



**PREDIKSI TRANSAKSI PENJUALAN PRODUK PADA DATA TIME
SERIES MENGGUNAKAN LSTM DALAM MENGESTIMASI
PERSEDIAAN PRODUK**

TUGAS AKHIR

GUNAWAN ABDI PUTRA UTAMA
41516120093

UNIVERSITAS
MERCU BUANA

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS MERCU BUANA
JAKARTA
2021**



**PREDIKSI TRANSAKSI PENJUALAN PRODUK PADA DATA TIME
SERIES MENGGUNAKAN LSTM DALAM MENGESTIMASI
PERSEDIAAN PRODUK**

Tugas Akhir

Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer

Oleh:
Gunawan Abdi Putra Utama
41516120093

UNIVERSITAS
MERCU BUANA

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS MERCU BUANA
JAKARTA
2021

LEMBAR PERNYATAAN ORISINALITAS

Yang bertanda tangan dibawah ini:

NIM : 41516120093

Nama : Gunawan Abdi Putra Utama

Judul Tugas Akhir : Prediksi Transaksi Penjualan Produk Pada Data Time Series
Menggunakan LSTM Dalam Mengestimasi Persediaan
Produk

Menyatakan bahwa Laporan Tugas Akhir saya adalah hasil karya sendiri dan bukan plagiat. Apabila ternyata ditemukan di dalam laporan Tugas Akhir saya terdapat unsur plagiat, maka saya siap untuk mendapatkan sanksi akademik yang terkait dengan hal tersebut.

Jakarta, 20 Febuari 2021



Gunawan Abdi Putra Utama



UNIVERSITAS
MERCU BUANA

SURAT PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR

Sebagai mahasiswa Universitas Mercu Buana, saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama Mahasiswa : Gunawan Abdi Putra Utama
NIM : 41516120093
Judul Tugas Akhir : Prediksi Transaksi Penjualan Produk Pada Data Time Series Menggunakan LSTM Dalam Mengestimasi Persediaan Produk

Dengan ini memberikan izin dan menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Mercu Buana **Hak Bebas Royalti Non Eksklusif** (*Non-exclusive Royalty Free Right*) atas karya ilmiah saya yang berjudul di atas beserta perangkat yang ada (jika diperlukan).

Dengan Hak Bebas Royalti/Non Eksklusif ini Universitas Mercu Buana berhak menyimpan, mengalih media/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat dan mempublikasikan tugas akhir saya.

Selain itu, demi pengembangan ilmu pengetahuan di lingkungan Universitas Mercu Buana, saya memberikan izin kepada Peneliti di Lab Riset Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana untuk menggunakan dan mengembangkan hasil riset yang ada dalam tugas akhir untuk kepentingan riset dan publikasi selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Jakarta, 20 Februari 2021



Gunawan Abdi Putra Utama

UNIVERSITAS
MERCU BUANA

SURAT PERNYATAAN LUARAN TUGAS AKHIR

Sebagai mahasiswa Universitas Mercu Buana, saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama Mahasiswa : Gunawan Abdi Putra Utama
 NIM : 41516120093
 Judul Tugas Akhir : Prediksi Transaksi Penjualan Produk Pada Data Time Series Menggunakan LSTM Dalam Mengestimasi Persediaan Produk

Menyatakan bahwa Luaran Tugas Akhir saya adalah sebagai berikut :

No	Luaran	Jenis	Status
1	Publikasi Ilmiah	Jurnal Nasional Tidak Terakreditasi	Diajukan
		Jurnal Nasional Terakreditasi	
		Jurnal Internasional Tidak Bereputasi	Diajukan
		Jurnal Internasional Bereputasi	
Disubmit/dipublikasikan di :	Nama Jurnal : JANAPATI		
	ISSN : 2089-8673 (Print) 2548-4265 (Online)		
2	Kertas Kerja, Merupakan material hasil penelitian sebagai kelengkapan Artikel Jurnal. Terdiri dari (minimal 4)	Literatur Review	[]
		Hasil analisa & perancangan aplikasi	[]
		Source code	[]
		Data set	[]
		Tahapan eksperimen	[]
		Hasil eksperimen seluruhnya	[]
3	HAKI Disubmit / Terdaftar	HKI	Diajukan
		Paten	Tercatat
		No & Tanggal Permohonan :	
		No & Tanggal Pencatatan :	

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Jakarta, 20 Februari 2021



Gunawan Abdi Putra Utama

LEMBAR PERSETUJUAN PENGUJI

NIM : 41516120093
Nama : Gunawan Abdi Putra Utama
Judul Tugas Akhir : Prediksi Transaksi Penjualan Produk Pada Data
Time Series Menggunakan LSTM Dalam
Mengestimasi Persediaan Produk

Tugas Akhir ini telah diperiksa dan disidangkan sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana.

