

PREDIKSI PERMINTAAN BARANG DI PT XYZ WAREHOUSE JEMBER MENGUNAKAN ALGORITMA LONG SHORT TERM MEMORY

Wiguna Yanas Arifandi*, Abduh Riski¹, Kiswara Agung Santoso
Program Studi Matematika, Universitas Jember, Jember

*Penulis korespondensi: wigunayanas@gmail.com

ABSTRAK

Logistik adalah cara untuk menyimpan, menyalurkan dan memelihara berbagai item dengan baik. PT XYZ merupakan salah satu perusahaan ritel yang memiliki lebih dari 32 cabang tersebar di seluruh Indonesia serta mempunyai permasalahan masing-masing di setiap *warehouse*. Cabang *warehouse* Jember memiliki permasalahan dengan stok yang tidak mencukupi untuk memenuhi permintaan barang (PB) toko, yang menyebabkan hutang PB sehingga berdampak pada performa *service level* (SL) *warehouse*. Penelitian ini dilakukan untuk memperoleh hasil prediksi permintaan barang (PB) dan nilai evaluasi model. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk melakukan prediksi permintaan barang (PB) yaitu *long short term memory* (LSTM). *Long Short Term Memory* (LSTM) merupakan salah satu pengembangan *neural network* yang dapat digunakan untuk pemodelan data *time series*. Penelitian ini menggunakan 10 dataset item dari PT XYZ *warehouse* Jember yang didapat selama kegiatan magang untuk diprediksi. Dataset yang telah digabungkan per item dilakukan *splitting* data dengan perbandingan 60% untuk *training* dan 40% untuk *testing*. Hasil prediksi terbaik dari 10 item yaitu pediasure tsure classic can 400g dengan nilai prediksi 1,19 dan energen vanila box 5s dengan nilai prediksi 283,66. Hasil evaluasi terbaik pada penelitian ini diperoleh nilai RMSE 6,38 dan MAPE 13,38%.

Kata kunci: prediksi, permintaan barang, long short term memory

1 PENDAHULUAN

Logistik merupakan cara untuk menyimpan, menyalurkan, dan memelihara berbagai item/barang dengan baik. Dalam bisnis ritel, logistik digunakan sebagai metode dalam mengelola sebuah barang untuk dapat mencapai tujuan perusahaan. PT XYZ adalah perusahaan ritel dengan kantor pusat di Tangerang. Saat ini, sudah memiliki 34 cabang *warehouse* dan 18.435 toko yang tersebar di seluruh Indonesia. Dalam pengoperasiannya, terdapat masalah yang dihadapi setiap cabang. Salah satunya, cabang *warehouse* jember mengalami permasalahan stok yang tidak mencukupi untuk memenuhi permintaan barang (PB) toko, sehingga menyebabkan terjadinya hutang PB yang berdampak pada performa *Service Level* (SL) *warehouse*. *Warehouse* jember sendiri menangani persediaan pasokan barang untuk 370 toko yang tersebar di wilayah Jember, Banyuwangi, Situbondo, Bondowoso, Pasuruan, Lumajang dan Probolinggo. Demi mengurangi hutang PB yang disebabkan oleh stok yang tidak mencukupi, diperlukan prediksi permintaan barang (PB) untuk dasar acuan dalam memperhitungkan pemenuhan stok di *warehouse* Jember.

Prediksi adalah suatu proses untuk memprediksi keadaan di masa depan berdasarkan data historis sebelumnya. Pengertian lainnya, prediksi adalah bidang yang digunakan untuk memperkirakan apa yang akan terjadi di masa depan dan hasil dari prediksi dapat digunakan oleh pemangku kebijakan untuk membuat kebijakan strategis yang akan menyelesaikan masalah dimasa depan (Utami & Darsyah, 2015). Menurut Mukaromah (2019), untuk melakukan prediksi, seseorang harus mengetahui masalah yang dihadapi dan

membandingkannya dengan data dari masa lalu untuk membuat keputusan yang terbaik. Salah satu algoritma prediksi yang dapat digunakan adalah *long short term memory* (LSTM). LSTM merupakan salah satu pendekatan menggunakan arsitektur *Recurrent neural network* (RNN) yang pertama kali dikenalkan oleh Sepp Hochreiter dan Jürgen Schmidhuber pada tahun 1997 (Mukaromah, 2019). LSTM merupakan algoritma pengembangan dari neural network yang dapat digunakan untuk menangani data *time series*. Hasil prediksi terbaik didasarkan pada tingkat kesalahan dalam memprediksi, semakin kecil tingkat kesalahan yang dihasilkan, semakin tepat sebuah metode dalam memprediksi (Wiranda & Sadikin, 2019).

