

Klasifikasi Kesehatan Rambut Menggunakan Algoritma Artificial Neural Network

Ahmad Thamrin Dahri^{*1}, Sugiarto Cokrowibowo², A.Amirul Asnan Cirua³,
St.Nursyarida⁴

¹Program Studi Teknik Mesin, Universitas Fajar, ^{2,3,4}Program Studi Teknik Informatika,
Universitas Sulawesi Barat, ²Program Studi Teknik Mesin, Universitas Fajar

E-mail: ^{*}¹ahmadthamrin.09@gmail.com, ²sugiarto.cokrowibowo@unsulbar.ac.id,

³amirulasnancirua@unsulbar.ac.id, ⁴ridha.nur@gmail.com

Abstrak

Dalam penelitian ini menggunakan metode Artificial Neural Network (ANN) dengan algoritma backpropagation untuk mengklasifikasi kesehatan rambut yang berisi faktor- faktor yang menyebabkan rambut rontok yang berkontribusi terhadap kebotakan. Data yang digunakan untuk pengujian ini terdiri dari 999 data dengan 13 atribut. Berdasarkan atribut-atribut tersebut 12 dijadikan Input dan 1 atribut (Hair Loss) akan dijadikan target dalam klasifikasi. Hasil klasifikasi kesehatan rambut menggunakan Backpropagation dengan Confusion matrix menghasilkan akurasi tertinggi menggunakan fungsi aktivasi sigmoid bipolar yaitu 63.81%, dengan presisi untuk kelas 0 (No Hair Fall) yaitu 51.68%, presisi 1 (Hair Fall) yaitu 73.63%, dengan recall kelas 0 (No Hair Fall) yaitu 61.33%, dan recall kelas 1 (Hair Fall) yaitu 65.32% pada rasio data 80:20, dengan hyperparameter Learning rate 0.001, neuron hidden 10 dan max epoch 2000 dengan arsitektur 12-10-1. Adapun untuk fungsi aktivasi sigmoid biner dan Tanh masing-masing memperoleh nilai akurasi 55% dan 53.50%.

Kata kunci—Klasifikasi, Artificial Neural Network, Backpropagation

Abstract

In this research, the Artificial Neural Network (ANN) method with the backpropagation algorithm is used to classify hair health, focusing on factors contributing to Hair Loss and baldness. The data used for this testing consists of 999 records with 13 attributes. Of these attributes, 12 are used as input and 1 attribute (Hair Loss) is used as the target for classification. The best result for hair health classification using backpropagation is obtained with a confusion matrix, achieving the highest Accuracy of 63.81% using activation function Sigmoid Bipolar, with a precision for class 0 (No Hair Fall) of 51.68%, precision for class 1 (Hair Fall) of 73.63%, recall for class 0 (No Hair Fall) of 61.33%, and recall for class 1 (Hair Fall) of 65.32%. This was achieved with a data split ratio of 80:20, a learning rate hyperparameter of 0.001, 10 hidden neurons, a maximum of 2000 epochs, and a network architecture of 12-10-1. As for the binary sigmoid and Tanh activation functions, they each obtained Accuracy values of 55% and 53.50%.

Keywords—Classification, Artificial Neural Network, Backpropagation

1. PENDAHULUAN

Klasifikasi merupakan salah satu teknik penting dalam data mining yang bertujuan untuk menggali informasi dari data yang terkumpul. Proses ini membangun model dengan menganalisis data pelatihan, yang kemudian digunakan untuk membedakan kelas label atau konsep dari data baru [1]. Cara ini sudah banyak dilakukan dengan kemampuannya dalam menghitung dan mengolah dengan cerdas dengan jumlah data yang sangat besar. Pengolahan data ini tentunya dilakukan dengan cara mengklasifikasikan menurut beberapa metode dengan hasil yang akurat dan cepat [2]. Dalam hal ini, peneliti menggunakan teknik klasifikasi berdasarkan dataset yang peneliti peroleh yang merupakan data yang cocok untuk klasifikasi yaitu data yang berisi informasi tentang faktor-faktor yang menyebabkan rambut rontok. yang mungkin berkontribusi terhadap kebotakan pada individu dan sesuai dengan tujuan peneliti melakukan penelitian ini. Dalam metode klasifikasi ada beberapa algoritma yang bisa digunakan salah satunya yaitu algoritma Neural Network