Jakarta, 20 Februari 2021



(Desi Ramayanti, S.Kom.,MT)
Ketua Penguji

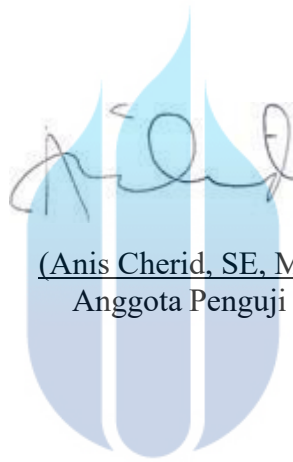
UNIVERSITAS
MERCU BUANA

LEMBAR PERSETUJUAN PENGUJI

NIM : 41516120093
Nama : Gunawan Abdi Putra Utama
Judul Tugas Akhir : Prediksi Transaksi Penjualan Produk Pada Data
Time Series Menggunakan LSTM Dalam
Mengestimasi Persediaan Produk

Tugas Akhir ini telah diperiksa dan disidangkan sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana.

Jakarta, 20 Februari 2021



(Anis Cherid, SE, MTI)
Anggota Penguji 1

UNIVERSITAS
MERCU BUANA

LEMBAR PERSETUJUAN PENGUJI

NIM : 41516120093
Nama : Gunawan Abdi Putra Utama
Judul Tugas Akhir : Prediksi Transaksi Penjualan Produk Pada Data
Time Series Menggunakan LSTM Dalam
Mengestimasi Persediaan Produk

Tugas Akhir ini telah diperiksa dan disidangkan sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana.

Jakarta, 20 Februari 2021



(Hery Derajad Wijaya, S.Kom., MM)

Anggota Penguji 2

UNIVERSITAS
MERCU BUANA

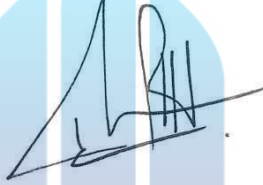
LEMBAR PENGESAHAN

NIM : 41516120093
Nama : Gunawan Abdi Putra Utama
Judul Tugas Akhir : Prediksi Transaksi Penjualan Produk Pada Data Time Series Menggunakan LSTM Dalam Mengestimasi Persediaan Produk

Tugas Akhir ini telah diperiksa dan disidangkan sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana.

Jakarta, 20 Februari 2021

Menyetujui,



(Dr. Mujiono Sadikin, M.T.) Dosen Pembimbing

UNIVERSITAS

MERCU BUANA

Mengetahui,



Diky Firdaus, S.Kom, MM

Koord. Tugas Akhir Teknik Informatika



Desi Ramayanti, S.Kom, M

Ka. Prodi Teknik Informatika

ABSTRAK

Nama : Gunawan Abdi Putra Utama
NIM : 41516120093
Pembimbing TA : Dr. Mujiono Sadikin, M.T
Judul : Prediksi Transaksi Penjualan Produk Pada Data
Time Series Menggunakan LSTM Dalam
Mengestimasi Persediaan Produk

Prediksi penjualan produk merupakan salah satu cara dalam menjaga kestabilan penjualan. Kondisi dan permintaan pasar yang semakin kompleks dan sulit diprediksi membuat perusahaan harus merencanakan strategi bisnis yang tepat, di antaranya termasuk melalui prediksi permintaan atau penjualan produk. Hasil prediksi yang diperoleh dapat digunakan sebagai pertimbangan pengambilan keputusan dan perencanaan strategi bisnis yang tepat. Dalam penelitian ini dilakukan uji coba prediksi menggunakan teknik machine learning dengan metode Long Short-Term Memory (LSTM), untuk menguji coba teknik yang diusulkan menggunakan dataset penjualan 5 produk dengan parameter kinerja Root Mean Squared Error (RMSE) didapatkan nilai data testing berurut yaitu 0.22, 0.23, 0.30, 0.09, 0.34. di mana semakin kecil tingkat kesalahan yang dihasilkan akan semakin tepat metode yang digunakan dalam memprediksi.

