



Estimasi Kandungan Lignin Pada Dedak Padi Bercampur Sekam Menggunakan PNN Berbasis Citra Warna

Rakheda Andrea Parastu

IPB University

Aziz Kustiyo

IPB University

Muhammad Asyhar Agmalaro

IPB University

Alamat:

Jl. Raya Dramaga, Kampus IPB Dramaga Bogor, Jawa Barat, Indonesia

Penulis korespondensi: azizku@apps.ipb.ac.id

Abstract. Rice bran is an important feed for livestock, but its quality can decrease when mixed with other materials, such as rice husks. The presence of husks in rice bran leads to an increase in lignin content. Therefore, measuring the lignin content in rice bran can serve as an indicator of how much husk has been mixed in. One method for determining lignin content is through laboratory testing, which involves a coloring reaction with a phloroglucinol solution. In this study, the lignin content was estimated using probabilistic neural networks (PNN) based on images of mixtures of rice bran and husks treated with the phloroglucinol solution. Eleven classes were defined corresponding to 11 different compositions of rice bran and husks. Initially, a laboratory test was conducted to determine the lignin content for these classes. The histogram features of the resulting images from the coloring reaction, using five variations in the number of bins (intervals), were used as inputs for the PNN. Two image color models were employed: RGB (red, green, blue) and HSV (hue, saturation, value). For the PNN, the data was divided into training and test sets using a 3-fold cross-validation scheme, resulting in a total of 132 images. The results indicated that the highest accuracy attained by the PNN was 79.54%, with an average accuracy of 75.75% for both color models.

Keywords: estimate, RGB, HSV, probabilistic neural networks, rice bran

Abstrak. Dedak padi merupakan salah satu pakan yang penting bagi ternak. Penurunan kualitas dedak padi dapat terjadi ketika dedak padi dicampur dengan bahan lain seperti sekam padi. Dedak padi yang dicampur sekam akan mengalami peningkatan kandungan lignin. Dengan demikian, kandungan lignin dalam dedak padi dapat dijadikan indikasi adanya campuran sekam dalam dedak padi. Salah satu metode untuk mengetahui kandungan lignin tersebut adalah dengan uji laboratorium melalui reaksi pewarnaan dengan larutan phloroglucinol. Pada penelitian ini, estimasi kandungan lignin dilakukan dengan menggunakan probabilistic neural networks (PNN) berdasarkan citra campuran dedak padi dan sekam hasil reaksi pewarnaan larutan phloroglucinol. Terdapat 11 kelas dalam penelitian ini yang mewakili 11 komposisi campuran dedak padi dan sekam. Untuk mengetahui kadar lignin dari 11 kelas tersebut, dilakukan uji laboratorium terlebih dahulu. Sebagai input PNN, digunakan fitur histogram dari citra hasil reaksi pewarnaan tersebut dengan lima variasi jumlah bin (interval). Pada penelitian ini digunakan dua

Received Maret 30, 2025; Revised Mei 15, 2025; Accepted Mei 27, 2025

*Aziz Kustiyo, azizku@apps.ipb.ac.id

model warna citra yaitu model warna RGB (red, green, blue) dan HSV (hue, saturation, value). Pembagian data latih dan data uji untuk PNN menggunakan skema 3-fold cross validation dengan total jumlah data sebanyak 132 citra. Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi tertinggi PNN sebesar 79.54% dan akurasi rata-rata 75,75% untuk kedua model warna citra.

Kata Kunci: estimasi, RGB, HSV, probabilistic neural network, dedak padi

LATAR BELAKANG

Pakan adalah faktor utama penentu keberhasilan suatu peternakan. Pakan juga merupakan faktor penting dalam meningkatkan produksi ternak, terutama dalam menjaga kesehatan dan daya tahan tubuh ternak (Setiawan, 2017). Bahan baku pakan yang baik adalah bahan pakan yang memenuhi dari segi nutrisi maupun dari ketersediannya. Bahan pakan tersebut diperlukan untuk menghasilkan ransum dengan kualitas yang baik guna mengefisiensikan biaya pakan. Bahan baku pakan yang penggunaannya cukup tinggi dalam industri pakan diantaranya adalah dedak padi (Alhasanah, 2014).

