

# Peramalan Penjualan Sediaan Farmasi Menggunakan Long Short-term Memory: Studi Kasus pada Apotek Suganda

Maulana Ichwan Anshory\*<sup>1</sup>, Yusuf Priyandari<sup>2</sup>, dan Yuniaristanto<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Program Studi Teknik Industri, Fakultas Teknik, Universitas Sebelas Maret,  
Jl. Ir. Sutami No.36 A, Surakarta, 57126, Indonesia

Email: maulanaia@outlook.com<sup>1</sup>, priyandari@ft.uns.ac.id<sup>2</sup>, yuniaristanto@staff.uns.ac.id<sup>3</sup>

DOI: 10.20961/performa.19.2.45962

## Abstrak

Peramalan data penjualan berperan penting dalam optimasi persediaan produk pada bisnis retail. Apotek adalah satu bentuk bisnis retail yang menjual sediaan farmasi (obat, bahan obat, obat tradisional dan kosmetik), alat kesehatan, dan bahan medis habis pakai. Apotek Suganda yang berlokasi di Kabupaten Sragen, melakukan penentuan rencana pengisian kembali (pembelian) sediaan farmasi dengan manual berbasis kebiasaan semata. Mekanisme tersebut terkadang menyebabkan terjadinya kekurangan persediaan obat. Oleh karena itu, untuk memperbaiki perencanaan pembelian, perlu dilakukan peramalan permintaan sediaan farmasi. Beberapa metode diujikan untuk melakukan peramalan permintaan, salah satunya menggunakan metode Long Short-term Memory (LSTM), yakni suatu metode berbasis machine learning. Bersama dengan metode-metode lainnya yakni Least Square, Single exponential Smoothing, Double exponential Smoothing, Triple Exponential Smoothing, Winter Exponential Smoothing, Weight Moving Average, dan ARIMA, peramalan penjualan sediaan farmasi dilakukan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa peramalan penjualan sediaan farmasi secara mingguan yang menggunakan LSTM memiliki Mean Absolute Percentage Error (MAPE) yang paling rendah dibanding metode lainnya. Dengan demikian, implementasi peramalan penjualan berbasis machine learning perlu dimanfaatkan, salah satunya dengan membuat modul peramalan untuk diintegrasikan dengan aplikasi penjualan yang dimiliki oleh apotek tersebut.

**Kata kunci:** peramalan penjualan, sediaan farmasi, Long Short-term memory, machine learning

## Abstract

Sales data forecasting plays an important role in optimization of retail business inventory. Pharmacy is a retail business that sells pharmaceutical products (medicines, medicinal ingredients, traditional medicines and cosmetics), medical devices, and consumable medical materials. Apotek Suganda, which is located in Sragen Regency, determines order quantity based on rule of thumb. This mechanism sometimes causes a shortage of drugs. Therefore, to improve purchasing planning, it is necessary to forecast the demand. Several methods have been tested to perform demand forecasting, one of it uses the Long Short-term Memory (LSTM) method, which is a machine learning-based method. Together with other methods, namely Least Square, Single exponential Smoothing, Double exponential Smoothing, Triple Exponential Smoothing, Winter Exponential Smoothing, Weight Moving Average, and ARIMA, sales forecasting were carried out. The test shows that the forecasting of weekly sales using LSTM has the lowest Mean Absolute Percentage Error (MAPE) compare to other methods. Thus, the implementation of sales forecasting based on machine learning needs to be utilized by creating a forecasting module which can be integrated in a sales application in the Apotek Suganda.

**Keywords:** Sales forecasting, pharmaceutical products, Long Short-term memory, machine learning

## 1. Pendahuluan

Peramalan merupakan metode untuk memprediksi kejadian di masa yang akan datang dengan menggunakan data masa lampau. Bagi perusahaan, peramalan adalah salah satu bentuk usaha untuk mendukung sebuah pengambilan keputusan (Kotler & Keller, 2009). Peramalan penjualan atau permintaan produk merupakan aktivitas yang perlu dilakukan oleh perusahaan ritel, salah satu tujuannya untuk menghindari terjadi kekurangan persediaan (*shortage*). Apotek Suganda yang berlokasi di Kabupaten Sragen, selama ini melakukan perencanaan pembelian

\* Corresponding author

sediaan farmasi (obat, bahan obat, obat tradisional dan kosmetika) berdasarkan pengalaman praktis semata. Akibatnya, terkadang apotek kekurangan persediaan untuk memenuhi permintaan penjualan. Di sisi lain, penyediaan sediaan farmasi secara berlebihan tentunya menimbulkan biaya persediaan atau penimbunan modal. Oleh karena itu, Apotek Suganda perlu memprediksi permintaan penjualan menggunakan metode yang lebih baik.

Ada tiga klasifikasi metode peramalan secara umum yakni metode kualitatif, *time series* dan kausal (Render, Stair Jr, & Hanna, 2012). Metode peramalan *time series* dibagi menjadi dua yaitu metode statistik dan *machine learning* (Makridakis, Spiliotis, & Assimakopoulos, 2018). Metode statistik menggunakan pendekatan statistik, contohnya seperti *regresi linier*, dan *exponential smoothing* (Abraham & Ledolter, 2009). Beberapa metode peramalan statistik yang telah digunakan untuk peramalan penjualan obat adalah *Least Square* (Kumalasari & Rochmah, 2016; Rahmawati & Wijanarko, 2019), *Single Exponential Smoothing* (Fachrurrazi, 2019), *Triple Exponential Smoothing* (Aprilianto & Fauzi, 2016), *Winter Exponential Smoothing* (Affandi, Pradibta, & Habibi, 2018), *Weight Moving Average* (Hendriani, Yamin, & Dewi, 2016) dan *Auto-Regressive Integrated Moving Average* (ARIMA) (Zahra, 2019).

Metode *machine learning* adalah algoritma yang memungkinkan pengguna untuk menemukan dan menggambarkan pola struktur dalam data, sehingga dengan menggunakan pola struktur dalam data tersebut, *machine learning* melakukan peramalan data masa yang akan datang (Witten & Frank, 2002). Dibandingkan dengan metode statistik tradisional, metode *machine learning* melakukan peramalan lebih baik karena dapat mengakomodasi hubungan *non-linier* dan kompleks antara *input* dan *output* (Friedman, Hastie, & Tibshirani, 2001). *Deep learning* adalah salah satu bagian dari *machine learning* (Guo et al., 2016). Kemudian salah satu metode peramalan *time series* dari kelompok *deep learning* adalah *Long Short-Term Memory* (LSTM) yang berbasis *Recurrent Neural Network* (RNN) dengan akurasi yang baik. Beberapa penelitian telah menggunakan metode LSTM sebagai metode peramalan *time series*, sebagai contoh untuk peramalan kunjungan wisata (Sugiartawan, Permana, & Prakoso, 2018), harga saham (Arfan, 2019) dan nilai tukar mata uang (Hastomo & Satyo, 2019).

Pada studi kasus peramalan permintaan sediaan farmasi di Apotek Suganda, diujikan metode-metode tersebut. Metode yang memberikan akurasi yang baik, nantinya dipertimbangkan untuk digunakan sebagai komponen di dalam modul peramalan pada aplikasi penjualan di apotek tersebut.

## 2. Metodologi Penelitian

Tahapan penelitian menggunakan prinsip pengolahan data pada metodologi *data analytic* (Erl, Khattak, & Buhler, 2016). Tahapan tersebut yakni analisis proses bisnis, identifikasi data, pengumpulan dan penyaringan data, validasi dan pembersihan data dan analisis data. Proses-proses pengolahan data menggunakan bahasa pemrograman Python dengan aplikasi Jupyter Notebook sebagai antarmukanya dan menggunakan *library* pendukung seperti *pandas*, *numpy*, *keras*, *statsmodel*, *scipy*, *mysql* dan *math*.

Pada tahapan analisis proses bisnis, dilakukan observasi mengenai bagaimana pihak apotek melakukan proses peramalan permintaan produk yang dijadikan landasan untuk pemesanan kepada pemasok. Tahapan selanjutnya, yakni identifikasi data, dilakukan identifikasi data dan sumber data untuk peramalan permintaan. Setelah itu, dilakukan tahapan akuisisi data, yang dilanjutkan dengan tahapan validasi data dan pembersihan data. Validasi dan pembersihan data digunakan untuk mengidentifikasi kemungkinan data yang tidak relevan atau bahkan data hilang pada proses akuisisi. Teknik visualisasi data juga dilakukan pada tahapan tersebut untuk membantu menganalisis kondisi data yang tersedia. Proses interpolasi data dipertimbangkan untuk digunakan jika ada data hilang, atau akan digunakan teknik-teknik lain sesuai kondisi data yang diperoleh.

