

KLASIFIKASI MUTU FISIK TEMPE MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK(CNN)

Ichwanul Muslim Karo Karo ¹, Justaman Arifin Karo Karo ², Yuniyanto ³, Hariyanto ⁴,
Miftahul Falah ⁵

Ilmu Komputer, Universitas Negeri Medan ¹, Teknik Kimia, Politeknik Teknologi Kimia Industri ^{2,3,4,5}
ichwanul@unimed.ac.id¹, justaman.karo@gmail.com², yuniyanto.mt.ir@gmail.com³,
hariyanto.ptki@gmail.com⁴, miftahulfalahlubis@gmail.com⁵

Submitted May 24, 2023; Revised November 20, 2023; Accepted November 21, 2023

Abstrak

Selama ini penentuan kualitas mutu tempe dilakukan dengan pengamatan fisik tempe secara langsung. Kerap kali hasil pengamatan kurang konsisten dikarenakan keterbatasan visual manusia. Pengolahan citra merupakan alternatif untuk mengatasi masalah penentuan kualitas tempe dari aspek gambarnya. Pengolahan citra mempunyai kemampuan yang lebih peka, tepat, dan obyektif dibandingkan visual manusia. Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu model deep learning yang mampu mengidentifikasi obyek citra sedemikian hingga mampu menentukan jenis obyek. Dalam beberapa kasus, algoritma CNN digunakan untuk mengidentifikasi kondisi sebuah kualitas obyek. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi kualitas tempe dari aspek citranya, sehingga dapat diidentifikasi jenis tempe dengan kondisi baik dan sudah mulai membusuk. Adapun gambar tempe merupakan data primer yang diperoleh langsung dari salah satu pasar tradisional di Kota Medan. Jumlah gambar yang berhasil diperoleh sebanyak 262. Model klasifikasi yang dihasilkan melewati 7 fase, yakni persiapan data, *preprocessing*, data *augmentation*, *split* dataset, membangun model klasifikasi dengan algoritma CNN dengan fungsi aktivasi ReLU, pengujian model dan evaluasi. Hasil penelitian menunjukkan model yang dihasilkan dari 80% data memiliki akurasi 98.71% dan dengan tingkat *loss* 0.0433%. Penelitian ini juga memperlihatkan bahwa tingkat *loss* akan stabil diangka tersebut setelah 50 epoch.

Kata Kunci : tempe, CNN, data *augmentation*

Abstract

The quality of tempeh has until now been determined through direct physical observation. The results of observations frequently show less consistency due to human visual limitations. Image processing is an alternative used to determining the quality of tempeh from the image aspect. Image processing has capabilities that are more sensitive, precise, and objective than human vision. Convolutional Neural Network (CNN) is a deep learning model that is able to identify image objects in such a way as to determine the type of the object. In some cases, CNN algorithm is used to identify the condition of an object quality. This research aims to identify the quality of tempeh from the image aspect to ensure whether the tempeh can be classified as the tempeh having good condition or the one starting to decompose. The image of tempeh is primary data obtained directly from one of the traditional markets in Medan. The number of images that were successfully obtained was 262. The resulted classification model went through seven phases: data preparation, preprocessing, data augmentation, dataset splitting, building a classification model with the CNN algorithm with the ReLU activation function, model testing, and evaluation. The results show that the model generated from 80% of the data has an accuracy of 98.71% and a loss rate of 0.0433%. In conclusion, this study shows that the loss rate will stabilize at this rate after 50 epochs.

Keywords : Tempeh, CNN, data *augmentation*

1. PENDAHULUAN

Tempe merupakan panganan yang terbuat dari hasil fermentasi kacang kedelai [1].

Negara Indonesia merupakan produsen tempe terbesar di dunia dan menjadi pasar kedelai terbesar di Asia. Sebanyak 50%

kedelai Indonesia diproduksi menjadi tempe [2]. Tempe merupakan lauk pauk yang umum dikonsumsi oleh masyarakat Indonesia dari semua kalangan. Konsumsi tempe nasional rata-rata per orang per tahun diperkirakan mencapai sekitar 6,45 kg [3].

