# 1

# Analisis Sentimen Berita Komoditas Emas dengan Metode *Long Short Term Memory*

Aditya Agral S. (2043201082), May Yulianti (2043201093), Lovinki Fitra A. (2043201112) Departemen Statistika Bisnis, Fakultas Vokasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111 Indonesia *e-mail*: mayyulianti.202043@mhs.its.ac.id

Abstrak—Emas menjadi komoditas utama di dunia dengan harga yang stabil, terutama digunakan dalam perhiasan mewah. Berdasarkan data Badan Survei Geologi Amerika Serikat (USGS) 2022, produksi emas global mencapai 3.100 metrik ton, dengan China sebagai produsen terbesar (330 metrik ton). Penelitian ini akan membahas analisis sentimen terhadap berita komoditas emas menggunakan metode Long Short-Term Memory (LSTM), sebuah varian dari Recurrent Neural Network (RNN). LSTM digunakan untuk memproses data time series dengan rentang waktu yang panjang, mengatasi keterbatasan model RNN. Arsitektur LSTM lebih kompleks dengan sel yang memungkinkan pembelajaran pola panjang dari data time series. Meskipun prinsipnya mirip dengan RNN, LSTM mampu mengatasi masalah finishing gradient yang membatasi kemampuan RNN. Penelitian ini menggunakan data 10.470 berita emas dari tahun 2000 hingga mengklasifikasikan sentimen global terhadap berita emas. Tujuan penelitian ini adalah memberikan wawasan tentang penerapan metode LSTM dalam menganalisis sentimen dan pandangan global terhadap memahami berita Harapannya, penelitian ini akan memberikan manfaat bagi penulis dan pembaca dalam memahami dinamika sentimen terkait komoditas emas di dunia. Hasil analisis sentimen menggunakan metode LTSM menghasilkan akurasi model sebesar 0,9502, sensitivity 0,9450, specificity 0,9548, serta AUC-ROC sebesar 0,95 sehingga dapat dikatakan bahwa model sudah cukup baik serta dapat membedakan antara kelas positif atau negatif dengan cukup baik

Kata Kunci—Analisis Sentimen, Komoditas Emas, Machine Learning, LSTM, RNN

## I. PENDAHULUAN

Emas merupakan salah satu komoditas utama di dunia. Hal ini karena emas memiliki harga yang cukup stabil dibandingkan dengan komoditas lainnya. Emas juga banyak dibuat perhiasan yang mewah, sehingga banyak negara yang memproduksi komoditas ini. Berdasarkan data Badan Survei Geologi Amerika Serikat (USGS) tahun 2022, produksi emas di dunia diperkirakan sebanyak 3.100 metrik ton. Jumlah ini mengalami kenaikan dari tahun sebelumnya yaitu sebesar 3.090 metrik ton. Negara dengan penghasil emas terbanyak diduduki oleh China dengan produksi emas sebesar 330 metrik ton sepanjang tahun [1]. Emas menjadi salah satu komoditas yang banyak diberitakan oleh media. Hal ini dikarenakan emas memiliki daya tarik bagi masyarakat dunia. Kenaikan dan penurunan harga emas masih menjadi topik yang banyak dibicarakan dalam berita, sehingga dilakukan analisis

sentimen berita komoditas emas dengan menggunakan metode LSTM (*Long Short Term Memory*).

Long Short Term Memory merupakan salah satu varian dari model Recurret Neural Network (RNN). LSTM ini digunakan untuk mengklasifikasikan, proses, dan memprediksi data time series ketika rentang waktunya sangat lama. Arsitektur LSTM merupakan pengembangan dari arsitektur RNN, dimana pada RNN terdapat cell sederhana yang hanya berisi 1 layer neuron dengan fungsi aktivasi seperti tang. Pada arsitektur LSTM terdapat isi cell menjadi lebih kompleks dibandingkan dengan RNN. Banyaknya isi cell pada ISTM menyebabkan model ini mampu mempelajari pola panjang dari data time series karena kondisi finishing gradient dapat dicegah dengan kata lain LSTM dan RNN hanya berbeda pada isi cellnya, namun secara teoretis prinsipnya sama [2].