Beberapa penelitian terdahulu tentang prediksi menggunakan metode LSTM diantaranya prediksi polusi udara perkotaan di Surabaya yang dilakukan oleh Faishol dkk, menghasilkan nilai RMSE sebesar 1,880 (Faishol *et al.*, 2020). Prediksi harga bitcoin oleh Aldi *et al.* (2018) menghasilkan nilai akurasi 93,5%. Kemudian, prediksi harga saham oleh Zhao *et al.* (2017), didapatkan nilai akurasi sebesar 83,91%. Penelitian terdahulu oleh Ulumuddin *et al.* (2020) mengenai prediksi harga bitcoin menggunakan LSTM yang menghasilkan prediksi dengan akurasi 97,48%. Penelitian lainnya dilakukan oleh Akbar *et al.* (2022) mengenai prediksi Tingkat temperatur kota Semarang menggunakan metode LSTM dengan nilai MAPE sebesar 1,896016% atau dapat dikatakan model LSTM yang digunakan mampu melakukan prediksi dengan baik. Steven *et al.* (2020) melakukan perbandingan terhadap metode *Multi Layer Perceptron* (MLP) dan *Long Short Term Memory* (LSTM) dalam melakukan prediksi terhadap harga beras di PT. Food Station yang menghasilkan kesimpulan bahwa metode LSTM mengungguli metode MLP dengan nilai RMSE sebesar 0,27. Dapat disimpulkan dari beberapa penelitian terdahulu yang telah dipaparkan bahwa LSTM memiliki akurasi yang baik yaitu diatas 80% dan nilai RMSE kecil.

Berdasarkan uraian paragraf yang telah dipaparkan, penelitian ini bertujuan untuk dapat mengimplementasikan metode LSTM sehingga memperoleh hasil prediksi permintaan barang (PB) dan nilai evaluasi model yang telah dibuat. Sehingga bisa dijadikan sebagai pertimbangan dalam pemenuhan ketersediaan stok barang serta mampu meningkatkan performa *service level* (SL) *warehouse* Jember.

2 METODE

Penelitian ini melakukan prediksi menggunakan model algoritma *long short term memory* (LSTM) pada data yang diperoleh melalui program magang MSIB selama 5 bulan di PT XYZ. Keseluruhan proses penelitian dilakukan dengan menggunakan Microsoft excel sebagai alat untuk menggabungkan data hingga menjadi sebuah *data set* dan *Google Colab* digunakan untuk memprediksi dengan beberapa *package* antara lain *pandas*, *numpy*, *sklearn*, dan *keras*.

2.1 Data

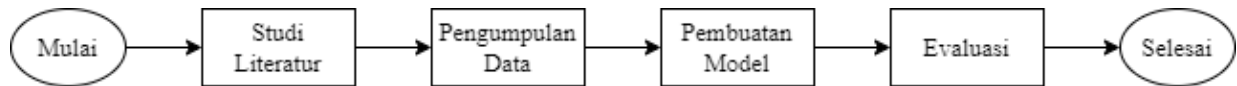
Penelitian ini menggunakan data dari rentang September sampai Desember 2023 dengan atribut OH WH (*On Hand Warehouse*), OH Toko (*On Hand Toko*), *Sales* (Penjualan), *Ship*, PB (Permintaan Barang). Selama magang, peneliti mendapat 400 item yang perlu dimonitor. Pada penelitian ini, data yang digunakan dibatasi sebanyak 10 item yang dipilih berdasarkan item harian yang biasa dibeli masyarakat serta memiliki nilai permintaan barang (PB) yang stabil dalam hal ini barang tersebut setiap harinya selalu ada PB. 10 item tersebut dapat dilihat pada **Tabel 1**.

Tabel 1. Item terpilih

PLU	Deskripsi
7434	Rose Brand Tepung Ketan 500g
735	Ns Wfr Chocolate 125g
428839	Pediasure Tsure Classic Can400g
6042	Abc Kacang Hijau 250ml
320	Lucky Strike Switch 20
4300	Bango Kecap Mns Pet 135ml
8022	Energen Vanila Box 5s
112514	Richeese Wfr Nabati 75g
185246	Kara Sun 200ml
130033	Jam Strawberry Btl225g

2.2 Metode

Penelitian ini dilakukan dengan alur pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur penelitian

Setelah dilakukan pengumpulan literatur sebagai bahan acuan dalam melakukan penelitian, tahap selanjutnya dilakukan pengumpulan data. Data digabungkan dan disortir untuk dipilih 10 item yang akan diprediksi seperti pada **Tabel 1**. Proses berikutnya dilakukan pembuatan model algoritma LSTM.