Demi tersuplainya ketersediaan tempe yang baik dan layak konsumsi, kualitas tempe haruslah dapat memenuhi standar pasar nasional maupun internasional dan diterima secara luas oleh konsumen. Syarat mutu fisik tempe sudah terdaftar dalam Standar Nasional Indonesia dengan nomor SNI 3144:2015, yaitu warna putih khas tempe, tekstur kompak (jika diiris tetap utuh), serta memiliki bau khas tempe tanpa adanya bau amoniak[4].

Selama ini pengamatan kualitas mutu tempe dilakukan dengan secara manual yakni melihat secara langsung fisik tempe. Pengamatan manual memberikan hasil yang kurang konsisten. Keterbatasan visual manusia, kelelahan, dan perbedaan persepsi dari masing masing pengamat merupakan *human error* atas pengamatan langsung.

Pengolahan citra menjadi salah satu alternatif untuk mengatasi masalah *human error*. Cara ini menggunakan sistem visual berdasarkan sensor elektro-optika mempunyai kemampuan yang lebih peka, tepat, dan obyektif dibandingkan visual manusia[5]. Pengolahan citra mampu menyediakan sifat-sifat citra secara kuantitatif (variabel mutu citra) yang dibutuhkan sebagai *input* pengenalan pola.

Sebuah aplikasi oleh [5] dirancang untuk mendeteksi tempe segar. Aplikasi tersebut berhasil mendeteksi kesegaran tempe dari citra dengan menggunakan pendekatan image processing dan machine learning. Lebih lanjut penelitian tersebut menggunakan ekstraksi fitur RGB (Red, Green, Blue), read image data, resize, define object, select object, *crop origin*

image with selected object, compare images dan *define image* status. Aplikasi serupa juga telah dirancang oleh [6] untuk menentukan tingkat kesegaran tempe. Prototipe aplikasi tersebut berhasil mendeteksi tingkat kesegaran tempe dengan menggunakan citra digital dan matlab. Namun demikian, dari dua penelitian tersebut keduanya tidak menyajikan analisis performansi aplikasi yang dibangun.

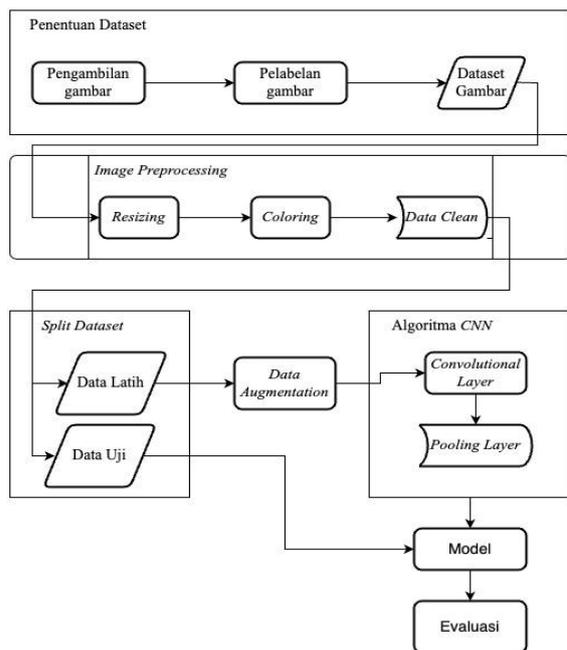
Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu jenis algoritma *Deep Learning* yang dapat menerima *input* berupa gambar, menentukan aspek atau obyek apa saja dalam sebuah gambar yang bisa digunakan mesin untuk “belajar” mengenali gambar, dan membedakan antara satu gambar dengan yang lainnya [7]. Beberapa penelitian telah menggunakan algoritma CNN untuk mengidentifikasi kualitas objek. Algoritma CNN memiliki akurasi sangat baik untuk mengidentifikasi bibit kelapa sawit yang berkualitas [8]. Algoritma CNN memiliki akurasi 97.9 % dalam mengidentifikasi Kualitas Mutu Daun Gambir Ladang Rakyat[9]. Algoritma ini juga mampu mengidentifikasi kualitas minyak kelapa sawit dari citra yang dihasilkan[10]. Algoritma CNN juga mampu mengklasifikasikan beras dengan kondisi baik dan tidak dengan tingkat keakuratan diatas 90%[11]. Penelitian oleh [12] juga mengidentifikasi mutu kopi dengan algoritma CNN. Model yang dihasilkan memiliki akurasi sebesar 82.46%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa algoritma CNN cukup handal dalam mengklasifikasikan mutu sebuah objek.

