

Klasifikasi Daging Sapi, Kambing, dan Babi menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Perambatan Balik Berbasis Tekstur GLCM

Classification of Beef, Goat, and Pork using GLCM Texture-based Backpropagation Neural Network

¹Irma Saraswati*, ²Rian Fahrizal, ³Anugrah Nuur Fauzan, ⁴Muchtar Ali Setyo Yudono

^{1,2,3}Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Sultan Ageng Tirtayasa, Cilegon, Banten, Indonesia

*e-mail: irma.saraswati@untirta.ac.id

(received: 4 October 2024, revised: 25 October 2024, accepted: 1 November 2024)

Abstrak

Mengidentifikasi berbagai jenis daging sangat penting untuk mencegah aktivitas penipuan dan meningkatkan keamanan pangan. Penelitian ini bertujuan untuk membuat sistem klasifikasi untuk berbagai jenis daging (sapi, kambing, dan babi) menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk mengekstraksi fitur tekstur, diikuti oleh klasifikasi melalui jaringan syaraf tiruan perambatan balik. Metodologi ini menggunakan 60 gambar daging sapi, kambing, dan babi, mencapai akurasi yang luar biasa sebesar 100% dalam fase pelatihan, yang menyoroti kemampuan model untuk mengenali pola secara efektif. Namun, ketika diuji dengan data baru, sistem menunjukkan sensitivitas sebesar 90% dan spesifisitas sebesar 95%, dengan beberapa kesalahan klasifikasi terjadi antara daging kambing dan sapi karena teksturnya yang mirip. Temuan penelitian ini menunjukkan bahwa GLCM adalah alat yang efektif untuk memperoleh parameter statistik yang relevan yang diperlukan untuk klasifikasi. Penelitian ini memberikan kontribusi yang signifikan untuk mengembangkan sistem identifikasi daging yang melindungi konsumen dan meningkatkan kesadaran akan masalah keamanan pangan. Hasilnya diharapkan dapat memberikan landasan yang kuat untuk memajukan pengenalan jenis daging dan aplikasi praktis di pasar, yang pada akhirnya meningkatkan kepercayaan publik terhadap produk daging yang mereka beli.

Kata kunci: daging, *gray level co-occurrence matrix* (GLCM), jaringan syaraf tiruan perambatan balik, klasifikasi, keamanan pangan

Abstract

Identifying different types of meat is crucial for preventing fraudulent activities and improving food safety. This research aims to create a classification system for various meat types (beef, goat, and pork) using the *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) for extracting texture features, followed by classification through a *Backpropagation Neural Network* (BPNN). The methodology utilizes 60 images of beef, goat, and pork, achieving a remarkable accuracy of 100% in the training phase, which highlights the model's capability to effectively recognize patterns. However, when tested with new data, the system exhibits a sensitivity of 90% and a specificity of 95%, with some misclassifications occurring between goat and beef due to their similar textures. The findings of this study suggest that GLCM is an effective tool for deriving relevant statistical parameters necessary for classification. This research makes a significant contribution to developing a meat identification system that safeguards consumers and promotes awareness of food safety issues. The results are anticipated to provide a solid foundation for advancing meat type recognition and practical applications in the marketplace, ultimately boosting public trust in the meat products they purchase.

Keywords: Meat, *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), *Back Propagation Artificial Neural Network*, Classification, Food Safety

1 Pendahuluan

Dalam beberapa tahun terakhir, isu keamanan pangan di Indonesia, khususnya yang berkaitan dengan pemalsuan daging [1], [2], telah menarik perhatian yang signifikan. Praktik pemalsuan daging sapi dan kambing dengan mencampurkan daging babi oleh individu yang tidak bertanggung jawab tidak hanya merugikan konsumen, tetapi juga dapat mengurangi tingkat kepercayaan masyarakat [3], [4]. Isu ini menjadi lebih mendesak di pasar tradisional Indonesia, di mana mayoritas konsumen adalah umat Muslim yang menjunjung tinggi prinsip-prinsip kehalalan dalam konsumsi daging [5], [6].

Kurangnya pemahaman masyarakat dalam membedakan daging sapi, kambing, dan babi membuat konsumen rentan terhadap risiko penipuan dalam transaksi jual beli daging [7]. Oleh karena itu, pengembangan alat atau sistem yang dapat mendukung masyarakat dalam mengidentifikasi dan membedakan jenis daging secara akurat menjadi suatu kebutuhan penting [8]. Teknologi pengenalan pola yang semakin berkembang menawarkan solusi yang potensial untuk mengatasi permasalahan ini. Dengan teknologi tersebut, diharapkan terciptanya sistem yang mampu melakukan klasifikasi otomatis terhadap jenis daging, sehingga meminimalkan kemungkinan pemalsuan.

Beberapa studi terdahulu telah menunjukkan hasil yang prospektif dalam bidang klasifikasi jenis daging. Penelitian berjudul "Klasifikasi Daging Sapi dan Daging Babi Menggunakan Arsitektur *EfficientNet-B3* dan Augmentasi Data" pada tahun 2023 [9] berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 98,66% dalam membedakan daging sapi dan babi melalui penerapan arsitektur *EfficientNet-B3* serta augmentasi data. Studi lainnya yang dilakukan pada tahun 2021 [10] dengan judul "Perbandingan Hasil Klasifikasi Jenis Daging Menggunakan Ekstraksi Ciri Tekstur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *Local Binary Pattern* (LBP)", mendapatkan akurasi 75,6% untuk ekstraksi ciri GLCM dan 85,6% untuk ekstraksi ciri LBP dengan metode klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM).