Long sort term memory (LSTM) memiliki tiga *gates* atau gerbang yang masing-masing memiliki peran untuk melindungi dan mengontrol *cell state*. *Gates* atau gerbang adalah sebuah cara yang digunakan oleh LSTM untuk melakukan seleksi terhadap informasi yang masuk ke dalam sel. Gerbang tersebut tersusun atas layer yang menggunakan operasi sigmoid dan perkalian *pointwise* (Olah, 2024). Pada LSTM, terdapat fungsi aktivasi yang digunakan oleh *neural network* untuk mengaktifkan atau tidak mengaktifkan neuron dan menentukan keluaran neuron (Pasaribu *et al.*, 2020). Fungsi aktivasi tersebut yaitu sigmoid dan fungsi aktivasi tanh (*hyperbolic tangent*). Keduanya memiliki perbedaan dimana sigmoid memiliki range pada interval 0 dan 1, sementara tanh memiliki range pada interval -1 dan 1 (Suhermi, 2018).

Model LSTM pada penelitian ini dibuat dengan menggunakan *library* Keras dengan beberapa *layer*, yaitu dua *layer* LSTM (*Long Short-Term Memory*) dan satu *layer* Dense. Pertama, model *Sequential* didefinisikan untuk menampung lapisan-lapisan *neural network* secara berurutan. Kemudian, ditambahkan *layer* LSTM pertama dengan 128 unit dan fungsi aktivasi. Selanjutnya, ditambahkan *layer* LSTM kedua dengan 32 unit dan fungsi aktivasi. Parameter lainnya dapat dilihat pada **Tabel 2**.

Setelah model dibuat, dilakukan prediksi pada data *testing* yang telah *displit* sebesar 40% hingga mendapatkan nilai prediksi. Nilai tersebut kemudian digunakan untuk mencari nilai evaluasi model menggunakan RMSE dan MAPE. Menurut Budiman, *Root Mean Square Error* (RMSE) adalah akar kuadrat dari penjumlahan kuadrat *error* atau selisih antara nilai sebenarnya dan nilai prediksi, serta membagi hasil penjumlahan tersebut dengan banyaknya waktu peramalan Budiman (2016). Sedangkan MAPE, *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) adalah nilai *absolute* rata-rata dari selisih nilai asli dan nilai prediksi sehingga nantinya dapat diketahui persentase kesalahan model yang dihasilkan (Ivan & Purnomo, 2022).

Tabel 2. Parameter

Parameter	Model
<i>Hidden layer</i>	2 Lapisan
<i>Neuron</i>	128 dan 32
<i>Epochs</i>	150
Fungsi Aktivasi	sigmoid dan tanh
<i>Batch Size</i>	8
<i>Optimizer</i>	Adam
<i>Learning Rate</i>	0,01

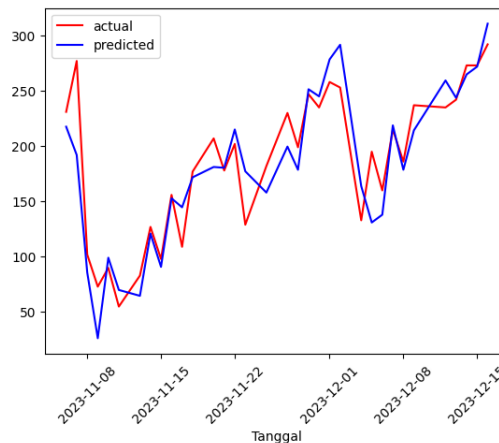
3 HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset yang digunakan pada penelitian ini sejumlah 10 *dataset* yang terdiri dari masing-masing item terpilih. Satu *dataset* berisi 87 baris dari periode September hingga Desember tidak termasuk hari libur. Pada *dataset* terdapat atribut Tanggal, OH WH (*On Hand Warehouse*), OH Toko (*On Hand Toko*), *Sales* (Penjualan), *Ship*, PB (Permintaan Barang). Tahap awal sebelum melakukan prediksi dengan model LSTM adalah dengan mempersiapkan *dataset*. Pemilihan item didasarkan pada item harian yang sering dibeli oleh masyarakat serta memiliki permintaan barang (PB) stabil setiap harinya. Lalu dilakukan proses normalisasi data menggunakan *MinMaxScaler* yang bertujuan untuk mengubah data ke dalam interval mendekati 0 dan 1. Tahapan selanjutnya membagi data *training* dan *testing*. Data dibagi menjadi 60% untuk *training* dan 40% untuk *testing*. Data *training* dari periode 1 September hingga 4 November digunakan untuk melatih model, sedangkan *testing* dari periode 6 November hingga 16 Desember digunakan untuk evaluasi model. Skema pembagian datanya dapat dilihat pada **Gambar 2**.