Informasi keandalan algoritma CNN, menjadi motivasi penelitian ini, sedemikian hingga penelitian ini dirancang untuk mengetahui kualitas tempe berdasarkan citra digitalnya. Adapun citra tempe diambil langsung dari beberapa pasar tradisional di Kota Medan.

Ketersediaan dataset gambar menjadi salah satu kontribusi dalam penelitian ini. Terdapat 111 untuk citra tempe dengan kondisi kurang baik dan 151 untuk citra tempe dengan kondisi baik. Pengolahan citra melalui tahapan *pre-processing*, data *augmentation*, proses identifikasi menggunakan algoritma CNN hingga proses evaluasi model.

2. METODE PENELITIAN

Proses klasifikasi mutu tempe melewati tujuh fase. Gambar 1 menyajikan informasi fase penelitian. Penentuan dataset merupakan fase awal demi tersedianya dataset penelitian, dilanjutkan dengan fase *preprocessing* citra, *split dataset*, data *augmentation*, proses CNN dan diakhiri dengan evaluasi model.



Gambar 1. Fase Klasifikasi Mutu Tempe

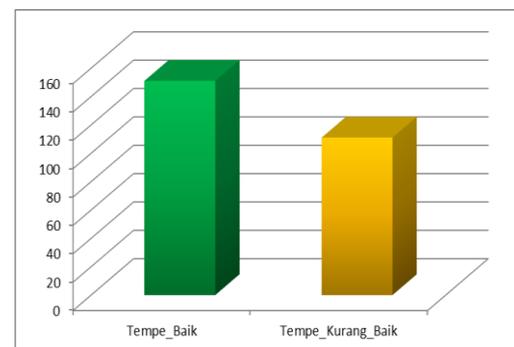
Penentuan Dataset

Penelitian ini menggunakan Dataset primer. Citra tempe dikumpulkan secara khusus oleh peneliti dari sebuah pasar tradisional di Kota Medan, Sumatera Utara. Pengumpulan dataset gambar bertujuan untuk mensuplai ketersediaan data.



Gambar 2. Citra Tempe. (a) Tempe dengan Kondisi Baik, (b) Tempe dengan Kondisi Tidak Baik

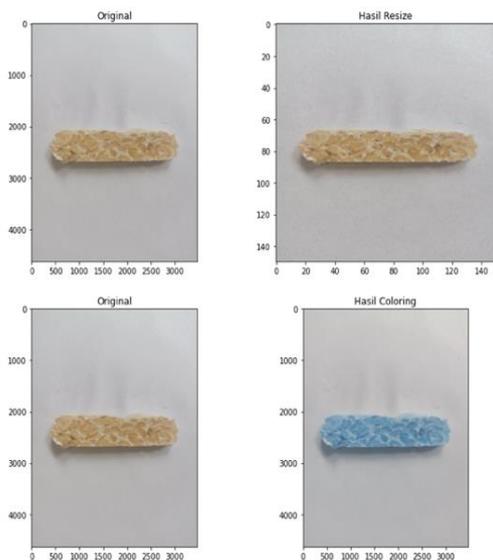
Terdapat dua kelas kualitas mutu tempe yaitu tempe baik dan tempe kurang baik (Gambar 2). Tempe baik merupakan tempe yang layak untuk dikonsumsi oleh masyarakat berdasarkan standar nasional [4]. Sedangkan tempe tidak baik merupakan tempe dengan kondisi tidak layak untuk dikonsumsi oleh masyarakat. Citra tempe yang berhasil dikumpulkan sebanyak 262 gambar, 151 gambar dengan kondisi tempe baik dan 111 tempe kurang baik (Gambar 3).



