

Long Short Term Memory Machine Learning Untuk Memprediksi Akurasi Nilai Tukar IDR Terhadap USD

Widi Hastomo¹, Adhitio Satyo² dan Sudjiran³

⁽¹⁾Institut Teknologi dan Bisnis Ahmad Dahlan Jakarta

Jl. Ciputat Raya No.77, Cireundeu, Tangerang Selatan 15419

⁽²⁾Universitas Gunadarma

Jl. Margonda Raya No. 100, Depok, Jawa Barat 16424

⁽³⁾STMIK Jakarta STI&K

Jl. BRI No.17, Radio Dalam, Kebayoran Baru, Jakarta Selatan 12140

widie.has@gmail.com, sudjiran@jak-stik.ac.id

ABSTRAK

Dalam ekonomi global nilai tukar mata uang merupakan salah satu hal yang penting. Naik turunnya nilai tukar Idr terhadap usd akan mempunyai dampak besar padaperekonomian suatu negara. Untuk itu prediksi yang tepat terhadap nilai tukar idr akan sangat membantu dalam perencanaan strategi dalam suatu investasi. Mengantisipasi hal tersebut dibutuhkan sebuah metode dengan tingkat akurasi prediksi yang tinggi. Dalam penelitian ini dipergunakan mesin learning LSTM dan model statistik ARIMA. Hasil penelitian ini menunjukkan hasil bahwa metode LSTM mampu menghasilkan tingkat akurasi prediksi yang lebih tinggi (RMSE 0.01) dibandingkan dengan model statistik ARIMA (RMSE 0.0699). Hasil testing LSTM adalah sangat baik (99%) sudah hampir identik dengan data asli time series.

Kata Kunci : LSTM machine learning, Arima statistik, RMSE, Kurs

PENDAHULUAN

Melambatnya ekonomi global dan menurunnya volume perdagangan dunia adalah dampak dari konflik perang dagang Amerika Serikat dengan China yang berkepanjangan[1]. Manuver yang dilakukan oleh Presiden Amerika Serikat Donald Trump menaikkan tarif impor barang dari Cina yang awalnya 10 persen menjadi 25 persen, hal tersebut dilakukan pada jumat pagi, 10 Mei 2019. Keputusan sepihak yang dilakukan oleh Amerika Serikat ini membuat pasar global berisiko, mengingat konflik dagang kedua negara sudah berlangsung cukup lama. Cina diperkirakan akan membalas tindakan Amerika Serikat tersebut[2]. Hal ini merupakan kabar buruk untuk Indonesia yang mengandalkan eksportnya pada barang komoditas. Artinya semakin sulit untuk memperbaiki defisit neraca perdagangan nasional pada periode januari sampai dengan maret 2019[3], nilai tukar rupiah akan mudah terkoreksi dan kepastian bisnis tidak akan kuat, kondisi tersebut berimbas salah satunya pada perekonomian Indonesia. Dalam ekonomi global nilai tukar mata uang merupakan salah satu hal yang penting[4].

Semua transaksi perdagangan bilateral Indonesia mengacu pada usd, dan kondisi saat ini usd sangat rentan. Risiko nilai tukar idr semakin besar terhadap usd hal tersebut dikarenakan fluktuatif nilai idr yang sangat tajam. Dalam kondisi ekonomi global yang tidak menentu diperlukan adanya equipments atau sebuah metode untuk memprediksi nilai tukar idr terhadap usd. Prediksi diperuntukan untuk; (a) menciptakan pertumbuhan ekonomi yang stabil; (b) untuk mendorong perdagangan internasional; (c) investasi penanaman modal asing menjadi secure dan; (d) diharapkan nilai tukar rupiah dapat berjaya kembali dalam transaksi perdagangan.

Karena memiliki atribut waktu dan nilai, maka nilai tukar idr terhadap usd termasuk ke dalam data runtun waktu (*time series*) yang dapat digunakan sebagai data input ke mesin learning (LSTM). Long Short Term Memory (LSTM) merupakan perkembangan dari recurrent neural network (RNN). Kemudahan mengatasi ketergantungan jangka panjang (*long term dependencies*) pada masukannya, yaitu salah satu fungsi LSTM[5]. Memory block pada LSTM dapat menentukan nilai mana

yang akan dipilih sebagai keluaran yang relevan terhadap masukan yang diberikan. Hal ini merupakan kelebihan yang dimiliki oleh LSTM dibanding RNN.