Penelitian ini dilakukan untuk menganalisis sentimen terhadap berita komoditas emas menggunakan metode LSTM. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan sentimen terhadap berita emas di seluruh dunia. Batasan masalah dalam penelitian ini yaitu data yang digunakan terdiri dari 10.470 berita emas yang dihimpun dari tahun 2000 hingga 2019. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat bagi penulis dan pembaca mengenai penerapan metode LSTM dan juga mendapatkan informasi mengenai sentimen berita emas di dunia.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

## A. Studi Penelitian Terdahulu

Penelitian terdahulu yang digunakan sebagai acuan adanya penelitian ini adalah sebagai berikut.

Tabel 1. Penelitian Terdahulu

Judul	Hasil Penelitian			
Analisis Perbandingan				
Algoritma LSTM dan	Analisis sentimen pada Kebijakan New Normal			
Naive Bayes untuk	menunjukkan metode LSTM memiliki kinerj			
Analisis Sentimen	lebih baik dibandingkan dengan Naïve Bayes			
[1]				
Implementasi Metode	Terdapat berbagai faktor yang memengaruhi			
Long Short-Term Memory	pergerakan harga emas, termasuk faktor-faktor			
untuk Memprediksi	seperti harga pembukaan, harga penutupan,			
Pergerakan Nilai Harga	volume perdagangan, tinggi, rendah, serta			
Emas	Daily Return yang dapat bersifat positif atau			
[2]	negatif.			

# B. Emas

Emas adalah suatu material yang lunak, bersinar dan berwarna kuning metal, sebagai suatu unsur emas tidak bisa mengalami korosi atau tidak bisa berkarat baik oleh oksigen maupun unsure kimia lain. Dalam ilmu kimia, emas mendapatkan symbol Au (aurum) dengan angka kimia 79. Emas adalah logam yang mudah dibentuk tanpa merusak unsur metal dan kimiawinya [3]. Emas telah menjadi simbol status dalam berbagai subkultur Indonesia. Seolah sudah ada kesepakatan tidak tertulis, bahwa emas adalah logam mulia yang memiliki nilai estetis tinggi. Nilai keindahannya pun berpadu dengan harganya dan jadilah emas sebagai sarana mengekspresikan diri. Krisis moneter dan ekonomi Indonesia tahun 1997 mengajarkan banyak pelajaran, di mana emas menjadi pilihan menjanjikan. Saving emas menjadi opsi menarik karena emas tidak terpengaruh oleh anjloknya kurs rupiah dan penurunan daya beli masyarakat. Emas tidak terpengaruh oleh inflasi dan depresiasi nilai mata uang, berbeda dengan instrumen investasi konvensional seperti saham, obligasi, dan properti yang dianggap berisiko, sehingga banyak investor beralih ke emas sebagai pilihan investasi yang lebih aman.[4]

# C. Data Preprocessing

Data preprocessing adalah langkah awal dalam analisis data yang melibatkan serangkaian proses untuk membersihkan, mengorganisir, dan mempersiapkan data sebelum dilakukan analisis atau pemodelan. Tujuannya adalah meningkatkan kualitas data, mengurangi noise, dan membuat data lebih sesuai untuk pengolahan lebih lanjut. [5] Data preprocessing dalam konteks analisis sentimen adalah serangkaian langkah yang diterapkan pada data teks sebelum disubmitkan ke model analisis sentimen. [6] Tiga langkah penting dalam proses ini adalah sebagai berikut.

# 1. Case Folding

Case folding melibatkan normalisasi huruf dalam teks, baik menjadi huruf kecil maupun besar. Tujuan utamanya adalah untuk memastikan konsistensi dan menghindari perbedaan hasil analisis berdasarkan kapitalisasi huruf.

## 2. Tokenizing

Tokenizing adalah proses memecah teks menjadi unit-unit kecil yang disebut token. Dalam konteks analisis sentimen, tokenizing membantu untuk mengidentifikasi kata-kata atau frasa-frasa penting dalam teks, memungkinkan analisis makna dan struktur sintaksis.

## 3. Label Encoding

Label encoding diterapkan pada label sentimen, yaitu kategori seperti negatif, positif, atau netral. Proses ini mengonversi label menjadi representasi numerik, memungkinkan model machine learning untuk memahami dan memprosesnya dengan lebih efektif.