Artificial Neural Network atau Jaringan Syaraf Tiruan digambarkan sebagai model matematis dan komputasi untuk mensimulasikan fungsi dari sekumpulan model syaraf biologis manusia. *Artificial Neural Network* adalah sistem yang mampu mengadaptasi strukturnya untuk memecahkan masalah menggunakan informasi eksternal dan internal yang dikirimkan melalui jaringan. Karena sifatnya yang mudah beradaptasi, *Artificial Neural Network* juga sering disebut jaringan adaptif. Jumlah neuron pada lapisan masukan, lapisan tersembunyi, dan lapisan keluaran harus dirancang agar dapat menghasilkan hasil yang baik [3]. Penelitian yang dilakukan oleh [4] membandingkan beberapa metode klasifikasi yaitu Decision Tree, K-Nearest Neighbor, Naïve Bayes, Neural Network, dan Random Forest dalam klasifikasi indeks kedalaman kemiskinan dengan metode terbaik untuk kabupaten/kota Provinsi Sulawesi Selatan. Hasil dari penelitian tersebut menunjukkan algoritma *Artificial Neural Network* Backpropagation menunjukkan performa yang paling baik dibandingkan dengan metode lainnya. Algoritma *Artificial Neural Network* yang cocok diterapkan dalam kasus klasifikasi adalah metode Backpropagation [5]. Backpropagation adalah metode *Artificial Neural Network* untuk menangani masalah pengenalan pola-pola yang kompleks. Backpropagation melatih jaringan untuk mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan untuk mengenali pola yang digunakan selama pelatihan serta kemampuan jaringan untuk memberikan respon yang benar terhadap pola masukan yang serupa (tapi tidak sama) dengan pola yang dipakai selama pelatihan[6]. Kelebihan yang dimiliki Backpropagation adalah melatih jaringan untuk mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan untuk memberikan respon yang benar terhadap pola masukan yang serupa dengan pola yang dipakai selama proses pelatihan[5].

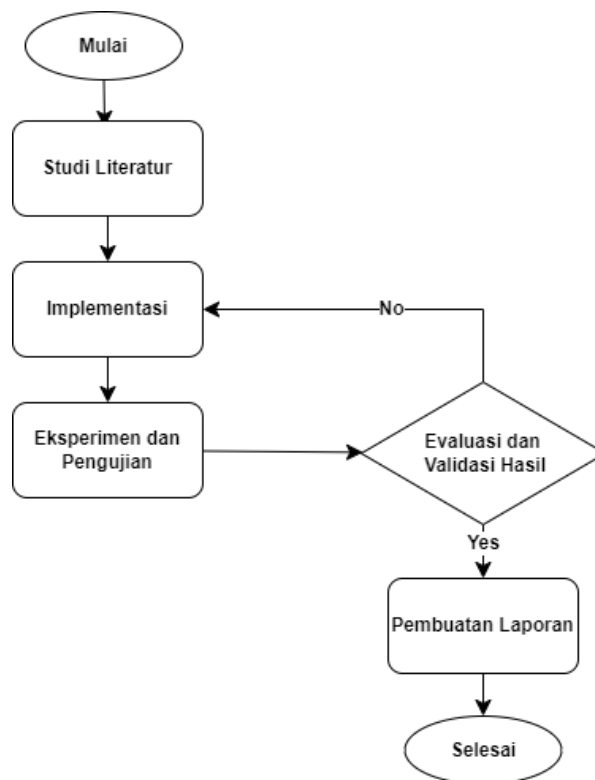
Masalah klasifikasi pada penelitian ini yaitu rambut rontok, Rambut rontok adalah masalah umum yang banyak orang alami. Jika rambut yang rontok mencapai 50% dari jumlah normalnya, hal ini dianggap sebagai kelainan yang bisa memengaruhi fungsi biologis rambut dan kesehatan tubuh. Kerontokan yang berlebihan dapat menyebabkan kebotakan dan menurunkan kepercayaan diri seseorang. Oleh karena itu, penting untuk mengklasifikasikan tingkat kerontokan rambut guna menentukan penanganan yang tepat [7].