Atas dasar uraian tersebut, penelitian ini akan difokuskan pada dua masalah utamanyaitu; (a) Mencari hasil prediksi yang terbaik antara mesin learning LSTM dan model statistik ARIMA.; (b) Hasil prediksi yang terbaik dapat dipergunakan sebagai model dasar pengambil keputusan.

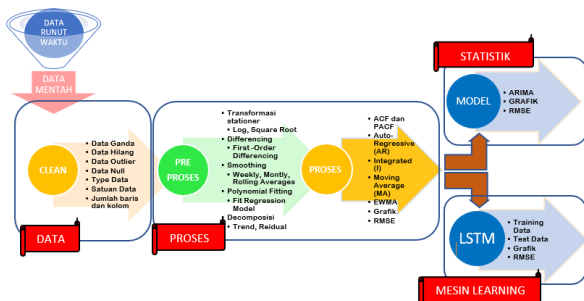
Manfaat Penelitian

Dari sisi keberartian (*significance*) penelitian ini bermanfaat: (a) Diketahuinya model untuk prediksi akurasi pada nilai tukar idr terhadap usd; (b) Memberikan masukan kepada investor dalam proses pengambil keputusan; (c) Secara akademik studi berkontribusi pada upayamenganalisis model perkembangan dari LSTM.

Kebaruan (Novelty) Penelitian

Dari aspek isu yang diteliti: (a) Penelitian ini akan membangun sebuah model perkembangan input data untuk LSTM dalam memprediksi akurasi nilai tukar idr terhadap usd; (b) Penelitian ini akan menguji tingkat akurasi hasil dari LSTM dengan mengukur nilai kesalahan melalui *Root Mean Squared Error (RMSE)*; (c) Berdasarkan parameter-parameter tersebut, penelitian akan menghasilkan sebuah model dalam memprediksi akurasi nilai tukar idr terhadap usd.

Skenario Penelitian



Gambar 1. Skenario Penelitian Nilai tukar IDR terhadap USD dengan LSTM

Hipotesis

Tabel 1. Rumusan masalah, Tujuan Penelitian dan Hipotesis

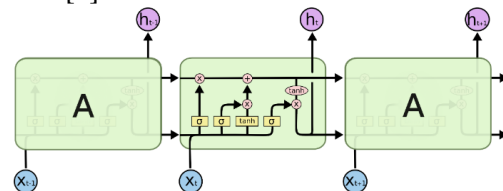
Rumusan Masalah	Tujuan Penelitian	Hipotesis
Bagaimana sebuah model prediksi akurasi nilai tukar idr terhadap usd menggunakan LSTM?	Membangun sebuah model prediksi akurasi nilai tukar idr terhadap usd menggunakan LSTM.	LSTM sebagai model prediksi akurasi nilai tukar idr terhadap usd
Bagaimana sebuah model LSTM dapat sebagai masukan pengambil keputusan?	Mengevaluasi model LSTM dapat sebagai masukan pengambil keputusan	Model LSTM dapat sebagai dasar masukan pengambil keputusan

TINJAUAN PUSTAKA

Dalam merencanakan investasi sangat dimungkinkan melakukan prediksi dari segala aspek, salah satunya tentang prediksi nilai tukar idr terhadap usd. Nilai tukar idr terhadap usd sangat rentan dipengaruhi oleh ekonomi global, tingkat inflasi, ekspor dan impor dan faktor lainnya.

Kurs merupakan nilai tukar suatu mata uang relatif terhadap mata uang negara lain [6].

Penelitian tentang LSTM merupakan metode prediksi akurasi idr terhadap usd dalam beberapa tahun terakhir ini. LSTM merupakan arsitektur dari RNN dan mampu memberikan output yang relevan dalam menentukan nilai yang akan dipilih. Pertama kali diperkenalkan oleh Hochreiter & Schmidhuber pada tahun 1997[7].



Gambar 2. Empat Lapis Fungsi Aktivasi pada Cell LSTM [Hochreiter & Schmidhuber]

Tiga fungsi sigmoid dan satu fungsi tan hiperbolik terdapat dalam setiap *cell* LSTM. Beberapa kelebihan LSTM dibanding dengan RNN yaitu dapat mengatasi *noise*, representasi terdistribusi, dan nilai kontinu pada permasalahan ketergantungan jangka panjang[8]

METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini menggunakan data sekunder yang dihimpun dari id.investing[10]. Data yang dipergunakan mulai dari tahun 1988 sampai dengan 2019, sejumlah 1577 baris data. Bahasa

pemrograman yang dipergunakan yaitu bahasa pemrograman Python, karena mempunyai banyak kelebihan untuk hal yang berhubungan dengan mesin learning khususnya LSTM.