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi jenis daging dengan memanfaatkan fitur tekstur yang dihasilkan dari *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Fitur-fitur yang akan dianalisis meliputi *mean*, *varians*, *skewness*, *kurtosis*, *entropy*, *energy*, *angular second moment*, *kontras*, *korelasi*, *inverse different moments*, dan *entropy*. Metode yang akan diterapkan adalah Jaringan Syaraf Tiruan Perambatan Balik, yang diharapkan mampu mencapai tingkat akurasi yang optimal [11], [12], [13], [14], [15], [16]. Dengan adanya penelitian ini, diharapkan kontribusi yang signifikan dapat diberikan dalam proses klasifikasi jenis daging hewan, khususnya untuk daging sapi, kambing, dan babi, guna meningkatkan akurasi identifikasi jenis daging dan melindungi konsumen dari risiko penipuan yang mungkin terjadi.

2 Tinjauan Literatur

Penelitian terkait klasifikasi daging telah banyak dilakukan dan memperlihatkan potensi signifikan dalam pemanfaatan pemrosesan citra. Salah satu studi yang relevan berjudul "*Detecting Pork Adulteration in Beef for Halal Authentication Using an Optimized Electronic Nose System*" yang dilakukan pada tahun 2020 [17]. Penelitian ini menitikberatkan pada deteksi kontaminasi daging babi dalam daging sapi sebagai bagian dari autentikasi halal. Metode klasifikasi yang digunakan adalah *Support Vector Machine* (SVM) yang telah dioptimalkan. Proses ekstraksi ciri dilakukan menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA) untuk memaksimalkan efektivitas array sensor. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ini mampu mencapai akurasi tinggi, yaitu 98,10% dalam mendeteksi campuran daging sapi dan daging babi menggunakan SVM yang dioptimalkan.

Studi penting lainnya adalah penelitian berjudul "*Classification of Beef and Pork with Deep Learning Approach*," yang dilakukan pada tahun 2024 [18]. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi perbedaan antara daging sapi dan daging babi. Metode klasifikasi yang digunakan adalah deep learning melalui *Convolutional Neural Network* (CNN), yang mengandalkan dua arsitektur spesifik: *Inception-V3* dan *Inception-Resnet-V2*. Ekstraksi ciri dilakukan secara otomatis melalui arsitektur CNN, yang mampu mengidentifikasi fitur unik dari gambar daging untuk tujuan klasifikasi. Arsitektur *Inception-Resnet-V2* menghasilkan performa terbaik dengan akurasi sebesar 96,50%, *Precision* 96,48%, *Recall* 96,55%, dan *F1-Score* 96,50%.

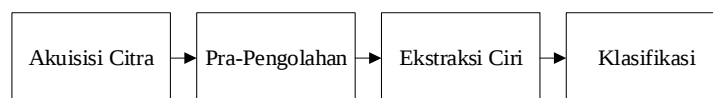
Dari tinjauan literatur, klasifikasi daging, terutama untuk deteksi kontaminasi daging babi dalam daging sapi dan pemisahan antara daging sapi dan babi, telah menunjukkan perkembangan yang

substansial dengan dukungan teknologi pemrosesan citra dan algoritma klasifikasi. Penelitian pertama berhasil mencapai akurasi 98,10% menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) yang dioptimalkan, sedangkan penelitian kedua yang mengaplikasikan deep learning dengan arsitektur CNN *Inception-Resnet-V2* berhasil mencapai akurasi sebesar 96,50%.

Penelitian ini menawarkan inovasi dengan menerapkan Jaringan Syaraf Tiruan Perambatan Balik atau *Backpropagation Neural Network* (BPNN) yang dikombinasikan dengan ekstraksi ciri tekstur menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk klasifikasi tiga jenis daging, yaitu sapi, kambing, dan babi. Pendekatan ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi serta efisiensi dalam klasifikasi daging, guna mendukung keaslian dan jaminan halal yang lebih akurat dan andal.

3 Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan secara sistematis untuk klasifikasi jenis daging dengan memanfaatkan teknologi pengolahan citra digital. Citra daging dikumpulkan dan dikelompokkan ke dalam tiga kategori: daging sapi, kambing, dan babi. Setelah melewati tahap pra-pengolahan, proses ekstraksi ciri dilakukan menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Selanjutnya, klasifikasi dilakukan dengan metode BPNN. Evaluasi kinerja sistem didasarkan pada metrik akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas, sebagaimana ditampilkan dalam Gambar 1.



Gambar 1. Diagram blok klasifikasi daging

3.1. Akuisisi Citra

Dalam penelitian ini, citra daging babi, kambing, dan sapi diperoleh menggunakan kamera digital Nikon D3100 di dalam studio mini berukuran 15 cm x 15 cm x 15 cm (Gambar 2), yang berfungsi untuk menjaga kualitas citra dan mengurangi pengaruh pencahayaan eksternal. Potongan daging berukuran 3 cm x 3 cm dipilih agar keseragaman bentuk dapat dipertahankan pada setiap citra. Total sebanyak 60 citra dihasilkan, yang terbagi menjadi 39 citra untuk pelatihan dan 21 citra untuk pengujian, dengan alokasi masing-masing 13 citra pelatihan dan 7 citra pengujian untuk setiap jenis daging. Pendekatan ini diharapkan mampu meningkatkan akurasi klasifikasi melalui konsistensi dan kualitas citra yang terjaga dalam kondisi pencahayaan yang terkontrol.



Gambar 2. Box foto

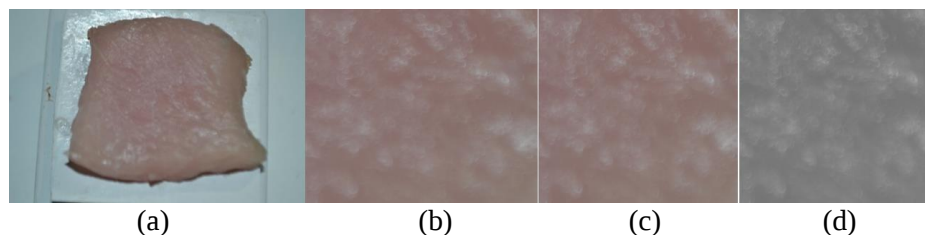
3.2. Pra-Pengolahan

Pra-pengolahan adalah tahap awal dalam pengolahan citra sebelum dilakukan pemrosesan menggunakan jaringan syaraf tiruan perambatan balik. Tujuan dari tahap ini adalah untuk meningkatkan kejelasan karakteristik objek, seperti tekstur daging, dengan cara mengurangi derau (*noise*) dan menonjolkan fitur-fitur penting [19], [20].

