LAPORAN AKHIR STUDI INDEPENDEN BERSERTIFIKAT Foundations of AI and Life Skills for Gen-Z Di Orbit Future Academy

Diajukan untuk memenuhi persyaratan kelulusan Program MSIB MBKM

> oleh : Irana Putri Juliani/4193230023



PROGRAM STUDI MATEMATIKA JURASAN MATEMATIKA UNIVERSITAS NEGERI MEDAN 2022

Lembar Pengesahan Program Studi Matematika Universitas Negeri Medan

PERBANDINGAN PERAMALAN HARGA BAHAN POKOK KALIMANTAN TIMUR MENGGUNAKAN METODE EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT-WINTERS DAN LSTM

Foundations of AI and Life Skills for Gen-Z Di Orbit Future Academy

oleh:

Irana Putri Juliani/4193230023

disetujui dan disahkan sebagai Laporan Magang atau Studi Independen Bersertifikat Kampus Merdeka

Medan, 16 Juni 2022

Pembimbing Magang atau Studi Independen Program Studi Matematika Universitas Negeri Medan

Dr. Hamidah Nasution, M.Si

NIP: 196707061995122001

Lembar Pengesahan

PERBANDINGAN PERAMALAN HARGA BAHAN POKOK KALIMANTAN TIMUR MENGGUNAKAN METODE EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT-WINTERS DAN LSTM

Foundations of AI and Life Skills for Gen-Z Di Orbit Future Academy

oleh:

Irana Putri Juliani/4193230023

disetujui dan disahkan sebagai Laporan Magang atau Studi Independen Bersertifikat Kampus Merdeka

Bandung, 16 Juni 2022

AI Coach

Angel Metanosa Afinda, S.Kom

NIP: 2201043

Abstraksi

Setiap tahun harga bahan pokok di Indonesia mengalami naik turun harga secara fluktuatif yang dapat dipengaruhi faktor internal maupun eksternal. Dengan meramalkan harga bahan pokok pada kurun waktu yang mendatang, pemerintah dan masyarakat akan mendapatkan informasi prediksi harga bahan pokok. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui model peramalan terbaik dengan metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* dan LSTM serta mengetahui perbandingan peramalan metode sehingga diperoleh metode terbaik. Analisis data yang digunakan adalah metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* dan LSTM dengan nilai MSE dan MAPE terkecil. Hasil penelitian menunjukkan bahwa: (1) peramalan dengan metode exponential smoothing Holt-Winters menghasilkan model dengan nilai rata-rata MSE 113074551.6 dan rata-rata MAPE multiplikatif 8,93%; (2) peramalan dengan metode LSTM menghasilkan model LSTM dengan dengan nilai MSE 1353169319 dan MAPE 12,40981%; dan (3) perbandingan peramalan lebih tepat menggunakan metode *exponential smoothing Holt-Winters* daripada LSTM karena menghasilkan nilai *error* lebih kecil daripada nilai *error* metode LSTM.

Kata Kunci: Peramalan; Exponential Smoothing Holt-Winters; LSTM; metode terbaik.

Kata Pengantar

Puji syukur kehadirat Tuhan Yang Maha Esa yang telah melimpahkan rahmat dan karunianya sehingga penulis dapat melaksanakan program studi independen dan menyelesaikan laporan akhir hingga selesai.

Laporan akhir merupakan satu syarat wajib yang harus dipenuhi pada program Studi Independen Foundations of AI and Life Skills for Gen-Z di Orbit Future Academy. Setelah menyelesaikan program pembelajaran selama 6 bulan, projek akhir Studi Independen ternyata memiliki banyak manfaat bagi penulis, baik dari segi ilmu maupun pengalaman dalam menerapkan kecerdasan buatan secara langsung. Banyak sekali orang yang berjasa dalam menyelesaikan program ini, sehingga penulis tidak lupa mengucapkan terimakasih kepada:

- Bapak Nadiem Anwar Makarim, B.A., M.B.A. selaku Menteri Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi.
- 2. Bapak Dr.Ing. H. Ilham Akbar Habibie, Dipl.Ing., M.B.A.selaku Founder Orbit Future Academy.
- 3. Bapak Pardomuan Sitompul S.Si., M.Si, selaku ketua jurusan Matematika Universitas Negeri Medan.
- 4. Ibu Hamida Nasution M.Si, selaku ketua program studi Matematika Universitas Negeri Medan.
- 5. Bapak Ricky Andi Syahputra, S.Pd., M. Sc, selaku PIC MSIB Universitas Negeri Medan.
- 6. Coach Angel Metanosa Afinda, S.Kom selaku Homeroom coach kelas Jupyter XXI yang telah memberi bimbingan dalam menyelesaikan laporan akhir studi independen bersertifikat ini.
- 7. Coach Yesaya Yova Ananda selaku Coach kelas Enigma yang telah memberi bimbingan dalam menyelesaikan laporan akhir studi independen bersertifikat ini.

- 8. Orang tua dan keluarga atas semangat dan motivasi yang besar untuk menyelesaikan laporan akhir studi independen bersertifikat ini.
- 9. Teman- teman di Orbit Future Academy

Penulis menyadari bahwa Laporan Project Akhir yang penulis buat ini masih jauh dari sempurna hal ini karena terbatasnya pengetahuan dan pengalaman yang dimiliki penulis. Oleh sebab itu, penulis mengharapkan adanya saran dan masukan bahkan kritik membangun dari berbagai pihak. Semoga laporan ini bisa bermanfaat bagi para pembaca dan pihak-pihak khususnya dalam bidang Artificial Intelegence.

Dumai, 16 Juni 2022

Irana Putri Juliani

 \mathbf{V}

Daftar Isi

Bab I	Pendahuluan	1
I.1	Latar belakang	1
I.2	Lingkup	2
I.3	Tujuan	2
Bab II	Orbit Future Academy	3
II.1	Struktur Organisasi	3
II.2	Lingkup Pekerjaan	4
II.3	Deskripsi Pekerjaan	5
II.4	Jadwal Kerja	6
Bab III	Perbandingan Peramalan Harga Bahan Pokok Kalimantan	Timur
Menggun	akan Metode Exponetial Smoothing Holt-Winters dan LSTM	7
III.1	Latar Belakang Proyek Akhir	7
III.2	Proses Pelaksanaan Proyek Akhir	8
III.3	Hasil Proyek Akhir	16
Bab IV	Penutup	17
IV.1	Kesimpulan	17
IV.2	Saran	17
Bab V	Referensi	18
Bab VI	Lampiran A. TOR	19
Bab VII	Lampiran B. Log Activity	21
Bab VIII	Lampiran C. Jurnal	23

Daftar Tabel

Tabel 2.1 Agenda Kelas	(
Tabel 3.1 Problem Scoping	8
Tabel 3.2 Daftar Bahan Pokok	Ç
Tabel 3.3 Parameter Bahan Pokok	15

Daftar Gambar

Gambar 2.1 Logo Orbit Future Academy	3
Gambar 2.2 Struktur Organisasi OFA	4
Gambar 3.1 Perbandingan Harga Bahan Pokok	10
Gambar 3.2 Kategori Beras	10
Gambar 3.3 Kategori Minyak	11
Gambar 3.4 Kategori Daging	12
Gambar 3.5 Kategori Ayam Ras	12
Gambar 3.6 Kategori Cabe	13
Gambar 3.7 Kategori Bawang	14

Bab I Pendahuluan

I.1 Latar belakang

Kampus Merdeka merupakan bagian dari kebijakan Merdeka Belajar oleh Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi Republik Indonesia yang memberikan kesempaatan bagi mahasiswa/i untuk mengasah kemampuan sesuai bakat dan minat dengan terjun langsung ke dunia kerja sebagai persiapan karier masa depan. Kampus merdeka tersebut merupakan kerangka untuk menyiapkan mahasiswa menjadi sarjana yang tangguh, relevan dengan kebutuhan zaman, dan siap menjadi pemimpin dengan semangat kebangsaan yang tinggi. Banyak program kampus merdeka yang dapat di ikuti mahasiswa guna mengasah skill untuk mempersiapkan karier di masa depan, salah satunya adalah program Studi Independen Bersertifikat, Studi Independen Bersertifikat adalah bagian dari program Kampus Merdeka yang bertujuan untuk memberikan kesempatan kepada mahasiswa untuk belajar dan mengembangkan diri melalui aktivitas di luar kelas perkuliahan, namun tetap diakui sebagai bagian dari perkuliahan.

Pada Studi Independen tersebut mahasiswa akan difasilitasi untuk mengikuti berbagai kegiatan yang menjadi prioritas atau unggulan dari mitra. Salah satunya Orbit Future Academy yang memiliki Program yakni Foundations of AI and Life Skills for Gen-Z. Para mahasiswa dapat memilih 1 dari 2 program yang telah disediakan, dan diharapkan mampu mengasah pengetahuan mahasiswa dalam bidang AI.

Program yang dikuti penulis saat ini adalah program Studi Independen Foundations of AI and Life Skills for Gen-Z. Program ini sangat mendukung penulis dalam mencapai tujuan sebagai seorang data scientist dengan hasil akhir berupa projek berbasis penelitian untuk mengetahui perbandingan peramalan harga bahan pokok Kalimantan Timur menggunakan metode *exponetial smoothing holt-winters* dan LSTM.

I.2 Lingkup

Lingkup pengerjaan project akhir mengikuti *AI project cycle* yang terbagi menjadi 5 tahapan yaitu *problem scoping*, *data acquisition*, *data exploration*, *modelling*, *evaluation*, dan *deployment*. Keseluruhan project ini dibagi secara merata dan adil ke masing-masing anggota kelompok. Berdasarkan *AI project cycle* yang menjadi peran dan tugas pokok fungsi saya adalah *modelling* dan *evaluation*.

