



Prediksi Jumlah Perceraian Menggunakan Metode Multilayer Perceptron

Ikhsanul Hamdi, Elvia Budianita*, Fadhilah Syafria, Iis Afrianty

Fakultas Sains dan Teknologi, Teknik Informatika, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Pekanbaru, Indonesia

Email: ¹11950111691@students.uin-suska.ac.id, ^{2,*}elvia.budianita@uin-suska.ac.id, ³fadhilah.syafria@uin-suska.ac.id,

⁴iis.afrianty@uin-suska.ac.id

Email Penulis Korespondensi: elvia.budianita@uin-suska.ac.id

Abstrak—Perceraian merupakan situasi ketika pasangan suami istri yang telah menikah memutuskan untuk mengakhiri hubungan mereka dan memisahkan diri secara hukum. Meningkatnya jumlah perkara dalam kasus perceraian yang diajukan di Pengadilan Agama Bangkinang setiap bulannya, menyebabkan kenaikan dan penurunan secara bertahap. Penelitian ini menggunakan metode Multilayer Perceptron (MLP) dan evaluasi menggunakan Mean Squared Error (MSE) untuk menentukan akurasi prediksi. Data yang digunakan adalah data perceraian Pengadilan Agama Bangkinang mulai dari Januari 2014 hingga Desember 2022 yang dikumpulkan dan diolah dari kantor Pengadilan Agama. Berjumlah 102 data dalam bentuk data time series. Pada penelitian ini menggunakan MLP yang terdiri atas tiga layer, yaitu input layer, hidden layer, dan output layer. Dan menggunakan pengujian arsitektur yang terdiri atas 6-7-1, 6-9-1, dan 6-12-1 dengan parameter learning rate: 0.01, 0.03, 0.09 dengan perbandingan data latihan dan uji 70:30, 80:20, 90:10. Berdasarkan Hasil pengujian menggunakan MSE diperoleh arsitektur terbaik yaitu dengan perbandingan data 90:10 dengan arsitektur 6-9-1, learning rate: 0.03, Epoch: 300, nilai tetap Alpha: 0.1 berhasil diperoleh hasil MSE: 0.01144 dan pola jumlah perceraian dari bulan Januari hingga Mei 2023 mengalami penurunan, dengan demikian, MLP ini dapat memberikan hasil prediksi yang membantu dalam memprediksi jumlah perceraian.

Kata Kunci: MLP; Model; MSE; Perceraian; Prediksi

Abstract—Divorce is a situation when a married couple decides to end their relationship and separate legally. The increasing number of cases in divorce cases filed at the Bangkinang Religious Court every month has led to a gradual increase and decrease. This study uses the Multilayer Perceptron (MLP) method and evaluates using Mean Squared Error (MSE) to determine prediction accuracy. The data used is divorce data from the Bangkinang Religious Court from January 2014 to December 2022 collected and processed from the Religious Court office. A total of 102 data in the form of time series data. In this study using MLP which consists of three layers, namely the input layer, hidden layer, and output layer. And using architectural testing consisting of 6-7-1, 6-9-1, and 6-12-1 with learning rate parameters: 0.01, 0.03, 0.09 with a comparison of training and test data 70:30, 80:20, 90:10. Based on the test results using MSE, the best architecture was obtained, namely by comparing data 90:10 with 6-9-1 architecture, learning rate: 0.03, Epoch: 300, Alpha fixed value: 0.1, MSE results were successfully obtained: 0.01144 and the pattern of the number of splits from January until May 2023 has decreased, thus, this MLP can provide predictive results that help in predicting the number of divorces.

Keywords: Divorce; MLP; Model; MSE; Predictions

1. PENDAHULUAN

Pada pasal 38 Ayat (1) Undang-Undang Perkawinan, dijelaskan bahwa perceraian merupakan salah satu alasan terjadinya akhir dari ikatan perkawinan. Perceraian berdampak pada beberapa hal seperti pembagian harta, hak asuh anak (hadhanah), dan status pernikahan. Dalam ajaran agama Islam, meskipun perceraian diharamkan, namun perbuatan tersebut termasuk dalam perbuatan yang paling dimurkai oleh Allah SWT. Perceraian juga disebut dengan proses legal dan sosial di mana pasangan yang telah menikah memilih untuk berpisah dan mengakhiri hubungan pernikahannya. Apabila suami maupun istri telah diberi nasihat dan telah berusaha sungguh-sungguh untuk mendapatkan bantuan yang diperlukan, namun tetap tidak menemukan jalan untuk berdamai, maka hanya pada saat itu perceraian dapat dikatakan sebagai pilihan yang sah. Perceraian dapat terjadi melalui talak atau melalui gugatan perceraian. Dalam kasus perceraian ini, studi kasus yang diusulkan yaitu di Kantor Pengadilan Agama Bangkinang [1].

Timbulnya perceraian ini menghasilkan akibat yang harus diterima oleh setiap pihak yang paling terdampak [2], Dari berbagai data yang telah dihimpun oleh penulis yang didapat langsung dari bagian Panitera Pengadilan Agama Bangkinang, menunjukkan bahwa fenomena perceraian dilatarbelakangi oleh banyak faktor, salah satunya yang banyak menjadi penyebab dilayangkannya cerai gugat oleh pihak istri adalah masalah ekonomi, kehadiran orang ketiga, serta penggunaan narkoba oleh sang suami yang menyebabkan hilangnya keharmonisan dalam rumah tangga.

Bangkinang pada tahun 2017 ada sebanyak 1114 kasus perceraian. Menurut data perceraian Pengadilan Agama kota Bangkinang 31 jenis perkara di pengadilan Agama kota Bangkinang. Dimulai pada awal bulan yaitu bulan Januari sebanyak 127 kasus, yang mana perkara cerai talak sebanyak 32 yang melakukan cerai talak, cerai gugat sebanyak 83 yang melakukan cerai gugat, harta bersama sebanyak 1 perkara, Nafkah anak oleh ibu karena ayah tidak mampu sebanyak 1 perkara, Penunjukan orang lain sebagai wali oleh pengadilan sebanyak 1 perkara, itsbath nikah sebanyak 5 perkara, dispensasi kawin sebanyak 3 perkara, wali adhal sebanyak 1 perkara. hingga di akhir bulan desember 2017 yaitu sebanyak 1114 kasus perceraian [3].