Mutu pakan juga menjadi faktor penentu dalam keberhasilan peternakan. Beberapa faktor yang menyebabkan terjadinya penurunan mutu pada bahan pakan yaitu terjadinya kerusakan pada pakan itu sendiri atau adanya bahan pencemar yang sering disebut dengan pemalsuan bahan. Prinsip utama dalam pemalsuan bahan pakan adalah mengganti sebagian bahan utama dengan mencampurkan bahan yang lain (Rusyidi, 2022). Sebagai contoh, variasi kualitas pada dedak padi antara lain disebabkan adanya pencampuran dedak padi dengan bahan lain seperti sekam. Upaya yang dapat dilakukan untuk mengetahui kualitas dedak padi adalah dengan melakukan estimasi kandungan nutrisi dedak padi sebagai penilaian mutu dedak (Mila & Sudarma, 2021).

Pemalsuan bahan baku merupakan salah satu masalah yang banyak terjadi dalam penyediaan bahan baku pakan dan dapat menurunkan kandungan nutrisi bahan. Pemalsuan bahan pakan dilakukan semata untuk mendapat keuntungan yang lebih besar (Maulana, 2007). Pemalsuan dedak padi tersebut melanggar peraturan perlindungan konsumen yang tercantum pada peraturan Republik Indonesia No 8 Tahun 1999 (Kementrian Sekretariat Negara, 1999). Kualitas dedak padi beranekaragam disebabkan oleh manipulasi dedak padi bersama sekam ataupun materi lain yang terdapat pada dedak padi. Kualitas dedak padi dengan campuran sekam menurun sebab serat-serat kasar yang terkandung di dalam dedak padi mengandung lignin yang bersifat antinutrisi. Kualitas dedak padi dapat diketahui dengan berbagai macam proses pengujian salah satunya

dengan diamati secara langsung dengan menggunakan panca indra atau menggunakan larutan *phloroglucinol* berdasarkan perubahan warna yang terjadi (Ma'ruf *et al.*, 2017). Lignin merupakan polimer natural yang amat kompleks sehingga sangat sulit untuk dicerna oleh mikroba rumen (Harahap, 2018).

Penelitian terkait estimasi lignin dalam dedak padi bercampur sekam antara lain dilakukan oleh (Mutya *et al.*, 2022), (Sutrisno, 2023) dan (Ajasri, 2023). (Mutya *et al.*, 2022) menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN) berdasarkan citra dengan model warna red green blue (RGB). Pada penelitian ini, terdapat empat kelas citra dari hasil pencampuran antara dedak padi dengan sekam dengan komposisi yang berbeda-beda. Citra yang digunakan merupakan citra hasil pewarnaan dengan larutan *phloroglucinol*. Akurasi terbaik dari penelitian ini sebesar 72.12% dengan input berupa citra dari komponen warna hijau (G). Penelitian yang dilakukan oleh (Sutrisno, 2023) menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA) sebagai ekstraksi fitur dan KNN sebagai metode klasifikasi. Penelitian ini menggunakan citra dengan model warna RGB. Akurasi tertinggi pada penelitian ini sebesar 77.27% dengan empat kelas klasifikasi untuk citra dari komponen warna merah (R). Penelitian dengan metode serupa dilakukan oleh (Ajasri, 2023) namun menggunakan citra warna *grayscale*. Penelitian tersebut juga menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 77.27%.

Ketiga penelitian di atas menggunakan KNN sebagai metode klasifikasi dengan akurasi kurang dari 80%. Penelitian yang dilakukan oleh (Kusumawati, 2015) menggunakan metode klasifikasi Probabilistic Neural Network (PNN) dan metode ekstraksi ciri transformasi wavelet. Penelitian ini dilakukan untuk mengenali varietas beras tunggal dan beras campuran. Nilai akurasi tertinggi dari penelitian ini adalah sebesar 90%.

