

## SINGLE EXPONENTIAL SMOOTHING-MULTILAYER PERCEPTRON UNTUK PERAMALAN PENGUNJUNG UNIK JURNAL ELEKTRONIK

1,\* Miftakhul Anggita Bima Ferdinand, 2Aji Prasetya Wibawa, 3Ilham Ari Elbaith  
Zaeni, 4Harits Ar Rosyid

<sup>1</sup>Teknik Elektro, Universitas Negeri Malang, Malang, Indonesia

e-mail: bima.ferdinand.5@gmail.com, aji.prasetya.ft@um.ac.id, ilham.ari.ft@um.ac.id, haris.ar.ft@um.ac.id

\*correspondence email

### Abstrak

Jumlah kunjungan rerata pengunjung unik per hari pada jurnal elektronik menunjukkan bahwa hasil terbitan karya ilmiah website tersebut menarik. Sehingga jumlah pengunjung unik dijadikan indikator penting dalam mengukur keberhasilan sebuah jurnal elektronik untuk memenuhi perluasan, penyebaran dan percepatan sistem akreditasi jurnal. Pengunjung Unik merupakan jumlah pengunjung per Internet Address (IP) yang mengakses sebuah jurnal elektronik dalam kurun waktu tertentu. Terdapat beberapa metode yang biasa digunakan untuk peramalan, diantaranya adalah Multilayer Perceptron (MLP). Kualitas data berpengaruh besar dalam membangun model MLP yang baik, karena sukses tidaknya permodelan pada MLP sangat dipengaruhi oleh data input. Salah satu cara untuk meningkatkan kualitas data adalah dengan melakukan smoothing pada data tersebut. Pada penelitian ini digunakan metode peramalan Multilayer Perceptron berdasarkan penelitian sebelumnya dengan kombinasi data training dan testing 80%-20% dengan asitektur 2-1-1 dan learning rate 0,4. Selanjutnya untuk meningkatkan kualitas data dilakukan smoothing dengan menerapkan metode Single Exponential Smoothing. Dari penelitian yang dilakukan diperoleh hasil terbaik menggunakan alpha 0.9 dengan hasil akurasi MSE 94.02% dan RMSE 75.54% dengan lama waktu eksekusi 580,27 detik.

*The number of visits by the average unique visitor per day on electronic journals shows that the published scientific papers on the website are interesting. So that the number of unique visitors is used as an important indicator in measuring the success of an electronic journal to meet the expansion, dissemination and acceleration of the journal accreditation system. Unique Visitors is the number of visitors per Internet Address (IP) who access an electronic journal within a certain period of time. There are several methods commonly used for forecasting, including the Multilayer Perceptron (MLP). Data quality has a big influence in building a good MLP model, because the success or failure of modeling in MLP is greatly influenced by the input data. One way to improve data quality is by smoothing the data. In this study, the Multilayer Perceptron forecasting method was used based on previous research with a combination of training data and testing 80% -20% with a 2-1-1 architecture and a learning rate of 0.4. Furthermore, to improve data quality, smoothing is done by applying the Single Exponential Smoothing method. From the research conducted, the best results were obtained using alpha 0.9 with MSE accuracy of 94.02% and RMSE 75.54% with a long execution time of 580.27 seconds.*

**Kata Kunci:** Pengunjung Unik, Jurnal Elektronik, Forecasting, Multilayer Perceptron, Single Exponential Smoothing.

---

### PENDAHULUAN

Jurnal elektronik merupakan sebuah publikasi berkala dalam bentuk digital yang ditampilkan secara *online* [1]. Salah satu indikator dari jurnal elektronik yang sangat penting yaitu jumlah pengunjung unik. Jumlah pengunjung unik dihitung berdasarkan rerata harian dalam kurun waktu tertentu seperti, bulanan atau tahunan. Jumlah

pengunjung unik dalam jurnal elektronik digunakan sebagai standar untuk menentukan kualitas dan nilai akreditasi dari sebuah jurnal elektronik.