Tahapan terakhir adalah analisis data. Pada tahapan ini diujikan beberapa metode peramalan yakni *Least Square*, *Single Exponential Smoothing*, *Double Exponential Smoothing*, *Triple Exponential Smoothing*, *Winter Exponential Smoothing*, *Weight Moving Average*, ARIMA, dan terakhir LSTM. Oleh karena pengolahan menggunakan *library* yang telah tersedia pada Python, deskripsi rumusan pada setiap metode tidak dijelaskan detail pada artikel ini, tetapi dapat merujuk pada referensi-referensi utama yang berkaitan dengan metode-metode tersebut. Artikel ini mengfokuskan pada penyajian hasil pengolahan peramalan yang diperoleh pada antarmuka aplikasi Jupyter Notebook. Tidak semua data dianalisis, tetapi dipilih secara acak salah satu produk sediaan farmasi. Diasumsikan bahwa setiap jenis produk memiliki pola permintaan yang tidak berbeda. Parameter-parameter yang digunakan pada masing-masing metode peramalan adalah parameter yang menghasilkan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) terkecil.

Validasi hasil peramalan dilakukan menggunakan metode *one-step-ahead forecasting* atau peramalan satu langkah ke depan. Secara umum, *one-step ahead forecasting* dilakukan dengan memanfaatkan nilai saat ini dan nilai yang diamati dari variabel tertentu untuk memperkirakan nilai yang diharapkan untuk langkah waktu berikutnya. Memprediksi dua atau lebih langkah ke depan dianggap sebagai masalah *multi-step ahead forecasting*, yang sering dilambangkan dengan prediksi *h*-langkah di depan, di mana *h* sesuai dengan horizon prediksi (ElMoaqet, Tilbury, & Ramachandran, 2016).

### 3. Hasil dan Pembahasan

Berikut ini disajikan hasil-hasil analitika data penjualan sediaan farmasi pada studi kasus di Apotek Suganda.

#### 3.1 Analisis proses bisnis

Pihak Apotek Suganda tidak secara khusus melakukan prediksi penjualan. Kuantitas pesan yang dilakukan kepada pemasok didasarkan pada kebiasaan pembelian sebelumnya, atau berdasarkan pertimbangan tertentu yang menjadi wewenang pemilik apotek. Saat observasi dilakukan, juga sedang berlangsung proses implementasi aplikasi penjualan secara terkomputerisasi. Aplikasi penjualan yang digunakan belum memiliki modul untuk peramalan permintaan produk.

Berdasarkan diskusi dengan pegawai apotek, diketahui bahwa ternyata ada kalanya persediaan obat habis. Potensi kehilangan penjualan tersebut tidak selalu diatasi dengan penambahan kuantitas pemesanan pada periode berikutnya karena pemilik apotek juga mempertimbangkan jumlah sediaan yang tidak terlalu banyak. Persediaan yang banyak berarti melakukan penimbunan modal usaha dan menimbulkan kemungkinan adanya sediaan kadaluarsa. Proses pemesanan kepada pemasok biasanya dilakukan setiap ada pegawai dari pedagang besar obat yang datang ke apotek. Waktunya beragam dan tidak tentu, bisa seminggu sekali hingga sebulan sekali. Masing-masing pedagang besar obat, biasanya memasok jenis sediaan farmasi tertentu (spesifik), atau ada juga jenis sediaan yang bisa dipasok dari beberapa pemasok. Kondisi ini menjadikan mekanisme peramalan permintaan yang lebih baik perlu digunakan untuk memprediksi kuantitas pesan yang lebih optimal.

#### 3.2 Identifikasi data dan sumber data

Data yang bisa diberikan oleh pihak apotek untuk penelitian adalah data lama, yakni data tahun 2019. Diperoleh data penjualan dan pembelian antara tanggal 1 Juni 2019 hingga 30 September 2019. Data tersebut pada awalnya masih berbentuk catatan penjualan dan pembelian obat yang terekam dalam buku. Data tersebut kemudian dimasukkan ke dalam aplikasi penjualan atau *point of sales* (PoS) dan kemudian dipindahkan ke dalam *spreadsheet*.

### 3.3 Akuisisi data, validasi dan pembersihan

Dilakukan penarikan data (*retrieve*) berupa data sediaan farmasi atau selanjutnya disebut data produk, data pemasok (biasanya berupa pedagang besar obat atau produsen obat), data transaksi pemesanan (*order*), data penerimaan (*receiving*) dan detail kuantitas penerimaan produk, data transaksi penjualan (*sales*) dan detail kuantitas penjualan produk. Program python dan GUI Jupyter Notebook digunakan untuk menarik data. Selanjutnya data disimpan dalam file berekstensi \*.csv untuk kemudahan pengolahan data lanjutan. Gambar 1 menampilkan tabel data produk di Apotek Suganda, kemudian gambar 2 data pemasok.

Out[32]:

	item_id	name	size	cost_price	unit_price
0	1	Abate	sachet	2200.0	2500.0
1	2	Acifar 400	strip	10798.0	12000.0
2	3	Acifar Cream 5gr	tube	4900.0	5500.0
3	4	Acitral Syrup 60ml	Botol	32000.0	35500.0
4	5	Acitral Tab 10s	Strip	10750.0	12000.0
...	...	...	...	...	...
1224	1258	Zoloral 2% Cream 10gr	tube	20000.0	22500.0
1225	1259	Zoralin 200mg	strip	24600.0	27500.0
1226	1260	Zoralin Cream 10gr Medikon	tube	18900.0	21000.0
1227	1261	Zoralin Cream 2%	tube	11100.0	12500.0
1228	1262	Zyloric Tablet 100mg 60s	tablet	2211.0	2500.0

1229 rows × 5 columns

Gambar 1. Data sediaan farmasi (produk)

Out[33]:

	person_id	company_name
0	2	Apotek Suganda
1	3	SMF
2	4	IGM
3	5	DPS
4	6	SYM
5	7	BMJ
6	8	ASAM
7	9	SPS
8	10	PRTS
9	11	PIM
10	12	SBS
11	13	BMS
12	14	P M
13	15	SYM
14	16	APL
15	17	AMS
16	18	ASA
17	19	BKM

Gambar 2. Data pemasok

Gambar 3 (a) menampilkan data transaksi pemesanan produk kepada pemasok dan gambar 3 (b) data transaksi penerimaan produk. Kedua data tersebut menginformasikan bahwa pada tanggal 26 Mei 2019 dilakukan transaksi pemesanan, yang kemudian terjadi penerimaan pada 1 Juni 2019 atau ada lead time dari saat pemesanan sampai terjadi penerimaan produk. Adapun detail kuantitas produk yang diterima, terdapat dalam tabel lain yang tidak disajikan di sini.

Out[61]:				
ordering_id	supplier_id	receiving_id	ordering_time	
0	1	4	1	2019-05-26
1	2	14	2	2019-05-26
2	3	8	3	2019-05-28
3	4	4	4	2019-06-01
4	5	5	5	2019-05-28
...	...	...	...	...
117	118	6	118	2019-09-18
118	119	17	119	2019-09-22
119	120	17	120	2019-09-21
120	121	16	121	2019-09-25
121	122	10	122	2019-09-26

122 rows × 4 columns

Out[63]:			
receiving_time	supplier_id	receiving_id	
0	2019-06-01	4	1
1	2019-06-02	14	2
2	2019-06-03	8	3
3	2019-06-04	4	4
4	2019-06-05	5	5
...	...	...	...
117	2019-09-26	6	118
118	2019-09-27	17	119
119	2019-09-28	17	120
120	2019-09-29	16	121
121	2019-09-30	10	122

122 rows × 3 columns

(a)

(b)

**Gambar 3.** Data transaksi ( a) pemesanan produk, dan (b) penerimaan produk dari pemasok

Out[66]:		
sale_time	sale_id	
0	2019-06-01	1
1	2019-06-02	2
2	2019-06-03	3
3	2019-06-04	4
4	2019-06-05	5
...	...	...
118	2019-09-27	119
119	2019-09-28	120
120	2019-09-29	121
121	2019-09-30	122
122	2019-10-01	123

