PERBANDINGAN METODE BPNN DAN LSTM DALAM PERAMALAN TIMBUNAN SAMPAH TPA

Anggelika Royinda[1], Rahmatina Hidayati[2], Hudan Eka Rosyadi[3]

[1,2,3]Jurusan Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Merdeka Malang

[1]anggelikaroyinda16@gmail.com, [2]rahmatina.hidayati@unmer.ac.id, [3]hudan@unmer.ac.id

Abstrak

Permasalahan sampah merupakan isu lingkungan yang terus diupayakan pengelolaannya oleh pemerintah, termasuk Kabupaten Malang. TPA Talangagung merupakan TPA yang terletak di Kecamatan Kepanjen dan bertugas melayani penanganan sampah wilayah Kabupaten Malang bagian selatan. Meningkatnya jumlah sampah masuk ke TPA Talangagung pada beberapa periode terakhir tanpa adanya sistem prediksi dapat menyulitkan perencanaan pengelolaan sampah. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan dua metode peramalan, yakni *Backpropagation Neural Network* (BPNN) dan *Long-Short Term Memory* (LSTM) secara lebih akurat dalam memprediksi sampah masuk di TPA Talangagung. Data yang digunakan berupa data historis volume sampah TPA Talangagung mulai dari tahun 2029 hingga 2024. Alur penelitian mencakup proses normalisasi data, pembentukan *sliding windows*, perancangan arsitektur, proses pelatihan, proses pengujian, denormalisasi, hingga perhitungan akurasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *Backpropagation Neural Network* (BPNN) lebih optimal digunakan dalam kasus peramalan volume sampah TPA Talangagung dibandingkan dengan model *Long-Short Term Memory* (LSTM). Hal ini dibuktikan dengan nilai MSE dan MAPE dari BPNN sebesar 0,0060 dan 6,88% yang dihasilkan dari parameter terbaik 6 *input layer*, 8 *neuron hidden*, 1 *output,* serta 200 *epoch*. Nilai tersebut lebih kecil dibandingkan dengan hasil MSE dan MAPE dari metode LSTM yaitu sebesar 0,0079 dan 7,44% dengan arsitektur terbaiknya meliputi 11 *input layer*, 16 *neuron hidden*, 1 *output layer*, serta 50 *epoch*. Temuan ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam merumuskan strategi pengelolaan sampah berbasis data di TPA Talangagung.

Kata kunci : sampah, peramalan, BPNN, LSTM

1. Pendahuluan

Sampah adalah adalah benda hasil dari aktivitas manusia yang sudah tidak digunakan dan diinginkan (Zuraidah et al., 2022). Permasalahan sampah merupakan isu lingkungan yang terus menjadi perhatian, baik di lingkup global maupun nasional. Bertambahnya jumlah penduduk, gaya hidup masyarakat, dan industri yang terus berkembang dapat mengakibatkan jumlah timbunan sampah mengalami peningkatan yang signifikan (Hidayat & Faizal, n.d.).

Di Indonesia, pengelolaan sampah yang tepat masih terus diupayakan baik oleh pemerintah pusat maupun daerah, termasuk di Kabupaten Malang. Berdasarkan keterangan dari petugas administrasi TPA Talangagung, saat ini Kabupaten Malang memiliki 3 Tempat Pemrosesan Akhir (TPA), yakni TPA Paras di Poncokusumo, TPA Talangagung di Kepanjen, dan TPA Randuagung di Singosari. Dari ketiga tersebut, TPA Talangagung menjadi lokasi utama dalam melayani penanganan sampah di wilayah Malang bagian selatan. TPA Talangagung terletak di Kecamatan Kepanjen, Kabupaten Malang dengan luas lahan 12 hektar untuk menampung dan menangani pengolahan akhir sampah pada 23 kecamatan. TPA ini termasuk dalam kategori TPA Wisata Edukasi berkat penerapan inovasi dalam pengolahan sampahnya dan kerap menjadi objek observasi oleh pelajar maupun mahasiswa yang ingin mempelajari lebih dalam perihal penanganan sampah.

Berdasarkan data yang bersumber dari TPA Talangagung, timbunan sampah di TPA Talangagung dari tahun 2020 hingga tahun 2024 terus meningkat. Pada bulan Agustus 2024 jumlah sampah pada TPA ini mencapai 4.520 ton. Sedangkan jumlah rata-rata sampah per harinya sebanyak 78 ton. Jumlah tersebut mengalami kenaikan 10,54% dari tahun sebelumnya. Pada Juli 2024 jumlah sampah TPA Talangagung sebesar 4.089 ton. Data tersebut merupakan data *time series* yang mana pencatatannya dalam urutan waktu per bulan (Novanda & Hidayati, 2024).

Tanpa adanya strategi perencanaan yang tepat berbasis data, peningkatan timbunan sampah dapat menimbulkan berbagai kendala seperti keterbatasan lahan, alur operasional yang terganggu (Loni Manikari et al., 2024), hingga risiko terhadap kesehatan dan lingkungan sekitar. Peramalan dapat menjadi salah satu upaya dalam menangani kendala tersebut.

Peramalan (*forecasting*) adalah tindakan memperkirakan kejadian di masa depan dengan menganalisis data dari masa lampau (Rizal et al.,

2021). Peramalan sangat penting dalam mengambil keputusan (Mulyani et al., 2021). Metode peramalan bervariasi, tergantung pada sudut pandang kepentingan dalam mengambil keputusan (Ramadhan & Pamuji, 2022). Terdapat metode peramalan berbasis *machine learning* yang bisa digunakan untuk mengolah data *time series*. Dua metode tersebut yakni *Backpropagation Neural Network* (BPNN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) yang memiliki pendekatan berbeda. *Backpropagation Neural Network* (BPNN) adalah salah satu turunan dari model *Artificial Neural Network* (Wei & Yang, 2021) yang dapat digunakan untuk format data acak maupun data dengan urutan waktu. BPNN dikenal dengan perhitungan dengan akurasi yang tinggi (Amarta & Ma'rifah, 2021). LSTM merupakan jaringan *neural* yang digunakan untuk prediksi data berdasarkan urutan waktu (Loni Manikari et al., 2024).

