

IMPLEMENTASI METODE *LONG SHORT TERM MEMORY* UNTUK PERAMALAN PERTUMBUHAN JUMLAH UMKM

IMPLEMENTATION OF THE *LONG SHORT TERM MEMORY* METHOD FOR FORECASTING GROWTH IN THE NUMBER OF MSMES

¹Sri Herawati*, ²Novi Prastiti

^{1,2}Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Trunojoyo Madura

Jl. Raya Telang Po. Box 2 Kamal, Indonesia

*e-mail: sriherawati@trunojoyo.ac.id

Abstrak

Usaha Kecil Mikro dan Menengah (UMKM) berperan penting dalam pertumbuhan perekonomian suatu daerah. Perkembangan UMKM khususnya di Madura cukup baik yang didukung dengan adanya jembatan Suramadu. UMKM menjadi salah satu solusi dan pendorong kondisi perekonomian yang lebih stabil. UMKM memiliki potensi besar untuk meningkatkan kesejahteraan masyarakat. UMKM ini memiliki hubungan yang erat dengan ekonomi kreatif. Saat ini, pelaku usaha dituntut untuk lebih kreatif dan inovatif dalam pengembangan usahanya, baik dari segi produk, pemasaran, distribusi, maupun sistem lainnya. Sehingga, penelitian ini mencoba melakukan peramalan tingkat pertumbuhan ekonomi kreatif di Madura. Peramalan dapat memantau fluktuasi pertumbuhan ekonomi kreatif suatu daerah yang berdampak pada pertumbuhan ekonomi daerah. Penelitian ini menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk prediksi jumlah UMKM. Hasil dari peramalan ini adalah nilai *MAPE* terbaik yaitu 0,0184 % didapatkan dari kombinasi parameter *epochs* 500, *batch size* 4, dan *neuron hidden* 30, serta dengan *learning rate* 0,1 dan pembagian data *training* : data *testing* yaitu 70 % : 30 %. Kesimpulan yang didapatkan adalah peramalan Jumlah UMKM dengan metode *Long Short-Term Memory* mempunyai kinerja bagus karena nilai *MAPE* berada di bawah 10%.

Kata kunci: Peramalan, *Long Short Term Memory* (LSTM), Usaha Kecil Mikro dan Menengah (UMKM).

Abstract

Small, Micro and Medium Enterprises (MSMEs) play an important role in the economic growth of a region. The development of MSMEs, especially in Madura, is quite good, supported by the Suramadu bridge. MSMEs are one of the solutions and drivers of more stable economic conditions. MSMEs have great potential to improve community welfare. These MSMEs have a close relationship with the creative economy. Currently, business actors are required to be more creative and innovative in developing their businesses, both in terms of products, marketing, distribution and other systems. Therefore, this research tries to forecast the growth rate of the creative economy in Madura. Forecasting can reflect the sharp growth of a region's creative economy which has an impact on regional economic growth. This research uses the Long Short-Term Memory (LSTM) method to predict the number of MSMEs. The result of this forecasting is the best MAPE value, namely 0.0184%, obtained from a combination of parameters epochs 500, batch size 4, and hidden neurons 30, as well as with a learning rate of 0.1 and a division of training data: testing data, namely 70%: 30%. The conclusion obtained is that forecasting the number of MSMEs using the Long Short-Term Memory method has good performance because the MAPE value is below 10%.

Keywords: *Forecasting, Long Short Term Memory (LSTM), Small, Micro and Medium Enterprises (MSMEs).*

