

IMPLEMENTASI MODEL HYBRID CNN-SVM PADA KLASIFIKASI KONDISI KESEGRAN DAGING AYAM

Alfinas Agung Mujiono, Kartini, Eva Yulia Puspaningrum
Informatika, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur
Jl. Raya Rungkut Madya, Gunung Anyar, Surabaya
alfinasagung@gmail.com

ABSTRAK

Perkembangan media internet memiliki manfaat yang dapat dirasakan pada kegiatan jual beli yang dibuktikan dengan banyaknya *e-commerce* yang tersedia saat ini. Jual beli bahan makanan seperti daging ayam juga turut dilakukan pada berbagai platform *e-commerce*. Tingginya penjualan daging ayam membuat stok yang disediakan oleh penjual semakin banyak sehingga stok tersebut tidak sepenuhnya laku di tangan konsumen. Permasalahan akan muncul ketika penjual terpaksa menjual lagi daging ayam dengan kondisi yang tidak sepenuhnya segar sehingga pembeli harus mempunyai kesadaran akan kondisi kesegaran daging ayam. Dalam penelitian ini, dilakukan proses klasifikasi kondisi kesegaran daging ayam dengan menerapkan penggabungan dua algoritma pembelajaran mesin, yaitu algoritma CNN sebagai pengekstraksi fitur dan algoritma SVM sebagai pengklasifikasi. Tujuannya adalah untuk membuat sebuah model *hybrid* yang dapat mengklasifikasikan dua label berdasarkan pra-pemrosesan gambar, ekstraksi fitur, dan klasifikasi dari data citra daging ayam. Nilai akurasi tertinggi mampu dihasilkan oleh model yang menggunakan *learning rate* 0.00001 dengan nilai akurasi 95%, presisi 95%, *recall* 94.8%, dan *f1-score* 94.9%. Hasil yang paling seimbang didapatkan pada model yang menggunakan *learning rate* 0.000001 dengan nilai akurasi sebesar 90%, presisi 90.1%, *recall* 90.1%, dan *f1-score* 90.1%.

Kata kunci : Klasifikasi, Daging Ayam, Model Hybrid, CNN-SVM

1. PENDAHULUAN

Saat ini, perkembangan media internet semakin hari semakin meningkat yang diiringi dengan meningkatnya pengguna internet di Indonesia. Berdasarkan hasil survei Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia (APJII), pengguna internet di Indonesia mencapai 215,63 juta orang pada periode 2022-2023. Hal tersebut dapat terjadi karena banyaknya manfaat dari perkembangan internet yang tentunya dapat dirasakan di berbagai sektor kegiatan, salah satunya adalah kegiatan jual beli. Transaksi jual beli yang pada hakikatnya dilakukan dengan pertemuan antara penjual dan pembeli kini sudah berubah. Proses jual beli dapat dilakukan melalui perangkat ponsel dengan menggunakan jaringan elektronik, yang dikenal dengan istilah *e-commerce* [1]. Hampir semua kategori dapat kita temui di *e-commerce*, bahkan pada saat ini berbagai *platform online shop* juga telah memperjualbelikan bahan makanan dengan mudah, seperti daging ayam.

Daging ayam merupakan sumber protein hewani yang banyak dikonsumsi oleh masyarakat Indonesia [2]. Daging ayam memiliki harga yang relatif lebih murah dibandingkan dengan sumber protein hewani lainnya seperti daging sapi. Oleh karena itu, daging ayam lebih digemari oleh masyarakat untuk meningkatkan kebutuhan konsumsi protein hewani terutama untuk masyarakat perkotaan maupun pedesaan. Pada saat ini, tercatat kurang lebih sebanyak 10.000 produk daging ayam telah terjual per bulannya di salah satu *platform e-commerce* yaitu Shopee. Tingginya angka pembelian daging ayam di *e-commerce* membuat stok yang disediakan oleh penjual

semakin banyak yang membuat hasil jualan penjual tidak sepenuhnya laku di tangan konsumen [2]. Penjual mau tidak mau harus menjual daging ayam yang sudah tidak lagi dalam kondisi segar, bahkan bisa jadi sudah busuk kepada konsumen. Hal tersebut dapat menjadi permasalahan jika pembeli hanya bisa melihat dari stok foto yang disediakan oleh penjual di *e-commerce* tanpa bisa melihat secara langsung kondisi daging ayam yang akan mereka beli. Dari permasalahan itu, pembeli harus mempunyai kesadaran akan kondisi daging ayam yang masih segar atau sudah busuk.

Salah satu upaya untuk mengetahui kondisi kesegaran daging ayam adalah otomatisasi. Proses otomatisasi dapat dilakukan dengan menggunakan klasifikasi citra yang dapat dimanfaatkan sebagai sistem cerdas pemrosesan citra berdasarkan ciri-ciri, bentuk, tekstur, dan warna dari sampel gambar kondisi kesegaran daging ayam. Klasifikasi citra juga merupakan salah satu bidang yang diminati karena mampu menggantikan kemampuan visual manusia [3]. Proses klasifikasi citra dapat dilakukan dengan menerapkan algoritma pembelajaran mesin dengan jenis *supervised* maupun *unsupervised* seperti *K-Nearest Neighbors*, *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine*, *Neural Network*, *Deep Learning*, dan masih banyak algoritma pembelajaran mesin lainnya.