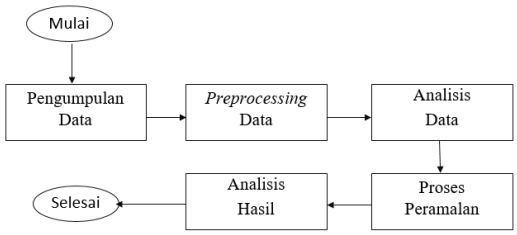
Pada bidang kesehatan, metode *Backpropagation Neural Network* telah digunakan dalam memprediksi kebutuhan obat di Puskesmas Andalan Kota Padang. Dengan menggunakan arsitektur 12 *input layer*, 1 *hidden layer*, dan 1 *output* dapat menghasilkan data peramalan pemakaian obat pada tahun 2022 dengan akurasi 90% (Khairati & Putra, 2022). Algoritma BPNN juga pernah diterapkan dalam analisis sentimen terhadap calon presiden tahun 2019 dan menghasilkan tingkat akurasi yang baik diatas 80% (Rozi et al., 2020). Pada penelitian lain, model BPNN menghasilkan tingkat kesalahan sebesar 0,01% dalam meramalkan permintaan produksi industri garam (Thoriq, 2022).

Beberapa penerapan model LSTM diantaranya adalah pada penelitian yang dilakukan oleh Anggun dan Ricky Eka dalam membandingkan kinerja LSTM dengan model ARIMA dan RNN pada peramalan harga beras di Indonesia. Hasil dari perhitungan tersebut menunjukkan jika model LSTM memiliki performa perhitungan yang paling baik dengan tingkat akurasi mencapai 98,57% (Hidayah & Putra, 2024). Model LSTM dapat digunakan untuk deteksi lansia yang jatuh dengan mempresentasikan kondisi tubuh berdasarkan indeks tertentu (Putra et al., 2025). Penelitian lain menunjukkan model LSTM menghasilkan tingkat akurasi yang cukup baik dengan nilai MSE 0,02207 saat peramalan volume sampah TPAS Gunung Santri (Loni Manikari et al., 2024).

Penelitian yang membandingkan kinerja BPNN dan LSTM untuk meramalkan volume sampah di TPA Talangagung masih terbatas. Oleh karena itu, peneliti mencoba membandingkan performa kinerja metode peramalan *Backpropagation Neural Network* (BPNN) dan *Long- Short Term Memory* (LSTM) dalam menghasilkan data prediksi timbunan sampah di TPA Talangagung berdasarkan tingkat akurasi terbaik. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat membantu pengambilan keputusan berbasis data dalam upaya pengelolaan sampah yang lebih efisien pada TPA Talangagung.

2. Metode

Penelitian dilakukan pada TPA Talangagung yang terletak di Kecamatan Kepanjen, Kabupaten Malang. Rangkaian sistematis dari penelitian ini dijabarkan pada Gambar 1. berikut.



Gambar 1. Alur Metode Penelitian

Penelitian diawali dengan pengumpulan data dari objek yang diteliti. Data sampah dengan format yang belum sesuai harus melalui tahap *preprocessing* agar data siap untuk dianalisis. Kemudian, proses peramalan dilakukan dengan dua metode yaitu *Backpropagation Neural Network* dan *Long-Short Term Memory*. Tahap terakhir yaitu analisis hasil perbandingan dua metode peramalan berdasarkan nilai akurasi. Metode peramalan dengan akurasi lebih tinggi dapat menjadi rekomendasi untuk perhitungan prediksi volume sampah yang masuk di TPA Talangagung pada periode mendatang.

2.1 Pengumpulan Data

Terdapat dua tahap pengumpulan data pada penelitian ini yaitu wawancara dan dokumentasi data sekunder. Wawancara secara langsung dilakukan kepada petugas TPA Talangagung untuk memperoleh informasi tambahan terkait kondisi operasional TPA. Informasi digunakan sebagai bahan pendukung penelitian.

Data yang didapatkan berupa catatan historis timbunan sampah yang masuk ke TPA Talangagung sejak bulan Januari 2019 hingga September 2024 dalam format xlsx. Data volume sampah masuk didapatkan secara langsung dari petugas TPA Talangagung. Sebagian data sampah yang masuk dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Data Volume Sampah Masuk TPA Talangagung

No.	Bulan - Tahun	Volume Sampah Masuk (Kg)
1.	Januari - 2019	2.616.690
2.	Februari - 2019	2.475.870
3.	Maret - 2019	614.060
4.	April - 2019	1.947.490
5.	Mei - 2019	2.811.150
…	…….	…….
69.	September - 2024	3.303.643

2.2 *Preprocessing* Data

Preprocessing data dilakukan agar data yang akan digunakan dalam keadaan bersih dan format

yang sesuai. Langkah-langkah dalam tahapan ini diantaranya adalah:

a. Rekapitulasi data
   Data volume sampah pada TPA Talangagung berupa file *excel* yang dipisahkan menurut bulan dan tahun. Oleh karena itu, perlu menggabungkan seluruh file menjadi satu file *excel* yang memuat semua informasi data timbunan sampah masuk.
b. Standarisasi format data
   Dilakukan *konversi* format bulan ke *datetime* (MM-YYYY) agar dapat digunakan untuk menganalisis deret waktu.
c. *Cleaning* data
   Berupa melakukan penamaan pada kolom agar sesuai dan mudah diproses.