I.3 Tujuan

Tujuan yang diharapkan setelah peserta mengikuti program ini:

- 1. Memiliki wawasan tentang AI dan perkembangannya.
- 2. Mampu merancang dan mengimplementasikan AI Project Cycle.
- 3. Mampu menggunakan bahasa pemrograman Python untuk mengembangkan aplikasi AI.
- 4. Mampu mengembangkan salah satu dari 3 domain AI (DS, NLP, dan CV) hingga tahap *deployment*.
- 5. Mampu menggunakan *soft skills* dan *hard skills* dalam dunia industri dan lingkungan perusahaan.
- 6. Mampu mengaplikasikan kiat-kiat yang dibutuhkan seorang wirausahawan yang bergerak di bidang *start-up* dalam mentransformasikan ide ke dalam bentuk produk/jasa sehingga dapat menciptakan peluang bisnis yang terus berinovasi, berevolusi, dan berkelanjutan.

Bab II Orbit Future Academy

II.1 Struktur Organisasi



Gambar 2.1 Logo Orbit Future Academy

Orbit Future Academy (OFA) didirikan pada tahun 2016 dengan tujuan untuk meningkatkan kualitas hidup melalui inovasi, edukasi, dan pelatihan keterampilan. Label atau *brand* Orbit merupakan kelanjutan dari warisan mendiang Prof. Dr. Ing. B. J. Habibie (presiden Republik Indonesia ke-3) dan istrinya, Dr. Hasri Ainun Habibie. Mereka berdua telah menjadi penggerak dalam mendukung perkembangan inovasi dan teknologi pendidikan di Indonesia. OFA mengkurasi dan melokalkan program/kursus internasional untuk *upskilling* atau *reskilling* pemuda dan tenaga kerja menuju pekerjaan masa depan. Hal ini sesuai dengan slogan OFA, yakni "*Skills-for-Future-Jobs*".

Visi:

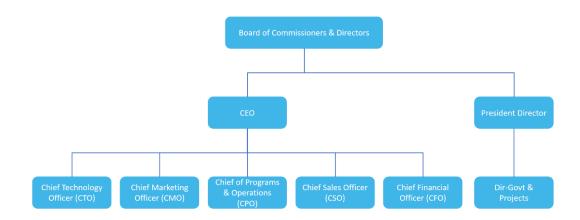
Memberikan pembelajaran berbasis keterampilan transformatif terbaik untuk para pencari kerja & pencipta lapangan kerja.

Misi:

 Membangun jaringan Orbit Transformation Center (OTC) secara nasional untuk menyampaikan kurikulum keterampilan masa depan berbasis sertifikasi melalui Platform Konten Digital.

- Secara proaktif bekerja dengan pemerintah & organisasi dengan mengubah tenaga kerja mereka agar sesuai dengan perubahan pekerjaan yang terjadi karena Industri 4.0.
- 3. Melatih pemuda dengan keterampilan kewirausahaan & mencocokkan mereka dengan peluang masa depan yang muncul di berbagai industri.
- 4. Menghubungkan jaringan inkubator dan akselerator yang dikurasi ke industri, investor, dan ekosistem start-up global.

Struktur organisasi OFA dapat dilihat pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Struktur Organisasi OFA

II.2 Lingkup Pekerjaan

Seorang fasilitator akan mendampingi kurang lebih 40 peserta MSIB (student) dalam satu kelas. Terdapat dua jenis fasilitator, yakni:

a. Homeroom Coach

Homeroom coach bertugas menyampaikan materi tentang dasar-dasar AI, memberikan penilaian pada student, dan mengarahkan *student* saat pengerjaan Proyek Akhir (PA).

b. Domain Coach

Domain coach bertugas menyampaikan materi tentang domain AI atau life skills dan memberikan penilaian pada student.

Lingkup pekerjaan student adalah mengikuti kelas bersama homeroom atau domain coach, sesuai agenda kelas, hingga program selesai.

II.3 Deskripsi Pekerjaan

Berikut adalah deskripsi pekerjaan student sebelum pengerjaan PA:

- a. Mengikuti pre-test.
- b. Mengikuti kelas sesi pagi pada pukul 08.00 hingga 11.30 WIB.
- c. Mengikuti kelas sesi siang pada pukul 13.00 hingga 16.30 WIB.
- d. Mengulang materi yang telah disampaikan di kelas sesi pagi dan siang, setelah kelas sesi siang, selama 1 jam (*self-study*).
- e. Mengerjakan latihan individu atau kelompok yang diberikan oleh homeroom atau domain coach saat kelas berlangsung.
- f. Mengerjakan tugas yang diberikan homeroom atau domain coach hingga batas waktu tertentu.
- g. Mengerjakan *mini project* yang diberikan homeroom atau domain coach hingga batas waktu tertentu
- h. Mengikuti post-test.

Student memiliki peran *Data acquisition*, pembuatan *paper*/jurnal selama pengerjaan PA, dengan deskripsi pekerjaan sebagai berikut:

- a. Mengumpulkan data harga bahan pokok di Kalimantan Timur
- b. Membuat Jurnal (Abstraksi, pendahuluan, Metode penelitian, Pembahasan, Referensi)

II.4 Jadwal Kerja

Program ini berlangsung setiap hari kerja (Senin sampai dengan Jumat) selama 8 jam per harinya, dengan rincian sebagai berikut:

Tabel 2.1 Agenda Kelas

Pukul (WIB)	Durasi (jam)	Aktivitas
08.00 s.d. 11.30	3.5	Kelas Sesi Pagi
13.00 s.d. 16.30	3.5	Kelas Sesi Siang
16.30 s.d. 17.30	1	Self-Study

Program ini berlangsung dari bulan Februari 2022 sampai dengan bulan Juli 2022.

Bab III Perbandingan Peramalan Harga Bahan Pokok Kalimantan Timur Menggunakan Metode Exponetial Smoothing Holt-Winters dan LSTM

III.1 Latar Belakang Proyek Akhir

Bahan pangan mempunyai peranan penting dalam kehidupan masyarakat sehingga mudah didapatkan di warung-warung kecil, pasar tradisional, swalayan sampai mall. Kebutuhan akan bahan pangan meningkat setiap tahunnya dan peningkatan kebutuhan akan bahan pangan berbanding lurus dengan jumlah penduduk terutama penduduk Indonesia dengan jumlah 265 juta jiwa. Setiap tahun bahan pangan mengalami naik turun harga. Perubahan harga bahan pangan yang fluktuatif ini dipengaruhi faktor internal maupun eksternal. Dengan meramalkan harga bahan pokok pangan pada kurun waktu yang mendatang, pemerintah akan mendapatkan informasi prediksi harga pangan [1]. Peramalan ini dengan cara mengumpulkan data data harga pokok pangan masa lalu untuk diolah menjadi informasi prediksi harga pangan pada masa yang akan datang.

Peramalan merupakan suatu kegiatan untuk memprediksi kejadian di masa yang akan datang dengan menggunakan dan mempertimbangkan data dari masa lampau. Banyak metode dalam statistika yang dapat digunakan untuk peramalan suatu data time series [2]. Pada studi ini dilakukan pemodelan untuk memprediksi harga bahan pokok di Kalimantan Timur menggunakan pendekatan Long Short-Term Memory (LSTM) dan Exponential Smoothing (EST).

Long-Short Term Memory (LSTM) merupakan tipe spesial dari neural network, dimana termasuk bagian dari Recurrent Neural Network (RNN). Tidak seperti feed forward neural network konvensional, RNN menggunakan n umpan balik dari output layers kembali ke input layer, dimana setiap koneksi umpan balik dapat digunakan sebagai time-delay gate (Gambar 1). Arsitektur RNN mampu mewakili secara eksplisit pengaruh nilai output masa lalu pada perhitungan output saat ini, menjadikannya ideal untuk memodelkan struktur autokorelasi dari data deret waktu atau time series [3].

Pemulusan eksponensial (exponential smoothing) merupakan metode peramalan yang digunakan untuk meramalkan masa yang akan datang dengan melakukan proses pemulusan (smoothing) dengan menghasilkan data ramalan yang lebih kecil nilai kesalahannya. Dalam pemulusan (smoothing) eksponensial terdapat satu atau lebih parameter pemulusan yang ditentukan secara eksplisit dan hasil pilihan menentukan bobot yang dikenakan pada nilai observasi [2].

III.2 Proses Pelaksanaan Proyek Akhir

Problem Scoping

Problem scoping adalah langkah - langkah untuk mendiskusikan permasalahan nyata beserta solusinya yang dapat dikerjakan oleh AI. Problem scoping yang dilakukan berpedoman pada 4W merupakan tahapan diskusi bersama untuk mengangkat suatu permasalahan dan solusinya. Proses problem scoping dengan metode 4W dapat disimpulkan pada Tabel 3.1.

4W Pertanyaan Jawaban Who? menghadapi Pemerintah dan masyarakat. Siapa yang masalah dan siapa pemangku kepentingan dari masalah tersebut? What? Apa masalah dan bagaimana Kenaikan harga bahan pokok yang mengetahui tentang masalah fluktuatif. tersebut? Semua daerah di Indonesia, salah Where? Dimana masalah ini terjadi? satunya provinsi Kalimantan Timur. Why? Mengapa perlu memecahkan Masalah perlu diselesaikan agar masalah? masyarakat dan pemerintah dapat mengetahui kondisi bahan pokok kedepannya apakah akan naik atau turun.

