

PREDIKSI NILAI TUKAR MATA UANG IDR TERHADAP USD DENGAN TEKNIK DEEP LEARNING MENGGUNAKAN MODEL RECURRENT NEURAL NETWORK

MF Andrijasa¹⁾, H Hidayat²⁾, WE Sari¹⁾

¹⁾ Dosen Jurusan Teknologi Informasi Politeknik Negeri Samarinda

²⁾ Dosen Jurusan Teknik Mesin Politeknik Negeri Samarinda

ABSTRACT

Exchange currency rate becomes one of the most important things on country economic growth. In Indonesia, the rate has affected seriously to economic growth and political stability. Government needs to have some actions in order to stabilize the rate. Knowing the pattern of exchange rate against the IDR to USD is a mandatory by government for determining future policies or as consideration in future decision-making. Therefore, government needs an analysis tool for forecasting the rate. In this study, the authors aim to predict the pattern of exchange rate using deep learning method with sequence-to-sequence recurrent neural network (seq2seq RNN) model utilizing a varied selection of inputs types. The result showed that the seq2seq model has an accuracy to predict sequence data series of exchange rate over ARIMA method as a comparison result.

Keywords: Neural Network, Machine Learning, Prediction

1. PENDAHULUAN

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. Kondisi ini membuat berkurangnya minat investor asing untuk menanamkan modalnya di Indonesia. Sebagian besar transaksi keuangan dengan pihak luar menggunakan USD sebagai alat pembayaran yang membuat nilai tukar USD semakin tinggi (Ernita et al., 2013). Dan pada akhirnya dapat mempengaruhi tingkat inflasi pada negara hingga kestabilan politik dan keamanan.

Pemerintah perlu dengan cermat menganalisa dan mengambil kebijakan untuk menjaga stabilitas moneter dan perekonomian dalam kondisi tersebut. Oleh karena itu diperlukan alat bantu analisis seperti analisis fundamental dan analisis teknikal (Luca,1995) yang dapat digunakan untuk memprediksi nilai tukar mata uang dengan menggunakan data di masa lalu untuk memperkirakan nilai di masa mendatang (Gaspersz,2002). Sehingga data dimasa lalu (*time series*) dapat digunakan sebagai dasar untuk mengambil keputusan (Hanke et al., 2015).

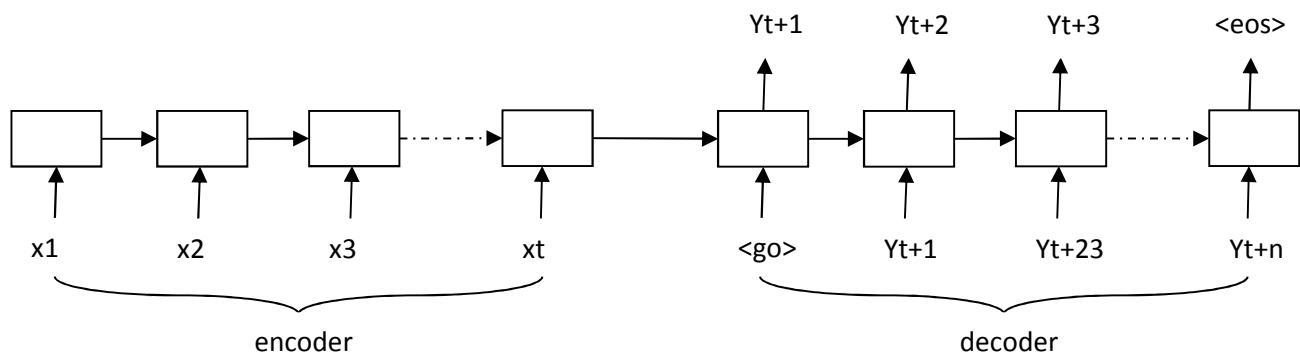
Sebuah metode lama yang digunakan untuk memprediksi data *time series* adalah AutoRegressive Integrated Moving Average (ARIMA) models (Ariyo et al., 2014) dan variannya seperti ARIMAX (Kongcharoen et al., 2013). Metode yang lebih baru untuk prediksi *time series* adalah dengan menggunakan teknik deep learning yang memiliki arsitektur yang lebih kompleks seperti Multi-Layer Perceptrons (MLPs) atau Recurrent Neural Networks (RNNs) (Sutskever et al., 2014). Namun menurut penelitian Rebane et al (2018), model sequence-to-sequence (seq2seq), yang masih merupakan varian RNNs, mengalahkan model ARIMA dalam memprediksi Bitcoin USD.