2.3 Analisis Data

Analisis data dilakukan dengan melakukan normalisasi data, pembentukan *sliding windows*, dan pembagian data. Normalisasi data adalah proses transformasi data menjadi rentang yang lebih kecil (Ashari & Sadikin, 2020), yaitu antara 0 hingga 1. Normalisasi data pada *python* menggunakan *library MinMaxScaler* atau dapat dihitung dengan rumus persamaan berikut:

$$x_n = \frac{x_0 - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

Keterangan:

Xn	: Nilai normalisasi
Xo	: Nilai data aktual
Xmin	: Nilai minimal data aktual
Xmax	: Nilai maksimal data aktual

Sliding window/window size (jendela geser) adalah jumlah data historis yang digunakan untuk meramalkan satu data berikutnya. BPNN dan LSTM membutuhkan pendekatan ini untuk mendapatkan hasil perhitungan yang lebih optimal. Pada tahap *preprocessing* data juga dilakukan pembagian data menjadi data *training* (latih) dan data *testing* (uji).

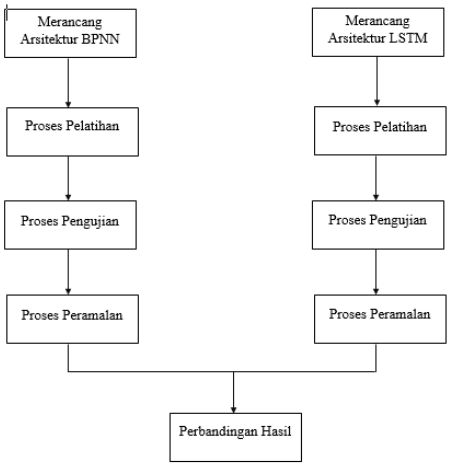
Data latih digunakan jaringan untuk mempelajari pola data sedangkan data uji digunakan untuk melakukan perhitungan peramalan. Pembagian data ditentukan dalam bentuk *persentase* (Amarta & Ma'rifah, 2021) dengan mempertimbangkan jumlah data.

2.4 Proses Peramalan

Peramalan timbunan sampah menggunakan bahasa pemrograman python pada *google colab* dan menggunakan 2 metode yaitu *backpropagation* dan LSTM. *Backpropagation Neural Network* adalah salah satu jaringan syaraf tiruan yang memiliki lapisan *multilayer* (Sawitri et al., 2018). Jaringan ini bekerja dengan prinsip mempelajari data input dan memodifikasi pola data berulang kali untuk menemukan pemetaan yang tepat dengan tingkat kesalahan terkecil (Zhang & Mu, 2021).

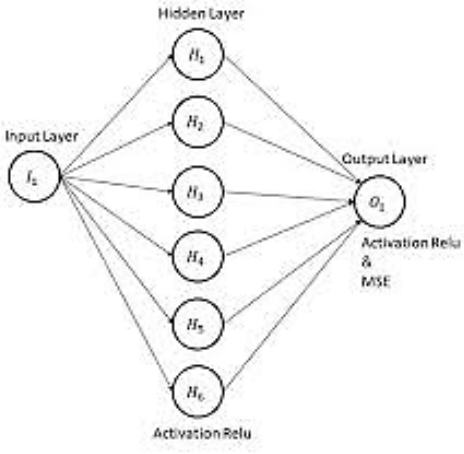
Long Short-Term Memory (LSTM) adalah salah satu turunan dari model *Recurrent Neural Network* (RNN). Pada tahapan peramalan ini akan didapatkan MSE, MAPE, serta grafik perbandingan antara data aktual dan data hasil peramalan. *Mean Square Error* (MSE) merupakan kuadrat dari rata-rata nilai selisih antara data aktual dengan data hasil peramalan, sedangkan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) merupakan bentuk *persentase* dari rata-rata mutlak nilai kesalahan akurasi peramalan pada periode tertentu (Lusiana & Yuliarty, 2020).

Alur proses peramalan volume sampah TPA menggunakan 2 metode dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram Alur Proses Peramalan

Model BPNN dan LSTM memiliki komponen utama yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Pada penelitian ini, jumlah *input layer* ditentukan berdasarkan nilai *window size*. Contoh penggambaran arsitektur jaringan BPNN dengan komponen utamanya dapat dilihat pada Gambar 3.



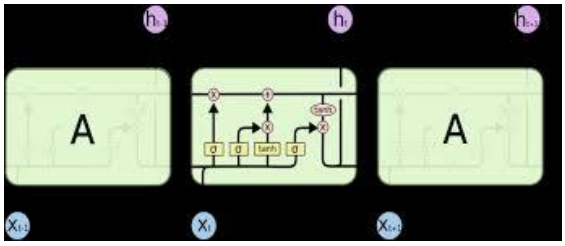
Gambar 3. Contoh Arsitektur BPNN

Pada bukunya, Hamzan (Wadi, 2022) menjelaskan bahwa terdapat 2 tahapan utama pada proses perhitungan model *backpropagation*, yaitu :

a. Propagasi maju (*forward propagation)*
   Pada tahap ini jaringan akan melakukan perhitungan jumlah *neuron* pada *hidden layer* dan *output layer*.

b. Propagasi mundur (*backward propagation)*
Pada tahap ini jaringan akan memperbarui bobot W dan bobot V.

Contoh penggambaran arsitektur model LSTM dengan komponen utamanya disajikan pada Gambar 4.