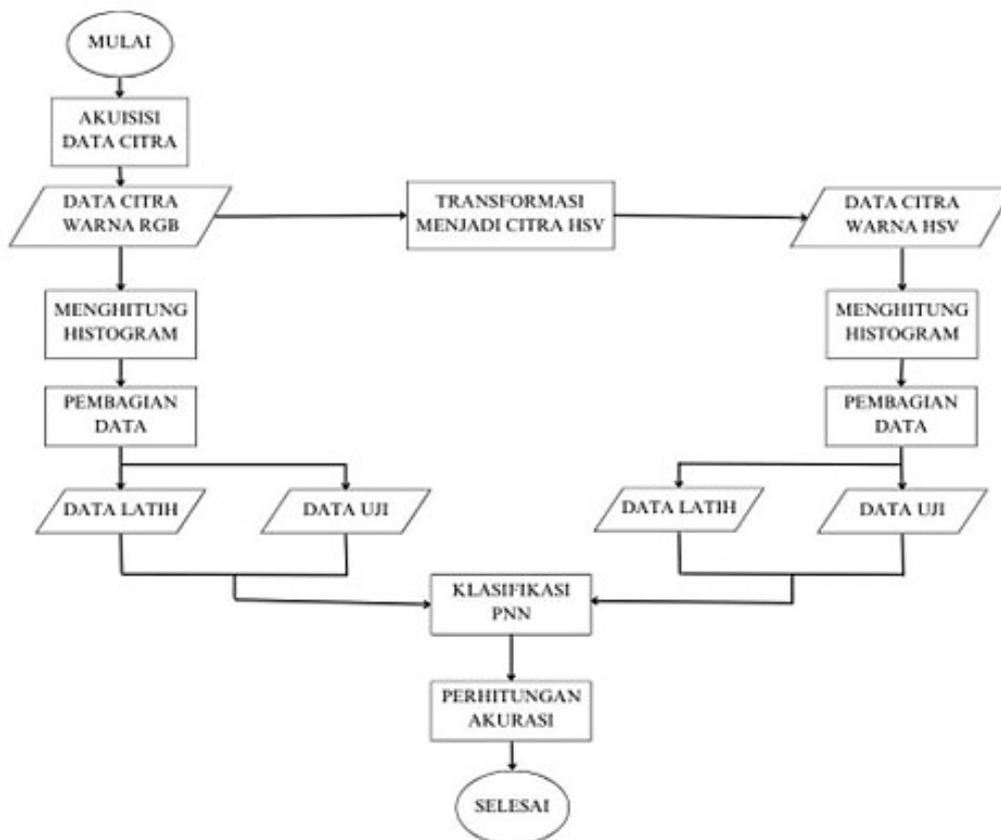
Berbeda dengan penelitian-penelitian sebelumnya, penelitian yang dilakukan oleh (Raysyah, Arinal, & Mulyana, 2021) melibatkan citra dengan model warna HSV (hue, saturation, value). Metode klasifikasi dalam penelitian ini adalah KNN dengan pra proses PCA. Penelitian tersebut bertujuan untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah kopi berdasarkan citra dengan model warna RGB dan HSV. Akurasi klasifikasi tingkat kematangan buah kopi tersebut adalah sebesar 97.77%.

Berdasarkan pada pemaparan kajian di atas, metode klasifikasi PNN dan citra dengan model warna HSV memiliki potensi untuk meningkatkan akurasi estimasi kandungan lignin pada dedak padi bercampur sekam. Oleh karena itu, tujuan penelitian

ini adalah melakukan estimasi kandungan lignin pada dedak padi yang bercampur sekam menggunakan Probabilistic Neural Network (PNN) berdasarkan citra warna HSV.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini memiliki beberapa tahapan yang dimulai dari akuisisi data citra hingga perhitungan akurasi PNN (Gambar 1). Dua model warna akan digunakan dalam penelitian ini yaitu model warna RGB dan HSV. Pada tahap penghitungan histogram akan dicobakan beberapa nilai bin (interval).



Gambar 1. Tahapan penelitian.

Akuisisi data citra telah dilakukan oleh (Mutya *et al.*, 2022) dengan ukuran 5184×3456 piksel. Data tersebut merupakan data citra dari 11 kelas hasil pewarnaan dengan larutan phloroglucinol pada campuran dedak dan sekam dengan komposisi campuran yang berbeda-beda. Selanjutnya, dari data citra setiap kelas tersebut diambil 12 citra berukuran 100×100 piksel. Tahapan berikutnya adalah transformasi citra dengan model warna RGB untuk mendapatkan citra dengan model warna HSV. Untuk setiap model warna RGB dan HSV akan dihitung histogramnya dengan berbagai jumlah bin.

Setelah itu akan dilanjutkan dengan pembagian data latih dan data uji untuk pelatihan dan pengujian *probabilistic neural network* (PNN) (Specht, 1990). Selanjutnya, kinerja PNN akan dievaluasi menggunakan metode *k-fold cross validation*.

