3 Hasil Klasifikasi.

a. *Data Training*

Hasil klasifikasi yang didapatkan dari data *training* ditunjukkan melalui *confusion matrix* seperti berikut ini.

Tabel 1. *Confusion Matrix Data Training*

Prediksi	Aktual		
	Ginseng	Jahe	Lengkuas
Ginseng	79	0	0
Jahe	1	78	0
Lengkuas	0	2	80

Berdasarkan hasil klasifikasi pada Tabel 1 dapat dilihat bahwa pada citra ginseng terdapat 1 citra yang salah prediksi dan masuk ke kategori jahe. Pada citra jahe, terdapat 78 citra yang diklasifikasikan dengan benar, dan terdapat 2 citra yang salah prediksi sehingga masuk ke kategori lengkuas. Pada citra lengkuas, seluruh data training diklasifikasikan dengan tepat. Nilai akurasi klasifikasi dari data *training* adalah 0,9875 atau 98,75%. Nilai akurasi 98,75% artinya sebanyak 98,75% dari data *training* dapat diklasifikasikan secara tepat dengan metode CNN. Sementara itu, nilai *loss* data training adalah 0,0769.

b. *Data Testing*

Hasil klasifikasi data testing dapat ditunjukkan melalui *confusion matrix* sebagai berikut.

Tabel 2. *Confusion Matrix Data Testing*

Prediksi	Aktual		
	Ginseng	Jahe	Lengkuas
Ginseng	17	0	0
Jahe	0	17	3
Lengkuas	3	3	17

Berdasarkan hasil klasifikasi data *testing* pada Tabel 2 dapat dilihat bahwa pada citra ginseng dari 20 citra terdapat 3 citra yang salah prediksi dan masuk ke kategori lengkuas. Pada citra jahe, terdapat 17 citra yang diklasifikasikan dengan benar, dan terdapat 3 citra yang salah prediksi sehingga masuk ke kategori lengkuas. Pada citra lengkuas, terdapat 17 citra yang diklasifikasikan dengan tepat, sisanya 3 citra salah diklasifikasikan masuk ke kategori jahe. Akurasi hasil klasifikasi dari data training adalah 0,85 atau 85%. Akurasi 85% artinya metode *Convolutional Neural Network* dapat mengenali data bumbu dan rempah secara visual dengan tepat sebesar 85%. Sementara itu, nilai *loss* data testing adalah 0,4773.

c. *Data Baru*

Setelah didapatkan model, dilakukan pengujian hasil klasifikasi pada data citra baru. Terdapat 9 buah citra yang masing-masing 3 citra untuk setiap kategori. Pada seluruh citra baru, perlu dilakukan tahapan preprocessing seperti pada data training dan

data testing. Setelah dilakukan tahapan preprocessing, dilakukan klasifikasi citra dengan model yang telah dibentuk pada proses training dan testing.

Pada klasifikasi dengan CNN, probabilitas setiap kategori akan dihitung untuk menentukan hasil klasifikasi dari masing-masing citra. Nilai probabilitas terbesar menyatakan kategori dari citra tersebut.

Tabel 3. Confussion Matrix Data Baru

Prediksi	Aktual		
	Ginseng	Jahe	Lengkuas
Ginseng	3	0	1
Jahe	0	3	0
Lengkuas	0	0	2

Berdasarkan Tabel 3, dilihat bahwa pada klasifikasi citra baru, seluruh citra ginseng dan jahe dapat diklasifikasikan dengan tepat. Sementara itu pada citra lengkuas, terdapat dua citra yang dapat diklasifikasikan dengan tepat, dan terdapat sebuah citra yang salah masuk ke kategori ginseng Nilai akurasi klasifikasi dari data baru adalah 0,8889 atau 88,89%. Akurasi 88,89% artinya metode Convolutional Neural Network dapat mengenali data bumbu dan rempah secara visual dengan tepat sebesar 88,89%.

5. KESIMPULAN

Model CNN yang digunakan pada klasifikasi citra digital bumbu dan rempah adalah model dengan 2 *convolutional layer*, dimana *convolutional layer* pertama memiliki jumlah filter 10 dan *convolutional layer* kedua memiliki jumlah filter 20. Pada masing-masing filter terdapat matriks kernel dengan ukuran 3x3. Ukuran filter pada *pooling layer* adalah 3x3 dan jumlah neuron pada *hidden layer* adalah 10. Fungsi aktivasi pada *convolutional layer* dan *hidden layer* adalah tanh, dan fungsi aktivasi pada *output layer* adalah softmax. Pada model ini didapatkan nilai akurasi data *training* sebesar 0,9875 dan nilai loss 0,0769. Nilai akurasi data *testing* sebesar 0,85 dan nilai loss 0,4773. Sementara itu, pengujian dengan data baru yaitu masing-masing 3 citra untuk setiap kategori menghasilkan akurasi sebesar 88,89%.

DAFTAR PUSTAKA

- Abhirawa, H., Jondri, & Arifianto, A. 2017. *Pengenalan Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network*. e-Proceeding of Engineering Vol. 4, No. 3 : Hal. 4907-4916.
- Fikriya, Z. A., Irawan, M.I., & Soetrisno. 2017. *Implementasi Extreme Learning Machine untuk Pengenalan Object Citra Digital*. Jurnal Sains dan Seni ITS Vol. 6, No. 1 : Hal. A18-A23.
- Hakim, L. 2015. *Rempah dan Herba Kebun Pekarangan Rumah Masyarakat Keragaman Sumber Fitokarma dan Wisata Kesehatan-Kebugaran*. Yogyakarta : Diandra Pustaka Indonesia.
- Hikmatulloh, E., Lasmanawati, E., & Setiawati, T. 2017. *Manfaat Pengetahuan Bumbu dan Rempah Pada Pengolahan Makanan Indonesia Siswa SMKN 9 Bandung*. Media Pendidikan, Gizi dan Kuliner Vol. 6, No. 1 : Hal. 42-50.
- Hu, F., Xia, G. S., Hu, J., & Zhang, L. 2015. *Transferring Deep Convolutional Neural Network for Scene Classification of High-Resolution Image Sensing Imagery*. Remote Sens : Hal. 14680-14707.

- Ilahiyah, S., & Nilogiri, A. 2018. *Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network*. Jurnal Sistem & Teknologi Informasi Indonesia Vol. 3, No 2 : Hal. 49-56.
- Santoso, A., & Ariyanto, G. 2018. *Implementasi Deep Learning Berbasis Keras untuk Pengenalan Wajah*. Jurnal Emitor Vol. 18, No. 01 : Hal. 15-21.
- Warsito, B. 2009. *Kapita Selekta Statistika Neural Network*. Semarang : BP Undip Semarang.