

PREDIKSI KURS MATA UANG DENGAN METODE *LONG SHORT TERM MEMORY* (LSTM) BERBASIS *ATTENTION*

Zyad Rusdi¹, Chairisni Lubis², Vincent Gerald Tjandra³

¹ Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Tarumanagara

^{1,3} Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Tarumanagara,
Jln. Letjen S. Parman No. 1, Jakarta, 11440, Indonesia

E-mail: ¹zyadr@fti.untar.ac.id, ²chairisnil@fti.untar.ac.id, ³vincent.535170013@stu.untar.ac.id

Abstrak

Pertukaran mata uang adalah nilai tukar untuk pembayaran saat ini atau masa depan antara dua mata uang dari masing-masing negara. Di Indonesia, sering terjadi fluktuasi nilai tukar USD terhadap IDR yang menyebabkan ketidakstabilan pertumbuhan ekonomi. Hal ini mengakibatkan berkurangnya minat investor asing untuk menanamkan modalnya di Indonesia, dan mengakibatkan degenerasi pembangunan karena posisi investor asing sangat penting bagi pertumbuhan ekonomi. Oleh karena itu, diperlukan prediksi untuk mengantisipasi fluktuasi nilai tukar dengan menggunakan metode Long Short - Term Memory (LSTM). Untuk meningkatkan nilai akurasi pengenalan maka pada penelitian ini digunakan LSTM berbasis Attention (LSTM+Att). Beberapa langkah yang dilakukan adalah pengumpulan data, preprocessing, splitting data, membangun arsitektur model LSTM, melatih model, dan pengujian. Dari hasil pengujian didapatkan hasil terbaik untuk model LSTM dan LSTM+Att yaitu dengan menggunakan parameter 60 timestep, 32 neuron, 150 epoch, 32 batch size, dan learning rate 0,001. Hasil yang diperoleh dari model LSTM adalah nilai loss 0,000162, dan hasil RMSE 1,3328. Hasil yang diperoleh dari model LSTM+attention adalah nilai loss 0,000157, dan hasil RMSE 0,6335. Sehingga dapat disimpulkan bahwa LSTM+Att dapat meningkatkan akurasi pelatihan.

Kata kunci : Attention, LSTM, Penukaran Mata Uang, Prediksi, RMSE

Abstract

Currency exchange is the exchange rate for current or future payments between two currencies of each country. In Indonesia, there are frequent fluctuations in the exchange rate of USD against IDR which causes instability in economic growth. This has resulted in reduced interest from foreign investors in investing in Indonesia, and has resulted in degeneration of development because the position of foreign investors is very important for economic growth. Therefore, predictions are needed to anticipate exchange rate fluctuations using the Long Short - Term Memory (LSTM) method. In this study, to increase the value of recognition accuracy, an Attention-based LSTM (LSTM+Attn) was used. Some of the steps taken are collecting data, preprocessing, splitting data, build the LSTM model architecture, training the model, and testing. From the test results, the best results were obtained for the LSTM and LSTM + Att models, namely by using the parameters of 60 timestep, 32 neurons, 150 epoch, 32 batch size, and a learning rate of 0.001. The results obtained from the LSTM model are the loss value is 0.000162, and the RMSE result is 1.3328. The results obtained from the LSTM + Att model are the loss value is 0.000157, and the RMSE result is 0.6335. So it can be concluded that LSTM with attention can improve training accuracy.

Keywords : Attention, Currency Exchange, LSTM, Prediction, RMSE

1. PENDAHULUAN

Dalam dunia perdagangan nilai tukar mata uang menjadi hal yang sangat penting khususnya bagi para investor asing. Nilai tukar mata uang asing dapat mempengaruhi kestabilan perekonomian suatu negara. Terutama untuk kondisi di Indonesia, nilai kurs USD terhadap IDR selalu menjadi penyebab ketidakstabilan pertumbuhan ekonomi. Ketidakstabilan kurs memicu investor asing untuk membatalkan niatnya dalam melakukan investasi serta menanamkan modalnya di Indonesia, tentunya hal ini mengakibatkan degenerasi pembangunan Indonesia karena posisi investor asing sangatlah penting untuk pertumbuhan ekonomi. Oleh karena itu diperlukan penanganan untuk menghadapi naik turunnya harga kurs yang tidak stabil yaitu dengan melakukan prediksi. Prediksi dapat membantu investor asing dalam merencanakan strategi untuk kedepannya.