1. Akuisisi Data Citra

Akuisisi data citra telah dilakukan oleh (Mutya *et al.*, 2022) dengan ukuran 5184×3456 piksel. Data tersebut merupakan data citra dari 11 kelas hasil pewarnaan dengan larutan phloroglucinol pada campuran dedak dan sekam dengan komposisi campuran yang berbeda-beda. Data komposisi campuran dedak dan sekam beserta hasil pengukuran kandungan ligninnya dari penelitian (Mutya *et al.*, 2022) disajikan pada Tabel 1. Selanjutnya, dari data citra setiap kelas tersebut diambil 12 citra berukuran 100 × 100 piksel. Dengan demikian terdapat total sebanyak 132 citra dari 11 kelas.

Tabel 1. Kandungan lignin 11 kelas campuran dedak dan sekam

Kelas	Kandungan sekam (gram)	Kandungan dedak (gram)	Kandungan lignin (%)
1	0	10	10.19
2	1	9	10.35
3	2	8	10.59
4	3	7	12.31
5	4	6	12.81
6	5	5	13.44
7	6	4	13.50
8	7	3	14.31
9	8	2	16.00
10	9	1	16.07
11	10	0	16.16

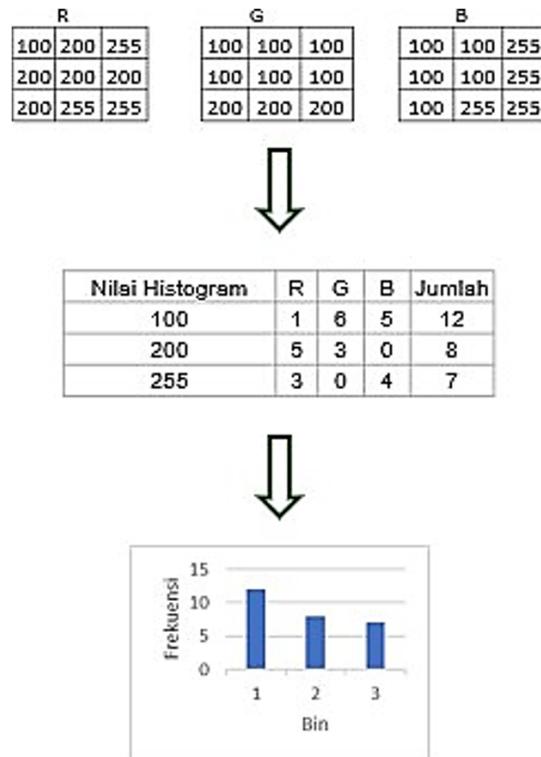
2. Transformasi menjadi citra HSV

Tahapan berikutnya adalah transformasi citra dengan model warna RGB untuk mendapatkan citra dengan model warna HSV. Perubahan model warna ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi klasifikasi PNN.

3. Menghitung histogram

Untuk setiap kelas baik dari citra dengan model warna RGB maupun HSV akan dihitung histogramnya (Gonzalez & Woods, 2018) dengan berbagai jumlah bin (interval). Pada penelitian ini jumlah bin yang digunakan adalah 8, 16, 32, 64 dan 128 bin. Jumlah bin tersebut merupakan jumlah total bin dari semua komponen model warna. Untuk model warna RGB maka jumlah bin tersebut merupakan jumlah bin dari komponen R,

komponen G dan komponen R. Demikian juga untuk model warna HSV, jumlah binnya merupakan jumlah bin dari komponen H, komponen S dan komponen V. Ilustrasi perhitungan histogram dengan jumlah bin 3 disajikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Ilustrasi perhitungan histogram citra dengan model warna RGB.