Berdasarkan permasalahan dan hasil penelitian diatas, maka dilakukan penelitian untuk menggunakan model seq2seq RNN dalam membuat prediksi nilai tukar mata uang IDR terhadap USD dengan data *time series* per hari seperti *datasets* yang digunakan pada peneliti diatas.

2. METODE PENELITIAN

Model RNN mampu menangani urutan-urutan data sebagai input, memiliki *internal hidden state* h_1 sebagai *memory buffer* untuk pemrosesan urutan-urutan data tersebut, dan menghasilkan urutan-urutan data sebagai output. Model RNNs yang digunakan pada penelitian ini adalah model seq2seq RNN. Seperti terlihat

¹⁾ MF Andrijasa, Telp 0811557369, andrijasa@gmail.com



Gambar 1. Arsitektur model seq2seq

pada gambar 1, model ini adalah contoh dari arsitektur encoder-decoder LSTM dimana sebuah LSTM encoder mengkonversi urutan-urutan data input $\{x_1, \dots, x_t\}$ menjadi *context vector* yang berjalan di *hidden state*, kemudian state ini diberikan ke LSTM decoder untuk memprediksi elemen berikutnya dari urutan target $\{y_{t+1}, \dots, y_{t+n}\}$ berdasarkan elemen target sebelumnya. Untuk prediksi data *time series*, data awal hingga data t di *encode* pada *input encode* dan kemudian diikuti dengan memprediksi urutan data tersebut dengan data $t+1$ hingga data mendatang sebagai data target output sampai *<eos>* tercapai. Sedangkan untuk menangani *loss function*, penulis menggunakan mean square error (MSE) dan optimalisasi network menggunakan RMSProp optimizer (Riedmiller et al., 1992) yang terdapat pada tensorflow².

Data yang digunakan adalah nilai tukar IDR terhadap USD yang didapat pada website Bank Indonesia³. Data yang dihimpun adalah data jual per hari dengan cakupan waktu dari tanggal 18 September 2014 hingga 17 Oktober 2018. Sehingga ukuran datasets sebanyak 1.000 data. Untuk proses training dan test, data yang digunakan memenuhi standar 80:20, sehingga data untuk training sebanyak 800 data dan test data sebanyak 200 data.

Hyper-parameter pada model seq2seq ini diatur secara manual dengan nilai batch size=64, input/output dimension=1, hidden neuron=30, dan stacked recurrent cell=2. Untuk learning rate di set ke default 0.007, bersama training iterations=1000, decay=0.9 dan momentum=0.5. Terakhir untuk nilai standard RMSProp optimizer dan L2 regularizer diberikan ke nilai rendah.