Dataset ini digunakan untuk mengetahui kinerja algoritma *Backpropagation Artificial Neural Network* dalam melakukan klasifikasi berdasarkan *Accuracy*, *recall*, dan *precision* pada faktor-faktor yang menyebabkan rambut rontok, seperti genetik, perubahan hormone, kondisi medis, pengobatan dan perawatan, defisiensi nutrisi, stress, umur, kebiasaan perawatan rambut, faktor lingkungan, status merokok, serta penurunan berat badan yang signifikan yang memungkinkan berkontribusi terhadap kebotakan.

2. METODE

Penelitian ini dilakukan menggunakan metode eksperimen, Penelitian eksperimental merupakan penelitian yang dilakukan untuk mengetahui pengaruh pemberian suatu perlakuan terhadap subjek penelitian[8]. Menggunakan jenis penelitian eksperimen untuk membuktikan secara ilmiah bahwa algoritma *Backpropagation Artificial Neural Network* mampu mengklasifikasikan kesehatan rambut.

2.1 Tahapan Penelitian



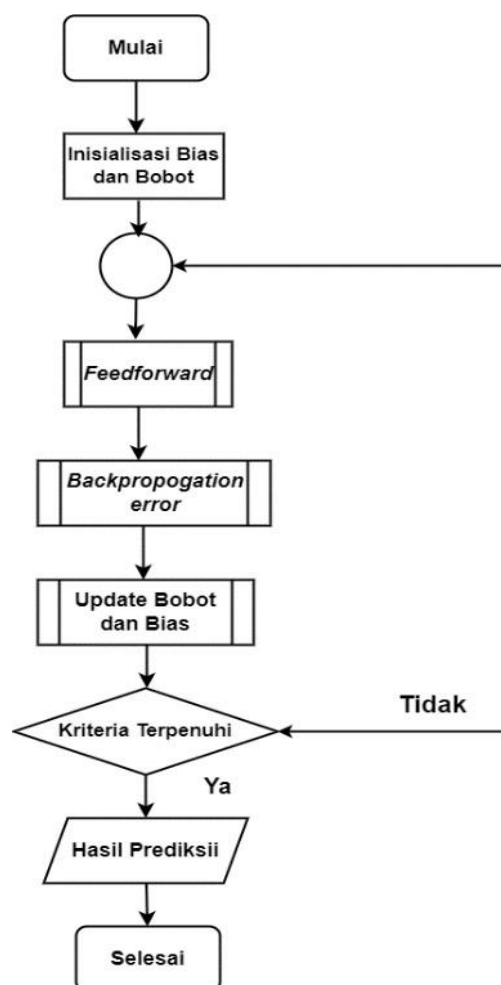
Gambar 1 Alur Penelitian

2. 2.1 Studi Literatur

Penelitian dimulai dengan mencari referensi dari penelitian sebelumnya. Referensi ini membantu peneliti memahami topik penelitian, menemukan permasalahan yang akan diteliti, dan menemukan data yang dibutuhkan. Peneliti juga mempelajari teori yang berkaitan dengan topik penelitian untuk membangun landasan teori yang kuat mengenai implementasi *Backpropagation Artificial Neural Network* dalam klasifikasi dan sebagainya. Dimana dataset yang didapatkan berasal dari website <https://www.kaggle.com/datasets/amitvkulkarni/hair-health>, dengan nama “*Hair Health Prediction*” merupakan data yang berisi informasi tentang faktor-faktor yang menyebabkan rambut rontok yang mungkin berkontribusi terhadap kebotakan pada individu.. Data ini terdiri dari 999 data dengan 13 atribut yang dapat dilihat pada tabel 1. Berdasarkan atribut-atribut tersebut 12 akan dijadikan Input dan 1 atribut (*Hair Loss*) akan dijadikan target dalam klasifikasi.

2. 2.2 Implementasi

Tahapan ini dilakukan implementasi dalam bentuk coding, implementasi program untuk penelitian melakukan klasifikasi terhadap kerontokan rambut menggunakan algoritma *Backpropagation Artificial Neural Network* menggunakan bahasa pemrograman JAVA. Jaringan Syaraf Tiruan (JST), atau sering disingkat sebagai Artificial Neural Network, adalah suatu sistem yang terinspirasi oleh struktur sel syaraf otak manusia. *Artificial Neural Network* merupakan suatu metode komputasi yang meniru cara kerja otak manusia yang terdiri dari neuron-neuron, dan antar neuron tersebut saling berhubungan. Keuntungan menggunakan *Artificial Neural Network* dari pada metode klasifikasi lain yaitu sifatnya yang non parametrik, sangat baik bila parameter yang digunakan cukup banyak, dan dapat bekerja dengan data yang cukup besar[9]. Dalam sel syaraf biologis, dendrit, soma, dan axon merupakan komponen penyusun yang bekerja sama untuk memproses sinyal-sinyal informasi [10]. Berikut adalah flowchart algoritma ANN.