Analisis laporan statistik pada data pengunjung unik jurnal elektronik dilakukan dengan konsep peramalan. Peramalan dilakukan dengan cara menganalisis pergerakan pola data *time series*. Analisis laporan statistik bertujuan untuk mengetahui jumlah pengunjung unik pada waktu yang akan datang. Beberapa metode *forecasting* atau peramalan yang dilakukan dalam penelitian antara lain, metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), *Artificial Neural Network* (ANN), *Multilayer Perceptron* (MLP), *Radial Base Function* (RBF), dan lain-lain.

Metode ARIMA pada penelitian peramalan bahan baku produk plastik berbasis data pendapatan dengan menggunakan evaluasi *error* MAPE menghasilkan akurasi sebesar 74% untuk PP *Trilene* dan 64% untuk PP *Tintapro products* [2]. Metode ANN untuk peramalan nilai tukar mata uang idr terhadap usd menghasilkan nilai *error* maksimum sebesar 0.53% [3]. Metode MLP untuk peramalan *sessions* pada sebuah website e-jurnal menghasilkan akurasi sebesar 98,1% menggunakan evaluasi MSE dan 87,6% menggunakan evaluasi RMSE [4]. Metode *Radial Base Function* (RBF) untuk peramalan kecepatan angin dengan menggunakan RMSE diperoleh nilai persentase *error* paling rendah sebesar 17.08% [5].

Metode peramalan yang banyak digunakan dalam penelitian adalah MLP [6]. MLP termasuk kedalam jenis *Supervised Learning* di mana kita mempunyai variabel *input* dan variabel *output*, dan menggunakan satu algoritma atau lebih untuk mempelajari fungsi pemetaan dari input ke *output*. Tujuan akhirnya adalah untuk memperkirakan fungsi pemetaannya, sehingga ketika kita mempunyai *input* baru, kita dapat memprediksi *output* untuk *input* tersebut [7]. MLP dapat diimplementasikan dengan efektif dan efisien serta mampu menyelesaikan masalah *linear* dan *nonlinear* [8]. Berdasarkan karakteristik yang dimiliki oleh MLP membuat nilai peramalan menjadi lebih baik. Selain itu dalam membangun model, MLP sangat bergantung dengan data *input* dan *output* sehingga kualitas data sangat penting dalam membangun model MLP yang baik [9].

Beberapa cara yang dapat digunakan untuk meningkatkan kualitas data salah satunya dengan melakukan *smoothing* pada data menggunakan metode *Single Exponential Smoothing* (SES). Keunggulan SES adalah data yang diproses relatif sedikit namun memberikan hasil yang baik dan dapat digunakan untuk mendeteksi dan menghapus *outlier* data *input* yang didasarkan pada data runtun waktu (*time series*) [10]. Selain itu kelebihan lainnya dari SES adalah dapat diimplementasikan dengan efektif pada penelitian baru tanpa harus merujuk maupun mengambil parameter dari penelitian lain [11]. Pada penelitian ini SES akan digunakan untuk meningkatkan kualitas data *input* MLP sehingga diharapkan dapat meningkatkan akurasi hasil peramalan pengunjung unik jurnal elektronik.

Pada penelitian ini digunakan metode peramalan *Multilayer Perceptron* berdasarkan penelitian sebelumnya yang berjudul "Peramalan *Sessions* Pada Sebuah Website E-Jurnal Menggunakan *Multilayer Perceptron*", aspek yang diambil sebagai dasar penelitian ini adalah arsitektur 2-1-1, *epoch* sebesar 50.000, kombinasi data *training* dan *testing* dengan perbandingan 80%-20%, dan *learning rate* sebesar 0,4 [4]. Pada arsitektur, *epoch*, kombinasi data *training* dan *testing*, dan *learning rate* tersebut merupakan parameter yang memberikan hasil terbaik pada penelitian tersebut. Serta dilakukan *smoothing* data menggunakan 9 nilai konstanta eksponensial ( $\alpha$ ) menggunakan metode SES. Ditambahkannya proses *smoothing* menggunakan metode SES berfungsi untuk meningkatkan kualitas data. Sehingga diharapkan peramalan

menggunakan metode MLP pada penelitian ini menghasilkan nilai peramalan yang lebih baik.

