

ANALISIS PERBANDINGAN MODEL MATEMATIKA: STUDI KASUS DEPRESIASI HARGA SMARTPHONE BEKAS

Muhammad Nezha Alfatah Chandrawisesa^{*1}, Muhammad Zaki Almuzzaki², Annisa Rizky Safitri³, Tasmi⁴

^{1,2,3,4}Program Studi Ilmu Komputer Universitas Pertamina

Email: ¹105221021@student.universitaspertamina.ac.id, ²m.z.almuzakki@universitaspertamina.ac.id,

³105221028@student.universitaspertamina.ac.id, ⁴tasmi1@universitaspertamina.ac.id

^{*}Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: dd mmm yyyy, diterima untuk diterbitkan: dd mmm yyyy)

Abstrak

Depresiasi harga *smartphone* setelah menjadi barang bekas merupakan salah satu faktor yang perlu dipertimbangkan oleh konsumen dalam membeli *smartphone* bekas. Oleh karena itu prediksi harga *smartphone* bekas yang akurat menjadi pandangan yang lebih baik terhadap strategi pemasaran, dan keputusan pembelian konsumen. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa model Holt-Winters *damped*, *logistic decay*, dan *exponential decay* untuk memprediksi depresiasi harga *smartphone* bekas. Metode penelitian ini menggunakan data historis dari beberapa harga *smartphone* bekas sebagai basis analisis. Perbandingan antara ketiga model dilakukan untuk menilai performa masing-masing dalam merepresentasikan perilaku depresiasi harga. Kemudian, dilakukan analisis statistik untuk menentukan model yang paling optimal dalam meramalkan depresiasi harga *smartphone* bekas, keoptimalan sebuah model diukur dari keakuratan dan kecepatan komputer melakukan eksekusi model, tolak ukur keakuratan dalam penelitian ini adalah nilai *mean square error* (MSE) yang dihasilkan model dengan patokan data historis berdasarkan rasio terhadap harga saat *smartphone* tersebut belum terindikasi bekas dan tolak ukur kecepatan eksekusi adalah waktu yang dibutuhkan oleh komputer untuk melakukan eksekusi model tersebut. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Holt-Winters *damped* memberikan hasil prediksi yang paling optimal dibandingkan dengan model dan model *exponential decay*. Hal ini ditunjukkan oleh nilai rata-rata MSE yang lebih rendah dua kali lipat dibandingkan kedua model lainnya, di sisi lain Holt-Winters *damped* memiliki kelemahan berupa membutuhkan rata-rata waktu eksekusi yang paling lama diantara ketiga model tersebut dengan rata-rata kecepatan eksekusi 2,7 detik, namun kekurangan tidak fatal karena jangka waktu yang diprediksi dalam kasus ini merupakan bulanan sehingga tidak ada urgensi untuk mengedepankan kecepatan detikan daripada keakuratan.

Kata kunci: *depresiasi, exponential decay, holt-winters damped, logistic decay, prediksi*

COMPARATIVE ANALYSIS OF MATHEMATICAL MODELS: A CASE STUDY OF USED SMARTPHONE PRICE DEPRECIATION

Abstract

The depreciation of a *smartphone* after it has been used is one of the factors that consumers need to consider when buying a pre-owned *smartphone*. Therefore, an accurate prediction of used *smartphone* prices provides a better insight into marketing strategies and consumer purchase decisions. This study aims to compare the performance of Holt-Winters *damped*, *logistic decay* and *exponential decay* models in predicting used *smartphone* price depreciation. This research methodology uses historical data of several used *smartphone* prices as the basis of analysis. A comparison is made between the three models to assess their performance in describing price depreciation behaviour. The benchmark for accuracy in this study is the Mean Square Error

(MSE) value produced by the model with historical data benchmarks based on the ratio to the price when the smartphone is not yet reported as used, and the benchmark for execution speed is the time taken by the computer to execute the model. The results showed that the Holt-Winters damped model gave the best prediction results compared to the exponential decay model and the exponential decay model. On the other hand, Holt-Winters damped has a weakness in the form of requiring the longest average execution time of the three models, with an average execution speed of 2.7 seconds, but the shortcomings are not fatal as the prediction period in this case is monthly, so there is no urgency to prioritise tick speed over accuracy.

