

KLASIFIKASI BUAH SEGAR DAN BUSUK MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK BERBASIS ANDROID

Prinzky ¹⁾ dan Chairisni Lubis ²⁾

^{1) 2)} Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi,
Universitas Tarumanagara, Jln. Letjen S. Parman No. 1, Jakarta, 11440, Indonesia
¹⁾ Email: Prinzky.535180103@stu.untar.ac.id, ²⁾ Email: Chairisnil@fti.untar.ac.id

ABSTRACT

Fruit is a food and a good source of vitamins for the body's metabolic processes, but fruit is quickly damaged by the effects of physics, chemistry and microbiology if not given special treatment. Fresh fruit is one of the main needs in the health of the human body because the fruit contains nutrients and vitamins. Therefore, it is proposed to design an application that can classify fresh and rotten fruit. The method that will be used in this design is Convolutional Neural Network (CNN). The architecture that will be used in this design is AlexNet. The fruits that will be classified are apple, banana, grape, guava, jujube, orange, pomegranate, strawberry, mango and tamarillo. The test results on the training data produce an accuracy of 99% and the test on the test data or validation is 98% with the use of the adam optimizer. The confusion matrix shows that the trained model has an accuracy value of 98%, precision of 98%, recall of 98%, and F1-score of 98%. The output of the application is the introduction of fruit names and classification in the form of fresh or rotten

Key words

Classification, Convolutional Neural Network, Fruit, Confusion Matrix

1. Pendahuluan

Buah merupakan bahan pangan dan sumber vitamin yang baik untuk proses metabolisme tubuh, namun buah-buahan cepat sekali mengalami kerusakan oleh pengaruh fisika, kimia dan mikrobiologi jika tidak diberi perlakuan khusus. Buah segar merupakan salah satu kebutuhan utama di dalam kesehatan tubuh manusia karena buah memiliki kandungan gizi dan vitamin.

Selain menjadi bahan pangan buah menjadi salah satu makanan pelengkap yang dikonsumsi sehari-hari oleh banyak orang. Buah memiliki banyak manfaat untuk tubuh karena di dalamnya terdapat banyak kandungan vitamin dan serat yang dapat menyehatkan tubuh. Terdapat berbagai macam buah yang dapat kita ditemui di toko, pasar tradisional dan Supermarket. Tidak sedikit pembeli yang kesulitan membedakan tipe, jenis, dan

kesegaran buah. Sehingga, pembeli hanya mengikuti arahan dari penjual.

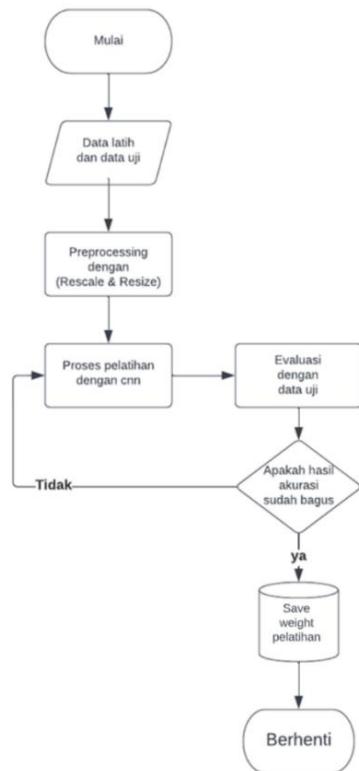
Terdapat cara untuk mengenali buah segar dan busuk. Hal ini dikarenakan perbedaan fisik yang ditunjukkan, seperti ukuran dan warna. Dalam perancangan ini, *Convolutional Neural Network* (CNN) digunakan untuk mengklasifikasi buah segar dan busuk. Digunakan *Convolutional Neural Network* sebagai klasifikasi buah Segar dan busuk dikarenakan memiliki tingkat akurasi yang Tinggi dalam mengklasifikasi gambar. Harapan dari perancangan ini adalah dapat mengklasifikasi buah segar dan busuk serta menjadi dasar penelitian yang akan datang ataupun menjadi dasar pengetahuan tentang klasifikasi buah segar dan busuk yang dapat membantu penjual, pembeli dan peneliti.