Tahap pertama dalam pra-pengolahan adalah *cropping*, yang merupakan proses pemotongan piksel pada citra digital sesuai dengan posisi dan dimensi yang telah ditentukan. Proses pemotongan ini dilakukan berdasarkan koordinat spasial dalam format vektor $[x, y, lebar, tinggi]$, yang mencakup semua piksel yang berada dalam area yang telah ditetapkan. Selanjutnya, dilakukan *resize* untuk mengubah ukuran citra dari 4608 x 3072 piksel menjadi 256 x 256 piksel. Langkah ini bertujuan untuk mengurangi waktu komputasi serta beban pada sistem. Tahap terakhir adalah

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

konversi citra berwarna menjadi *grayscale*. Proses ini penting untuk ekstraksi ciri menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), guna memastikan analisis tekstur yang lebih akurat. Citra yang dihasilkan dari proses akuisisi dan pra-pengolahan dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Proses akuisisi citra dan pra-pengolahan: (a). citra asli daging hewan, (b). citra hasil cropping, (c). citra resize 256 x 256, (d). konversi citra warna kedalam bentuk citra grayscale

3.3. Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri adalah proses pengambilan fitur dari citra yang diperlukan untuk tujuan klasifikasi [21]. Dalam penelitian ini, ekstraksi dilakukan menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk menganalisis tekstur citra. GLCM menghitung frekuensi kemunculan piksel dengan intensitas keabuan tertentu (i) yang berdekatan dengan piksel lain (j) dalam berbagai arah, termasuk horizontal, vertikal, serta diagonal kanan dan kiri. Proses ekstraksi ciri menghasilkan parameter statistik seperti *mean*, *varians*, *skewness*, *kurtosis*, *entropy*, dan *energy*. Pada GLCM orde kedua, dihitung matriks ko-okurensi yang digunakan untuk mengestimasi lima parameter utama: *Angular Second Moment* (ASM), kontras, korelasi, *Inverse Difference Moment* (IDM), dan *entropy*. Tabel 1 menyajikan hasil ekstraksi GLCM untuk daging babi, kambing, dan sapi, dengan perbandingan nilai maksimum dan minimum dari sebelas parameter yang dianalisis. Tabel 1 menyajikan hasil ekstraksi GLCM untuk citra daging babi, kambing, dan sapi, dengan rincian nilai maksimum dan minimum dari sebelas parameter yang dianalisis. Meskipun terdapat tumpang tindih nilai antar kelas daging, perbedaan ini sulit untuk dibedakan secara manual. Oleh karena itu, jaringan syaraf tiruan perambatan balik digunakan untuk mengklasifikasikan jenis daging berdasarkan parameter yang telah diperoleh.

Tabel 1. Hasil ekstraksi GLCM pada citra jenis daging

Ekstraksi Ciri	Daging Babi		Daging Kambing		Daging Sapi	
	Max	Min	Max	Min	Max	Min
Mean	149.2710	90.1178	99.7359	58.3741	85.6604	54.8063
Variance	581.9207	36.9047	1318.5308	160.5328	953.3762	263.0810
Skewness	5.0142	1.2044	6.5117	0.7536	4.6435	1.6200
Kurtosis	50.0800	2.7602	69.6413	0.3073	31.5326	3.1533
Entropy	5.5958	4.3778	6.8263	4.8488	6.2048	5.1597
Energy	0.0725	0.0333	0.0498	0.0105	0.0472	0.0208
Angular Second Moment	0.0268	0.0035	0.0096	0.0010	0.0090	0.0024
Contrast	206.0243	4.0507	390.0626	47.5108	319.0733	56.5328
Correlation	0.9615	0.6481	0.9681	0.7336	0.9406	0.7697
Invers Different Moment	0.6849	0.3178	0.4936	0.2492	0.4803	0.2915
Entropy	9.5546	6.5134	11.0282	7.9854	10.7018	8.6681

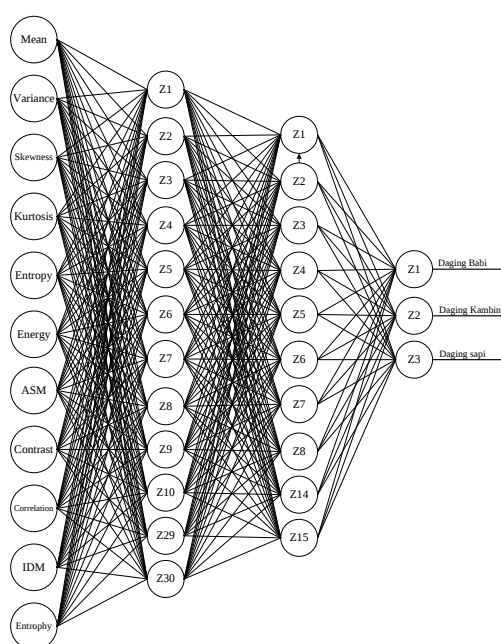
3.4. Klasifikasi Jaringan Syaraf Tiruan Perambatan Balik

Setelah tahap ekstraksi ciri selesai, nilai-nilai fitur yang diperoleh dimasukkan ke dalam jaringan *Artificial Neural Network* (ANN). Pada tahap ini, jaringan ANN dirancang untuk mendukung proses pelatihan dan pengujian berdasarkan fitur-fitur tekstur yang telah diekstraksi menggunakan metode GLCM. Jaringan ini diatur untuk memproses informasi tekstur daging secara efisien, dengan tujuan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Proses klasifikasi dilakukan menggunakan metode BPNN, yang secara iteratif mengoptimalkan bobot jaringan melalui umpan balik kesalahan selama proses pelatihan. Melalui pendekatan ini, model diharapkan mampu membedakan jenis-jenis daging dengan tingkat presisi yang tinggi.