Prediksi merupakan proses prediksi melibatkan upaya untuk memperkirakan atau mengestimasi apa yang mungkin terjadi di masa depan [4]. Melalui pendekatan sistematis yang melibatkan penggunaan informasi mulai dari informasi tahun yang lalu hingga tahun sekarang [5]. Jaringan Syaraf Tiruan (JST) merupakan sebuah sistem komputasi yang mengadopsi pengetahuan tentang sel syaraf dalam otak manusia. JST berperan sebagai model matematis dan komputasi yang digunakan untuk melakukan aproksimasi nonlinear, klasifikasi data, pengelompokan, prediksi, dan regresi [6]. Salah satu untuk peramalan yaitu menggunakan metode Multilayer Perceptron [7]. Dalam konteks JST, Multilayer Perceptron merupakan model yang menggunakan metode pelatihan Backpropagation dengan bobot awal yang diinisialisasi secara acak [8]. Backpropagation beroperasi dengan cara menghitung gradien fungsi kerugian terhadap bobot dalam jaringan, yang selanjutnya digunakan untuk meningkatkan kinerja jaringan dengan menggunakan penyesuaian pada bobot-bobot tersebut [9]. Dalam konteks backpropagation, memanfaatkan hasil perambatan maju (forward propagation) untuk mendapatkan error output, yang selanjutnya digunakan untuk mengubah bobot-bobot dalam perambatan mundur dengan tujuan meningkatkan performa jaringan [10]. Backpropagation merupakan bagian dari MLP, karena MLP itu bagian dari Multilayer Perceptron [11].

Struktur Multilayer Perceptron (MLP) terdiri atas tiga layer, yaitu input layer, hidden layer, dan output layer. Setiap layer pada MLP memiliki fungsi khusus [12]. Untuk input layer memproses memperoleh sinyal masukan dari outputnya, kemudian menyalurkan ke seluruh jaringan-jaringan kedalam layer tersembunyi [13]. Output Layer atau disebut dengan layer pada keluaran yang akan menerima sinyal keluaran dari layer tersembunyi dan menampilkan nilai atau kelas keluaran dari kelengkapan jaringan. Keunggulan yang dimiliki oleh Multilayer Perceptron membuat nilai peramalan menjadi lebih baik [14]. Proses komputasi dalam Multilayer Perceptron terjadi antara fase maju dan fase mundur, dimana fase maju melibatkan perhitungan keluaran dari lapisan terdalam dan penggunaannya diantara data masukan untuk lapisan tersembunyi berikutnya atau lapisan paling luar.

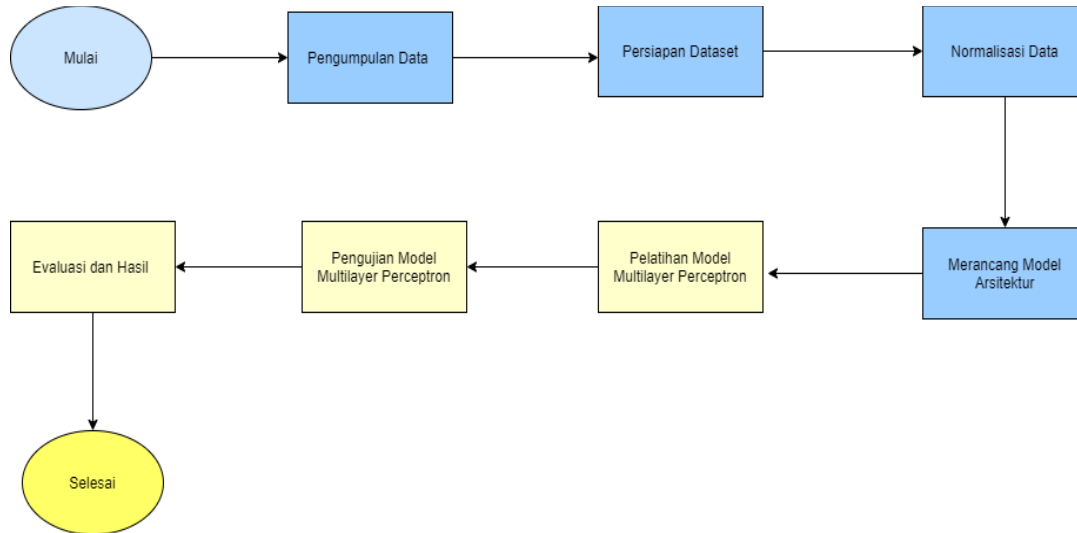
Penelitian sebelumnya dilakukan oleh priambudi [15] Tentang Implementasi JST Multilayer Perceptron untuk prediksi penyinaran matahari di kota Bandung. Pengujian menggunakan parameter learning rate 0,2 dan jumlah maksimal 1000 iterasi. Proses pelatihan didapatkan hasil MSE sebesar 0,086182 pada epoch ke 1000 sedangkan pada proses pengujian nilai MSE 0,10921. Diketahui hidden layer yang semakin banyak hasilnya semakin baik. Data yang telah dilatih dan diuji dapat disimpulkan bahwa Jaringan Syaraf Tiruan model Multi-Layer Perceptron dapat dipergunakan untuk sistem prediksi penyinaran matahari. Penelitian dilakukan oleh Jonas saragih, dkk [16], Dalam prediksi produksi susu segar di Indonesia, menggunakan algoritma backpropagation. Dalam analisis tersebut, digunakan 5 metode dengan arsitektur yang berbeda. Dari hasil tersebut, ditemukan satu arsitektur terbaik yaitu model 5-15-1, yang memiliki tingkat akurasi sebesar 94% dengan jumlah MSE sebesar 0,0009998415. Penelitian dilakukan oleh Rosenty, dkk [17], Tentang Diagnosa penyakit kulit pada anjing dengan algoritma MLP. Dalam pengujian ini, didapatkan nilai MSE sebesar 0.01494 dan RMSE sebesar 0.12223, menunjukkan bahwa algoritma MLP dapat digunakan untuk melakukan diagnosa penyakit kulit pada anjing dengan akurasi yang tinggi. Penelitian oleh Saeful, dkk [18], Tentang Prediksi hasil belajar hybrid menggunakan ANN dan Multilayer Perceptron. Hasil dari penggunaan model algoritma Artificial Neural Network dengan operator Retrieve, Set Role, parameter optimasi, Validasi Silang, Artificial Neural Network, Terapkan Model, Performa, dan Log menunjukkan tingkat akurasi sebesar 99,35%. Ini menunjukkan bahwa evaluasi pembelajaran menggunakan pendekatan Hybrid memberikan hasil prediksi yang cocok dengan data yang ada. Penelitian dilakukan oleh ihlal harahap, dkk [19], Tentang prediksi jumlah jamaah pendaftar haji Provinsi Riau, dilakukan penerapan algoritma Jaringan Saraf Tiruan (JST) Backpropagation. Menggunakan arsitektur jaringan dengan 12 lapisan input, 12 hidden layer, dan 1 output layer. Learning rate yang digunakan adalah 0,9, dengan maksimum epoch sebanyak 600. Data dibagi dengan mengalokasikan 90% sebagai data pelatihan dan 10% sebagai data pengujian. Dalam semua percobaan yang dilakukan, ditemukan nilai Mean Squared Error (MSE) terendah sebesar 0,03264. Hasil tersebut menunjukkan bahwa semua wilayah tersebut mengalami peningkatan jumlah pendaftar haji pada bulan berikutnya. Beberapa penelitian telah melakukan prediksi perceraian, seperti penelitian otong dimana melakukan prediksi menggunakan single moving average [20], dan prediksi perceraian menggunakan metode K-Means clustering [21].

