



Prediksi Jumlah Sampah Kelurahan Menggunakan Neural Network Backpropagation

Mayu Shofwan Khamid, Maimunah*, Pristi Sukmasetya

Teknik, Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Magelang, Magelang

Jl. Mayjen Bambang Soengeng, Glagak, Sumberrejo, Kec. Mertooyudan, Kabupaten Magelang, Jawa Tengah, Indonesia

Email: ¹mayushofwan99@gmail.com, ^{2,*}maimunah@unimma.ac.id, ³pristi.sukmasetya@ummgl.ac.id

Email Penulis Korespondensi: maimunah@unimma.ac.id

Submitted: 13/01/2024; Accepted: 31/01/2024; Published: 31/01/2024

Abstrak—Permasalahan serius terkait sampah di daerah perkotaan, termasuk Kota Magelang, telah menimbulkan permasalahan yang semakin mendalam. Pertumbuhan penduduk yang cepat dan keterbatasan lahan di TPA Banyuurip membuat pemerintah kesulitan mengelola sampah dan berpotensi menyebabkan dampak negatif di sekitar lingkungan. Dalam upaya mengatasi permasalahan ini, diperlukan prediksi mengenai jumlah sampah yang diterima di TPA Banyuurip dari setiap kelurahan di Kota Magelang setiap harinya. Metode yang digunakan adalah Backpropagation Neural Network dengan lima langkah berupa pengumpulan data, persiapan data, pra proses data, pemodelan prediksi dan evaluasi model, dengan hasil penelitian menunjukkan bahwa metode Backpropagation Neural Network, menggunakan parameter 30-7-1 dan jumlah epoch 1000, menghasilkan nilai Mean Squared Error (MSE) terbaik sebesar 0,00013 pada Kelurahan Potrobangsari. Temuan ini diharapkan dapat menjadi langkah antisipatif bagi berbagai pihak terhadap permasalahan sampah yang mungkin timbul di masa depan. Pentingnya normalisasi data dalam pra proses juga ditekankan, karena dapat meminimalisir error dan meningkatkan akurasi prediksi. Dalam penelitian ini, normalisasi data dilakukan dengan menggunakan persamaan, dengan nilai minimum dan maksimum masing-masing 0,610 dan 4,600, yang didapat dari nilai actual. Penelitian juga menentukan persentase pembagian data, dengan 15% untuk data uji (361 data) dan 85% untuk data latihan (1039 data). Tingkat kesalahan rendah pada model prediksi menunjukkan kinerja yang terbaik. Model tersebut berhasil memprediksi jumlah sampah harian untuk setiap hari di bulan Januari 2023 di 17 Kelurahan di Kota Magelang, menggunakan metode Backpropagation ANN dengan arsitektur dan model yang telah melalui tahap pelatihan dan pengujian.

Kata Kunci: Prediksi Sampah; Neural Network; Kelurahan; MSE; Pra Proses

Abstract—Serious problems related to waste in urban areas, including Magelang City, have led to deepening problems. Rapid population growth and limited land at Banyuurip landfill make it difficult for the government to manage waste and potentially cause negative impacts on the surrounding environment. In an effort to overcome this problem, it is necessary to predict the amount of waste received at Banyuurip landfill from each village in Magelang city every day. The method used is Backpropagation Neural Network with five steps such as data collection, data preparation, data pre-processing, prediction modeling and model evaluation, with the results showing that the Backpropagation Neural Network method, using parameters 30-7-1 and number of epochs 1000, produces the best Mean Squared Error (MSE) value of 0.00013 in Potrobangsari Village. The importance of data normalization in pre-processing is also emphasized, because it can minimize errors and improve prediction accuracy. In this study, data normalization was carried out using an equation, with minimum and maximum values of 0.610 and 4.600 respectively, which were obtained from actual values. The study also determined the percentage of data division, with 15% for test data (361 data) and 85% for training data (1039 data). The low error rate of the prediction model shows the best performance. The model successfully predicts the daily amount of waste for each day in January 2023 in 17 urban villages in Magelang City, using the Backpropagation ANN method with architecture and models that have gone through training and testing stages.

Keywords: Waste Prediction; Neural Network; Subdistrict; MSE; Pre Process

1. PENDAHULUAN

Saat ini, seluruh aktivitas dalam kehidupan manusia tidak terlepas dengan yang namanya sampah. Persoalan sampah yang menjadi isu penting dan bukan lagi sekedar masalah lingkungan tetapi masalah sosial yang mungkin dapat menimbulkan suatu konflik. Pertambahan jumlah penduduk khususnya daerah perkotaan termasuk Kota Magelang, yang relatif padat seiring dengan perkembangan teknologi yang pesat mampu menghasilkan sampah dalam berbagai macam jenis dan bentuk [1]. Sampah merupakan sisa-sisa material yang dihasilkan dari suatu aktivitas manusia, berupa sampah limbah rumah tangga, tempat umum, kantor, industri, perkebunan, maupun peternakan. Hal tersebut tentu berdampak buruk terhadap peralihan keseimbangan lingkungan, diantaranya terjadi pencemaran udara, air, dan tanah. Selain itu, dengan gaya hidup masyarakat yang semakin konsumtif berdampak pada jumlah sampah yang dihasilkan karena belum terbentuknya budaya perilaku hidup bersih dan sehat dalam diri masyarakat [2].