Berdasarkan latar belakang diatas maka akan dilakukan penelitian dengan judul “Peramalan Pengunjung Unik Jurnal Elektronik Menggunakan Metode Single Exponential Smoothing-Multilayer Perceptron (SES-MLP)” Pertimbangan yang digunakan adalah karena metode MLP bisa digunakan dalam peramalan terhadap pengunjung unik (*sessions*) dari suatu website jurnal dengan melihat karakteristik dari metode MLP. Karakteristik yang dimiliki oleh MLP sesuai dengan kondisi data yang akan digunakan dalam penelitian. Sedangkan metode SES akan digunakan untuk meningkatkan kualitas data *input* MLP sehingga diharapkan dapat meningkatkan kinerja peramalan dari metode MLP.

## METODE PENELITIAN

Dalam penelitian SES-MLP menggunakan beberapa tahap dalam memprediksi jumlah pengunjung unik jurnal elektronik, berikut adalah tahapan yang penulis lakukan:

1. Identifikasi Masalah

Penelitian yang dilakukan adalah menguji kinerja dari SES dengan MLP pada skripsi ini kemudian diimplementasikan dalam *preprocessing data time series* untuk melakukan peramalan jumlah pengunjung unik jurnal elektronik.

2. Studi Literatur

Dalam tahapan ini akan dilakukan studi literatur yang didapatkan dari berbagai macam referensi, seperti buku, penelitian sebelumnya dan dokumen-dokumen yang berkaitan dengan peramalan, pengunjung unik jurnal elektronik, SES, MLP dan lain sebagainya yang diperlukan untuk mendapatkan informasi yang dibutuhkan dalam penelitian.

3. Data Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data time series aktifitas portal jurnal Universitas Negeri Malang (UM) yaitu [journal.um.ac.id](http://journal.um.ac.id) yang terdapat pada website mesin penghitung elektronik yaitu [statcounter.com](http://statcounter.com). Dataset dipilih dari 01 Januari 2018 sampai 31 Desember 2018 dengan hanya menggunakan atribut *sessions*. Kemudian dilakukan uji coba dengan data training dengan persentase sebesar 80 % dari total data.

4. *Smoothing Data*

*Smoothing* merupakan sebuah proses yang secara terus-menerus memperbaiki hasil peramalan dengan merata-rata nilai masa lalu dari suatu data runtut waktu dengan cara menurunkan nilainya [12]. Tujuan dan manfaat *smoothing* adalah untuk memperhalus nilai fluktuasi pada data yang digunakan.

Macam-macam metode *smoothing* antara lain *Single Exponential Smoothing*, *Double Exponential Smoothing One Parameter* oleh Brown, *Double Exponentials Smoothing Two Parameter* oleh Holt, *Additive Triple Exponential Smoothing* dan *Multiplicative Triple Exponential Smoothing*. Metode *Single Exponential Smoothing* kurang baik jika diterapkan pada data yang sifatnya tidak stasioner. Karena persamaan dalam metode ini tidak mempertimbangkan pengaruh trend akibatnya tidak dapat merubah data yang tidak stasioner menjadi stasioner [13]. Metode ini biasanya digunakan pada data yang memiliki fluktuasi secara acak. Pada metode *single exponential smoothing* parameter yang digunakan adalah  $\alpha$  dengan bobot yang diberikan antara 0,1 hingga 0,9, data aktual ( $X_t$ ),

dan hasil *smoothing* ( $F_t$ ). Smoothing data menggunakan Single Exponential Smoothing dihitung dengan Persamaan 1.

$$F_{t+1} = \alpha \cdot A_t + (1 - \alpha) \cdot F_t \quad (1)$$

Pada metode ini, nilai *smoothing* pertama ( $F_0$ ) adalah nilai dari data aktual yang pertama ( $A_0$ ).

## 5. Normalisasi Data

Normalisasi data pada *data mining* merupakan tahap penskalaan nilai atribut dari data sehingga bisa jatuh pada range tertentu. Normalisasi data terdiri dari beberapa metode yang meliputi Min-Max, Z-Score, Decimal Scaling, dan Softmax [14]. Normalisasi Min-Max merupakan metode normalisasi data yang menyediakan linear transformation pada data original range. Normalisasi Min-Max memiliki tingkat kesalahan yang kecil dibandingkan dengan metode yang lain [15].