123 rows × 2 columns

Out[67]:			
sale_id	item_id	quantity_purchased	
0	1	1	3.0
1	1	14	2.0
2	1	15	3.0
3	1	16	1.0
4	1	19	1.0
...	...	...	...
56888	123	1250	3.0
56889	123	1252	1.0
56890	123	1259	2.0
56891	123	1261	3.0
56892	123	1262	1.0

56893 rows × 3 columns

(a)

(b)

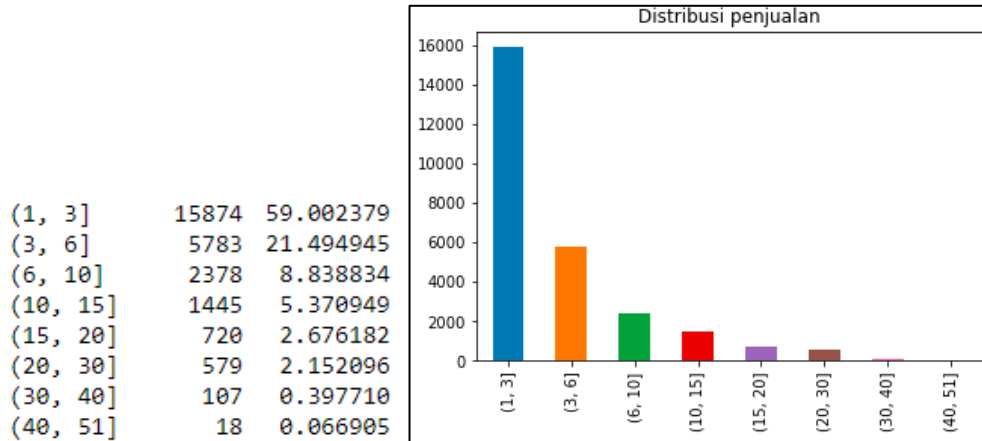
**Gambar 4.** Data (a) transaksi penjualan; (b) detail kuantitas penjualan produk

Gambar 4 (a) menyajikan data transaksi penjualan dan (b) detail kuantitas penjualan. Sebagai contoh, pada tanggal 1 Juni 2019 terdapat transaksi penjualan dengan produk-produk terjual yakni produk 1 sebanyak 3 satuan, produk 14 sebanyak 2 satuan, produk 15 sebanyak 3 satuan, dan seterusnya. Relasi kedua tabel tersebut menghasilkan data *time series* penjualan produk.

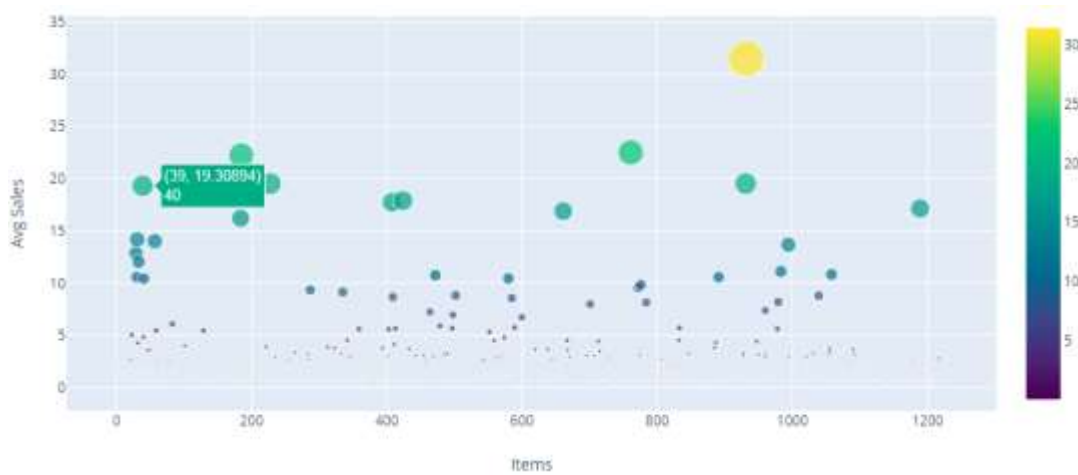
Tahap validasi dan pembersihan data merupakan proses yang panjang dan dilakukan secara bertahap. Validasi menurut (Essnet Validat Foundation, 2016) ada beberapa level, pada tahapan ini hanya dilakukan pengecekan level 0 yakni memastikan data yang dipanggil (*query*) menghasilkan data set yang sesuai. Pembersihan data lanjutan tidak menemukan data duplikasi pada item sediaan farmasi. Beberapa kesalahan pengetikan pada nama produk dan satuan

ditemukan dan dilakukan perbaikan. Meskipun demikian, diasumsikan bahwa hal tersebut tidak berpengaruh terhadap proses peramalan permintaan sediaan farmasi.

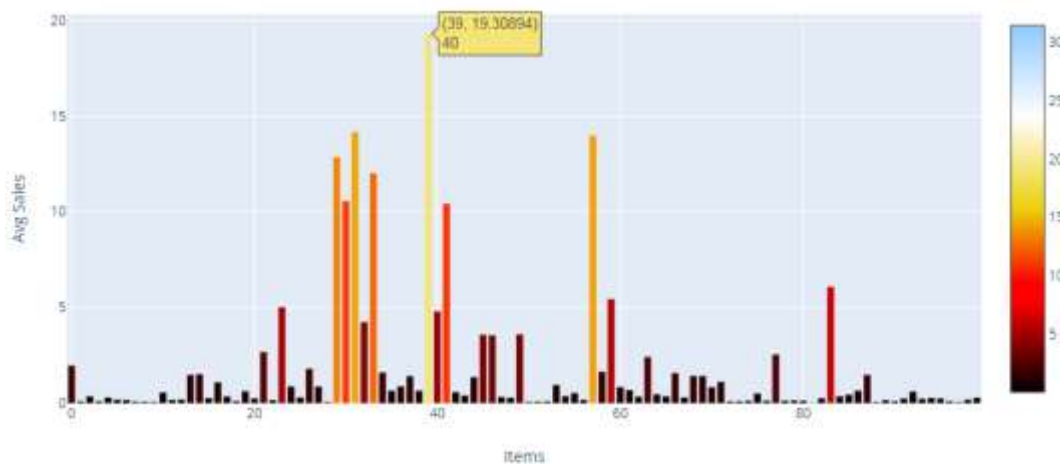
Selanjutnya dilakukan beberapa visualisasi data. Pertama visualisasi distribusi penjualan seperti gambar 5. Diperoleh informasi bahwa 59% kuantitas penjualan antara 1 sampai 3 unit, kemudian 21% kuantitas penjualan antara 3 sampai 6 unit. Dengan kata lain, bahwa 80% penjualan antara 1 sampai 6 unit selama horizon data penjualan yang diolah.



Gambar 5. Distribusi penjualan per item produk

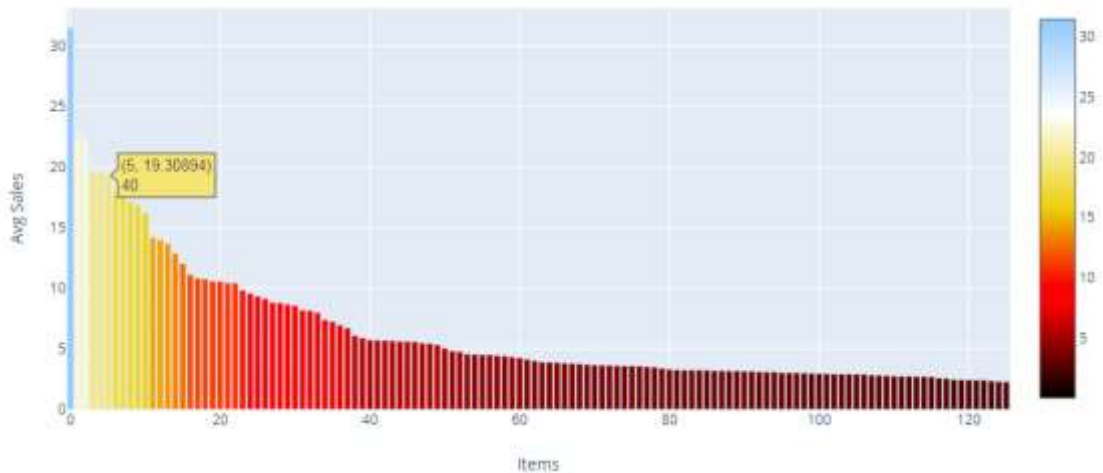


Gambar 6. Visualisasi rata-rata penjualan per- produk



Gambar 7. Visualisasi rata-rata penjualan untuk 100 produk pertama

Gambar 6 memberikan visualisasi rata-rata kuantitas penjualan untuk seluruh produk, yakni sebanyak 1229 item produk. Adapun gambar 7 menunjukkan grafik batang rata-rata penjualan untuk 100 item produk pertama (berdasarkan kode atau item\_id produk). Sebagai contoh, produk dengan nomor (item\_id) 40 memiliki rata-rata penjualan sebesar 19,3 unit.