2. Metode Penelitian

Sistem yang dirancang berupa klasifikasi buah segar dan busuk menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) berbasis *android*. Pada sistem yang akan dirancang, pengguna dapat memberikan *input* berupa gambar buah yang terdapat di kamera dan galeri *smartphone* pengguna agar sistem aplikasi yang dirancang dapat menampilkan hasil *output* berupa pengenalan buah dan klasifikasi berupa segar atau busuk.

Data yang akan digunakan berupa data latih dan data uji. Data latih bertujuan melakukan pelatihan pada algoritma dalam mencari model yang sesuai. Data uji digunakan untuk menguji dan mengetahui performa model yang didapatkan. Setelah proses pembuatan model CNN telah selesai, model akan di *convert* menjadi *tflite* yang nantinya akan digunakan di *android studio* untuk mengklasifikasi buah segar dan busuk. Hasil yang di klasifikasi dapat dilihat pengguna melalui halaman utama berupa pengenalan dan klasifikasi segar atau busuk.

Sistem yang dibangun adalah klasifikasi buah segar dan busuk menggunakan *Convolutional Neural Network* berbasis *android*. Sistem ini diharapkan dapat mengklasifikasi buah yang difoto dan masukan dari tempat penyimpanan yang terdapat pada *smartphone*. *flowchart* pada pelatihan dan pengujian dapat dilihat pada Gambar 1 dan Gambar 2.



Gambar 1 Proses Pelatihan



Gambar 2 Proses Pengujian

2.1 Pengumpulan dataset

Dataset yang digunakan pada perancangan ini adalah *Fresh and rotten fruits dataset for machine-based evaluation of fruit quality* yang diperoleh melalui mendeley data dan data yang dikelola sendiri. Jumlah gambar yang akan digunakan sebanyak 14.000 gambar. Gambar yang akan dipakai berupa gambar asli dan gambar augmentasi yang akan di *training*. Dataset terdiri dari 20 kelas dan 10 jenis buah.

2.2 Pembagian Dataset

Kelas	Nama Kelas	Jumlah data pelatihan	Jumlah data pengujian
1	Apel Segar	559	141
2	Pisang Segar	570	130
3	Anggur Segar	553	147
4	Jambu Segar	558	142
5	Jujube Segar	549	151
6	Jeruk Segar	558	142
7	Delima Segar	557	143
8	Stroberi Segar	562	138
9	Mangga Segar	570	130
10	Terong belanda Segar	568	132
11	Apel Busuk	554	146
12	Pisang Busuk	555	145
13	Anggur Segar	564	136
14	Jambu Busuk	565	135
15	Jujube Busuk	539	161
16	Jeruk busuk	589	117
17	Delima Busuk	554	146
18	Stroberi Busuk	550	150
19	Mangga Busuk	564	136
20	Terong Belanda Busuk	568	132
	Total	11.200	2800

Tabel 1 Komposisi Dataset

2.2 Preprocessing

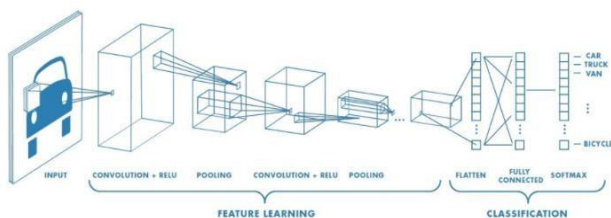
Preprocessing yang akan digunakan ada 2 yaitu *rescale* dan *resize*. Proses *rescale* dengan Setiap citra digital direpresentasikan dalam bentuk matriks. Setiap elemen piksel pada matriks memiliki nilai yang merepresentasikan warna. Nilainya berkisar antara 0-255, baik citra RGB maupun *grayscale*. Setelah itu, citra masuk ke proses *rescale*, di mana nilai piksel yang awalnya berskala 0-255 diubah menjadi skala antara 0-1. Caranya yaitu dengan membagi setiap nilai piksel dengan angka 255. Proses *resize* dengan mengubah ukuran setiap gambar sehingga memiliki jumlah piksel yang sama. Pada penelitian ini, gambar diubah menjadi ukuran 224 x 224 piksel sebagai input *AlexNet*.