Adapun tujuan penelitian ini yaitu menghasilkan prediksi harga dollar Amerika (USD) terhadap Indonesia Rupiah (IDR) dengan metode Long Short Term Memory berbasis *attention* dan manfaat penelitian ini adalah untuk memberikan representasi kepada investor asing dalam proses pengambilan keputusan. Alasan menggunakan metode LSTM ini karena LSTM mampu menyimpan informasi atau nilai untuk jangka panjang serta mengatur memory di setiap *input* dengan memanfaatkan sel memori dan unit-unit gerbang (*gate*) yang ada.

2. METODE PENELITIAN

2.1.1. Dataset

Prediksi kurs mata uang ini menggunakan analisis teknikal sebagai masukan dari sistem yang berupa harga tertinggi (*high*), harga terendah (*low*), harga penutupan (*close*), dan harga pembukaan (*open*) dimana kurs yang digunakan yaitu kurs beli. Data tersebut bertipe (.csv) yang digunakan sebagai data pelatihan dan data uji pada perancangan aplikasi. Data ini diambil dari sebuah website yaitu markets.businessinsider.com dimana website ini merupakan web open source yang legal dan dapat diakses oleh siapa saja. Total data yang digunakan sebanyak 2165 data. Data yang digunakan yaitu dari tanggal 1 Januari 2015 sampai 6 Desember 2020. Data untuk pelatihan sebanyak 1733 data dan untuk data pengujian sebanyak 432 data.

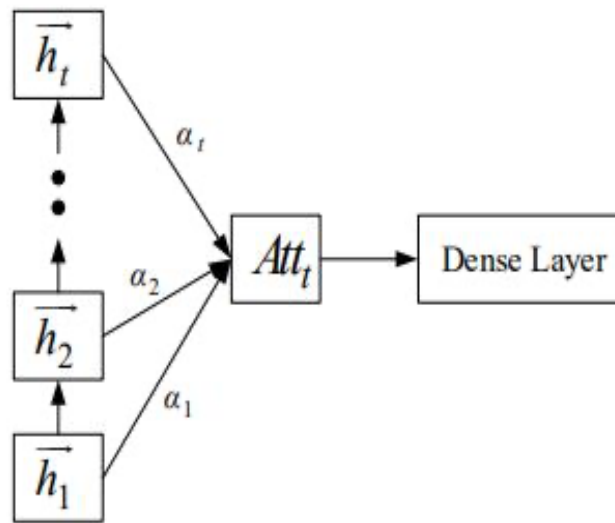
2.1.2. Preprocessing Data

Data yang digunakan dibagi menjadi 2 yaitu data pelatihan dan data pengujian. Pemisahan data pelatihan dan data uji dipisah dengan proporsi 80% data pelatihan dan 20% data uji. Tujuan penggunaan data uji adalah melakukan validasi terhadap model yang sudah dilatih apakah sudah memiliki performa yang baik sebelum model tersebut melalui proses pengujian. Data yang telah didapatkan kemudian dilakukan normalisasi dengan menggunakan min-max scaler. Tujuannya yaitu untuk melakukan transformasi linier terhadap data asli sehingga menghasilkan keseimbangan nilai perbandingan antar data sebelum dan sesudah proses. Data yang telah dinormalisasi tersebut kemudian di *reshape* menjadi 3 dimensi sebagai data masukan untuk dilatih dalam model LSTM yang sudah dibuat.

2.1.3. Rancangan Arsitektur Model Pelatihan

Mekanisme Attention (*Attention Mechanism*) adalah salah satu mekanisme yang cukup populer dalam melatih Jaringan Syaraf Tiruan yang memungkinkan model untuk mempelajari penyelarasan antara berbagai kemungkinan. Mekanisme Attention memperhatikan perbedaan fitur masukan untuk mengekstrak fitur dengan lebih baik ketika berbagai aspek dipertimbangkan. Li et al., merancang pengembangan metode LSTM dengan mekanisme Attention adalah dengan adanya lapisan *attention* yang ditambahkan setelah lapisan LSTM. [7] Lapisan *attention* menerima keluaran yang dihasilkan dari setiap proses sel lapisan LSTM (h_t),

sehingga dapat dilakukan proses perhitungan pada lapisan *attention*. Setelah mendapatkan hasil representasi dari *attention* layer, ditambahkan lapisan *multiple dense* (*fully connected layer*) untuk mendapatkan hasil representasi tingkat tinggi (gambar 1)