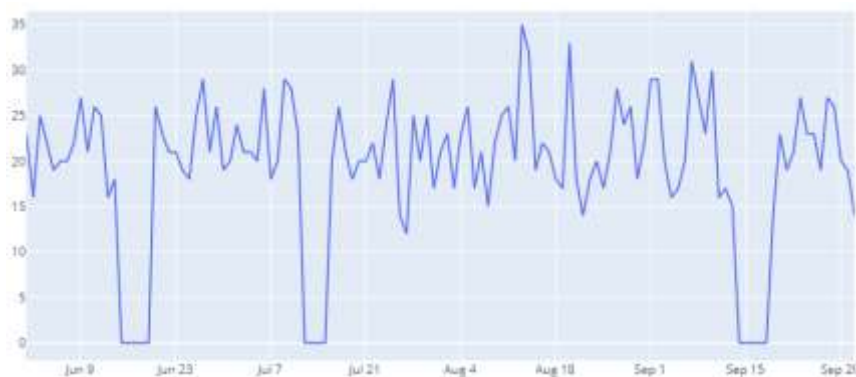
**Gambar 8.** Visualisasi 10% produk dengan rata-rata kuantitas penjualan yang besar

Visualisasi pada gambar 8 menampilkan informasi sepuluh persen produk atau sebanyak 125 item produk dengan rata-rata kuantitas penjualan tinggi. Visualisasi-visualisasi tersebut menunjukkan bahwa pada produk nomor 40, memiliki rata-rata penjualan 19,3 unit satuan. Hasil verifikasi terhadap item produk nomor 40 seperti disajikan pada gambar 9. Jika dirata-rata pada atribut *clean\_sale*, kuantitas penjualan sebesar 19,3 unit satuan.

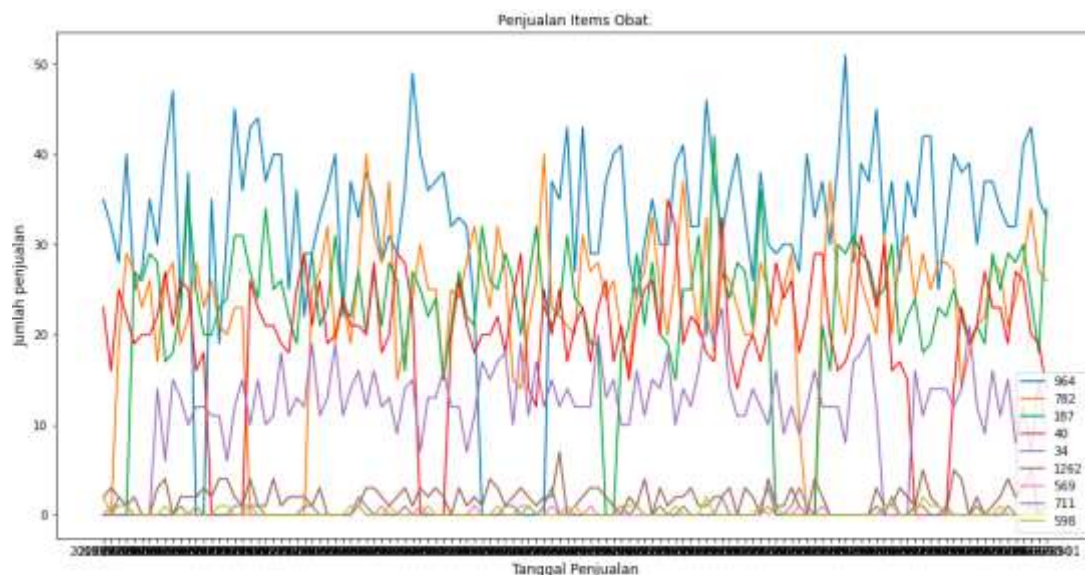
time	item_id	clean_sale	nama_obat	kategori	satuan	harga_jual	produsen
2019-10-01	40	14	Ambroxol Tablet 30mg 100s	GK	tablet	3500	INDOFARMA
2019-06-03	40	25	Ambroxol Tablet 30mg 100s	GK	tablet	3500	INDOFARMA
2019-08-05	40	26	Ambroxol Tablet 30mg 100s	GK	tablet	3500	INDOFARMA
2019-08-15	40	19	Ambroxol Tablet 30mg 100s	GK	tablet	3500	INDOFARMA
2019-07-03	40	21	Ambroxol Tablet 30mg 100s	GK	tablet	3500	INDOFARMA
2019-08-06	40	17	Ambroxol Tablet 30mg 100s	GK	tablet	3500	INDOFARMA
2019-07-20	40	20	Ambroxol Tablet 30mg 100s	GK	tablet	3500	INDOFARMA

**Gambar 9.** Verifikasi sample data penjualan produk dengan nomor item\_id 40

Tentunya, tidak setiap hari terjadi transaksi penjualan obat, sehingga apabila menggunakan data mentah dari basis data, kuantitas penjualan produk bernilai *Null*. Hal tersebut menyebabkan data *time series* seolah-olah terputus. Pembersihan data dilakukan dengan mengubah nilai *Null* menjadi angka 0 atau melakukan interpolasi data untuk memberikan nilai tertentu. Grafik *time series* penjualan produk nomor 40 pada gambar 10, dan beberapa item produk pada gambar 11.



**Gambar 10.** Time series penjualan produk, nomor item\_id 40



**Gambar 11.** Time series penjualan beberapa item produk

### 3.4 Analisis data

Oleh karena banyaknya produk sediaan farmasi pada apotek, di dalam artikel ini disajikan satu contoh hasil pengolahan data peramalan menggunakan metode-metode yang diujikan. Proses peramalan menggunakan program Python dan *library* yang diperlukan. Setiap metode dilihat nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Berikut ini pada tabel 1, disajikan hasil pengolahan peramalan permintaan harian pada untuk bulan September 2019 menggunakan *Least Square*.

**Tabel 1.** Peramalan Piroxicam KF 20mg menggunakan Metode *Least Square*.

Tanggal	Penjualan	Peramalan	APE (%)
08-06-2019	30	29,8571	0,4762
09-06-2019	40	29,1667	27,0833
10-06-2019	47	33,6944	28,3097
...	...	...	...
29-09-2019	43	35,1020	18,3674
30-09-2019	35	35,3781	1,0803

**Tabel 2.** Peramalan Piroxicam KF 20mg menggunakan *Single Exponential Smoothing*

Tanggal	Penjualan	Peramalan	APE (%)
07-06-2019	35	-	-
08-06-2019	30	35,0000	16,6667
09-06-2019	40	34,5000	13,7500
...	...	...	...
28-09-2019	41	34,8467	15,0081
29-09-2019	43	35,4620	17,5302
30-09-2019	35	36,2158	3,4737

**Tabel 3.** Peramalan Piroxicam KF 20mg menggunakan Metode *Double Exponential Smoothing*

Tanggal	Penjualan	<i>Single Exponential</i>	<i>Double Exponential</i>	a	b	Peramalan	APE (%)
06-06-2019	27	-	-	-	-	-	-
07-06-2019	35	27,0000	-	-	-	-	-
08-06-2019	30	27,8000	27,0000	28,6000	0,0889	28,6889	10,0000
09-06-2019	40	28,0200	27,0800	28,9600	0,1044	29,0644	32,3000
...	...	...	...	...	...	...	...
28-09-2019	41	35,1629	35,2780	34,4152	-0,0479	34,3673	13,9560
29-09-2019	43	34,8466	35,2349	35,6890	0,0252	35,7142	18,0584
30-09-2019	35	36,2158	35,2576	37,1739	0,1065	37,2804	0,7360