Pemerintah Kota Magelang memiliki TPA (Tempat Pembuangan Akhir) yang menjadi salah satu komponen terpenting dalam proses pengelolaan sampah sekaligus sebagai tempat pembuangan sampah akhir yang memiliki luas 6,1 hektare. Adanya keterbatasan lahan di Kota Magelang, mengharuskan lokasi TPA berada di luar wilayah Kota Magelang, yakni terletak di Desa Banyuurip, Kecamatan Tegalrejo. DLH (Dinas Lingkungan Hidup) Kota Magelang, selaku penyelenggara, pengembangan, dan pengendali lingkungan hidup di Kota Magelang, melakukan pengelolaan sampah yang terlebih dahulu ditampung di TPS (Tempat Pembuangan Sementara) tiap kelurahan dan selanjutnya dipindahkan ke TPA Banyuurip [3]. Lokasi TPA Banyuurip yang berdampingan dengan pemukiman

penduduk sekitar, tidak memungkinkan untuk dapat diperluas lagi seiring dengan pertambahan volume sampah yang tentu menimbulkan dampak negatif bagi kesehatan penduduk.

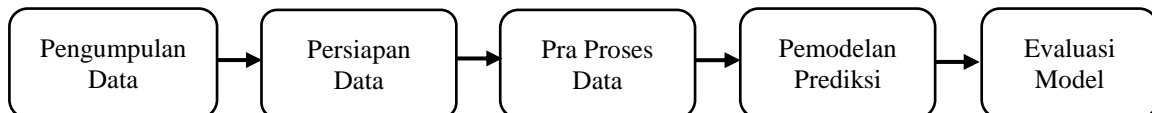
Peningkatan volume sampah yang terus terjadi pada tiap tahunnya menjadi faktor penyebab masa pakai lokasi TPA Banyuurip hanya bertahan dalam waktu beberapa tahun saja. Peningkatan ini tentu juga berdampak pada besarnya anggaran biaya operasional, penyediaan TPS, petugas kebersihan, kendaraan operasional, dan sarana lainnya [4]. Oleh karena itu, melakukan perkiraan atau prediksi terhadap volume sampah menjadi hal penting dalam pengelolaan sampah untuk mengantisipasi potensi masalah dan dampak yang mungkin terjadi. Jaringan Syaraf Tiruan (JST) atau sering disebut Neural Network (NN) merupakan contoh dari berbagai jenis pendekatan metode statistik dan heuristik yang dapat digunakan untuk membuat prediksi beberapa tahun ke depan. Sampah merupakan masalah serius di seluruh wilayah dunia ini, termasuk di Indonesia[5]. Produksi sampah yang terus meningkat seiring dengan pertambahan jumlah penduduk, perubahan pola konsumsi, dan gaya hidup masyarakat telah meningkatkan jumlah timbunan sampah, jenis dan keberagaman karakteristik sampah [6]. Permasalahan timbunan sampah sampai saat ini belum bisa diatasi sepenuhnya, termasuk di Kota Magelang, Provinsi Jawa Tengah dengan luas wilayah yang hanya 55,67 km² dengan jumlah penduduk sebesar 169.978,68 jiwa, pada tahun 2022, jumlah timbunan sampah di kota magelang mencapai 117.953,93 kg/tahun dan mengalami kenaikan pada tahun 2023 mencapai 304.995,11 kg/tahun. Asumsinya per orang menghasilkan 1,8 kg sampah/tahun [6]. Memprediksi jumlah sampah merupakan aspek penting dalam pengelolaan sampah untuk mengantisipasi potensi masalah [7].

Beberapa studi menunjukkan bahwa peningkatan jumlah sampah yang terus meningkat setiap tahunnya adalah alasan mengapa TPA Banyuurip memiliki masa pakai yang terbatas, hanya beberapa tahun saja[8]. Oleh karena itu, membuat perkiraan atau prediksi terhadap jumlah sampah menjadi sangat krusial dalam manajemen sampah untuk mengantisipasi potensi masalah dan dampak yang mungkin timbul[9]. Salah satu contoh dari berbagai metode pendekatan statistik dan heuristik yang dapat digunakan untuk meramal beberapa tahun ke depan adalah JST [10]. Penelitian “Prediksi Jumlah sampah di TPSA Banyuurip Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network” menggunakan metode backpropagation neural network untuk memprediksi jumlah sampah di TPSA Banyuurip[11]. Dengan parameter 30-7-1 dan jumlah epoch 1000, penelitian ini mencapai nilai Mean Squared Error (MSE) terbaik sebesar 0,018870, yang dapat digunakan untuk memprediksi jumlah sampah di hari berikutnya[12]. Sementara itu, prediksi pertumbuhan jumlah penduduk menggunakan algoritma neural network[13]. Temuan penelitian menunjukkan bahwa prediksi yang valid dapat diperoleh selama 19 minggu[14], dengan rentang kesalahan data hanya berkisar antara 6 dan minus 5, menunjukkan tingkat keakuratan yang mendekati angka valid [15].

Berdasarkan latar belakang diatas, penelitian ini bertujuan menindak lanjuti penelitian sebelumnya dengan memfokuskan ke pengumpulan data setiap kelurahan sehingga mendapatkan hasil yang lebih detail terhadap meningkatkan pemantauan terhadap tumpukan sampah. Dalam penelitian ini dilakukan pemodelan Backpropagation Artificial Neural Network sehingga dapat prediksi jumlah sampah di TPA Banyuurip kota Magelang, maka perlu pengawasan di tingkat yang lebih kecil di pemerintahan yaitu di tiap kelurahan. Dengan demikian, hasil prediksi dapat dijadikan dasar untuk mengambil langkah-langkah antisipatif terhadap permasalahan sampah di masa depan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini melibatkan serangkaian langkah yang dijelaskan pada gambar 1.