1 PENDAHULUAN

Usaha Kecil Mikro dan Menengah (UMKM) merupakan usaha produktif yang dimiliki perorangan maupun badan usaha dengan jumlah pendapatan tertentu. UMKM berperan penting dalam pertumbuhan perekonomian di Indonesia khususnya Madura. Perkembangan UMKM di Madura cukup baik yang didukung dengan adanya jembatan Suramadu, sehingga memudahkan akses antara Jawa dan Madura. Berdasarkan sensus ekonomi 2016 dan SUTAS 2018, Madura mempunyai 1.126.787 UMKM, meliputi : Sumenep sebanyak 401.210, Pamekasan sebanyak 247.269, Sampang sebanyak 229.644, dan Bangkalan sebanyak 248.664. Namun tahun 2019, pandemi covid 19 melanda seluruh dunia dan berdampak pada pertumbuhan perekonomian ini. Usaha mengalami kerugian, banyak pegawai diberhentikan, dan daya beli masyarakat yang menurun. Pandemi tersebut sangat berpengaruh pada sisi penjualan, pendapatan, laba dan keuangan [1]. Pada saat pandemi tersebut, UMKM menjadi salah satu solusi dan pendorong kondisi perekonomian yang lebih stabil. UMKM memiliki potensi besar untuk meningkatkan kesejahteraan masyarakat.

UMKM ini memiliki hubungan yang erat dengan ekonomi kreatif. Saat ini, pelaku usaha dituntut untuk lebih kreatif dan inovatif dalam pengembangan usahanya, baik dari segi produk, pemasaran, distribusi, maupun sistem lainnya [2]. Dari data UMKM di Madura ini memiliki beberapa ekonomi kreatif unggulan, seperti : subsektor kuliner, Kriya (Batik), Jamu, dan lain-lain. Perkembangan pertumbuhan ekonomi kreatif ini semakin baik seiring perbaikan ekonomi negara. Sehingga, penelitian ini mencoba melakukan peramalan tingkat pertumbuhan ekonomi kreatif di Madura. Peramalan dapat memantau fluktuasi pertumbuhan ekonomi kreatif suatu daerah yang berdampak pada pertumbuhan ekonomi daerah tersebut dengan memanfaatkan kejadian masa lalu. Pertumbuhan ekonomi menjadi ukuran penting dalam analisis pembangunan ekonomi karena mampu menunjukkan peningkatan dalam produksi barang maupun jasa dalam suatu perekonomian. Selain itu, ekonomi kreatif mampu memberi nilai tambah bagi daya tarik dan daya saing pariwisata.

Penelitian ini menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk menghasikan peramalan. Metode LSTM mempunyai kinerja yang sangat baik dalam melakukan sebuah peramalan atau prediksi karena hasil yang didapatkan mempunyai tingkat akurasi yang tinggi [3][4]. LSTM ini merupakan modifikasi dari Recurrent Neural Network (RNN) [5] [6]. LSTM digunakan untuk mengatasi kekurangan RNN dalam penyimpanan data [7][8]. LSTM melakukan penyimpanan terhadap pola data yang disimpan atau dibuang [9]. Neuron pada metode ini terdiri atas *forget gates*, *input gates*, *new cell state*, dan *output gates* [10]. LSTM ini memiliki kinerja yang lebih baik daripada RNN [11].

2 TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian terkait tentang peramalan telah dilakukan oleh beberapa penelitian sebelumnya. R. Julian dan M. R. Pribadi menggunakan LSTM untuk meramalkan harga saham pertambangan BEI. Penelitian menghasilkan nilai RMSE paling kecil pada emiten TINS sebesar 31,76 dengan variasi *epoch* 200 [12]. Kemudian untuk hasil nilai RMSE paling besar diperoleh pada emiten INCO dimana nilai RMSE yang didapat sebesar 139,67 dengan variasi *epoch* 50.

Sen, dkk, meramalkan data aktual harga beras dengan menggunakan data mulai dari tahun 2016 hingga tahun 2019. Data diperoleh dari PT. Food Station dengan jumlah dataset yaitu 1307. Penelitian ini melakukan perbandingan antara 2 metode yaitu *Multilayer Perceptron* dengan *Long Short-Term Memory*. Hasil penelitian mendapatkan nilai akurasi RMSE yaitu 0,49 dan nilai *loss* yaitu 0,27 yang diperoleh dari *hidden layer* yaitu 16 dan *epochs* 150 kali [13].