Berdasarkan dari perbandingan penelitian yang dijabarkan di atas, maka perbedaan pada penelitian ini yaitu menggunakan metode Multilayer Perceptron, dengan meningkatnya hasil perkara terhadap kasus perceraian yang telah masuk di Pengadilan Agama Banginang, menyebabkan kenaikan dan penurunan secara bertahap. Jumlah perceraian pada setiap bulannya juga merupakan data deret waktu (time series) yang mempengaruhi jumlah perceraian setiap bulannya. Tujuan penelitian ini adalah mencapai nilai Mean Squared Error (MSE) terkecil untuk meningkatkan akurasi prediksi dengan menerapkan Metode MLP, sehingga prediksi jumlah perceraian dapat memberikan informasi yang akurat dan evaluasi kebijakan terkait perceraian.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian melibatkan urutan penelitian yang terdiri dari beberapa tahapan yang harus dilalui. Seperti yang terlihat gambar 1 :



Gambar 1. Alur Penelitian Prediksi Terhadap Jumlah Perceraian

a. Pengumpulan Data

Data yang dikumpulkan berdasarkan data perbulan dari tahun 2014 sampai dengan tahun 2022 dari kantor Pengadilan Agama Banginang, data perceraian diambil yang terbanyak pada jenis perkara adalah Cerai Gugat (CG) dan Cerai Talak (CT). Seperti tabel 1:

Tabel 1. Jumlah Perceraian Pengadilan Agama Banginang 2014-2022

N O	Bulan	Tahun 2014		Tahun 2015		Tahun 2016		Tahun 2017		Tahun 2018		Tahun 2019		Tahun 2020		Tahun 2021		Tahun 2022	
		C T	C G	C T	C G	C T	C G	C T	C G	C T	C G	C T	C G	C T	C G	C T	C G	C T	C G
1	Januari	35	81	31	66	22	84	32	83	25	84	39	85	35	119	61	142	43	156
2	Februari	26	64	28	57	18	38	32	61	44	67	33	56	34	76	39	110	36	95
3	Maret	17	48	18	56	23	74	28	48	37	68	21	69	9	52	37	96	34	83
...
11	November	20	32	22	45	22	60	33	72	29	63	26	42	23	87	31	78	26	74
12	Desember	12	12	14	36	15	25	21	34	15	53	16	33	3	4	13	42	17	48
	Jumlah	24	56	26	63	24	66	31	70	32	74	31	75	28	84	38	1,0	38	1,0
		2	2	9	8	8	9	8	5	1	9	7	1	1	8	6	15	0	61

Data yang di tabel 1 menunjukkan jumlah perceraian Pengadilan Agama Banginang berdasarkan data perbulan dari tahun 2014 hingga tahun 2022 pada jenis perkara Cerai Talak (CT) dengan Cerai Gugat (CG).

b. Persiapan Dataset

Persiapan dataset dilakukan dengan cara membuat dalam bentuk data time series, data time series dilakukan dengan cara menghitung secara manual yang dijumlahkan yaitu Cerai Gugat (CG) dan Cerai Talak (CT). Setelah mendapatkan hasil dari jumlah dari setiap bulannya maka disusun dengan cara dikumpulkan dari waktu ke waktu secara berurutan pada satu atau lebih objek yang sama pada setiap periode waktu. Tahap berikutnya yaitu mencari data awal, setelah dilakukan dalam bentuk data time series, yang akan dilakukan selanjutnya adalah menyusun data jumlah perceraian pada 6 bulan, sebagai inputannya (X1, X2, X3, X4, X5, X6), sedangkan untuk target bulan selanjutnya yaitu (T). Bentuk data time series pada tabel 2:

Tabel 2. Data Time Series

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	T
0	116	90	65	83	86	63	24
1	90	65	83	86	63	24	72
2	65	83	86	63	24	72	78
3	83	63	24	72	78	51	52
4	86	63	24	72	78	51	52
...