Tabel 3.1 Problem Scoping

• Data Acquisition

Setelah dilakukan *problem scoping*, langkah selanjutnya adalah mengumpulkan data-data yang dibutuhkan untuk menyelesaikan masalah masalah tersebut. Data yang dikumpulkan merupakan data harga kebutuhan

pokok di Provinsi Kalimantan Timur. Data diperoleh dari situs Web resmi Kementrian Perdagangan Indonesia yaitu https://ews.kemendag.go.id/. Data yang dikumpulkan memuat informasi harga bahan pokok dari 16 komoditas, yaitu Beras Premium, Beras Medium, Gula Pasir, Minyak Goreng Curah, Minyak Goreng Kemasan sederhana, Minyak Goreng kemasan Premium, kedelai Impor, Tepung Terigu, Daging Sapi Paha Belakang, Daging Ayam Ras, Telur Ayam Ras, Cabe Merah Besar, Cabe Merah Keriting, Cabe Rawit Merah. Bawang Merah, dan Bawang Putih Honan. Data yang diperoleh selanjutnya di proses dengan menggunakan Excel. Data yang diproses berada pada rentang Januari 2020-Maret 2022.

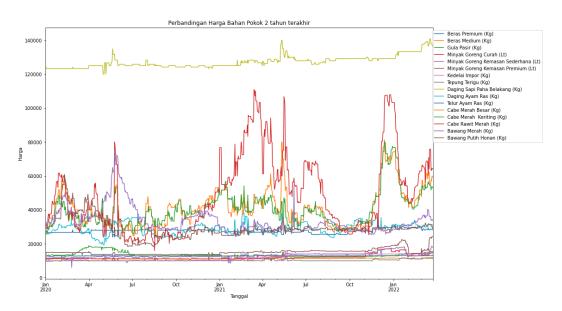
Tabel 3.2 Daftar Bahan Pokok

No.	Bahan Pokok
1.	Beras Premium
2.	Beras Medium
3.	Gula Pasir
4.	Minyak Goreng Curah
5.	Minyak Goreng Kemasan Sederhana
6.	Minyak Goreng Kemasan Premium
7.	Kedelai Impor
8.	Tepung Terigu
9.	Daging Sapi Paha Belakang
10.	Daging Ayam Ras
11.	Telur Ayam Ras
12.	Cabe Merah Besar
13.	Cabe Merah Keriting
14.	Cabe Rawit Merah
15.	Bawang Merah
16.	Bawang Putih Honan

• Data Exploration

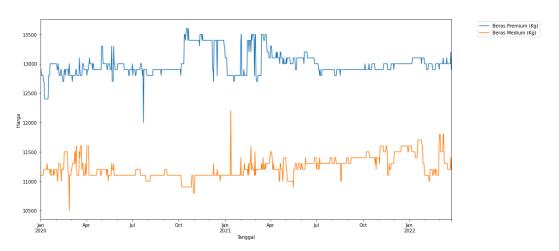
Sebelum melakukan *modeling* dan evaluasi ada tahap yang harus dilakukan yaitu *data exploration* atau yang dikenal dengan *Exploratory Data Analysis* (EDA). Langkah awal yaitu pengecekan data apakah terdapat *missing value* setelah itu mengecek info data untuk dapat melakukan visualisasi. Data terdiri dari 16 bahan pokok kemudian di dikelompokan menjadi 6 kategori

sejenis yaitu kategori beras,minyak, daging, ayam ras, cabe dan bawang. Berikut hasil visualisasi dari data yang telah dilakukan.



Gambar 3.1 Perbandingan Harga Bahan Pokok

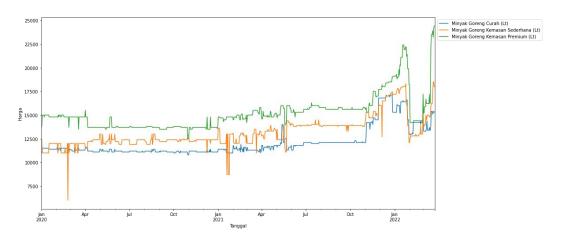
Pada Gambar 3.1 merupakan visualisasi pada 16 bahan pokok, dimana dari masing-masing bahan pokok mengalami naik turun harga dari waktu ke waktu. Untuk harga tertinggi yaitu pada bahan pokok daging sapi paha belakang dan kenaikan tertinggi terdapat pada bulan Mei 2021.



Gambar 3.2 Kategori Beras

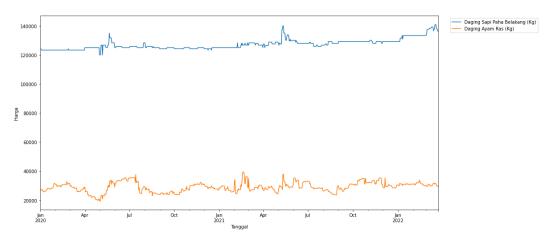
Pada Gambar 3.2 merupakan visualisasi pada kategori beras yaitu beras premium dan beras medium. Beras Premium memiliki harga terendah pada

akhir Juli 2020 dan harga tertingi pada Oktober 2020. Beras Medium memiliki harga terendah pada Maret 2020 dan harga tertinggi pada awal Januari 2021. Pada Gambar 3.2 menunjukkan bahwa beras premium dan beras medium memiliki korelasi yang sangat rendah selama 2 tahun terakhir.



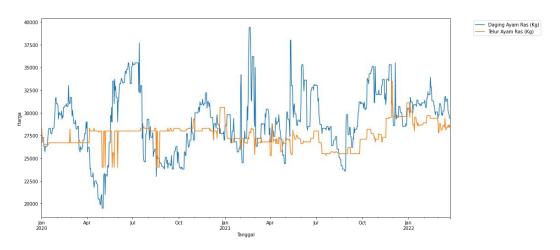
Gambar 3.3 Kategori Minyak

Pada Gambar 3.3 merupakan visualisasi pada kategori minyak yaitu minyak goreng curah, minyak goreng kemasan sederhana, dan minyak goreng kemasan premium. Minyak goreng curah memiliki harga yang cukup stabil dari awal 2020 hingga Oktober 2021 dan pada awal Oktober mengalami kenaikan hingga Desember 2021. Minyak goreng kemasan sederhana memiliki harga terendah pada Maret 2020 dan mengalami kenaikan harga yang tidak terlalu signifikan pada bulan berikutnya. Untuk kenaikan tertinggi terjadi pada Januari 2021. Minyak goreng kemasan premium memiliki harga terendah pada Mei 2021 dan mengalami kenaikan harga yang tidak terlalu signifikan pada bulan berikutnya. Untuk kenaikan tertinggi terjadi pada Maret 2022 Pada Gambar 3.3 menunjukkan bahwa pada kategori minyak memiliki korelasi yang sangat kuat selama 2 tahun, hal ini terlihat saat harga dari masing bahan pokok mengalami kenaikan diwaktu yang dekat.



Gambar 3.4 Kategori Daging

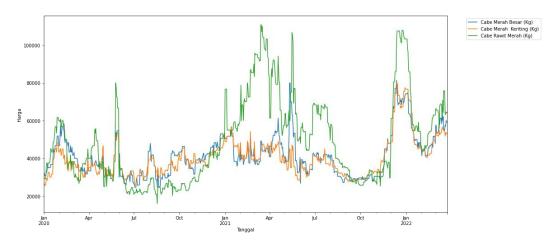
Pada Gambar 3.4 merupakan visualisasi pada kategori daging yaitu daging sapi paha belakang dan daging ayam ras. Daging sapi paha belakang memiliki harga terendah pada akhir Mei 2020 dan harga tertinggi pada Mei 2021. Daging Ayam Ras memiliki harga terendah pada Mei 2020 dan harga tertinggi pada Maret 2021. Pada Gambar 3.4 menunjukkan bahwa pada kategori daging memiliki korelasi yang sangat rendah selama 2 tahun terakhir.



Gambar 3.5 Kategori Ayam Ras

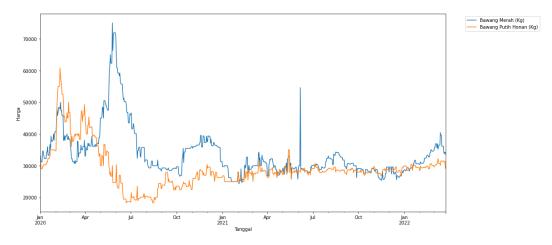
Pada Gambar 3.5 merupakan visualisasi pada kategori ayam ras yaitu telur ayam ras dan daging ayam ras. Telur ayam ras memiliki harga terendah pada Mei dan Agustus 2020 dan harga tertinggi pada November 2021. Daging Ayam Ras memiliki harga terendah pada Mei 2020 dan harga tertinggi pada

Maret 2021. Pada Gambar 3.4 menunjukkan bahwa pada kategori ayam ras memiliki korelasi yang baik selama 2 tahun terakhir.



Gambar 3.6 Kategori Cabe

Pada Gambar 3.6 merupakan visualisasi pada kategori cabe yaitu cabe merah besar, cabe merah keriting, dan cabe rawit merah. Pada kategori cabe terlihat bahwa terjadi kenaikan harga yang signifikan selama 2 tahun terakhir dari masing-masing bahan pokok. Cabe merah besar memiliki harga tertinggi pada Mei 2021 dan harga terendah pada Agustus 2020. Cabe merah keriting memiliki harga tertinggi pada Desember 2021 da harga terendah pada Oktober 2021. Cabe rawit merah memiliki harga tertinggi pada April 2021 dan harga terendah pada Agustus 2020. Pada Gambar 3.6 menunjukkan bahwa pada kategori minyak memiliki korelasi yang sangat kuat selama 2 tahun, hal ini terlihat saat harga dari masing bahan pokok mengalami kenaikan dan penurunan diwaktu yang dekat.