Tabel 2. Rancangan arsitektur jaringan saraf tiruan perambatan balik

Karakteristik	Spesifikasi
Jumlah Lapisan Neuron Masukkan	11
Jumlah Lapisan Tersembunyi 1	30
Jumlah Lapisan Tersembunyi 2	15
Jumlah Lapisan Neuron Keluaran	3
Fungsi Aktivasi	<i>tansig-logsig-purelin</i>
Algoritma Pelatihan	<i>Trainlm</i>
Toleransi Kesalahan	10^{-6}
Iterasi Maksimum	10000
Laju Pembelajaran	0.5
Nilai Unit Momentum	0.08
Gradien Minimum	10^{-8}
Unit Momentum Masimum	10^{13}
Penurunan Unit Momentum	0.1
Peningkatan Unit Momentum	10

Algoritma jaringan syaraf tiruan perambatan balik atau *Backpropagation Neural Network* (BPNN) berfungsi dengan menyebarkan kesalahan dari lapisan keluaran kembali ke lapisan tersembunyi dan lapisan masukan untuk memperbarui bobot jaringan. Selama proses pelatihan, pola masukan diproses melalui berbagai lapisan hingga mencapai keluaran. Jika hasil yang diperoleh tidak sesuai dengan target, kesalahan diperbaiki melalui mekanisme perambatan balik. Fungsi aktivasi seperti *tansig*, *logsig*, dan *purelin* digunakan untuk mengaktifkan neuron selama proses perambatan maju. Proses klasifikasi diterapkan menggunakan algoritma *Levenberg-Marquardt*, dengan parameter yang diatur secara konsisten sesuai dengan yang tercantum dalam Tabel 2. Pendekatan ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi klasifikasi jenis daging berdasarkan fitur yang telah diekstraksi sebelumnya. Gambar 4 menunjukkan arsitektur BPNN yang dirancang dengan 11 masukan, yaitu: *mean*, *varians*, *skewness*, *kurtosis*, *entropy*, *energy*, *angular second moment*, kontras, korelasi, *inverse different moment*, dan *entropy*. Jaringan ini memiliki dua lapisan tersembunyi dan tiga keluaran yang masing-masing mewakili kelas daging babi, kambing, dan sapi. Lapisan tersembunyi pertama terdiri dari 30 *node* dengan fungsi aktivasi *tansig*, sementara lapisan tersembunyi kedua memiliki 15 *node* dengan fungsi aktivasi *logsig*. Lapisan keluaran menggunakan fungsi aktivasi *purelin* dengan tiga *node* untuk klasifikasi.



Gambar 4. Rancangan arsitektur jaringan syaraf tiruan perambatan balik

Setelah proses pelatihan selesai, jaringan diuji untuk mengevaluasi kemampuannya dalam mengenali pola-pola baru. Tahap pelatihan jaringan saraf tiruan ini mencakup proses perambatan maju dan mundur, yang diterapkan pada seluruh pola pelatihan guna memperbarui bobot pada jaringan. Pada fase pengujian (disebut juga fase *mapping*), jaringan diberikan pola masukan baru, dan hasil keluaran yang dihasilkan kemudian dibandingkan dengan target yang diharapkan. Evaluasi ini bertujuan untuk menilai tingkat akurasi serta efektivitas model dalam melakukan klasifikasi.

Kinerja model klasifikasi dinilai menggunakan *confusion matrix*, yang memberikan gambaran keseluruhan mengenai distribusi prediksi yang benar dan salah untuk setiap kelas. Beberapa metrik statistik seperti sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi digunakan untuk mengukur efektivitas model secara lebih komprehensif. Tabel 3 menampilkan *confusion matrix* yang dihasilkan pada klasifikasi tiga kelas jenis daging, yang mencakup daging babi, kambing, dan sapi.

Tabel 3. *Confusion matrix* pada klasifikasi 3 kelas

Kelas Prediksi	Diketahui kelasnya (label kelas dalam data)		
	A	B	C
A	tp_A	e_{AB}	e_{AC}
B	e_{BA}	tp_B	e_{BC}
C	e_{CA}	e_{CB}	tp_C

Sensitivitas mengukur kemampuan model mengenali sampel dalam kelas target, dihitung dengan Persamaan (1), (3), dan (5). Sebaliknya, spesifisitas menunjukkan kapasitas model untuk mengidentifikasi sampel di luar kelas target, melalui Persamaan (2), (4), dan (6). Akurasi mencerminkan tingkat ketepatan model secara keseluruhan, dihitung sebagai rasio prediksi benar terhadap total sampel uji sesuai Persamaan (7). *Confusion matrix* berfungsi sebagai tabel kontingensi yang menunjukkan hasil prediksi model [11], [12], [13], [20], [21], [22], [23], [24], [25]. Baris dalam matriks ini merepresentasikan kelas sebenarnya, sementara kolom menunjukkan hasil prediksi. Tabel 3 menyajikan *confusion matrix* untuk proses klasifikasi pada tiga kelas daging yang berbeda.