	X1	X2	X3	X4	X5	X6	T
97	131	117	57	109	177	119	122
98	117	57	109	177	119	122	117
99	57	109	177	119	122	117	128
100	109	177	119	122	117	128	100
101	177	119	122	117	128	100	65

Tabel 2 menjelaskan pemodelan data time series berdasarkan jumlah perceraian, yaitu januari 2014 hingga desember 2022 dengan jumlah data 102 data. Setelah membuat dalam bentuk data time series, pembagian data dilakukan. Dalam penelitian ini adalah melakukan pembagian data yang terdiri dari dua pembagian utama, yaitu data train dan data testing. Data training, juga dikenal sebagai data latih, dipergunakan untuk melatih model atau algoritma yang akan digunakan dalam penelitian. Sementara itu, data uji digunakan untuk menguji kinerja model yang telah dilatih. Data uji berperan penting dalam menguji sejauh mana model dapat menggeneralisasi mendapatkan prediksi yang akurat pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dalam penelitian ini, menggunakan tiga skema pembagian data yang bervariasi, yaitu (70:30), (80:20), dan (90:10).

c. Normalisasi Data

Langkah normalisasi data dapat melancarkan proses terhadap jaringan dengan tujuan tertentu. Menormalisasi data diterapkan agar keluaran hasil pencapaian terhadap pelatihan sesuai terhadap fungsi aktivasi yang dipergunakan, sehingga memastikan konsistensi dan akurat dalam pengolahan data. Normalisasi data dapat membantu menghindari bias yang mungkin timbul akibat perbedaan skala data, sehingga memperbaiki keakuratan analisis dan prediksi [22]. Dalam rangka normalisasi data, akan diterapkan di rumus minmax normalisasi dengan merubah data menjadi rentang range 0 hingga 1. Rumus dari min max normalisasi:

$$x_{baru} = \frac{x_{lama} - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \tag{1}$$

Rumus normalisasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah $X_{baru} = (X_{lama} - X_{min}) / (X_{max} - X_{min})$, yang mana X_{lama} merupakan angka aktual, X_{max} adalah angka maksimal dari angka aktual, X_{min} merupakan nilai minimal dari angka aktual, serta X_{baru} adalah angka yang sudah dinormalisasikan [23]. Dengan demikian, dilakukan normalisasi terhadap nilai prediksi yang berada dalam rentang antara 0 dan 1. Pada tabel 4 dan 5:

Tabel 3. Normalisasi Pada Data Uji 90%

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	T
0	0.428571	0.413265	0.479592	0.382653	0.168367	0.551020	0.438776
1	0.632653	0.561224	0.255102	0.520408	0.867347	0.571429	0.586735
2	0.724490	0.642857	0.372449	0.285714	0.627551	0.530612	0.607143
3	0.010204	0.709184	0.673469	0.566327	0.806122	0.479592	0.525510
4	0.403061	0.285714	0.086735	0.331633	0.362245	0.224490	0.229592
...
86	0.596939	0.418367	0.423469	0.428571	0.234694	0.341837	0.688776
87	0.214286	0.750000	0.525510	0.275510	0.010204	0.010204	0.709184
88	0.341837	0.306122	0.397959	0.255102	0.153061	0.576531	0.377551
89	0.571429	0.591837	0.520408	0.244898	0.979592	0.632653	0.561224
90	0.357143	0.275510	0.137755	0.653061	0.479592	0.352041	0.479592

Dalam Tabel 3, terdapat nilai data yang telah menjalani normalisasi menggunakan metode skala min-max pada 90% data latih, dengan jumlah data testing sebanyak 91.

Tabel 4. Normalisasi Pada Data Uji 10%

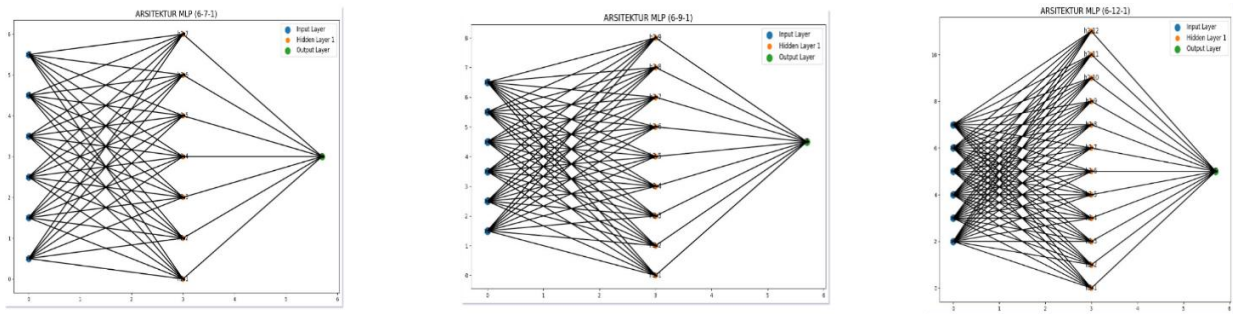
	X1	X2	X3	X4	X5	X6	T
0	0.239796	0.428571	0.413265	0.479592	0.382653	0.168367	0.551020
1	0.367347	0.469388	0.525510	0.311224	0.214286	0.750000	0.525510
2	0.423469	0.428571	0.234694	0.341837	0.688776	0.367347	0.469388
3	0.244898	0.520408	0.530612	0.500000	0.357143	0.275510	0.137755
4	0.469388	0.433673	0.443878	0.561224	0.500000	0.244898	0.520408
5	0.270408	0.270408	0.469388	0.433673	0.443878	0.561224	0.500000
6	0.530612	0.607143	0.571429	0.591837	0.520408	0.244898	0.979592
7	0.561224	0.500000	0.244898	0.244898	0.520408	0.500000	0.357143
8	0.357143	0.086735	0.459184	0.397959	0.341837	0.306122	0.397959
9	0.556122	0.423469	0.295918	0.387755	0.403061	0.285714	0.086735
10	0.153061	0.576531	0.377551	0.408163	0.306122	0.219388	0.505102

Dalam Tabel 4, terdapat nilai data yang telah menjalani normalisasi menggunakan metode skala min-max pada 90% data latih, dengan jumlah data testing sebanyak 11.



d. Membangun Model Arsitektur

Pada Penelitian ini mengembangkan tiga arsitektur MLP dengan variasi jumlah neuron hidden untuk mencapai hasil yang optimal. Input terdiri dari 6 atribut dan setiap arsitektur memiliki satu output. Yang mana adalah arsitektur MLP (6-7-1), arsitektur MLP (6-9-1), arsitektur MLP (6-12-1).