Gambar 1. Alur Metode Penelitian

Dari gambar 1, terlihat bahwa penelitian ini melibatkan empat langkah dalam menganalisis perkiraan jumlah sampah di TPA Banyuurip, Kota Magelang. Tahapan tersebut mencakup pengumpulan data, pra-pemrosesan data, pelaksanaan prediksi, dan presentasi hasil prediksi.

2.1 Pengumpulan Data

Pada fase ini, pengumpulan informasi penelitian melibatkan penggalan data tentang jumlah sampah yang dihasilkan oleh penduduk Kota Magelang dari tahun 2019 hingga 2022. Data yang diakses mencakup deret waktu dengan nilai variabel yang disesuaikan dengan interval harian, bersifat numerik.

2.2 Persiapan Data

Data mentah yang sudah terkumpul kemudian dilakukan penataan dan pengelompokan sesuai dengan kelurahan yang ada, dan dilakukan penjumlahan total volume sampah yang ada di Kota Magelang yang nantinya menjadi data yang layak untuk digunakan dalam proses pengolahan data.

2.3 Pra Proses Data

Pra Proses data menjadi langkah penting yang harus dilakukan dengan cermat dan konsisten agar dapat memisahkan data supplier, termasuk penghapusan data yang tidak relevan[16]. Ini mencakup penambahan kolom baru yang dikategorikan menjadi 17 bagian, mencakup kelurahan-kelurahan di Kota Magelang. Selanjutnya dilakukan Sliding window untuk memisahkan data training data testing serta normalisasi data[17]. Proses normalisasi dilakukan setelah menentukan data yang akan dinormalkan dan mencari nilai minimum dan maksimumnya kemudian mengubah nilai aktual data menjadi rentang nilai dengan interval [0,1], untuk meminimalkan kesalahan dan meningkatkan akurasi dengan menggunakan persamaan berikut:

$$X' = \frac{(x-X_{min})}{(X_{max}-X_{min})} \tag{1}$$

Keterangan :

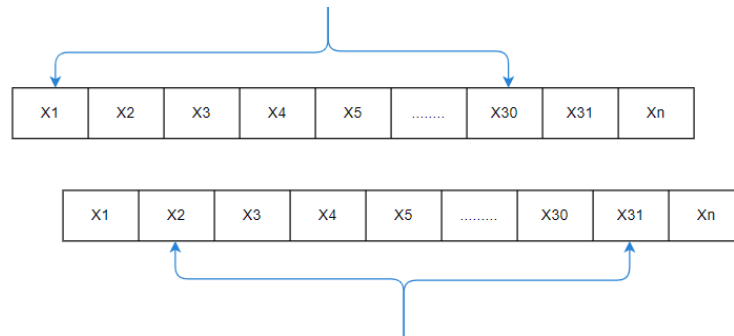
X' = Data hasil normalisasi

x = Data aktual

Xmin = Minimum data x

Xmax = Maksimum data x

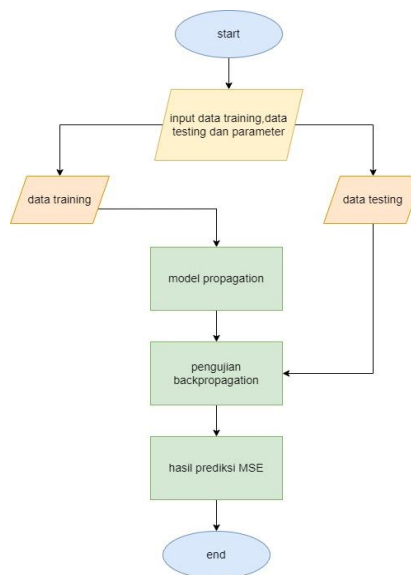
Sliding window adalah teknik pembentukan struktur pada data time series. Dalam penelitian ini, teknik ini diterapkan dengan window size 30, dimulai dari data jumlah sampah pada hari ke-30 sebagai data input, dan variabel targetnya adalah jumlah sampah pada hari berikutnya. Proses ini berulang untuk setiap pola data dari hari ke-2 hingga ke-31 dan seterusnya. Tujuannya adalah untuk mengurangi tingkat kesalahan aproksimasi, dan Sliding window diuji sesuai dengan gambar 2 pada penelitian ini.



Gambar 2. Tahapan Sliding Window

2.4 Pemodelan Prediksi

Setelah melalui pra proses data untuk menghasilkan data pelatihan dan pengujian, langkah berikutnya adalah melaksanakan pelatihan dan pengujian menggunakan teknik backpropagation. Rincian langkah pelatihan dapat ditemukan dalam ilustrasi pada gambar 3.



Gambar 3. Alur Prediksi Jumlah Sampah dengan Metode Bacpropagation ANN

Langkah menggunakan Backpropagation ANN dimulai dengan memasukkan dua jenis data, yaitu data training dan data testing. Data training, yang merupakan variabel input, terdiri dari data harian dan jumlah sampah



dari tahun 2019 hingga 2021. Sementara itu, data testing, yang merupakan variabel target, mencakup jumlah sampah dan data harian pada tahun 2022 di setiap kelurahan di Kota Magelang.

Dalam mengembangkan metode Backpropagation ANN untuk mencapai prediksi maksimum, sangat penting untuk memasukkan nilai parameter dengan cermat[18]. Parameter-parameter ini melibatkan input layer, output layer, hidden layer, jumlah neuron dalam hidden layer, jumlah iterasi maksimum (epoch), dan tingkat pembelajaran (learning rate). Setelah menentukan jenis data dan parameter menggunakan metode Backpropagation ANN, proses pelatihan dilakukan untuk menghasilkan model pelatihan terbaik. Rincian parameter yang digunakan dapat ditemukan dalam Tabel 1.