Kata kunci : *Machine Learning, Long Short-Term Memory, Prediction, Sales*



UNIVERSITAS
MERCU BUANA

ABSTRACT

Name : Gunawan Abdi Putra Utama
Student Number : 41516120093
Counsellor : Dr. Mujiono Sadikin, M.T
Title : Prediksi Transaksi Penjualan Produk Pada Data
Time Series Menggunakan LSTM Dalam
Mengestimasi Persediaan Produk

Predicting product sales is one way to maintain sales stability. Market conditions and demands that are increasingly complex and unpredictable make companies have to plan the right business strategy, including through prediction of product demand or sales. The prediction results obtained can be used as a consideration for making decisions and planning the right business strategy. In this study, a prediction trial was carried out using machine learning techniques with the Long Short-Term Memory (LSTM) method, to test the proposed technique using a sales dataset of 5 products with a performance parameter of Root Mean Squared Error (RMSE), the sequential testing data value was 0.22. , 0.23, 0.30, 0.09, 0.34. where the smaller the error rate generated, the more precise the method used in predicting.

Key words : Machine Learning, Long Short-Term Memory, Prediction, Sales



UNIVERSITAS
MERCU BUANA

KATA PENGANTAR

Puji syukur kita panjatkan atas kehadiran Allah SWT, Tuhan Yang Maha Esa. Berkat rahmat dan ridho-Nya yang telah melimpahkan rahmat serta hidayah-Nya sehingga penulis bisa menyelesaikan laporan Tugas Akhir yang berjudul “Prediksi Transaksi Penjualan Produk Pada Data Time Series Menggunakan LSTM Dalam Mengestimasi Persediaan Produk”.

Penulis menyadari bahwa tanpa bantuan dan bimbingan pihak-pihak terkait Tugas Akhir ini tidak bisa selesai tepat waktu, Oleh karena itu, penulis juga mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Dr. Mujiono Sadikin, M.T, selaku Dosen Pembimbing yang bersedia meluangkan waktu dalam memberikan bimbingan dengan sabar sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini.
2. Ibu Desi Ramayanti, S.Kom., MT, selaku Kepala Program studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer Universitas Mercu Buana.
3. Ibu Ida Nurhaida, Dr, MT Selaku Dosen Pembimbing Akademik yang telah membimbing dari awal semester hingga sekarang.
4. Kedua Orang tua yang senantiasa memberikan doa dan dukungan kepada penulis.
5. Teman-teman yang selalu menyemangati dan memberi motivasi kepada penulis selama pelaksanaan tugas akhir.
6. Semua pihak yang telah banyak membantu dalam penyusunan tugas akhir ini yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Akhir kata, penulis berharap hasil Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi kita semua. Penulis memohon maaf apabila dalam penulisan tugas akhir ini terdapat banyak kesalahan.

Jakarta, 20 Febuari 2021



Gunawan Abdi Putra Utama

DAFTAR ISI

HALAMAN SAMPUL.....	i
HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PERNYATAAN ORISINALITAS	ii
SURAT PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR... ..	iii
SURAT PERNYATAAN LUARAN TUGAS AKHIR.....	iv
LEMBAR PERSETUJUAN PENGUJI	v
LEMBAR PENGESAHAN	viii
ABSTRAK	ix
ABSTRACT	x
KATA PENGANTAR.....	xi
DAFTAR ISI.....	xii
NASKAH JURNAL	1
KERTAS KERJA.....	12
BAB 1 LITERATUR REVIEW	13
BAB 2 ANALISIS PERCOBAAN	33
BAB 3 SOURCE CODE	38
BAB 4 DATASET.....	39
BAB 5 TAHAPAN EKSPERIMEN.....	41
BAB 6 HASIL SEMUA EKSPERIMEN.....	50
BAB 7 KESIMPULAN DAN SARAN	58
DAFTAR PUSTAKA.....	59
LAMPIRAN DOKUMEN HAKI.....	60
LAMPIRAN KORESPONDENSI	62