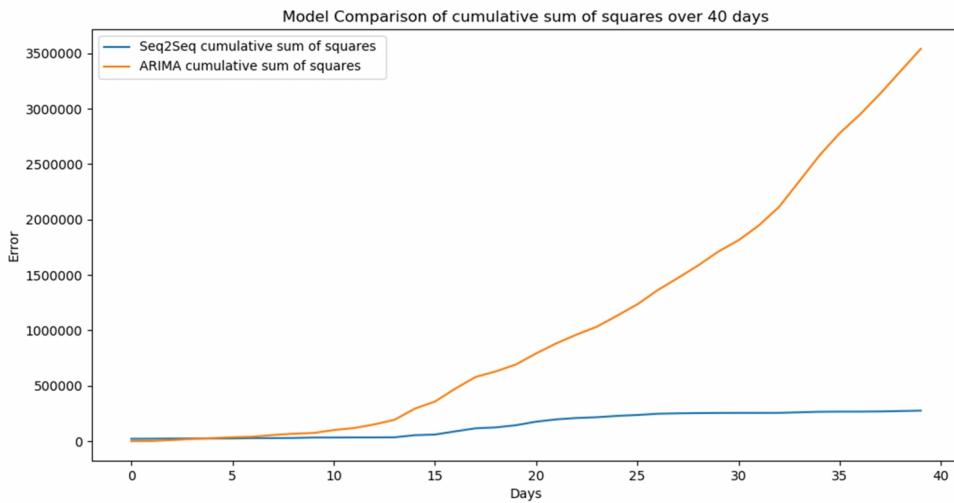
Implementasi model seq2seq RNN diatas dibandingkan dengan model non-dynamic ARIMA. Pada saat training, kedua model menggunakan bermacam data *time series* yang tersedia hingga waktu t dan memprediksi nilai tukar dari data *time series* $t+1$ hingga akhir sesuai dengan panjang *data series* (*window length*) yang ditentukan sebelumnya, dimana dalam penelitian ini menggunakan *windows size* = 40. *Windows size* ini dianggap cukup mewakili lama waktu prediksi yaitu selama 40 hari nilai tukar agar menghasilkan performa prediksi yang baik dan dapat pula mewakili untuk memprediksi waktu yang lebih panjang. Untuk menghasilkan variasi prediksi model seq2seq RNN dilakukan 2 *seed* secara random, sedangkan model ARIMA hanya dilakukan sekali.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

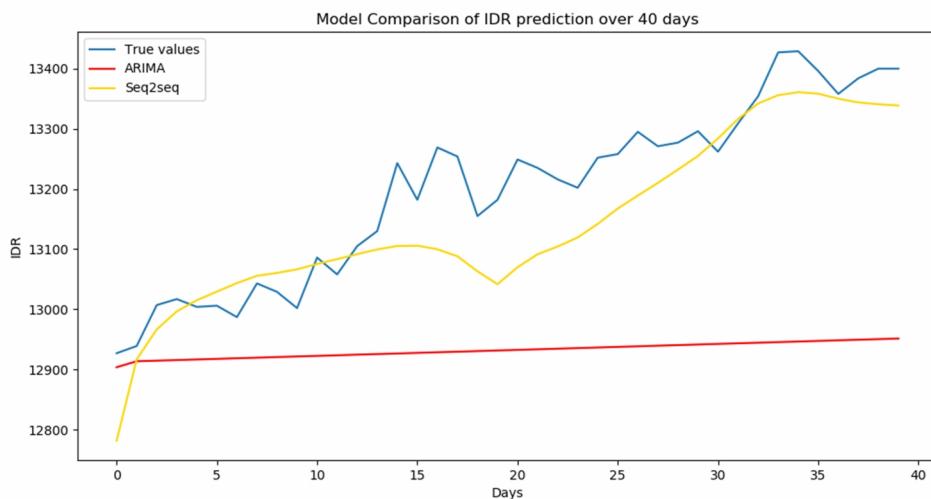
Dari hasil implementasi didapat bahwa prediksi yang dihasilkan model seq2seq mengalahkan secara keseluruhan model linier ARIMA seperti yang terlihat pada gambar 2. Pada prediksi awal (hari ke-1), ARIMA memiliki error yang lebih rendah daripada seq2seq. Namun untuk prediksi selanjutnya, error yang dimiliki ARIMA naik secara signifikan dari pada model seq2seq. Sehingga hasil prediksi nilai tukar IDR terhadap USD oleh model seq2seq lebih mendekati nilai sebenarnya (*true values*) dibandingkan dengan model ARIMA seperti terlihat pada gambar 3 dan 4.