Normalisasi data dapat disesuaikan dengan fungsi aktivasi yang digunakan. Data yang digunakan harus dinormalisasi dengan interval yang lebih kecil dibandingkan range fungsi aktivasi yang digunakan [16]. Pada penelitian ini, data dinormalisasi dengan range 0 sampai 2. Rumus normalisasi data yang akan digunakan pada penelitian ini di tunjukkan pada persamaan 2.

$$newdata = \frac{(data - datamin)(newmax - newmin)}{(datamax - datamin)_{newmin}} \quad (2)$$

*Newdata* menunjukkan data hasil normalisasi, sedangkan *datamin* menunjukkan nilai *minimum* dari data per kolom dan *datamax* menunjukkan nilai *maximum* dari data per kolom. *Newmin* menunjukkan batas *minimum* yang ditentukan, sedangkan *newmax* menunjukkan batas *maximum* yang ditentukan.

## 6. Merancang Arsitektur

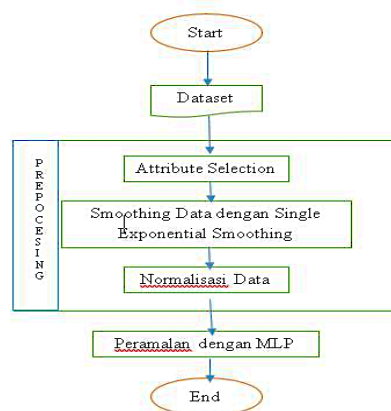
Penelitian tentang peramalan menggunakan data *time series* banyak mengimplementasikan konsep dari model *multilayer perceptron* dikarenakan metode tersebut dapat diimplementasikan dengan efektif dan efisien serta mampu menyelesaikan masalah *linear* dan *nonlinear*. *Multilayer Perceptron* tergolong dalam *Feed-Forward Network*. *Multilayer Perceptron* merupakan jaringan saraf tiruan untuk mengevaluasi struktur efisien dalam sistem *non-linear* [17]. Penggunaan model *Multilayer Perceptron* dilandasi oleh struktur jaringan yang paling umum digunakan dan dikenal menghasilkan nilai terbaik untuk banyak masalah peramalan. *Model Multilayer Perceptron* atau MLP adalah jaringan saraf tiruan berdasarkan model *perceptron* sederhana asli dengan *Back-Propagation Algorithm* (BPA) untuk melatih jaringan [18]. Elemen dari *multilayer perceptron* terdiri dari, arsitektur jaringan, algoritma pembelajaran dan fungsi aktivasi. Penentuan arsitektur jaringan akan bergantung pada data. Banyak literatur menyatakan bahwa tidak ada aturan umum yang mengatur terkait penentuan arsitektur yang baik, banyak arsitektur harus diperiksa untuk hasil yang benar dengan teknik *trial and error* [19].

Arsitektur MLP tersusun dari beberapa lapisan *node*. Lapisan pertama atau lapisan terendah merupakan lapisan *masukan/input layer* tempat informasi eksternal diterima. Lapisan terakhir atau lapisan tertinggi merupakan lapisan keluaran/*output layer* tempat solusi masalah diperoleh. *Input layer* dan *output layer* dipisahkan oleh satu atau lebih lapisan tengah yang disebut dengan *hidden layer*. *Hidden layer* atau lapisan tersembunyi adalah satu atau lebih lapisan *node* komputasi/*neuron* yang meningkatkan kekuatan pembelajaran model MLP. Jumlah *hidden layer* menentukan kapasitas pembelajaran jaringan MLP. Jaringan dengan *node* pada *hidden layer* terlalu sedikit mungkin tidak memiliki kekuatan yang cukup untuk memodelkan dan mempelajari data tetapi jaringan dengan terlalu banyak *node* pada *hidden layer* dapat menyebabkan masalah *overfitting*, sehingga kemampuan peramalan menjadi buruk [20]. Penentuan jumlah *node* pada *hidden layer* sangat disarankan untuk memilih jaringan yang memiliki kinerja terbaik dengan jumlah *node/neuron* tersembunyi paling sedikit.