2.3 Convolutional neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu jenis *deep neural network* yang digunakan untuk menerima masukan pada citra untuk dilakukan proses klasifikasi dan pengenalan objek pada sebuah citra. CNN dapat mempelajari aspek-aspek penting yang terdapat di citra melalui *learnable weight* dan bias dari *kernel*. Perbedaan yang terletak pada CNN ini dengan jaringan saraf tiruannya terletak pada *preprocessing*. Algoritma CNN ini membutuhkan sedikit *preprocessing* pada data masukan, sehingga CNN tidak memerlukan banyak fitur buatan karena CNN ini dapat mempelajari fitur-fitur secara kompleks secara otomatis jika disajikan dengan data *training* yang cukup.

Dalam mengenali citra, Arsitektur CNN memiliki cara kerja yang serupa dengan otak manusia. Setiap neuron merespon rangsangan spesifik pada bagian visual, atau yang disebut dengan *receptive field*. Pada setiap lapisan yang terdapat di CNN akan memproses citra untuk mengenali pola-pola yang terdapat pada citra yang dimasukkan. Kemudian pola-pola ini akan dimasukkan ke lapisan yang lebih dalam untuk mengenali pola yang lebih kompleks yang tersusun dari pola sederhana lainnya. Selain CNN ini dapat mengekstraksi fitur citra secara otomatis, CNN juga dapat mengenali hubungan spasial dan temporal pada sebuah citra.

Secara umum, Arsitektur CNN ini dibagi menjadi dua bagian, yaitu *hidden layer* dan klasifikasi *layer*. *Hidden layer* berfungsi untuk melakukan proses ekstraksi fitur-fitur yang nantinya akan dimasukkan ke dalam lapisan terakhir yaitu klasifikasi *layer* untuk dilakukan klasifikasi objek citra dari fitur-fitur yang di ekstrak oleh CNN. Ilustri proses CNN ini dapat dilihat pada Gambar 3.

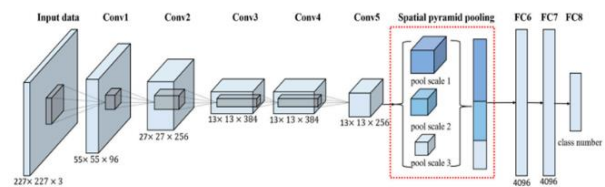


Gambar 3 Arsitektur CNN

2.4 Arsitektur AlexNet

AlexNet, yang pertama kali diusulkan oleh Alex Krizhevsky di *ImageNet* Besar 2012 Skala Tantangan Pengenalan Visual (ILSVRC-2012) [21], adalah CNN mendasar, sederhana, dan efektif arsitektur, yang terutama terdiri dari tahapan bertingkat, yaitu, *convolution layers*, *pooling Layers*, *rectified unit linier* (ReLU) dan *fully connected layers*. Secara khusus, *AlexNet* terdiri dari lima lapisan konvolusi, lapisan pertama, lapisan kedua, lapisan ketiga dan lapisan keempat diikuti oleh lapisan *pooling*, dan lapisan kelima diikuti oleh tiga lapisan yang terhubung penuh. Untuk arsitektur *AlexNet*, kernel convolutional diekstraksi selama prosedur optimasi *back-propagation* dengan:

mengoptimalkan seluruh fungsi biaya dengan algoritma *stochastic gradient descent* (SGD). Umumnya, lapisan *convolutional* bertindak berdasarkan peta fitur input dengan kernel convolutional geser ke menghasilkan peta fitur berbelit, dan lapisan penyatuan beroperasi pada peta fitur berbelit untuk menggabungkan informasi dalam jendela lingkungan yang diberikan dengan operasi penyatuan maksimal atau operasi penyatuan rata-rata. Untuk gambar arsitektur *Alexnet* dapat dilihat pada gambar 4.



Gambar 4 Arsitektur AlexNet

2.5 Confusion Matrix

Confusion matrix adalah metode yang digunakan untuk mengukur kinerja suatu model dalam melakukan klasifikasi. Dalam melakukan pengukurannya teknik ini menggunakan tabel berbentuk matriks kotak dengan baris dan kolom masing-masing dari kelas yang diklasifikasi, dari setiap baris dan kolom pada tabel dapat dilihat jumlah *True Negative* dan *True Positive* dari hasil klasifikasi.