Tabel 1. Parameter Yang di uji

Parameter	
Output Layer	1
Epoch	1000
Learning Rate	0,01
Input Layer	30
Hidden Layer	1
Hidden Neuron	7

Berdasarkan model terbaik yang telah dilatih dengan parameter yang telah diuji, nilai prediksi akan dievaluasi menggunakan MSE untuk menilai akurasi prediksinya.

2.4.1 Backpropagation Neural Network

Metode backpropagation adalah salah satu teknik dalam jaringan saraf pada rangkaian data yang terdiri dari input dan output yang diinginkan [19]. Jaringan saraf merupakan suatu pendekatan dalam kecerdasan buatan yang meniru proses berpikir manusia untuk menyelesaikan masalah. Dengan memanfaatkan informasi dari data masa lalu, jaringan saraf dapat membuat keputusan terhadap data yang akan datang. Arsitektur jaringan ini didesain secara terdistribusi secara paralel dengan jumlah node yang besar dan keterhubungan antar node. Node ini sering disebut sebagai neuron[20].

2.5 Evaluasi Model

Pada fase ini, prediksi yang telah dihasilkan akan diuji menggunakan setiap data pelatihan dan pengujian untuk mengevaluasi tingkat keakuratan dan kesalahan dalam sistem[21]. Hasil tersebut akan dibandingkan dengan data aktual untuk mengukur tingkat kesalahan, yang direpresentasikan sebagai rata-rata kesalahan kuadrat atau MSE[22]. Tujuan dari langkah ini adalah memastikan bahwa sistem input, proses, dan output beroperasi sesuai dengan sasaran yang ditetapkan. Keberhasilan prediksi akan optimal jika nilai MSE semakin kecil, sehingga nilai tersebut dapat berfungsi sebagai model prediksi untuk jumlah sampah pada hari berikutnya. Perhitungan MSE dilakukan dengan cara berikut.

$$MSE = \frac{\sum |Kesalahan\ peramalan|^2}{n} \tag{2}$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan dan Persiapan Data

Informasi yang digunakan untuk menciptakan variabel menggunakan metode Backpropagation ANN berasal dari data TPA Banyuurip mengenai pengolahan sampah selama periode 2019 hingga 2022, disajikan dalam format excel. Data tersebut mencakup jumlah sampah harian yang kemudian dikelompokkan berdasarkan 17 kelurahan di Kota Magelang. Ilustrasi data yang diambil dapat dilihat pada tabel 1, yang menunjukkan jumlah sampah yang telah dikelompokkan ke dalam 17 kelurahan.

Tabel 1. Data Jumlah sampah di TPA Banyuurip

No	Tanggal	Suplier	Netto (ton)	Kelurahan
1	2022-12-31	Perum Depkes Magelang	1,215	Kel. Kramat Utara
2	2022-12-31	Pasar Rejowinangun	0,840	Kel. Rejowinangun Selatan
...
62192	2019-01-03	Dlh Kota Magelang	1,530	Kel. Kedungsari
62193	2019-01-03	Dlh Kota Magelang	4,600	Kel. Kedungsari
62194	2019-01-03	Dlh Kota Magelang	2,310	Kel. Kedungsari

3.2 Pra Proses Data

Setelah mengumpulkan data dilakukan pemisahan data normalisasi, data training dan data testing. Normalisasi data sangat penting dalam pra proses data karena dapat meminimalisir error dan meningkatkan akurasi.



Perhitungan normalisasi menggunakan persamaan, pada proses normalisasi data membutuhkan nilai minimum dan maksimum, nilai minimum pada penelitian ini yaitu 0,610 Sedangkan nilai maksimumnya 4,600, didapat dari nilai aktual.

Setelah diketahui nilai minimum dan maksimum dilakukan normalisasi data, hasil normalisasi data terdapat pada tabel 2. normalisasi data jumlah sampah terbagi menjadi dua bagian, yakni sebagai data latih dan data uji. Setelah pembagian, dilakukan pemeriksaan untuk memastikan validitas data tersebut sehingga dapat digunakan untuk memprediksi jumlah sampah di setiap kelurahan di Kota Magelang.

Tabel 2. Data Hasil Normalisasi di semua Kelurahan

Kelurahan	X1	X2	X3	X30
Kel. Kedungsari	0,366845	0,354864	0,475041	0,262782
Kel. Potrobangsari	0,036669	0,275679	0,029158	0,267727
Kel. Magersari	0,227227	0,452452	0,947948	0,336837
Kel. Jurangombo Utara	0,122581	0,512903	0,508387	0,426452
Kel. Cacaban	0,366117	0,265705	0,61174	0,288363
Kel. Kramat Selatan	0,645685	0,010152	0,502538	0,467005
Kel. Jurangombo Selatan	0,090595	0,265492	0,631645	0,247877
Kel. Wates	0,211323	0,63002	1.000.000	0,294273
Kel. Kemirirejo	0,162844	0,16055	0.105505	0,18922
Kel. Kramat Utara	0,08597	0,282669	0,054333	0,544017
Kel. Rejowinangun Selatan	0,261348	0,220083	0,151307	0,484182
Kel. Magelang	0,247874	0,172539	0,133657	0,405832
Kel. Panjang	0,038857	0,224004	0,066286	0,297143
Kel. Gelangan	0,182065	0,097826	0,413043	0,342391
Kel. Rejowinangun Utara	0,17096	0,569087	0,386417	0,655738
Kel. Tidar Utara	0,07949	0,254171	0,101079	0,09421
Kel. Tidar Selatan	0,096432	0,08486	0,098361	0,077146

Dalam Tabel 2, disajikan hasil normalisasi data yang kemudian akan dipisahkan menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji. Dalam penelitian ini, persentase pembagian data yang akan digunakan adalah 15% untuk data uji, dengan jumlah 361 data, dan 85% untuk data latih, dengan jumlah 1039 data. Pembagian ini dilakukan secara berurutan sesuai dengan kebutuhan prediksi untuk hari berikutnya.

