

Identifikasi Citra Kualitas Minyak Kelapa Sawit Berbasis Android Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network

Deny Haryadi¹, Sasmu Hidayatul Yulianing Tyas¹, Adi Kuncoro¹, Fiqry Firdhan Pratama Putra¹, dan Andri Ariyanto²

¹Institut Teknologi Telkom Jakarta

Jl. Raya Daan Mogot KM. 11 Cengkareng, Jakarta Barat, Indonesia 11710

²Universitas Jenderal Achmad Yani

Jl. Terusan Jend. Sudirman Cimahi, Cimahi, Indonesia 40531

e-mail: denyharyadi@ittelkom-jkt.ac.id

Abstrak—Badan Pusat Statistik melaporkan bahwa rata-rata perkembangan konsumsi minyak goreng sawit di tingkat rumah tangga di Indonesia selama periode 2015–2020 mengalami peningkatan sebesar 2,32% per tahun. Penggunaan minyak goreng secara berulang merupakan hal yang lumrah di kalangan masyarakat Indonesia dan jumlahnya cukup besar. Padahal penggunaan minyak goreng bekas dapat membahayakan kesehatan sehingga diperlukan alat pendeteksi kualitas minyak goreng. Pada penelitian terdahulu, identifikasi kualitas minyak kelapa sawit dilakukan dengan hidung elektronik dan uji kimia. Namun kedua cara tersebut hanya dapat dijangkau oleh kalangan tertentu. Oleh karena itu, pada penelitian ini dilakukan pengolahan citra deteksi kualitas kejernihan minyak kelapa sawit dengan menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dan diterapkan pada aplikasi android. Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan yaitu pengumpulan *dataset*, *preprocessing dataset*, implementasi algoritma CNN, pengujian, dan pengembangan aplikasi. *Dataset* terdiri dari data citra minyak goreng sawit yang belum digunakan, minyak goreng sawit yang digunakan untuk menggoreng sebanyak dua kali, dan minyak goreng sawit yang digunakan untuk menggoreng lebih dari dua kali. Jumlah total data adalah 3000 data gambar. Distribusi data latih dan data uji menggunakan pembagian Pareto 80:20. Berdasarkan pengujian, akurasi terbaik adalah 97,08%. Penelitian ini menghasilkan sistem informasi berbasis android yang dapat mengidentifikasi kualitas minyak goreng berdasarkan klasifikasi warnanya.

Kata kunci: *minyak goreng kelapa sawit, klasifikasi, kualitas, pengolahan citra, warna*

Abstract—The Central Statistics Agency reports that the average development of palm cooking oil consumption at the household level in Indonesia during the 2015–2020 period has increased by 2.32% per year. The use of cooking oil repeatedly is commonplace among the people of Indonesia and quite a lot. Even though the use of used cooking oil can endanger health, a detection tool for the quality of used cooking oil was needed. Previous studies produced electronic nose and chemical testing. However, they only can be reached by certain circles. Therefore, in this study, image processing was carried out to detect the quality of clarity of palm oil using the Convolution Neural Network (CNN) algorithm and applied it to an android application. This study was conducted through several stages, namely dataset collection, dataset preprocessing, CNN algorithm implementation, testing, and application development. The dataset consists of image data of palm cooking oil that has not been used, palm cooking oil used for frying twice, and palm cooking oil used for frying more than twice. The total amount of data is 3000 image data. Distribution of training data and test data using the Pareto division of 80:20. Based on the test, the best accuracy is 97.08%. This research produces an android-based application which can identify the quality of cooking oil based on color classification.

Keywords: *crude cooking oil, identification, image processing, quality, color*

I. PENDAHULUAN

Di Indonesia, kelapa sawit adalah salah satu komoditas pangan dan energi yang penting [1]. Selain itu, kelapa sawit juga merupakan perkebunan yang mempunyai produk sebagai salah satu komoditas ekspor utama di Indonesia. Salah satu produk kelapa sawit yaitu minyak kelapa sawit [2]. Minyak kelapa sawit adalah salah satu bahan pokok

yang tingkat kebutuhannya selalu mengalami kenaikan setiap tahunnya. Badan Pusat Statistika (BPS) melaporkan bahwa rata-rata perkembangan konsumsi minyak kelapa sawit tingkat rumah tangga di Indonesia mengalami peningkatan sebesar 2,32 % per tahun selama periode 2015–2020 [3]. Kebutuhan konsumsi minyak kelapa sawit meningkat sejalan dengan peningkatan konsumsi minyak nabati di dunia [4]. Oleh karena itu, penjaminan kualitas