Gambar 2. Ilustrasi pembagian data

Langkah selanjutnya adalah membuat model LSTM. Pada penelitian ini model dibuat dengan menggunakan parameter seperti pada **Tabel 2**. Setelah model di-*running*, menghasilkan nilai prediksi data *testing*. Data prediksi tersebut kemudian digunakan untuk mencari nilai evaluasi RMSE dan MAPE. **Tabel 3** memperlihatkan hasil prediksi dari salah satu item. **Gambar 3** memperlihatkan grafik nilai aktual dan prediksi dari item tersebut.



Gambar 3. Grafik prediksi dan aktual pada data *testing*

Tabel 3. Hasil prediksi data *testing*

Tanggal	PB	Prediksi	Tanggal	PB	Prediksi
06/11/2023	231	218	27/11/2023	230	200
07/11/2023	277	193	28/11/2023	199	179
08/11/2023	102	86	29/11/2023	247	252
09/11/2023	73	27	30/11/2023	235	246
10/11/2023	90	100	01/12/2023	258	279
11/11/2023	55	71	02/12/2023	253	292
13/11/2023	83	65	04/12/2023	133	164
14/11/2023	127	121	05/12/2023	195	132
15/11/2023	98	91	06/12/2023	160	139
16/11/2023	156	153	07/12/2023	215	219
17/11/2023	109	145	08/12/2023	186	179
18/11/2023	177	172	09/12/2023	237	215
20/11/2023	207	182	12/12/2023	235	260
21/11/2023	178	181	13/12/2023	242	244
22/11/2023	202	216	14/12/2023	273	265
23/11/2023	129	178	15/12/2023	273	272
25/11/2023	182	159	16/12/2023	292	311

Item Energen Vanila Box 5S diatas mendapat nilai RMSE 27,72 dan MAPE 13,38% dengan hasil prediksi untuk esok hari pada tanggal 17 Desember adalah 284. Item ini merupakan item dengan nilai MAPE terkecil dari pada 9 item lainnya. Artinya model mampu memprediksi dengan sangat baik untuk karakteristik data dari item Energen Vanila Box 5S. Untuk 9 item lainnya dapat dilihat pada **Tabel 4.**

Tabel 4. Hasil Evaluasi dan Prediksi

PLU	MAPE	RMSE	Prediksi 17 Desember
7434	54,39%	6,42	53
735	32,92%	12,25	22
428839	33,93%	6,38	1
6042	31,3%	75,98	277
320	36,15%	16,42	58
4300	39,69%	16,58	65
8022	13,38%	27,72	284
112514	45,36%	17,61	47
185246	54,67%	7,48	16
130033	40,12%	17,19	4

Hasil penelitian menunjukkan bahwasanya prediksi menggunakan LSTM memberikan performa yang cukup baik dibuktikan dengan hasil nilai evaluasi MAPE dan RMSE pada data *testing* yang cukup baik. MAPE terkecil didapat 13,38% untuk item dengan PLU 8022 dan RMSE terkecil didapat 6,38 untuk item dengan PLU 428839. Pada dasarnya dataset yang digunakan dari masing-masing item memiliki karakteristik berbeda. Hal itu yang menyebabkan model LSTM menghasilkan nilai MAPE dan RMSE yang bervariasi antar item. Namun pada penelitian ini model yang telah dibuat dirasa sudah cukup baik dalam memprediksi permintaan barang (PB).

4 KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model LSTM dengan konfigurasi pembagian data *training-testing* sebesar 60:40, menunjukkan nilai RMSE dan MAPE yang cukup baik. Penelitian ini menemukan bahwa adanya keterbatasan jumlah data yang hanya sekitar 84 baris dan karakteristik data dari beberapa item yang naik turun secara signifikan, menyulitkan model untuk mengenali pola dari *dataset*. Meskipun demikian, terdapat beberapa dataset yang mampu memberikan prediksi yang cukup baik. Penelitian selanjutnya disarankan untuk melakukan penambahan jumlah data serta mencari kombinasi variabel lain yang dapat memberikan performa model jauh lebih baik lagi dan memahami karakteristik *dataset* sehingga dapat memilih konfigurasi parameter yang paling optimal.