## D. Machine Learning

Machine learning (ML) adalah cabang dari kecerdasan buatan yang memungkinkan komputer untuk belajar dari data tanpa secara eksplisit diprogram. Dalam konteks ini, "belajar" berarti mengidentifikasi pola atau struktur dalam data sehingga komputer dapat membuat keputusan atau prediksi di masa depan. [7]

## 1. Analisis Sentimen

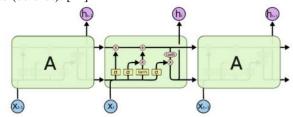
Analisis sentimen merujuk pada pengelolaan sentimen, opini, dan teks subjektif, memberikan pemahaman terkait pandangan publik dengan menganalisis berbagai tweet dan ulasan. Analisis sentimen merupakan salah satu alat untuk memprediksi berbagai peristiwa signifikan seperti performa film atau pemilihan umum. Ulasan publik digunakan untuk mengevaluasi suatu entitas, seperti orang, produk, atau lokasi, dan dapat ditemukan di berbagai situs web. Opini dapat dikategorikan sebagai negatif, positif, atau netral. Tujuan dari analisis sentimen adalah untuk secara otomatis menentukan arah ekspresif ulasan pengguna. [8]

## 2. Recurrent Neural Network (RNN)

Recurrent Neural Network (RNN) merupakan salah satu arsitektur dalam machine learning yang dirancang khusus untuk menangani data berurutan atau data time series. RNN memperkenalkan konsep memori internal memungkinkan sistem "mengingat" informasi dari langkahlangkah sebelumnya dalam urutan data sehingga membuat RNN efektif untuk tugas-tugas yang melibatkan hubungan temporal atau ketergantungan urutan, seperti prediksi teks, pengenalan suara, dan prediksi time series. Namun, RNN memiliki kendala yang disebut "vanishing gradient problem", di mana informasi dari langkah-langkah awal dapat menghilang atau memiliki dampak yang sangat kecil pada pelatihan jaringan. Ini dapat membuat RNN sulit untuk menangkap pola ketergantungan jangka panjang. [9]

## 3. Long Short-Term Memory (LSTM)

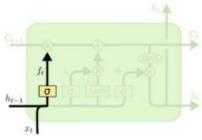
Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan jenis khusus dari RNN yang dirancang untuk lebih efektif mengelola dan menyimpan informasi jangka panjang. LSTM dikembangkan untuk mengatasi kendala vanishing gradient problem yang dihadapi oleh RNN. LSTM memperkenalkan sel memori dengan gerbang (gate) yang dapat mengontrol aliran informasi ke dan dari sel memori. Sel-sel memori ini memungkinkan LSTM untuk memilih apa yang harus diingat dan apa yang harus dilupakan selama proses pembelajaran.[10]. LSTM memiliki isi cell yang lebih kompleks didalamnya. Berbeda dengan RNN yang hanya memiliki satu struktur (tanh), LSTM memiliki empat struktur yang akan memproses data time series (berurut). [11]



Gambar 1. Struktur di dalam LSTM

LSTM memiliki dua keluaran (*output*), yang mana satu keluaran akan digunakan sebagai inputan *cell* selanjutnya dan keluaran satunya lagi adalah cell state. Di dalam setiap cell terdapat empat struktur yang memiliki fungsi masing – masing untuk memproses data. Berikut penjelasan masing – masing struktur:

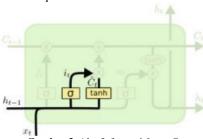
# 1. Alur Informasi Forget Gate



Gambar 2. Alur Informasi Forget Gate

Langkah pertama LSTM adalah dengan memutuskan informasi apa yang akan disimpan atau dibuang. Keputusan ini dibuat oleh lapisan sigmoid yang disebut "forget gate". Jika angka yang dihasilkan medekati 0 maka data akan dibuang, tetapi jika angka yang dihasilkan mendekati 1 maka data akan disimpan.

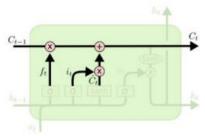
## 2. Alur Informasi Input Gate



Gambar 3. Alur Informasi Input Gate

Selanjutkan adalah *input gate* (lapisan neuron dengan fungsi aktivasi sigmoid dan mempunyai fungsi aktivasi tanh). Selanjutnya, layer tanh menghasilkan nilai vector kandidat baru yaitu  $\mathcal{C}_{\mathfrak{t}}$ , yang akan di gunakan di state. Gate ini menentukan bagian mana yang akan di *update*.