minyak goreng kelapa sawit menjadi hal yang sangat penting dan diatur oleh Badan Standar Nasional (BSN). Salah satu indikator standar mutu kualitas minyak goreng kelapa sawit adalah warna. Berdasarkan Standar Nasional Indonesia (SNI), kualitas minyak goreng kelapa sawit dikatakan baik ketika berwarna kuning sampai jingga [5]. Penggunaan minyak goreng yang berulang menjadi hal biasa di kalangan masyarakat Indonesia dan jumlahnya tergolong besar. Berdasarkan hasil pendataan Tim Nasional Percepatan Penanggulangan Kemiskinan (TNP2K) dan transaction energi asia, deputi Bidang Pangan dan Agribisnis Kementerian Koordinator perekonomian, pada tahun 2019 dari volume minyak jelantah 3 juta kiloliter (kl) terdapat 1,6 juta kl diantaranya berasal dari rumah tangga perkotaan besar. Padahal penggunaan minyak jelantah dapat membahayakan kesehatan karena proses penggorengan dengan suhu yang tinggi dapat merusak struktur kimia minyak tersebut. Oleh karena itu dapat menimbulkan berbagai macam penyakit berbahaya seperti penyakit jantung, stroke, kolesterol, dan lain-lain [6].

Penelitian identifikasi kualitas minyak kelapa sawit telah dilakukan dengan menggunakan sensor bau yang dinamakan hidung elektronik [7]–[10]. Namun sebagian besar identifikasi kualitas minyak kelapa sawit juga disertai dengan uji kimia untuk mengidentifikasi kadar air dan bahan menguap, asam lemak bebas, bilangan peroksida, vitamin A, minyak pelikan, cemaran logam berat, kadmium (Cd), timbal (Pb), timah (Sn), merkuri (Hg), dan cemaran arsen [5], [7]. Penelitian teknologi baru *machine learning* dalam perkebunan kelapa sawit maupun hasil olahannya terutama kualitas minyak kelapa sawit menjadi topik penelitian yang menarik dan masih perlu dikembangkan [11]. Berdasarkan hasil kaji literatur belum ditemukan penelitian terkait alat pendeteksi kualitas minyak goreng kelapa sawit berdasarkan warna berbasis *android* pada telepon pintar. Terdapat penelitian yang menggunakan telepon pintar sebagai alat deteksi kematangan buah, metode yang digunakan adalah *digital image processing* dan *Artificial Neural Network (ANN)* [12]. Beberapa penelitian lain juga menggunakan *machine learning* dan *digital image processing* sebagai metode untuk mendeteksi kematangan buah [13]–[17]. Salah satu metode *machine learning* yang memiliki performa terbaik dalam menyelesaikan permasalahan klasifikasi gambar adalah *Convolutional Neural Networks (CNN)*. Selain itu, CNN juga memberikan hasil paling signifikan dalam pengenalan citra [18]. Pada beberapa tahun terakhir penggunaan CNN mengalami peningkatan dengan performa yang sangat baik pada model baru, pada berbagai *dataset* atau pada jaringan pra-terlatih untuk *transfer learning* [14].

Berdasarkan performa metode CNN tersebut, maka pada penelitian ini juga menggunakan CNN untuk mengidentifikasi kualitas minyak kelapa sawit berdasarkan warna. Selain itu berdasarkan permasalahan dan hasil penelitian sebelumnya, maka pada penelitian ini akan dilakukan pengolahan citra deteksi kualitas kejernihan minyak kelapa sawit dengan menggunakan algoritma

CNN kemudian diterapkan ke dalam aplikasi *android*.

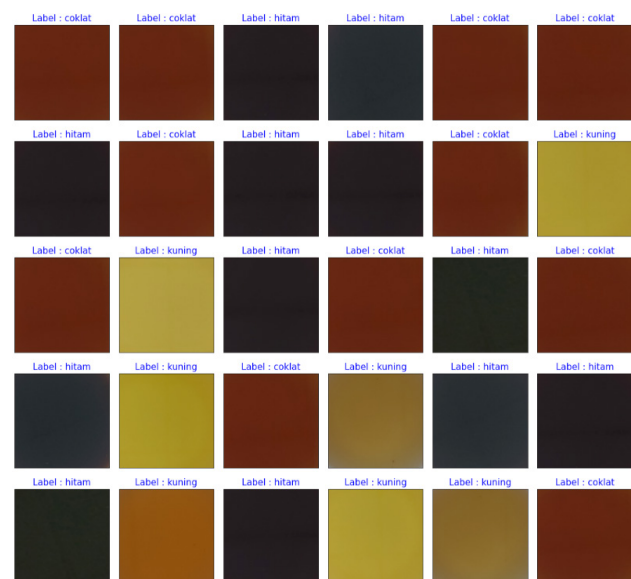
II. METODE PENELITIAN

Tahapan penelitian dapat dikelompokkan menjadi dua, yaitu tahap pemodelan *image processing* dan tahap pengembangan sistem informasi. Namun secara umum penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan yaitu pembuatan *dataset* dan pra proses *dataset*, implementasi algoritma CNN, pengujian, dan pengembangan sistem informasi.