Gambar 2. Algoritma Artificial Neural Network

Artificial Neural Network terdiri dari sejumlah neuron yang saling terhubung, dimana setiap neuron bertanggung jawab untuk mentransmisikan informasi yang diterimanya ke neuron lainnya. Neuron-neuron dalam *Artificial Neural Network* akan diorganisir dalam suatu lapisan (layer), yang nantinya akan terkoneksi dengan lapisan-lapisan sebelum dan sesudahnya. Secara

umum, lapisan dalam *Artificial Neural Network* meliputi *Input layer*, *Hidden Layer*, dan *Output Layer*.

Fungsi aktivasi adalah Output yang didapatkan pada sebuah neuron dengan menggunakan batasan aktivasi tertentu berdasarkan Output dari penggabungan linier. Fungsi ini sebagai penentu nilai Output dari suatu neuron. Fungsi aktivasi sigmoid bipolar merupakan contoh beberapa fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam penerapan metode *Artificial Neural Network* dengan metode *Backpropagation*. Nilai dari Output atau keluaran yang berada pada rentang nilai antara -1 sampai 1, maka fungsi tersebut ialah fungsi aktivasi sigmoid bipolar [11]. Selain fungsi aktivasi, parameter *learning rate* juga menjadi salah satu parameter yang berperan dalam ANN. *Learning rate* merupakan parameter pelatihan yang digunakan untuk menghitung koreksi bobot selama proses pelatihan. Nilai *learning rate* berkisar antara 0 hingga 1. Semakin besar nilai *learning rate* yang digunakan, semakin cepat proses pelatihan berlangsung. Namun, apabila nilai *Learning rate* terlalu besar, ketelitian pelatihan dapat menurun. Sebaliknya, nilai *Learning rate* yang terlalu kecil dapat meningkatkan ketelitian, tetapi memerlukan waktu pelatihan yang lebih lama [12].

Algoritma pelatihan *Backpropagation* pada dasarnya terdiri dari tiga tahap [10].

1. Input nilai data pelatihan sehingga diperoleh nilai Output (tahap *Feedforward*).
2. Propagasi balik dari nilai error yang diperoleh (tahap *Backpropagation*).
3. Penyesuaian bobot koneksi untuk meminimalkan nilai error.

Proses ketiga tahapan tersebut berlangsung secara berulang hingga mencapai nilai error yang diinginkan. Setelah selesai dilakukan pelatihan, hanya tahap pertama yang perlu dijalankan untuk menggunakan *Artificial Neural Network* tersebut. Setelah memperoleh Output yang paling mendekati nilai target, bobot dan bias hasil pelatihan disimpan untuk digunakan pada tahap pengujian. Algoritma pengujian *Backpropagation* dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Langkah 0: inialisasi bobot dan bias sesuai dengan bobot yang dihasilkan pada proses pelatihan.
2. Langkah 1: setiap unit ($x_i, i = 1, 2, 3, \dots, n$) menyebarkan sinyal Input pada seluruh hidden unit.
3. Langkah 2: setiap unit ($z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$) akan menghitung sinyal-sinyal Input dengan bobot dan biasnya.

$$Z_{in_{jk}} = V_0 + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (1)$$

Setiap unit Output ($y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$) akan menghitung sinyal-sinyal dan hidden unit dengan bobot dan biasnya.

4. Langkah 3: menggunakan fungsi aktivasi yang telah ditentukan memperoleh sinyal Output dari unit Output tersebut.

klasifikasi terhadap kerontokan rambut menggunakan algoritma *Backpropagation Artificial Neural Network* menggunakan bahasa pemrograman java dengan arsitektur dan hyperparameter sebagai berikut:

1. Arsitektur
 - a. Input layer : 12
 - b. Neuron Hidden Layer : 5, 10, 15, 20
 - c. Output Layer : 1
2. Hyperparameter
 - a. *Learning rate* : 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 0.01, dan 0.001.
 - b. Fungsi aktivasi : Sigmoid Bipolar, Sigmoid Biner, dan TanH
 - c. Neuron Hidden Layer : 5, 10, 15, 20
 - d. Max Epoch : 500, 1000, 1500, 2000.