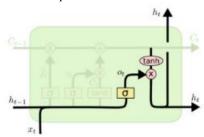
# 3. Update Cell



Gambar 4. Update Cell

Selanjutnya yaitu memperbarui status sel yang lama  $(\mathcal{C}_{\mathtt{t}}-\mathbf{1})$  ke dalam status yang baru  $(\mathcal{C}_{\mathtt{t}})$ . Dengan cara mengkalikan kondisi lama dengan  $f_{\mathtt{t}}$ , melupakan hal — hal yang sudah diputuskan untuk dilupakan sebelumnya. Kemudian kita menambahkan  $i_{\mathtt{t}}*\mathcal{C}_{\mathtt{t}}$  (kandidat baru).

## 4. Alur Informasi Output Gate



Gambar 5. Alur Output Gate

Pada *output gate*, pertama yang dijalankan adalah layer sigmoid yang mana menentukan bagian sel apa yang akan dijadikan output. Selanjutnya cell state diproses pada tanh (mengubah nilai menjadi antara 1 dan -1) dan dikalikan dengan output dari layer sigmoid.

## III. METODOLOGI PENELITIAN

#### A. Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh melalui website kaggle. Dataset mengenai analisis sentimen berita komoditas emas yang diakses pada tanggal 8 Desember 2023 dengan jumlah data yang digunakan sebanyak 8.126 dari tahun 2000 hingga 2019.

#### B. Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

 Tabel 2. Variabel Penelitian

 Variabel
 Kategori

 Price Sentiment
 Negative Positive

## C. Langkah Analisis

Langkah analisis yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai beriku.

- 1. Mengumpulkan data tentang sentimen berita komoditas emas melalui website.
- 2. Membagi data menjadi dua bagian yaitu data *preprocecing* dan data *model preparation*.
- 3. Melalukan *library set up* pada software R Studio yang akan digunakan untuk menganalisis data.
- 4. Melalukan eksplorasi data yang digunakan dengan tahapan read data, proporsi target variabel, dan karakteritstik teks.
- 5. Melakukan data teks pre processing dengan tiga tahapan yaitu *case folding, tokenizing,* dan *label encoding.*
- 6. Melakukan cross validation.
- 7. Melakukan pemodelan dengan LSTM.
- 8. Melakukan prediksi dan evaluasi model LSTM.
- 9. Menarik kesimpulan dan saran.

# IV. PEMBAHASAN

Berikut ini merupakan pembahasan analisis LSTM sentimen berita emas dunia.

# A. Explorasi Data

Berikut merupakan hasil analisis pada tahap *explorasi data* dimulai dengan *read data* pada aplikasi R Studio, kemudian dilanjutkan dengan proporsi target variabel, dan yang terakhir adalah karakteristik text.

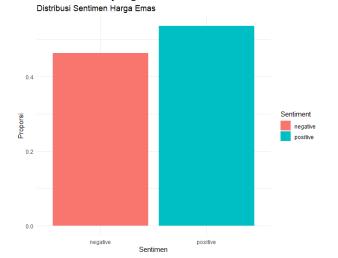
### 1. Proporsi target variabel

Brikut merupakan hasil dari analisis proporsi target variabel.

Tabel 3. Proporsi TargetKategoriProporsiNegatif0,464Positif0,536

# 2. Karakteristik Teks

Berikut merupakan visualisasi dari karakteristik teks berdasarkan analisis yang dilakukan.



Gambar 6. Bar Chart Distribusi Sentimen Harga Emas

Gambar 6 menunjukkan distribusi sentimen terhadap harga emas. Diperoleh bahwa proporsi sentimen negatif sebesar 0,464 dan proporsi sentimen harga emas positif sebesar 0,536. Berikut ditampilkan *wordcloud* berdasarkan data sentimen berita komoditas emas.



Positif Negatif
Gambar 7. Word Cloud Sentimen Harga Emas

Gambar 7 menunjukkan karakteristik teks berdasarkan aspek positif dan aspek negatif. Berdasarkan gambar tersebut digunakan dua warna yang menggambarkan kata-kata yang sering digunakan yaitu warna hijau dan ungu. Warna ungu menggambarkan kata yang paling sering digunakan yaitu "gold" dan hanya warna ini yang diberikan label warna ungu, karena pada kasus ini dibahas mengenai sentimen berita emas. Kata dengan label warna hijau bukan berarti tidak penting, tetapi pada fungsi wordclous menampilkan teks berdasarkan frekuensi term dan kata-kata dengan warna hijau ini menggambarkan kata lain selain gold yang sering muncul.