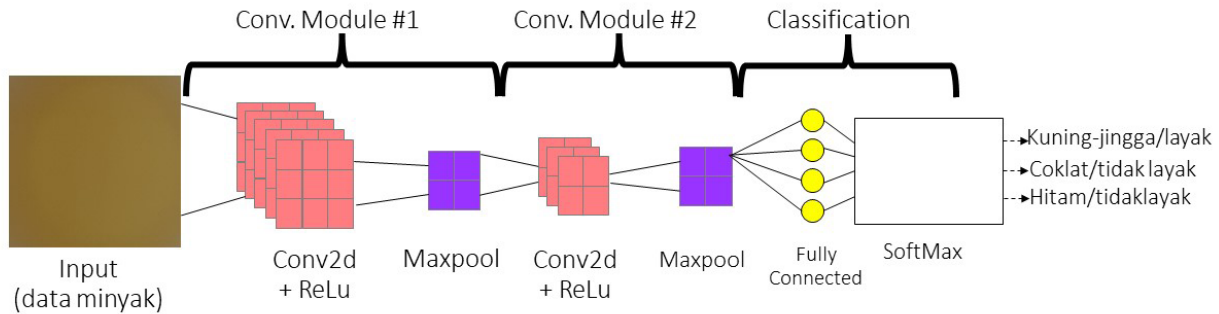
A. Pembuatan Dataset

Dataset dibuat terlebih dahulu pada penelitian ini, karena pada data *open source* atau literatur lain belum tersedia. *Dataset* berupa data gambar atau foto minyak goreng kelapa sawit yang tuangkan pada wadah berwarna putih. Minyak goreng kelapa sawit yang dijadikan bahan *dataset* adalah minyak goreng yang belum terpakai (kuning), minyak goreng yang telah terpakai sebanyak 1-2 kali (kuning sampai jingga) dan minyak goreng yang telah terpakai berkali-kali (coklat sampai hitam). Setiap jenis minyak diambil gambarnya sebanyak minimal 1.000 gambar. Adapun rincian jumlah masing-masing jenis minyak adalah kuning sampai jingga 1.565 data, coklat 1.000 data, dan hitam 1.000 data, sehingga total data gambar yang didapatkan pada proses pembuatan *dataset* adalah sebanyak 3.565 data gambar minyak.

Data gambar yang telah dibuat, selanjutnya dilakukan pra-proses yaitu dengan memilih data gambar yang tidak ada bayangannya dan warnanya murni warna minyak serta tidak terkontaminasi dengan warna wadah yang digunakan seperti pada Gambar 1. Data gambar yang terjaring dalam proses tersebut sebanyak 3.000 data gambar, masing-masing jenis minyak jumlahnya 1.000 data gambar. Tahapan pra-proses yang kedua adalah menyeragamkan ukuran gambar. Ukuran yang ditetapkan untuk masing-



Gambar 1. Data kelas minyak kelapa sawit



Gambar 2. Arsitektur model CNN

masing gambar adalah 128×128 piksel dan diatur jenis gambarnya agar berwarna, tidak *grayscale*. Namun sebelum disesuaikan ukurannya, warna gambar diubah terlebih dahulu dari BGR ke RGB. Proses terakhir dalam pra-proses ini adalah membagi data menjadi data *training* dan data *testing*. Adapun perbandingan antara data *training* dan data *testing* adalah 80:20.

B. Arsitektur Model CNN

Pada penelitian ini digunakan algoritma CNN untuk memproses data gambar yang telah dibuat dan dilakukan pra-proses. Adapun arsitekturnya didasarkan dari penelitian sebelumnya [19], [20] yang disajikan secara detail pada Gambar 2. Pada arsitektur tersebut terdapat 6 *layer* yaitu 2 *layer* conv2d + ReLU dan 2 *layer* maxpool, 1 *layer* fully connected dan 1 *layer* untuk softmax.

Pada bagian awal, CNN mendapatkan peta *input* fitur yang berupa matriks tiga dimensi, 2 dimensi pertama menggambarkan ukuran gambar dalam *pixel* sedangkan dimensi ketiga adalah bernilai 3. Adapun nilai tersebut menunjukkan bahwa data gambar menggunakan RGB. Selanjutnya pada tahapan konvolusi, sebuah konvolusi mengekstrak satu petak dari peta *input* fitur dan menerapkan filter di atasnya serta menghasilkan peta *input* fitur keluaran. Filter secara efektif meluncur di atas kiri peta fitur *input* dari kiri ke kanan dan atas ke bawah, satu piksel pada satu waktu, mengekstraksi setiap ubin. Untuk setiap ubin filter, CNN melakukan perkalian elemen matriks filter dan matriks ubin, kemudian menambahkan semua elemen matriks yang dihasilkan untuk mendapatkan nilai tunggal. Operasi ini mirip dengan produk titik. Masing-masing nilai yang dihasilkan dari produk titik ini untuk setiap pasangan ubin filter kemudian dikeluarkan dalam matriks fitur konvolusi.