Zheng, dkk, menganalisa ulasan pada *review* film dengan metode *Long Short-Term Memory*. Metode tersebut dikomparasi dengan metode *Convolutional Neural Network*, *Back Propagation Neural Network*, *K-Nearest Neighbor*, *Support Vector Machine*, dan *Naïve Bayes*. Penelitian ini menghasilkan nilai akurasi yaitu 83,6% pada klasifikasi biner, 76,1% dan 51,2% untuk nilai

akurasi positif dan nilai akurasi negative klasifikasi tingkat emosional dengan mendapat nilai akhir terbaik dari penelitian ini [14].

M. Davi dan E. Winarko menerapkan LSTM untuk meramalkan jumlah penumpang Busway DKI Jakarta. hasil peramalan memberikan akurasi paling baik berdasarkan nilai rata-rata RMSE dan MAPE yang paling kecil yaitu RMSE sebesar 2640,53 dan MAPE sebesar 9,14 % [15].

3 METODE PENELITIAN

A. Data Penelitian

Data penelitian menggunakan data bulanan jumlah pertumbuhan UMKM dari Dinas Koperasi dan Usaha Mikro di Kabupaten Bangkalan. Jumlah data sebanyak 120 dimulai dari Januari 2012 sampai dengan Desember 2021. Sampel data dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. SAMPEL DATA JUMLAH UMKM

No	Bulan	Jumlah
1	Januari 2012	15.152
2	Februari 2012	15.156
3	Maret 2012	15.160
4	April 2012	15.164
5	Mei 2012	15.168
...		
6	Desember 2021	15.705

B. Normalisasi Data

Normalisasi data adalah proses pengubahan data supaya berada dalam jangkauan nilai tertentu. Normalisasi dilakukan untuk memenuhi syarat fungsi aktivasi yang akan digunakan. Penelitian ini menggunakan skala *Min-Max* berikut:

$$x_{norm} = \frac{x^i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

Dimana;

x_{norm} = data hasil normalisasi

x^i = data ke – i

x_{min} = data dengan nilai terendah

x_{max} = data dengan nilai tertinggi

C. Penerapan LSTM

Sebelum penerapan LSTM, data dibagi menjadi dua, yaitu: data pelatihan dan pengujian. Langkah-langkah penerapan LSTM menurut Hochreiter dan Schmidhber pada 1997 sebagai berikut :

1. Mencari nilai *forget gate* menggunakan Persamaan 2. *Forget gate* merupakan suatu kondisi tertentu dapat menentukan sebuah informasi harus dibuat atau tidak.

$$ft = \text{sigmoid}(wf \cdot ht - 1 + wf \cdot xt + bf) \quad (2)$$

Dimana;

ft = *forget gate*

sigmoid = fungsi *sigmoid*

wf = nilai *weight* untuk *forget gate*

$ht-1$ = nilai keluaran sebelum orde ke-t

xt = nilai masukan pada orde ke-t

bf = nilai bias pada *forget gate*

2. Mencari nilai *input gate* menggunakan Persamaan 3. *Input gate* merupakan suatu kondisi tertentu dapat memutuskan apakah inputan akan ditambahkan ke *state* sel memori atau tidak.

$$it = \text{sigmoid}(w_i.ht - 1 + w_i.xt + b_i) \quad (3)$$

Dimana;

it = *input gate*
 sigmoid = fungsi *sigmoid*
 w_i = nilai *weight* untuk *input gate*
 x_t = nilai masukan pada orde ke-t
 b_i = nilai bias pada *input gate*

3. Mencari nilai *new cell state* menggunakan Persamaan 4 dan 5. *New cell state* merupakan ingatan atas memori untuk sebuah lapisan.

$$\bar{c}_t = \text{sigmoid}(w_c.ht - 1 + w_c.xt + b_c) \quad (4)$$

$$c_t = ((f_t * c_{t-1}) + (i_t * \bar{c}_t)) \quad (5)$$

Dimana;

\bar{c}_t = nilai baru yang bisa ditambahkan ke cell state
 sigmoid = fungsi *sigmoid*
 w_i = nilai *weight* untuk *input gate*
 x_t = nilai masukan pada orde ke-t
 b_i = nilai bias pada *input gate*
 c_t = *cell state*
 f_t = *forget gate*
 c_{t-1} = *cell state* sebelum orde ke-t
 i_t = *input gate*