Parameter model statistik menggunakan Arima, merupakan elemen penting metode prediksi data yang mempunyai sifat tetap dan nilai rerata yang tidak bergeser terhadap waktu. Dalam menentukan model yang paling sesuai untuk data runtun waktu dengan cara membandingkan penyaluran autokorelasi antara data dengan teoritis model, metode ini bersifat rekursif. Arima membentuk antara prosedur *autoregressive* (AR) dan *moving average* (MA).

Secara umum, model ARIMA dituliskan sebagai (p,d,q) dengan model matematis sebagai berikut [11].

$$\phi p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta q(B) a_t \quad (1)$$

Dimana (p, d, q) ; orde AR (p), orde differencing (d), orde MA (q) untuk pola non musiman; $\phi p(B)$: koefisien AR dengan derajat p; θq : koefisien MA dengan derajat q.

Selanjutnya proses *Root Mean Square Error* (RMSE) yaitu dasar dari selisih antara dua buah nilai yang sesuai untuk mengukur kesalahan. Dapat didefinisikan sebagai berikut;

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

Dimana Y_i data awal, sedangkan \hat{Y}_i data akhir dan n adalah jumlah data.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini difokuskan pada pengujian hasil dari kurs idr terhadap usd melalui proses transformasi, *smoothing*, dan differencing, *cleansing*, proses transformasi log dan moving average (*ts_log_moving_avg*), hingga diperoleh pemodelan terbaik guna memprediksi akurasi nilai tukar idr terhadap usd.

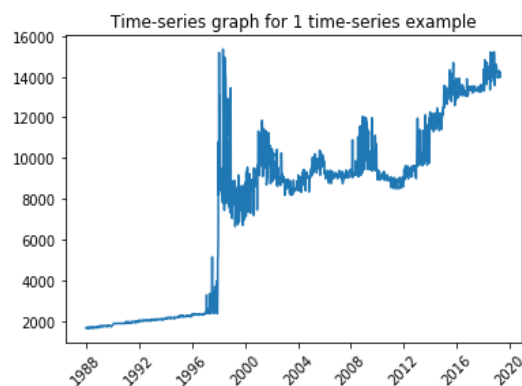
Pada gambar 3.1 yaitu sumber data nilai tukar idr terhadap usd (1988-2019)

sejumlah 1577 baris data, setelah melalui proses *cleansing data* sebagai berikut :

Tabel 3. Data nilai tukar idr terhadap usd (1988-2019)

	date	price	date	price	
0	1/5/1988	1668.0	1572	3/17/2019	14165.00
1	1/17/1988	1658.0	1573	3/24/2019	14240.00
2	1/24/1988	1660.0	1574	3/31/2019	14125.00
3	1/31/1988	1660.0	1575	4/7/2019	14080.00
4	2/10/1988	1703.0	1576	4/14/2019	14000.02

(1577, 2)



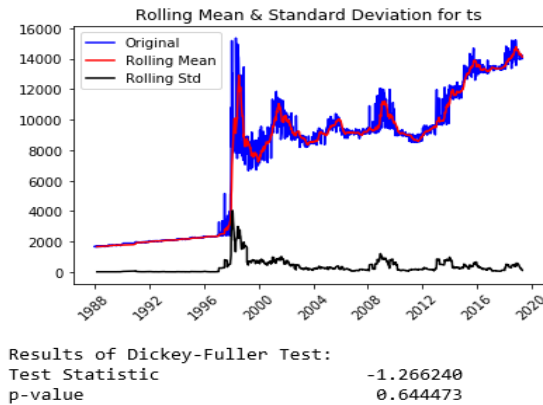
Grafik 3.1 Fluktuatif data nilai tukar idr terhadap usd (1988-2019)

Terlihat pada grafik 3.1 nilai tukar idr terhadap usd sangat berfluktuatif, sehingga perlu sebuah model untuk memprediksinya.

Tabel 3.2. Parameter statistik dari data nilai tukar idr terhadap usd (1988-2019)

	price
count	1577.000000
mean	7876.618212
std	4100.870506
min	1656.000000

Pada tabel 3.2 nilai mean dan std yang sangat besar menunjukkan data tidak stasioner. Pengujian stasioner dapat juga diukur dari nilai Dickey Fuller Test (grafik 3.2), terlihat nilai $p > 0,5$ menunjukkan bahwa data tidak stasioner.