Selama pelatihan, CNN mempelajari nilai optimal untuk matriks filter yang memungkinkannya mengekstrak fitur yang berarti dari peta fitur *input*. Karena jumlah filter yang diterapkan pada peta fitur *input* meningkat, jumlah fitur yang dapat diekstraksi CNN juga meningkat, tetapi waktu pelatihan juga meningkat karena lebih banyak *filter* ditambahkan di CNN. Selain itu, setiap *filter* baru yang ditambahkan ke jaringan memberikan nilai tambahan yang lebih sedikit daripada yang sebelumnya. Dengan demikian, perlu dibangun jaringan yang menggunakan jumlah

minimum *filter* yang diperlukan untuk mengekstrak fitur yang diperlukan untuk klasifikasi citra yang akurat.

Fungsi aktivasi adalah komponen dari jaringan saraf. Fungsi aktivasi memutuskan apakah *neuron* menyala atau tidak. Untuk memastikan bahwa ada beberapa nonlinier di jaringan nya, perlu dipastikan bahwa fungsi aktivasi ini nonlinier. Fungsi langkah dapat digunakan sebagai fungsi aktivasinya, yang memberikan *output* nol atau satu. Jika *output* berada di atas ambang batas tertentu, maka *neuron* diaktifkan, dan kami memilikinya. Jika nilai *output* kurang dari ambang batas, maka tidak dipecah, dan nol akan dimiliki.

ReLU adalah salah satu fungsi aktivasi yang paling terkenal. Keluaran ReLU, nol untuk setiap nilai x yang kurang dari nol. Untuk setiap nilai x sama dengan atau lebih besar dari nol, fungsi mengembalikan x . Setelah setiap operasi konvolusi CNN, jaringan menerapkan transformasi *Rectified Linear Unit* (ReLU) ke *convolved feature*, untuk memasukkan *non-linier* ke dalam model.

Pooling adalah langkah berikutnya setelah ReLU, di mana CNN mengurangi pengambilan sampel fitur yang konvolusi, dan jumlah dimensi peta fitur, sambil tetap mempertahankan informasi fitur yang paling penting.

Proses tersebut disebut dengan *max pooling*. Ada juga *pool* lain, seperti *pool* rata-rata dan *pool* min. *Max pooling* bekerja dengan cara yang sama seperti konvolusi. Itu meluncur di atas peta fitur dan mengekstrak ubin dengan ukuran tertentu. Kemudian bentuk setiap ubin yang telah diekstraksi, nilai maksimum dari ubin tersebut dikeluarkan ke peta fitur baru, dan semua nilai lainnya dibuang. Operasi *max pooling* mengambil dua parameter. Ukuran *filter max pooling* biasanya 2×2 piksel.

Jarak dalam piksel yang memisahkan setiap ubin yang diekstraksi disebut langkah. Ini berbeda dari konvolusi, di mana filter konvolusi meluncur di atas peta fitur piksel demi piksel, tetapi dalam pengumpulan maksimal, langkahnya menentukan lokasi di mana setiap ubin diekstraksi. Untuk ukuran filter 2×2 , langkah 2 menentukan bahwa operasi penggabungan maksimal akan mengekstrak semua ubin 2×2 yang tidak tumpang tindih dari peta fitur. Satu atau lebih lapisan yang terhubung penuh berada di ujung jaringan saraf *convolutional*. Dua lapisan terhubung penuh ketika setiap simpul di lapisan pertama terhubung ke setiap simpul di lapisan kedua. Tugas mereka adalah melakukan klasifikasi berdasarkan fitur yang diekstraksi

oleh konvolusi. Sebagian besar, ujungnya sepenuhnya terhubung dengan *neuron*. Lapisan akhir yang terhubung penuh ini berisi fungsi aktivasi *softmax*, yang memberikan nilai probabilitas keluaran dari 0 hingga 1 untuk setiap label klasifikasi yang coba diprediksi oleh model. Angka 8 menggambarkan struktur ujung ke ujung dari jaringan saraf konvolusi.

Penerapan arsitektur CNN juga dikombinasikan dengan *optimizer ADAM*, yang bertujuan untuk mengoptimasi bobot dan *learning rate* dari bobot tersebut [21]. Melalui penerapan arsitektur CNN ini, maka akan dihasilkan model-model yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi data gambar minyak kelapa sawit. Pencarian model dilakukan berulang secara terus menerus sampai ditemukan model yang terbaik. Model yang terbaik adalah model yang mampu menghasilkan bobot yang tepat untuk dapat memprediksi kualitas kejernihan warna minyak kelapa sawit.

C. Pengujian Model

Pada tahap ini dilakukan pengujian apakah model CNN yang dibuat telah sesuai dengan yang diharapkan, penentuan tingkat keberhasilan berdasarkan akurasi pada ketepatan klasifikasi yang dihasilkan oleh model CNN tersebut. Tahapan pengujian dilakukan berdasarkan rancangan skenario yang telah dibuat.