4. Mencari *output gate* menggunakan Persamaan 6 dan 7. *Output gate* merupakan suatu kondisi tertentu dapat menentukan apakah informasi akan diteruskan ke *gate* berikutnya atau tidak.

$$o_t = \text{sigmoid}(w_o.ht - 1 + w_o.xt + b_o) \quad (6)$$

$$h_t = o_t * \text{sigmoid}(c_t) \quad (7)$$

Dimana;

o_t = *output gate*
 sigmoid = fungsi *sigmoid*
 w_o = nilai *weight* untuk *output gate*
 x_t = nilai masukan pada orde ke-t
 b_o = nilai bias pada *output gate*
 h_t = nilai keluaran orde t
 c_t = *cell state*

D. Denormalisasi

Denormalisasi merupakan sebuah proses pengembalian data hasil peramalan ke dalam angka sebenarnya. Proses denormalisasi dilakukan agar data berada dalam jangkauan yang sebelumnya telah ditentukan. Denormalisasi menggunakan Persamaan 8 berikut:

$$x^i = x_{norm}(x_{max} - x_{min}) + x_{min} \quad (8)$$

Dimana;

x_{norm} = data hasil normalisasi
 x^i = data ke - i

x_{min} = data dengan nilai terendah

x_{max} = data dengan nilai tertinggi

E. Kinerja Peramalan

Peramalan membutuhkan sebuah cara penghitungan untuk mengetahui tingkat *error* atau kesalahan. Dalam penelitian ini, untuk mengetahui nilai kesalahan peramalan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*. *MAPE* merupakan nilai tengah kesalahan persentase absolut dari suatu peramalan. *MAPE* dihitung menggunakan Persamaan 9.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \tag{9}$$

Dimana;

n = jumlah keseluruhan data

A_t = data aktual periode ke-t

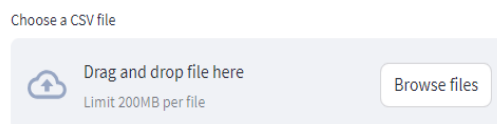
F_t = data hasil peramalan periode ke-t

4 HASIL DAN PEMBAHASAN

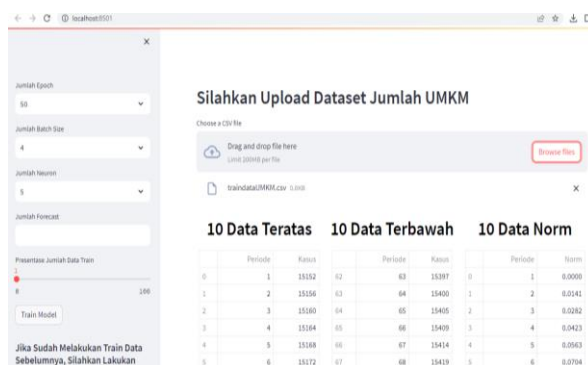
A. Desain Antarmuka

Desain antarmuka peramalan jumlah UMKM seperti ditunjukkan pada Gambar 1. Berdasarkan Gambar 1, pengguna dapat memasukkan data jumlah UMKM dalam format.csv yang akan digunakan untuk peramalan. Kemudian, selanjutnya akan ditampilkan Gambar 2 yang menampilkan data yang dimasukkan dan parameter yang akan digunakan.

Silahkan Upload Dataset Jumlah UMKM



Gambar 1. Desain Antarmuka peramalan



Gambar 2. Halaman ujicoba peramalan

B. Ujicoba Penelitian

Peramalan dilakukan dengan menggunakan metode LSTM. Uji coba dilakukan dengan pemilihan parameter dalam LSTM, seperti : *max epochs*, *batch size*, dan *neuron hidden*. Parameter yang digunakan antara lain:

1. *Max epochs* merupakan kondisi saat semua *dataset* yang menjadi masukan model sistem telah selesai melalui semua *neural network* dalam 1 putaran. Untuk *max epochs* yang digunakan yaitu 50, 100, dan 500.
2. *Batch size*, merupakan banyaknya sampel data yang digunakan antara pembaruan bobot model untuk satu kali *batch*, dimana ukuran *batch* dapat memberikan pengaruh terhadap model. Untuk *batch size* yang digunakan yaitu 4, 16, 32, dan 64.