Keywords: depreciation, exponential decay, holt-winters damped, logistic decay, prediction

1. PENDAHULUAN

Gadget, sebagai salah satu kebutuhan utama yang penting masyarakat modern, mengalami perubahan harga yang signifikan setelah menjadi barang bekas (Rahmatillah, & Tharziansyah, 2022; Aksenta, Irmawati, Hayati, Sepriano, Herlinah, Silalah, Pipin, Abdurohim, Boari & Mardiana 2023) termasuk *smartphone* (Kiki, 2023). Fenomena ini menjadi titik fokus penting, karena dapat memberikan wawasan mendalam tentang dinamika pasar *smartphone* dan perilaku konsumen terhadap barang bekas. Dalam perkembangan teknologi yang pesat, perangkat gadget seringkali mengalami perubahan fungsionalitas yang membuatnya kurang diminati setelah beberapa waktu penggunaan (Khairunisa, Arni, & Defriani, 2023). Fenomena penurunan harga gadget bekas seperti *smartphone* menjadi perhatian penting, terutama dalam konteks kebijakan perusahaan, minat konsumen, dan manajemen asset (Noviani, Yuliasuti, & Merawati, 2022; Julianto, 2023; Jihad, 2023).

Pemahaman yang mendalam tentang perubahan harga *smartphone* dan gadget bekas lainnya yang cenderung menurun dapat memberikan pandangan yang lebih baik terhadap kebijakan penetapan harga, strategi pemasaran, dan keputusan pembelian konsumen (Wahab, 2023; Putri, Sulbahri, & Kusuma, 2023; Harto, Rukmana, Boari, Rusliyadi, Aldo, Juliawati, & Dewi, 2023; Kiki, 2023). Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menganalisis dan membandingkan tiga model

prediksi, yaitu Holt-Winters *damped*, *logistic decay*, dan *exponential decay*, untuk mendapatkan suatu model yang optimal dalam memprediksi (Şahinli, 2020; Bhardwaj, 2020; Liu, Shan, Sun, Yan, & Yang, 2020) depresiasi *smartphone* setelah menjadi barang bekas.

Model *exponential decay*, *logistic decay*, dan Holt-Winters *damped* telah terbukti menjadi metode yang cocok untuk pemodelan perubahan harga yang cenderung menurun (Janis, & Samalukang, 2020; Wu, Darcet, Wang, & Sornette 2020; Rushton, Lorraine, Tiong, Karim, Dixon, Greenshields, Marotti, & Bertana, 2023), khususnya dalam konteks depresiasi harga *smartphone*. Model *exponential decay* menggambarkan proses penurunan nilai dengan laju yang menurun seiring berjalannya waktu (Vaghi, Rodallec, Fanciullino, Ciccolini, Mochel, Mastri, Poignard, Ebos, & Benzekry, 2020), mencerminkan karakteristik alami penurunan barang. Sementara itu, *logistic decay* memberikan gambaran yang lebih kompleks dengan mempertimbangkan sifat saturasi dalam perubahan (Montoya, Haegeman, Gaba, De mazancourt, & Loreau, 2021) harga gadget, di mana penurunan nilai mencapai suatu titik tertentu dan kemudian melambat. Holt-Winters *damped*, dengan mempertimbangkan variabel musiman dan efek penurunan yang dapat meredam seiring waktu, memberikan pendekatan yang menyeluruh dan sesuai dengan fenomena fluktuasi harga yang mungkin terjadi dalam suatu periode tertentu

(Şahinli, 2020). Dengan demikian, ketiga model ini memberikan kerangka kerja analitis yang berguna untuk menggambarkan dan memahami dinamika depresiasi harga gadget setelah menjadi barang bekas dengan cara yang lebih akurat.

Ketiga model prediksi depresiasi harga *smartphone*, yaitu *exponential decay*, *logistic decay*, dan Holt-Winters *damped*, memiliki keunggulan dan keterbatasan masing-masing. Model *exponential decay* memiliki keunggulan berupa kesederhanaannya (Mursidah, Yunina, Nurhasanah, & Yuni, 2021; Hartono, 2023), sehingga mudah dipahami dan diterapkan (Kartika, Novitasari, & Setiawan, 2020; Vikri, & Rohmah, 2022). Model ini cocok untuk situasi di mana penurunan harga bersifat stabil dan dapat diprediksi (Sari, & Utami, 2021). Namun, model ini memiliki keterbatasan dalam mengakomodasi fluktuasi atau perubahan tiba-tiba dalam dinamika harga (Sukmono, 2021). Model *logistic decay* memiliki keunggulan berupa fleksibilitasnya (Aviyolla, Santoso, & Praditya, 2023) dalam menangani perubahan harga yang dinamis. Model ini dapat mencapai titik jenuh dengan baik, sehingga dapat menggambarkan depresiasi harga yang mendekati nol. Namun, model ini memiliki keterbatasan berupa kompleksitasnya (Nababan, Warsito, & Rusgiyono, 2020), sehingga sulit dipahami dan membutuhkan data yang lebih banyak (Id, 2021). Model Holt-Winters *damped* memiliki keunggulan berupa solusi yang lebih menyeluruh dengan mempertimbangkan variabel musiman (Jere, Banda, Kasense, Siluye, & Moyo, 2019). Model ini ideal untuk situasi di mana harga mengalami fluktuasi periodik. Namun, model ini memiliki keterbatasan berupa kecenderungan *overfitting* terhadap data yang kurang stabil (Nurhamidah, Nusyirwan, & Faisol, 2020) dan membutuhkan jumlah data yang banyak untuk penyesuaian model tersebut.