Adapun dalam skenario pengujian, data *testing* yang digunakan adalah 20% dari keseluruhan data gambar yaitu 600 data gambar. Skenario pengujian yang dilakukan adalah membandingkan akurasi dan *loss* antara dua buah model. Model 1 menggunakan *conv module 1*, sedangkan Model 2 menggunakan *conv module 2* seperti yang disajikan pada Gambar 2.

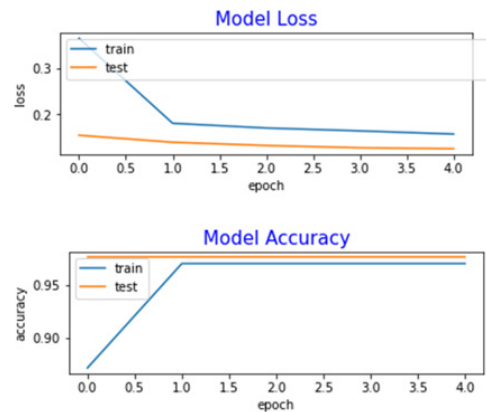
D. Pengembangan Aplikasi Berbasis Android

Hasil implementasi algoritma CNN berupa model yang telah menghasilkan bobot dan akurasi terbaik, kemudian diimplementasikan pada sistem informasi. Pada tahapan pengembangan sistem informasi ini dilakukan perancangan *interface* dan pembuatan aplikasi berbasis *android*.

Selain menu utama identifikasi kualitas minyak kelapa sawit, pada aplikasi *android* ini juga disertakan menu informasi lainnya. Adapun menu informasi terdiri dari informasi kriteria minyak goreng layak pakai, karakteristik masing-masing kelompok kualitas minyak goreng dan tips penggunaan minyak goreng yang sehat.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada proses ini metode *machine learning* dengan algoritma CNN diterapkan untuk pembentukan klasifikasi model. Dalam penelitian ini digunakan bahasa pemrograman *python* dalam mengklasifikasi dan menguji model, serta bahasa pemrograman *java* dalam mengimplementasikan model ke dalam aplikasi *android*.



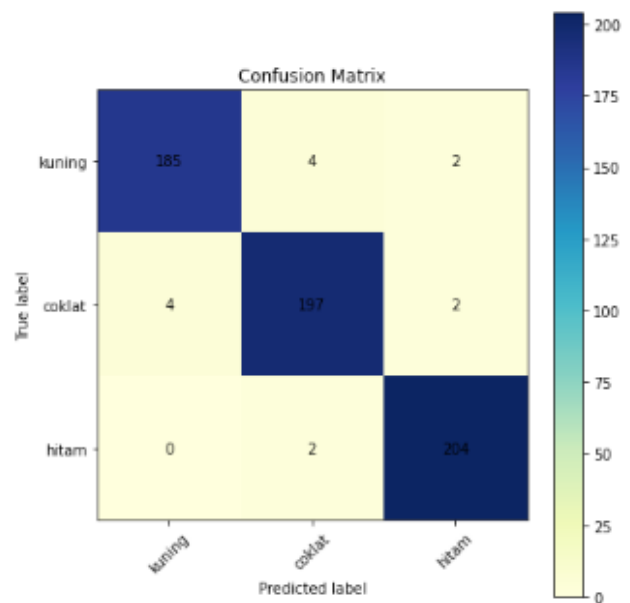
Gambar 3. Grafik validasi loss dan accuracy

A. Hasil Model Machine Learning

Pembuatan model *machine learning* menggunakan algoritma CNN dan model *max pooling* dapat mempartisi gambar input yang tidak tumpang tindih ke dalam satu set persegi panjang sementara nilai maksimum dihasilkan setiap *sub-wilayah* tersebut. Pada model *max-pooling* proses *training* dengan label kuning, coklat dan hitam dilakukan pada 2400 gambar. Dengan menghasilkan bobot yang tepat dari proses *training* diharapkan dapat memprediksi kualitas kejernihan warna minyak kelapa sawit. Grafik validasi akurasi dan validasi *loss* yang dihasilkan dengan cara *epochs* pada *training* model seperti ditunjukkan pada Gambar 3.

B. Hasil Pengujian Model Machine Learning

Pada *testing* model didapatkan *test loss* dan *test* akurasi seperti pada Gambar 4. Data yang digunakan pada proses *testing* berjumlah 600 gambar dengan label kuning, coklat dan hitam adalah data yang berbeda dengan data yang digunakan selama proses *training*.