UCAPAN TERIMAKASIH

Terimakasih disampaikan kepada Bapak Abdul Riski, S.Si., M.Si. dan Bapak Kiswara Agung Santoso, S.Si., M.Kom. selaku dosen pembimbing dalam penelitian ini karena bantuan arahan serta sharing ilmu yang dibagikan, sehingga penelitian ini dapat terlaksana dengan baik dan selesai. Terimakasih pula kepada pihak-pihak yang terlibat dalam penelitian. Semoga penelitian ini dapat membawa kebermanfaatan dan dapat dikembangkan lebih jauh lagi untuk masa yang akan datang.

DAFTAR PUSTAKA

- Utami, T. W., & Darsyah, M. Y. (2015). Peramalan data saham dengan Model Winter's. *Jurnal Statistika*, 3(2), 41-44. <https://download.garuda.kemdikbud.go.id/article.php?article=1767667&val=5093&title=PERAMALAN%20DATA%20SAHAM%20DENGAN%20MODEL%20WINTERS>
- Mukaromah, N. (2019). Analisis forecasting (peramalan) permintaan karet pada PT Perkebunan Nusantara XII Banjarsari Jember. Skripsi. Jember:Fakultas Ekonomi dan Bisnis Islam Institut Agama Islam Negeri Jember.
- Wiranda, L., & Sadikin, M. (2020). Penerapan long short term memory pada data time series untuk memprediksi penjualan produk PT. Metiska Farma. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika : JANAPATI*, 8(3), 184–196. <https://doi.org/10.23887/janapati.v8i3.19139>
- Faishol, M. A., Endroyono., & Irfansyah, A. N. (2020). Prediksi Polusi Udara Perkotaan Di Surabaya Menggunakan Recurrent Neural Network – Long Short Term Memory. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, 18(2), 102-114. <http://juti.if.its.ac.id/index.php/juti/article/download/988/424>
- Aldi, M. W. P., Jondri., & Annisa, A. (2018). Analisis dan Implementasi Long Short Term Memory Neural Network untuk Prediksi Harga Bitcoin. *E-Proceeding of Engineering*, 5(2), 3548-3555
- Zhao, Z., Chen, W., Wu, X., Chen, P.C., & Liu, J. (2017). LSTM network: a deep learning approach for short-term traffic forecast. *Iet Intelligent Transport Systems*, 11, 68-75. <https://doi.org/10.1049/iet-its.2016.0208>
- Ulumuddin, I., Sunardi., & Fadlil, A. (2020). Bitcoin Price Prediction Using Long Short Term Memory (LSTM). *Jurnal Mantik*, 4(2), 1090-1095. <https://doi.org/10.35335/mantik.Vol4.2020.889.pp1090-1095>
- Akbar, R., Santoso, R., & Warsito, B. (2023). Prediksi tingkat temperatur kota semarang menggunakan metode long short-term memory (LSTM). *Jurnal Gaussian*, 11(4), 572-579. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.11.4.572-579>
- Sen, S., Sugiarto, D., & Rochman, A. (2020). Komparasi Metode Multilayer Perceptron (MLP) dan Long Short Term Memory (LSTM) dalam Peramalan Harga Beras. *Ultimatics* :

- Jurnal Teknik Informatika*, 12(1), 35-41.
<https://doi.org/https://doi.org/10.31937/ti.v12i1.1572>
- Olah, C. (2015). Understanding LSTM Networks. Understanding LSTM Networks. Diakses 27 January 2024 pada laman <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>
- Pasaribu, D. J. M., Kusrini., & Sudarmawan. (2020). Peningkatan akurasi klasifikasi sentimen ulasan makanan amazon dengan bidirectional LSTM dan bert embedding. *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, 10(1), 9-20.
<https://doi.org/10.35585/inspir.v10i1.2568>
- Suhermi, N., Suhartono., Dana, I.M.G.M., & Prastyo, D. D. (2018). Pemilihan Arsitektur Terbaik pada Model Deep Learning Melalui Pendekatan Desain Eksperimen untuk Peramalan Deret Waktu Nonlinier. *Statistika*, 18(2), 153-15.
<https://doi.org/10.29313/jstat.v18i2.4545>
- Budiman, H. (2016). Analisis Dan Perbandingan Akurasi Model Prediksi Rentet Waktu Support Vector Machines Dengan Support Vector Machines Particle Swarm Optimization Untuk Arus Lalu Lintas Jangka Pendek. *Systemic: Information System and Informatics Journal*, 2(1), 19–24. <https://doi.org/10.29080/systemic.v2i1.103>
- Ivan, E., & Purnomo, H. D. (2022). FORECASTING PRICES OF FERTILIZER RAW MATERIALS USING LONG SHORT-TERM MEMORY. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 3(6), 1663-1673. <https://doi.org/10.20884/1.jutif.2022.3.6.433>