Tujuan utama penelitian ini adalah untuk menganalisis fenomena kasus-kasus depresiasi harga *smartphone* setelah menjadi barang bekas, membandingkan ketiga model prediksi, Holt-Winters *damped*, *logistic decay*, dan *exponential decay*, dan mengidentifikasi model prediksi yang paling optimal dalam memprediksi perubahan harga *smartphone* setelah menjadi barang bekas.

2. METODE PENELITIAN

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menganalisis performa model Holt-Winter *damped*, *logistic decay*, *exponential decay* dalam memprediksi depresiasi harga *smartphone* berdasarkan rasio terhadap harga barunya ketika telah terindikasi sebagai barang bekas serta mengevaluasi kecepatan dan akurasi masing-masing model dalam konteks analisis depresiasi harga *smartphone* bekas. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah kualitatif dan statistik dengan pendekatan *non-linear least square* (NLS). Keputusan ini diambil dengan alasan karena NLS memiliki kemampuan untuk menyesuaikan model matematis dengan data observasi yang memiliki hubungan *non-linear* (Anandanatarajan, Mangalanathan, & Gandhi, 2023). Dalam analisis penurunan harga gadget bekas, di mana fenomena perubahan harga cenderung mengikuti pola *non-linear* seiring waktu, NLS dapat mengestimasi parameter-parameter model dengan meminimalkan selisih kuadrat antara hasil prediksi dan nilai observasi aktual (Shen, 2020). Dengan pendekatan ini, peneliti dapat mengoptimalkan ketepatan model dalam merepresentasikan dinamika penurunan harga gadget setelah menjadi barang bekas. Oleh karena itu, penggunaan metode NLS memberikan keunggulan dalam menangkap kompleksitas perubahan harga gadget secara akurat dan memungkinkan kita untuk mendapatkan model prediksi yang akurat, cepat, dan optimal (Kommenda, Burlacu, Kronberger, & Affenzeller,

2020; Xu Zhou, & Liu, 2023; Fodor, Jakovetic, Krejic, & Malaspina, 2023). Metode ini juga memiliki kelemahan yaitu ketergantungannya pada nilai awal parameter (Han, Zhang, Yan, Qiao, & Li, 2022). Nilai awal yang kurang tepat dapat menyebabkan model gagal konvergen atau menghasilkan solusi yang tidak optimal. Namun, kekurangan ini dapat diatasi dengan memilih nilai awal yang cermat dan memahami karakteristik data yang dianalisis

2.1 Pengumpulan data depresiasi gadget

Data depresiasi harga smartphone bekas yang terjadi diambil menggunakan metode Web Scrapping secara manual pada website (Oliver, 2021).

2.2 Pemodelan Holt-Winters *damped*

Model prediksi Holt-Winters *damped* adalah metode prediksi data berpola musiman (Wibowo, Adytia, & Saepudin, 2020). Model ini menggunakan parameter pengenduran untuk membatasi pertumbuhan tren dalam jangka panjang (de la Fuente-Mella, Elortegui-gomez, Umanahermosilla, Fonseca-fuentes, & Rios-vasquez, 2023), sehingga menghasilkan hasil prediksi yang akurat (Syavasya, & Muddana, 2021). Berikut adalah rumus dasar dari pemodelan prediksi Holt-Winters *damped*

$$\begin{aligned}\hat{y}_{t+h} &= l_t + \phi b_t + \sum_{j=1}^m (s_{t-m+j} + \phi b_{t-m+j}) \\ l_t &= \alpha (y_t - S_{t-m}) + (1 - \alpha) (l_{t-1} + \phi b_{t-1}) \\ b_t &= \beta^\square (l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta^\square) \phi b_{t-1} \\ s_t &= \gamma (y_t - l_{t-1} - \phi b_{t-1}) + (1 - \gamma) s_{t-m} \\ \hat{y}_{t+1} &= l_t + \phi b_t + s_{t-m+1}\end{aligned}\quad (1)$$

Penjelasan:

\hat{y}_{t+h} adalah prediksi untuk waktu $t+h$.

l_t adalah komponen level pada waktu t .

b_t adalah komponen tren pada waktu t .

S_{t-m+j} adalah komponen musiman pada waktu $t-m+j$, dengan m sebagai periode musiman.

ϕ adalah parameter redaman.

α, β^\square dan

γ adalah parameter pelembutan untuk komponen level, tren, dan musiman, secara berturut-turut. (Trull, Garcia-diaz, Troncoso, 2020).