**Tabel 4.** Peramalan Piroxicam KF 20mg menggunakan Metode *Triple Exponential Smoothing*

Tanggal	Penjualan	Single Exponential	Double Exponential	Triple Exponential	a	b	c	Peramalan	APE (%)
05-06-2019	25	-	-	-	-	-	-	-	-
06-06-2019	27	25	-	-	-	-	-	-	-
07-06-2019	35	25.2000	25,0000	-	-	-	-	-	-
08-06-2019	30	26.1800	25.0200	25,0000	28,48	3,15	1,14	32,20	7,34
09-06-2019	40	26.5620	25.1360	25,0020	29,28	2,67	1,29	33,60	16,00
10-06-2019	47	27.9058	25.2786	25,0154	32,90	6,73	2,36	40,82	13,16
11-06-2019	23	29.8152	25.5413	25,0417	37,86	10,8	3,77	50,58	119,9
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
26-09-2019	32	35.5143	35.2658	34,7134	35,46	-0,3	-0,30	34,97	9,28
27-09-2019	32	35.1629	35.2906	34,7686	34,39	-1,3	-0,64	32,74	2,32
28-09-2019	41	34.8466	35.2778	34,8208	33,52	-2,1	-0,88	31,05	24,26
29-09-2019	43	35.4619	35.2347	34,8665	35,55	-0,1	-0,14	35,42	17,62
30-09-2019	35	36.2157	35.2574	34,9033	37,78	1,98	0,604	40,06	14,45

**Tabel 5.** Peramalan Piroxicam KF 20mg menggunakan *Weighted Moving Average*

Tanggal	Penjualan	Peramalan	APE (%)
08-06-2019	30	31,25	4,17
09-06-2019	40	30,82	22,95
10-06-2019	47	33,07	29,64
11-06-2019	23	36,79	59,94
12-06-2019	38	33,82	10,99
...	...	...	...
26-09-2019	32	35,64	11,39
27-09-2019	32	34,54	7,92
28-09-2019	41	33,71	17,77
28-09-2019	43	35,36	17,77
30-09-2019	35	37,43	6,94

**Tabel 6.** Peramalan Piroxicam KF 20mg menggunakan ARIMA

Parameter			APE (%)
p	d	Q	
0	0	0	15,159
0	0	1	15,639
0	0	2	15,103
0	1	0	18,334
0	1	1	15,403
...	...	...	...
10	0	2	16,565
10	1	0	17,224
10	1	1	17,023
10	1	2	17,115
10	2	0	18,782

**Tabel 7.** Peramalan Piroxicam KF 20mg menggunakan LSTM

Tanggal	Penjualan	Peramalan	APE (%)
08-06-2019	30	29,4021	3,9567
09-06-2019	40	40,7857	5,5460
10-06-2019	47	46,4783	0,7334
11-06-2019	23	25,6039	1,9931
12-06-2019	38	38,6903	1,9643
...	...	...	...
26-09-2019	32	29,0310	9,2782
27-09-2019	32	30,3765	5,0734
28-09-2019	41	37,3916	8,8009
28-09-2019	43	40,6898	5,3727
30-09-2019	35	31,5497	9,8579

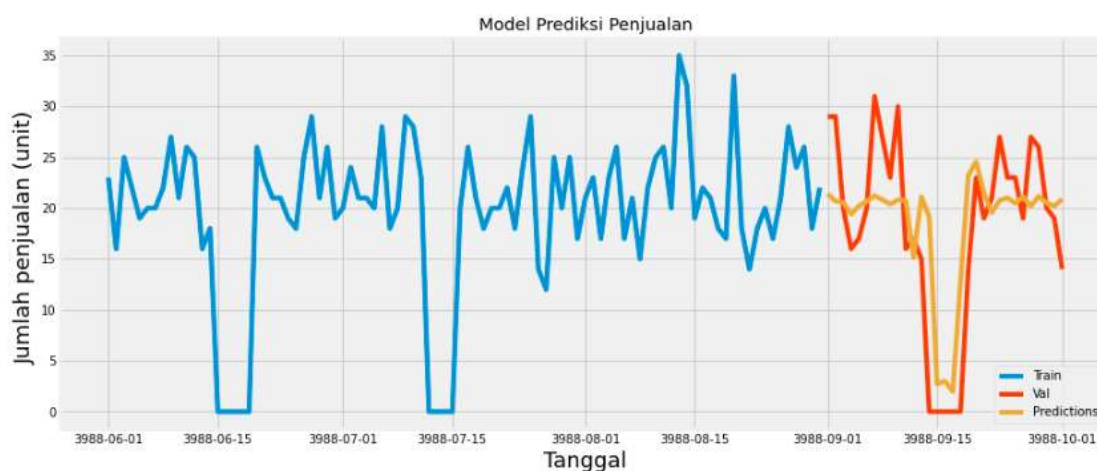
**Tabel 8.** Rekapitulasi nilai MAPE

Peramalan	MAPE (%)
<i>Least Square</i>	15,9124
<i>Single Exponential Smoothing</i>	15,6719
<i>Double Exponential Smoothing</i>	16,2871
<i>Triple Exponential Smoothing</i>	23,2503
<i>Moving Average</i>	16,0739
ARIMA	14,6210
LSTM	4,6151

Tabel 8 menampilkan rekapitulasi nilai MAPE untuk seluruh metode yang diujikan. Berdasarkan informasi yang diperoleh, metode LSTM memiliki nilai MAPE terendah sebesar 4,6151%. Dengan hasil tersebut, dilanjutkan penggunaan metode LSTM untuk peramalan harian dan peramalan mingguan untuk produk-produk sediaan farmasi di apotek. Produk yang diramalkan permintaannya adalah produk kategori A sesuai prinsip dasar pada klasifikasi ABC, yakni produk-produk yang secara kumulatif berkontribusi terhadap 80% nilai penjualan (Rupiah). Terdapat 546 produk sediaan farmasi pada kategori A seperti diilustrasikan rekapitulasinya pada gambar 12. Obat pada Kategori A tersebut adalah obat dengan penjualan 80% dari total penjualan seluruh obat di Apotek Suganda.

	Nama Obat	Penjualan	Kumulatif Penjualan	Persentase
932	Piroxicam KF 20mg Tab	9595000.0	9595000.0	0.010807
861	Lerzin 10mg Caps 50s	9216000.0	18811000.0	0.021187
931	Piroxicam IF 20mg Tab 120s	8400000.0	27211000.0	0.030647
39	Ambroxol Tablet 30mg 100s	8263500.0	35474500.0	0.039955
424	Fenamin 500mg Tablet 100s	7654500.0	43129000.0	0.048576
...	...	...	...	...
387	Erlamyocetin 1% Salep Mata 3,5mg	468000.0	708059000.0	0.797480
861	OBH Combi Anak Madu	468000.0	708527000.0	0.798007
248	Comtusi Syrup 60ml	468000.0	708995000.0	0.798534
901	Pacetik 500	468000.0	709463000.0	0.799061
562	Ikadern 0.05% Cream 10gr	468000.0	709931000.0	0.799588

546 rows x 4 columns

**Gambar 12.** Data produk kategori A**Gambar 13.** Grafik peramalan produk nomor 40 (Ambroxol Tablet 30mg 100s)

Gambar 13 menyajikan ilustrasi data latih (*training*) selama tiga bulan dari Juni sampai Agustus. Kemudian data uji (*testing*) di bulan September 2019 dan data prediksi untuk September 2019. Parameter yang digunakan adalah  $n\_steps$  6 dan epoch 100. Hasil itu menunjukkan secara umum bahwa LSTM cukup baik melakukan estimasi.

Hasil peramalan harian menggunakan metode LSTM terhadap produk pada kategori A ditampilkan pada gambar 16.(a) dan hasil peramalan mingguan pada gambar 16.(b). Pada peramalan harian didapatkan nilai MAPE terendah 0.8743%, nilai MAPE tertinggi 7.9201% dan nilai MAPE rata-rata 4.6541%. Pada peramalan mingguan didapatkan nilai MAPE terendah 0,0032%, nilai MAPE tertinggi 13,5276% dan nilai MAPE rata-rata 4,7109%. Secara umum dapat dilihat bahwa nilai MAPE untuk peramalan harian dan peramalan mingguan tidak jauh berbeda.