Pengklasifikasian citra dapat dilakukan dengan menggunakan algoritma *Deep learning* khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dimana CNN sangat baik jika dilakukan dengan menggunakan data citra yang jumlahnya banyak, akan tetapi memerlukan waktu yang jauh lebih lama dibandingkan

dengan algoritma pembelajaran mesin klasik. CNN juga memiliki kemungkinan *overfitting* (menghafal data pelatihan daripada memahami pola umum) yang tinggi. Sedangkan pada pembelajaran mesin klasik, algoritma SVM lebih unggul dalam melakukan klasifikasi dengan *margin* yang jelas untuk pemisah antar kelas yang membuat SVM cenderung lebih toleran terhadap *overfitting* [4].

Berdasarkan pertimbangan kelebihan dan kekurangan dari masing-masing algoritma tersebut, jumlah dataset yang digunakan, dan sebagai bentuk implementasi dari *supervised* dan *unsupervised machine learning*, penelitian ini berfokus untuk mengembangkan sebuah pendekatan yang dapat mengekstrak fitur dari data citra daging ayam menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) yang digunakan untuk proses ekstraksi fitur serta *Support Vector Machine* (SVM) sebagai proses klasifikasi akhir yang dimana data milik kelas yang berbeda dipisahkan oleh *hyperplane* untuk mengklasifikasikan kondisi kesegaran daging ayam.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian yang dilakukan oleh Dennis Feliawan Aji dan Indah Susilawati pada tahun 2020 tentang identifikasi daging ayam kampung segar dan basi dengan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ). Pada penelitian ini didapatkan kinerja kumulatif pelatihan dan testing tertinggi 90%. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa algoritma *Neural Network* pada pembelajaran mesin dapat mengklasifikasikan citra daging ayam kampung segar dan daging ayam kampung basi [5].

Penelitian lain yang dilakukan oleh Herianto, Adam Arif Budiman, Linda Nur Afifa, Timor Setyaningsih, dan Tri Amin Ridho tentang pengidentifikasian kesegaran daging dengan metode jaringan syaraf konvolusi (CNN) dengan jenis *ResNet-50*. Model tersebut mencapai nilai akurasi sebesar 99,4%, dengan *precision* dan *recall* masing-masing mencapai 99,4%, dan *F1-Score* sebesar 99,3%. Hasil percobaan menunjukkan bahwa model *deep learning* CNN dengan *ResNet-50* mampu melakukan klasifikasi yang akurat terhadap daging, dengan membagi ke dalam beberapa kategori tingkat kesegaran, seperti segar, setengah segar, dan tidak segar [6].

Penelitian terkait dilakukan oleh Ricky Yohannes dan Muhammad Ezar Al Rivan dengan judul “Klasifikasi Jenis Kanker Kulit Menggunakan CNN-SVM” pada tahun 2022 dengan menggunakan CNN sebagai ekstraksi fitur dengan arsitektur *VGG-19* dan *ResNet-50*, serta SVM sebagai klasifikasi. Hasil pengujian yang didapat pada penelitian tersebut adalah nilai akurasi yaitu 65.33%, nilai presisi 68.51%, nilai *recall* 65.33%, dan nilai *F1-Score* 65.77% dengan arsitektur *VGG-19* yang menggunakan *kernel linear* optimasi *grid*. Sedangkan pada arsitektur *ResNet-50*, perolehan akurasi yang didapat adalah sebesar 63.67%, nilai presisi 63.93%, nilai *recall* 63.67%, dan

nilai *F1-Score* 65.60% dengan menggunakan *kernel* yang sama. [7].

2.2. Kecerdasan Buatan

Kecerdasan buatan atau *artificial intelligence* (AI) adalah salah satu bagian dari ilmu komputer dimana kecerdasan buatan ini membuat mesin atau komputer dapat melakukan suatu pekerjaan seperti yang dilakukan oleh manusia dan sebaik mungkin [8]. Menurut Dr. Hendra Jaya, M.T, Kecerdasan buatan dapat dipandang dari berbagai sudut pandang, antara lain sudut pandang kecerdasan, sudut pandang penelitian, sudut pandang bisnis, dan sudut pandang pemrograman. Kemudian terdapat beberapa tahapan pada kecerdasan buatan menurut Joshi di bukunya “*Artificial Intelligence with Python*”, yaitu *collecting data*, *pre-process*, *cognition*, *pattern extraction*, dan *inference*.

2.3. Pengolahan Citra

Pengolahan citra adalah suatu metode untuk mengubah gambar menjadi gambar yang lebih baik atau sesuai dengan keinginan [9]. Pengolahan citra digunakan untuk memproses citra atau gambar dengan tujuan memanipulasinya menjadi data gambar yang dapat memberikan informasi tertentu tentang objek yang diamati [10]. Dengan kata lain, pengolahan citra melibatkan suatu proses yang menerima gambar sebagai *input* dan menghasilkan gambar yang diinginkan sebagai *output*.

2.4. Machine Learning

Machine learning (ML) atau pembelajaran mesin adalah bidang studi yang memberikan kemampuan pada komputer untuk belajar suatu hal tanpa harus diatur secara spesifik. Pembelajaran mesin digunakan untuk mengajari mesin bagaimana cara mengelola data secara lebih efisien. Pembelajaran mesin bekerja dalam menginterpretasikan informasi yang dihasilkan dari data yang besar dimana manusia pada umumnya tidak bisa langsung melakukan hal tersebut [11].