Gambar 3. Perbandingan Dataset Tempe

Pre-processing

Fase *preprocessing* menjadi penting karena mampu meningkatkan performansi model yang dihasilkan[13]. Terdapat tiga proses dalam fase *preprocessing* pada penelitian ini. Antara lain *resizing*, *coloring* dan data *cleaning*. Proses *resizing* merupakan proses pengubahan skala gambar menjadi lebih kecil. Proses *coloring* merupakan proses standarisasi warna pada obyek. Dalam penelitian, setiap gambar transparannya akan diabaikan. Gambar 4 menyajikan hasil *resizing* and *coloring*.



Gambar 4. Contoh Hasil Coloring dan Resizing

Data Augmentation

Augmentasi adalah proses yang digunakan untuk menambah jumlah data dengan membuat data baru dari data yang sudah ada. Alasan dilakukannya proses augmentasi ialah data yang diperoleh setelah *image preprocessing* masih sedikit, maka dilakukan augmentasi data secara manual [14]. Tabel 1 menyajikan teknik augmentation yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 1. Teknik Augmentation

Teknik Augmentation	Fungsi
<i>Featurewise_center</i>	Mengatur rata-rata input ke 0 di kumpulan data
<i>Samplewise_center,</i>	Menetapkan rata-rata setiap sample ke 0.
<i>Featurewise_std_normalization</i>	Membagi setiap input dengan standar deviasi dari datasetnya berdasarkan fitur.
<i>Samplewise_std_normalization,</i>	Membagi setiap input dengan standar deviasinya
<i>Zca_whitening,</i>	Menerapkan pemutih zca
<i>Rotation_range,</i>	Rentang derajat untuk rotasi acak.
<i>Width_shift_range,</i>	Rentang untuk pergeseran horizontal acak.
<i>Height_shift_range,</i>	Rentang untuk pergeseran vertikal

<i>Zoom_range,</i>	acak. Rentang untuk zoom acak.
<i>Horizontal_flip,</i>	horizontal Memutarkan input dengan acak.
<i>Vertical_flip,</i>	Memutarkan input secara vertikal dengan acak

Split Data

Untuk memperoleh model terbaik, dataset dibagi menjadi dua bagian; data *training* dan *testing*. Data *training* digunakan untuk membangun model dengan algoritma CNN. Besarannya ialah 209 citra atau 80% dari total dataset. Sedangkan data *testing* digunakan untuk menguji performasi model dalam mengklasifikasikan mutu tempe. Adapun besarannya ialah 53 citra atau 20% Dataset.

Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan model deep learning yang termasuk kedalam *supervised learning*. Terdapat dua komponen utama dalam CNN yaitu :

1. Convolutional Layer

Convolutional Layer adalah inti dari model Deep Learning CNN, kernel konvolusi digunakan untuk mengekstraksi fitur dari citra input. Proses ini mengubah lapisan piksel berikutnya menjadi bidang reseptif area yang terhubung dari kernel konvolusi apa pun pada citra input.

2. Pooling Layer

Pooling Layer melakukan *downsampling* untuk meningkatkan ekstraksi fitur citra dengan memperkecil dimensi peta fitur dan jumlah parameter dalam jaringan serta mempercepat komputasi dan mengontrol terjadinya overfitting.

Model CNN dibangun dari 3 convolutional layer dengan fitur berukuran 3x3 dan menggunakan *max pooling* dengan fungsi aktivasi ReLU serta kernel berukuran 2x2. Selanjutnya dilakukan proses *smoothing*. Adapun berbagai *input* parameter model

CNN yang dibangun dapat dilihat pada Tabel 2 dengan jumlah parameter total 4.143.749.

Tabel 2. Parameter di Algoritma CNN

Layer (type)	Output Shape	Parameters
conv2d (Conv2D)	(None, 150, 150, 32)	2432
max_pooling2d (Maxpooling2D)	(None, 75, 75, 32)	0
conv2d_1 (COnv2D)	(None, 75, 75, 64)	18496
max_pooling2d_1 (Maxpooling2D)	(None, 37, 37, 64)	0
conv2d_2 (COnv2D)	(None, 37, 37, 96)	55392
max_pooling2d_2 (Maxpooling2D)	(None, 18, 18, 96)	0
conv2d_3 (COnv2D)	(None, 18, 18, 96)	83040
max_pooling2d_3 (Maxpooling2D)	(None, 9, 9, 96)	0
flatten (Flatten)	(None, 7776)	0
dense (Dense)	(None, 512)	3981824
activation (Activation)	(None, 512)	0
Dense_1 (Dense)	(None, 5)	2565

Evaluasi

Model klasifikasi kualitas mutu tempe dari algoritma CNN dievaluasi menggunakan metrik performansi akurasi (*A*), *precision* (*P*), *recall* (*R*) dan *F1*. Adapun formula untuk menghitung metrik performansi didasari oleh *confusion matrix* (Tabel 3) serta persamaan (1), persamaan (2), persamaan (3) dan persamaan (4) untuk masing masing metrik performansi.