Tabel 3. Data Train

Data Train	Tahun
16010	2019
15494	2019
20670	2019
28920	2019
.....
2705	2020
14245	2020
15060	2020
4750	2020
.....
7275	2021
11515	2021
5480	2021
21750	2021

Data train yang nantinya akan digunakan untuk membuat model pelatihan backpropagation. Sedangkan data test akan digunakan untuk pengujian model pelatihan yang sudah dibuat.

Tabel 4. Data Test

Data Test	Tahun
14230	2022
460	2022
13130	2022
9920	2022
10310	2022
14620	2022
9610	2022

Data Test	Tahun
9440	2022

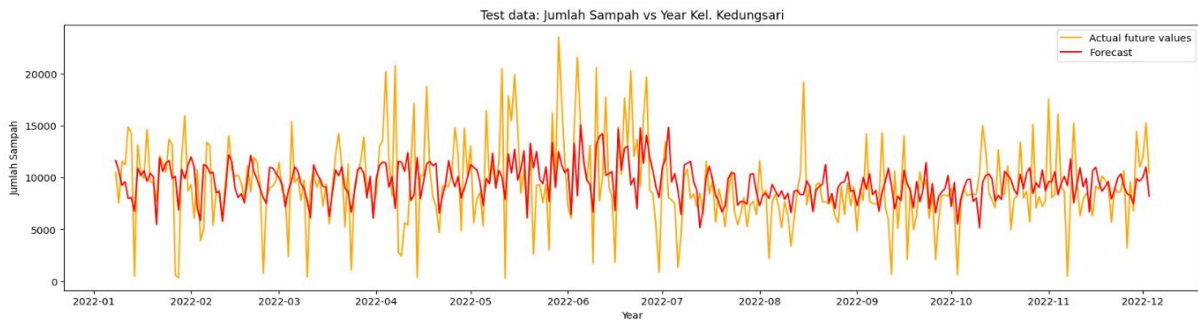
3.3 Pemodelan Prediksi

Penelitian ini menghadapi ketidakpastian dalam menetapkan nilai parameter karena tidak ada aturan yang jelas. Tabel 5 menunjukkan hasil eksperimen yang telah dilakukan, termasuk penentuan jumlah neuron tersembunyi dan jumlah epoch.

Tabel 5. Hasil pengujian MSE tiap kelurahan dengan parameter yang ditentukan

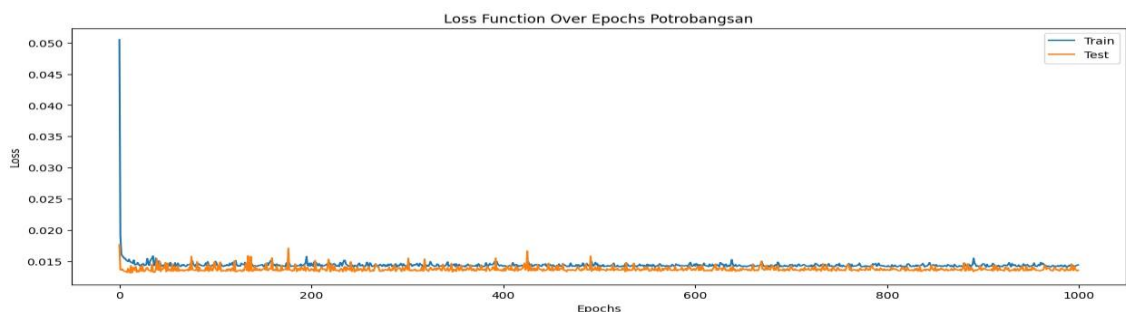
Kelurahan	Learning Rate	Epoch	Hidden Neuron	MSE Train	MSE Test
Kel. Kedungsari	0,01	1000	7	0,008284	0,007711
Kel. Potrobangsari	0,01	1000	7	0,01502	0,014895
Kel. Magersari	0,01	1000	7	0,013776	0,013593
Kel. Jurangombo Utara	0,01	1000	7	0,018219	0,014538
Kel. Cacaban	0,01	1000	7	0,011893	0,004032
Kel. Kramat Selatan	0,01	1000	7	0,0207	0,01732
Kel. Jurangombo Selatan	0,01	1000	7	0,008609	0,004127
Kel. Wates	0,01	1000	7	0,003446	0,00236
Kel. Kemirirejo	0,01	1000	7	0,019225	0,010133
Kel. Kramat Utara	0,01	1000	7	0,027388	0,022114
Kel. Rejowinangun Selatan	0,01	1000	7	0,011784	0,019915
Kel. Magelang	0,01	1000	7	0,011158	0,0073
Kel. Panjang	0,01	1000	7	0,011307	0,006865
Kel. Gelangan	0,01	1000	7	0,010653	0,01453
Kel. Rejowinangun Utara	0,01	1000	7	0,016097	0,026594
Kel. Tidar Utara	0,01	1000	7	0,023648	0,011897
Kel. Tidar Selatan	0,01	1000	7	0,006375	0,007205

Berdasarkan pengujian sistem terhadap model parameter yang telah direncanakan, diperoleh parameter yang menghasilkan MSE Train dan MSE Test dengan nilai epoch 1000, satu lapisan tersembunyi, dan tujuh neuron tersembunyi. Hasil akurasi atau ketepatan dapat ditemukan dalam Tabel 5.