Gambar 2. Model Arsitektur MLP

Gambar 2 menunjukkan 3 arsitektur MLP yang terdiri atas tiga layer, yaitu input layer, hidden layer, dan output layer, dengan menggunakan tiga arsitektur terdiri atas 6-7-1, 6-9-1, dan 6-12-1.

e. Pelatihan Algoritma Multilayer Perceptron

Tahapan pelatihan Multilayer Perceptron (MLP) merupakan tahapan pelatihan backpropagation sebagai berikut [24]: Mengidentifikasi hasil input layer, layer tersembunyi, serta output layer pada target pelatihan. Mengukur nilai awal secara acak terhadap seluruh bobot diantaranya layer input, layer tersembunyi serta output layer. Proses pelatihan backpropagation melakukan perhitungan turunan fungsi kerugian terhadap bobotnya melalui jaringan yang berfungsi untuk meningkatkan performa jaringan/sinyal untuk mencocokkan bobotnya. Berikut Langkah-langkah pelatihan algoritma MLP menggunakan backpropagation:

Tahap I Perambatan Maju (Feedforward)

Setiap unit pada lapisan input menerima sinyal dan mengirimkannya ke semua unit pada lapisan tersembunyi. Selanjutnya, bobot dari sinyal input dijumlahkan, yang dapat dinyatakan dengan menggunakan persamaan:

$$z_{inj} = v_0j + \sum_{i=1}^n xi vij \tag{2}$$

Selanjutnya, fungsi aktivasi diterapkan untuk menghitung sinyal outputnya, yang dapat diwakili oleh persamaan:

$$zj = \frac{1}{1 + e^{-z inj}} \tag{3}$$

Fungsi aktivasi yang diterapkan adalah fungsi sigmoid, setelah itu sinyal dikirimkan ke semua unit pada lapisan output dan dilakukan penjumlahan bobot sinyal menggunakan persamaan:

$$y_{ink} = w_0k + \sum_{k=1}^n zj wjk \tag{4}$$

Tahap II Perambatan balik (Backward)

Setiap unit output ($Y_k, k=1,2,3,\dots,m$) menerima pola target yang sesuai dengan pola input pelatihan, lalu dilakukan perhitungan error, ditunjukkan dengan persamaan:

$$\delta_k = (t_k - y_k) y_k (1 - y_k) \tag{5}$$

Selanjutnya, dilakukan perhitungan korelasi bobot yang dapat diwakili oleh persamaan sebagai berikut:

$$\Delta wjk = \alpha \delta_k zj \tag{6}$$

Dan menghitung koreksi bias, ditunjukkan dengan persamaan:

$$\Delta w_0k = \alpha \delta_k \tag{7}$$

Setiap unit pada lapisan tersembunyi ($Z_j, j=1,2,3,\dots,p$) melakukan penjumlahan delta input-nya dari unit-unit yang berada pada lapisan di sebelah kanannya, seperti yang ditunjukkan dalam persamaan:

$$\delta_{inj} = v_0j + \sum_{k=1}^n \delta_k wjk \tag{8}$$

Untuk menghitung informasi error, kalikan nilai ini dengan turunan dari fungsi aktivasinya, ditunjukkan dengan persamaan:

$$\delta_j = \delta_{inj} zj(1 - zj) \tag{9}$$

Selanjutnya menghitung koreksi bobot, ditunjukkan dengan persamaan:



$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \tag{10}$$

Selanjutnya menghitung koreksi bobot, dengan persamaan:

$$\Delta w_{0j} = \alpha \delta_j \tag{11}$$

Tahap III Perubahan Bobot (WeightChange)

Setiap unit output dilakukan perubahan bobot dan bias dengan persamaan:

$$w_{jk} (\text{baru}) = w_{jk} (\text{lama}) + \Delta w_{jk} \tag{12}$$

Setiap unit pada lapisan tersembunyi mengalami perubahan pada bobot dan biasnya, yang dapat dinyatakan dalam persamaan:

$$v_{ij} (\text{baru}) = v_{ij} (\text{lama}) + \Delta v_{ij} \tag{13}$$

Proses selanjutnya melibatkan perhitungan nilai MSE menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$MSE = \sum \frac{e_i^2}{n} = \sum \frac{(X_i - F_i)^2}{n} \tag{14}$$

f. Pengujian Algoritma Multilayer Perceptron

Setelah melatih Multilayer Perceptron (MLP) menggunakan algoritma backpropagation, bobot dan bias baru diperoleh selama proses pelatihan. Selanjutnya adalah tahap pengujian, di mana bobot dan bias baru tersebut digunakan dalam perhitungan feedforward dengan menggunakan data uji yang telah ditentukan sebelumnya. Tujuan dari tahap ini adalah untuk mendapatkan nilai MSE [25].

g. Evaluasi dan Hasil

Evaluasi yang dilakukan pada tahap ini adalah mendapatkan nilai MSE terkecil. Percobaan ini diulang secara berulang untuk mencapai hasil maksimal. Hasil ini akan menunjukkan kemampuan algoritma yang digunakan dalam melakukan analisis terhadap prediksi jumlah perceraian. Sebelum hasil akhir dari data prediksi ditampilkan, dilakukan proses denormalisasi data. Berikut dibawah ini merupakan rumus denormalisasi [26]:

$$x = \frac{(b-a)(x - 0.1)}{0.8} + b \tag{15}$$

Persamaan di atas menjelaskan konversi data asli ke data yang dinormalisasi menggunakan variabel x, a, b, dan x'. Setelah proses denormalisasi selesai, data hasil prediksi akan ditampilkan untuk keperluan prediksi. dalam penelitian ini yaitu memprediksi jumlah perceraian.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pengujian