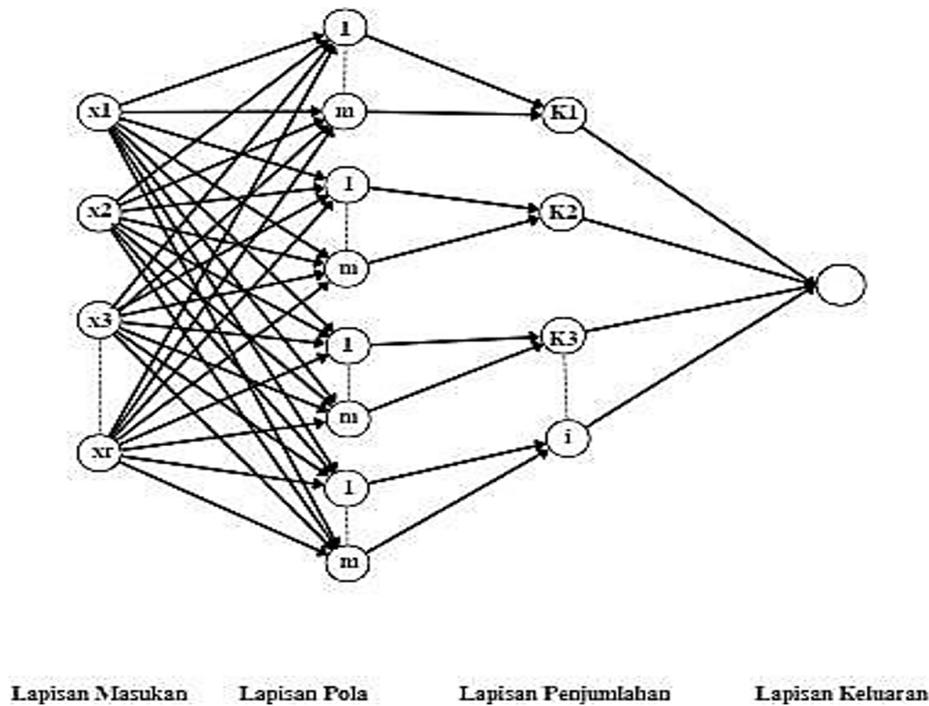
4. Pembagian data

Data citra dedak dibagi menjadi 2 bagian, yaitu data latih dan data uji. Dari total data citra sebanyak 132, 88 data digunakan sebagai data latih (8 data per kelas) dan 44 data digunakan sebagai data uji (4 data per kelas). Penyusunan data latih dan data uji tersebut menggunakan skema *3-fold cross validation*.

5. Klasifikasi PNN

Setelah pembagian data latih dan data uji, proses selanjutnya adalah klasifikasi PNN. Untuk setiap model warna dibuat model PNN sehingga terdapat PNN untuk model warna RGB dan PNN untuk model warna HSV. Input dari PNN untuk model warna RGB adalah jumlah bin dari histogram model warna RGB sedangkan input PNN dari model warna HSV adalah jumlah bin hasil perhitungan histogram model warna HSV. Jumlah bin pada penelitian ini adalah 8, 16, 32, 64 dan 128 bin sehingga untuk setiap model warna

akan dibuat 5 PNN. Pada Gambar 3 disajikan arsitektur PNN dengan input sebanyak 8 bin ($r = 8$), dengan 8 data latih setiap kelas ($m = 8$), dan sebelas kelas ($i = K11$). Adapun smoothing parameter untuk PNN yang dicobakan pada penelitian ini berada pada selang 0.01 sampai dengan 2.



Gambar 3. Ilustrasi arsitektur PNN dengan 8 input, 8 data latih per kelas dan 11 kelas output (diolah dari (Specht, 1990))

6. Perhitungan akurasi

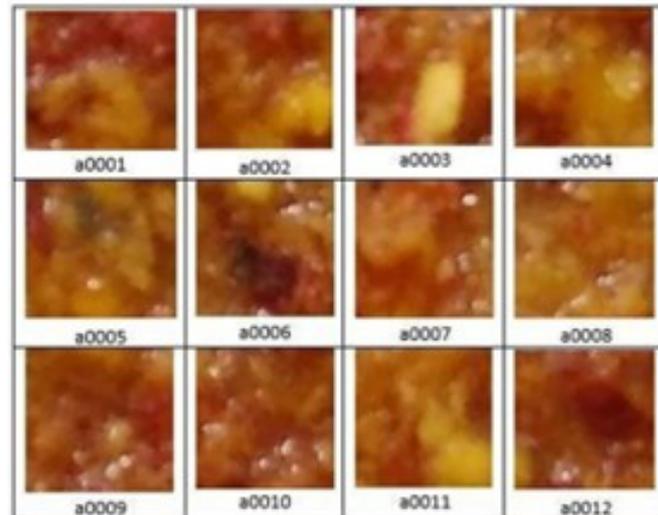
Kinerja PNN diukur dengan skema *3-fold cross validation*. Dengan skema tersebut akan terdapat 3 pasang data latih dan data uji dengan komposisi yang berbeda-beda dan akan dihitung akurasi per *fold* dan akurasi rata-rata dari 3 *fold*. Akurasi per *fold* dihitung menggunakan Persamaan 1 (Tharwat, 2021). Hasil klasifikasi per *fold* dengan akurasi tertinggi akan dianalisis *confusion matrix* (Tharwat, 2021). Citra hasil klasifikasi akan dibandingkan dengan kelas aktual pada *confusion matrix*.