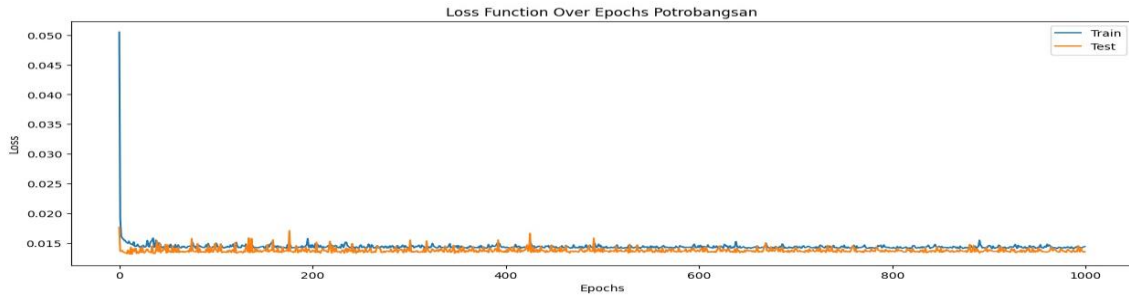
Gambar 4. Plot Data Aktual dan Data Prediksi pada Kelurahan Kedungsari

Gambar 4 memperlihatkan hasil plotting yang dihasilkan menggunakan metode backpropagation pada Artificial Neural Network (ANN). Hasil analisis menunjukkan bahwa pada beberapa hari tertentu, jumlah sampah tidak dapat diprediksi secara akurat akibat ketidakrutinan pengangkutan sampah dari setiap pemasok (sumber sampah) pada hari-hari tersebut, sehingga jumlah sampah yang masuk ke Tempat Pembuangan Akhir (TPA) kecil. Setelah itu tahap selanjutnya adalah melakukan loss function pada beberapa kelurahan agar mengetahui berapa rata-rata dari nilai actual dan prediksi apakah berbeda jauh atau tidak.



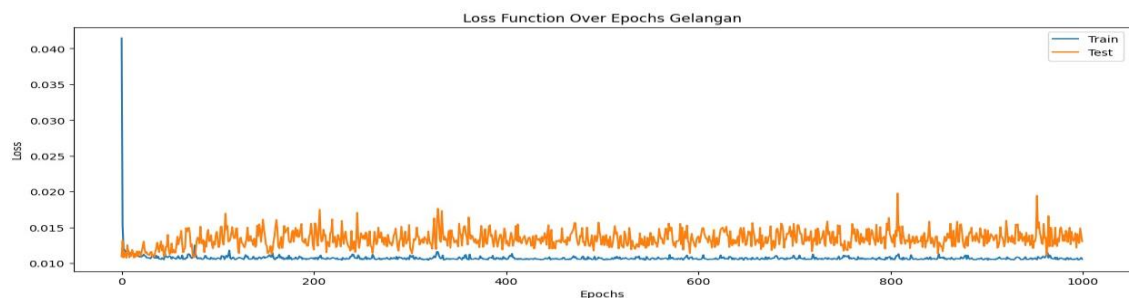
Gambar 5. Loss Function Kelurahan Potrobangsari

Gambar 5 menampilkan Hasil loss function dikelurahan Potrobangsian yaitu data train 0,015020 sedangkan data test mencapai 0,014895. Hal ini karena nilai loss function pada kedua set data (train dan test) sangat mendekati satu sama lain, menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang stabil dan tidak terlalu dipengaruhi oleh perbedaan antara data pelatihan dan data pengujian. Kesamaan nilai loss function ini dapat mengindikasikan bahwa model tidak mengalami overfitting atau underfitting pada kelurahan Potrobangsian, dan dapat dianggap memiliki generalisasi yang baik terhadap data baru



Gambar 6. Loss Function Kelurahan Keramat selatan

Gambar 6 menampilkan Hasil loss function dikelurahan Keramat selatan yaitu data train 0,020700 sedangkan data test mencapai 0,01732. Dengan nilai loss function yang relatif rendah baik pada data train maupun data test, dapat diinterpretasikan bahwa model tidak hanya mampu mempelajari pola pada data pelatihan, tetapi juga berhasil mengaplikasikan pengetahuannya dengan efektif pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa model yang diterapkan pada kelurahan Keramat Selatan sesuai dengan prediksi yang diharapkan dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik.



Gambar 7. Loss Function Kelurahan Gelangan

Gambar 7 menampilkan Hasil loss function dikelurahan Gelangan yaitu data train 0,010653 sedangkan data test mencapai 0,014530. Hal ini menunjukkan adanya perbedaan yang cukup signifikan antara kinerja model pada data train dan data test. Disparitas ini dapat dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti perbedaan karakteristik atau kondisi pada saat pengumpulan data train dan data test. Hasil ini dipengaruhi oleh beberapa faktor, baik periode pengambilan sampah, unit pengangkutan sampah, luas area, jumlah penduduk, keadaan sosial ekonomi, serta kemauan teknologi.

Data di atas merupakan loss function dari prediksi sampah di kota magelang, tujuan dari MSE adalah untuk meminimalkan rata-rata kuadrat dari perbedaan antara nilai sebenarnya dan prediksi model. Semakin kecil nilai MSE, semakin baik kinerja model dalam memprediksi data. Berdasarkan hasil plotting yang telah dilakukan. Hasil analisis menunjukkan bahwa pada beberapa hari tertentu, jumlah sampah tidak dapat diprediksi secara akurat akibat ketidak rutinan pengangkutan sampah dari setiap pemasok (sumber sampah) pada hari-hari tersebut, sehingga jumlah sampah yang masuk ke TPA kecil. Dalam konteks prediksi jumlah sampah, jika model memiliki MSE yang tinggi pada beberapa hari tertentu, itu menunjukkan bahwa prediksi jumlah sampah pada hari-hari tersebut tidak akurat. Oleh karena itu, perlu dilakukan perbaikan pada model, fitur input, atau pengumpulan data untuk meningkatkan ketepatan prediksi pada situasi tersebut.