2.6 Accuracy

Accuracy, memberikan akurasi model secara keseluruhan yang memiliki fraksi dari total sampel yang diklasifikasikan dengan benar oleh pengklasifikasi. Untuk menghitungnya dapat menggunakan rumus sebagai berikut :

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

2.7 Precision

Precision, tolak ukur terhadap seberapa baik model dalam memprediksi data benar positif (TP) di antara keseluruhan data yang terprediksi positif. Untuk menghitungnya dapat menggunakan rumus sebagai berikut :

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

2.8 Recall

Recall, tolak ukur terhadap seberapa akurat model dalam memprediksi data benar positif diantara keseluruhan data yang benar positif. Untuk menghitungnya dapat menggunakan rumus sebagai berikut :

$$Recall = \frac{TP}{RP + FN}$$

2.9 F1-Score

F1 Score, tolak ukur yang menggabungkan *precision* dan *recall* menjadi satu ukuran nilai. Secara matematis, ini merupakan rata-rata dari *precision* dan *recall*. Untuk menghitungnya dapat menggunakan rumus sebagai berikut :

$$f1\ score = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall}$$

$$= \frac{2TP}{2TP + FP + FN}$$

3. Hasil Percobaan

Dengan melakukan pelatihan menggunakan konfigurasi yang berbeda didapatkan nilai akurasi dan loss beserta *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F1-score* yang dapat dilihat pada Tabel 2 dan Tabel 3.

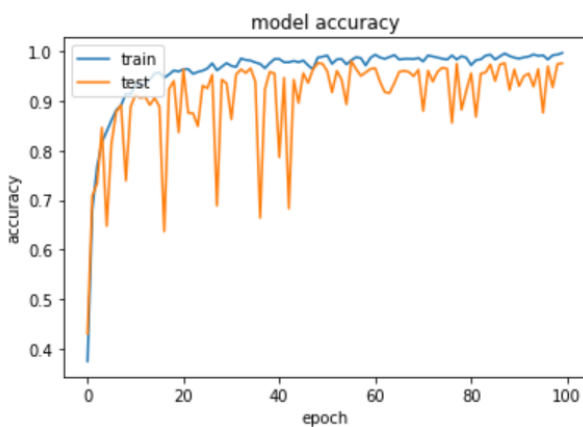
Tabel 2 Pengujian Model

Batch Size	Akurasi latih	Akurasi uji	Loss latih	Loss uji
32	0.99	0.98	0.01	0.34

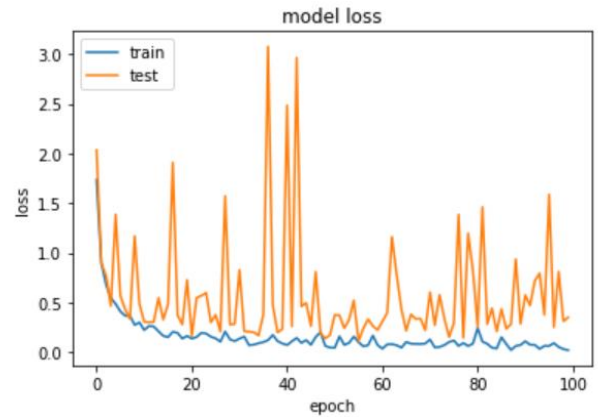
Tabel 3 Pengujian *Confusion Matrix*

Batch Size	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
32	0.98	0.98	0.98	0.98