NASKAH JURNAL
**PREDIKSI TRANSAKSI PENJUALAN PRODUK PADA DATA TIME
SERIES MENGGUNAKAN LSTM DALAM MENGESTIMASI
PERSEDIAAN PRODUK**

Gunawan Abdi Putra Utama¹ Mujiono Sadikin²

^{1,2}Jurusan Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Mercu Buana
Jakarta Indonesia

e-mail: 41516120093@student.mercubuana.ac.id¹ mujiono@mercubuana.ac.id²

Abstrak

Prediksi penjualan produk merupakan salah satu cara dalam menjaga kestabilan penjualan. Kondisi dan permintaan pasar yang semakin kompleks dan sulit diprediksi membuat perusahaan harus merencanakan strategi bisnis yang tepat di antaranya termasuk melalui prediksi permintaan atau penjualan produk. Hasil prediksi yang diperoleh dapat digunakan sebagai pertimbangan pengambilan keputusan dan perencanaan strategi bisnis yang tepat. Dalam penelitian ini dilakukan uji coba prediksi menggunakan teknik machine learning dengan metode Long Short-Term Memory (LSTM) untuk menguji coba teknik yang diusulkan menggunakan dataset penjualan 5 produk dengan parameter kinerja Root Mean Squared Error (RMSE) didapatkan nilai data testing berurut yaitu 0.22 0.23 0.30 0.09 0.34. di mana semakin kecil tingkat kesalahan yang dihasilkan akan semakin tepat metode yang digunakan dalam memprediksi.

Kata kunci: Machine Learning Long Short-Term Memory Prediction Sales

Abstract

Predicting product sales is one way to maintain sales stability. Market conditions and demands that are increasingly complex and unpredictable make companies have to plan the right business strategy including through prediction of product demand or sales. The prediction results obtained can be used as a consideration for making decisions and planning the right business strategy. In this study a prediction trial was carried out using machine learning techniques with the Long Short-Term Memory (LSTM) method to test the proposed technique using a sales dataset of 5 products with a performance parameter of Root Mean Squared Error (RMSE) the sequential testing data value was 0.22. 0.23 0.30 0.09 0.34. where the smaller the error rate generated the more precise the method used in predicting.

Keywords : Machine Learning Long Short-Term Memory Prediction Sales

PENDAHULUAN

PT. Beiersdorf Indonesia merupakan perusahaan multinasional dari Jerman yang bergerak di bidang kosmetika dan alat kesehatan dengan produk utama Nivea dan Hansaplast. Dalam penjualan produk perusahaan melakukannya secara *online* maupun menawarkan kepada *outlet* yang menjadi target penjualan perusahaan. Pemenuhan kebutuhan terhadap pelanggan perlu diperhatikan karena akan mempengaruhi penjualan yang didapat permintaan pasar yang tinggi akan

meningkatkan *omzet* perusahaan. Oleh karena itu persediaan produk harus tepat dan sesuai dengan keadaan pasar yang ada. Data transaksi penjualan yang digunakan merupakan data salah satu *project* strategi bisnis perusahaan yaitu *project* BEST (Beiersdorf Excellent Spreading Team) yang berfokus untuk meningkatkan distribusi dan penjualan perusahaan. Data transaksi penjualan disimpan secara terstruktur pada *website* perusahaan sehingga perusahaan

mendapatkan hasil data penjualan yang dapat dijadikan laporan penjualan perusahaan.

Peramalan adalah metode untuk memperkirakan suatu nilai dimasa yang akan datang dengan menggunakan data historis yang sudah ada. Contohnya peramalan penjualan produk untuk menentukan besarnya perkiraan kuantitas sehingga dapat memperoleh keputusan yang tepat dalam perencanaan persediaan produk berdasarkan data yang sudah ada [1]. Dengan dilakukannya peramalan diharapkan dapat membantu perusahaan dalam pengambilan keputusan yang tepat dalam peningkatan distribusi penjualan dan dapat mengestimasi persediaan produk.