Gambar 3.7 Kategori Bawang

Pada Gambar 3.7 merupakan visualisasi pada kategori bawang yaitu bawang merah dan bawang putih honan. Bawang merah memiliki harga tertinggi pada Juni 2020 dan harga terendah Februari 2021. Pada Gambar 3.7 menunjukkan bahwa kategori bawang memiliki korelasi yang sangat kuat selama 2 tahun, hal ini terlihat saat harga dari masing bahan pokok mengalami kenaikan dan penurunan diwaktu yang dekat.

Modelling

Untuk tahap modeling data terlebih dahulu dibagi menjadi 80% *train data* dan 20% *test data*. Selanjutnya dilakukan peramalan dengan model *exponetial smoothing holt-winter* dan LSTM. Pada model ETS, masing – masing data memiliki karakteristik data yang berbeda-beda sehingga akan dicoba untuk pola musiman dan tren. Setiap data akan dibuat memiliki musiman dan trend multiplikatif dan aditif. Apabila data merupakan model aditif maka pola data cenderung memiliki variasi musiman yang bersifat konstan. Model aditif untuk prediksi data *time series* yang mana amplitudo (ketinggian) pola musimannya tidak tergantung pada rata-rata level atau ukuran data. Berdasarkan data diperoleh panjang atau periode musiman adalah 30 karena data berdasarkan per hari. Setelah panjang atau periode musiman diperoleh, selanjutnya adalah menentukan nilai awal taksiran (inisialisasi) yang berpengaruh terhadap prediksi berikutnya bergantung

pada panjang deret waktu dan nilai dari ketiga parameternya yaitu $mean(\alpha)$, $trend(\beta)$ dan seasonal (γ) .

Tabel 3.3 Parameter Bahan Pokok

NO	BAHAN POKOK	ALPHA	BETA	GAMMA
1	Beras Premium (Kg)	0.1	0.1	0.1
2	Beras Medium (Kg)	0.8	0.8	0.1
3	Gula Pasir (Kg)	0.2	0.6	0.1
4	Minyak Goreng Curah (Lt)	0.9	0.7	0.1
5	Minyak Goreng Kemasan Sederhana (Lt)	0.2	0.2	0.1
6	Minyak Goreng Kemasan Premium (Lt)	0.1	0.4	0.1
7	Kedelai Impor (Kg)	0.1	0.1	0.1
8	Tepung Terigu (Kg)	0.1	0.9	0.1
9	Daging Sapi Paha Belakang (Kg)	0.1	0.9	0.1
10	Daging Ayam Ras (Kg)	0.1	0.6	0.1
11	Telur Ayam Ras (Kg)	0.1	0.5	0.1
12	Cabe Merah Besar (Kg)	0.1	0.3	0.1
13	Cabe Merah Keriting (Kg)	0.8	0.2	0.1
14	Cabe Rawit Merah (Kg)	0.9	0.7	0.1
15	Bawang Merah (Kg)	0.1	0.6	0.1
16	Bawang Putih Honan (Kg)	0.1	0.6	0.1

Setelah dilakukan inisialisasi *alpa, beta, dan gamma* selanjutnya akan dilakukan prediksi dengan Holt-Winter *multiplikatif* dan *aditif*. Didapatkan bahwa hasil model ETS multiplikatif lebih baik dari model ETS aditif. Pembahasan peramalan dengan LSTM diawali dengan mengambil data untuk *training* dan *testing*. Setelah proses *training* dan *testing* dengan model prediksi LSTM dengan *optimizer adam* dan jumlah epoch 100 yang telah dibuat.

Evaluation

Evaluasi dilakukan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Mean Square Error* (MSE) dari kedua metode. Metode *exponential smoothing Holt-Winters* menghasilkan nilai rata-rata *Mean Square Error* (MSE) yaitu 113074551.6 dan nilai rata-rata *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) multiplikatif yaitu 8,93%. Sedangkan metode LSTM menghasilkan nilai rata-rata *Mean Square Error* (MSE) yaitu 0,017 dengan normalisasi dan 0,019 tanpa normalisasi. Untuk nilai rata-rata *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yaitu 26,96 dengan normalisasi Dan 21,64 tanpa normalisasi.

III.3 Hasil Proyek Akhir

Hasil yang diperoleh bahwa perbandigan peramalan harga bahan pokok di kalimantan timur dengan metode exponential smoothing Holt-Winters menghasilkan nilai rata-rata Mean Square Error (MSE) yaitu 113074551.6 dan nilai rata-rata Mean Absolute Percentage Error (MAPE) multiplikatif yaitu 8,93%. Sedangkan metode LSTM menghasilkan nilai rata-rata *Mean Square Error* (MSE) yaitu dengan normalisasi adalah 0.017 dan nilai rata-rata MSE tanpa normalisasi adalah 0.019 . sedangkan nilai rata-rata MAPE dengan normalisasi adalah 26.96 dan nilai rata-rata MAPE tanpa normalisasi adalah 21.64. Jadi peramalan harga bahan pokok menggunakan data Januari 2020 - Maret 2022 lebih efektif menggunakan metode exponential smoothing Holt-Winters dibandingkan metode LSTM karena nilai MAPE yang lebih kecil daripada nilai MAPE yang dihasilkan metode LSTM. Meskipun hasil akurasi masih jauh dari harapan, beberapa faktor mungkin dapat dievaluasi untuk penelitian selanjutnya seperti variasi jumlah epoch, hidden layer, batch size, jumlah data training dan testing maupun penambahan variabel *input* dengan harapan mampu menambah nilai akurasi dari model prediksi.

Bab IV Penutup

IV.1 Kesimpulan

Program studi *independent* dan Orbit Future Academy sangat memberikan pengalaman yang tidak bisa didapatkan diluar kampus. Mahasiswa aktif dalam pengembangan *soft skill* AI, dengan bimbingan mentor berpengalaman pada bidangnya. Mendapatkan materi basic AI seperti *Machine Learning* sampai mahasiswa bisa membuat model project berbasis kecerdasan buatan seperti yang sudah penulis selesaikan pada program ini, yaitu perbandingan model *exponential smoothing holt-winter* dengan lstm dalam prediksi harga bahan pokok di Kalimantan Timur.

IV.2 Saran

Hasil akurasi masih jauh dari harapan, beberapa faktor mungkin dapat dievaluasi untuk penelitian selanjutnya seperti variasi jumlah *epoch*, *hidden layer*, *batch size*, jumlah data *training* dan *testing* maupun penambahan variabel *input* dengan harapan mampu menambah nilai akurasi dari model prediksi.

Bab V Referensi

- [1]M. Rizaldi Satyaputra, F. Richard Kodong, O. Samuel Simanjuntak, and J. Teknik Informatika, "Seminar Nasional Informatika 2018 (semnasIF 2018) UPN 'Veteran' Yogyakarta," 2018.
- [2] T. Safitri, N. Dwidayati, and K. Kunci, "Perbandingan Peramalan Menggunakan Metode Exponential Smoothing Holt-Winters dan Arima," Unnes Journal of Mathematics, vol. 6, no. 1, pp. 48–58, 2017, [Online]. Available: http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm
- [3] M. Kamal Wisyaldin, G. Maya Luciana, H. Pariaman, and P. Pembangkitan Jawa Bali, "Pendekatan Long Short-Term Memory untuk Memprediksi Kondisi Motor 10 kV pada PLTU Batubara," vol. 9, no. 2, doi: 10.33322/kilat.v9i2.997.

Bab VI Lampiran A. TOR

TERM OF REFERENCE (TOR) STUDI INDEPENDEN BERSERTIFIKAT FOUNDATION OF AI AND LIFE SKILLS FOR GEN-Z DI ORBIT FUTURE ACADEMY

A. Rincian Program

Foundation of AI and Life Skills for Gen-Z adalah program pelatihan Artificial Intelligence (AI) daring yang bertujuan untuk memperkenalkan teknologi dan perangkat AI kepada pelajar, sehingga diharapkan mereka dapat mengembangkan produk AI yang memiliki dampak sosial. Program ini berfokus pada komponen utama AI, seperti Data Science (DS), Natural Language Processing (NLP), dan Computer Vision (CV). Selain keterampilan AI, pelajar juga akan mendapat *life skills* yang bermanfaat untuk mencari atau menciptakan lapangan kerja.

B. Tujuan Program

Tujuan yang diharapkan setelah peserta mengikuti program ini:

- 1. Memiliki wawasan tentang AI dan perkembangannya.
- 2. Mampu merancang dan mengimplementasikan AI Project Cycle.
- 3. Mampu menggunakan bahasa pemrograman Python untuk mengembangkan aplikasi AI.
- 4. Mampu mengembangkan salah satu dari 3 domain AI (DS, NLP, dan CV) hingga tahap *deployment*.
- 5. Mampu menggunakan *soft skills* dan *hard skills* dalam dunia industri dan lingkungan perusahaan.
- 6. Mampu mengaplikasikan kiat-kiat yang dibutuhkan seorang wirausahawan yang bergerak di bidang *start-up* dalam mentransformasikan ide ke dalam bentuk produk/jasa sehingga dapat menciptakan peluang bisnis yang terus berinovasi, berevolusi, dan berkelanjutan.