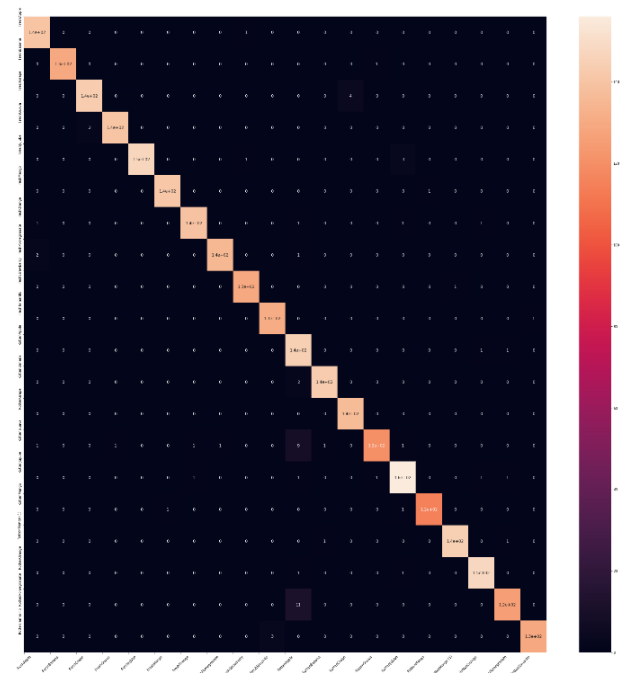
Dengan menggunakan *optimizer adam*, *learning rate* 0.001, *epoch* 100, *size* 0.2, dan *batch size* 32 didapatkan akurasi yang tinggi sebesar 98%, *precision* 98%, *recall* 98% dan *f1 score* 98%. Untuk grafik akurasi, loss dan confusion matrix dapat dilihat pada gambar 5, 6 dan 7.



Gambar 5 Grafik akurasi



Gambar 6 Grafik loss



Gambar 7 *Confusion Matrix*

4. Kesimpulan dan Saran

4.1 Kesimpulan

Terdapat kesimpulan yang dapat diberikan berdasarkan hasil perancangan dan pengembangan sistem klasifikasi buah segar dan busuk agar kedepannya sistem ini lebih baik dan penelitian berikutnya memiliki topik yang serupa.

1. Perancangan ini menyajikan studi perbandingan antara penggunaan berbagai *hyperparameter* dan sebagai tolak ukur dalam penggunaan model ini pada *dataset* buah segar dan busuk dengan 20 kelas yang berjumlah 14.000 gambar dan terdiri dari apel segar, apel busuk, pisang segar, pisang busuk, anggur segar, anggur busuk, jambu segar, jambu busuk, jujube segar, jujube busuk, jeruk segar, jeruk busuk, delima

segar, delima busuk, stroberi segar, stroberi busuk, mangga segar, mangga busuk, terong belanda segar dan terong belanda busuk.

2. Klasifikasi buah segar dan busuk menggunakan algoritma CNN dengan arsitektur *AlexNet* dan beberapa konfigurasi demi meningkatkan performa model telah dilakukan dan didapatkan akurasi yang cukup baik untuk melakukan klasifikasi.

4.2 Saran

Setelah melakukan penelitian, saran yang dapat diterapkan untuk klasifikasi buah segar dan busuk adalah dengan membuat perbandingan arsitektur yang berbeda sehingga dapat menjadi pembanding dalam melakukan klasifikasi buah segar dan busuk.

REFERENSI

- [1] Guo, T., Dong, J., Li, H. & Gao, Y., 2017. Simple Convolutional Neural Network on Image Classification. Beijing, IEEE.
- [2] Jana, S., & Parekh, R. (2017, March). Shape-based fruit recognition and classification. In International Conference on Computational Intelligence, Communications, and Business Analytics (pp. 184-196). Springer, Singapore.
- [3] Karakaya, D., Ulucan, O., & Turkan, M. (2020). A comparative analysis on fruit freshness classification. In 2019 Innovations in Intelligent Systems and Applications Conference (ASYU) (pp. 1-4). IEEE.
- [4] Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*, 25, 1097-1105.
- [5] Naik, S., 2017. Machine Vision based Fruit Classification and Grading. *International Journal of Computer Application*, Volume 170.

Prinzky, Mahasiswa S1, Program Studi Teknik Informatika, Falkutas Teknologi Informasi Universitas Tarumanagara.

Chairisni Lubis Dra., M.Kom, memperoleh gelar Dra dari Universitas Indonesia. Kemudian memperoleh gelar M.Kom dari Universitas Indonesia. Saat ini sebagai Dosen program studi Teknik Informatika, Falkutas Teknologi Informasi, Universitas Tarumanagara.