	Nama Obat	MAPE (%)
0	Piroxicam KF 20mg Tab	4.6151
1	Lerzin 10mg Caps 50s	5.2121
2	Piroxicam IF 20mg Tab 120s	5.4044
3	Ambroxol Tablet 30mg 100s	6.7045
4	Fenamin 500mg Tablet 100s	1.2998
...	...	...
541	Erlamyoetin 1% Salep Mata 3,5mg	16.1452
542	OBH Combi Anak Madu	15.1779
543	Comtusi Syrup 60ml	8.6462
544	Paoetik 500	15.3757
545	Ikaderm 0.05% Cream 10gr	8.8664
546 rows x 2 columns		

(a)

	Nama Obat	MAPE (%)
0	Piroxicam KF 20mg Tab	3.4079
1	Lerzin 10mg Caps 50s	1.5892
2	Piroxicam IF 20mg Tab 120s	0.0032
3	Ambroxol Tablet 30mg 100s	0.0150
4	Fenamin 500mg Tablet 100s	0.3451
...	...	...
541	Erlamyoetin 1% Salep Mata 3,5mg	0.0160
542	OBH Combi Anak Madu	5.0020
543	Comtusi Syrup 60ml	13.3593
544	Paoetik 500	4.1796
545	Ikaderm 0.05% Cream 10gr	0.0185
546 rows x 2 columns		

(b)

**Gambar 14.** Peramalan permintaan (a) harian dan (b) mingguan menggunakan LSTM pada produk kategori A

Metode LSTM membutuhkan pengaturan parameter berupa  $n\_steps$  dan epochs. Parameter  $n\_steps$  adalah jumlah data yang dijadikan sebagai masukan ke dalam *neuron* atau syaraf dari LSTM untuk kemudian dilakukan peramalan satu *step* di depan data sepanjang jumlah data tersebut. Epochs adalah banyaknya jumlah iterasi yang digunakan untuk penghitungan peramalan LSTM. Nilai  $n\_steps$  dicari antara 2 hingga 9 menggunakan *walk-forward validation*. Adapun parameter epochs yang digunakan adalah 100 dan 500. Hasil dari pencarian parameter  $n\_steps$  pada epochs 100 dan 500 ditampilkan pada Tabel 9.

**Tabel 9.** Hasil pencarian  $n\_steps$  ideal pada Epoch 100 dan 500

$n\_steps$	MAPE Perbulan				MAPE Perbulan			
	Jun	Juli	Agustus	Rata-rata	Jun	Juli	Agustus	Rata-rata
2	5,90%	2,63%	4,12%	4,22%	-4,13%	2,89%	4,41%	3,81%
3	4,87%	3,13%	3,42%	3,81%	-1,60%	1,77%	5,28%	2,89%
4	4,47%	2,23%	3,48%	3,39%	-1,02%	1,43%	1,77%	1,41%
5	17,89%	2,94%	3,86%	8,23%	19,09%	1,84%	8,17%	9,70%
6	12,46%	3,71%	2,26%	6,15%	10,25%	5,67%	6,60%	7,51%
7	4,08%	6,30%	6,02%	5,47%	6,46%	3,74%	3,52%	4,58%
8	3,17%	8,11%	5,48%	5,59%	-5,60%	11,16%	7,80%	8,18%
9	0,12%	6,02%	4,38%	3,51%	2,20%	9,26%	6,25%	5,90%

Berdasarkan informasi dari tabel 9, parameter  $n\_steps$  pada epochs 100 dan 500, diketahui bahwa  $n\_steps$  4 memiliki nilai MAPE terendah. Pada epochs 100, nilai MAPE  $n\_steps$  4 adalah 3,39% dan pada epochs 500, nilai MAPE  $n\_steps$  4 adalah 1,41%. Dengan demikian,  $n\_steps$  sebesar 4 dipakai untuk mencari pengaruh epoch terhadap hasil peramalan LSTM.

**Tabel 10.** Hasil pengujian LSTM untuk menentukan epoch ideal

epoch	MAPE Perbulan			MAPE Rata-rata	Waktu rata-rata (detik)
	Juni	Juli	Agustus		
100	5,23%	3,24%	2,63%	3,70%	8,15
200	-4,00%	1,08%	2,41%	2,50%	14,58
300	-1,81%	1,13%	2,83%	1,92%	24,90
400	2,77%	-2,41%	0,10%	1,76%	33,92
500	-8,22%	0,00%	1,11%	3,11%	43,24

Tabel 10 menampilkan rata-rata MAPE untuk beberapa parameter yakni epoch 100, 200, hingga 500. Secara umum dapat dilihat bahwa mulai dari epoch 100 ke epoch 400 terjadi penurunan MAPE, namun ketika epoch diperbesar menjadi 500, nilai MAPE ternyata naik tajam menjadi 3,11%. Oleh karena epoch merupakan jumlah iterasi dalam proses pembentukan model LSTM menggunakan *data training*, maka semakin besar nilai epoch semakin lama proses iterasi dilakukan.

LSTM dengan parameter  $n\_steps$  sebesar 4 dan epoch sebesar 400 dapat digunakan untuk membentuk model LSTM menggunakan data training dan melakukan proses prediksi atau peramalan. Selanjutnya, metode tersebut idealnya dibuatkan menjadi sebuah modul program peramalan untuk aplikasi penjualan (PoS) yang dimiliki oleh Apotek Suganda. Namun demikian, perlu juga dipertimbangkan waktu *training* karena untuk setiap produk, dibentuk model LSTM sendiri-sendiri sehingga bisa diestimasi berapa waktu yang dibutuhkan untuk *training* saja. Jika ada 546 produk (kategori A), sedangkan waktu yang dibutuhkan untuk training selama 33,92 detik untuk tiap produk, maka total dibutuhkan waktu sekitar 18520,32 detik atau sekitar 5,1445 jam. Waktu tersebut belum termasuk waktu untuk prediksi atau peramalan.

Pada penelitian ini, diasumsikan bahwa setiap jenis produk memiliki pola dan tren permintaan yang tidak berbeda. Idealnya, dilakukan terlebih dahulu proses pengelompokan produk berdasarkan karakter data *time series* penjualan, tidak semata didasarkan nilai penjualan sebagaimana klasifikasi ABC tradisional yang diilustrasikan pada artikel ini. Hal ini karena nilai kontribusi penjualan tidak mempertimbangkan pola dan tren data *time series*. Pola (*pattern*) dan tren atau kecenderungan data (*trend*) pada data *time series* sangat berpengaruh terhadap kualitas peramalan. Dengan demikian, pemilihan parameter untuk suatu metode peramalan bisa dipengaruhi kedua hal tersebut.

#### 4. Simpulan

Penggunaan LSTM untuk peramalan penjualan sediaan farmasi pada Apotek Suganda ternyata cukup akurat yang ditunjukkan oleh nilai rata-rata persentasi kesalahan peramalan atau nilai MAPE sekitar 4%. Tidak ada perbedaan signifikan antara nilai MAPE untuk peramalan permintaan produk secara harian maupun mingguan, yakni berturut-turut 4,6541% dan 4,7109%. Parameter  $n\_steps$  ideal yang digunakan untuk peramalan adalah sebesar 4 sedangkan epoch sebesar 100.

Namun demikian, di dalam implementasinya untuk pembuatan modul program peramalan yang akan diintegrasikan pada aplikasi penjualan, perlu dipertimbangkan waktu yang diperlukan untuk proses pembentukan model LSTM menggunakan data training. Ternyata waktu yang dibutuhkan untuk *training* cukup lama sekitar 5,14 jam untuk data sebanyak 546 produk saja.

#### Ucapan Terima Kasih

Terima kasih kepada LPPM Universitas Sebelas Maret yang memberikan kesempatan untuk melakukan Riset Mandiri pada tahun 2020 (Nomor Kontrak 124/UN27.21/HK/2020).