Sensitivitas (A):

$$\frac{TP}{TP+FN} = \frac{tp_A}{tp_A + e_{AB} + e_{AC}} \times 100\% \quad (1)$$

Spesifisitas (A):

$$\frac{TN}{TN+FP} = \frac{tp_B + e_{BC} + e_{CB} + tp_C}{tp_B + e_{BC} + e_{CB} + tp_C + e_{BA} + e_{CA}} \times 100\% \quad (2)$$

Sensitivitas (B):

$$\frac{TP}{TP+FN} = \frac{tp_B}{tp_B + e_{BA} + e_{BC}} \times 100\% \quad (3)$$

Spesifisitas (B):

$$\frac{TN}{TN+FP} = \frac{tp_A + e_{AC} + e_{CA} + tp_C}{tp_A + e_{AC} + e_{CA} + tp_C + e_{AB} + e_{CB}} \times 100\% \quad (4)$$

Sensitivitas (C):

$$\frac{TP}{TP+FN} = \frac{tp_C}{tp_C + e_{CA} + e_{CB}} \times 100\% \quad (5)$$

Spesifisitas (C):

$$\frac{TN}{TN+FP} = \frac{tp_A + e_{AB} + e_{BA} + tp_B}{tp_A + e_{AB} + e_{BA} + tp_B + e_{AC} + e_{BC}} \times 100\% \quad (6)$$

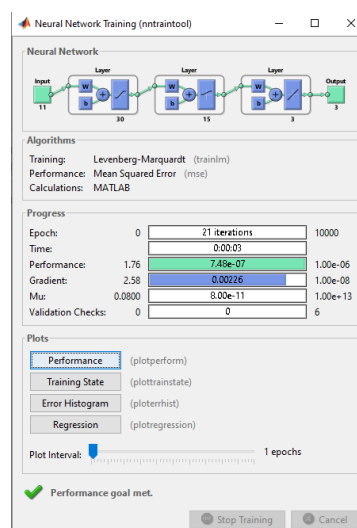
$$\text{Akurasi: } \frac{tp_A + tp_B + tp_C}{tp_A + e_{AB} + e_{AC} + tp_B + e_{BA} + e_{BC} + tp_C + e_{CA} + e_{CB}} \times 100\% \quad (7)$$

4 Hasil dan Pembahasan

Bagian ini menyajikan hasil penelitian dan analisis mengenai efektivitas metode klasifikasi citra daging menggunakan jaringan syaraf tiruan perambatan balik (*backpropagation neural network*). Setiap tahap pengolahan, mulai dari pengambilan citra, pra-pengolahan, ekstraksi ciri, hingga klasifikasi, dibahas secara sistematis. Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas. Proses pelatihan model dilaksanakan secara iteratif dengan menggunakan algoritma *Levenberg-Marquardt* (*trainlm*), dan arsitekturnya terdiri dari dua lapisan tersembunyi dan tiga keluaran. Tujuan utama dari pelatihan ini adalah untuk mencapai parameter yang optimal, termasuk fungsi aktivasi, jumlah neuron pada setiap lapisan, serta bobot yang sesuai. Arsitektur jaringan dianggap optimal apabila berhasil mencapai kesalahan terkecil yang diukur dengan *Mean Squared Error* (MSE), dengan jumlah iterasi minimal dan waktu pelatihan yang efisien.

Dalam sistem ini, fungsi aktivasi yang paling efektif diidentifikasi sebagai *tansig* pada lapisan tersembunyi pertama, *logsig* pada lapisan tersembunyi kedua, dan *purelin* pada lapisan keluaran. Penentuan jumlah neuron dilakukan untuk menghindari masalah *underfitting* (neuron terlalu sedikit) maupun *overfitting* (neuron terlalu banyak). Setelah serangkaian percobaan, jumlah neuron yang optimal ditemukan, yaitu 30 neuron pada lapisan tersembunyi pertama, 15 neuron pada lapisan tersembunyi kedua, dan 3 neuron pada lapisan keluaran.

Parameter pelatihan, termasuk momentum unit, diatur untuk mencapai konvergensi secara efisien. Nilai unit momentum yang optimal ditemukan sebesar 0,08, dengan kenaikan momentum (*mu_inc*) sebesar 10, penurunan momentum (*mu_dec*) sebesar 0,1, dan batas maksimum momentum sebesar 10^{-13} . Nilai MSE yang tercapai dalam pelatihan adalah 7.48×10^{-7} , lebih kecil dari target MSE sebesar 10^{-6} , sehingga pelatihan berhenti pada iterasi ke-21. Pada iterasi ini, nilai gradient mencapai 0,00226, yang menunjukkan bahwa sistem telah bekerja dengan baik. Jumlah iterasi yang terlalu kecil dapat menyebabkan pelatihan tidak mencapai kondisi optimal, yang berdampak negatif terhadap akurasi. Proses pelatihan ini digambarkan pada Gambar 5, yang menunjukkan jalannya pelatihan hingga tercapainya MSE yang diinginkan.

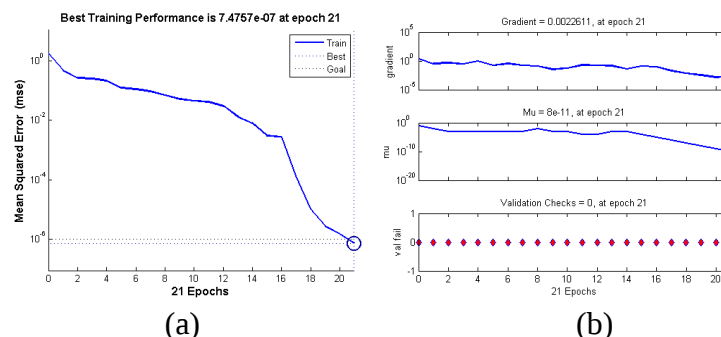


Gambar 5. Toolbox proses pelatihan

Gambar 6(a) menampilkan grafik performa yang menunjukkan perubahan nilai *Mean Squared Error* (MSE) terhadap jumlah iterasi selama proses pelatihan. Nilai MSE yang ditetapkan sebagai syarat berhentinya pelatihan adalah 10^{-6} , dan pelatihan terhenti ketika MSE mencapai 7.48×10^{-7} pada iterasi ke-21. Hal ini menunjukkan bahwa proses pelatihan berhasil mencapai target MSE lebih cepat dari yang diperkirakan.