C. Jadwal dan Tempat Pelaksanaan

Jadwal pelaksanaan tertera dalam tabel berikut:

Pukul (WIB)	Durasi (jam)	Aktivitas
08.00 s.d. 11.30	3.5	Kelas Sesi Pagi
13.00 s.d. 16.30	3.5	Kelas Sesi Siang
16.30 s.d. 17.30	1	Self-Study

Kelas akan diselenggarakan secara daring melalui aplikasi video conference.

D. Peserta

Peserta program ini adalah mahasiswa yang berasal dari Perguruan Tinggi di bawah Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi Republik Indonesia.

E. Uraian Tugas Peserta

Selama mengikuti program ini, peserta diharuskan:

- 1. Mengikuti program dari awal hingga selesai.
- 2. Mematuhi aturan program.
- 3. Mematuhi aturan kelas yang dibuat bersama homeroom atau domain coach.
- 4. Mengikuti kelas dengan presensi minimal 85%.
- 5. Membuat laporan harian dan mingguan di website Kampus Merdeka.
- 6. Menyelesaikan Proyek Akhir (PA) beserta laporannya.

Homeroom Coach,

Angel Metanosa Afinda, S.Kom

2201043

Dumai, 16 Juni 2022 Peserta Program,

Irana Putri Juliani 4193230023

Bab VII Lampiran B. Log Activity

Minggu/Tgl	Kegiatan	Hasil
10/25-29	Diskusi Mengenai	Domain yang dipilih adalah Data
April 2022	Domain serta Ide Projek	Science.
		Tema Projek mengenai "Peramalan
		Harga Bahan Pokok di Kalimantan
		Timur"
11/02-06	Hari Libur Nasioanal Idul	• Hari libur Nasional yang di isi
Mei 2022	Fitri	dengan diskusi melalui WA grup
		mengenai sumber data dan
		pembagian tugas.
12/09-13	Bimbingan dengan	• Judul Projek disetujui oleh Coach
Mei 2022	Coach Yesaya dan Allafa	Yesaya
	dan diskusi pembagian	• Sumber data dari Web Resmi
	tugas	Kementrian Perdagangan Indonesia
		Data yang di ambil pada rentang
		Januari 2020-Maret 2022
		Diskusi dan melakukan pembagian
		tugas dalam pengumpulan data.
		Membahas perkemabangan projek
		dengan Coach Allafa
13/16-20	Bimbingan dengan Coach	Bimbingan dengan Coach Yesa
Mei 2022	Yesaya dan Coach Angel	setelah data terkumpul dengan baik.
		Bimbingan dengan Coach Angel
		(Coach menyarankan untuk
		mengganti metode yang digunakan)
		Kami sepakat untuk memfokuskan
		jurnal mengenai perbandingan 2
		metode Algoritma, yaitu ETS dan

		LSTM dalam menentukan		
		peramalah harga bahan pokok di		
		Kalimantan Timur.		
14/23-27 Mei	Tahap Modelling	Pada minggu ini kami melakukan		
2022		modelling dan melakukan diskusi		
		terkait perkembangan projek.		
		Menargetkan Modelling selesai		
		pada minggu ini agar bisa lanjut		
		membuat jurnal dan laporan akhir.		
15/30-03	Modelling dan	Pada Algoritma ETS nilai		
Juni 2022	penyelesaian jurnal	akurasinya masih rendah, jadi pada		
		miggu ini kami menargetkan untuk		
		merampungkan deploy coding ETS.		
		Mulai mencari referensi dan		
		mengerjakan Jurnal BAB 1		
		Pendahuluan dan BAB 2 Metode		
		Penelitian.		
		Melakukan zoom dengan anggota		
		kelompok terkait progress PA yang		
		sudah menyelesaikan tahap		
		modelling		
		Diskusi pembagian tugas untuk		
		pengerjaan jurnal dan Laporan		
		akhir.		
16/06-10	Pembuatan Jurnal dan	Menyelesaiaka Jurnal		
Juni 2022	Laporan Akhir.	Menyelesaiakan Laporan Akhir		

Bab VIII Lampiran C. Jurnal



JURNAL REKAYASA SISTEM DAN INDUSTRI

e-ISSN: 2579-9142 p-ISSN: 2356-0843

PERBANDINGAN PERAMALAN HARGA BAHAN POKOK KALIMANTAN TIMUR MENGGUNAKAN METODE EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT-WINTERS DAN LSTM

COMPARISON OF FORECASTING PRICES OF STOCK MATERIALS IN EAST KALIMANTAN USING *EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT-WINTERS* AND LSTM METHODS

Boy Fransiskus Sitanggang¹, Rana Andini², Irana Putri Juliani³, Ghina Alyaa Nabiilah⁴, Adjie Setyadji⁵

ARTICLE INFO

ABSTRAK

Article history:
Diterima xx-xx-xx
Diperbaiki xx-xx-xx
Disetujui xx-xx-xx

Kata Kunci: Peramalan; Exponential Smoothing Holt-Winters; LSTM; metode terbaik. Setiap tahun harga bahan pokok di Indonesia mengalami naik turun harga secara fluktuatif yang dapat dipengaruhi faktor internal maupun eksternal. Dengan meramalkan harga bahan pokok pada kurun waktu yang mendatang, pemerintah dan masyarakat akan mendapatkan informasi prediksi harga bahan pokok. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui metode peramalan terbaik dengan metode Exponential Smoothing Holt-Winters dan LSTM. Data yang digunakan penelitian ini adalah harga bahan pokok provinsi Kalimantan Timur Januari 2020 - Maret 2022 yang terdiri dari 16 komoditas. Data diperoleh dengan cara dengan pengumpulan data sekunder melalui sistem pemantauan pasar dan kebutuhan pokok kementerian perdagangan.. Analisis data yang digunakan adalah metode exponential smoothing Holt-Winters dan LSTM dengan nilai MSE dan MAPE terkecil. Hasil penelitian menunjukkan bahwa: (1) peramalan dengan metode exponential smoothing Holt-Winters menghasilkan model dengan nilai rata-rata MSE adalah 113074551.6, rata-rata MAPE multiplikatif adalah 0.0893 dan nilai rata-rata MAPE aditif adalah 0.1012; (2) peramalan dengan metode LSTM menghasilkan model LSTM dengan nilai rata-rata MSE dengan normalisasi adalah 0.017 dan nilai rata-rata MSE tanpa normalisasi adalah 0.019 sedangkan nilai rata-rata MAPE dengan normalisasi adalah 26.96 dan nilai rata-rata MAPE tanpa normalisasi adalah 21.64; (3) perbandingan peramalan menggunakan metode exponential smoothing Holt-Winters lebih daripada LSTM karena menghasilkan nilai rata-rata MAPE lebih kecil daripada nilai rata-rata MAPE metode LSTM.

ABSTRACT

Every year the price of basic commodities in Indonesia fluctuates, which can be influenced by internal and external factors. By forecasting the price of basic commodities in the future, the government and the public will get information on the prediction of the price of basic commodities. The purpose of this study was to determine the best method of forecasting models Holt-Winters exponential smoothing and LSTM forecasting. The data used in this study is the price of basic commodities for the province of East Kalimantan from January 2020 to March 2022. Data was obtained with secondary data collection through the market monitoring system and the Ministry of Trade's basic needs.. The data analysis is the method of Holt-Winter exponential smoothing and LSTM with MSE and MAPE smallest value. The results showed that: (1) forecasting using the Holt-Winters exponential smoothing method resulted in a model with an average MSE value of 113074551.6, an average multiplicative MAPE 0.0893 and an additive MAPE average value of 0.1012; (2) forecasting using the LSTM method produces an LSTM model with the average value of MSE with normalization is 0.017 and the average value of MSE without normalization is 0.019 while the average

Keywords: forecasting; Exponential Smoothing Holt-Winters; LSTM; best method.

^{1,3}Program Studi Matematika, Universitas Negeri Medan

²Program Studi Teknik Rekayasa Sistem Komputer, Universitas Bina Insan

⁴Program Intelligent System Studi Teknik Informatika, Universitas Catur Insan Cendekia

⁵Program Sistem Keamanan Cyber Studi Teknik Informatika, STMIK IKMI

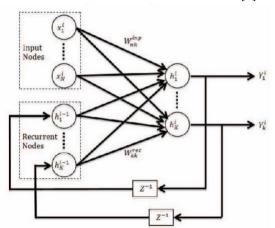
value of MAPE with normalization is 26.96 and the average value of MAPE without normalization is 21.64; (3) the comparison of forecasting using the Holt-Winters exponential smoothing method is more than LSTM because it produces an average MAPE value that is smaller than the MAPE average value of the LSTM method

Pendahuluan

Bahan pangan mempunyai peranan penting dalam kehidupan masyarakat sehingga mudah didapatkan di warungwarung kecil, pasar tradisional, swalayan sampai mall. Kebutuhan akan bahan pangan meningkat setiap tahunnya dan peningkatan kebutuhan akan bahan pangan berbanding lurus dengan jumlah penduduk terutama penduduk Indonesia dengan jumlah 265 juta jiwa. Setiap tahun bahan pangan mengalami naik turun harga. Perubahan harga bahan pangan yang fluktuatif ini dipengaruhi faktor internal maupun eksternal. Dengan meramalkan harga bahan pokok pangan pada kurun waktu yang mendatang, pemerintah akan mendapatkan informasi prediksi harga pangan [1]. Peramalan ini dengan cara mengumpulkan data data harga pokok pangan masa lalu untuk diolah menjadi informasi prediksi harga pangan pada masa yang akan datang.

Peramalan merupakan suatu kegiatan untuk memprediksi kejadian di masa yang akan datang dengan menggunakan dan mempertimbangkan data dari masa lampau. Banyak metode dalam statistika yang dapat digunakan untuk peramalan suatu data *time series* [2]. Pada studi ini dilakukan pemodelan untuk memprediksi harga bahan pokok di Kalimantan Timur menggunakan pendekatan Long Short-Term Memory (LSTM) dan *Exponential Smoothing* (EST).