2.3 Pemodelan *logistic decay*

Logistic decay adalah metode peramalan yang menggunakan fungsi logistik untuk memprediksi data yang menurun dari waktu ke waktu (Wu, 2020; Postnikov, 2020; Gao, 2020). Berikut adalah rumus dasar dari pemodelan prediksi *logistic decay*.

$$P(t) = \frac{K}{1 + A \cdot e^{-r(t-t_0)}} \quad (2)$$

Penjelasan:

$P(t)$ adalah jumlah populasi pada waktu t .

K adalah kapasitas maksimal dari lingkungan atau batasan pertumbuhan.

A adalah parameter yang mempengaruhi kecepatan pertumbuhan awal.

r adalah laju pertumbuhan.

t_0 adalah waktu di mana pertumbuhan mencapai nilai tengah.

e adalah bilangan euler, yaitu dasar dari logaritma natural.

(Bauer, & Groneberg, 2016).

2.4 Pemodelan *exponential decay*

Exponential decay adalah model prediksi yang menggunakan fungsi eksponensial untuk memprediksi data yang menurun secara eksponensial dari waktu ke waktu (Sinaga, 2020 & Hogg, 2020). Berikut adalah rumus dasar dari pemodelan prediksi *exponential decay*.

$$f(t) = a \cdot e^{-k \cdot t} \quad (3)$$

Penjelasan:

$f(t)$ adalah nilai komponen pada waktu t .

a adalah nilai awal komponen.

k adalah tingkat penurunan.

t adalah waktu.

(Tuda, & Rexhepi, 2023).

2.5 Pengukuran tingkat keakuratan

Hasil dari ketiga pemodelan kemudian dibandingkan dengan data yang benar-benar terjadi saat itu untuk mengukur keakuratannya, variabel yang menjadi menentu seberapa akuratnya adalah nilai mean squared error. Mean squared error (MSE) adalah ukuran kesalahan yang mengukur rata-rata kuadrat perbedaan antara nilai yang diamati dan nilai yang diprediksi (Amalia, 2022 & Rini, 2022). MSE sering digunakan dalam statistika dan pembelajaran mesin untuk mengukur kinerja model peramalan (Siregar, 2020 & Pradnyana, 2022). Berikut adalah rumusnya

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (1)$$

Penjelasan:

n adalah jumlah data.

y_i adalah nilai aktual untuk data ke- i .

\hat{y}_i adalah nilai prediksi atau keluaran model untuk data ke- i .

(Atmaja, & Akagi, 2021).

2.6 Pengukuran kecepatan eksekusi dari ketiga model

Optimal atau tidaknya sebuah model juga diukur dari waktu yang dibutuhkan oleh komputer untuk mengeksekusi ketiga model tersebut, eksperimen dilakukan sebanyak lima kali karena kecepatan waktu eksekusi yang dibutuhkan CPU untuk proses yang sama dapat berubah-ubah (Dai, 2020), kemudian diambil rata-ratanya untuk mendapat hasil yang eksak dari ketiga model tersebut.

2.7 Perangkat keras

Penelitian ini dilakukan menggunakan laptop dengan prosesor AMD Ryzen™ 5 5625U with Radeon™ Graphics × 12 dan kapasitas disk sebesar 512.1GB

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang menjadi patokan dalam penelitian ini adalah perubahan harga pada 27 jenis *smartphone* per bulan setelah bekas pakai, berikut adalah contoh dari dataset yang diolah dalam penelitian ini.

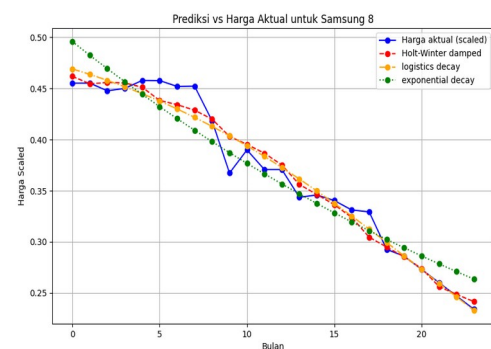
Tabel 1. Perubahan Harga 4 Gadget Dalam Mata Uang Euro Setelah Menjadi Barang Bekas Per Bulan