2.5. Convolutional Neural Network

Dalam *Deep learning*, *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah kelas *Artificial Neural Network* (ANN) yang paling umum diterapkan pada pengolahan citra untuk menganalisis citra visual [12]. CNN merupakan arsitektur dari *Deep learning* yang mempunyai 3 lapisan yaitu lapisan *input*, *hidden layer*, dan lapisan *output* dimana terdapat beberapa lapisan dari *hidden layer* sesuai dengan arsitektur yang terdapat pada CNN. CNN terdiri dari beberapa tumpukan blok yang dimana terdiri atas lapisan konvolusi, lapisan *pooling*, dan lapisan *fully connected*.

2.6. Support Vektor Machine

Support Vector Machine (SVM) merupakan model pembelajaran berjenis *supervised machine learning* dengan algoritma pembelajaran yang

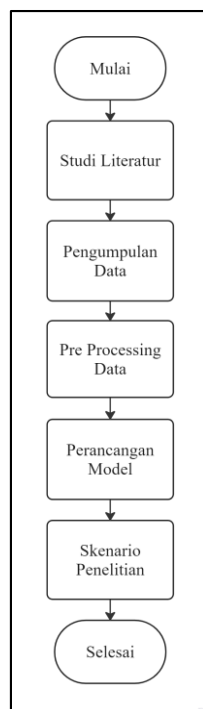
berhubungan dengan analisa data untuk klasifikasi dan analisis regresi. SVM dibuat untuk menemukan *hyperplane* yang optimal untuk memisahkan dua kelas dalam *dataset* yang diberikan [13]. *Hyperplane* adalah sebuah garis yang memisahkan dua kelompok data pada grafik [14]. Dalam mencari dan membuat sebuah *hyperplane*, perlu dilakukan pencarian margin *hyperplane* yang didapat dari jarak antara data terdekat di antara dua kelas yang berbeda.

2.7. Model Hybrid CNN-SVM

Model *hybrid* CNN-SVM adalah model yang menggabungkan dua algoritma pembelajaran mesin. Model *hybrid* ini merupakan penggabungan dari algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Support Vector Machine* (SVM). CNN adalah algoritma yang sangat efektif dalam mempelajari fitur lokal yang invarian dan mampu mengekstrak informasi yang paling diskriminatif dari gambar mentah. Di sisi lain, SVM merupakan pengklasifikasi yang handal dalam meminimalkan kesalahan generalisasi pada data yang tidak terlihat dan cocok untuk melakukan klasifikasi biner. Model ini diusulkan dimana CNN digunakan sebagai proses ekstraksi fitur dan SVM digunakan sebagai pengklasifikasi biner dan menggantikan lapisan *softmax* pada CNN [15].

3. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, diperlukan tahapan dan langkah-langkah dalam proses pengerjaannya. Tahapan penelitian dibutuhkan agar pengerjaan sebuah penelitian dapat berjalan dengan baik, sehingga dapat menemukan serta menjawab tujuan dari rumusan masalah yang dijelaskan sebagai berikut.



Gambar 1. Alur penelitian

3.1. Studi Literatur

Pada tahapan studi literatur, kegiatan yang dilakukan peneliti adalah mencari, membaca, dan mempelajari publikasi artikel, majalah, dan penelitian-penelitian sebelumnya dengan tema yang serupa dengan penelitian yang dilakukan. Literatur tersebut didapatkan dengan melakukan pencarian pada internet. Studi literatur dilakukan dengan tujuan agar mendapatkan dasar teori pendukung dalam melaksanakan sebuah penelitian, seperti pengolahan citra, algoritma CNN, algoritma SVM, hingga konsep dalam penggabungannya. Referensi dari studi literatur yang telah dipelajari dan digunakan pada penelitian ini dilampirkan pada daftar Pustaka.

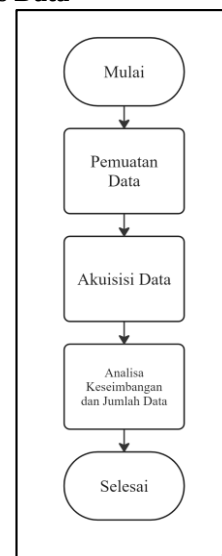
3.2. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan mencari dan mengumpulkan gambar daging ayam yang terdiri dari 2 kategori, yaitu daging ayam segar dan daging ayam busuk. Gambar bagian daging ayam yang digunakan adalah bagian daging dada ayam. Untuk melakukan pengumpulan data, penelitian ini menggunakan *dataset* yang diambil dari *website* Kaggle. Pada data citra tersebut memiliki persebaran data yang tidak sama dimana terdapat dua kategori (*class*) yang telah ditentukan dimana gambar dari kategori daging ayam segar berjumlah 1388 gambar dan kategori daging ayam busuk berjumlah 1367 dengan total *dataset* berjumlah 2755 data. Dataset dilakukan pengunduhan dan dikumpulkan menjadi sebuah folder untuk disimpan dan pada tahapan penelitian berikutnya. Berikut adalah sampel data yang digunakan dalam penelitian ini.