Long-Short Term Memory (LSTM) merupakan tipe spesial dari neural network, dimana termasuk bagian dari Recurrent Neural Network (RNN). Tidak seperti feed forward neural network konvensional, RNN menggunakan n umpan balik dari output layers kembali ke input layer, dimana setiap koneksi umpan balik dapat digunakan sebagai time-delay gate (Gambar 1). Arsitektur RNN mampu mewakili secara eksplisit pengaruh nilai output masa lalu pada perhitungan output saat ini, menjadikannya ideal untuk memodelkan struktur autokorelasi dari data deret waktu atau time series [3].



Gambar 1 Recurrent Neural Network (RNN) konvensional sederhana

Pemulusan eksponensial (exponential smoothing) merupakan metode peramalan yang digunakan untuk meramalkan masa yang akan datang dengan melakukan proses pemulusan (smoothing) dengan menghasilkan data ramalan yang lebih kecil nilai kesalahannya. Dalam pemulusan (smoothing) eksponensial terdapat satu atau lebih parameter pemulusan yang ditentukan secara eksplisit dan hasil pilihan menentukan bobot yang dikenakan pada nilai observasi [2].

Metode Penelitian

Pengumpulan data

Penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif. Data harga barang kebutuhan pokok yang ada di Kalimantan Timur diperoleh dari situs Web resmi Kementrian Perdagangan Indonesia. Data yang dikumpulkan memuat informasi harga bahan pokok dari 16 komoditas, yaitu Beras Premium, Beras Medium, Gula Pasir, Minyak Goreng Curah, Minyak Goreng Kemasan sederhana, Minyak Goreng kemasan Premium, kedelai Impor, Tepung Terigu, Daging Sapi Paha Belakang, Daging Ayam Ras, Telur Ayam Ras, Cabe Merah Besar, Cabe Merah Keriting, Cabe Rawit Merah. Bawang Merah, dan Bawang Putih Honan. Data yang diperoleh selanjutnya di proses dengan menggunakan Excel. Data yang diproses berada pada rentang Januari 2020-Maret 2022.

Tahap analisis

Pada tahap ini, adalah tahap penelitan dengan menggunakan 2 metode algoritma. Metode penelitian dalam penelitian ini meggunakan metode LSTM(Long Short Term Memory) dan ETS(Eksponential Smoothing).

Long Short Term Memory Neural Network (LSTM)

LSTM merupakan salah satu jenis RNN. LSTM memiliki kemampuan untuk mempelajari data yang harus digunakan atau diabaikan, proses ini terjadi pada setiap neuron [4]. LSTM banyak digunakan untuk mengolah teks, video, dan data deret waktu [5]. Hal ini berdasarkan lebih banyak informasi sebelumnya dapat mempengaruhi akurasi model, LSTM menjadi pilihan penggunaan yang wajar. Modul LSTM yang disebut modul berulang memiliki empat modul lapisan jaringan saraf yang saling berinteraksi ditunjukkan pada gambar 4. Simbol π dan Σ mewakili elemen perkalian bijak dan penjumlahan masing-masing. Operasi penggabungan diwakili oleh simbol (•) poin. Itu komponen dasar LSTM adalah status sel, sebuah baris yang berjalan dari memori dari blok sebelumnya (S t - 1) ke memori blok saat ini (St). Ini memungkinkan informasi mengalir lurus ke bawah. Jaringan dapat menentukan jumlah informasi sebelumnya mengalir. Itu dikendalikan melalui lapisan pertama (σ1). Operasi yang dilakukan oleh lapisan ini diberikan [6].

Langkah 1. Import library pandas, matplotlib, numpy, seaborn, skelearn, datetime. (1),

Langkah 2. Membentuk data sesuai kriteria lstm. (2),

Langkah 3. Membangun model lstm. (3)

Langkah 4. Model lstm tanpa scalling dengan parameter loss mse. (4)

Langkah 5. Model 1stm dengan scalling dengan parameter nilai min_max. (5)

Langkah 6. Plotting per item harga barang bahan pokok. (6)

Eksponential Smoothing (ETS)

Dalam Holt-Winters Exponential Smoothing, ada tiga variabel penting vaitu level, trend dan seasonal vang digunakan dalam proses perhitungan. Untuk menentukan nilai awal dalam Metode Holt-Winters Exponential Smoothing diperlukan satu deret data dalam satu periode musiman (s). Dalam penelitian ini akan digunakan periode musiman s = 12 yang merupakan jumlah bulan dalam satu periode musim [7]. Adapun langkahlangkahnya sebagai berikut:

Langkah 1. Inisialisasi nilai awal L_s level dengan menggunakan persamaan (1),

Menentukan nilai awal level L_s dengan menggunakan persamaan (1).

$$L_s = (Y_1 + Y_2 + \dots + Y_s)/s \tag{1}$$

dimana,

= Inisialisasi Level L_s

 Y_{s} = Harga Bahan Pokok ke-s = Periode Musiman (s = 12)

Langkah 2. Menentukan nilai awal trend dengan menggunakan persamaan (2).

$$b_s = (Y_s + 1 - Y_1)/s (2)$$

dimana.

= Inisialisasi Trend

 $Y_s + 1$ = Harga Bahan Pokok ke (s+1)

= Panjang Musiman (s=12)

Langkah 3. Menentukkan nilai awal untuk indeks musiman (seasonal) dengan menggunakan persamaan (3) untuk multiplikatif dan persamaan (4) untuk adictiv.

$$S_p = Y_p/L_s$$

$$S_p = Y_p - L_s$$
(3)

$$S_n = Y_n - L_s \tag{4}$$

dimana,

 S_p = Inisialisasi seasonal

 Y_P = Harga Bahan Pokok ke- p

= Periode Musiman di Tahun Pertama (p = 1, 2,3...12)

Langkah 4. Membuat model ETS dengan parameter alpha, beta,

Langkah 5. Plotting per item harga barang bahan pokok.

Evaluasi model

Pada tahap ini, adalah tahap penelitan dengan menggunakan perhitungan MSE(Mean Square Error) dan MAPE(Mean Absolute Percent Error).

MSE (Mean Square Error)

Merupakan perhitungan yang digunakan untuk menghitung rata-rata kesalahan berpangkat, dengan rumus:

$$MSE = \sum (Aktual - Forecast)^2 / (n-1)$$
 (5)

Dari rumus (5), dapat diartikan bahwa \sum (Aktual – Forecast)² merupakan hasil pengurangan antara nilai aktual dan forecast yang telah dikuadratkan, kemudian dilakukan penjumlahan terhadap hasil-hasil tersebut. Dan n merupakan jumlah periode yang digunakan untuk perhitungan [8].

MAPE(Mean Absolute Percent Error)

Merupakan perhitungan yang digunakan untuk menghitung rata-rata persentase kesalahan mutlak, dengan

$$MAPE = \sum \left(\frac{|Aktual - Forecast|}{Aktual}\right) x \frac{100}{n}$$
 (6)

Dari rumus (6), dapat diartikan bahwa ∑ (| Aktual -Forecast | / Aktual) merupakan hasil pengurangan antara nilai aktual dan forecast yang telah di absolute-kan, kemudian di bagi dengan nilai aktual per periode masing-masing, kemudian dilakukan penjumlahan terhadap hasil-hasil tersebut. Dan n merupakan jumlah periode yang digunakan untuk perhitungan. Semakin rendah nilai MAPE, kemampuan dari model peramalan yang digunakan dapat dikatakan baik, dan untuk MAPE terdapat range nilai yang dapat dijadikan bahan pengukuran mengenai kemampuan dari suatu model peramalan, range nilai tersebut dapat dilihat pada tabel 1 [8].

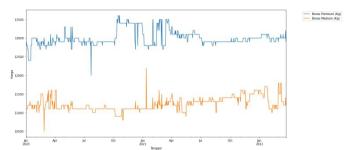
Tabel 1. Range Nilai MAPE

Range MAPE	Arti
< 10%	Kemampuan Model Peramalan sangat baik
10-20%	Kemampuan model peramalan baik
20-50%	Kemampuan model peramalan layak
> 50%	Kemampuan model peramalan buruk

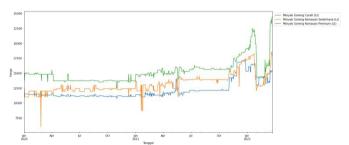
Hasil dan Pembahasan

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah harga bahan pokok di provinsi Kalimantan Timur Januari 2020 -Maret 2022 yang terdiri dari 16 komoditas dan dikelompokkan menjadi 6 kategori yaitu beras, minyak, daging, ayam ras, cabe dan bawang.

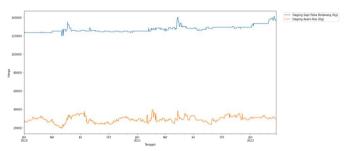
Pada bagian ini data yang ditunjukkan hanya hasil pengolahan data harga bahan pokok untuk 6 kategori.