# B. Data Teks Pre-Processing

Tahapan pertama yang dilakukan adalah *case folding*, kemudian *tokenizing*, dan terakhir adalah *Label Encoding*.

## 1. Tahapan Case Folding

Tahapan *case folding* merupakan tahapan yang digunakan untuk menyamaratakan penggunaan huruf kapital. Jika ditemukan kata dengan huruf kapital, maka dengan *case* 

folding data tersebut dapat menjadi huruf kecil semua. Selain itu, case folding juga digunakan untuk mempersiapkan data menjadi bentuk yang dapat digunakan oleh machine learning dengan beberapa tahapan. Hasil dari tahapan tersebut ditampilkan dalam tabel berikut.

Tabel 4. Hasil Case Folding

1		Tuber is riush cuse rotuing				
	No	Tahap	Hasil			
	1	Mengecek URL	NA/ tidak ada			
	2	Mengecek Emoji	NA/ tidak ada			

# 2. Tokenizing

Tahap ini merupakan tahap yang digunakan untuk memisahkan frasa, kalimat, paragraf, atau seluruh dokumen teks menjadi unit lebih kecil dan disebut token. Sebelum dilakukan tokenizing, pertama dilakukan pengecekan jumlah kata yang sering muncul dari keseluruhan kata yang ada, diperoleh hasil 2.699 dan maksimal banyaknya kata adalah 19.

# 3. Label Encoding

Tahap ini merupakan pengubahan data string menjadi data numerik dengan fungsi *mutate* agar data yang ada dapat dilakukan analisis dengan metode LSTM.

## C. Cross Validation

Tahapan *Cross Validation* merupakan metode statistik yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model atau algoritma dimana data dipisahkan menjadi tiga subset yaitu pembelajaran, data validasi, dan data evaluasi. Data pembelajaran digunakan untuk melatih model *machine learning*, data validasi digunakan untuk test pertama terhadap model yang dimiliki, dan data evaluasi digunakan untuk mengevaluasi dan memvalidasi model yang dimiliki.

## D. Model LSTM

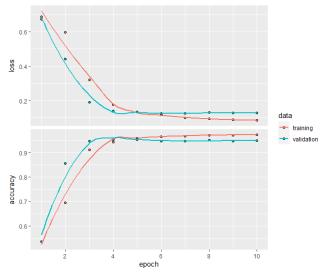
Pada tahap ini dilakukan pembangunan arsitektur model LSTM. Secara umum model LSTM ini harus memiliki tiga komponen yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Dilakukan analisis dengan metode LSTM diperoleh hasil model *squential*, dengan tipe Layer. Modelnya ditampilkan dalam gambar berikut.

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
input (Embedding)	(None, 19, 32)	48000
Istm (LSTM)	(None, 64)	24832
output (Dense)	(None, 2)	130
Total params: 72962 (285.01 KB)		
Trainable params: 72962 (285.01 KB)		
Non-trainable params: O (0.00 Byte)		

## Gambar 8. Model LSTM

Berikut merupakan visualisasi dari hasil model LSTM yang menampilkan akurasi data validasi dengan data training



Gambar 9. Grafik Akurasi Model

# E. Prediksi dan Evaluasi

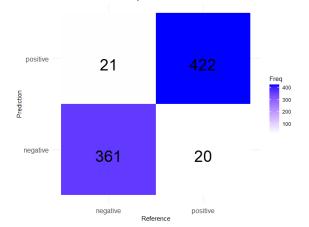
Berdasarkan analisis *Machine Learning* diperoleh model LSTM. Setelah diperoleh model LSTM, dilakukan prediksi dan evaluasi model menggunakan akurasi model. Hal ini dilakukan juga untuk melihat performa model LSTM yang diperoleh.

1. Prediksi menggunakan confusion matrix

**Tabel 5.** Confusion Matrix

Tabel 5. Conjusion Mairix					
Prediksi	Negatif	Positif			
Negatif	361	20			
Positif	21	422			

Berdasarkan tabel 5 tersebut diperoleh hasil tepat diprediksi negatif sebesar 361 dan tepat diprediksi positif sebesar 422. Secara visual ditampilkan dalam gambar berikut.