Penelitian ini dilakukan implementasi dengan bahasa pemrograman python menggunakan Google Colab 3.10, library python yang digunakan yaitu Pandas, Numpy, Scikit-learn dan sebagainya. Untuk mencapai MSE yang terkecil, dilakukan beberapa pengujian dengan menggunakan beberapa parameter pada arsitektur MLP yang terdiri atas tiga layer, yaitu input layer, hidden layer, dan output layer. hasil eksperimen penelitian ini menggunakan tiga arsitektur terdiri atas 6-7-1, 6-9-1, dan 6-12-1 dengan parameter learning rate 0.01, 0.03, 0.09 dengan perbandingan (70:30, 80:20, 90:10). Hasil pengujian tersebut mendapatkan MSE yang bervariasi untuk masing-masing parameter yang diuji, Tabel 5, Tabel 6, dan Tabel 7:

Tabel 5. Pengujian Menggunakan Pembagian Data 70:30

No	Arsitektur	Learning rate	Epoch	Alpha	MSE
1	6-7-1	0.01	300	0.1	0.03178
2		0.03	300	0.1	0.03879
3		0.09	300	0.1	0.03287
4	6-9-1	0.01	300	0.1	0.02943
5		0.03	300	0.1	0.02254
6		0.09	300	0.1	0.01705
7	6-12-1	0.01	300	0.1	0.02910
8		0.03	300	0.1	0.02875
9		0.09	300	0.1	0.03086

Tabel 5 merupakan hasil pengujian untuk pembagian data 70:30 pada arsitektur MLP 6-9-1 dengan learning rate ke 0.09, menghasilkan nilai Mean Squared Error (MSE) terendah, yaitu 0.01705.



Tabel 6. Pengujian Menggunakan Pembagian Data 80:20

No	Arsitektur	Learning rate	Epoch	Alpha	MSE
1	6-7-1	0.01	300	0.1	0.02059
2		0.03	300	0.1	0.02070
3		0.09	300	0.1	0.01571
4	6-9-1	0.01	300	0.1	0.03466
5		0.03	300	0.1	0.01860
6		0.09	300	0.1	0.01698
7	6-12-1	0.01	300	0.1	0.02230
8		0.03	300	0.1	0.01987
9		0.09	300	0.1	0.02794

Tabel 6 merupakan hasil pengujian untuk pembagian data 80:20 pada arsitektur MLP 6-7-1 dengan learning rate ke 0.09, menghasilkan nilai Mean Squared Error (MSE) terendah, yaitu 0.01571.

Tabel 7. Pengujian Menggunakan Pembagian Data 90:10

No	Arsitektur	Learning rate	Epoch	Alpha	MSE
1	6-7-1	0.01	300	0.1	0.02126
2		0.03	300	0.1	0.02522
3		0.09	300	0.1	0.02638
4	6-9-1	0.01	300	0.1	0.01983
5		0.03	300	0.1	0.01144
6		0.09	300	0.1	0.01532
7	6-12-1	0.01	300	0.1	0.02305
8		0.03	300	0.1	0.02453
9		0.09	300	0.1	0.03266

Tabel 7 merupakan hasil pengujian untuk pembagian data 90:10 pada arsitektur MLP 6-9-1 dengan learning rate 0.03, menghasilkan nilai Mean Squared Error (MSE) terendah, yaitu 0.01144. Hal ini menunjukkan bahwa parameter learning rate yang rendah memberikan performa terbaik dalam hal evaluasi MSE.

```

[30] # data aktual dari jumlah perceraian bulan Agustus-Desember 2022
T_aktual = [0.586734694, 0.56122449, 0.617346939, 0.474489796, 0.295918367]
#hasil prediksi untuk jumlah perceraian Januari-Mei 2023
T_prediksi = [0.52513016, 0.51434813, 0.48170499, 0.48471638, 0.47685936]

# hitung metrik evaluasi
mse = mean_squared_error(T_aktual, T_prediksi)

# print hasil metrik evaluasi
print("MSE :", mse)

MSE : 0.011447095206572094
    
```

Gambar 3. Menghitung Nilai MSE

Gambar 3 merupakan implementasi python dari hasil prediksi menggunakan MSE, Nilai MSE terkecil dengan menggunakan pembagian data 90:10, arsitektur 6-9-1, learning rate 0.03, Epoch 300, dan Alpha 0.1

3.2 Data Prediksi

Pada penelitian ini dilakukan prediksi untuk bulan januari hingga mei 2023 berdasarkan data sebelumnya yaitu data bulan agustus hingga desember 2022. Berdasarkan hasil prediksi menggunakan MSE, Nilai MSE terkecil Dengan menggunakan pembagian data 90:10, arsitektur 6-9-1, learning rate 0.03, Epoch 300, dan Alpha 0.1.

3.3 Denormalisasi Data

Denormalisasi data melibatkan proses terhadap pengembalian data yang sudah dinormalisasi ke bentuk skala aslinya atau ke bentuk semula sebelum dilakukan normalisasi [27]. Tujuan dari denormalisasi adalah untuk mengembalikan data ke dalam rentang nilai yang lebih mudah dipahami dan digunakan dalam analisis atau penggunaan selanjutnya. Tabel 8 merupakan hasil normalisasi data prediksi



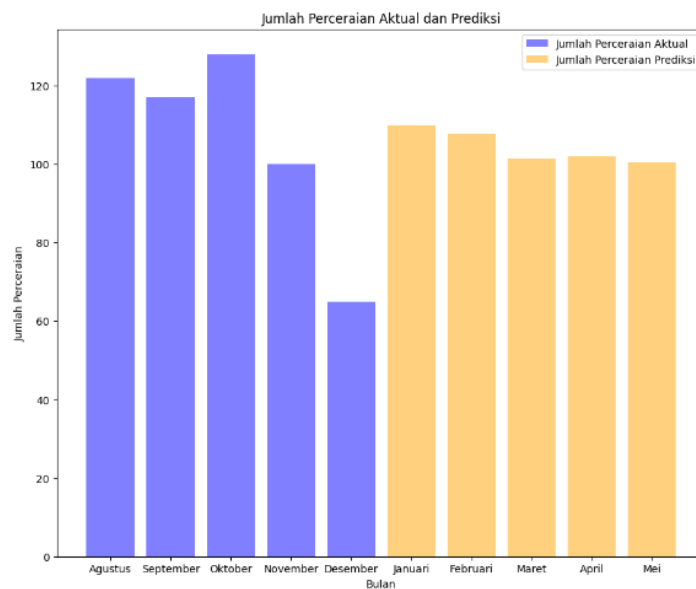
Tabel 8. Hasil Denormalisasi Data Prediksi

Data Prediksi
109.92551136
107.81223348
101.41417804
102.00441048
100.46443456

Tabel 8 menunjukkan hasil denormalisasi dari data prediksi, sehingga dengan melakukan denormalisasi data akan melibatkan proses pengembalian data yang sudah dinormalisasi akan beralih ke bentuk skala aslinya atau ke bentuk semula.