Bulan ke-n	Harga
------------	-------

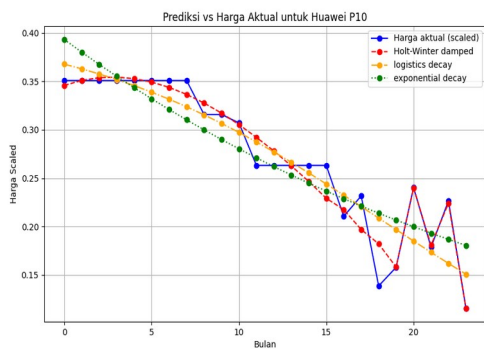
setelah bekas dipakai	Samsu ng 8	Huawei Mate 10 Pro	Samsung 7 Edge	OnePlus 3T
1	350,00	220,00	350,00	184,50
2	350,00	220,00	350,00	177,84
3	344,23	220,00	353,10	170,74
4	346,00	220,00	353,10	160,51
5	352,03	220,00	353,10	179,10
6	351,91	220,00	356,11	183,96
7	347,50	220,00	354,35	194,13
8	347,72	217,08	320,05	146,04
9	321,72	188,00	306,05	174,52
10	282,43	200,00	317,18	163,88
11	299,79	200,00	312,26	166,71
12	285,00	200,20	303,78	158,28
13	285,00	203,94	290,75	155,74
14	264,25	206,00	286,20	149,61
15	265,91	206,00	266,46	111,06
16	261,75	172,93	250,46	50,00
17	254,65	161,29	219,05	50,00
18	253,22	143,27	210,00	50,00
19	225,00	85,15	168,58	27,50
20	220,00	30,00	169,92	65,00
21	210,00	20,00	177,10	61,40
22	200,00	45,00	182,83	80,00
23	190,00	42,50	168,97	69,33
24	180,00	43,75	160,99	54,00

Dataset lengkap dapat diakses melalui link berikut <https://s.id/1ZN05>.

Penelitian ini mencari model yang paling optimal diantara model prediksi *exponential decay*, *logistic decay*, dan Holt-Winter *damped* dengan cara membandingkan prediksi pada 27 jenis *smartphone* di dataset menggunakan data historis sebagai parameter-parameternya dengan statistik data aslinya dan kemudian dicari *mean square error* (MSE) nya untuk mengukur keakuratan dari masing-masing model, berikut adalah beberapa hasil dari pemodelan dalam bentuk plot deret waktu.

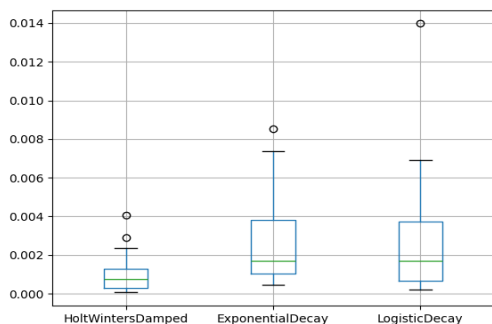


Gambar 1. Pemodelan pada perubahan harga gadget Samsung 8 bekas

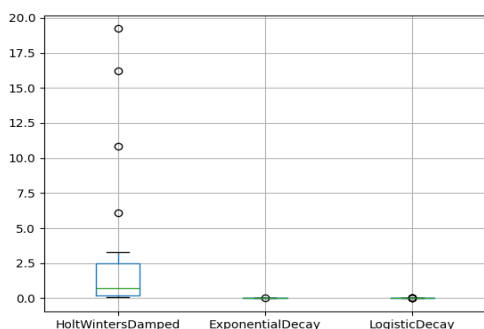


Gambar 2. Pemodelan pada perubahan harga gadget Huawei P10 bekas

Seluruh hasil studi banding yang didapat oleh ketiga model kemudian dikumpulkan untuk diukur tingkat keakuratan dan kecepatan waktu eksekusi antara model satu dengan model lainnya, berikut adalah visualisasinya.



Gambar 3. Perbandingan rata-rata tingkat MSE dari masing-masing model



Gambar 4. Perbandingan rata-rata kecepatan eksekusi dari masing-masing model

Berdasarkan seluruh perhitungan prediksi dari 27 kasus diatas didapatkan model *exponential decay* menghasilkan rata-rata MSE sebesar 0,00271116, *logistic decay* sebesar 0,00261151, dan Holt-Winters *damped* sebesar 0,00100048.

Sedangkan pada sisi kecepatan eksekusi, rata-rata waktu untuk mempreses model *exponential decay* dari seluruh kasus diatas adalah 0,00024328 detik, *logistic decay* 0,00460440 detik, dan Holt-Winters *damped* 2,78359233 detik. Setelah dibulatkan, dapat dinyatakan bahwa dalam kasus memprediksi penurunan harga gadget bekas Holt-Winters *damped* adalah model dengan rata-rata kecepatan eksekusi yang paling lambat, hal ini terjadi karena parameter yang dicari lebih banyak dan secara persamaan lebih rumit. Namun, model ini dua kali lipat lebih akurat dibandingkan *logistic decay* dan *exponential decay*, perbedaan keakuratan lumayan besar membuat model Holt-Winters *damped* menjadi model yang paling optimal, meski secara waktu eksekusi model ini paling lambat hingga mencapai 2,7 detik namun dalam kasus ini hal itu tidak menjadi sesuatu yang fatal karena jangka waktu yang diprediksi dalam sistem adalah bulanan sehingga tidak memiliki urgensi untuk memiliki kecepatan secepat itu. Namun *logistic decay* memiliki potensi menjadi model yang optimal jika kasus yang diprediksi berbasis *real-time*, namun hal itu tidak terjadi dalam kasus penelitian ini