Gambar 4. Contoh Arsitektur LSTM

Tahapan dalam LSTM dibagi menjadi 4, (Aldi et al., 2018), yaitu :

a. *Forget* gate, berfungsi untuk menentukan informasi yang akan dibuang pada *memory cell*.
b. *Input gate*, berfungsi untuk menentukan informasi yang akan disimpan di *memory cell*.
c. *Memory cell*, berfungsi untuk memperbarui nilai pada *memory cell* dengan yang baru.
d. *Output gate*, berfungsi untuk menentukan nilai keluaran berdasarkan *memory cell*.

Pada tahap perancangan arsitektur, ditetapkan nilai dari komponen utama dan parameter pendukung kedua model. Beberapa parameter BPNN dan LSTM tersebut ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Parameter Perhitungan BPNN dan LSTM

Parameter	Fungsi
Fungsi aktivasi	Menentukan aktif atau tidaknya *neuron*. Jenis aktivasi diantaranya adalah Sigmoid, TanH, dll (Ritma et al., 2023).
Optimizer	Meningkatkan akurasi. Jenis *optimizer* yang umum digunakan model LTM adalah Adam (Ritma et al., 2023).
Loss	Tingkat kesalahan dari perhitungan model. Pada penelitian ini fungsi *loss* yang digunakan adalah MSE.
Epoch	Menentukan berapa kali data akan diproses (Wadi, 2022).
Learning rate	Menentukan kecepatan jaringan dalam mempelajari data pada tahap pelatihan (Wadi, 2022). Rentang nilainya antara 0,1 hingga 0,5.

Dalam tahap pelatihan, dihasilkan model terbaik algoritma BPNN dan LSTM untuk diterapkan pada tahap pengujian. Arsitektur terbaik kemudian diuji pada proses pengujian untuk mendapatkan nilai loss terendah. Selanjutnya, peramalan oleh masing masing-masing metode dilakukan menggunakan arsitektur terbaik yang telah didapat untuk mendapatkan data hasil peramalan. Terakhir, hasil peramalan akan dianalisis untuk perbandingan.

2.5 Analisis Hasil

Terdapat dua *output* pada penelitian ini yaitu metode yang paling optimal dan data hasil prediksi volume sampah TPA Talangagung pada periode mendatang. Metode yang optimal ditentukan dengan cara menganalisa perbandingan nilai MSE, MAPE, dan akurasi pada dua metode tersebut, sedangkan data hasil prediksi pada periode mendatang akan disajikan dalam bentuk tabel. Semakin kecil nilai MSE dan MAPE, maka tingkat akurasi peramalan semakin baik. Rumus perhitungan MSE, MAPE, dan akurasi (Lusiana & Yuliarty, 2020), ditunjukkan pada persamaan berikut :

$$MSE = \sum \frac{(A_t - F_t)^2}{n} \quad (2)$$

$$MAPE = \frac{\frac{\sum |A_t - F_t)| * 100\%}{A_t}}{n} \quad (3)$$

$$Akurasi = 100\% - MAPE \quad (4)$$

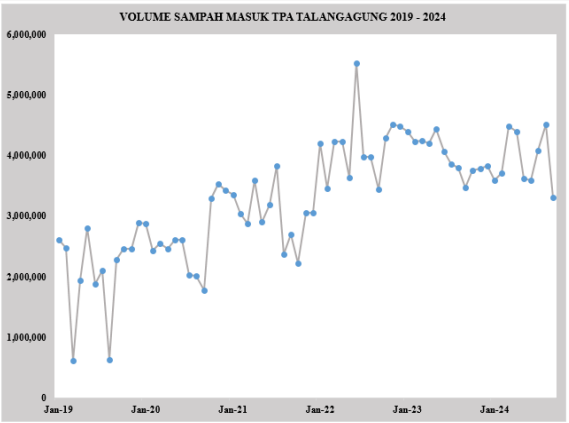
Keterangan:
At : Data aktual
Ft : Data hasil peramalan
n : Jumlah data

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 *Preprocessing* Data

Data hasil dari rekapitulasi, standarisasi format, dan pembersihan dari data duplikat telah disajikan pada Tabel 1. Dataset akhir terdiri atas 69 baris dengan 1 variabel utama yaitu volume sampah yang siap digunakan dalam tahap pelatihan dan pengujian model.

Data yang telah bersih dan sesuai dengan format dapat disajikan dalam bentuk plot data timbunan sampah TPA Talangagung pada Gambar 5.



Gambar 5. Plot Data Timbunan Sampah TPA Talangagung 2020 - 2024

3.2 Analisis Data

Proses normalisasi pada BPNN dan LSTM menggunakan fungsi *MinMaxScaler* dari library *sklearn.preprocessing* pada *google colab* untuk mengubah nilai volume sampah menjadi rentang nilai antara 0 hingga 1. Hasil normalisasi data volume sampah TPA Talangagung dapat dilihat pada Tabel 3.

Setelah dinormalisasi, data kemudian diubah dalam bentuk data set *sliding windows*. Khusus untuk

model LSTM harus dilakukan perubahan format bentuk menjadi 3D yang meliputi *samples*, timesteps*/window size*, dan *features* melalui fungsi *reshape*.