Tabel 3. Confusion Matrix

		Prediksi	
		Baik	Kurang Baik
Aktual	Baik	<i>True Positive (TP)</i>	<i>False Negative (FN)</i>
	Kurang Baik	<i>False Positive (FP)</i>	<i>True Negative (TN)</i>

Dikategorikan *TP* jika model memprediksi tempe baik untuk tempe dengan kondisi actual tempe baik pula. Nominasi *FN* jika model memprediksi tempe kurang baik untuk tempe dengan kondisi actual baik. Adapun *FP* jika model memprediksi kondisi tempe baik untuk tempe dengan kondisi actual kurang baik. Sedangkan *TN* jika model memprediksi tempe kurang baik untuk tempe yang memang benar adanya demikian.

$$A = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \cdot 100\% \quad (1)$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \cdot 100\% \quad (2)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \cdot 100\% \quad (3)$$

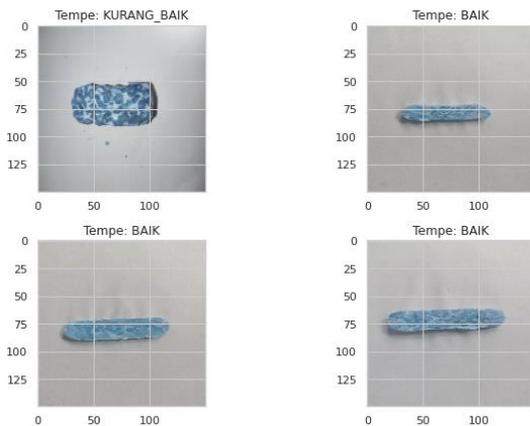
$$F1 \text{ score} = \frac{2PR}{P + R} \quad (4)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN Hasil Preprocessing

Seluruh gambar tempe hasil pemotretan diperlakukan fase *image preprocessing* berupa *resizing* dan *coloring* data. Gambar 5 menyajikan contoh citra tempe setelah fase *preprocessing*. Ukuran seluruh citra tempe untuk seluruh kelas memiliki ukuran standar, sedemikian hingga seluruh citra memiliki ukuran yang seragam. Adapun tempe dengan kualitas kurang baik memiliki warna yang lebih gelap pasca proses *coloring*. Dengan demikian, proses

pembelajaran mesin oleh algoritma CNN menjadi lebih mudah, karena memiliki warna yang kontras antar kelas tempe.

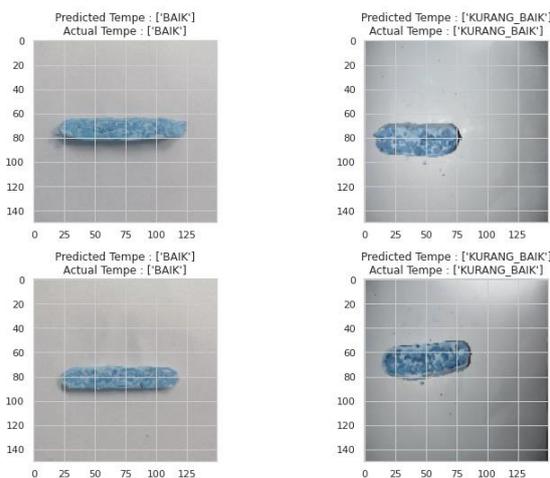
Hasil *image preprocessing* tidak dapat menyangkal bahwa terdapat aspek perbedaan ukuran citra hasil pemotretan. Potongan tempe tidaklah seragam, sehingga memungkinkan terjadinya perbedaan ukuran citra digital tempe.