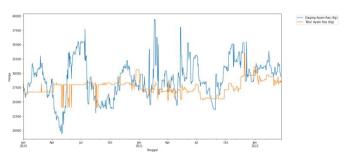
Gambar 2 Hasil Plot Data Harga Bahan Pokok Kategori Beras di Kalimantan Timur Januari 2020 – Maret 2022



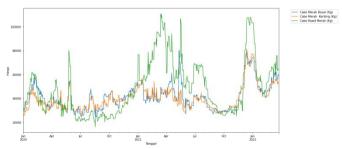
Gambar 3 Hasil Plot Data Harga Bahan Pokok Kategori Minyak di Kalimantan Timur Januari 2020 – Maret 2022



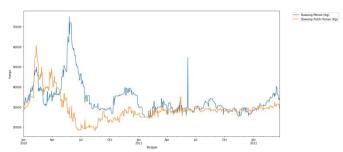
Gambar 4 Hasil Plot Data Harga Bahan Pokok Kategori Daging di Kalimantan Timur Januari 2020 – Maret 2022



Gambar 5 Hasil Plot Data Harga Bahan Pokok Kategori Ayam Ras di Kalimantan Timur Januari 2020 – Maret 2022



Gambar 6 Hasil Plot Data Harga Bahan Pokok Kategori Cabe di Kalimantan Timur Januari 2020 – Maret 2022



Gambar 7 Hasil Plot Data Harga Bahan Pokok Kategori Bawang di Kalimantan Timur Januari 2020 – Maret 2022

Gambar 2 sampai dengan Gambar 7 menunjukkan grafik perubahan harga bahan pokok untuk data harga 6 kategori. Grafik memperlihatkan bahwa selalu mengalami perubahan harga secara fluktuatif dari tahun ke tahun, namun di setiap awal tahunnya terjadi peningkatan harga seperti pada kategori ayam ras, cabe dan bawang.

Pembahasan penelitian metode exponential smoothing Holt-Winters ini diawali dengan membuat pola data untuk menentukan model musiman aditif atau model multiplikatif. Apabila data merupakan model aditif maka pola data cenderung memiliki variasi musiman yang bersifat konstan. Model aditif untuk prediksi data time series yang mana amplitudo (ketinggian) pola musimannya tidak tergantung pada rata-rata level atau ukuran data. Berdasarkan pola data diketahui bahwa data dari setiap harga bahan pokok di provinsi Kalimantan Timur Januari 2020-Maret 2022 memiliki karakteristik data berbeda. Data cenderung merupakan model aditif dan model multiplikatif karena pola data cenderung mengalami peningkatan atau penurunan (fluktuasi). Pada Gambar 2 sampai dengan Gambar 7 tampak adanya musiman. Menurut Sugiarto & Harijono (2000) variasi musim ini akan berulang kembali setiap tahun [9]. Gambar 2 sampai Gambar 7 dalam tahun yang sama, pada saat tertentu dalam satu tahun tersebut terjadi peningkatan dan penurunan lagi pada saat lain pada waktu yang sama. Hal ini berulang pada tahun berikutnya. Terlihat pada peningkatan harga barang pokk pada katogori cabe setiap tahunnya pada sekitar bulan Januari. Selain itu, untuk mengetahui data tersebut merupakan model multiplikatif dapat diketahui dengan pola musiman membesar atau seiring meningkatnya ukuran data, terlihat gejolak musiman pada bulan Januari. Selanjutnya adalah menentukan panjang atau periode musiman, jika data berdasarkan kuartalan maka panjang atau periode musiman adalah 4. Berdasarkan data diperoleh panjang atau periode musiman adalah 30 karena data berdasarkan per hari. Setelah panjang atau periode musiman diperoleh, selanjutnya adalah menentukan nilai awal taksiran (inisialisasi) yang berpengaruh terhadap prediksi berikutnya bergantung pada panjang deret waktu dan nilai dari ketiga parameternya yaitu *mean* (α) , *trend* (β) dan seasonal (γ) .

Nilai awal taksiran untuk model multiplikatif diperoleh niali inisialisasi pemulusan (*SL*) adalah 212168,6 yang merupakan rata-rata dari beberapa nilai pada musim yang sama. Inisialisasi faktor *trend* (*bL*) adalah 1685,299 dan inisialisasi faktor musiman (*IL*) untuk penghalusan musiman dimana pada siklus musiman pertama dilakukan dengan membagi setiap data nilai aktual (*XL*) dengan rata-rata pada siklus itu. Diperoleh hasil inisialisasi faktor musiman yaitu *I*1=0,840643; *I*2=0,901934;*I*3=0,900817; *I*4=0,868319; *I*5=0,939823;

I6=1,05904; I7=1,188253; I8=1,146362; I9=1,095902; I10=1,082399;I11=0,927828 dan I12=1,04868. Selanjunya, model *exponential smoothing Holt-Winters* diperoleh dari kombinasi nilai *mean* (α), *trend* (β) dan seasonal (γ) secara *trial and error* untuk memperoleh model terbaik.

Menurut Hendikawati (2015) untuk mencari nilai parameter yang memberikan hasil prediksi terbaik dapat dilakukan trial and error [10]. Model terbaik diperoleh dengan nilai parameter dengan nilai antara 0 sampai 1. Ini merupakan iterasi yang dimulai dengan memilih antara 0,1 sampai 0,9. Makridakis et al., (1999) menyebutkan bahwa nilai α yang besar (0.9) memberikan pemulusan yang sangat kecil dalam peramalan, sedangkan nilai α vang kecil (0,1) memberikan pemulusan yang besar. Nilai alpha, beta dan gamma diperoleh dengan cara kombinasi. Batasan untuk setiap nilai adalah satu angka di belakang koma. Perhitungan peramalan metode exponential smoothing Holt-Winters dilakukan secara berulang-ulang dengan mengkombinasikan semua dari ketiga nilai tersebut. Nilai tiga parameter tersebut adalah kombinasi 0,1 sampai dengan 0,9 sehingga nantinya akan diperoleh nilai RMSE. Hal ini dilakukan untuk mengurangi waktu untuk pemrosesan peramalan [11].

Semakin banyak jumlah konstanta maka proses peramalan akan memakan waktu yang cukup lama karena sistem akan melakukan perulangan yang lebih banyak. Menurut Sungkawa dan Megasari (2011) menyebutkan bahwa metode alternatif yang dapat mengurangi keraguan tentang nilai optimal adalah mencari nilai taksiran awal yang lebih baik, lalu menetapkan nilai kecil untuk ketiga paramter pemulusan (sekitar 0,1 sampai dengan 0,3) [12]. Nilai 0,1 membuat ramalan bersifat terlalu hati-hati, sedangkan nilai 0,3 memberikan sistem yang lebih responsif. Berdasarkan Makridakis (1999: 110-111) yang menyebutkkan bahwa penetapan nilai parameter untuk *mean* (α) , trend (β) dan seasonal (γ) sekitar 0,1 sampai dengan 0,2. Hal ini bermanfaat untuk mencapai stabilitas jangka panjang dan menyediakan metode yang umum dan murah untuk peramalan semua jenis data [9].

Tabel 2. Parameter Bahan Pokok

NO	BAHAN POKOK	ALPHA	BETA	GAMMA
1	Beras Premium (Kg)	0.1	0.1	0.1
2	Beras Medium (Kg)	0.8	0.8	0.1
3	Gula Pasir (Kg)	0.2	0.6	0.1
4	Minyak Goreng Curah (Lt)	0.9	0.7	0.1
5	Minyak Goreng Kemasan Sederhana (Lt)	0.2	0.2	0.1
6	Minyak Goreng Kemasan Premium (Lt)	0.1	0.4	0.1
7	Kedelai Impor (Kg)	0.1	0.1	0.1
8	Tepung Terigu (Kg)	0.1	0.9	0.1
9	Daging Sapi Paha Belakang (Kg)	0.1	0.9	0.1
10	Daging Ayam Ras (Kg)	0.1	0.6	0.1
11	Telur Ayam Ras (Kg)	0.1	0.5	0.1
12	Cabe Merah Besar (Kg)	0.1	0.3	0.1
13	Cabe Merah Keriting (Kg)	0.8	0.2	0.1
14	Cabe Rawit Merah (Kg)	0.9	0.7	0.1
15	Bawang Merah (Kg)	0.1	0.6	0.1
16	Bawang Putih Honan (Kg)	0.1	0.6	0.1

Tabel 2 menginformasikan nilai parameter dari 16 bahan pokok yang didapatkan dari proses insialisasi sebelumnya.

Selanjutnya dilakukan proses *training* dan *testing* menggunakan model *exponential smoothing Holt-Winters* didapatkan hasil MAPE dan MSE. Data memiliki karakteristik yang berbeda sehingga penelitian ini mencari MAPE dengan

model aditif dan model multiplikatif dengan periode musiman yaitu 30 hari. Maka didapatkan hasil MAPE aditif , MAPE multiplikatif dan MSE dari model pada Tabel 3.

Tabel 3. MAPE dan MSE Model ETS

NO	BAHAN POKOK	MAPE MULTIPLICATIVE	MAPE ADITIF	MSE
1	Beras Premium (Kg)	0.004237	0.004224	4,38E+09
2	Beras Medium (Kg)	0.013954	0.013948	3,55E+10
3	Gula Pasir (Kg)	0.024791	0.025863	1,71E+11
4	Minyak Goreng Curah (Lt)	0.100816	0.101496	3,99E+12
5	Minyak Goreng Kemasan Sederhana (Lt)	0.105525	0.105477	4,00E+12
6	Minyak Goreng Kemasan Premium (Lt)	0.117058	0.116896	8,04E+12
7	Kedelai Impor (Kg)	0.009967	0.009936	6,30E+10
8	Tepung Terigu (Kg)	0.071551	0.071490	1,00E+12
9	Daging Sapi Paha Belakang (Kg)	0.011089	0.011220	4,30E+12
10	Daging Ayam Ras (Kg)	0.069150	0.192493	4,73E+13
11	Telur Ayam Ras (Kg)	0.029452	0.040384	2,06E+12
12	Cabe Merah Besar (Kg)	0.329118	0.316923	5,22E+14
13	Cabe Merah Keriting (Kg)	0.175192	0.197452	3,13E+14
14	Cabe Rawit Merah (Kg)	0.214350	0.258327	8,88E+14
15	Bawang Merah (Kg)	0.068095	0.068137	6,06E+12
16	Bawang Putih Honan (Kg)	0.085585	0.084291	9,27E+12

Tabel 3 menginformasikan nilai MAPE multiplikatif, MAPE aditif dan MSE dari setiap bahan pokok. Rata-rata MAPE multiplikatif = 0.0893, rata-rata MAPE aditif = 0.1011, dan rata-rata MSE = 113074551.