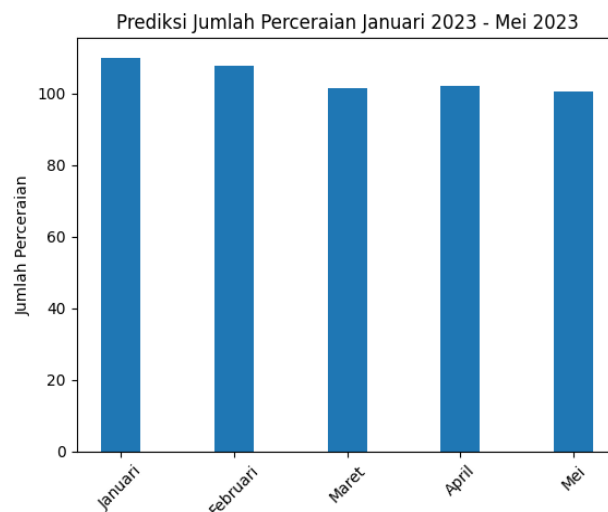
3.4 Hasil Prediksi

Data diambil dari data bulan Agustus, September, Oktober, November, dan Desember pada tahun 2022. Kemudian data diprediksi dari bulan Januari, Februari, Maret, April, Mei tahun 2023. Gambar 4 merupakan diagram batang hasil data prediksi pada penelitian ini.



Gambar 4. Jumlah Perceraian Prediksi

Gambar 4 merupakan hasil prediksi yang didapatkan, jumlah prediksi perceraian tetap stabil atau mengalami fluktuasi kecil atau mengalami penurunan yang stabil dalam periode Januari 2023 hingga Mei 2023.



Gambar 5. Prediksi Jumlah Perceraian Bulan Januari 2023 Hingga Mei 2023

Gambar 5 merupakan hasil prediksi bulan Januari tahun 2023 yaitu: 109, Februari 2023 yaitu: 107, Maret 2023 yaitu: 101, April 2023 yaitu: 102. Mei 2023 yaitu: 100.



4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil kesimpulan dalam penelitian ini, untuk memprediksi jumlah perceraian menggunakan metode Multilayer Perceptron (MLP) yang dimana terdiri atas tiga layer, yaitu input layer, hidden layer, dan output layer, dengan menggunakan tiga arsitektur terdiri atas 6-7-1, 6-9-1, dan 6-12-1 dengan parameter learning rate 0.01, 0.03, 0.09 dengan perbandingan data (70:30, 80:20, 90:10). Hasil pengujian Mean Square Error (MSE) terendah menggunakan perbandingan data 90:10 dengan arsitektur 6-9-1, learning rate 0.03, Epoch 300, nilai tetap Alpha 0.1 berhasil diperoleh nilai MSE: 0.01144. Semakin rendah learning rate yang dihasilkan nilai MSE semakin kecil. Nilai Mean Squared Error (MSE) akan dipengaruhi oleh perbedaan jumlah neuron hidden layer. Hasil prediksi yang diberikan oleh MLP mengalami penurunan yang stabil dari bulan Januari 2023 hingga Mei 2023.