Grafik 3.2 Dickey Fuller Test

Agar data dapat digunakan untuk pemodelan statistik, maka data harus diubah menjadi stasioner. Dengan melakukan beberapa proses transformasi, smothing dan differensing, dengan hasil grafik sebagai berikut :

Grafik 3.3 Proses transformasi, smoothing, dan differensing (lampiran)

Dari grafik 3.3, terlihat bahwa telah dilakukan 9 jenis variasi proses transformasi, smoothing, dan differensing. Setiap 9 jenis proses dilakukan penghitungan Dickey Fuller Test dan grafik mean dan standar deviasiya. Untuk selanjutnya pemodelan ARIMA(p,d,q) dilakukan terhadap ke 9 jenis proses tersebut, sekaligus dilakukan tahap proses LSTM nya, sebagai berikut:

Grafik 3.4 Proses ARIMA dan LSTM (lampiran)

Dari grafik 3.4, terlihat di baris ts_log_dif dan kolom arima, diperoleh model terbaik dengan nilai RMSE terkecil yaitu 0.0699 adalah ARIMA(2,0,2). Sedangkan di baris ts_log_moving_avg dan kolom LSTM diperoleh RMSE dengan nilai terkecil yaitu 0.01

Ini menunjukkan LSTM (RMSE=0.01) telah mampu menaikan tingkat akurasi prediksi dari model statistik ARIMA (RMSE=0.0699). Dengan menggunakan paket PROPHET dapat dibuat grafik trend dan prediksi tahunan,

bulanan, mingguan, harian dan jam, yaitu sebagai berikut :

Grafik 3.5 Grafik trend, prediksi tahunan, bulanan, mingguan, harian dan jam (lampiran)

PENUTUP

Simpulan

1. Dengan variasi transformasi, smoothing, dan differencing dapat menghasilkan model ARIMA dan LSTM dengan nilai RMSE yang berbeda.
2. Diperoleh hasil terbaik untuk model statistik yaitu ARIMA(2,0,2) dengan RMSE = 0.0699 setelah melalui tahap transformasi ts_log_dif, dengan nilai koefisien :
$$Y_t = 0,1199 Y_{t-1} + 0,0434 Y_{t-2} - 1,6905 \Sigma t-1 + 0,6928 \Sigma t-2$$
3. Diperoleh hasil terbaik untuk LSTM dengan RMSE = 0.01 setelah melalui tahap transformasi ts_log_moving_avg.
4. Hasil terbaik dalam penelitian ini pada mesin learning LSTM dapat menghasilkan tingkat prediksi yang lebih baik dibandingkan dengan model statistik ARIMA.
5. Mesin learning LSTM dengan input model statistik mampu meningkatkan akurasi dengan nilai kesalahan yaitu 1%. Dari hasil ini dapat dikatakan bahwa proses testing yang sudah dilakukan hampir identik dengan data asli *time series* (99%)