² <https://tensorflow.org>

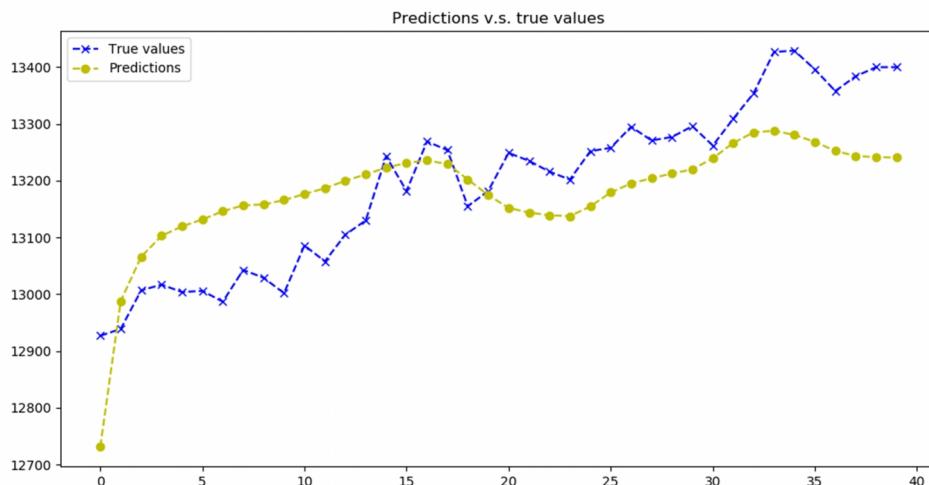
³ <https://www.bi.go.id>



Gambar 2. Grafik perbandingan nilai error antara model seq2seq dan ARIMA



Gambar 3. Grafik perbandingan hasil prediksi model seq2seq dan ARIMA



Gambar 4. Grafik perbandingan hasil prediksi terbaik model seq2seq terhadap nilai sebenarnya

4. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian ini dapat disimpulkan sebagai berikut:

- 1) Model seq2seq RNN telah terbukti dapat memprediksi nilai tukar mata uang IDR terhadap USD.
- 2) Hasil prediksi yang dilakukan model seq2seq dapat mengalahkan model ARIMA yang sangat popular digunakan untuk prediksi.
- 3) Hasil prediksi ini dapat dijadikan alat analisa bagi pemerintah untuk memprediksi nilai tukar mata uang asing pada waktu yang akan datang sehingga pemerintah dapat mengambil kebijakan yang tepat pada masa yang akan datang.
- 4) Model ini juga terbuka ruang untuk dikembangkan agar dapat melakukan prediksi lebih akurat lagi. Banyak faktor yang dapat melemahkan nilai tukar mata uang IDR terhadap USD yang dapat dijadikan input *sequence* dari model ini, seperti nilai ekspor dan impor, sentimen pasar, dan lainnya.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Ernita, D., Amar, S., & Syofyan, E. 2013. *Analisis Pertumbuhan Ekonomi, Investasi, dan Konsumsi di Indonesia. Jurnal Kajian Ekonomi*, 1(2). Gaspersz. 2002. *Ekonomi Manajerial, Pembuatan Keputusan Bisnis* (edisi revisi dan perluasan). Jakarta: Gramedia Pustaka Utama
- Luca, Cornelius. 1995. *Tranding in the Global Currency Markets*. New Jersey: Prentice Hall
- Gaspersz. 2002. *Ekonomi Manajerial, Pembuatan Keputusan Bisnis* (edisi revisi dan perluasan). Jakarta: Gramedia Pustaka Utama
- Hanke, J. and Wichern, D., 2015. *Business forecasting*, 1st ed. [Chennai]: Pearson.
- Ariyo, A. A., Adewumi, A. O., & Ayo, C. K. 2014. *Stock price prediction using the ARIMA model*. In Computer Modelling and Simulation (UKSim), 2014 UKSim-AMSS 16th International Conference on (pp. 106-112). IEEE.
- Kongcharoen, C., & Kruangpradit, T. 2013. *Autoregressive integrated moving average with explanatory variable (ARIMAX) model for Thailand export*. In 33rd International Symposium on Forecasting, South Korea (pp. 1-8).
- Sutskever, I., Vinyals, O., & Le, Q. V. 2014. *Sequence to sequence learning with neural networks*. In Advances in neural information processing systems (pp. 3104-3112).
- Rebane, J., Karlsson, I., Denic, S., & Papapetrou, P. 2018. *Seq2Seq RNNs and ARIMA models for Cryptocurrency Prediction: A Comparative Study*.
- Riedmiller, M., & Braun, H. 1992. *RPROP-A fast adaptive learning algorithm*. In Proc. of ISCIS VII), Universitat. II

6. UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini didukung secara penuh oleh Dana Penelitian Dosen Politeknik Negeri Samarinda berdasarkan Keputusan Direktur Politeknik Negeri Samarinda Nomor: 754/PL7/LT/2018.