Gambar 2. Sampel data daging ayam

3.3. Praproses Data



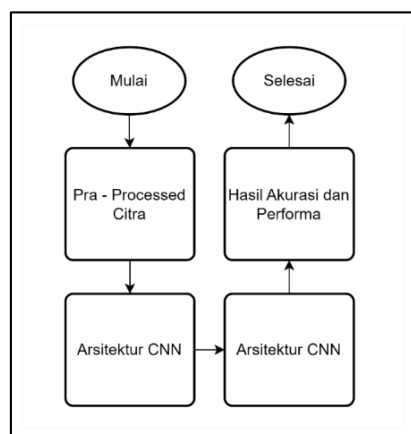
Gambar 3. Alur pra-proses data

Pada tahapan ini, terdiri dari dua sub tahapan yang dilakukan pada tahap pra-processing data, antara lain adalah proses memuat data, akuisisi data, serta Analisa keseimbangan dan jumlah data. Pemuatan data dilakukan dengan mengunggah data ke dalam Google Drive agar bisa diolah pada tahapan selanjutnya. Kemudian *dataset* dilakukan proses akuisisi data untuk membagi data sesuai dengan bagiannya dengan rasio 80:10:10, yaitu data latih (2204 data citra), data validasi (275 data citra), dan data tes (275 data citra). Pada tahapan pengumpulan data, dapat dilihat bahwa jumlah persebaran tiap data pada masing-masing kelas tidak seimbang dan jumlah data yang relatif sedikit yang dapat membuat model kurang maksimal dalam melakukan pemrosesan. Maka dari itu, dilakukan proses augmentasi gambar sebanyak 2500 per kelasnya untuk membuat jumlah data semakin banyak dan memiliki persebaran data yang seimbang per kelasnya. Dataset kemudian diakuisisi ulang untuk membagi data sesuai dengan bagiannya dengan rasio yang sama, yaitu data latih (4000 data citra), data validasi (500 data citra), dan data tes (500 data citra).

3.4. Perancangan Model Hybrid CNN-SVM

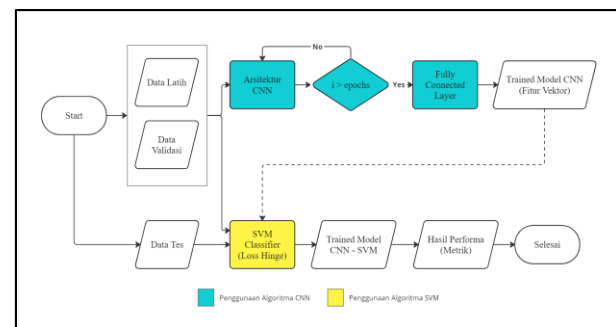
Pada penelitian ini, fokus dari penggunaan algoritma yaitu pada penggabungan dua algoritma. Algoritma yang digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Support Vector Machine* (SVM). Kedua Algoritma tersebut dikombinasikan dan membentuk model *hybrid* yang akan digunakan dalam penelitian ini. Porsi dari algoritma CNN akan digunakan dalam tahapan ekstraksi fitur dengan hasil berupa fitur vektor yang akan digunakan dalam proses klasifikasi menggunakan algoritma SVM.

Pada gambar 3.4 dapat dilihat alur proses model *hybrid* CNN-SVM dimulai dari masukan data yang telah dilakukan tahapan pra-proses akan dimasukkan ke dalam arsitektur CNN. Arsitektur CNN menghasilkan vektor fitur yang akan menjadi masukan dari lapisan klasifikasi menggunakan metode SVM. Setelah proses pelatihan dari model *hybrid* CNN-SVM akan menghasilkan nilai akurasi dan performa yang nantinya akan dianalisa menggunakan *confusion matrix*.



Gambar 4. Alur model hybrid CNN-SVM

3.4.1. Model Hybrid CNN-SVM



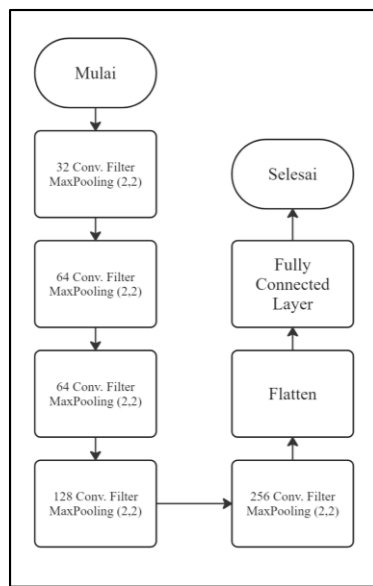
Gambar 5. Flowchart model hybrid CNN-SVM

Pada gambar 5, dijelaskan bagaimana perancangan model *hybrid* CNN-SVM. Tahap pertama yaitu memuat *dataset* yang akan digunakan pada proses pemuatan model yang dibedakan menjadi tiga pada tahap pra-proses yaitu data latih, data validasi, dan data tes. *Dataset* yang termasuk data latih dan data validasi dan telah dilakukan tahapan pra-proses akan masuk ke dalam arsitektur CNN dengan model yang dapat dilihat pada gambar 6. Data akan melalui proses konvolusi dengan parameter-parameter yang ditentukan. Data nantinya akan masuk ke *fully connected layer* setelah menyelesaikan *pooling layer* terakhir dan menghasilkan *output feature* berupa vektor fitur dari *pooling* akhir berdasarkan *epoch* yang telah ditentukan. Setelah parameter tersimpan, vektor fitur akan menjadi nilai *input* dan dilatih menggunakan metode SVM untuk proses klasifikasi biner dari model *hybrid*. Hasil *output* akan berupa hasil performa dari akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-Score*. Untuk *testing dataset*, data akan langsung masuk ke proses klasifikasi menggunakan SVM berdasarkan hasil model CNN yang sudah dilatih dan *output feature* yang telah didapatkan. Hasil akhir pada *testing dataset* berupa hasil performa dari akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*.