2. 2.3 Evaluasi Model

Evaluasi model adalah sebuah proses untuk mengukur performa model yang telah dihasilkan pada proses training. Ada banyak metode untuk mengevaluasi model, biasanya tergantung kepada jenis tugas yang dilakukan serta informasi apa yang ingin diketahui. Sebagai contoh pada kasus regresi dan klasifikasi, membutuhkan metode yang berbeda karena ukuran baik atau tidaknya model regresi dan klasifikasi berbeda [13]. Metode evaluasi yang digunakan pada penelitian ini adalah confusion matrix dan K-Fold Cross Validation.

Confusion Matrix merupakan metode evaluasi yang dapat digunakan untuk menghitung kinerja atau tingkat kebenaran dari proses klasifikasi. Confusion Matrix adalah tabel dengan 4 kombinasi berbeda dari nilai prediksi dan nilai aktual. Ada empat istilah yang merupakan representasi hasil proses klasifikasi pada Confusion Matrix yaitu True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN).

Tabel 1. Confusion Matrix

<i>Confusion Matrix</i>		Aktual	
		Positif	Negatif
Prediksi	Positif	TP	FN
	Negatif	FP	TN

Keterangan :

1. TP (True Positive) ialah jumlah data yang kelas aktual dan prediksinya merupakan kelas positif
2. FN (False Negative) ialah total data yang kelas aktualnya merupakan kelas positif sedangkan kelas prediksinya merupakan kelas negatif.
3. FP (False Positive) ialah banyaknya data yang kelas aktualnya merupakan kelas negatif sedangkan kelas prediksinya merupakan kelas positif.
4. TN (True Negative) ialah banyaknya data yang kelas aktualnya merupakan kelas negatif sedangkan kelas prediksinya merupakan kelas negatif.

Cross validation merupakan salah satu metode dalam melakukan validasi model terbaik. Teknik ini akan menguji keefektifan dari model yang dibentuk dengan melakukan penyusunan ulang (resampling) pada data untuk membaginya menjadi 2 bagian yaitu data training dan data testing. Data training akan dipakai untuk melatih model sehingga model dapat memahami pola pada data dan untuk melakukan validasi terhadap latihan model tersebut, akan digunakan data testing sebagai pengujianya. Salah satu metode dari cross validation yang sering digunakan adalah k-fold cross validation karena metode ini secara umum akan menghasilkan model yang tidak bias. Hal ini dapat terjadi karena setiap observasi pada data memiliki kesempatan untuk menjadi data training ataupun data testing. Atau dengan kata lain, kita dapat memiliki k subset data untuk melatih dan mengevaluasi kinerja model [14].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil pengujian yang membandingkan tiga fungsi aktivasi menggunakan parameter dengan akurasi terbaik menghasilkan hasil akurasi tertinggi adalah 63.81%, presisi kelas 0 51.68%, presisi untuk kelas 1 sebesar 73.63%, *recall* kelas 0 sebesar 61.33%, *recall* 1 sebesar 65.32% menggunakan fungsi aktivasi Sigmoid Bipolar. Hal ini menunjukkan kinerja dari fungsi aktivasi Sigmoid Bipolar lebih baik dibandingkan dengan fungsi aktivasi Sigmoid

Biner dan TanH dalam klasifikasi data kesehatan rambut. Hasil tersebut didapatkan berdasarkan hasil pengujian sebagai berikut:

1. Pengujian Pada Rasio Data

Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan dengan rasio data 70:30, 80:20, 90:10 menggunakan semua Hyperparameter mendapatkan hasil sebagai berikut pada Tabel 2.