4. DAFTAR PUSTAKA

- AKSENTA, A., IRMAWATI, I., RIDWAN, A., HAYATI, N., SEPRIANO, S., HERLINAH, H., SILALAH, A.T., PIPIN, S.J., ABDURROHIM, I., BOARI, Y. AND MARDIANA, S., 2023. LITERASI DIGITAL: Pengetahuan & Transformasi Terkini Teknologi Digital Era Industri 4.0 dan Society 5.0. PT. Sonpedia Publishing Indonesia.
- AMALIA, L.R., RAMDHAN, W. AND KIFTI, W.M., 2022. Penerapan Metode Trend Moment Untuk Memprediksi Jumlah Pertumbuhan Penduduk. Building of Informatics, Technology and Science (BITS), 3(4), pp.566-573.
- ANANDANATARAJAN, R., MANGALANATHAN, U. AND GANDHI, U., 2023. Linearization of temperature sensors (K-type thermocouple) using polynomial non-linear regression technique and an IoT-based data logger

- interface. *Experimental Techniques*, 47(4), pp.885-894.
- ATMAJA, B.T. AND AKAGI, M., 2021, April. Evaluation of error-and correlation-based loss functions for multitask learning dimensional speech emotion recognition. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1896, No. 1, p. 012004). IOP Publishing.
- AVIYOLLA, R., SANTOSO, A.F. AND PRADITYA, D., 2023. Analisis dan Perancangan Arsitektur Perusahaan Menggunakan Kerangka Kerja TOGAF ADM 9.2 pada Fungsi IT Support PT. XYZ. *eProceedings of Engineering*, 10(6).
- BAUER, J. AND GRONEBERG, D.A., 2016. Measuring spatial accessibility of health care providers—introduction of a variable distance decay function within the floating catchment area (FCA) method. *PloS one*, 11(7), p.e0159148..
- BHARDWAJ, R., 2020. A predictive model for the evolution of COVID-19. *Transactions of the Indian National Academy of Engineering*, 5(2), pp.133-140.
- DAI, X. AND BURNS, A., 2020. Period adaptation of real-time control tasks with fixed-priority scheduling in cyber-physical systems. *Journal of systems architecture*, 103, p.101691.
- DE LA FUENTE-MELLA, H., ELÓRTEGUI-GÓMEZ, C., UMAÑA-HERMOSILLA, B., FONSECA-FUENTES, M. AND RÍOS-VÁSQUEZ, G., 2023. Stochastic Approaches Systems to Predictive and Modeling Chilean Wildfires. *Mathematics*, 11(20), p.4346.
- FODOR, L., JAKOVETIC, D., KREJIC, N. AND MALASPINA, G., 2023. Parallel Inexact Levenberg-Marquardt Method for Nearly-Separable Nonlinear Least Squares. *arXiv preprint arXiv:2312.09064*.
- GAO, J., WANG, H. AND SHEN, H., 2020. Task failure prediction in cloud data centers using deep learning. *IEEE transactions on services computing*, 15(3), pp.1411-1422.
- HAN, Z., ZHANG, X., YAN, B., QIAO, L. AND LI, Z., 2022. Methods on the determination of the circuit parameters in an underwater spark discharge. *Mathematical Problems in Engineering*, 2022, pp.1-9.
- HARTO, B., RUKMANA, A.Y., BOARI, Y., RUSLIYADI, M., ALDO, D., JULIAWATI, P. AND DEWI, Y.A., 2023. WIRAUSAHA BIDANG TEKNOLOGI INFORMASI: Peluang usaha dalam meyongsong era society 5.0. PT. Sonpedia Publishing Indonesia.
- HOGG, J., FONOBEROVA, M. AND MEZIĆ, I., 2020. Exponentially decaying modes and long-term prediction of sea ice concentration using Koopman mode decomposition. *Scientific Reports*, 10(1), p.16313.
- ID, I.D., 2021. *Machine Learning: Teori, Studi Kasus dan Implementasi Menggunakan Python* (Vol. 1). Unri Press.
- JANIS, H.B. AND SAMALUKANG, Y.M., 2020. Analisis dan pemodelan perubahan temporal dan variasi spasial suhu air laut di Gunung Api Bawah Laut Mahengetang. *Jurnal Ilmu Kelautan Kepulauan*, 3(2).
- JERE, S., BANDA, A., KASENSE, B., SILUYELE, I. AND MOYO, E., 2019. Forecasting annual international tourist arrivals in zambia using holt-winters exponential smoothing. *Open Journal of Statistics*, 9(2), pp.258-267.
- JIHAD, J., 2023. PENGARUH HARGA, KUALITAS PRODUK, DAN CITRA MEREK TERHADAP MINAT BELI SMARTPHONE BEKAS DI KOTA PALOPO (Doctoral dissertation, Institut Agama Islam Negeri Palopo).
- JULIANTO, J., 2023. Pengaruh Perputaran Total Aset, Pertumbuhan Aset, dan Kebijakan Utang terhadap Nilai Perusahaan Sektor Barang Konsumen Primer di Bursa Efek Indonesia. *FIN-ACC (Finance Accounting)*, 8(2), pp.200-210.
- KARTIKA, D.D., NOVITASARI, D.C.R. AND SETIAWAN, F., 2020. Prediksi Kecepatan Arus Laut Di Perairan Selat Bali Menggunakan Metode Exponential Smoothing Holt-Winters. *J. Math Vis*, 2(1), pp.12-17.
- KHAIRUNISA, Y., ARNI, S. AND DEFRIANI, M., 2023. PENGANTAR & TREN SISTEM OPERASI. PT. Sonpedia Publishing Indonesia.
- KIKI, I., 2023. ANALISIS PENGARUH HARGA, PRODUK, TEMPAT DAN PROMOSI TERHADAP KEPUTUSAN PEMBELIAN HANDPHONE BEKAS (Studi Pada Konsumen Handphone Bekas Daerah Kabupaten Cilacap dan Sekitarnya) (Doctoral dissertation, UIN Prof. KH Saifuddin Zuhri Purwokerto).
- KOMMENDA, M., BURLACU, B., KRONBERGER, G. AND AFFENZELLER, M., 2020. Parameter identification for symbolic regression using nonlinear least squares. *Genetic Programming and Evolvable Machines*, 21(3), pp.471-501.
- LIU, C., SHAN, Y., SUN, W., YAN, C. AND YANG, K., 2020. An open channel with an emergent vegetation patch: Predicting the longitudinal profiles of velocities based on exponential decay. *Journal of Hydrology*, 582, p.124429.
- MONTOYA, D., HAEGEMAN, B., GABA, S., DE MAZANCOURT, C. AND LOREAU, M., 2021. Habitat fragmentation and food security in crop pollination systems. *Journal of Ecology*, 109(8), pp.2991-3006.