3.4.2. Arsitektur CNN

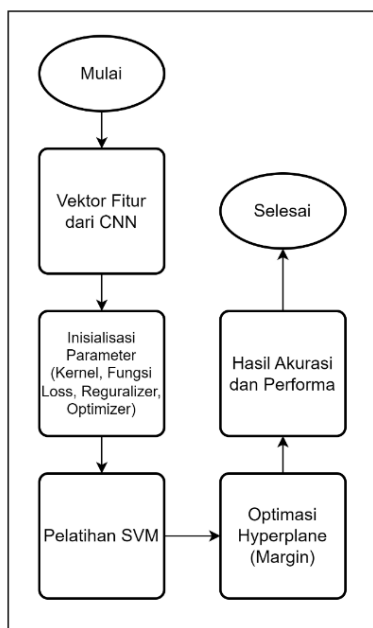
Arsitektur CNN yang digunakan pada penelitian ini adalah lapisan konvolusi, lapisan aktivasi, dan lapisan pooling yang secara hierarkis mengolah gambar. Lapisan konvolusi bertugas untuk mendeteksi berbagai fitur visual seperti tepi, tekstur, dan pola dalam gambar. Lapisan aktivasi digunakan untuk memberikan non-linearitas dan meningkatkan representasi fitur yang kompleks. Arsitektur CNN pada penelitian ini, menggunakan lapisan konvolusi berjumlah 5 lapisan yang menggunakan jumlah filter 32, 64, 128, 256 secara berurutan dengan ukuran filter 3x3 serta pooling maksimal yang diterapkan setelah setiap lapisan konvolusi. Lapisan selanjutnya adalah lapisan *Flatten Layer* dengan tujuan untuk mengubah *feature map* hasil dari *MaxPooling2D layer* ketiga menjadi vektor 1 dimensi. *Fully Connected Layer* yang berisikan lapisan *Dense* yang menghubungkan neuron dari *layer* sebelum dan

sesudahnya untuk memproses dan mempelajari hubungan antar fitur.



Gambar 6. Arsitektur CNN

3.4.3. SVM Classifier



Gambar 7. SVM classifier

Penggunaan algoritma SVM dilakukan setelah proses ekstraksi fitur yang dilakukan dengan algoritma CNN. Setelah mendapatkan vektor fitur, model SVM dilatih menggunakan vektor fitur tersebut bersama dengan label kelas yang sesuai. Inisialisasi parameter seperti jenis kernel, fungsi *loss*, *regularizer*, dan *optimizer* juga diperlukan dalam proses kerja SVM. Dengan penyesuaian parameter yang baik akan membuat hasil akurasi dari model lebih optimal. SVM akan menemukan *hyperplane* yang memisahkan data pelatihan sesuai dengan kelasnya dengan *margin*

maksimal dengan melakukan perhitungan pada fungsi keputusan dan juga perhitungan *hinge loss*.

Tujuan dari pelatihan SVM adalah untuk meminimalkan total *Hinge Loss* di seluruh *dataset*, sehingga *hyperplane* dapat ditempatkan dengan optimal antara kelas-kelas yang berbeda. Hasil dari pelatihan SVM, akan digunakan untuk mengambil keputusan klasifikasi pada gambar-gambar baru menggunakan data uji. Pada model *hybrid* ini, SVM dilakukan dengan menggunakan *loss function* bernama ‘*hinge*’, *regularizer* L2, dan akan didukung oleh fungsi aktivasi *linear*. Hasil dari proses klasifikasi ini adalah nilai akurasi dari model keseluruhan gabungan antara arsitektur CNN dan SVM *classifier*.

3.5. Evaluasi Model

Setelah model dirancang dan dilakukan pelatihan serta pengujian dengan data uji, dilakukan beberapa tahapan perhitungan untuk menguji ketepatan serta kualitas dari model yang telah dibuat agar memiliki hasil yang maksimal dan menghasilkan Tingkat akurasi yang tinggi serta nilai kesalahan yang minimum. Proses evaluasi juga bertujuan untuk mengetahui sejauh mana model dapat berfungsi dengan baik. Teknik evaluasi yang dilakukan adalah menggunakan metode *confusion matrix* dengan perhitungan akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*.

3.6. Skenario Penelitian

Skenario penelitian mengacu pada rancangan yang diambil oleh peneliti untuk mengumpulkan data, menganalisis informasi, dan menyusun kesimpulan berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan. Skenario penelitian yang dibuat yaitu membandingkan hasil evaluasi model berdasarkan tuning hyperparameter pada model *hybrid* CNN-SVM untuk mengetahui *tuning hyperparameter* mana yang terbaik untuk digunakan dalam model *hybrid* ini. *Tuning hyperparameter* yang dilakukan hanya pada satu *variable hyperparameter* yaitu pada jumlah *learning rate* dari model. Berikut skenario penelitian yang dilakukan :

Tabel 1. Skenario Penelitian

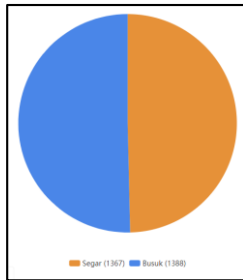
Skema	Model	Splitting Data	Learning Rate
1	CNN-SVM	80:10:10	0.00001
2			0.000001

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Penyiapan Dataset

Data yang digunakan pada penelitian ini menggunakan data yang berasal dari Kaggle. Data tersebut merupakan data publik yang terdiri dari dua kelas, yaitu daging ayam segar dan daging ayam busuk. *Dataset* tersebut memiliki total gambar sebanyak 2755 yang terdiri dari 1367 data gambar daging ayam segar dan 1388 data gambar daging ayam busuk. Data gambar tersebut kemudian dikumpulkan menjadi satu folder yang telah dibedakan per-kelasnya

lalu diunggah ke Google Drive untuk memudahkan proses-proses yang akan dilakukan selanjutnya.