Tabel 3. Hasil Normalisasi Data Volume Sampah

Bln.	Vol. (Kg)					
	2019	2020	2021	2022	2023	2024
Jan	0,4076	0,4618	0,5578	0,7299	0,7703	0,6068
Feb	0,3789	0,3696	0,4950	0,5789	0,7363	0,6319
Mar	0,0000	0,3935	0,4620	0,7362	0,7393	0,7885
Apr	0,2714	0,3758	0,6074	0,7354	0,7293	0,7712
Mei	0,4472	0,4052	0,4655	0,6149	0,7782	0,6132
Jun	0,2575	0,4067	0,5257	1,0000	0,7022	0,6049
Jul	0,3038	0,2892	0,6539	0,6842	0,6615	0,7074
Agst	0,0028	0,2846	0,3581	0,6853	0,6480	0,7951
Sept	0,3395	0,2376	0,4258	0,5757	0,5811	0,5474
Okt	0,3776	0,5447	0,3269	0,7475	0,6393	
Nov	0,3755	0,5931	0,4984	0,7947	0,6445	-
Des	0,4645	0,5723	0,4973	0,7873	0,6547	

Pada penelitian ini komposisi data akan dikelompokkan menjadi 80% data *training* (latih) dan 20% data *testing* (uji). Pembagian data dilakukan berdasarkan indeks pada *dataframe*.

3.3 Proses Peramalan

3.3.1 Merancang Arsitektur

Untuk mengetahui arsitektur terbaik pada BPNN dan LSTM, maka diperlukan beberapa variasi parameter untuk diuji secara sistematis. Pada penelitian ini beberapa nilai variasi parameter yang digunakan diantaranya adalah:

a. *Windows size*: 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12
b. *Neuron hidden layer*: 4, 8, 16, 32, 64, 128
c. *Epoch*: 50, 100, 150, 200

Variasi parameter tersebut kemudian akan dilakukan proses *looping* dalam tahap pelatihan dan pengujian hingga menemukan nilai *loss* paling rendah.

Setelah membuat kombinasi parameter, selanjutnya adalah menambahkan *layer* sesuai dengan parameter yang diuji. Pada BPNN dan LSTM digunakan lapisan *input*, *hidden*, dan *output*. Khusus untuk model LSTM perlu ditambahkan *layer* LSTM serta *dense layer* sebagai *output*. Jenis parameter pendukung yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Nilai Parameter Pendukung BPNN dan LSTM

Parameter	Nilai
Model	Sequential
Fungsi Aktivasi	Relu
Learning Rate	0,001
Optimizer	Adam
Loss Function	MSE

3.3.2 Proses Pelatihan

Proses pelatihan pada BPNN dan LSTM menggunakan fungsi *model.fit* untuk mempelajari data latih dan *model.predict* untuk evaluasi data.

3.3.3 Proses Pengujian

Model yang telah dilatih kemudian akan diuji menggunakan data uji. Proses pengujian pada BPNN dan LSTM menggunakan fungsi *model.predict.* Hasil prediksi pada tahap ini masih dalam bentuk data yang ternormalisasi.

3.3.4 Menghitung Akurasi

Sebelum model dihitung akurasinya, data normalisasi dan hasil prediksi perlu dikembalikan kedalam bentuk aslinya untuk menghasilkan nilai yang relevan. Proses mengembalikan nilai data dari format normalisasi kedalam bentuk aslinya disebut denormalisasi. Pada *google colab* proses denormalisasi BPNN dan LSTM menggunakan fungsi *scaler.inverse_transform* dari *MinMaxScaler.*

Perbandingan data uji asli dengan data uji hasil prediksi BPNN yang telah denormalisasi dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Data Uji Asli dan Data Uji Hasil Prediksi BPNN

No.	Data Uji Asli	Data Uji Hasil Prediksi BPNN
1.	3.755.050	3.993.182
2.	3.780.820	3.887.313
3.	3.830.880	3.711.189
4.	3.595.210	3.633.179
5.	3.718.860	3.706.388
6.	4.488.280	3.768.032
7.	4.403.130	3.723.841
8.	3.626.690	3.604.353
9.	3.585.840	3.836.431
10.	4.089.486	4.188.926
11.	4.520.580	4.059.969
12.	3.303.643	3.721.353

Dari hasil diatas, dapat dilihat bahwa hasil prediksi dari model BPNN memiliki nilai yang cukup mendekati aktual dan adanya deviasi pada beberapa titik. Sementara itu, hasil perbandingan data uji asli dan data uji hasil prediksi menggunakan metode LSTM yang telah dinormalisasi ditunjukkan oleh Tabel 6.

Tabel 6. Data Uji Asli dan Data Uji Hasil Prediksi LSTM

No.	Data Uji Asli	Data Uji Hasil Prediksi LSTM
1.	3.755.050	4.125.632
2.	3.780.820	4.057.111
3.	3.830.880	4.002.440
4.	3.595.210	3.960.097
5.	3.718.860	3.912.353
6.	4.488.280	3.872.784
7.	4.403.130	3.901.785
8.	3.626.690	3.926.049
9.	3.585.840	3.911.578
10.	4.089.486	3.891.143
11.	4.520.580	3.911.031
12.	3.303.643	3.986.700

Data hasil peramalan LSTM juga menghasilkan prediksi yang cukup akurat, meskipun cenderung memiliki deviasi lebih besar daripada BPNN.

Selanjutnya, pencarian parameter terbaik dilakukan melalui proses *looping* pada tahapan desain arsitektur, pelatihan, pengujian, hingga evaluasi akurasi. Proses ini menghasilkan 308 kombinasi yang diuji pada masing-masing model. Dari keseluruhan kombinasi tersebut, dipilih 10 kombinasi parameter terbaik berdasarkan nilai MAPE dan MSE terkecil. Hasil 10 kombinasi parameter terbaik BPNN dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. 10 Kombinasi Terbaik Parameter BPNN