## 7. Model Peramalan

Tahap ini merupakan tahap untuk membuat model berdasarkan studi literatur yang telah dilakukan. Model peramalan yang akan dibangun adalah peramalan dengan menggunakan *Multilayer Perceptron* (MLP). Digunakan model tunggal yang akan dibuat yaitu menggunakan metode *Single Exponential Smoothing-Multilayer Perceptron* (SES-MLP). Pada model ini data terlebih dahulu diproses dengan menggunakan *Single Exponential Smoothing*.

Di dalam metode MLP, Bobot di inisialisasi secara *random* dengan nilai-nilai *random* yang kecil. Pada penelitian ini, bobot di inisialisasi secara *random* tanpa menggunakan faktor skala dengan nilai-nilai *random* yang kecil. Inisialisasi bobot secara *random* merupakan cara yang paling sering digunakan dalam inisialisasi bobot [21]. Jika inisialisasi bobot *random* diperoleh nilai yang jauh dari solusi yang baik, atau dekat dengan nilai optimal lokal (titik optimal pada interval atau area terbatas pada persoalan optimisasi yang ditangani) yang kurang baik, proses *training* mungkin akan memerlukan waktu yang cukup lama atau mungkin akan terjebak pada nilai optimal lokal tidak berlanjut pada pencarian nilai optimal *global* (nilai yang benar-benar optimal dari seluruh area persamaan matematika yang merepresentasikan persoalan optimisasi yang dihadapi) [22]. Alur untuk Model metode *Single Exponential Smoothing-Multilayer Perceptron* (SES-MLP) dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Model Peramalan metode *Single Exponential Smoothing-Multilayer Perceptron* (SES-MLP)

## 8. Evaluasi

Data yang akan digunakan dalam proses pengujian (*testing*) adalah data pengunjung unik jurnal elektronik sebesar 20% dari total data. Setelah melakukan pengujian pada data, langkah selanjutnya adalah mengevaluasi hasil peramalan dan menguji kinerja metode yang digunakan dengan melakukan perhitungan *error*. Evaluasi dilakukan untuk memverifikasi keefektifan dan keakuratan model yang diusulkan. Kemudian setelah nilai *error* ditemukan, maka akan dilakukan penjumlahan, nilai akurasi didapatkan dengan persamaan 3.

$$\text{Akurasi} = 100\% - \text{Error} \quad (3)$$

Metode yang digunakan untuk melakukan evaluasi adalah MSE (*Mean Square Error*). Alasan penggunaan metode evaluasi tersebut adalah karena MSE sangat baik dalam memberikan gambaran terhadap seberapa konsisten model yang dibangun. Dengan meminimalkan nilai MSE, berarti meminimalkan varian model. Model yang memiliki varian kecil mampu memberikan hasil yang relatif lebih konsisten untuk seluruh data *input* dibandingkan dengan model dengan varian besar (MSE besar) [23].

### Persamaan (*Equations*)

Persamaan adalah pengecualian untuk spesifikasi yang ditentukan dari templat ini. Anda perlu menentukan apakah persamaan Anda harus diketik menggunakan font Times New Roman atau Symbol (harap tidak ada font lain). Untuk membuat persamaan bertingkat, mungkin perlu memperlakukan persamaan sebagai grafik dan menyisipkannya ke dalam teks setelah kertas Anda ditata.

Persamaan angka berturut-turut. Nomor persamaan, dalam tanda kurung, adalah posisi flush right, seperti pada (1), menggunakan berhenti tab kanan. Untuk membuat persamaan Anda lebih kompak, Anda dapat menggunakan solidus (/), fungsi exp, atau eksponen yang sesuai. Miringkan simbol Romawi untuk jumlah dan variabel, tetapi bukan simbol Yunani. Gunakan tanda hubung panjang daripada tanda hubung untuk tanda minus. Tanda baca persamaan dengan koma atau periode ketika mereka adalah bagian dari kalimat, seperti dalam persamaan (1)

$$a + b = \gamma \quad (1)$$

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian tentang peramalan jumlah pengunjung unik jurnal elektronik ini diperlukan data yang mempengaruhi jumlah pengunjung jurnal elektronik. Data pengunjung unik jurnal elektronik yang di digunakan sebesar 358 data. Dengan menggunakan kombinasi 80 % data latih (*training*) dan 20 % data uji (*testing*) dari data tersebut. Data *input* terdiri dari 2 bagian yaitu t-7 dan t-1. Yang terlebih dahulu dilakukan proses *smoothing* dengan 9 nilai  $\alpha$  (alpha, 0,1-0,9) dan peramalan dilakukan pada arsitektur MLP 2-1-1 dengan *learning rate* 0,4.