$$\text{Akurasi} = \frac{\sum \text{data diklasifikasikan dengan benar}}{\sum \text{data uji}} \dots\dots\dots (1)$$

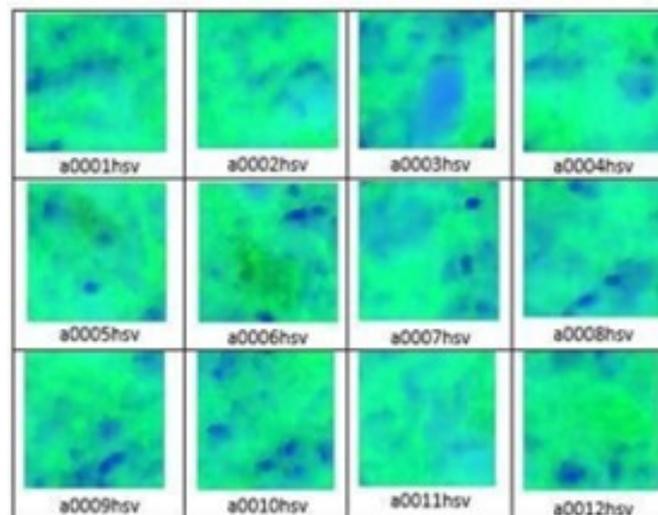
HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Citra dedak bercampur sekam dengan model warna RGB dan HSV

Pada Gambar 4 disajikan sampel data citra berukuran 100x100 piksel dengan model warna RGB dari kelas 1. Hasil transformasi citra RGB tersebut menjadi model warna HSV disajikan pada Gambar 5.



Gambar 4. Sampel citra warna RGB kelas 1

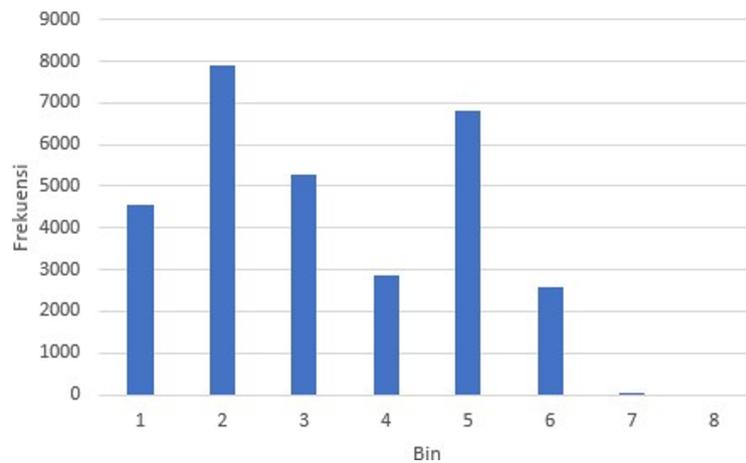


Gambar 5. Sampel citra warna HSV kelas 1

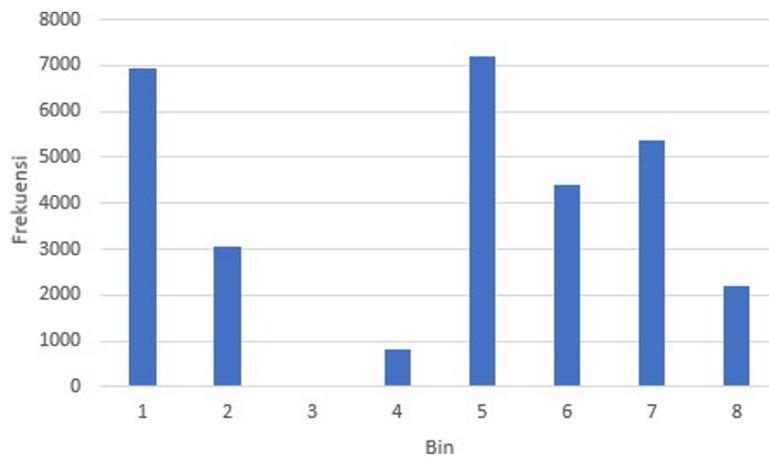
2. Hasil perhitungan histogram

Pada Gambar 6 disajikan hasil perhitungan histogram untuk sampel citra pertama kelas 1 dari model warna RGB. Hasil perhitungan histogram untuk sampel tersebut

dengan model warna HSV disajikan pada Gambar 7. Untuk kedua histogram tersebut digunakan jumlah bin sebanyak 8.