Gambar 1. Proses Attention setelah LSTM

Sebelum melakukan pelatihan model, ditentukan terlebih dahulu arsitektur model yang akan digunakan. Arsitektur model terdiri dari 3 layer, yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Pada perancangan arsitektur model yang dibuat dengan pustaka Tensorflow terdapat 3 layer yang disusun secara *Sequential* yang dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Model Arsitektur

Layer	Type	Parameter	
Layer 1	LSTM	Fungsi Aktivasi	Sigmoid (gate), tanh
		Optimizer	Adam
		Learning Rate	0.001
		Loss	Mean Square Error
Layer 2	Attention	Fungsi Aktivasi	Softmax
Layer 3	Dense	Fungsi Aktivasi	Linear

2.1.4. Inisialisasi Parameter

Tujuan dilakukan pengujian parameter yaitu untuk mencari parameter terbaik yang akan digunakan untuk pelatihan model. Parameter yang digunakan dalam pengujian prediksi kurs mata uang dengan menggunakan nilai LSTM adalah:

- Jumlah timesteps yang diuji yaitu 7, 30 dan 60
- Jumlah neuron (unit) pada LSTM yang diuji yaitu 16, 32, 64, 128, dan 256
- Jumlah epoch yang diuji yaitu 50, 100, 150, 200 dan 250
- Jumlah batch size yang diuji yaitu 16, 32, 64, 128, dan 256
- Nilai *learning rate* yang diuji yaitu 0.01, 0.001, dan 0.0001

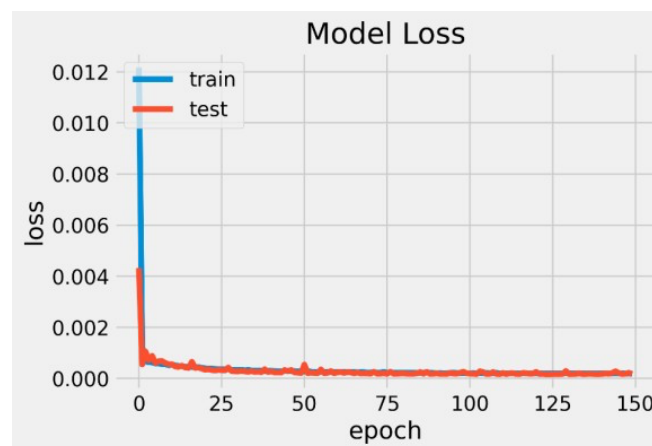
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Untuk mengetahui peningkatan nilai keakuratan pengembangan metode LSTM berbasis attention (*Attention Mechanism*) atau disingkat LSTM+Att, maka pada penelitian ini digunakan juga metode LSTM saja untuk memprediksi kuras mata uang. Hasil pengujian parameter dilakukan dengan menggunakan data latih sebanyak 1733 data. Pengujian ini dilakukan untuk menguji apakah model yang dilatih dengan menggunakan parameter yang telah ditentukan menghasilkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) dan nilai *loss* yang stabil. Hasil pengujian nilai *loss* dapat dilihat pada Tabel 2.