3.4 Evaluasi Prediksi

Penggunaan metode Backpropagation ANN menghasilkan prediksi dengan nilai MSE test terendah sebesar 0,002360. Hasil prediksi didapat dari 17 kelurahan kota magelang diambil rentan waktu 2 hingga 3 Januari 2023.

Tabel 6. Perbandingan Hasil Aktual dengan Hasil Prediksi pada kelurahan Kedungsari

Data Aktual	Data Prediksi	Error
9040	8022	0,1269
8667	11404	0,24004
490	10689	0,95416



Data Aktual	Data Prediksi	Error
8250	9869	0,16405
15220	10929	0,39257
9550	8865	0,07719
6290	10349	0,39226
7860	8527	0,07832
8470	11245	0,24679
7960	10903	0,26996
6288	10846	0,42027
9170	11329	0,19064
8890	9443	0,05864
9781	8830	0,10765

Hasil prediksi ditampilkan dalam Tabel 6 yang membandingkan data aktual pada bulan Desember 2022 dengan hasil prediksi pada bulan Januari 2023. Tabel 6 menunjukkan tingkat kesalahan yang rendah, menandakan kinerja yang memuaskan dari model prediksi yang digunakan. Model tersebut berhasil memprediksi jumlah sampah harian untuk setiap hari di bulan Januari 2023 di kelurahan Kedungsari. Penelitian ini selaras dengan penelitian lain yang menyatakan metode Backpropagation ANN yang digunakan menunjukkan error pada prediksi yang cukup rendah, yang artinya model prediksi yang dihasilkan cukup baik, tetapi pada Kelurahan Rejowinangun Selatan, Kelurahan Gelangan, Kelurahan Rejowinangun Utara, dan Kelurahan Tidar Selatan memiliki data train lebih tinggi dari data test, nilai tersebut disebabkan pada data kelurahan tersebut tidak lengkap dan telah dilakukan drop data untuk data kelurahan yang kosong, sehingga terjadi ketidak tepatan data prediksi. Hal ini yang menjadikan metode Backpropagation ANN perlu dilakukan perbaikan model, fitur input, atau pengumpulan data untuk meningkatkan ketepatan prediksi.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan temuan penelitian, dapat disimpulkan bahwa penerapan metode Backpropagation Neural Network untuk memprediksi jumlah sampah di Kota Magelang memberikan nilai MSE test terbaik sebesar 0,002360 pada Kelurahan Wates, dengan rincian parameter jumlah input layer 30, hidden layer berjumlah 1 dengan hidden neuron berjumlah 7 dan 1 output layer dengan epoch 1000. Terindikasi dengan nilai MSE yang rendah pada setiap kelurahan, semakin kecil nilai MSE maka semakin baik kinerja model dalam memprediksi data. Selain itu metode Backpropagation Neural Network juga harus di perbaiki berkaitan dengan model, fitur input, serta pengumpulan data untuk meningkatkan ketepatan prediksi, hal tersebut terjadi akibat metode Backpropagation Neural Network memunculkan data train lebih tinggi dari data test seperti di Kelurahan Rejowinangun Selatan, Kelurahan Gelangan, Kelurahan Rejowinangun Utara, dan Kelurahan Tidar Selatan, nilai tersebut disebabkan pada data kelurahan tersebut tidak lengkap dan telah dilakukan drop data untuk data kelurahan yang kosong. Melalui hasil prediksi ini, diharapkan penelitian selanjutnya dapat mengoptimalkan model, fitur input, atau pengumpulan data untuk meningkatkan ketepatan prediksi.

UCAPAN TERIMAKASIH

Ucapan terima kasih peneliti sampaikan kepada pihak TPA Banyuurip dan Dinas Lingkungan Hidup Kota Magelang yang telah memberikan informasi, perizinan, dan diskusi dalam proses pengambilan data ini.

REFERENCES

- [1] G., R. H. Laluma, and A. Prasetya, "Prediksi Volume Dan Ritasi Pengelolaan Sampah Di Kota Bandung Dengan Metode Regresi Linear," *Techno-Socio Ekon.*, vol. 15, no. 1, p. 49, 2022, doi: 10.32897/techno.2022.15.1.1195.
- [2] Ruslan and A. Kurbani, "Pengaruh Pengawasan dan Kemampuan Kerja terhadap Kinerja Pegawai Kejaksaan Tinggi Sumatera Selatan," *J. Manivestasi*, vol. 2, no. 1, pp. 94–111, 2020.
- [3] M. Z. Elamin et al., "Analysis of Waste Management in The Village of Disanah, District of Sresih Sampang, Madura," *J. Kesehat. Lingkung.*, vol. 10, no. 4, p. 368, 2018, doi: 10.20473/jkl.v10i4.2018.368-375.
- [4] P. Sulardi, T. Hendro, and F. R. Umbara, "Prediksi Kebutuhan Obat Menggunakan Regresi Linier," *Pros. SNATIF*, vol. 0, no. 0, pp. 57–62, 2017, [Online]. Available: https://scholar.google.com/scholar?hl=en&as_sdt=0%2C5&q=Prediksi+Kebutuhan+Obat+Menggunakan+Regresi+Linier&btnG=
- [5] N. Priandila, "Penerapan Metode Backpropagation Untuk Memprediksi Jumlah Sampah (Studi Kasus: Dlh Kab. Langkat)," *Semin. Nas. Inform.*, vol. 6, no. 3, pp. 906–918, 2022.
- [6] E. Boedi Orbawati et al., "Peningkatan Kesadaran Masyarakat Untuk Pengelola Sampah Mandiri Melalui Implementasi Teknologi Tepat Guna," *J. Jendela Inov. Drh.*, vol. 4, no. 2, pp. 66–78, 2021, doi: 10.56354/jendelainovasi.v4i2.107.
- [7] A. Hidayat, M. T. Ziyad, and C. Juliane, "Memprediksi Volume Sampah di Jawa Barat dengan Metode Regresi Linier," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 10, no. 1, pp. 590–603, 2023.
- [8] Z. G. J. Rumagit, I. R. Mangangka, and R. R. I. Legrans, "Analisis Sisa Masa Pakai TPA Airmadidi Kabupaten Minahasa