Pembahasan penelitian metode *Long Short Term Memory* (LSTM) ini diawali mengimport *library* keras pada tensor flow yang dibutuhkan, kemudian mendeskripsikan bentuk data *train* dan data *test*. Selanjunya membentuk data baru sebelum membangun model LSTM. Setelah itu membangun model LSTM tahap awal dengan memberikan neuron, activation function adalah linear, loss adalah mse dan mape, epoch berjumlah 100 serta optimizer menggunakan adam. Pada metode LSTM ingin dilihat hasil untuk data yang sudah dinormalisasi dan data yang belum dinormalisasi. Langkah selanjunya dalah melakuakan training dan validasi data dari paramater yang diberikan pada setiap komoditas, kemudian dilakukan evaluasi model pada data yang belum di normalisasi dan data yang belum di normalisasi dan data yang belum di normalisasi dengan menghitung nilai dari MSE dan MAPE pada setiap bahan pokok.

Tabel 4. MSE Model LSTM

NO	BAHAN POKOK	MSE TANPA	MSE DENGAN
		NORMALISASI	NORMALISASI
1	Beras Premium (Kg)	0.000031	0.000699
2	Beras Medium (Kg)	0.000546	0.001555
3	Gula Pasir (Kg)	0.000636	0.007456
4	Minyak Goreng Curah (Lt)	0.008861	0.009997
5	Minyak Goreng Kemasan Sederhana (Lt)	0.010890	0.010118
6	Minyak Goreng Kemasan Premium (Lt)	0.032829	0.023258
7	Kedelai Impor (Kg)	0.009131	0.000590
8	Tepung Terigu (Kg)	0.003393	0.010686
9	Daging Sapi Paha Belakang (Kg)	0.007217	0.000141
10	Daging Ayam Ras (Kg)	0.004000	0.012130
11	Telur Ayam Ras (Kg)	0.001549	0.001566
12	Cabe Merah Besar (Kg)	0.032940	0.035065
13	Cabe Merah Keriting (Kg)	0.036507	0.033862
14	Cabe Rawit Merah (Kg)	0.157803	0.131187
15	Bawang Merah (Kg)	0.008029	0.006151
16	Bawang Putih Honan (Kg)	0.002838	0.001628

Pada tabel 4 menghasilkan model LSTM dengan nilai rata-rata MSE dengan normalisasi adalah 0.017 dan nilai rata-rata MSE tanpa normalisasi adalah 0.019 . Hal ini menjelaskan bahwa model LSTM sudah cukup baik.

Tabel 5. MAPE Model LSTM

NO	BAHAN POKOK	MAPE TANPA	MAPE DENGAN
		NORMALISASI	NORMALISASI
1	Beras Premium (Kg)	4.188.331	19.943.538
2	Beras Medium (Kg)	15.971.526	48.899.566
3	Gula Pasir (Kg)	9.611.536	5.823.667
4	Minyak Goreng Curah (Lt)	44.861.006	47.045.629
5	Minyak Goreng Kemasan Sederhana (Lt)	8.053.732	147.407.504
6	Minyak Goreng Kemasan Premium (Lt)	143.011.181	74.931.053
7	Kedelai Impor (Kg)	3.394.124	2.346.842
8	Tepung Terigu (Kg)	15.513.501	13.692.408
9	Daging Sapi Paha Belakang (Kg)	1.371.521	1.820.838
10	Daging Ayam Ras (Kg)	7.197.134	5.906.677
11	Telur Ayam Ras (Kg)	25.661.573	5.011.843
12	Cabe Merah Besar (Kg)	10.568.315	30.470.575
13	Cabe Merah Keriting (Kg)	9.015.760	17.068.289
14	Cabe Rawit Merah (Kg)	7.082.165	5.834.581
15	Bawang Merah (Kg)	39.417.363	2.893.246
16	Bawang Putih Honan (Kg)	1.394.533	2.319.472

Pada tabel 5 menghasilkan model LSTM dengan nilai rata-rata MAPE dengan normalisasi adalah 26.96 dan nilai rata-rata MAPE tanpa normalisasi adalah 21.64. Berdasarkan tabel 1 maka kemampuan model peramalan layak.

Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian menunjukkan bahwa: (1) peramalan dengan metode exponential smoothing Holt-Winters menghasilkan model dengan nilai rata-rata MSE adalah 113074551.6, rata-rata MAPE multiplikatif adalah 0.0893 dan nilai rata-rata MAPE aditif adalah 0.1012; (2) peramalan dengan metode LSTM menghasilkan model LSTM dengan nilai rata-rata MSE dengan normalisasi adalah 0.017 dan nilai rata-rata MSE tanpa normalisasi adalah 0.019 sedangkan nilai rata-rata MAPE dengan normalisasi adalah 26.96 dan nilai ratarata MAPE tanpa normalisasi adalah 21.64; (3) perbandingan peramalan menggunakan metode exponential smoothing Holt-Winters lebih daripada LSTM karena menghasilkan nilai ratarata MAPE lebih kecil daripada nilai rata-rata MAPE metode LSTM.. Jadi peramalan harga bahan pokok provinsi Kalimantan Timur menggunakan data Januari 2020 - Maret 2022 lebih efektif menggunakan metode exponential smoothing Holt-Winters dibandingkan metode LSTM karena nilai MAPE yang lebih kecil daripada nilai MAPE yang dihasilkan metode LSTM. Meskipun hasil akurasi masih jauh dari harapan, beberapa faktor mungkin dapat dievaluasi untuk penelitian selanjutnya seperti variasi jumlah epoch, hidden layer, batch size, jumlah data training dan testing maupun penambahan variabel *input* dengan harapan mampu menambah nilai akurasi dari model prediksi.

Ucapan Terima Kasih

Terima kasih kepada PT Orbit Ventura Indonesia dan para coach atas bantuan dan bimbingan penelitian sehingga penelitian ini dapat dilaksanakan dengan baik. Terima kasih juga untuk semua pihak yang secara tidak langsung membantu pelaksanaan penelitian ini.

Referensi

- [1] M. Rizaldi Satyaputra, F. Richard Kodong, O. Samuel Simanjuntak, and J. Teknik Informatika, "Seminar Nasional Informatika 2018 (semnasIF 2018) UPN 'Veteran' Yogyakarta," 2018.
- [2] T. Safitri, N. Dwidayati, and K. Kunci, "Perbandingan Peramalan Menggunakan Metode Exponential Smoothing Holt-Winters dan Arima," Unnes Journal of Mathematics, vol. 6, no. 1, pp. 48–58, 2017, [Online]. Available: http://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/ujm
- [3] M. Kamal Wisyaldin, G. Maya Luciana, H. Pariaman, and P. Pembangkitan Jawa Bali, "Pendekatan Long Short-Term Memory untuk Memprediksi Kondisi Motor 10 kV pada PLTU Batubara," vol. 9, no. 2, doi: 10.33322/kilat.v9i2.997.
- [4] N. Sakinah, M. Tahir, T.Badriyah, and I.Syarif, "LSTM with Adam Optimization-Powered High Accuracy Preeclampsia Classification," J. International Electronics Symposium, 2019.
- [5] A. Azzouni and G. Pujolle, "A Neural Network-based Framework for Traffic Matrix Prediction in NeuTM: A Neural Network-based Framework for Traffic Matrix Prediction in SDN," NeuTM, October.
- [6] A. A. Ningrum et al., "ALGORITMA DEEP LEARNING-LSTM UNTUK MEMPREDIKSI UMUR TRANSFORMATOR," vol. 8, no. 3, pp. 539–548, 2021, doi: 10.25126/jtiik.202184587.
- [7] N. P. Dewi and I. Listiowarni, "Implementasi Holt-Winters Exponential Smoothing untuk Peramalan Harga Bahan Pangan di Kabupaten Pamekasan", doi: 10.31849/digitalzone.v11i2.4797ICCS.
- [8] M.A. Maricar, "Analisa Perbandingan Nilai Akurasi Moving Average dan Exponential Smoothing untuk Sistem Peramalan Pendapatan pada Perusahaan XYZ," J. Sistem Dan Informatika, Vol. 13, no. 2, pp. 36-45, 2019
- [9] Sugiarto dan Harijono, Peramalan Bisnis, Jakarta: PT. Gramedia Utama, 2000.
- [10] P. Hendikawati, Peramalan Data Runtun Waktu, Metode dan Aplikasinya dengan Minitab & Eviews, Semarang: FMIPA Universitas Negeri Semarang, 2015.
- [11] U.S. Adriyanto dan A. Basith, Metode dan Aplikasi Peramalan, Jakarta: Erlangga, 1999.
- [12] I. Sungkawa dan T.R. Megasari, "Penerapan Ukuran Ketepatan Nilai Ramalan Data Deret Waktu dalam Seleksi Model Peramalan Volume Penjualan PT. Satriamandiri Citramulia," *J. Comtech*, Vol.2, pp, 636-645,2011.