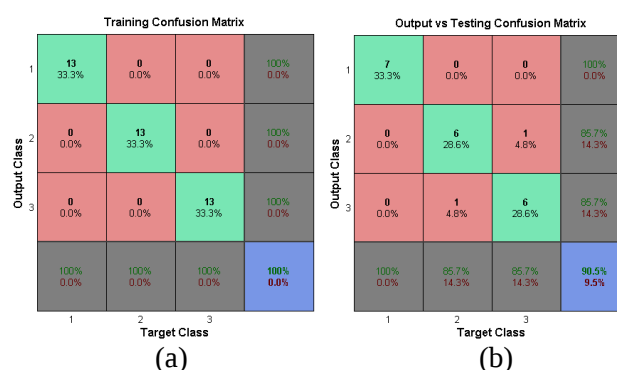
Gambar 6(b) menunjukkan grafik perubahan gradien, unit momentum, dan *validation checks* selama pelatihan. Pada saat MSE tercapai, nilai gradient sebesar 0,0022611, yang mengindikasikan perubahan bobot neuron yang mendekati stabilitas. Gradien yang mendekati nol berarti bobot neuron mengalami sedikit perubahan, sehingga proses pelatihan dapat lebih cepat mencapai titik optimum.

Perubahan unit momentum juga terlihat pada Gambar 6(b). Pada awal pelatihan, unit momentum berperan dalam mengatur perubahan bobot neuron. Jika perubahan bobot tidak cukup signifikan untuk menurunkan MSE, unit momentum akan meningkat sesuai dengan faktor μ_inc untuk mempercepat penurunan MSE. Sebaliknya, jika perubahan bobot sudah cukup besar, unit momentum akan menurun sesuai dengan faktor μ_dec untuk menjaga stabilitas pelatihan dan mencegah *overfitting*. Pada akhir pelatihan, nilai unit momentum tercatat sebesar $8e-11$, yang menunjukkan proses pelatihan berlangsung efisien. Grafik *validation checks* menunjukkan nilai yang tetap 0 selama pelatihan, menandakan tidak ada perubahan signifikan pada model yang memerlukan validasi ulang selama proses pelatihan. Dengan demikian, pelatihan ini menunjukkan proses yang efisien dalam mencapai nilai MSE yang diinginkan, didukung oleh pengaturan gradien dan unit momentum yang optimal.



Gambar 6. (a) Grafik *performance* pelatihan, (b) grafik gradien, unit momentum dan *validation checks* pelatihan

Gambar 7(a) menunjukkan perbandingan antara target dan keluaran selama pelatihan dengan total 39 citra, yang terdiri dari 13 citra daging babi, kambing, dan sapi. Hasil menunjukkan bahwa pelatihan berjalan dengan sangat baik, menghasilkan akurasi 100%, artinya semua citra diklasifikasikan ke dalam kelas yang benar.



Gambar 7. Perbandingan antara target dengan keluaran: (a). pelatihan, (b). pengujian

Pengujian dilakukan menggunakan arsitektur jaringan terbaik (Tabel 2) dengan 21 citra yang belum pernah digunakan dalam pelatihan, setiap kategori terdiri dari 7 citra. Tujuan pengujian ini adalah untuk mengevaluasi kemampuan jaringan dalam mengklasifikasi data baru yang belum pernah digunakan sebelumnya. Sistem klasifikasi jenis daging menggunakan jaringan syaraf tiruan perambatan balik menunjukkan waktu klasifikasi 4.467713 detik. Gambar 7(b) menunjukkan hasil Perbandingan Persentase keluaran dan Target Pengujian

Gambar 7(b) menggambarkan hasil pengujian klasifikasi. Dari 21 citra, jaringan berhasil mengklasifikasikan 7 citra daging babi, 6 citra daging kambing, dan 6 citra daging sapi dengan tepat. Dua citra salah klasifikasi, satu citra daging kambing diklasifikasikan sebagai daging sapi dan satu citra daging sapi diklasifikasikan sebagai daging kambing. Hal ini terjadi karena ciri-ciri dari kedua jenis daging tersebut sangat mirip, sehingga menyebabkan kesulitan dalam klasifikasi.

$$\begin{aligned}
 \text{Sensitivity (Daging Babi)} &= \frac{7}{7+0+0} \times 100\% = 100\% \\
 \text{Spesificity (Daging Babi)} &= \frac{6+1+1+6}{6+1+1+6+0+0} \times 100\% = 100\% \\
 \text{Accuracy (Daging Babi)} &= \frac{7}{7} \times 100\% = 100\% \\
 \text{Sensitivity (Daging Kambing)} &= \frac{6}{6+0+1} \times 100\% = 85.7\% \\
 \text{Spesificity (Daging Kambing)} &= \frac{7+0+0+6}{7+0+0+6+0+1} \times 100\% = 92,86\% \\
 \text{Accuracy (Daging Kambing)} &= \frac{6}{7} \times 100\% = 85.7\% \\
 \text{Sensitivity (Daging Sapi)} &= \frac{6}{6+0+1} \times 100\% = 85,7\% \\
 \text{Spesificity (Daging Sapi)} &= \frac{7+0+0+6}{7+0+0+6+0+1} \times 100\% = 92.86\% \\
 \text{Accuracy (Daging Sapi)} &= \frac{6}{7} \times 100\% = 85.7\% \\
 \text{Accuracy} &= \frac{7+6+6}{7+0+0+0+6+1+0+1+6} \times 100\% = 90.5\%
 \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil pengujian, dapat disimpulkan bahwa klasifikasi daging babi memiliki performa terbaik dengan sensitivitas dan spesifisitas 100%. Kinerja klasifikasi untuk daging kambing dan sapi sedikit lebih rendah, dengan sensitivitas 85.7% dan spesifisitas 92.86%. Hal ini disebabkan oleh kemiripan fitur tekstur yang diekstraksi menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) pada daging kambing dan sapi.