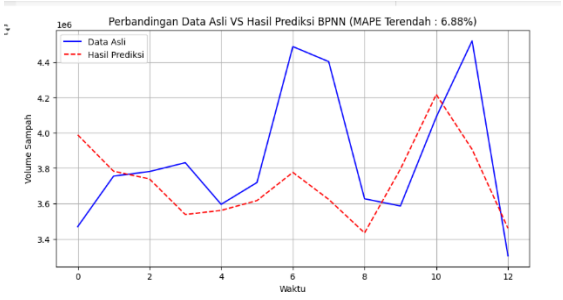
Windows Size	Neuron Hidden	Epoch	MSE Latih	MAPE Latih (%)	MSE Uji	MAPE Uji (%)
6	8	200	0,021	20,45	0,006	6,88
12	64	200	0,0106	11,61	0,006	7,09
9	32	150	0,0131	14,36	0,0052	7,3
5	4	200	0,0236	26,12	0,0068	7,33
10	16	100	0,023	20,32	0,0058	7,37
8	8	200	0,0244	20,02	0,005	7,41
4	64	50	0,0165	20,34	0,0062	7,56
10	32	200	0,0118	12,84	0,0069	7,62
3	16	50	0,0236	25,51	0,0075	7,78
7	8	150	0,0143	17,71	0,0062	7,79

Metode peramalan BPNN dapat bekerja secara optimal dengan arsitektur 6 window size, 8 neurons hidden, dan 200 epoch. Disisi lain, model LSTM menghasilkan 10 kombinasi terbaik yang ditampilkan pada Tabel 8. Berdasarkan Tabel 8, arsitektur LSTM dengan akurasi terbaik dihasilkan oleh 11 *window size*, 16 *neurons hidden*, dan 50 *epoch*.

Grafik perbandingan antara data asli dan data hasil prediksi timbunan sampah TPA Talangagung menggunakan metode BPNN ditunjukkan pada Gambar 6.

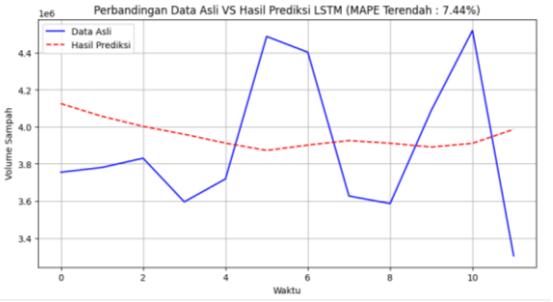
Tabel 8. 10 Kombinasi Terbaik Parameter LSTM

Windows Size	Neuron Hidden	Epoch	MSE Latih	MAPE Latih (%)	MSE Uji	MAPE Uji (%)
11	16	50	0,0167	16,08	0,0079	7,44
11	4	100	0,0167	16,34	0,0068	7,64
10	4	100	0,0142	14,59	0,0073	7,89
12	4	200	0,0141	14,34	0,0072	7,91
5	4	200	0,0185	23,1	0,0071	8,01
4	128	50	0,0164	20,44	0,0073	8,06
9	4	100	0,0195	18,63	0,0093	8,11
4	16	50	0,017	21,38	0,0073	8,14
4	128	100	0,0158	19,94	0,0072	8,18
5	64	50	0,0166	21,1	0,0072	8,18



Gambar 6. Grafik Perbandingan Data Asli & Data Hasil Prediksi BPNN

Pada Gambar 6. Garis biru mewakili data asli volume sampah TPA Talangagung sedangkan garis merah putus-putus menunjukkan hasil prediksi dari model BPNN. Secara umum, pola hasil prediksi BPNN mengikuti tren data asli meskipun pada beberapa titik terdapat selisih antara nilai 440ariab dan prediksi. Sementara itu, grafis perbandingan data asli dan data hasil peramalan model LSTM dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Grafik Perbandingan Data Asli & Data Hasil Prediksi LSTM

Gambar 7. Menunjukkan bahwa kurva prediksi LSTM yang diwakili garis merah tidak mengikuti *fluktuasi* dari data 440ariab pada garis biru secara detail. Hal ini mengindikasikan bahwa model LSTM cenderung melakukan *over smoothing* sehingga tidak sepenuhnya menangkap pola naik-turunnya data sampah dengan baik.

3.986Analisis Hasil

Hasil perbandingan arsitektur terbaik, nilai MSE, serta MAPE dari kedua metode peramalan disajikan dalam Tabel 9.

Tabel 9. Perbandingan Nilai Akurasi BPNN dan LSTM

Metode	Arsitektur Terbaik	MSE	MAPE	Akurasi
BPNN	6 *input layer*, 8 *neuron hidden*, 1 *output layer*, 200 *epoch*	0,0060	6,88%	93,12%
LSTM	11 *input layer*, 16 *neuron hidden*, 1 *output layer*, 50 *epoch*	0,0079	7,44%	92,56%

Berdasarkan Tabel 9. Diatas, dapat diketahui bahwa metode BPNN lebih optimal digunakan dalam memprediksi timbunan sampah masuk di TPA Talangagung daripada metode LSTM. Hal ini ditunjukkan dengan nilai akurasi BPNN yang lebih tinggi 0,56% daripada pada LSTM yaitu sebesar 93,12%.

Nilai akurasi metode BPNN yang lebih tinggi dibandingkan LSTM dapat dipengaruhi oleh

karakteristik dataset yang digunakan. Pada penelitian ini, data volume sampah yang dianalisis bersifat bulanan dengan jumlah 69 data. Dalam konteks tersebut, struktur BPNN yang lebih sederhana lebih optimal dalam mempelajari pola data secara efektif. Sementara LSTM umumnya lebih unggul dalam memproses dataset dengan jumlah besar dan kompleksitas pola yang tinggi seperti data dengan banyak 441ariable.