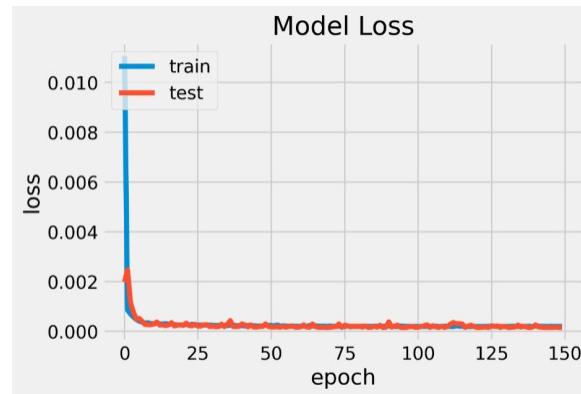
Tabel 2. Hasil Pengujian Nilai *Loss*

No.	Timestep	Neuron	Epoch	Batch Size	Learning Rate	Nilai Loss	
						LSTM	LSTM – Attention
1	7	64	100	32	0.001	0.000188	0.000164
2	30	64	100	32	0.001	0.000183	0.000163
3	60	64	100	32	0.001	0.000164	0.000160
4	60	16	100	32	0.001	0.000201	0.000169
5	60	32	100	32	0.001	0.000178	0.000164
6	60	128	100	32	0.001	0.000180	0.000174
7	60	256	100	32	0.001	0.000226	0.000214
8	60	32	50	32	0.001	0.000276	0.000227
9	60	32	150	32	0.001	0.000162	0.000157
10	60	32	200	32	0.001	0.000215	0.000163
11	60	32	250	32	0.001	0.000179	0.000161
12	60	32	150	16	0.001	0.000166	0.000190
13	60	32	150	64	0.001	0.000208	0.000197
14	60	32	150	128	0.001	0.000221	0.000181
15	60	32	150	256	0.001	0.000319	0.000208
16	60	32	150	32	0.01	0.000301	0.0016
17	60	32	150	32	0.0001	0.000283	0.000195

Berdasarkan hasil pengujian nilai *loss* Tabel 2 menunjukkan bahwa pengujian nomor 9 dengan parameter 60 timestep, 32 neuron, 150 epoch, 32 batch size, dan learning rate 0.001 menghasilkan nilai *loss* terkecil baik LSTM maupun LSTM berbasis *attention*. Hasil yang diperoleh dari model LSTM yaitu nilai *loss* sebesar 0.000162 dan dari model LSTM berbasis *attention* nilai *loss* nya sebesar 0.000157. Untuk melihat grafik *loss* dapat dilihat pada Gambar 2 dan 3 dan nilai RMSE dapat dilihat pada tabel 3.



Gambar 2. Grafik *Loss* Pelatihan Model LSTM



Gambar 3. Grafik Loss Pelatihan Model LSTM + Att

Tabel 3. Nilai RMSE Metode LSTM dan LSTM+Att pada Pelatihan

Metode	Nilai RMSE
LSTM	1,3328
LSTM+Att	0,6335

Dari grafik nilai loss dan nilai RMSE terlihat bahwa dengan adanya mekanisme *Attantion* pada LSTM dapat meningkatkan kinerja LSTM.

Untuk melihat kinerja LSTM dengan *Attantion Mechanism* pada proses pengujian prediksi kurs mata uang, maka dilakukan pengujian terhadap data 30 hari ke depan dengan menggunakan LSTM dan LSTM+Att yang hasilnya dapat dilihat pada Tabel 4. Untuk mengetahui tingkat keakuratan kedua metode digunakan juga nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang merupakan selisih antara nilai prediksi dan nilai real yang merupakan nilai Close mata uang rupiah. Nilai RMSE kedua metode dapat dilihat pada Tabel 4. Dari tabel tersebut terlihat bahwa LSTM +Att dapat meningkatkan tingkat akurasi dari 29,35933794 menjadi 22,0371618, yang ditamikan pada Tabel 5.

Tabel 4. Hasil Pengujian prediksi kurs mata uang untuk data 30 hari ke depan

Tanggal	Harga Close (Rupiah)	Hasil Prediksi (Rupiah)		Error Prediksi (Rupiah)	
		Menggunakan LSTM	Menggunakan LSTM+Att	Menggunakan LSTM	Menggunakan LSTM+Att
12/7/2020	14175,0	14148,021	14145,566	26,979	29,434
12/8/2020	14103,0	14152,275	14149,895	-49,275	-46,895
12/9/2020	14103,0	14156,862	14153,931	-53,862	-50,931
12/10/2020	14103,0	14161,748	14157,765	-58,748	-54,765
12/11/2020	14156,0	14166,884	14161,401	-10,884	-5,401
12/12/2020	14156,0	14172,216	14164,845	-16,216	-8,845
12/13/2020	14077,0	14177,692	14168,093	-100,692	-91,093
12/14/2020	14225,0	14183,262	14171,138	41,738	53,862
12/15/2020	14121,0	14188,884	14173,981	-67,884	-52,981
12/16/2020	14121,0	14194,522	14176,632	-73,522	-55,632
12/17/2020	14108,0	14200,141	14179,085	-92,141	-71,085
12/18/2020	14127,0	14205,672	14181,312	-78,672	-54,312
12/19/2020	14122,5	14211,080	14183,307	-88,58	-60,807
12/20/2020	14122,5	14216,357	14185,097	-93,857	-62,597
12/21/2020	14130,0	14221,487	14186,695	-91,487	-56,695
12/22/2020	14205,0	14226,457	14188,114	-21,457	16,886
12/23/2020	14200,0	14231,229	14189,343	-31,229	10,657
12/24/2020	14200,0	14235,786	14190,383	-35,786	9,617
12/25/2020	14200,0	14240,109	14191,238	-40,109	8,762
12/26/2020	14109,0	14244,184	14191,915	-135,184	-82,915
12/27/2020	14098,0	14247,991	14192,413	-149,991	-94,413