3. *Neuron hidden*, merupakan unit tersembunyi dimana nilai keluarannya tidak dapat diamati langsung. *Neuron hidden* yang digunakan yaitu 5, 10, 15, 25, dan 50.

Uji coba dilakukan terhadap semua kemungkinan yang terjadi diantara ketiga parameter tersebut. Pembagian data dilakukan dengan membagi data *training* dan *testing* dengan persentase yaitu 70 % : 30 %. Hasil pengujian seperti ditunjukkan pada Tabel 2, Tabel 3, dan Tabel 4.

Tabel 2. Hasil peramalan menggunakan *learning rate* 0,1

Max Epoch	Batch Size	Neuron Hidden	MAPE (%)
50	4	15	0,5851
100	4	25	0,2459
500	4	30	0,0184
50	16	30	0,8297
100	16	10	0,7962
500	16	30	0,1819
50	32	25	0,8687
100	32	25	0,8609
500	32	15	0,4578
50	64	25	0,9166
100	64	15	0,8347
500	64	30	0,7082

Berdasarkan Tabel 2 dengan menggunakan *learning rate* 0,1 dapat dilihat bahwa hasil peramalan terbaik dengan menggunakan Batch size 4, Neuron hidden 30, dan max epoch 500. Hasil peramalan menghasilkan nilai MAPE 0,0184%.

Tabel 3. Hasil peramalan menggunakan *learning rate* 0,01

Max Epoch	Batch Size	Neuron Hidden	MAPE
50	4	5	0,8327
100	4	5	0,7905
500	4	30	0,5827
50	16	15	0,9161
100	16	30	0,9089
500	16	10	0,8274
50	32	5	0,8503
100	32	10	0,8834
500	32	30	0,8516
50	64	5	0,8750
100	64	30	0,9055
500	64	5	0,9004

Berdasarkan Tabel 3 dengan menggunakan *learning rate* 0,01 dapat dilihat bahwa hasil peramalan terbaik dengan menggunakan Batch size 4, Neuron hidden 30, dan max epoch 500. Hasil peramalan menghasilkan nilai MAPE 0,5827%.

Tabel 4. Hasil peramalan menggunakan *learning rate* 0,001

Max Epoch	Batch Size	Neuron Hidden	MAPE
50	4	5	1,2369
50	4	10	0,9326
50	4	15	0,8981
50	4	25	0,9272
50	4	30	0,9340

Max Epoch	Batch Size	Neuron Hidden	MAPE
100	4	5	0,9082
100	4	10	0,9969
100	4	15	0,9782
100	4	25	0,9361
100	4	30	0,9678
500	4	5	0,9367
500	4	10	0,8930
500	4	15	0,9650
500	4	25	0,9349
500	4	30	0,9044
50	16	5	1,9091
50	16	10	0,9632
50	16	15	1,0502
50	16	25	0,7702
50	16	30	1,1185
100	16	5	1,1807
100	16	10	1,2550
100	16	15	1,0846
100	16	25	0,9596
100	16	30	1,0614
500	16	5	0,9602
500	16	10	0,9211
500	16	15	0,8810
500	16	25	0,9227
500	16	30	0,9313
50	32	5	1,4170
50	32	10	2,3649
50	32	15	1,3977
50	32	25	0,8894
50	32	30	1,4337
100	32	5	1,8342
100	32	10	1,5213
:	:	:	:
:	:	:	:
:	:	:	:
100	64	5	0,3632
100	64	10	0,8395
100	64	15	1,2175
100	64	25	0,6449
100	64	30	1,0537
500	64	5	1,0852
500	64	10	0,8666
500	64	15	1,0912
500	64	25	0,9579
500	64	30	0,9276

Berdasarkan Tabel 4 dengan menggunakan learning rate 0,01 dapat dilihat bahwa hasil peramalan terbaik dengan menggunakan *Batch size* 64, *Neuron hidden* 5, dan *max epoch* 100. Hasil peramalan menghasilkan nilai MAPE 0,3632%.