Dalam kaitannya dengan menyusun strategi penjualan informasi yang diperoleh dari prediksi penjualan akan memberikan gambaran berguna tentang prospek permintaan produk di masa yang akan datang. Hasil prediksi dalam praktiknya hampir tidak pernah secara mutlak tepat dikarenakan keadaan ataupun kejadian di masa yang akan datang tidak menentu. Meskipun demikian apabila semua faktor penting yang mempengaruhi telah diperhitungkan dengan baik dan model dari hubungan faktor tersebut baik maka hasil prediksi akan mendekati aktualnya. Hal ini di pertimbangkan karena tidak ada satu pun metode dari prediksi atau peramalan yang dapat digunakan secara *universal* untuk seluruh keadaan atau situasi [2].

Peramalan penjualan yang buruk secara otomatis akan menyebabkan perencanaan produksi yang buruk. Akibatnya inventaris menjadi sangat tinggi atau sebaliknya hilangnya penjualan karena tidak tersedia barang yang akan dijual. Inventaris yang terlalu tinggi mengakibatkan bertambahnya biaya yang disebabkan sumber daya yang ada menjadi tidak efisien. Pada kondisi sebaliknya akan menyebabkan terjadinya kekosongan produk di pasaran. Kondisi ini menciptakan peluang bagi pesaing (kompetitor) untuk masuk sehingga mengakibatkan hilangnya peluang pasar yang ada (loss opportunity) [3].

Persediaan atau *inventory* merupakan salah satu hal penting yang diperlukan oleh

sebuah organisasi. Persediaan juga merupakan aktiva penting yang perusahaan miliki sehingga diperlukan pengendalian agar persediaan dapat dikelola dengan baik. Persediaan dapat membantu perusahaan untuk meminimalkan *opportunity lost* karena kelancaran proses produksi maupun distribusi. Namun persediaan yang terlalu banyak juga dapat merugikan perusahaan karena persediaan termasuk dalam pemborosan yang membutuhkan modal besar untuk pengelolaannya [4].

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan salah satu pengembangan *neural network* yang dapat digunakan untuk pemodelan data *time series*. LSTM mampu mengatasi ketergantungan jangka panjang (long term dependencies) pada masukannya. Sebuah penelitian *A New Method for Semantic Consistency Verification of Aviation Radiotelephony Communication Based on LSTM-RNN* mengatakan bahwa LSTM berhasil diterapkan pada berbagai tugas sekuensial dan bahasa pemodelan. Sebuah *cell* dalam LSTM menyimpan sebuah nilai atau keadaan (*cell state*) baik untuk periode waktu yang panjang atau singkat. LSTM mempunyai *memory block* yang akan menentukan nilai mana yang akan dipilih sebagai keluaran yang relevan terhadap masukan yang diberikan. Hal ini adalah keunggulan yang dimiliki oleh LSTM [1].

Seiring dengan berkembangnya pemodelan dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan pada tahun 1997 mulai dikembangkan model baru yang bekerja untuk menangani masalah ketergantungan jangka panjang dan dikenal dengan *Long Short-Term memory* (LSTM) yang merupakan *unit* spesial dari *Recurrent Neural Network* (RNN). Mengacu pada informasi bahwa LSTM dapat menanggulangi permasalahan jangka panjang [5].

Dengan kemajuan teknologi jaringan saraf buatan komputer diharapkan dapat melakukan prediksi dengan tingkat keakuratan yang baik. Salah satu jaringan saraf yang populer digunakan untuk prediksi suatu harga/nilai adalah jaringan saraf rekuren (RNN) dengan model *Long Short*

Term Memory (LSTM). Model ini menggantikan *hidden neuron* pada jaringan saraf tiruan dengan *memory cell*. Dengan *memory cell model* LSTM dapat bekerja lebih baik dibanding jaringan saraf rekuren biasa [6].

LSTM merupakan pengembangan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dipopulerkan oleh Sepp Hochreiter dan Jurgen Schmidhuber pada tahun 1997. LSTM menyimpan informasi terhadap pola-pola pada data dan dapat mempelajari data mana saja yang akan disimpan dan data mana saja yang akan dibuang. LSTM banyak digunakan untuk pemrosesan teks video dan data *time series* [7].

Penelitian menggunakan LSTM dalam memprediksi sudah dilakukan oleh beberapa peneliti dalam banyak studi. Berikut ini adalah penelitian yang telah dilakukan dengan menggunakan metode terkait dalam menyelesaikan masalah prediksi seperti dibawah ini.