Hasil ini sejalan dengan beberapa penelitian sebelumnya yang juga menunjukkan keunggulan BPNN dalam beberapa kasus peramalan. Pada penelitian harga bitcoin BPNN terbukti memiliki kemampuan prediksi yang lebih baik 441ariable441t LSTM (Aldi et al., 2018). Begitu juga pada penelitian oleh Mashuri dan Riyanto yang menunjukkan bahwa BPNN menghasilkan nilai MSE dan MAPE yang lebih rendah dalam meramalkan kasus *Covid-19* (Mashuri & Riyanto, 2023). Kesamaan hasil ini menguatkan bahwa model BPNN memang lebih cocok digunakan untuk data yang tidak terlalu kompleks. Secara keilmuan, temuan ini memberikan kontribusi penting dalam pemilihan metode peramalan yang tepat sesuai dengan karakteristik data. Pada sisi praktis khususnya pengelolaan lingkungan, hasil ini dapat dimanfaatkan untuk membantu perencanaan pengelolaan sampah dengan lebih tepat dan efisien.

3.987**Peramalan Periode Mendatang**

Arsitektur terbaik BPNN dengan 6 *input layer*, 8 *neuron hidden*, 1 *output layer*, dan 200 *epoch* digunakan 441ariabl untuk melakukan peramalan pada periode mendatang dari bulan Oktober 2024 hingga Desember 2025. Tahapan peramalan ini diawali dengan merancang 441ariabl arsitektur BPNN menggunakan parameter terbaik, kemudian dilanjutkan tahap peramalan hingga denormalisasi.

Dari serangkaian proses diatas, maka dihasilkan data peramalan volume sampah yang masuk di TPA Talangagung menggunakan metode BPNN seperti yang disajikan pada Tabel 10.

Tabel 10. Hasil Peramalan Volume Sampah TPA Talangagung Periode Mendatang

No.	Bulan – Tahun	Volume Sampah (Kg)
1.	Oktober – 2024	3.412.348
2.	November – 2024	3.076.400
3.	Desember – 2024	3.982.187
4.	Januari – 2025	4.384.511
5.	Februari – 2025	4.290.183
6.	Maret – 2025	3.407.748
7.	April – 2025	3.053.863
8.	Mei – 2025	3.018.550
9.	Juni – 2025	3.967.565
10.	Juli – 2025	4.584.244
11.	Agustus – 2025	4.271.211
12.	September – 2025	3.248.498
13.	Ocktober – 2025	2.778.930
14.	November – 2025	2.866.301
15.	Desember – 2025	3.986.896

Beberapa rekomendasi yang dapat menjadi saran dalam 441aria penanganan sampah berdasarkan hasil kajian dan penelitian sebelumnya diantaranya adalah:

1. Mengoptimalkan ketersediaan sarana pengangkutan sampah, penyediaan lahan, dan perawatan infrastruktur pengelolaan sampah (Winahyu et al., 2019).
2. Sosialisasi terhadap 441ariable441t secara 441ariable mengenai peran serta dalam dampak dan pengelolaan sampah untuk membantu mengurangi penggunaan sampah (Winahyu et al., 2019).
3. Sosialisasi mengenai pentingnya TPA untuk menghindari persoalan dengan 441ariable441t sekitar TPA Talangagung (Winahyu et al., 2019).
4. Meningkatkan kerja sama dengan pemerintah daerah dalam hal anggaran operasional dan pengelolaan TPA Talangagung (Winahyu et al., 2019).
5. Memberdayakan pemulung dengan SOP yang lengkap dan penguatan izin pemulung untuk membantu dalam pemilahan sampah secara optimal (Putri et al., 2023).

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa metode BPNN lebih optimal dibandingkan dengan LSTM dalam meramalkan data volume sampah TPA Talangagung. Hal tersebut ditinjau dari nilai MAPE dari BPNN yang lebih rendah yaitu sebesar 6,88%, sedangkan MAPE dari model LSTM sebesar 7,44%. Arsitektur terbaik dari model BPNN kemudian dapat digunakan 441ariabl untuk melakukan peramalan timbunan sampah selama 15 bulan kedepan, mulai dari Oktober 2024 hingga Desember 2025. Hasil ini diharapkan dapat menjadi acuan dalam merancang strategi pengelolaan sampah yang lebih efektif khususnya dalam pengoptimalan lahan dan infrastruktur, pengaturan jadwal pengangkutan, serta efisiensi operasional lainnya.

Meski demikian, penelitian ini juga memiliki beberapa keterbatasan seperti penggunaan data dengan jumlah terbatas sehingga belum mencakup 441ariab-faktor eksternal yang dapat mempengaruhi volume sampah. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya diharapkan dapat mengembangkan metode peramalan dengan membandingkan BPNN terhadap pendekatan lain seperti 441ariab dinamik yang mempertimbangkan 441ariable *eksternal* misalnya sumber sampah dan jumlah penduduk. Selain itu, pengembangan arsitektur BPNN juga dapat dilakukan melalui variasi kombinasi parameter.

Daftar Pustaka:

Aldi, M. W. P., Jondri, J., & Aditsania, A. (2018). Analisis dan Implementasi Long Short Term Memory Neural Network untuk Prediksi

Harga Bitcoin. *eProceedings of Engineering*, *5*(2).

Amarta, Z., & Ma'rifah, J. D. (2021). Dengan Metode Backpropagation Neural Network. *Jurnal Ilmiah Teknik Industri*, *9*(1).

Ashari, M. L., & Sadikin, M. (2020). Prediksi Data Transaksi Penjualan Time Series Menggunakan RegresI LSTM. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, *9*(1), 1. https://doi.org/10.23887/janapati.v9i1.19140

Hidayah, A. K., & Putra, R. E. (2024). *Penerapan Metode Long Short Term Memory untuk Memprediksi Harga Beras di Indonesia*. *06*.