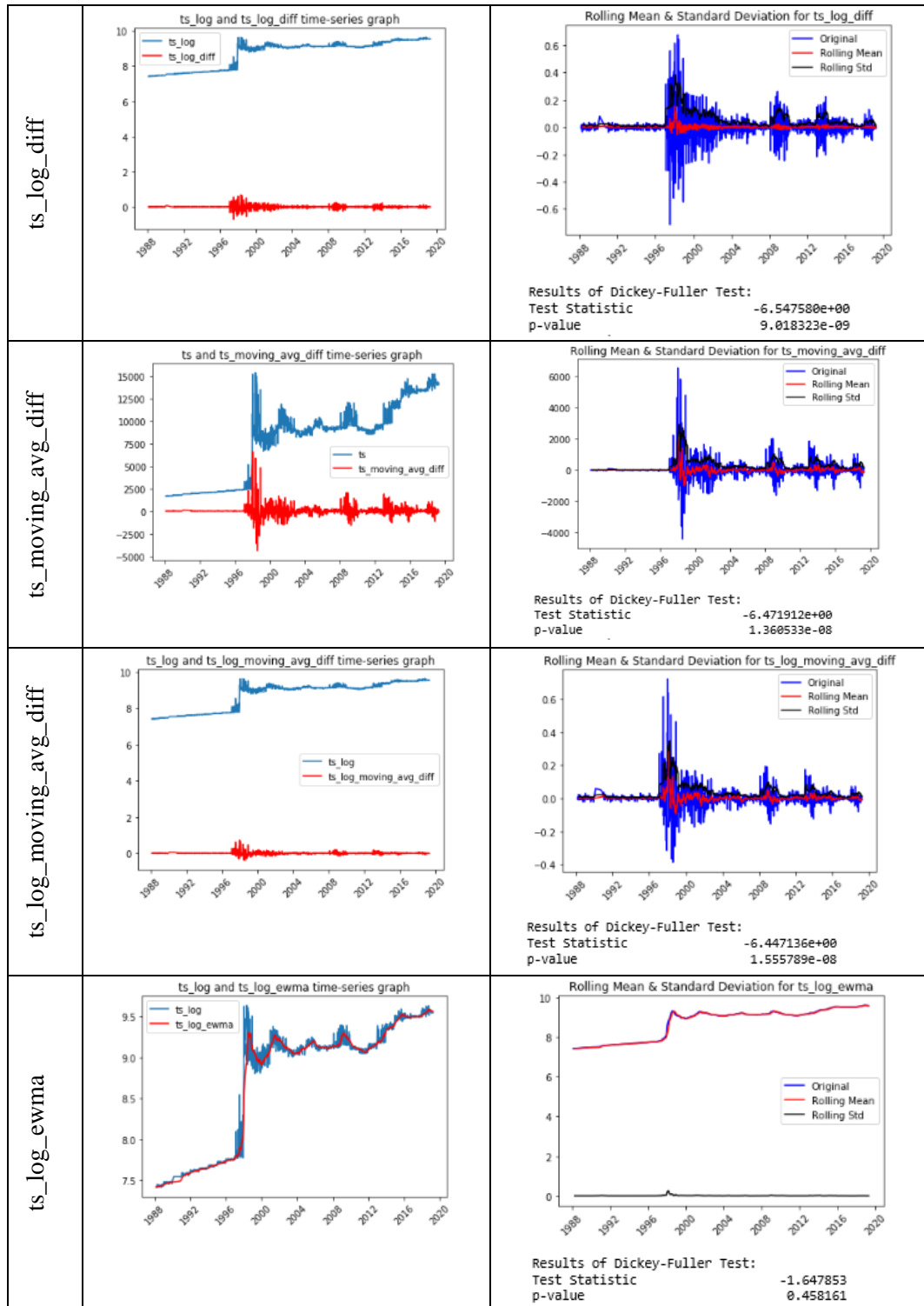
DAFTAR PUSTAKA

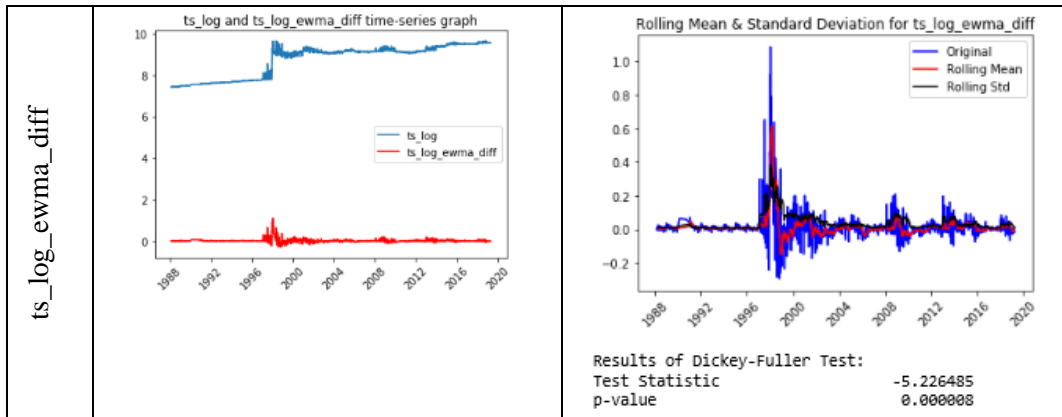
- [1] . <https://www.liputan6.com/bisnis/read/3965986/rupee-bakal-sentuh-14500-per-dolar-as-imbis-perang-dagang>
- [2] . <https://dunia.tempo.co/read/1204317/perang-dagang-donald-trump-naikkan-tarif-impor-barang-dari-cina/full&view=ok>
- [3] . <https://www.cnnindonesia.com/ekonomi/20190515102344-92-395014/bps-catat-neraca-perdagangan-april-defisit-us-25-miliar>
- [4] . Nelson, R. M. 2015. Current Debates over Exchange Rates: Overview and