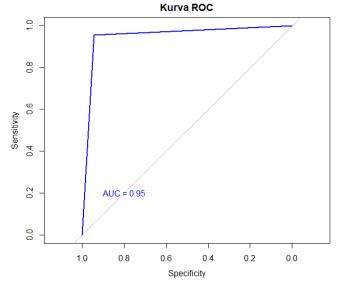


Gambar 10. Visualisasi Confusion Matrix

Diperoleh nilai akurasi sebesar 0,9502 yang dapat dikatakan model LSTM sangat baik dalam melakukan prediksi. Berikut merupakan nilai evaluasi dari model yang diperoleh.

Sensitivity: 0.9450
Specificity: 0.9548
Pos Pred Value: 0.9475
Neg Pred Value: 0.9526
Prevalence: 0.4636
Detection Rate: 0.4381
Detection Prevalence: 0.4624
Balanced Accuracy: 0.9499

Berikut merupakan Kurva ROC yang diperoleh



Gambar 11. Kurva ROC

Gambar merupakan kurva menggambarkan akurasi model LSTM yang diperoleh. Berdasarkan gambar tersebut kurva ROC menggambarkan probabilitas dari sebuah model. Terdapat pula kurva AUC yang menggambarkan kebaikan model dalam membuat klasifikasi, semakin tinggi nilai AUC maka model semakin baik mengklasifikasikan data. Dalam gambar tersebut dapat dilihat nilai AUC sebesar 0,95 yang artinya 95% model LSTM yang diperoleh mampu membedakan kelas mengklasifikasikan data.

# V. KESIMPULAN/RINGKASAN

Berdasarkan analisis yang dilakukan diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

- Dari sebanyak 8.126 data yang digunakan, sentimen positif terhadap harga emas adalah sebanyak 53,6% sedangkan sisanya sebanyak 46,4% merupakan sentimen negatif terhadap harga emas
- 2. Sebelum dilakukan pemodelan, terlebih dahulu dilakukan data preprocessing meliputi *case folding*, *tokenizing*, serta *label encoder*
- Hasil model analisis sentimen menggunakan metode LTSM menghasilkan akurasi model sebesar 0,9502, sensitivity 0,9450, specificity 0,9548, serta AUC-ROC sebesar 0,95. Artinya model sudah cukup baik dan dapat membedakan kelas positif atau negatif dengan cukup baik

# DAFTAR PUSTAKA

[1] A. R. Isnain, H. Sulistiani, B. M. Hurohman, A.

- Nurkholis, and S. Styawati, "Analisis Perbandingan Algoritma LSTM dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 8, no. 2, p. 299, 2022, doi: 10.26418/jp.v8i2.54704.
- [2] M. Owen, V. Vincent, R. Br Ambarita, and E. Indra, "Implementasi Metode Long Short Term Memory Untuk Memprediksi Pergerakan Nilai Harga Emas," *J. Tek. Inf. dan Komput.*, vol. 5, no. 1, p. 96, 2022, doi: 10.37600/tekinkom.v5i1.507.
- [3] P. Prananingtyas, "Perlindungan Hukum Terhadap Investor Emas," *Masal. Huk.*, vol. 47, no. 4, p. 430, 2018, doi: 10.14710/mmh.47.4.2018.430-444.
- [4] D. Purnama, "Emas: Antara Mata Uang dan Komoditas," *J. Ekon. dan Huk. Islam*, vol. 4, no. 1, 2014
- [5] F. Provost and T. Fawcett, *Data Science for Business:* What You Need to Know About Data Mining and Data-Analytic Thinking. New York: O'Reilly, 2013.
- [6] P. Raghavan, C. D. Manning, and H. Schütze, Introduction to Modern Information Retrieval. Cambridge: Cambridge University Press, 2008.
- [7] J. H. Friedman, R. Tibshirani, and T. Hastie, *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*, 2nd ed. Springer International Publishing, 2009.
- [8] Q. T. Ain *et al.*, "Sentiment analysis using deep learning architectures: a review," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 8, no. 6, pp. 4335–4385, 2017, doi: 10.1007/s10462-019-09794-5.
- [9] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*. The MIT Press, 2016.
- [10] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long Short-Term Memory," *Neural Comput.*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997, doi: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.
- [11] Eros Fikri Syahram, "Sun Position Forecasting Menggunakan Metode RNN LSTM Sebagai Referensi Pengendalian Daya Solar Cell," *J. JEETech*, vol. 2, no. 2, pp. 65–77, 2021, doi: 10.48056/jeetech.v2i2.169.