Hidayat, E., & Faizal, L. (n.d.). *Strategi Pengelolaan Sampah Sebagai Upaya Peningkatan Pengelolaan Sampah di Era Otonomi Daerah*.

Imaduddin, M. A., & Kom, F. H. S. (n.d.). *Prediksi Cuaca Pada Data Time Series Menggunakan Backpropagation Neural Network*.

Khairati, F., & Putra, H. (2022). Prediksi Kuantitas Penggunaan Obat pada Layanan Kesehatan Menggunakan Algoritma Backpropagation Neural Network. *Jurnal Sistim Informasi dan Teknologi*, 128–135. https://doi.org/10.37034/jsisfotek.v4i3.158

Loni Manikari, S., Astuti, R., Muhammad Basysyar, F., & Agusbaciar, A. (2024). Implementasi Algoritma Long Short Term Memory (LSTM) untuk Memperediksi Volume Sampah. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, *8*(3), 2877–2883. https://doi.org/10.36040/jati.v8i3.9598

Lusiana, A., & Yuliarty, P. (2020). Penerapan Metode Peramalan (Forecasting) pada Permintaan Atap di PT X. *Industri Inovatif : Jurnal Teknik Industri*, *10*(1), 11–20. https://doi.org/10.36040/industri.v10i1.2530

Mashuri, A. A., & Riyanto, E. (2023). Perbandingan Tingkat Akurasi Prediksi Peningkatan Kasus Positif Covid-19 antara Metode Neural Network Backpropagation dan Long Short Term Memory (LSTM). *Jurnal Informatika Upgris*, *8*(2), 178–182. https://doi.org/10.26877/jiu.v8i2.13513

Mulyani, S., Hayati, D., & Sari, A. N. (2021). *Analisis Metode Peramalan (Forecasting) Penjualan Sepeda Motor Honda dalam Menyusun Anggaran Penjualan Pada PT Trio Motor Martadinata Banjarmasin*. *14*(1).

Novanda, D., & Hidayati, R. (2024). Prediction of The Number of Pulmonary Tuberculosis Disease Using The Moving Average Forecasting Method And Time Series Decomposition. *Antivirus : Jurnal Ilmiah Teknik Informatika*, *18*(1), 37–45. https://doi.org/10.35457/antivirus.v18i1.3468

Puteri, D. I. (2023). Implementasi Long Short Term Memory (LSTM) dan Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM) Dalam Prediksi Harga Saham Syariah. *Euler : Jurnal Ilmiah Matematika, Sains dan Teknologi*, *11*(1), 35–43. https://doi.org/10.34312/euler.v11i1.19791

Putra, G. B. P., Suputra, P. H., Marti, N. W., & Sugiantari, K. F. (2025). *Deteksi Jatuh Lansia Berbasis Landmark Sendi Pada Model LSTM*. *11*.

Putri, V. T., Raharjo, S., & Aziz, R. (2023). Strategi Pengelolaan Sampah Menggunakan Analisis SWOT: Studi Kasus TPA Regional Payakumbuh. *Jurnal Serambi Engineering*, *8*(3). https://doi.org/10.32672/jse.v8i3.5788

Ramadhan, V. P., & Pamuji, F. Y. (2022). Analisis Perbandingan Algoritma Forecasting dalam Prediksi Harga Saham LQ45 PT Bank Mandiri Sekuritas (BMRI). *Jurnal Teknologi dan Manajemen Informatika*, *8*(1), 39–45. https://doi.org/10.26905/jtmi.v8i1.6092

Ritma, A. P. N., Hidayat, Y., & Faidah, D. Y. (2023). *Peramalan Harga Aneka Cabai Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM)*.

Rizal, M., Indah, D. R., & Meutia, R. (2021). *Analisis Peramalan Produksi Menggunakan Trend Moment pada Kilang Padi Do'a Ibu Diperlak Kecamatan Peureulak*. *5*(2).

Rozi, I. F., Pramitarini, Y., & Puspitasari, N. (2020). *Analisis Mengenai Calon Presiden Indonesia 2019 di Twitter Menggunakan Metode Backpropagation*. *6*.

Sawitri, M. N. D., Sumarjaya, I. W., & Tastrawati, N. K. T. (2018). Peramalan Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network. *E-Jurnal Matematika*, *7*(3), 264–270.

Thoriq, M. (2022). Peramalan Jumlah Permintaan Produksi Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Algoritma Backpropagation. *Jurnal Informasi dan Teknologi*, 27–32. https://doi.org/10.37034/jidt.v4i1.178

Wadi, H. (2022). *Prediksi Harga Emas Dengan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation*. Turida Publisher.

Wei, W., & Yang, X. (2021). Comparison of diagnosis accuracy between a backpropagation artificial neural network model and linear regression in digestive disease patients: An empirical research. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, *2021*(1), 6662779.

Winahyu, D., Hartoyo, S., & Syaukat, Y. (2019). Strategi Pengelolaan Sampah pada Tempat Pembuangan Akhir Bantargebang, Bekasi. *Jurnal Manajemen Pembangunan Daerah*,

5(2). https://doi.org/10.29244/jurnal_mpd.v5i2.24626

Zhang, H., & Mu, J.-H. (2021). A Back Propagation Neural Network-Based Method for Intelligent Decision-Making. *Complexity*, *2021*(1), 6610797.

Zuraidah, Z., Rosyidah, L. N., & Zulfi, R. F. (2022). Edukasi Pengelolaan dan Pemanfaatan Sampah Anorganik di MI Al Munir Desa Gadungan Kecamatan Puncu Kabupaten Kediri. *BUDIMAS : JURNAL PENGABDIAN MASYARAKAT*, *4*(2). https://doi.org/10.29040/budimas.v4i2.6547

Halaman ini sengaja dikosongkan