- Issues for Congress. Report Congressional Research Service. Diakses melalui situs <https://www.fas.org/sgp/crs/misc/R43242>.
- [5] . Olah, Christopher. “*Understanding LSTM Networks*”. <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/> (2015)
- [6] . Ekananda, Mahyus. 2014. *Ekonomi Internasional*. Jakarta: Penerbit Erlangga.
- [7] . Hochreiter, S. & Schmidhuber, J., 1997, *Long Short-Term Memory*, *Neural Computation*, 8, 9, 1735–1780.<http://www7.informatik.tu-muenchen.de/~hochreit%5Cnhttp://www.idsia.ch/~juergen>,
- [8] . _____1997, *Long Short-Term Memory*, *Neural Computation*, 8, 9, 1735–1780.<http://www7.informatik.tu-muenchen.de/~hochreit%5Cnhttp://www.idsia.ch/~juergen>,
- [9] . _____1997, *Long Short-Term Memory*, *Neural Computation*, 8, 9, 1735–1780.<http://www7.informatik.tu-muenchen.de/~hochreit%5Cnhttp://www.idsia.ch/~juergen>,
- [10] . <https://id.investing.com/crypto/crypto-com-chain/cro-usd-historical-data>,
- [11] . Swammy, M.N.S. (2006). *Neural Networks in a Softcomputing Framework*. Germany: Springer Science and Business Media.

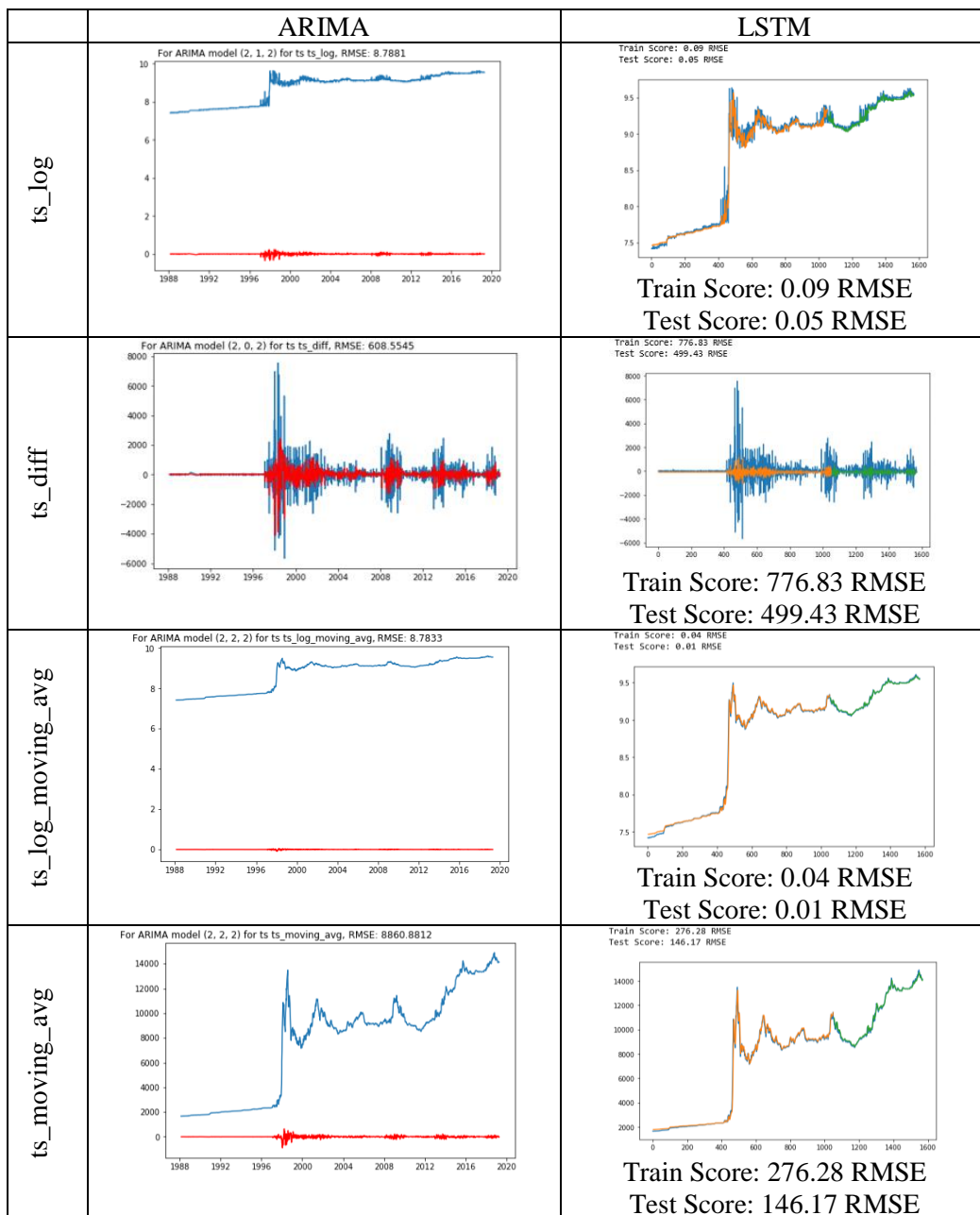
Lampiran :