## Daftar Pustaka

- Abraham, B., & Ledolter, J. (2009). *Statistical methods for forecasting* (Vol. 234): John Wiley & Sons.
- Affandi, L., Pradibta, H., & Habibi, M. I. (2018). PERAMALAN STOK OBAT DI PUSKESMAS GENDING PROBOLINGGO MENGGUNAKAN METODE WINTER'S EXPONENTIAL SMOOTHING. *Jurnal Informatika Polinema*, 4(4), 274-274.
- Aprilianto, T., & Fauzi, I. (2016). Perancangan Sistem Peramalan Penjualan Barang Pada UD Achmad Jaya Dengan Metode Triple Exponential Smoothing. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Asia*, 10(2), 73-86.
- Arfan, A. (2019). *Prediksi Harga Saham Di Indonesia Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory*. Paper presented at the Prosiding SeNTIK.
- Brownlee. [online]. <https://machinelearningmastery.com/how-to-develop-lstm-models-for-time-series-forecasting/> (Diakses 21 Januari 2020)
- ElMoaqet, H., Tilbury, D. M., & Ramachandran, S. K. (2016). Multi-Step Ahead Predictions for Critical Levels in Physiological Time Series. *IEEE Trans Cybern*, 46(7), 1704-1714. doi:10.1109/tcyb.2016.2561974
- Erl, T., Khattak, W., & Buhler, P. (2016). *Big Data Fundamentals: Concepts, Drivers, and Techniques*: Prentice Hall.
- Essnet Validat Foundation. (2016). Methodology for data validation 1.0.
- Fachrurrazi, S. (2019). Peramalan Penjualan Obat Menggunakan Metode Single Exponential Smoothing Pada Toko Obat Bintang Geurugok. *TECHSI-Jurnal Teknik Informatika*, 7(1), 19-30.
- Friedman, J., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2001). *The elements of statistical learning* (Vol. 1): Springer series in statistics New York.
- Guo, Y., Liu, Y., Oerlemans, A., Lao, S., Wu, S., & Lew, M. (2016). Deep learning for visual understanding: a review. *J Neurocompt*, 187( 6), 27-48.
- Hastomo, W., & Satyo, A. (2019). *Long Short Term Memory Machine Learning Untuk Memprediksi Akurasi Nilai Tukar IDR Terhadap USD*. Paper presented at the Prosiding SeNTIK.
- Hendriani, T., Yamin, M., & Dewi, A. P. (2016). Sistem Peramalan Persediaan Obat Dengan Metode Weight Moving Average Dan Reorder Point (Studi Kasus: Puskesmas Soropia). *semanTIK*, 2(2).
- Kotler, P., & Keller, K. L. (2009). *Manajemen Pemasaran Edisi 13, Jilid I, Jakarta*.
- Kumalasari, A., & Rochmah, T. N. (2016). Pengendalian Persediaan Obat Generik Dengan Metode MMSL (Minimum-Maximum Stock Level) di Unit Farmasi Rumah Sakit Islam Surabaya. *Jurnal Manajemen Kesehatan Yayasan RS. Dr. Soetomo*, 2(2), 143-152.
- Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2018). Statistical and Machine Learning forecasting methods: Concerns and ways forward. *PLoS ONE*, 13(3), 1-26. doi:10.1371/journal.pone.0194889
- Rahmawati, I., & Wijanarko, R. (2019). Implementasi Prediksi Penjualan Obat Menggunakan Metode Least Square Pada Apotek Demak Farma Jaya. *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak*, 1(1).
- Render, B., Stair Jr, R. M., & Hanna, M. E. (2012). *Quantitative Analysis For Management*.
- Sugiartawan, P., Permana, A. A. J., & Prakoso, P. I. (2018). Forecasting Kunjungan Wisatawan Dengan Long Short Term Memory (LSTM). *Jurnal Sistem Informasi dan Komputer Terapan Indonesia (JSIKTI)*, 1(1), 43-52.

- Witten, I. H., & Frank, E. (2002). Data mining: practical machine learning tools and techniques with Java implementations. *Acm Sigmod Record*, 31(1), 76-77.
- Zahra, I. A. (2019). Analisis Perbandingan Teknik Peramalan Kebutuhan Obat Dengan Metode Arima Dan Single Eksponensial Smoothing Studi Kasus: RSUD Indramayu. *Jurnal Tata Kelola dan Kerangka Kerja Teknologi Informasi*, 9(1).

#### Lampiran 1 Kode untuk melakukan peramalan dengan LSTM (Brownlee, 2020)

```
import pandas as pd
import csv
import mysql.connector as sql
import numpy as np
from keras.models import Sequential
from keras.layers import LSTM
from keras.layers import Dense
from keras.layers import Bidirectional
import time
db = sql.connect(host='localhost', user='root', passwd='', database='phppos')
cur = db.cursor()
# mendapatkan data penjualan semua produk
cur.execute('SELECT * FROM modul_clean_sales')
result = cur.fetchall()
head = [h[0] for h in cur.description]
sales_items = pd.DataFrame(result, columns=head)
# mengambil data penjualan id 964
def get_data(item_id):
    product = sales_items.copy()
    product = product.loc[product['item_id']==item_id]
    # membersihkan data penjualan 0
    sale = [x for x in product['clean_sale']]
    date = [x for x in product['time']]
    data = [(x, y) for x, y in zip(date, sale)]
    clean_sales = pd.DataFrame(data, columns=['time', 'sales'])
    clean_sales.replace(0, np.nan, inplace=True)
    clean_sales['time'] = pd.to_datetime(clean_sales['time'])
    clean_sales = clean_sales.set_index(['time'])
    # melakukan imputasi terhadap data penjualan
    if((np.array(clean_sales['sales'])[0])>0):
        clean_sales['clean'] = clean_sales['sales'].interpolate(method='time').apply(lambda x: round(x))
    else:
        clean_sales['sales'][0]=0
        clean_sales['clean'] = clean_sales['sales'].interpolate(method='time').apply(lambda x: round(x))
    return clean_sales
def split_sequence(sequence, n_steps):
    X, y = list(), list()
    for i in range(len(sequence)):
        end_ix = i + n_steps
        if end_ix > len(sequence)-1:
            break
        seq_x, seq_y = sequence[i:end_ix], sequence[end_ix]
        X.append(seq_x)
        y.append(seq_y)
    return np.array(X), np.array(y)
def forecast(len_data, e, item_id):
    p = [x for x in get_data(item_id)['clean']]
    n_steps = 4
    raw_seq = np.array(p)[0:len_data+n_steps]
    actual = np.array(p)[len_data+n_steps]
    X, y = split_sequence(raw_seq, n_steps)
    n_features = 1
    X = X.reshape((X.shape[0], X.shape[1], n_features))
    model = Sequential()
    model.add(Bidirectional(LSTM(50, activation='relu'), input_shape=(n_steps, n_features)))
    model.add(Dense(1))
    model.compile(optimizer='adam', loss='mse')
    model.fit(X, y, epochs=e, verbose=0)
    x_input = raw_seq[len_data:]
    x_input = x_input.reshape((1, n_steps, n_features))
    yhat = model.predict(x_input, verbose=0)
    return [actual, yhat[0][0]]
result = []
fn = ['train_size', 'n_steps', 'actual', 'forecast']
```

```

es = [100]
its = np.load('kelasx.npy')[1:]
for k in its:
    for i in es:
        for j in range(4, 118):
            start_time = time.time()
            temp = np.array(forecast(j, i, k)) #forecast data training hari ke 0 sampai hari ke j, dengan n_step sebanyak i
            if(j>=118):
                p.append(temp[1])
                print(k,j)
                result.append(temp)
                with open("forecast.txt", "a") as file_object:
                    file_object.write(str(k)+';'+str(i)+';'+str(temp[0])+';'+str(temp[1])+';'+str(time.time()-start_time)+'\n')
            else:
                result.append(temp)
                print(k,j)
                with open("forecast.txt", "a") as file_object:
                    file_object.write(str(k)+';'+str(i)+';'+str(temp[0])+';'+str(temp[1])+';'+str(time.time()-start_time)+'\n')

```

Lampiran 2 Tabel data penjualan di Apotek Suganda (telah dibersihkan)