Gambar 5. Citra Tempe Hasil *Resizing* dan *Coloring*

Hasil Prediksi

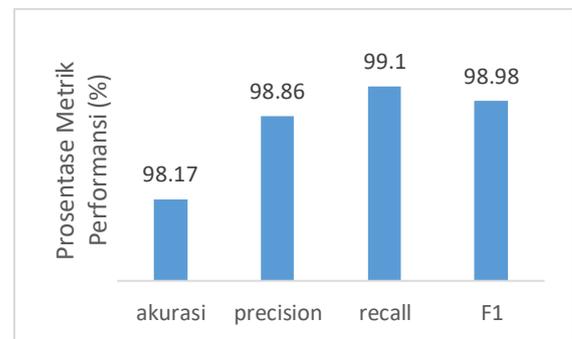
Algoritma CNN membangun model klasifikasi dengan dilatih oleh data *training*. Model klasifikasi yang diperoleh diujikan terhadap data *testing*. Gambar 6 merupakan contoh hasil dari pendeteksian tempe dengan tepat.



Gambar 6. Contoh Ketepatan Model Dalam Mendeteksi Kualitas Tempe

Lebih lanjut, Gambar 6 merupakan bukti bahwa model pendeteksi kualitas mutu tempe dari proses *training* telah berhasil bangun. Model pendeteksi tersebut diujikan untuk data testing. Adapun performansi model yang dihasilkan tersaji pada Gambar 7.

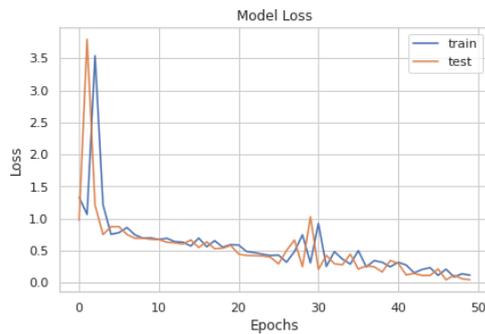
Performansi model sangat bagus dalam mengklasifikasikan kualitas mutu tempe. Dengan kata lain, algoritma CNN andal dalam mengidentifikasi kualitas tempe dari aspek citranya. Hal tersebut terlihat dari nilai akurasi, precision, recall dan F1 ditas 98%.



Gambar 7. Performansi Model

Pengaruh Epoch

Selain aspek akurasi, precision, recall dan F1 score model, penelitian ini juga menganalisis tingkat *loss* setiap epochnya. Nilai akurasi adalah suatu nilai yang digunakan untuk mengetahui tingkat keberhasilan model yang telah dibuat. Sedangkan nilai *loss* merupakan suatu ukuran dari sebuah error yang dibuat oleh model, dan tujuannya adalah untuk meminimalisirnya. Berdasarkan Gambar 8, tingkat *loss* sangat tinggi pada epoch < 5. Selanjutnya tingkat *loss* stabil terus menurun hingga epoch 28. Dalam rentang epoch 29-31, tingkat *loss* Kembali sedikit meningkat. Rentang epoch 32-50 tingkat *loss* Kembali stabil menurun hingga epoch 50 dengan tingkat *loss* 0.0437%. Artinya lambat laun, tingkat *error* algoritma CNN dalam membangun model membaik seiring dengan jumlah epochnya.



Gambar 8. Tingkat Loss Algoritma CNN Terhadap Jumlah Epoch

4. SIMPULAN

Proses klasifikasi mutu fisik tempe dapat dilakukan dengan menggunakan pengolahan citra digital berbasis Convolutional Neural Network. Penelitian ini berhasil mengumpulkan 262 citra tempe, 151 citra merupakan tempe dengan kualitas baik dan 111 tempe kurang baik. Selanjutnya seluruh citra berhasil pada tahapan *image preprocessing*. Selain itu penelitian ini juga berhasil menerapkan teknik augmentasi untuk memanipulasi data tanpa kehilangan inti atau esensi dari data citra tempe. Algoritma CNN berhasil diimplementasikan untuk membangun model indentifikasi dengan 80% data latih. Sedangkan 20% digunakan untuk pengujian. Penelitian ini menggunakan epoch sebanyak 50 pada model Deep Learning CNN dengan performansi sangat baik yakni diatas 98% dan tingkat loss sebanyak 0.0437%.