Gambar 4. Hasil prediksi data testing

Selain itu proses *testing* juga digunakan dalam mengevaluasi bobot yang dihasilkan selama proses *training* sehingga proses *testing* tidak akan mengganti nilai bobot yang sama pada saat proses *training*. Berdasarkan hasil yang diperlihatkan pada Gambar 4 diketahui bahwa untuk klasifikasi citra kualitas minyak kelapa sawit dengan kelas warna kuning, coklat, dan hitam. Hasil kelas prediksi, 185 citra minyak kelapa sawit berwarna kuning diklasifikasi sebagai kelas kuning, 4 citra minyak kelapa sawit berwarna kuning diklasifikasi sebagai warna coklat, 2 citra minyak kelapa sawit berwarna kuning diklasifikasi sebagai warna coklat, 2 citra minyak kelapa sawit berwarna coklat diklasifikasi sebagai warna coklat, 2 citra minyak kelapa sawit berwarna coklat diklasifikasi sebagai warna hitam. Begitupun juga 0 citra minyak kelapa sawit berwarna hitam diklasifikasi sebagai kelas kuning, 2 citra minyak kelapa sawit berwarna hitam diklasifikasi sebagai warna coklat, 204 citra minyak kelapa sawit berwarna hitam diklasifikasi sebagai warna hitam. Dari hasil pengujian menggunakan data *testing*, nilai akurasi untuk model 1 yaitu 0,9708 atau 97,08% sedangkan untuk model 2 yaitu 0,9708 atau 97,08% dari hasil ini dapat dilihat bahwa model 1 mempunyai akurasi yang sama dengan model 2. Sementara untuk membandingkan nilai *loss* untuk kedua model yaitu 0,1445 untuk model 1 dan 0,1377 untuk model 2, sehingga dapat dilihat perbandingan kedua model yaitu nilai *loss* model 2 lebih kecil tetapi perbedaannya tidak signifikan.

C. Implementasi Model pada Aplikasi Android

Implementasi model pada aplikasi *android* memiliki tiga menu utama yaitu menu ‘Klasifikasi’, menu ‘Tentang’, dan menu ‘Keluar’ seperti yang disajikan pada Gambar 5. Menu ‘Klasifikasi’ digunakan untuk melakukan pengujian terhadap kualitas minyak kelapa sawit berdasarkan warna dan kejernihannya. Adapun data yang digunakan sebagai landasan identifikasi kualitasnya adalah data gambar minyak kelapa sawit. Pada aplikasi ini, data gambar dapat diambil dari kamera atau galeri *smartphone android* yang digunakan. Selain hasil klasifikasi, juga diberikan penjelasan terkait kelayakan minyak goreng kelapa sawit ketika digunakan dan ciri-ciri lain dari minyak goreng yang layak atau tidak layak digunakan. Adapun menu ‘Tentang’ disajikan pada Gambar 5. Menu ‘Tentang’ berisi penjelasan terkait tiga hal yaitu kualitas kejernihan minyak kelapa sawit, kriteria minyak goreng layak pakai, dan tips penggunaan minyak goreng. Kualitas kejernihan minyak kelapa sawit berisi tentang keterangan jenis kualitas minyak kelapa sawit berdasarkan warna mulai dari minyak layak digunakan (warna kuning hingga jingga) dan minyak tidak layak digunakan (warna coklat hingga hitam). Kriteria minyak goreng layak pakai menjelaskan tentang kandungan lemak jenuh, titik asap, kriteria perubahan warna, dan sifat seperti air yang ada di dalam minyak goreng. Tips penggunaan minyak goreng berisi terkait penggunaan minyak goreng yang sehat mulai

dari suhu pemanasan minyak goreng sampai takaran penggunaan minyak goreng. Selanjutnya adalah menu ‘Keluar’. Sebelum keluar, maka akan ada tampilan ucapan terima kasih telah menggunakan aplikasi ini.