Tabel 2. Pengujian rasio data

Rasio Data	Learning Rate	Max Epoch	Neuron Hidden	Akurasi	Presisi		Recall	
					0	1	0	1
70:30	0.9	1500	15	56.85%	49.65%	63.81%	42.94%	56.72%
80:20	0.001	2000	10	63.81%	51.68%	73.63%	61.33%	65.32%
90:10	0.5	1500	10	62.81%	51.68%	71.81%	59.74%	64.75%

2. Pengujian K-Fold Cross Validation

Pengujian K-Fold Cross Validation dengan nilai $k = 3$. Seluruh data yang terdapat dalam dataset berjumlah 999 data dibagi menjadi tiga bagian menjadi 666 untuk data training dan 333 untuk data testing yang akan digunakan secara bergantian dalam proses pengujian. Berikut tabel 3 hasil pengujian K-Fold.

Tabel 3. Pengujian K-Fold Cross Validation

K-Fold	Learning Rate	Max Epoch	Neuron Hidden	Akurasi	Presisi		Recall	
					0	1	0	1
K1	0.001	2000	10	52.85%	52.72%	53.02%	58.08%	47.59%
K2	0.001	2000	10	49.85%	49.73%	50.00%	54.82%	44.91%
K3	0.001	2000	10	48.35%	49.19%	47.30%	53.85%	42.68%
Rata-Rata				50.35%	50.55%	50.11%	55.58%	45.06%

Dari hasil pengujian K_Fold cross validation dengan nilai $k = 3$ pada tabel 3 diperoleh rata-rata akurasi 50.35%, presisi 50.55%, dan recall 45.06%. Hal ini menunjukkan bahwa dalam pengujian menggunakan K-fold cross-validation, diperoleh rata-rata akurasi yang lebih rendah dibandingkan dengan pengujian menggunakan pembagian rasio data tertentu yaitu 70:30, 80:20, dan 90:10. Hal ini disebabkan oleh jumlah data pelatihan yang lebih sedikit pada setiap iterasi k-fold, sehingga model yang terbentuk kurang optimal. Selain itu, jumlah data pengujian yang lebih banyak dalam k-fold cross-validation meningkatkan peluang adanya data yang tidak dikenali oleh model sehingga menurunkan akurasi.

3. Perbandingan Fungsi Aktivasi

Pengujian menggunakan Sigmoid Bipolar, Sigmoid Biner, dan TanH dan hasilnya dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4. Perbandingan Hasil Fungsi Aktivasi

Fungsi Aktivasi	Rasio Data	Learning rate	Max Epoch	Neuron Hidden Layer	Akurasi	Presisi		Recall	
						0	1	0	1
Sigmoid Bipolar	80:20	0.001	2000	10	63.81%	51.68%	73.63%	61.33%	65.32%

Sigmoid										
Biner	80:20	0.001	2000	10	55.00%	55.45%	54.44%	59.80%	50.00%	
TanH	80:20	0.001	2000	10	53.50%	54.37%	52.58%	54.90%	52.04%	

Berdasarkan hasil pengujian yang membandingkan tiga fungsi aktivasi menggunakan parameter dengan akurasi terbaik menghasilkan hasil akurasi tertinggi adalah 63.81%, presisi kelas 0 51.68%, presisi untuk kelas 1 sebesar 73.63%, *recall* kelas 0 sebesar 61.33%, *recall* 1 sebesar 65.32% menggunakan fungsi aktivasi Sigmoid Bipolar. Hal ini menunjukkan kinerja dari fungsi aktivasi Sigmoid Bipolar lebih baik dibandingkan dengan fungsi aktivasi Sigmoid Biner dan TanH dalam klasifikasi data kesehatan rambut. Diantara tiga fungsi aktivasi yang digunakan, TanH menunjukkan hasil yang kurang optimal dengan nilai akurasi sebesar 53.50%.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan tahapan-tahapan yang telah dilakukan dalam mengklasifikasikan kesehatan rambut dengan menggunakan Algoritma *Backpropagation Artificial Neural Network*, Hyperparameter sangat berpengaruh terhadap kinerja model dalam mengklasifikasikan data. *Backpropagation Artificial Neural Network* dengan model arsitektur 12-10-1, dengan hyperparameter *Learning rate* 0.001, neuron hidden 10 dan *Max_Epoch* 2000 diperoleh hasil akurasi tertinggi yaitu 63.81%, dengan presisi untuk kelas 0 (*No Hair Fall*) yaitu 51.68%, presisi 1 (*Hair Fall*) yaitu 73.63%, dengan *recall* kelas 0 (*No Hair Fall*) yaitu 61.33%, dan *recall* kelas 1 (*Hair Fall*) yaitu 65.32%. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma *Backpropagation Artificial Neural Network* mampu melakukan klasifikasi data kesehatan rambut meskipun masih memerlukan beberapa perlakuan terhadap dataset yang digunakan.