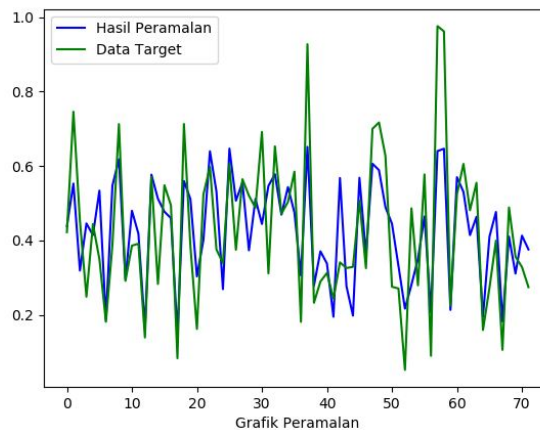
Keakuratan model diukur menggunakan MSE dengan kombinasi  $\alpha$  (*alpha*) antara 0,1-0,9, kombinasi data *training* dan *testing* 80%-20%, asitektur 2-1-1, serta *learning rate* 0,4. Kombinasi data *training* dan *testing*, arsitektur, dan *learning rate* tersebut merupakan parameter yang diambil dari penelitian sebelumnya karena menghasilkan nilai akurasi terbaik pada penelitian tersebut. Percobaan yang dilakukan menggunakan

model *Single Exponential Smoothing-Multilayer Perceptron* (SES-MLP) dengan input data hasil *smoothing* yang hasilnya dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Model Peramalan Single Exponential Smoothing- Multilayer Perceptron (SES-MLP)

Alpha ( $\alpha$ )	Arsitektur 2-1-1 dengan learning rate 0,4.		
	Mean Square Error (MSE)	Akurasi Mean Square Error (MSE)	Waktu Eksekusi
0,1	0,0928770472753907	90,71229527246093 %	580,26860280 detik
0,2	0,0693356882778421	93,06643117221579 %	683,87136000 detik
0,3	0,0640924568611821	93,59075431388179 %	587,53435640 detik
0,4	0,0633274579029588	93,66725420970412 %	654,87730100 detik
0,5	0,0628247300177991	93,71752699822009 %	610,65752170 detik
0,6	0,0631355777564542	93,68644222435458 %	565,65830950 detik
0,7	0,0640084731500383	93,59915268499617 %	543,59252570 detik
0,8	0,0628552684921942	93,71447315078058 %	638,07857530 detik
0,9	0,0598113816350569	94,01886183649431 %	661,28735260 detik

Berdasarkan hasil yang ada pada Tabel I dapat dilihat bahwa model  $\alpha$  ( $\alpha$ ) 0,9 memiliki hasil akurasi MSE yang paling besar dibandingkan dengan  $\alpha$  ( $\alpha$ ) lainnya yaitu MSE sebesar 94,01886183649431 % dengan lama waktu eksekusi 661,28735260 detik. Sedangkan nilai akurasi terkecil dimiliki oleh model  $\alpha$  ( $\alpha$ ) 0,1 dengan nilai akurasi MSE sebesar 90,71229527246093 % dengan lama waktu eksekusi 580,26860280 detik.



Gambar 2. Grafik Hasil Terbaik Model Peramalan Hasil Model Peramalan *Single Exponential Smoothing- Multilayer Perceptron* (SES-MLP)

Berdasarkan Gambar 2, dapat dilihat bahwa grafik hasil model Peramalan *Single Exponential Smoothing-Multilayer Perceptron* (SES-MLP) memiliki kecenderungan menghasilkan grafik yang mendekati data aslinya.