5 KESIMPULAN

Dari hasil ujicoba dapat disimpulkan bahwa metode LSTM dapat menghasilkan peramalan sangat baik dengan nilai MAPE 0,0184%. Hasil tersebut diperoleh dengan menggunakan parameter, yaitu: *learning rate* 0,1, *Batch size* 4, *Neuron hidden* 30, dan *max epoch* 500.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih Universitas Trunojoyo yang telah mendanai penelitian .

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Oktapia and Mulyani, "Strategi kebangkitan UMKM dengan penerapan peramalan penjualan metode time series moment". *Senashtek* , pp. 740-748, 2022.
- [2] A.O. Siagian and Y. Cahyono, "Strategi pemulihan pemasaran UMKM di masa pandemi COVID-19 pada sektor ekonomi kreatif". *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Bisnis*, vol. 3,no. 1, pp. 206–217,2021.
- [3] M. Mukhlis, A. Kustiyo, and A. Suharso, "Peramalan produksi pertanian menggunakan model long Short-Term memory", *Bina Insani ICT J.*, vol. 8, no.1, p.22, 2021.
- [4] M. Davi and E. Winarko, "Rancang bangun aplikasi peramalan jumlah penumpang menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM)", *Infotekmesin*, vol. 14, no.02, pp 303-310, 2023.
- [5] R. Julian and M. R. Pribadi, " Peramalan harga saham pertambangan pada bursa efek Indonesia (BEI) menggunakan Long Short Term Memory (LSTM)", *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, " vol. 8, no. 3, pp. 1596-1606, 2021.
- [6] S. R. Siregar and R. Widayarsi, "Peramalan harga crude oil menggunakan metode long short-term memory (LSTM) dalam Recurrent neural network (RNN)", *Jurnal Ilmiah Pendidikan Matematika, Matematika dan Statistika* ", vol. 4, no. 3, 2023.
- [7] Y. Baek and H.Y. Kim, "ModAugNet: A new forecasting framework for stock market index value with an overfitting prevention LSTM module and a prediction LSTM module", *Expert Systems with Applications*, vol.113, pp. 457-480. 2018.
- [8] J. Cahyani, S. Mujahidin, T. P. Fiqar, " Implementasi metode Long Short Term Memory (LSTM) untuk memprediksi harga bahan pokok nasional", *Jurnal Ssitem dan Teknologi Informasi*, vol. 11, no. 2, pp.346 - 357, 2023.
- [9] Y.E. Nugraha, I. Ariawan and W. A. Arifin, "Weather forecast from time series data using LSTM algorithm ", *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Komunikasi*, vol. 14, no. 1, pp. 144-152, 2023.
- [10] J. Zheng, C. Xu, Z. Zhang, and X. Li, "Electric load forecasting in smart grids using Long-Short-Term-Memory based Recurrent Neural Network," *2017 51st Annu. Conf. Inf. Sci. Syst. CISS 2017*, pp. 1–6, 2017.
- [11] S. Sen, D. Sugiarto, and A. Rochman, " Komparasi metode multilayer perceptron (MLP) dan Long short term memory (LSTM) dalam peramalan harga beras", *Ultimatics*, vol. 12, no. 1, pp. 35 - 41, 2020.
- [12] R. Julian and M. R. Pribadi, "Peramalan Harga Saham Pertambangan Pada Bursa Efek Indonesia (BEI) Menggunakan Long Short Term Memory (LSTM)," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 8, no. 3, pp. 1570–1580, 2021.
- [13] 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.
- [14] J. Zheng, L. Zheng, and L. Yang, "Research and Analysis in Finegrained Sentiment of Film Reviews Based on Deep Learning," *J. Phys. xixxiii Conf. Ser.*, vol. 1237, no. 2, 2019.
- [15] M. Davi and E. Winarko, "Rancang Bangun Aplikasi Peramalan Jumlah Penumpang menggunakan Long Short Term Memory (LSTM), *Infotekmesin*, vol. 14, no.02, pp.303-310, 2023.