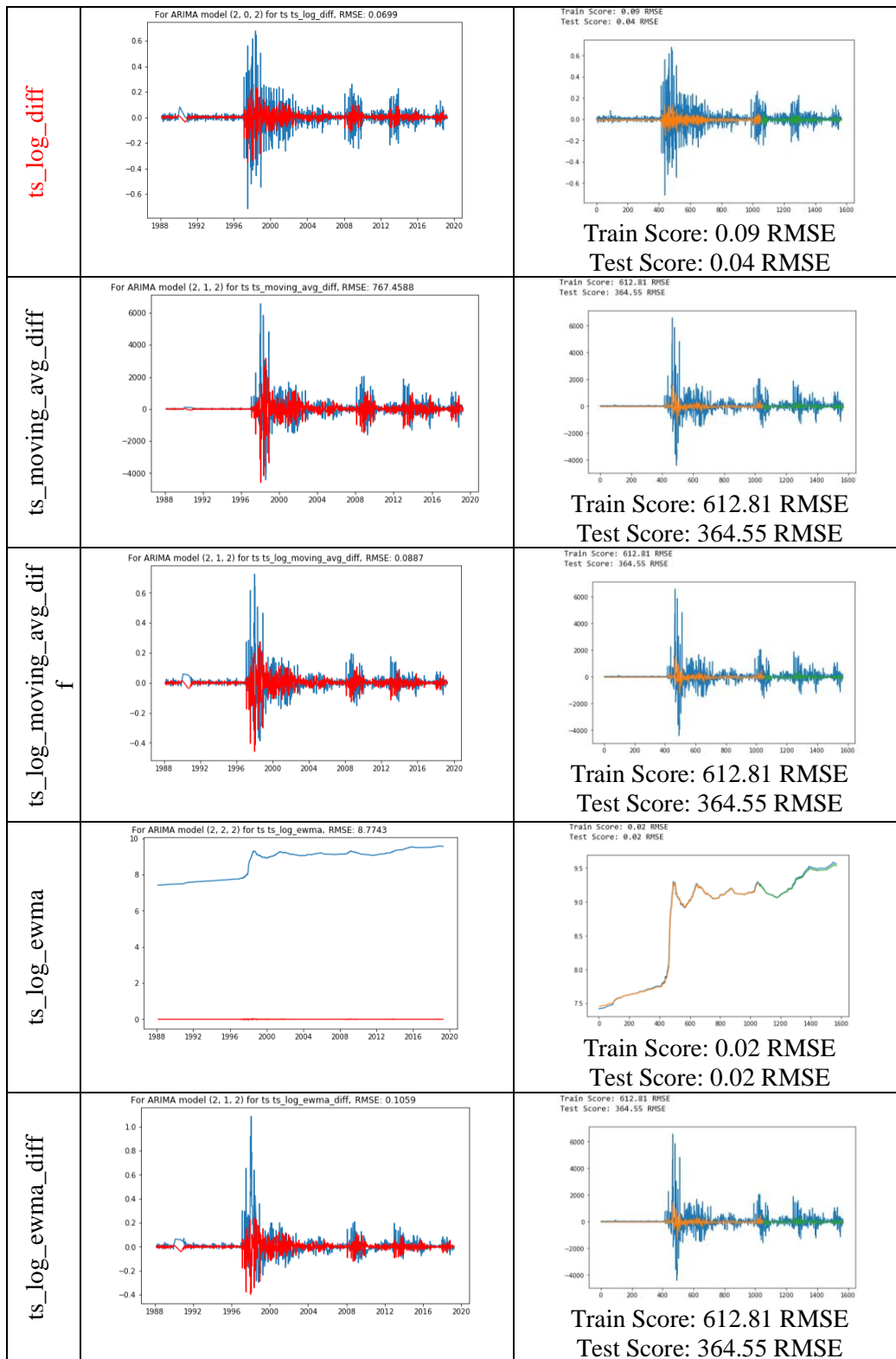
	TRANSFORMASI, SMOOTHING, DIFFERENSING	MEAN, STANDAR DEVIASI, DICKEY FULLER TEST
ts_log		<p>Results of Dickey-Fuller Test: Test Statistic -1.563298 p-value 0.501999</p>
ts_diff		<p>Results of Dickey-Fuller Test: Test Statistic -6.702587e+00 p-value 3.855746e-09</p>
ts_log_moving_avg		<p>Results of Dickey-Fuller Test: Test Statistic -1.622223 p-value 0.471564</p>
ts_moving_avg		<p>Results of Dickey-Fuller Test: Test Statistic -1.284833 p-value 0.636083</p>