Date	39	40	41	961	962	963	964	965	966	1261	1262
6/1/2019	1	23	5	0	2	25	35	0	0	0	2
6/2/2019	0	16	8	0	3	26	32	0	0	0	3
6/3/2019	2	25	10	0	2	25	28	0	0	0	2
6/4/2019	0	22	5	1	3	16	40	0	1	0	1
6/5/2019	1	19	5	1	2	18	25	0	0	0	2
6/6/2019	0	20	6	1	1	18	27	0	0	0	0
6/7/2019	1	20	9	0	3	25	35	0	0	0	0
6/8/2019	0	22	7	3	2	18	30	0	0	1	3
6/9/2019	0	27	4	1	1	24	40	0	0	0	4
6/10/2019	1	21	4	3	4	24	47	0	0	1	0
6/11/2019	0	26	5	2	3	17	23	0	1	0	2
6/12/2019	0	25	9	0	2	22	38	0	0	1	2
6/13/2019	2	16	5	0	2	45	0	0	0	1	2
6/14/2019	2	18	5	1	2	20	0	0	0	0	3
6/15/2019	0	0	4	0	2	13	35	1	0	0	2
6/16/2019	0	0	4	0	2	31	19	0	0	0	4
6/17/2019	0	0	3	2	3	23	31	0	0	0	4
6/18/2019	1	0	2	2	3	24	45	0	0	0	2
6/19/2019	0	0	0	2	3	22	36	0	0	0	1
6/20/2019	0	26	0	2	2	23	43	0	0	1	4
6/21/2019	0	23	0	3	2	21	44	0	0	2	1
6/22/2019	2	21	0	4	2	0	37	0	0	3	1
6/23/2019	1	21	0	2	2	0	40	0	0	0	4
6/24/2019	0	19	5	0	3	21	40	0	1	0	1
6/25/2019	0	18	9	0	3	19	25	1	0	0	2
6/26/2019	0	25	4	0	3	16	36	0	0	1	2
6/27/2019	0	29	7	0	3	14	22	1	0	0	2
6/28/2019	2	21	7	0	3	20	29	0	0	1	1
6/29/2019	2	26	11	1	3	22	33	0	0	0	3
6/30/2019	2	19	5	0	3	24	36	0	0	0	0
7/1/2019	0	20	6	2	3	26	40	1	0	1	0
7/2/2019	1	24	8	1	2	22	22	0	0	1	0
7/3/2019	1	21	3	0	3	17	37	0	0	1	0
7/4/2019	0	21	8	0	3	13	33	0	0	0	1
7/5/2019	0	20	4	1	3	28	38	0	0	0	3
7/6/2019	0	28	4	0	3	16	35	0	0	1	3
7/7/2019	0	18	1	3	1	20	28	0	0	0	2
7/8/2019	1	20	4	1	2	19	31	0	0	0	1
7/9/2019	0	29	4	0	2	21	29	0	0	0	2
7/10/2019	0	28	5	1	3	28	36	0	0	0	3
7/11/2019	1	23	2	2	2	25	49	0	0	1	1
7/12/2019	0	0	13	0	3	16	40	0	0	0	3
7/13/2019	1	0	6	1	2	28	36	0	0	1	2
7/14/2019	1	0	0	1	2	18	37	0	0	0	3
7/15/2019	1	0	6	2	3	23	38	0	0	1	2
7/16/2019	1	20	1	2	3	18	32	0	0	1	0
7/17/2019	1	26	2	1	3	33	33	0	1	1	3
7/18/2019	2	21	7	1	2	14	32	0	0	1	1
7/19/2019	2	18	3	4	2	24	23	1	0	0	2
7/20/2019	2	20	4	1	4	22	0	0	0	0	1
7/21/2019	1	20	7	0	3	19	0	0	0	0	4
7/22/2019	1	22	4	1	2	32	0	0	0	1	3
7/23/2019	0	18	5	0	2	29	0	0	1	0	1

Date	39	40	41	961	962	963	964	965	966	1261	1262
7/24/2019	1	24	8	0	3	23	0	0	0	0	2
7/25/2019	0	29	9	1	2	21	0	0	0	1	3
7/26/2019	1	14	4	1	2	25	0	0	0	0	2
7/27/2019	0	12	5	1	3	23	0	0	0	0	1
7/28/2019	2	25	5	1	2	28	0	0	0	0	2
7/29/2019	0	20	5	0	1	24	37	1	0	2	2
7/30/2019	1	25	6	0	2	18	35	0	1	0	7
7/31/2019	0	17	0	0	3	19	43	0	0	0	0
8/1/2019	1	21	2	0	3	27	27	1	0	0	1
8/2/2019	1	23	7	0	2	21	43	0	2	0	2
8/3/2019	0	17	6	0	3	24	29	0	0	1	3
8/4/2019	0	23	8	0	4	29	29	0	0	0	3
8/5/2019	2	26	4	3	2	26	37	0	0	1	2
8/6/2019	0	17	6	0	2	19	40	0	0	1	1
8/7/2019	0	21	3	2	3	19	41	0	0	1	0
8/8/2019	0	15	7	0	2	29	28	0	0	0	2
8/9/2019	1	22	3	2	3	28	24	0	0	2	1
8/10/2019	1	25	8	2	2	20	30	1	0	0	4
8/11/2019	1	26	5	1	2	12	35	0	0	0	0
8/12/2019	1	20	10	2	2	14	30	0	0	0	3
8/13/2019	3	35	4	3	2	31	30	0	0	0	1
8/14/2019	0	32	8	1	3	20	39	0	0	0	2
8/15/2019	3	19	3	2	3	21	41	0	0	0	2
8/16/2019	0	22	9	2	3	24	32	0	0	0	3
8/17/2019	2	21	4	2	2	25	32	0	0	0	1
8/18/2019	1	18	6	3	2	16	46	0	1	0	1
8/19/2019	2	17	4	1	3	25	37	0	0	1	2
8/20/2019	0	33	9	0	2	25	31	0	0	0	2
8/21/2019	1	18	5	2	1	17	36	0	0	1	3
8/22/2019	1	14	2	2	2	20	40	0	0	0	0
8/23/2019	1	18	0	0	2	0	33	1	0	0	3
8/24/2019	1	20	0	0	2	0	26	0	0	1	2
8/25/2019	0	17	0	0	2	0	38	1	0	2	0
8/26/2019	0	21	0	0	2	0	30	0	0	1	4
8/27/2019	0	28	0	0	3	0	29	0	0	1	1
8/28/2019	3	24	11	2	2	0	30	0	0	0	1
8/29/2019	0	26	2	1	2	0	30	0	0	0	3
8/30/2019	0	18	1	1	2	0	27	0	0	0	1
8/31/2019	1	22	5	0	2	0	40	0	0	1	0
9/1/2019	0	29	4	0	2	0	33	0	0	0	4
9/2/2019	0	29	7	0	2	21	37	0	0	1	2
9/3/2019	1	20	3	4	1	15	30	0	0	0	0
9/4/2019	0	16	10	0	2	19	39	0	0	0	0
9/5/2019	0	17	4	3	1	23	51	0	0	0	0
9/6/2019	0	20	5	0	2	23	28	0	0	0	0
9/7/2019	0	31	4	0	2	23	39	0	0	1	0
9/8/2019	0	27	7	0	2	18	37	0	0	0	0
9/9/2019	0	23	6	0	2	17	45	0	0	0	3
9/10/2019	0	30	7	1	2	21	31	0	0	0	1
9/11/2019	0	16	7	0	2	17	37	0	0	0	1
9/12/2019	3	17	7	0	3	25	27	0	0	1	3
9/13/2019	1	15	7	2	2	19	37	0	0	2	2
9/14/2019	1	0	3	1	2	25	33	0	0	1	1
9/15/2019	1	0	0	2	2	17	42	0	1	0	5
9/16/2019	0	0	0	0	2	20	42	0	0	0	2
9/17/2019	2	0	0	0	2	23	25	0	0	0	1
9/18/2019	0	0	0	2	3	25	32	0	0	0	0
9/19/2019	0	14	0	0	2	15	40	0	0	0	5
9/20/2019	0	23	0	2	2	18	38	0	0	1	4
9/21/2019	2	19	6	2	2	23	39	0	0	1	0
9/22/2019	1	21	9	1	3	17	30	1	0	1	2
9/23/2019	0	27	7	2	2	21	37	0	0	0	0
9/24/2019	0	23	6	1	3	24	37	0	0	0	1
9/25/2019	0	23	7	2	1	20	34	0	0	0	2
9/26/2019	0	19	7	1	0	24	32	0	0	0	4
9/27/2019	0	27	6	2	0	23	32	2	0	0	2
9/28/2019	1	26	5	1	0	26	41	0	0	0	3
9/29/2019	0	20	4	1	0	16	43	0	0	0	5
9/30/2019	0	19	8	2	0	22	35	0	0	0	0
10/1/2019	1	14	8	0	0	0	33	0	0	3	1