REFERENCES

- [1] N. Osela, "Komunikasi Persuasif Mediator dalam Perkara Perceraian di Pengadilan Agama Bangkinang," *Jom Fisip*, vol. 6, no. 2, pp. 1–15, 2019.
- [2] F. L. Limbong, H. Ismi, and U. Hasanah, "Akibat Hukum Perceraian Terhadap Pembagian Harta Bersama Berdasarkan Kompilasi Hukum Islam Di (Kelurahan Tanah ...," *J. Online Mhs. Bid. Ilmu Huk.*, vol. V, no. April 2018, pp. 1–23, 2018.
- [3] N. Y. A., "A 'missing' family of classical orthogonal polynomials," *Jom Fisip*, vol. 44, no. 8, pp. 1–8, 2018, doi: 10.1088/1751-8113/44/8/085201.
- [4] H. Mukhtar, R. Muhammad, T. Reny Medikawati, and Yoze Rizki, "Peramalan Kedatangan Wisatawan Mancanegara Ke Indonesia Menurut Kebangsaan Perbulannya Menggunakan Metode Multilayer Perceptron," *J. CoSciTech (Computer Sci. Inf. Technol.*, vol. 2, no. 2, pp. 113–119, 2021, doi: 10.37859/coscitech.v2i2.3324.
- [5] K. Khoirudin, D. Nurdiyah, and N. Wakhidah, "Prediksi Penerimaan Mahasiswa Baru Dengan Multi Layer Perceptron," *J. Pengemb. Rekayasa dan Teknol.*, vol. 14, no. 1, p. 1, 2019, doi: 10.26623/jprt.v14i1.1212.
- [6] S. Sen, D. Sugiarto, and A. Rochman, "Prediksi Harga Beras Menggunakan Metode Multilayer Perceptron (MLP) dan Long Short Term Memory (LSTM)," *Ultim. J. Tek. Inform.*, vol. 12, no. 1, pp. 35–41, 2020, doi: 10.31937/ti.v12i1.1572.
- [7] M. Resha and S. Syamsu, "Prediksi Penyebaran Kasus Tuberkulosis dengan metode Artificial Neural Network dan Multi-Layer Perceptron di kota makassar," *JNSTA J. Nat. Sci. Technol. ADPERTISI*, vol. 2, no. 1, 2021.
- [8] P. Githa Pratiwi, I. Ketut Gede Darma Putra, and D. Purnami Singgih Putri, "Peramalan Jumlah Tersangka Penyalahgunaan Narkoba Menggunakan Metode Multilayer Perceptron," *J. Ilm. Merpati (Menara Penelit. Akad. Teknol. Informasi)*, vol. 7, no. 2, p. 143, 2019, doi: 10.24843/jim.2019.v07.i02.p06.
- [9] M. A. B. Ferdinand, A. P. Wibawa, I. A. E. Zaeni, and H. A. Rosyid, "Single Exponential Smoothing-Multilayer Perceptron Untuk Peramalan Pengunjung Unik Jurnal Elektronik," *Mob. Forensics*, vol. 2, no. 2, pp. 62–70, 2020, doi: 10.12928/mf.v2i2.2034.
- [10] G. Asgaruning and A. Primajaya, "Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Prediksi Daerah Rawan Banjir Studi Kasus Kabupaten Karawang," *JOINS (Journal Inf. Syst.*, vol. 6, no. 2, pp. 153–161, 2021, doi: 10.33633/joins.v6i2.4577.
- [11] N. Nafiyah, "Rice Price Prediction System Based on Rice Quality and Milling Level using Multilayer Perceptron," *J. Inform. Univ. Pamulang*, vol. 7, no. 1, pp. 39–43, 2022.
- [12] Y. M. Nimas R, "Penerapan Multilayer Perceptron Untuk Identifikasi Kanker Payudara," *JCI J. Cakrawala Ilm.*, vol. 2, no. 8, pp. 3261–3268, 2023, doi: 10.31862/9785426311961.
- [13] I. Mp et al., "Implementasi Multilayer Perceptron Untuk Memprediksi Harapan Hidup Pada Pasien Penyakit Kardiovaskular," *J. Sains Komput. Inform. (J-SAKTI)*, vol. 6, no. 1, pp. 57–68, 2022.
- [14] Y. Shara Lubis, A. Marwan Elhanafi, and H. Dafitri, "Implementasi Root Mean Square Error Untuk Melakukan Prediksi Harga Emas Dengan Menggunakan Algoritma Multilayer Perceptron," *Snatikom*, vol. 8, pp. 2–6, 2021.
- [15] P. A. Nugroho, "KOMPUTA : Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Multi-Layer Perceptron Untuk Prediksi Penyinaran KOMPUTA : Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika," vol. 12, no. 1, pp. 82–90, 2023.
- [16] J. R. Saragih, D. Hartama, and A. Wanto, "JIF : Jurnal Ilmiah Informatika Prediksi Produksi Susu Segar Di Indonesia Menggunakan Algoritma Backpropagation, *JIF : Jurnal Ilmiah Informatika*" vol. 8, no. 01 2020, doi:10.33884/jif.v8i01.1847.
- [17] R. Damanik, M. B. Sirait, S. Yolanda, E. Ketaren, I. P. Sinaga, and M. Harahap, "Diagnosa Penyakit Kulit Pada Anjing Dengan Algoritma Multilayer Perceptron," *J. Mahajana Inf.*, vol. 4, no. 2, pp. 50–56, 2019.
- [18] S. Anwar, D. A. Kurnia, A. Faqih, and S. R. Sari, "Prediksi Hasil Belajar Hybrid Menggunakan Artificial Neural Network Dengan Multilayer Perceptron," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 9, no. 5, p. 1591, 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i5.5024.
- [19] I. H. Harahap, E. Budianita, and I. Afrianty, "Penerapan Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Untuk Prediksi Jumlah Jamaah Pendaftar Haji Provinsi Riau," *Semin. Nas. Teknol*, vol 2021, SNTIKI 13, November, pp. 32–42, 2021.
- [20] O. S. Bachri, "Forecasting Jumlah Perkara Perceraian Menggunakan Single Moving Average di Pengadilan Agama Sumber," *J. Ilm. Intech Inf. Technol. J. UMUS*, vol. 1, no. 02, pp. 23–32, 2019, doi: 10.46772/intech.v1i02.67.
- [21] U. Dwi Rahayu, N. L. Chusna, and M. Fachri, "Analisis Kasus Perceraian Pada Pengadilan Negeri Bekasi Menggunakan Algoritma K-Means Clustering," *Ikraith-Informatika*, vol. 6, no. 1, pp. 165–172, 2022.
- [22] R. , L. Y. D. Ainun Nur, "Implementasi Model JST Dalam Menentukan Bantuan Langsung Tunai Menggunakan Algoritma Multilayer Perceptron Pada Desa Karang Anyar Kec. Aek Kuo," *Snatikom*, Vol. 1 No. 1, 2021.
- [23] I. E. Widodo, A. Handojo, and S. Halim, "Aplikasi Pemetaan Penyakit Demam Berdarah di Surabaya dengan Metode Neural Network Multilayer Perceptron," *J. Infra*, vol. 8, no. 1, 2020.
- [24] Zulastrri, I. Afrianty, E. Budianita, and F. Syafria, "Penerapan Neural Network dengan Menggunakan Algoritma



- Backpropagation pada Prediksi Putusan Perceraian,” *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 4, no. 3, pp. 1188–1195, 2022.
- [25] A. Lasarudin and R. Maku, “Prediksi Pertumbuhan Jumlah Penduduk Menggunakan Algoritma Neural Network,” *J. Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 2, p. 37, 2022, doi: 10.31314/juik.v2i2.1715.
- [26] H. Putra and N. Ulfa Walmi, “Penerapan Prediksi Produksi Padi Menggunakan Artificial Neural Network Algoritma Backpropagation,” *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 6, no. 2, pp. 100–107, 2020, doi: 10.25077/teknosi.v6i2.2020.100-107.
- [27] Ni Kadek Ary Indah Suryani, Oka Sudana, and Ayu Wirdiani, “Forecasting Pneumonia Toddler Mortality Using Comparative Model ARIMA and Multilayer Perceptron,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 6, no. 4, pp. 528–537, 2022, doi: 10.29207/resti.v6i4.4106.