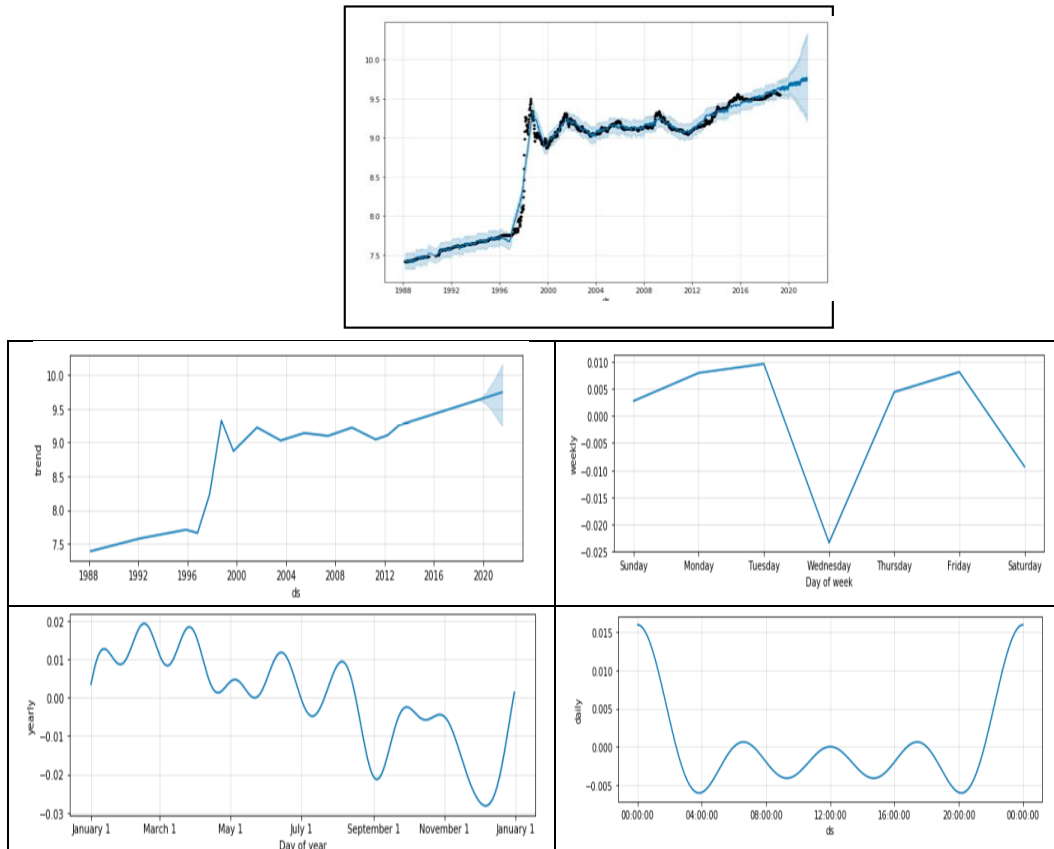


Grafik 3.3 Proses transformasi, smoothing, dan differencing





Grafik 3.4 Proses ARIMA dan LSTM



Grafik 3.5 Grafik trend, prediksi tahunan, bulanan, mingguan, harian dan jam