Pertama penelitian yang dilakukan oleh Adhib Arfan dan Lussiana ETP dalam memprediksi harga saham di Indonesia menggunakan perbandingan *Long Short Term Memory* (LSTM) dengan *Support Vector Regression* (SVR) [8]. Dalam penelitian ini rentan waktu yang digunakan adalah antara tahun 2017-2019 pada prediksi dengan rentan data 60 hari dengan evaluasi nilai *Mean Squared Error* (MSE) model LSTM mendapatkan nilai 0.0013 sedangkan model SVR menghasilkan nilai 0.0065 hal ini menandakan bahwa model LSTM lebih baik ditunjukkan dengan tingkat kesalahan nilai yang kecil.

Kedua penelitian yang dilakukan oleh Putu Sugiartawan Agus Aan Jiwa Permana dan Paholo Iman Prakoso dalam memprediksi kunjungan wisatawan Bali dengan model LSTM menggunakan 240 *record* data dengan teknik *k-fold* sebesar 5 menjadi *5-fold* menghasilkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 1592 dengan rata-rata 3758 dan waktu sebesar 182 detik menggunakan jumlah *unit neuron* pada *hidden layer* sebanyak 16 *unit learning rate* sebesar 0.01 *windows size*

sebanyak 3 dan jumlah *hidden layer* adalah 1 [9].

Ketiga penelitian yang dilakukan oleh Amran dan Siti Sa'adah dalam memprediksi harga bawang merah di Sulawesi Selatan menggunakan LSTM menggunakan rentan waktu Agustus 2016 sampai dengan April 2019 berjumlah 140 *record* data. Menggunakan komposisi 70% data *training* dan 30% data *testing* dengan *epoch* sebanyak 50 150 dan 250 menghasilkan parameter terbaik dalam memprediksi harga bawang yaitu dengan menggunakan *epoch* 200 dan *learning rate* 0.001 menghasilkan nilai *Mean Absolute Error* (MSE) sebesar 2021395.362 [10].

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi model data *time series* pada beberapa produk PT. Beiersdorf Indonesia menggunakan arsitektur *Long Short-Term Memory* (LSTM) dengan evaluasi kriteria yang digunakan adalah *Root Mean Squared Error* (RSME).