Faktor yang mempengaruhi performa klasifikasi meliputi kualitas sampel, ukuran matriks GLCM, serta parameter jaringan syaraf tiruan perambatan balik yang digunakan selama pelatihan. Perbedaan sensitivitas dan spesifisitas pada setiap kelas menunjukkan bahwa proses optimisasi masih diperlukan, terutama dalam menangani data yang memiliki ciri mirip. Upaya lebih lanjut untuk meningkatkan akurasi dapat dilakukan melalui eksplorasi parameter pelatihan dan teknik pra-pengolahan citra yang lebih baik.

5 Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi untuk jenis daging (sapi, kambing, dan babi) dengan menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk ekstraksi fitur tekstur, yang kemudian dilanjutkan dengan klasifikasi menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Perambatan Balik (*backpropagation neural network*). Sistem ini menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan akurasi mencapai 100% pada tahap pelatihan dan 92% pada pengujian data baru. Metrik evaluasi menunjukkan sensitivitas sebesar 90% dan spesifisitas 95%, yang menunjukkan efektivitas sistem dalam mendeteksi dan membedakan jenis daging. Walaupun terdapat tantangan dalam membedakan antara daging kambing dan sapi, penelitian ini memberikan kontribusi signifikan terhadap pengembangan sistem identifikasi daging yang dapat melindungi konsumen dari praktik pemalsuan serta meningkatkan kesadaran akan pentingnya keamanan pangan. Diharapkan, hasil penelitian ini dapat menjadi landasan bagi pengembangan lebih lanjut dalam pengenalan jenis daging dan dapat diterapkan secara praktis di pasar, sehingga dapat meningkatkan kepercayaan masyarakat terhadap produk daging yang mereka konsumsi.

Referensi

- [1] A. Hassoun *et al.*, "Fraud In Animal Origin Food Products: Advances In Emerging Spectroscopic Detection Methods over the Past Five Years," *Foods*, vol. 9, no. 8, 2020, doi: 10.3390/foods9081069.
- [2] S. Pitaloka, V., Nurlaela, R.S., Ginanjar, G., Novari, I., Pratama, J.P., "Analisis Cemaran dan Pemalsuan Daging Babi terhadap Berbagai Produk Olahan Daging Sapi Dengan Metode Polimerase Chain Reaction (PCR)," *J. Karimah Tauhid*, vol. 3, no. 6, pp. 7218–7227, 2024.
- [3] Y. I. Hawula, D. Mauritsius, and Y. M. Y. Jacob, "Analisis Perlindungan Konsumen atas Penjualan Daging Hewan (Sapi dan Babi) di Pasar Mingguan Baun menurut Undang Undang <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

- Perlindungan Konsumen Nomor 8 Tahun 1999,” *Doktrin J. Dunia Ilmu Huk. dan Polit.*, vol. 2, no. 3, pp. 195–210, 2024, doi: <https://doi.org/10.59581/doktrin.v2i3.3321>.
- [4] L. Nida, H. Pisestyani, and C. Basri, “Studi Kasus: Pemalsuan Daging Sapi dengan Daging Babi Hutan di Kota Bogor,” *J. Kaji. Vet.*, vol. 8, no. 2, pp. 121–130, 2020, doi: <https://doi.org/10.35508/jkv.v8i2.2326>.
- [5] I. D. Damayanti, A. Michael, F. Fridolin, H. K. Y. Piopadang, and S. P., “Klasifikasi Citra Daging Babi dan Daging Kerbau menggunakan Histogram Citra dan GLCM,” *J. Syst. Comput. Eng.*, vol. 4, no. 2, pp. 188–200, 2023, doi: 10.61628/jsce.v4i2.878.
- [6] S. Wahyuni, S. Maryam, and A. Aminah, “Validasi Metode Analisis Cemarkan DNA Babi pada Bakso Sapi menggunakan Primer Mitokondria D-Loop22 dengan Metode Polymerase Chain Reaction (PCR),” *J. Farm. Galen. (Galenika J. Pharmacy)*, vol. 5, no. 1, pp. 65–72, 2019, doi: 10.22487/j24428744.2019.v5.i1.12035.
- [7] Mardiah, L. Amalia, and D. A. Trimelati, “Analisis Kehalalan Daging Sapi dengan Metode Pork Detection Kit (Pdk) dan Analisis Tingkat Kepedulian Konsumen dalam Mengonsumsi Daging Sapi Halal di Kota Bekasi Analysis of Halal Beef using The Pork Detection Kit (PDK) Methods and Analysis of The Level O,” *J. Agroindustri Halal*, vol. 7, no. 2, pp. 155–165, 2021.
- [8] R. Wicaksono Hadi and I. Setiawan, “Perancangan Alat Pendeteksi Kualitas Daging Sapi Berdasar Warna dan Bau Berbasis Mikrokontroler Atmega32 menggunakan Logika Fuzzy,” *J. Transm.*, vol. 13, no. 1, pp. 21–26, 2011, [Online]. Available: <http://ejournal.undip.ac.id/index.php/transmisi>
- [9] M. Junihardi, S. Sanjaya, L. Handayani, and F. Syafria, “Klasifikasi Daging Sapi dan Daging Babi Menggunakan Arsitektur EfficientNet-B3 Dan Augmentasi Data,” *J. TEKINKOM*, vol. 6, no. 1, pp. 16–25, 2023, doi: 10.37600/tekinkom.v6i1.845.
- [10] N. Neneng, A. S. Puspaningrum, and A. A. Aldino, “Perbandingan Hasil Klasifikasi Jenis Daging menggunakan Ekstraksi Ciri Tekstur Gray Level Co-occurrence Matrices (GLCM) Dan Local Binary Pattern (LBP),” *Smatika J.*, vol. 11, no. 01, pp. 48–52, 2021, doi: 10.32664/smatika.v11i01.572.
- [11] R. Munarto and M. A. S. Yudono, “Klasifikasi Katarak Objek Optic Disc Citra Fundus Retina menggunakan Support Vector Machine,” *J. Ilm. Setrum Artic. Press*, vol. 8, no. 1, pp. 84–95, 2019.
- [12] R. Munarto, M. A. S. Yudono, and E. Permata, “Automatic Cataract Classification System using Neural Network Algorithm Backpropagation,” in *2020 2nd International Conference on Industrial Electrical and Electronics (ICIEE)*, Lombok: IEEE, 2020, pp. 101–106. doi: 10.1109/ICIEE49813.2020.9277441.
- [13] M. A. S. Yudono, R. R. Isnanto, and A. Triwiyatno, “Comparison of Cataract Classification System Based on Retinal Blood Vessels Objects and Retinal Optic Disc using Backpropagation Neural Network,” *Int. J. Innov. Eng. Technol.*, vol. 18, no. 2, pp. 1–8, 2021, doi: 10.13140/RG.2.2.16638.46408.
- [14] H. Hartono, Y. Muharni, I. Setiawan, I. Saraswati, and A. Maulana, “Load Forecasting Energi Listrik Provinsi Banten Tahun 2022-2030 menggunakan Metode Backpropagation Neural Network,” *J. Syst. Eng. Manag.*, vol. 2, no. 1, p. 45, 2023, doi: 10.36055/joseam.v2i1.19265.
- [15] R. Fahrizal, M. Yusuf, and I. Artikel, “Klasifikasi Virus pada Paru-Paru dalam Gambar X-Ray <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