Gambar 7. Persentasi dataset

4.2. Pra-proses Data

Dalam tahapan pra-proses data, *dataset* yang telah dikumpulkan sebelumnya dilakukan proses *pre processing* data. Proses ini dilakukan dengan mengunggah data, membagi data sesuai dengan kelas yang digunakan dan menganalisa keseimbangan dan jumlah data sesuai dengan kebutuhan penelitian dengan memasukkan parameter seperti *batch size* (16) dan *image size* (200x200).

Dataset diunggah ke dalam Google Drive untuk dapat digunakan pada tahapan-tahapan selanjutnya. Kemudian dataset dilakukan proses akuisisi data dengan membagi dataset menjadi beberapa bagian, yaitu data latih, data validasi, dan data tes.

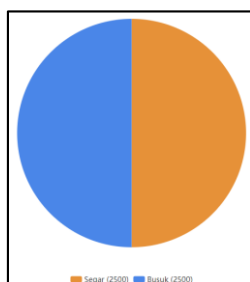
```
Found 2755 files belonging to 2 classes.
Using 2204 files for training.
```

Gambar 8. Pembagian data latih

```
Found 2755 files belonging to 2 classes.
Using 275 files for validation.
```

Gambar 9. Pembagian data validasi

Untuk dapat menghasilkan pelatihan yang maksimal, dilakukan proses augmentasi dengan menambah jumlah data dan membuat agar persebaran data per kelasnya menjadi seimbang.

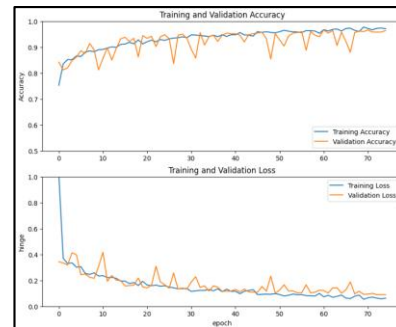


Gambar 10. Data augmented

4.3. Pelatihan Model

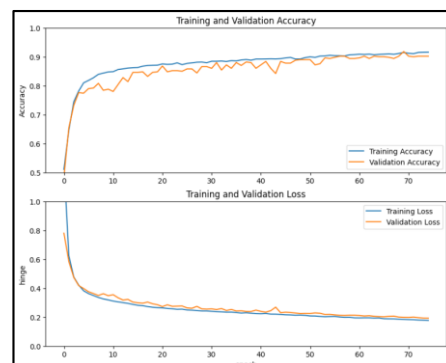
Pada tahap pelatihan, model dilatih berdasarkan *tuning* parameter yang ditentukan, serta menggunakan data dari hasil pra proses yang melibatkan data citra sesuai dengan pembagian data latih dan data validasi. Penggunaan parameter yang ditentukan adalah jumlah *epochs* sebanyak 75, regularisasi L2, fungsi aktivasi

linear, *optimizer* adam, serta fungsi *loss* *hinge* untuk mengimplementasikan model *hybrid* CNN-SVM. Proses pelatihan juga dilakukan sesuai dengan skenario penelitian yang telah dibuat, yaitu penggunaan *learning rate* sebesar 0.00001 dan 0.000001. Setiap *epochs*, *loss*, dan nilai akurasi pelatihan dan validasi disimpan dan dicetak dalam bentuk grafik seperti pada gambar di bawah ini.



Gambar 11. Grafik akurasi dan loss skenario 1

Pada gambar 11, dapat dilihat hasil pelatihan dari skenario 1 menggunakan *learning rate* 0.00001. Hasil pelatihan menunjukkan adanya ketidakstabilan dengan peningkatan nilai akurasi yang tidak optimal. Nilai pelatihan per *epoch* menunjukkan adanya *overfitting* yang dapat dibuktikan dengan grafik yang naik turun, terutama pada nilai validasi akurasi. Sedangkan pada nilai *loss* juga terlihat adanya ketidakstabilan walaupun nilai *loss* yang dihasilkan per *epoch* nya relatif menurun. Hasil akurasi pelatihan tertinggi didapatkan pada *epoch* ke 61 sebesar 96.75% dan nilai validasi akurasi sebesar 96.60%.



Gambar 12. Grafik akurasi dan loss skenario 2

Pada gambar 12, dapat dilihat hasil pelatihan dari skenario 2 menggunakan *learning rate* 0.000001. Hasil pelatihan menunjukkan adanya konvergensi yang baik dengan peningkatan nilai akurasi yang signifikan. Nilai pelatihan per *epoch* tidak menunjukkan adanya *overfitting* yang dapat dibuktikan dengan grafik yang stabil. Pada nilai *loss* terlihat menampilkan hasil yang sangat baik dengan nilai yang menurun pada setiap *epoch* nya. Hasil akurasi pelatihan tertinggi didapatkan pada *epoch* ke 70 sebesar 91.47% dan nilai validasi akurasi sebesar 91.80%.