- MURSIDAH, M., YUNINA, Y., NURHASANAH, N. AND YUNI, D., 2021. Perbandingan Metode Exponential Smoothing dan Metode Decomposition Untuk Meramalkan Persediaan Beras (Studi Kasus Divre Bulog Lhokseumawe). *Jurnal Visioner & Strategis*, 10(1).
- NABABAN, T.Y.E., WARSITO, B. AND RUSGIYONO, A., 2020. Pemodelan Wavelet Neural Network untuk Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dolar AS. *Jurnal Gaussian*, 9(2), pp.217-226.
- NOVIANI, N.M., YULIASTUTI, I.A.N. AND MERAWATI, L.K., 2022. Pengaruh Profitabilitas, Likuiditas, Leverage, Manajemen Aset, Dan Inflasi Terhadap Nilai Perusahaan Di BEI. *KARMA (Karya Riset Mahasiswa Akuntansi)*, 2(1), pp.2232-2240.
- NURHAMIDAH, N., NUSYIRWAN, N. AND FAISOL, A., 2020. Forecasting seasonal time series data using the holt-winters exponential smoothing method of additive models. *Jurnal Matematika Integratif*, 16(2), pp.151-157.
- OLIVER, S., 2021. *Annual phone depreciation report, musicMagpie*. Available at: <https://www.musicmagpie.co.uk/phone-depreciation/> (Accessed: 11 January 2024).
- POSTNIKOV, E.B., 2020. Estimation of COVID-19 dynamics “on a back-of-envelope”: Does the simplest SIR model provide quantitative parameters and predictions?. *Chaos, Solitons & Fractals*, 135, p.109841.
- PRADNYANA, I.P.B.A. AND SUNAYA, I.G., 2022. Peramalan Hasil Studi Terhadap Kehadiran Mahasiswa Menggunakan Metode Backpropagation. *Jurnal Inovasi Teknologi dan Edukasi Teknik (JITET)*, 2(1), pp.20-26.
- PUTRI, Y.A., SULBAHRI, R.A. AND KUSUMA, G.S.M., 2023. Pengaruh Strategi Green Marketing Terhadap Kinerja Keuangan Dan Non-Keuangan Perusahaan. *Akuntansi dan Manajemen*, 18(1), pp.33-50.
- RAHMATILLAH, M.B. AND THARZIANSYAH, M., 2022. Pusat Barang Bekas Layak Pakai di Kota Banjarbaru. *LANTING JOURNAL OF ARCHITECTURE*, 11(1), pp.189-199.
- RINI, M.W. AND ANANDA, N., 2022. Perbandingan Metode Peramalan Menggunakan Model Time Series. *Tekinfo: Jurnal Ilmiah Teknik Industri dan Informasi*, 10(2), pp.88-101.
- HARTONO, D.R., 2023. Prototipe Sistem Monitoring Daya Listrik Berbasis Internet of Things (IoT) Menggunakan Metode Exponential Smoothing Untuk Prediksi Kebutuhan Energi (Doctoral dissertation, Universitas Islam Sultan Agung (Indonesia)).
- RUSHTON, R., LORRAINE, O., TIONG, J., KARIM, M., DIXON, R., GREENSHIELDS, W., MAROTTI, R. AND BRETANA, N.A., 2023. Forecasting inventory for the state-wide pharmaceutical service of South Australia. *Procedia Computer Science*, 219, pp.1257-1264.
- ŞAHINLI, M.A., 2020. Potato price forecasting with Holt-Winters and ARIMA methods: A case study. *American Journal of Potato Research*, 97(4), pp.336-346.