Gambar 6. Nilai histogram 8 bin dari sampel citra pertama kelas 1 dengan model warna RGB



Gambar 7. Nilai histogram 8 bin dari sampel citra pertama kelas 1 dengan model warna HSV

3. Akurasi PNN dengan input berupa citra dengan model warna RGB

Hasil percobaan pertama dengan menggunakan citra dengan model warna RGB disajikan pada Tabel 2. Sebelum dilakukan klasifikasi dengan PNN, data histogram citra dinormalisasi terlebih dahulu. Dengan skema 3-fold cross validation, terdapat 3 nilai akurasi untuk setiap jumlah bin histogram. Akurasi tertinggi dari percobaan pertama ini adalah sebesar 79.54% yang terjadi pada saat jumlah bin (interval) sebanyak 16 dan 32.

Pada saat terjadi akurasi tertinggi tersebut, nilai parameter penghalusnya adalah sebesar 0.76, 0.77, dan 0.78. Apabila ditinjau dari akurasi rata-rata untuk 3 fold, maka nilai tertinggi diperoleh pada saat jumlah bin sebanyak 16 dengan akurasi rata-rata sebesar 75.75%.

Tabel 2. Akurasi PNN dengan input citra dengan model warna RGB (%)

Fold	Jumlah bin					Rata-rata
	8	16	32	64	128	
1	70.45	77.27	75.00	72.72	72.72	73.63
2	75.00	79.54	79.54	77.27	72.72	76.81
3	61.36	70.45	68.18	70.45	68.18	67.72
Rata-rata	68.93	75.75	74.24	73.48	71.20	72.72

Untuk mengetahui kesalahan prediksi PNN maka perlu dilakukan evaluasi terhadap hasil prediksi untuk setiap kelas. Evaluasi dilakukan terhadap akurasi tertinggi PNN sebesar 79.54% pada citra dengan model warna RGB dengan jumlah bin 16. Evaluasi ini dilakukan menggunakan *confusion matrices* yang disajikan pada Tabel 3. Secara umum, kesalahan prediksi terjadi pada kelas 4, 5, 7, 8 dan 9, sedangkan prediksi untuk kelas-kelas lainnya tidak ada yang salah. Kesalahan prediksi tersebut masih dapat diterima karena kelas prediksi tidak berbeda jauh dengan kelas aktual. Sebagai contoh kelas 5 diprediksi sebagai kelas 4 atau kelas 7 diprediksi sebagai kelas 8. Kesalahan prediksi pada kelas 9 memiliki pola yang berbeda di mana kelas prediksinya berada cukup jauh dari kelas aktual yaitu kelas 4 dan 5.

Tabel 3. Confusion matrices hasil klasifikasi PNN pada citra RGB

Kelas Aktual	Kelas prediksi										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	3	0	1	0	0	0	0	0
5	0	0	0	1	3	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	2	1	1	0	0
8	0	0	0	0	0	1	1	2	0	0	0
9	0	0	0	2	1	0	0	0	1	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4

4. Perbandingan Akurasi PNN dengan penelitian terdahulu

Hasil percobaan dengan input citra dengan model warna RGB maupun HSV menghasilkan akurasi tertinggi dan akurasi rata-rata yang sama. Akurasi PNN tertinggi pada percobaan ini adalah 79.54% dan akurasi ini lebih tinggi dibandingkan hasil penelitian terdahulu yaitu penelitian (Mutya *et al.*, 2022) sebesar 72.12%, (Sutrisno, 2023) sebesar 77.27% dan (Ajasri, 2023) juga sebesar 77.27%. Namun demikian, penelitian ini melakukan prediksi untuk 11 kelas sedangkan ketiga penelitian sebelumnya hanya melakukan prediksi untuk 4 kelas. Adapun 4 kelas tersebut diperoleh dengan cara menggabungkan beberapa kelas di antara 11 kelas yang ada.

KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan dapat ditarik kesimpulan bahwa penggunaan metode klasifikasi PNN berdasarkan citra dengan model warna warna RGB dan HSV memiliki prospek yang baik untuk mengestimasi kandungan lignin dalam dedak padi bercampur sekam. Jumlah bin (interval) histogram yang paling baik dalam penelitian ini adalah 16, 32, dan 64. Akurasi prediksi PNN tertinggi yang diperoleh dengan kedua model warna tersebut adalah sebesar 79.54% dengan akurasi rata-rata 75.75%.

Hasil penelitian ini juga menunjukkan bahwa PNN memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan KNN karena mampu memprediksi jumlah kelas yang lebih banyak dengan akurasi yang lebih tinggi.

Untuk meningkatkan akurasi dari PNN, disarankan untuk memperbanyak citra agar PNN mendapatkan data pelatihan yang lebih banyak sehingga mampu mengenali pola citra yang lebih beragam. Apabila tersedia data citra yang cukup banyak, disarankan menggunakan algoritma terkini seperti *convolutional neural network* (CNN) agar diperoleh akurasi yang lebih tinggi. Selain itu perlu juga diperbaiki proses akuisisi citra agar diperoleh tingkat pencahayaan yang sama untuk setiap kelas.

DAFTAR PUSTAKA

- Ajasri, A. (2023). *Estimasi kandungan lignin pada dedak padi menggunakan KNN dengan praproses PCA berdasarkan citra grayscale*. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Alhasanah, N. S. (2014). *Evaluasi pemalsuan dedak padi dengan penambahan tepung tongkol jagung menggunakan uji fisik*. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Gonzalez, R. C. ., & Woods, R. E. . (2018). *Digital image processing* (4th ed.). London: Pearson.
- Harahap, U. A. (2018). *Kandungan selulosa, hemiselulosa dan lignin galur sorgum mutant brown midrib patir 3.7 pada level pupuk nitrogen berbeda di tanah ultisol*. Padang: Universitas Andalas.
- Kementerian Sekretariat Negara. (1999). *Undang -Undang Republik Indonesia Nomor 8 Tahun 1999 tentang Perlindungan Konsumen*. Jakarta: Kemensetneg.
- Kusumawati, I. (2015). *Pengenalan beras campuran menggunakan transformasi wavelet dan probabilistic neural network*. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Ma'ruf, A., Bambang, P., & Nita, A. (2017). Lignin isolation process from rice husk by alkaline hydrogen peroxide: Lignin and silica extracted. In *AIP Conference Proceedings*.
- Maulana, M. R. (2007). *Uji pemalsuan dedak padi menggunakan sifat fisik bahan*. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Mila, J. R., & Sudarma, I. M. A. (2021). Analisis Kandungan Nutrisi Dedak Padi sebagai Pakan Ternak dan Pendapatan Usaha Penggilingan Padi di Umalulu, Kabupaten Sumba Timur. *Bul. Pet. Trop.*, 2(2), 90–97.
- Mutya, H. M. H., Kustiyo, A., & Jayanegara, A. (2022). Estimasi kandungan lignin pada dedak padi yang bercampur sekam menggunakan KNN berbasis warna citra. In *Prosiding Seminar Nasional MIPA UNIPA* (pp. 95–101).
- Raysyah, S., Arinal, V., & Mulyana, D. I. (2021). Klasifikasi tingkat kematangan buah kopi berdasarkan deteksi warna menggunakan metode KNN dan PCA. *Jurnal Sistem Informasi*, 8(2), 88–95.
- Rusyidi, A. M. (2022). *Evaluasi kualitas dedak padi sebagai bahan pakan yang terkontaminasi sekam padi = Evaluation of the quality of rice bran as a feed ingredients contaminated with rice husk*. Makasar: Universitas Hasanuddin.
- Setiawan, B. (2017). *Kandungan protein kasar dan serat kasar dedak padi yang difermentasi dengan mikroorganisme lokal*. Makasar: Universitas Hasanudin.

Specht, D. F. (1990). Probabilistic Neural Networks. *IEEE Transactions on Neural Network*, 1(1), 111–121.

Sutrisno, R. T. (2023). *Penggunaan KNN Untuk Estimasi Lignin Dalam Dedak Padi Berbasis Citra Warna Dengan Praproses PCA*. Bogor: Institut Pertanian Bogor.

Tharwat, A. (2021). Classification assessment methods. *Applied Computing and Informatics*, 17(1), 168–192.