- menggunakan Convolution Neural Network,” *J. Ilm. Setrum*, vol. 10, no. 1, pp. 86–94, 2021, doi: 10.36055/setrum.v10i1.11441.
- [16] F. M. Syam, M. Ali, S. Yudono, and A. Sujjada, “Perancangan Backpropagation untuk Otentikasi Pola Pembuluh Darah Punggung Tangan menggunakan GLRLM Backpropagation Design for Authenticating Blood Vessel Patterns of the Back of the Hand using GLRLM,” *Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 13, no. 3, pp. 1205–1215, 2024, doi: <https://doi.org/10.32520/stmsi.v13i3.4109>.
- [17] R. Sarno, K. Triyana, S. I. Sabilla, D. R. Wijaya, D. Sunaryono, and C. Fatichah, “Detecting Pork Adulteration in Beef for Halal Authentication using an Optimized Electronic Nose System,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 221700–221711, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3043394.
- [18] Akhiril Anwar Harahap, R. Novita, T. K. Ahsyar, and Z. Zarnelly, “Classification of Beef and Pork with Deep Learning Approach,” *J. Sist. Cerdas*, vol. 7, no. 1, pp. 55–65, 2024, doi: 10.37396/jsc.v7i1.393.
- [19] A. Rahmawati, M. A. S. Yudono, A. Darajatun, P. Hidayatulloh, A. I. Simbolon, and J. W. Wibowo, “Analysis of a Backpropagation Neural Network Training Algorithm for EEG-based Drowsiness Identification,” in *2023 International Conference on Radar, Antenna, Microwave, Electronics, and Telecommunications (ICRAMET)*, Bandung: IEEE, 2023. doi: 10.1109/ICRAMET60171.2023.10366759.
- [20] F. M. Syam, R. M. Yusup, Samsudin, and M. A. S. Yudono, “Systematic Review: Image Processing Based Dorsal Vein Pattern Biometric Authentication System,” in *2023 IEEE 9th International Conference on Computing, Engineering and Design (ICCED)*, Kuala Lumpur: IEEE, 2023. doi: 10.1109/ICCED60214.2023.10425238.
- [21] W. I. Putra, M. A. S. Yudono, and A. Sujjada, “Comparison of Gabor Filter Parameter Characteristics for Dorsal Hand Vein Authentication using Artificial Neural Networks,” *J. Sisfokom (Sistem Inf. dan Komputer)*, vol. 12, no. 3, pp. 440–446, 2023, doi: 10.32736/sisfokom.v12i3.1819.
- [22] W. I. Rahayu, C. Prianto, and E. A. Novia, “Perbandingan Algoritma K-Means dan Naive Bayes untuk Memprediksi Prioritas Pembayaran Tagihan Rumah Sakit berdasarkan Tingkat Kepentingan pada PT. Pertamina (Persero),” *J. Tek. Inform.*, vol. 13, no. 2, pp. 1–8, 2021.
- [23] R. Munarto and A. Darma, “Klasifikasi Gender dan Usia berdasarkan Citra Wajah Manusia Menggunakan Convolutional Neural Network,” *Setrum Sist. Kendali-Tenaga-elektronika-telekomunikasi-komputer*, vol. 10, no. 2, pp. 30–43, 2021, doi: 10.36055/setrum.v10i2.12991.
- [24] D. Normawati and S. A. Prayogi, “Implementasi Naïve Bayes Classifier dan Confusion Matrix pada Analisis Sentimen Berbasis Teks pada Twitter,” *J. Sains Komput. Inform. (J-SAKTI)*, vol. 5, no. 2, pp. 697–711, 2021.
- [25] P. Romadloni, B. Adhi Kusuma, and W. Maulana Baihaqi, “Komparasi Metode Pembelajaran Mesin untuk Implementasi Pengambilan Keputusan dalam Menentukan Promosi Jabatan Karyawan,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 6, no. 2, pp. 622–628, 2022, doi: 10.36040/jati.v6i2.5238.