REFERENSI

- [1] A. V. Agustin dan A. Voutama, "Implementasi Data Mining Klasifikasi Penyakit Diabetes Pada Perempuan Menggunakan Naive Bayes," 7(2), hlm. 1002–1007, 2023.
- [2] B. Hirwono, A. Hermawan, dan D. Avianto, "Implementasi Metode Naïve Bayes untuk Klasifikasi Penderita Penyakit Jantung," Jurnal JTik (Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi), vol. 7, no. 3, hlm. 450–457, 2023, doi: 10.35870/jtik.v7i3.910.
- [3] lian, "Klasifikasi Status Gizi Lansia Menggunakan Metode Backpropagation Neural Netwrok," 5, hlm. 1–14, 2023. Diakses: [Online]. Tersedia: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK558907/>
- [4] M. F. M. Khalik dan F. Arifin, "Klasifikasi Indeks Kedalaman Kemiskinan Provinsi Sulawesi Selatan Berbasis Decision Tree, K-Nearest Neighbor, Naive Bayes, Neural Network, dan Random Forest," Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika (JEPIN), vol. 9, no. 2, hlm. 282, 2023, doi: 10.26418/jp.v9i2.67492.
- [5] Y. Franciska, B. H. Hayadi, dan A. Setiawan, "Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Penyakit Campak Menggunakan Algoritma Backpropagation,"

- Journal of Ict Applications and System, vol. 1, no. 1, hlm. 43–46, 2022, doi: 10.56313/jictas.v1i1.129.
- [6] F. Rahmadani dan A. M. H. Pardede, "Jaringan Syaraf Tiruan Prediksi Jumlah Pengiriman Barang Menggunakan Metode Backpropogation (Studi Kasus: Kantor Pos Binjai)," 5(1), hlm. 100–106, 2021.
- [7] G. Dikka, W. Prana, L. Gede, A. A Program, S. Informatika, F. Matematika, D. Ilmu, P. Alam, J. Raya, K. Udayana, B. Jimbaran, K. Selatan, dan B. Indonesia, "Analisis Performa Algoritma K-Nearest Neighbor dalam Klasifikasi Tingkat Kerontokan Rambut," Jnatia, vol. 1, no. 3, 2023.
- [8] M. H. Ahmad, F. M. Hana, T. G. Pratama, dan H. Aulida, "Klasifikasi Empat Jenis Daun Herbal Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," Jurnal Ilmu Komputer Dan Matematika, vol. 4, no. 2, hlm. 69–76, 2023.
- [9] F. Izhari, M. Zarlis, dan Sutarman, "Analysis of backpropagation neural neural network algorithm on student ability based cognitive aspects," dalam IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, vol. 725, no. 1, hlm. 243–252, 2020, doi: 10.1088/1757-899X/725/1/012103.
- [10] A. Santoso dan S. Hansun, "Prediksi IHSG dengan Backpropagation Neural Network," Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi), vol. 3, no. 2, hlm. 313–318, 2019, doi: 10.29207/resti.v3i2.887.
- [11] D. A. R. Wiranto, "Implementasi Metode Backpropagation Neural Network Dalam Meramalkan Tingkat Inflasi Di Indonesia," 11(01), hlm. 8–16, 2023.
- [12] G. Guntoro, L. Costaner, dan L. Lisnawita, "Prediksi Jumlah Kendaraan di Provinsi Riau Menggunakan Metode Backpropagation," Informatika Mulawarman : Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer, vol. 14, no. 1, hlm. 50, 2019, doi: 10.30872/jim.v14i1.1745.
- [13] Hasydna, N. D. R. K., "Machine Learning: Teori, Studi Kasus dan Implementasi Menggunakan Phyton," 2020. Diakses: [Online]. Tersedia: <http://repository.unimal.ac.id/id/eprint/6707>
- [15] Y. W. P. Arum dan K. P., "Aplikasi K-Fold Cross Validation Dalam Penentuan Model Regresi Binomial Negatif Terbaik Application of K-fold Cross Validation in Determining the Best Negative Binomial Regression Model," 15(2), hlm. 315–322, 2021.