Dapat dilihat bahwa kinerja *Single Exponential Smoothing-Multilayer Perceptron* (SES-MLP) dalam peramalan jumlah pengunjung unik jurnal elektronik termasuk sangat baik atau mendekati data aslinya sebagaimana yang dapat dilihat pada Tabel 5. Berdasarkan hasil perhitungan tersebut diperoleh nilai MSE terbesar dengan nilai 94,01886183649431 % menggunakan  $\alpha$  ( $\alpha$ ) 0,9 dengan lama waktu eksekusi 661,28735260 detik. Hal ini menunjukkan bahwa *Multilayer Perceptron* dengan input data yang sebelumnya telah di *smoothing* dengan metode *Single Exponential Smoothing* dapat digunakan untuk meramalkan jumlah pengunjung unik jurnal elektronik dengan akurasi yang tinggi.

## KESIMPULAN

Berdasarkan dari hasil penelitian yang telah dilakukan diperoleh hasil bahwa model *Single Exponential Smoothing-Multilayer Perceptron* (SES-MLP) dengan  $\alpha$  0,9 menghasilkan akurasi yang paling besar dengan nilai 94,01886183649431 %. Jadi dapat disimpulkan bahwa peramalan menggunakan metode *Single Exponential Smoothing-Multilayer Perceptron* (SES-MLP) memiliki nilai yang sangat baik. Akan tetapi, jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya maka akan mengalami penurunan hasil akurasi. Pada penelitian sebelumnya, nilai akurasi maksimum yang didapat sebesar 98.1004%. Hal ini disebabkan oleh penggunaan bobot *random* pada penelitian ini. Sehingga walaupun menggunakan parameter yang sama, hasil peramalan akan berbeda antara waktu sekarang dengan hasil peramalan pada waktu sebelumnya maupun pada waktu yang akan datang.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Jamaluddin, "Mengenal Elektronik Jurnal Dan Manfaatnya Bagi Pengembangan Karir Pustakawan," *Pustak. madya di UPT Pustak. Unhas*, vol. XIV, no. 2, pp. 38–44, 2015,
- [2] B. Siregar, E. B. Nababan, A. Yap, U. Andayani, and Fahmi, "Forecasting of raw material needed for plastic products based in income data using ARIMA method," *Proceeding - 2017 5th Int. Conf. Electr. Electron. Inf. Eng. Smart Innov. Bridg. Futur. Technol. ICEEIE 2017*, vol. 2018-Janua, no. April 2018, pp. 135–139, 2018, doi: 10.1109/ICEEIE.2017.8328777.
- [3] Muladi, S. A. Siregar, and A. P. Wibawa, "Double Exponential-Smoothing Neural Network for Foreign Exchange Rate Forecasting," *Proc. - 2nd East Indones. Conf. Comput. Inf. Technol. Internet Things Ind. EIconCIT 2018*, pp. 118–122, 2018, doi: 10.1109/EIconCIT.2018.8878591.
- [4] W. Lestari, A. P. Wibawa, and T. Widiyaningtyas, "PERAMALAN SESSIONS PADA SEBUAH WEBSITE E-JURNAL MENGGUNAKAN MULTILAYER PERCEPTRON," *Skripsi, Univ. Negeri Malang*, vol. 4, pp. 5–10, 2019.
- [5] X. Qin, C. Jiang, and J. Wang, "Online clustering for wind speed forecasting based on combination of RBF neural network and persistence method," in *2011 Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*, 2011, pp. 2798–2802, doi: 10.1109/CCDC.2011.5968687.
- [6] Y. S. Park and S. Lek, *Artificial Neural Networks: Multilayer Perceptron for Ecological Modeling*, vol. 28. Elsevier, 2016.
- [7] N. J. Nilsson, "INTRODUCTION TO MACHINE LEARNING AN EARLY DRAFT OF A PROPOSED TEXTBOOK Department of Computer Science," *Mach. Learn.*, vol. 56, no. 2, pp. 387–99, 2005, doi: 10.1016/j.neuroimage.2010.11.004.
- [8] T. Marwala, "Chapter 1. מאימת," *The Jerusalem Talmud, First order: Zeraim, Tractate Berakhot*, no. 2018, pp. 1–10, 2018, doi: 10.1515/9783110800487.39.
- [9] U. Hamida, "Penggunaan Artificial Neural Network (Ann) Untuk Memodelkan Kebutuhan Energi Untuk Transportasi," *J. Teknol. dan Manaj.*, vol. 12, no. 2, pp. 57–65, 2014.
- [10] D. Sutarya, "PEMROSESAN AWAL DATA RUNTUN WAKTU HASIL PENGUKURAN UNTUK IDENTIFIKASI SISTEM TUNGKU SINTER DEGUSSA," *J. BATAN*, vol. 09, no. 16, pp. 1–12, 2016.
- [11] N. S. Muhamad and A. M. Din, "Exponential Smoothing Techniques on Time Series," *Proc. 6th Int. Conf. Comput. Informatics, ICOCI 2017*, no. 217, pp. 62–68, 2017.