Tanggal	Harga Close (Rupiah)	Hasil Prediksi (Rupiah)		Error Prediksi (Rupiah)	
		Menggunakan LSTM	Menggunakan LSTM+Att	Menggunakan LSTM	Menggunakan LSTM+Att
12/28/2020	14155,0	14251,529	14192,744	-96,529	-37,744
12/29/2020	14130,0	14254,786	14192,913	-124,786	-62,913
12/30/2020	14050,0	14257,752	14192,923	-207,752	-142,923
12/31/2020	14050,0	14260,419	14192,783	-210,419	-142,783
1/1/2021	14050,0	14262,727	14192,443	-212,727	-142,443
1/2/2021	13920,5	14264,658	14191,905	-344,158	-271,405
1/3/2021	13920,5	14266,241	14191,215	-345,741	-270,715
1/4/2021	13895,0	14267,485	14190,396	-372,485	-295,396
1/5/2021	13915,0	14268,386	14189,451	-353,386	-274,451

Tabel 5. Nilai RMSE Metode LSTM dan LSTM+Att pada Pengujian

Metode	Nilai RMSE
LSTM	29,35933794
LSTM+Att	22,0371618

4. KESIMPULAN

Berdasarkan pengujian prediksi kurs mata uang yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa hasil yang diperoleh dari model LSTM+Att adalah nilai *loss* 0,000157, dan nilai RMSE 0,6335. Sedangkan dengan menggunakan LSTM saja didapat nilai *loss* 0,000162, dan hasil RMSE 1,3328. Dengan demikian, dengan adanya mekanisme *Attention* dapat meningkatkan akurasi pelatihan, dikarenakan oleh sifat unik dari *attention* yang dapat berfokus pada informasi yang relevan dari masa lalu sementara LSTM saja tidak mampu melakukan ini karena ketergantungan jangka panjangnya, selain itu model LSTM+Att sangat kompleks dalam hal jumlah parameter sehubungan dengan input data.

Untuk memaksimalkan hasil prediksi dapat dilakukan normalisasi data dengan menggunakan alternatif metode lain yaitu metode Z-Score atau *Standard scaler*. Untuk meningkatkan performa dari model dapat melakukan implementasi grid, metode ini dilakukan untuk menemukan parameter yang lebih baik daripada parameter yang telah diuji coba sebelumnya

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Graves, Alex, Abdel-rahman Mohamed, and Geoffrey Hinton. Supervised Sequence Labelling with Recurrent Neural Networks. Springer, 2013.
- [2] Colah, Christopher. Understanding LSTM Networks. <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>, 27 Agustus 2020.
- [3] Li, Yunhao, Liuliu Li, Xudong Zhao, Tianyi Ma, Ying Zou, and Ming Chen. "An Attention-Based LSTM Model for Stock Price Trend Prediction Using Limit Order Books." Journal of Physics: Conference Series. Vol. 1575, Nomor 1. 2020.
- [4] Xu, Kelvin, Jimmy Lei Ba, Ryan Kiros, Kyunghyun Cho, Aaron Courville, Ruslan Salakhutdinov, Richard S. Zemel, and Yoshua Bengio. "Show, Attend and Tell: Neural Image Caption Generation with Visual Attention." 32nd International Conference on Machine Learning, ICML 2015. Vol. 3. April 2016.

- [5] Zhang, Xuan, Xun Liang, Aakas Zhiyuli, Shusen Zhang, Rui Xu, and Bo Wu. "AT-LSTM: An Attention-Based LSTM Model for Financial Time Series Prediction." Jurnal IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. Vol. 569, Nomor 5. 2019.
- [6] Luong, Minh Thang, Hieu Pham, and Christopher D. Manning. "Effective Approaches to Attention-Based Neural Machine Translation." Journal Conference Proceedings - EMNLP 2015: Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. September 2015.
- [7] Yunhao Li et al., "An Attention-Based LSTM Model for Stock Price Trend Prediction Using Limit Order Books", 5th Annual Inter