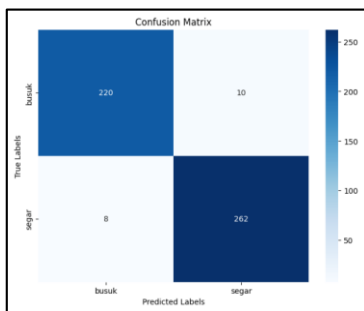
4.4. Pengujian Model

Tahap pengujian model dilakukan dengan melakukan prediksi dari data tes yang telah dibuat pada tahapan sebelumnya. Proses pengujian ini dilakukan pada hasil pelatihan kedua skenario yang telah dilatih. Sebanyak 500 data uji digunakan untuk mengukur sejauh mana model dapat memprediksi label pada setiap gambar di data tes. Hasil akurasi pengujian ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Penelitian

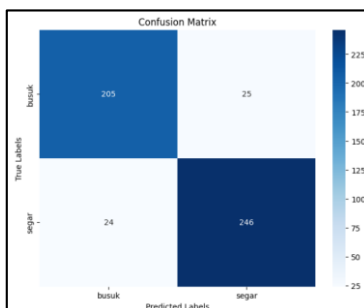
Skema	Model	Splitting Data	Learning Rate	Akurasi
1	CNN-	80:10:10	0.00001	0.950
2	SVM		0.000001	0.902

Pada skenario 1, model berhasil melakukan prediksi dengan benar sebanyak 482 dari total 500 gambar yang diuji. Sebaliknya, model tersebut gagal memprediksi sebanyak 18 gambar. Hasil tersebut memberikan gambaran bahwa model pada skenario 1 mempunyai tingkat akurasi yang tinggi, yaitu sebesar 95%.



Gambar 13. Confusion matrix skenario 1

Pada skenario 2, model dapat mengklasifikasikan sebanyak 451 dari total 500 gambar yang diuji. Sementara terdapat 49 gambar yang mengalami kegagalan dalam proses klasifikasinya. Hasil tersebut menunjukkan bahwa hasil akurasi pada model skenario 2 mempunyai nilai akurasi lebih rendah jika dibandingkan dengan model skenario 1, yaitu 90.2%.



Gambar 14. Confusion matrix skenario 2

4.5. Analisa Hasil Pengujian

Analisa hasil pengujian meliputi evaluasi metrik performa yang terdiri dari nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*. Laporan klasifikasi yang diberikan

menggambarkan kinerja dari model pada dua kelas berbeda, yaitu segar dan busuk.

	0	1	2	3	4
Accuracy	95.0	94.545455	96.296296	95.412844	230.0
Precision	95.0	95.555556	93.478261	94.505495	270.0
Recall					
F1 Score					
Support					
Macro avg	95.0	94.959169	94.959169	94.959169	500.0
Weighted avg	95.0	94.995463	94.995463	94.995463	500.0

Gambar 15. Matrix evaluasi skenario 1

Untuk kelas segar, nilai presisi yang didapatkan sebesar 0.945, mengindikasikan bahwa 94.5% dari prediksi yang menyatakan sebagai kelas segar adalah benar. *Recall* sebesar 0.9629 berarti bahwa model mampu mengidentifikasi 96.29% dari seluruh instansi kelas segar yang sebenarnya ada. *F1-Score* sebesar 95.41% menunjukkan keseimbangan yang baik antara presisi dan *recall*. Untuk kelas busuk, nilai presisi yang didapatkan sebesar 95.55%, *recall* 93.47%, dan *F1-Score* sebesar 94.5%. Nilai akurasi (*Accuracy*) model secara keseluruhan adalah 0.95 yang berarti sebesar 95% dari total instansi telah berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model.

	0	1	2	3	4
Accuracy	90.2	90.774908	91.111111	90.942699	230.0
Precision	90.2	89.519651	89.130435	89.324619	270.0
Recall					
F1 Score					
Support					
Macro avg	90.2	90.133659	90.133659	90.133659	500.0
Weighted avg	90.2	90.198382	90.198382	90.198382	500.0

Gambar 16. Matrix evaluasi skenario 2

Untuk kelas segar, nilai presisi yang didapatkan sebesar 0.907, mengindikasikan bahwa 90.7% dari prediksi yang menyatakan sebagai kelas segar adalah benar. *Recall* sebesar 0.9111 berarti bahwa model mampu mengidentifikasi 91.11% dari seluruh instansi kelas segar yang sebenarnya ada. *F1-Score* sebesar 90.94% menunjukkan keseimbangan yang baik antara presisi dan *recall*. Untuk kelas busuk, nilai presisi yang didapatkan sebesar 89.51%, *recall* 89.13%, dan *F1-Score* 89.32%. Nilai akurasi (*Accuracy*) model secara keseluruhan adalah 0.902 yang berarti sebesar 90.2% dari total instansi telah berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, didapatkan kesimpulan dan saran sebagai berikut. Dari hasil skenario penelitian yang telah dilakukan, didapatkan bahwa model hybrid CNN-SVM dengan menggunakan rasio pembagian data 80:10:10 dan dua learning rate yang berbeda berhasil menunjukkan hasil yang baik. Penggunaan jumlah *learning rate* meningkatkan nilai akurasi model secara signifikan tetapi dapat mempengaruhi konvergensi model dan stabilitas grafik pelatihan. Dapat dilihat pada hasil pelatihan skenario 1 (learning rate 0.00001) mempunyai nilai akurasi yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan skenario 2 (learning rate 0.000001). Dapat dilihat juga pada grafik pada setiap skenario yang telah dilakukan, Di mana *learning rate*

yang lebih besar (Skenario 1) menunjukkan ketidakstabilan proses pelatihan. Sebaliknya, gambar grafik terlihat lebih stabil dan konvergen saat menggunakan *learning rate* yang lebih rendah (Skenario 2).

Hasil dengan akurasi terbaik didapatkan pada penelitian yang menggunakan *learning rate* 0.00001 (skenario 1), yaitu sebesar 95% dengan nilai presisi 95%, recall 94.8%, dan f1-score 94.9%. Sedangkan hasil yang paling seimbang didapatkan pada penelitian yang menggunakan *learning rate* 0.000001 (skenario 2) dengan nilai akurasi sebesar 90%, presisi 90.1%, recall 90.1%, dan f1-score 90.1%.