Lebih lanjut, keseragaman ukuran potongan tempe turut mempengaruhi citra tempe, sehingga kondisi tersebut menjadi tantangan kedepan dalam proses *image preprocessing*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Pusido, *Tempe: Persembahan Indonesia untuk Dunia*. 2019.
- [2] F. Razie and L. Widawati, "Kombinasi Pengemasan Vakum Dan Ketebalan Kemasan Untuk
- [3] E. Kristiningrum, D. Danar, A. Susanto, P. Penelitian, P. Standardisasi, and B. S. Nasional, "Kemampuan Produsen Tempe Kedelai dalam Menerapkan SNI 3144:2009 (Ellia Kristiningrum dan Danar Agus Susanto)," *Journal Teknologi Pangan*, vol. 2, no. 1, 2015.
- [4] A. S. Laksono, Marniza, and Y. Rosalina, "Karakteristik Mutu Tempe Kedelai Lokal Varietas Anjasmoro Dengan Variasi Lama Perebusan Dan Penggunaan Jenis Pengemas," *Jurnal Agroindustri*, vol. 9, no. 1, 2019.
- [5] A. A. PERMANA, "Rancangan Aplikasi 'Tegar' Pendeteksi Tempe Segar," *Jurnal Teknik*, vol. 8, no. 2, 2019, doi: 10.31000/jt.v8i2.2011.
- [6] A. A. Permana, R. Riadhi, and ..., "Prototipe aplikasi penentuan tingkat kesegaran tempe berbasis citra digital," *Prosiding Simposium Nasional Multidisiplin (SinaMu) 1*, 2019.
- [7] M. Zainuri and D. P. Pamungkas, "Implementasi Metode Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Jenis Bunga Anggrek," *Seminar Nasional Inovasi Teknologi*. 2020.
- [8] E. Oktafanda, "Klasifikasi Citra Kualitas Bibit dalam Meningkatkan Produksi Kelapa Sawit Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis*, vol. 4, no. 3, 2022, doi: 10.37034/infec.v4i3.143.
- [9] T. Winanda, Y. Yunus, and H. Hendrick, "Klasifikasi Kualitas Mutu Daun Gambir Ladang Rakyat

- Menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” *Jurnal Sistim Informasi dan Teknologi*, vol. 3, no. 3, 2021, doi: 10.37034/jsisfotek.v3i3.156.
- [10] D. Haryadi, S. Hidayatul Yulianing Tyas, A. Kuncoro, F. Firdhan Pratama Putra, and A. Ariyanto, “Identifikasi Citra Kualitas Minyak Kelapa Sawit Berbasis Android Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network,” *Jurnal Rekayasa Elektrika*, vol. 18, no. 4, 2022, doi: 10.17529/jre.v18i4.28617.
- [11] Muh. Zainal Altim, Faizal, Salmiah, Kasman, Andi Yudhistira, dan Rita Amalia Syamsu, “Pengklasifikasi Beras Menggunakan Metode CNN (Convolutional Neural Network),” *Jurnal INSTEK (Informatika Sains dan Teknologi)*, vol. 7, no. 1, 2022, doi: 10.24252/instek.v7i1.28922.
- [12] M. Saputra, K. Kusriani, and M. P. Kurniawan, “Identifikasi Mutu Bij Kopi Arabika Berdasarkan Cacat dengan Teknik Convolutional Neural Network,” *Inspiration: Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 10, no. 1, 2020, doi: 10.35585/inspir.v10i1.2533.
- [13] I. M. K. Karo, A. Khosuri, and R. Setiawan, “Effects of Distance Measurement Methods in K-Nearest Neighbor Algorithm to Select Indonesia Smart Card Recipient,” in *2021 International Conference on Data Science and Its Applications, ICoDSA 2021*, 2021. doi: 10.1109/ICoDSA53588.2021.9617476.
- [14] W. M. Pradnya D and A. P. Kusumaningtyas, “Analisis Pengaruh Data Augmentasi Pada Klasifikasi Bumbu Dapur Menggunakan Convolutional Neural Network,” *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 6, no. 4, 2022, doi: 10.30865/mib.v6i4.4201.