- SARI, I.R.F. AND UTAMI, A., 2021. Rekayasa Perangkat Lunak Berorientasi Objek Menggunakan PHP. Penerbit Andi.
- SHEN, C.Y., 2020. Logistic growth modelling of COVID-19 proliferation in China and its international implications. *International Journal of Infectious Diseases*, 96, pp.582-589.
- SINAGA, H. AND IRAWATI, N., 2020, February. A medical disposable supply demand forecasting by moving average and exponential smoothing method. In *Proceedings of the 2nd Workshop on Multidisciplinary and Applications (WMA) 2018, 24-25 January 2018, Padang, Indonesia*.
- SIREGAR, A.M., 2020. Klasifikasi Untuk Prediksi Cuaca Menggunakan Ensemble Learning.
- SUKMONO, R.A., 2021. Buku Ajar Supply Chain Management Theory and Practice. Umsida Press, pp.1-73.
- SYAVASYA, C. AND MUDDANA, A.L., 2021, December. Machine learning based Time series prediction using Holt-Winters Exponential Smoothing with Multiplicative Seasonality. In *2021 5th International Conference on Electrical, Electronics, Communication, Computer Technologies and Optimization Techniques (ICEECOT)* (pp. 174-182). IEEE.
- TRULL, O., GARCÍA-DÍAZ, J.C. AND TRONCOSO, A., 2020. Initialization methods for multiple seasonal Holt–Winters forecasting models. *Mathematics*, 8(2), p.268.
- TUDA, S. AND REXHEPI, S., 2023. Exploring Exponential Functions Using Geogebra. *Brillo Journal*, 3(1), pp.43-58.
- VAGHI, C., RODALLEC, A., FANCIULLINO, R., CICCOLINI, J., MOCHEL, J.P., MASTRI, M., POIGNARD, C., EBOS, J.M. AND BENZEKRY, S., 2020. Population modeling of tumor growth curves and the reduced Gompertz model improve prediction of the age of experimental tumors. *PLoS computational biology*, 16(2), p.e1007178.
- VIKRI, M.J. AND ROHMAH, R., 2022. Penerapan Fungsi Exponential Pada Pembobotan Fungsi Jarak Euclidean Algoritma K-Nearest Neighbor. *Generation Journal*, 6(2), pp.98-105.
- WAHAB, W., 2023. STRATEGI PENJUALAN PRODUK DI UMKM PADA TINGKAT

- DAERAH. NETIZEN: JOURNAL OF SOCIETY AND BUSSINESS, 1(1), pp.13-20.
- WIBOWO, D.S., ADYTIA, D. AND SAEPUDIN, D., 2020, August. Prediction of tide level by using holtz-winters exponential smoothing: Case study in cilacap bay. In 2020 International Conference on Data Science and Its Applications (ICoDSA) (pp. 1-5). IEEE.
- WU, K., DARCET, D., WANG, Q. AND SORNETTE, D., 2020. Generalized logistic growth modeling of the COVID-19 outbreak: comparing the dynamics in the 29 provinces in China and in the rest of the world. *Nonlinear dynamics*, 101(3), pp.1561-1581.
- XU, S.Y., ZHOU, Q. AND LIU, W., 2023. Prediction of soliton evolution and equation parameters for NLS–MB equation based on the phPINN algorithm. *Nonlinear Dynamics*, 111(19), pp.18401-18417.