Penelitian ini menggunakan dataset yang memiliki persebaran data yang tidak baik. Hal tersebut membuat proses pelatihan serta pengujian yang dilakukan tidak sepenuhnya maksimal. Disarankan untuk menggunakan *dataset* yang lebih baik dengan pemilihan data gambar yang mempunyai persebaran data yang lebih luas. Hal tersebut sangat penting agar model *hybrid* CNN-SVM tidak menghafal data pelatihan yang mirip daripada memahami pola atau fitur dari data gambar tersebut. Akan lebih baik jika menggunakan data primer yang didapatkan dari observasi secara langsung agar proses implementasi dapat lebih sempurna.

Penggunaan model arsitektur harus disesuaikan dengan hati-hati mengingat semua model akan menghasilkan performa yang baik. Disarankan agar menggunakan model arsitektur yang sudah ada seperti *AlexNet*, *GoogleNet*, atau yang lain agar kinerja dan performa model bekerja lebih baik lagi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. I. Purnama and L. P. Putri, "Analisis Penggunaan E-Commerce Di Masa Pandemi," *Semin. Nas. Teknol. Edukasi dan Hum.*, vol. 1, no. 1, pp. 553–558, 2021, [Online]. Available: <http://jurnal.ceredindonesia.or.id/index.php/sintes/article/view/357>
- [2] F. Utaminigrum and E. Setiawan, "Sistem Klasifikasi Kualitas Daging Ayam menggunakan Metode K-Nearest Neighbors berbasis Arduino," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 4 no 5, no. 5, pp. 1455–1461, 2020.
- [3] M. F. Naufal, "Analisis Perbandingan Algoritma SVM, KNN, dan CNN untuk Klasifikasi Citra Cuaca," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 2, p. 311, 2021, doi: 10.25126/jtiik.2021824553.
- [4] A. Dwi Putro and H. Tantyoko, "Hybrid Algoritma Vgg16-Net Dengan Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Jenis Buah dan sayuran," *JTIM J. Teknol. Inf. dan Multimed.*, vol. 5, no. 2, pp. 56–65, 2023, doi: 10.35746/jtim.v5i2.335.
- [5] D. F. Aji and I. Susilawati, "Identifikasi Daging Ayam Kampung Segar Dengan Daging Ayam Kampung Basi Menggunakan Metode Learning Vector Quantization," *JMAI (Jurnal Multimed. ...)*, vol. 4, pp. 51–58, 2020, [Online]. Available: <http://jmai.mercubuana-yogya.ac.id/index.php/jmai/article/view/119>
- [6] Herianto, Adam Arif Budiman, Linda Nur Afifa, Timor Setyaningsih, and Tri Amin Ridho, "Membangun Model Pengidentifikasi Kesegaran Daging dengan Metode Jaringan Syaraf Konvolusi (CNN) Jenis Resnet-50," *IKRA-ITH Inform. J. Komput. dan Inform.*, vol. 7, no. 3, pp. 113–119, 2023, doi: 10.37817/ikraith-informatika.v7i3.3072.
- [7] R. Yohannes and M. E. Al Rivan, "Klasifikasi Jenis Kanker Kulit Menggunakan CNN-SVM," *J. Algoritma*, vol. 2, no. 2, pp. 133–144, 2022, doi: 10.35957/algoritme.v2i2.2363.
- [8] H. Jaya et al., *Kecerdasan Buatan*, vol. 53, no. 9, 2018.
- [9] S. S. Mukrimaa et al., "Pengolahan Citra," *J. Penelit. Pendidik. Guru Sekol. Dasar*, vol. 6, no. August, p. 128, 2016.
- [10] A. R. Putri, "Pengolahan Citra Dengan Menggunakan Web Cam Pada Kendaraan Bergerak Di Jalan Raya," *JUPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.)*, vol. 1, no. 01, pp. 1–6, 2016, doi: 10.29100/jupi.v1i01.18.
- [11] M. Batta, "Machine Learning Algorithms - A Review," *Int. J. Sci. Res.*, vol. 18, no. 8, pp. 381–386, 2018, doi: 10.21275/ART20203995.
- [12] M. H. A. Hardy, "Implementasi Model Hybrid Cnn-Svm Untuk Deteksi Leukocoria," 2016. [Online]. Available: https://repository.uinjkt.ac.id/dspace/handle/123456789/68115%0Ahttps://repository.uinjkt.ac.id/dspace/bitstream/123456789/68115/1/MUHA_MMAD_HUGO_ATHALLAH_HARDY-FST.pdf
- [13] A. F. Agarap, "An Architecture Combining Convolutional Neural Network (CNN) and Support Vector Machine (SVM) for Image Classification," pp. 5–8, 2017, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1712.03541>
- [14] A. Yuneda Alfajr and A. Puspita Sari, "Classification of Distracted Driver Using Support Vector Machine Based on Principal Component Analysis Feature Reduction and Convolutional Neural Network," *J. Inform. dan Komput.*, vol. 237, no. 2, pp. 237–245, 2023, doi: 10.35508/jicon.v11i2.12658.
- [15] S. Ahlawat and A. Choudhary, "Hybrid CNN-SVM Classifier for Handwritten Digit Recognition," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 167, no. 2019, pp. 2554–2560, 2020, doi: 10.1016/j.procs.2020.03.309.