- Utara,” vol. 21, no. 85, 2023.
- [9] W. S. Lestari and A. Halim, “Prediksi Kesuksesan Startup Menggunakan Deep Neural Network,” *J. SIFO Mikroskil*, vol. 23, no. 2, pp. 99–110, 2022, doi: 10.55601/jsm.v23i2.885.
- [10] I. S. Purba and A. Wanto, “Prediksi Jumlah Nilai Impor Sumatera Utara Menurut Negara Asal Menggunakan Algoritma Backpropagation,” *Techno.Com*, vol. 17, no. 3, pp. 302–311, 2018, doi: 10.33633/tc.v17i3.1769.
- [11] U. Basuki, “Cakrawala Hukum Cakrawala Hukum,” *Cakrawala Huk.*, vol. 12, no. 1, pp. 95–110, 2021, [Online]. Available: <https://e-journal.unwiku.ac.id/hukum/index.php/CH/article/view/171>
- [12] Dwi Kartini, Friska Abadi, and Triando Hamonangan Saragih, “Prediksi Tinggi Permukaan Air Waduk Menggunakan Artificial Neural Network Berbasis Sliding Window,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 1, pp. 39–44, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i1.2602.
- [13] N. Asiyah, “Kebijakan Pemerintah Kota Langsa Terhadap Pengelolaan Sampah Dalam Memenuhi Prinsip Good Environmental Governance,” *J. Huk. Samudra Keadilan*, vol. 14, no. 2, pp. 316–327, 2019, doi: 10.33059/jhsk.v14i2.1920.
- [14] S. I. Novichasari and R. Rakhmawati, “Komparasi Neural Network dan Support Vector Machine untuk Data Time Series dan Non-Time Series,” *J. Prodi Tek. Inform. UNW*, vol. 5, no. 1, pp. 4–9, 2023.
- [15] W. Santoso, M. Maimunah, and P. Sukmasetya, “JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA Prediksi Volume Sampah di TPSA Banyuurip Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 7, no. 1, pp. 464–472, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i1.5499.
- [16] S. Optimization et al., “Diseminasi Optimasi Stok Menggunakan Metode Probabilistic Neural Network Dan Teknik Dominasi Pasar Pada Badan Usaha Milik Desa Balung Kulon,” pp. 212–216.
- [17] S. Y. Prasetyo, “Prediksi Gagal Jantung Menggunakan Artificial Neural Network,” *J. SAINTEKOM*, vol. 13, no. 1, pp. 79–88, 2023, doi: 10.33020/saintekom.v13i1.379.
- [18] A. Pujiyanto, K. Kusri, and A. Sunyoto, “Perancangan Sistem Pendukung Keputusan Untuk Prediksi Penerima Beasiswa Menggunakan Metode Neural Network Backpropagation,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 2, pp. 157–162, 2018, doi: 10.25126/jtiik.201852631.
- [19] R. E. Wahyuni, “Optimasi Prediksi Inflasi Dengan Neural Network Pada Tahap Windowing Adakah Pengaruh Perbedaan Window Size,” *Technol. J. Ilm.*, vol. 12, no. 3, p. 176, 2021, doi: 10.31602/tji.v12i3.5181.
- [20] H. Putra and N. Ulfa, “Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi Penerapan Prediksi Produksi Padi Menggunakan Artificial Neural Network Algoritma Backpropagation,” *Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 02, pp. 100–107, 2020.
- [21] A. Yoani, S. Sediono, M. F. F. Mardianto, and E. Pusporani, “Prediksi Jumlah Kejadian Banjir Bulanan di Indonesia Berdasarkan Analisis Long Short Term Memory,” *G-Tech J. Teknol. Terap.*, vol. 7, no. 4, pp. 1663–1672, 2023, doi: 10.33379/gtech.v7i4.3346.
- [22] R. Abdulhakim, Carudin, and B. Arif Dermawan, “Analisis dan Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Kendaraan Prioritas,” *J. Sains dan Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 135–144, 2021, doi: 10.34128/jsi.v7i2.335.
- [23] F. Khairati and H. Putra, “Prediksi Kuantitas Penggunaan Obat pada Layanan Kesehatan Menggunakan Algoritma Backpropagation Neural Network,” *J. Sistim Inf. dan Teknol.*, vol. 4, pp. 128–135, 2022, doi: 10.37034/jsisfotek.v4i3.158.
- [24] Y. B. E. Purba, N. F. Saragih, A. P. Silalahi, and ..., “Perancangan Alat Pendeteksi Kematangan Buah Nanas Dengan Menggunakan Mikrokontroler Dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN),” *J. Ilm. Tek. ...*, vol. 2, no. 1, pp. 13–21, 2022,