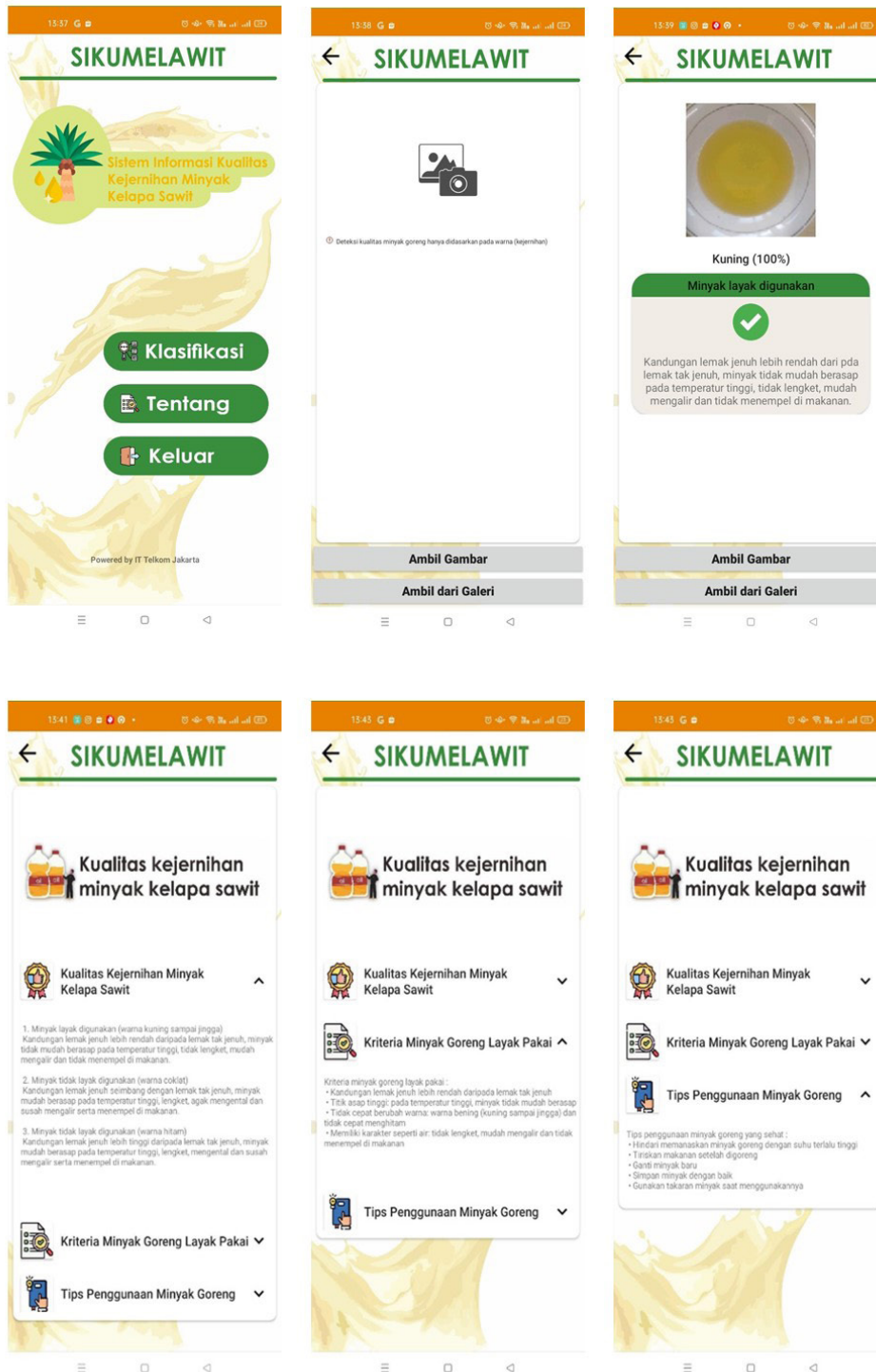
IV. KESIMPULAN

Penelitian ini memanfaatkan beberapa data gambar minyak kelapa sawit dengan menggunakan beberapa label atau kelas diantaranya: kuning atau jingga, coklat, dan hitam. Pemanfaatan data yang ada melalui pendekatan metode pengolahan citra dapat diterapkan dalam menganalisis klasifikasi kualitas minyak kelapa sawit berdasarkan warna. Dalam mengolah data kualitas minyak kelapa sawit, digunakan algoritma CNN dimulai dari tahap pengumpulan data, seleksi label atau kelas data berdasarkan warna, dan tahap pengujian algoritma CNN. Metode pengolahan citra tersebut diproses dengan algoritma CNN yang dimana hasilnya yaitu hasil dari *testing* dengan menggunakan data *testing* sejumlah 600 data didapatkan nilai akurasi untuk model 1 sebesar 0,9708 atau 97,08% dan untuk model 2 sebesar 0,9708 atau 97,08% dari hasil tersebut dapat dilihat bahwa model 1 memiliki akurasi yang sama dengan model 2. Sedangkan untuk perbandingan nilai *loss* untuk kedua model tersebut adalah 0,1445 untuk model 1 dan 0,1377 untuk model 2, sehingga dapat dilihat perbandingan kedua model tersebut yaitu nilai *loss* dari model 2 lebih kecil namun perbedaannya tidak signifikan. Model *machine learning* diimplementasikan dalam bentuk aplikasi *android* dengan menggunakan bahasa pemrograman *java*. Aplikasi *android* ini menggunakan pengoptimal ADAM yang cukup efektif jika diterapkan pada jumlah kelas yang sedikit seperti pada penelitian ini yang hanya menggunakan tiga kelas yaitu kelas warna kuning, kelas warna coklat, dan kelas warna hitam.