- [12] A. Fahlevi, F. A. Bachtiar, and B. D. Setiawan, "Perbandingan Holt ' s dan Winter ' s Exponential Smoothing untuk Peramalan Indeks Harga Konsumen Kelompok Transportasi , Komunikasi dan Jasa Keuangan," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput. Univ. Brawijaya*, vol. 2, no. 12, pp. 6136–6145, 2018.
- [13] E. Oktafiani, F. Andriyani, and Noeryati, "Aplikasi Pemulusan Eksponensial Dari Brown Dan Dari Holt Untuk Data Yang Memuat Trend," *Pros. Semin. Nas. Apl. Sains Teknol. Periode III Yogyakarta*, no. November, pp. 447–455, 2012.
- [14] S. G. K. Patro and K. K. sahu, "Normalization: A Preprocessing Stage," *Iarjset*, vol. 2, no. 3, pp. 20–22, 2015, doi: 10.17148/iarjset.2015.2305.
- [15] C. Saranya and G. Manikandan, "A study on normalization techniques for privacy preserving data mining," *Int. J. Eng. Technol.*, vol. 5, no. 3, pp. 2701–2704, 2013.
- [16] A. Sudarsono, "Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Laju Pertumbuhan Penduduk Menggunakan Metode," *Media Infotama*, vol. 12, no. 1, pp. 61–69, 2016.
- [17] H. Amakdouf, M. El Mallahi, A. Zouhri, A. Tahiri, and H. Qjidaa, "Classification and recognition of 3d image of charlier moments using a multilayer perceptron architecture," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 127, pp. 226–235, 2018, doi: 10.1016/j.procs.2018.01.118.
- [18] T. Minemoto, T. Isokawa, H. Nishimura, and N. Matsui, "Feed forward neural network with random quaternionic neurons," *Signal Processing*, vol. 136, no. November 2016, pp. 59–68, 2017, doi: 10.1016/j.sigpro.2016.11.008.
- [19] E. Eđrioglu, Ç. H. Aladađ, and S. Günay, "A new model selection strategy in artificial neural networks," *Appl. Math. Comput.*, vol. 195, no. 2, pp. 591–597, 2008, doi: 10.1016/j.amc.2007.05.005.
- [20] M. Cerjan, A. Petričić, and M. Delimar, "HIRA model for short-term electricity price forecasting," *Energies*, vol. 12, no. 3, 2019, doi: 10.3390/en12030568.
- [21] B. Warsito, Subanar, Abdurakhman, and Widodo, "Penentuan Bobot Model Neural Network Untuk Data Time Series," *Konf. Nas. Mat. XVI*, 2012.
- [22] M. H. Gholizadeh and M. Darand, "Forecasting precipitation with artificial neural networks (case study: Tehran)," *J. Appl. Sci.*, vol. 9, no. 9, pp. 1786–1790, 2009, doi: 10.3923/jas.2009.1786.1790.
- [23] S. D. Anggraini, "PREDIKSI NILAI TUKAR MATA UANG ASING MENGGUNAKAN EXTREME LEARNING MACHINE," *MATHunesa J. Ilm. Mat.*, vol. 3, no. 6, pp. 110–115, 2017.