REFERENSI

- [1] D. Haryadi and D. Adidrana, “Implementation of K-Medoids Clustering Algorithm for Grouping Palm Oil Exports by Destination Country,” in *2021 International Conference on Informatics, Multimedia, Cyber and Information System (ICIMCIS)*, Jakarta, Indonesia, Oct. 2021, pp. 129–134.
- [2] D. Haryadi, “Penerapan Algoritma K-Means Clustering Pada Produksi Perkebunan Kelapa Sawit Menurut Provinsi,” *JICT J. Inform. Commun. Technol.*, vol. 3, no. 1, p. 15, 2021.
- [3] R. Jawahir Gustav, “Konsumsi Minyak Goreng Sawit di Indonesia,” *Kompas*, 2022.
- [4] D. Haryadi and R. Mandala, “Prediksi Harga Minyak Kelapa Sawit Dalam Investasi Dengan Membandingkan Algoritma Naïve Bayes, Support Vector Machine dan K-Nearest Neighbor,” *IT Soc.*, vol. 4, no. 1, Mar. 2019.
- [5] KomiteTeknis 67-04, Makanan dan Minuman, *Standar Nasional Indonesia (SNI) 7709:2019 tentang Minyak goreng sawit*. Jakarta: Badan Standar Nasional, 2019.
- [6] M. Y. Ramadan, “Implementasi metode klasifikasi Support Vector Machine (SVM) terhadap pemakaian minyak goreng,” Disertasi, Universitas Brawijaya, Malang, 2018.

- [7] T. Majchrzak, W. Wojnowski, A. Głowacz-Różyńska, and A. Wasik, "On-line assessment of oil quality during deep frying using an electronic nose and proton transfer reaction mass spectrometry," *Food Control*, vol. 121, p. 107659, Mar. 2021.
- [8] T. Majchrzak, W. Wojnowski, T. Dymerski, J. Gębicki, and J. Namieśnik, "Electronic noses in classification and quality control of edible oils: A review," *Food Chem.*, vol. 246, pp. 192–201, Apr. 2018.
- [9] S. Baskara, D. Lelono, and T. W. Widodo, "Pengembangan Hidung Elektronik untuk Klasifikasi Mutu Minyak Goreng dengan Metode Principal Component Analysis," *IJEIS Indones. J. Electron. Instrum. Syst.*, vol. 6, no. 2, p. 221, Oct. 2016.
- [10] P. N. Raj, M. Prakash, and K. K. Bhat, "Quality Assessment of Oil Blends by Electronic Nose Technique and Sensory Methods," *J. Sens. Stud.*, vol. 21, no. 3, pp. 322–332, Jun. 2006.
- [11] N. Khan, M. A. Kamaruddin, U. U. Sheikh, Y. Yusup, and M. P. Bakht, "Oil Palm and Machine Learning: Reviewing One Decade of Ideas, Innovations, Applications, and Gaps," *Agriculture*, vol. 11, no. 9, p. 832, Aug. 2021.
- [12] C. A. Jaramillo-Acevedo, W. E. Choque-Valderrama, G. E. Guerrero-Álvarez, and C. A. Meneses-Escobar, "Hass avocado ripeness classification by mobile devices using digital image processing and ANN methods," *Int. J. Food Eng.*, vol. 0, no. 0, Sep. 2020.
- [13] Z. Ibrahim, N. Sabri, and D. Isa, "Palm Oil Fresh Fruit Bunch Ripeness Grading Recognition Using Convolutional Neural Network," *J. Telecommun. Electron. Comput. Eng.*, vol. 10, no. 3, p. 5, 2018.
- [14] J. Naranjo-Torres, M. Mora, R. Hernández-García, R. J. Barrientos, C. Fredes, and A. Valenzuela, "A Review of Convolutional Neural Network Applied to Fruit Image Processing," *Appl. Sci.*, vol. 10, no. 10, p. 3443, May 2020.
- [15] A. Y. Saleh and E. Liansitim, "Palm oil classification using deep learning," *Sci. Inf. Technol. Lett.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–8, Apr. 2020.
- [16] N. Saranya, K. Srinivasan, and S. K. P. Kumar, "Banana ripeness stage identification: a deep learning approach," *J. Ambient Intell. Humaniz. Comput.*, vol. 13, no. 8, pp. 4033–4039, Aug. 2022.
- [17] A. Syaifuddin, L. N. A. Mualifah, L. Hidayat, and A. M. Abadi, "Detection of palm fruit maturity level in the grading process through image recognition and fuzzy inference system to improve quality and productivity of crude palm oil (CPO)," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1581, no. 1, p. 012003, Jul. 2020.
- [18] W. S. Pambudi and A. N. Tompunu, "Aplikasi Sensor Vision untuk Deteksi MultiFace dan Menghitung Jumlah Orang," presented at the Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komunikasi Terapan 2012 (Semantik 2012), Semarang, 2012, p. 8.
- [19] R. F. Rachmadi and I. K. E. Purnama, "Vehicle Color Recognition using Convolutional Neural Network." arXiv, Aug. 15, 2018. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1510.07391>
- [20] M. R. Mahajan, "Color Classification Using Machine Learning," Thesis, California State University, Sacramento, 2020.
- [21] D. P. Kingma and J. Ba, "Adam: A Method for Stochastic Optimization," presented at the 3rd International Conference for Learning Representations, San Diego, Jan. 2017, p. 15.



Gambar 5. Hasil aplikasi android