METODE

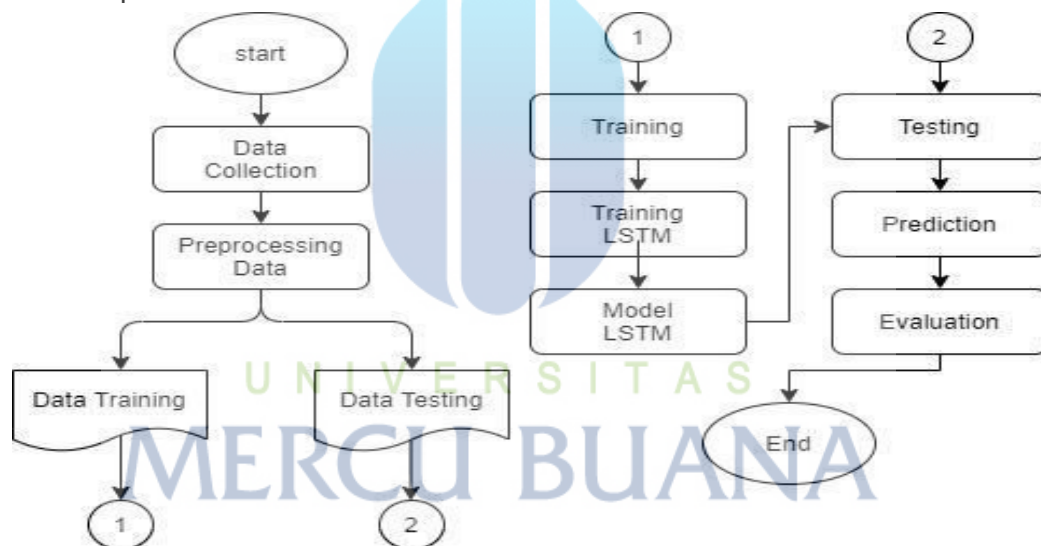
A. Dataset

Dataset yang diperoleh dari *project* strategi bisnis yaitu *project BEST* (Beiersdorf Excellent Spreading Team) merupakan data transaksi penjualan produk harian pada periode waktu bulan januari 2020 sampai dengan oktober 2020 berupa bentuk data *time series*. Berjumlah 922640 *row* yang kemudian dilakukan *cleansing* dan didapatkan 246 *row* data yang dijadikan atribut tanggal dan 5 produk utama yang diprediksi. Data penjualan memiliki bermacam - macam produk yang kemudian dipilih dengan hanya mengambil 5 produk yang memiliki nilai kuantitas penjualan paling tinggi yaitu produk disamakan menjadi "A" "B" "C" "D" dan "E" pada periode waktu tersebut. Atribut tanggal sebagai tanggal penjualan harian dan produk berisikan kuantitas dalam bentuk satuan (*pieces*) penggunaan nilai kuantitas bertujuan memberikan informasi untuk persediaan produk kepada pihak gudang. Penjelasan atribut dan contoh *instant* data disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Contoh Atribut *Dataset* Transaksi

No	Tanggal	A	B	C	D	E
1	02/01/2020	231	465	459	759	494
2	03/01/2020	263	572	617	1.001	557
3	04/01/2020	232	517	543	1.114	474
4	06/01/2020	296	554	61	993	571
5	07/01/2020	332	575	574	122	667
6	08/01/2020	287	586	626	1.672	711
7	09/01/2020	309	487	5.232	1.255	592
8	10/01/2020	318	5.492	5.612	1.193	588
9	11/01/2020	242	456	466	638	490
10	13/01/2020	319	6.638	6.231	1.158	677

B. Tahapan Percobaan



Gambar 1. Tahapan Percobaan

Tahapan percobaan yang dilakukan pada penelitian ini diilustrasikan pada Gambar 1. Setelah pengumpulan *dataset* selanjutnya dilakukan *preprocessing* data untuk menentukan atribut yang digunakan pada penelitian *Preprocessing* data meliputi normalisasi data pada *dataset* menggunakan *min-max scaler* dari *scikit learn*. Selanjutnya membagi data *training* dan data *testing* dengan komposisi data *training* 70% dan data *testing* 30% kemudian data *training* dilatih dalam pemodelan LSTM

sehingga didapatkan model LSTM terbaik. Setelah didapatkan model LSTM terbaik kemudian dilanjutkan langkah pengujian atau *testing* menggunakan data *testing* untuk mendapatkan hasil *prediction* selanjutnya dievaluasi kinerja modelnya menggunakan RMSE terhadap data *training* maupun data *testing*.

C. *Input Dataset*

Dataset kemudian di *input* ke dalam pemodelan *dataset* telah dikonversi menjadi file *csv* (Comma Separated Values)

berjumlah 246 row data. *Dataset* diatur komposisinya menjadi 70% data *train* dan 30% data *test*.

D. Preprocessing Data

Preprocessing Data yang dilakukan pada penelitian ini meliputi normalisasi *dataset* normalisasi dilakukan dengan mentransformasi nilai aktual menjadi nilai *range interval* agar mengurangi kompleksitas data. *Dataset* tersebut dinormalisasi menjadi satu *range interval* yaitu [-1 1] untuk mendapatkan hasil prediksi yang baik. Berikut ini adalah rumus normalisasi yang digunakan.

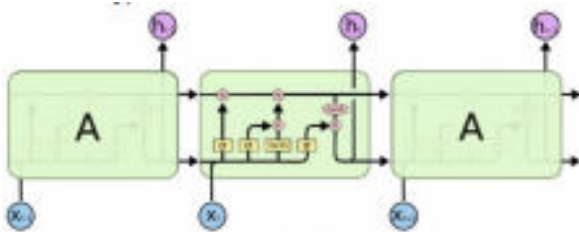
$$X_{\text{norm}} = \frac{X_1 - X_{\text{min}}}{X_{\text{max}} - X_{\text{min}}} \quad (1)$$

Keterangan:

X_{norm} = Hasil normalisasi data
 X_1 = Nilai aktual data
 X_{min} = Nilai minimum aktual data
 X_{max} = Nilai maximum aktual data

E. Long Short-Term Memory

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan sebuah arsitektur RNN yang memiliki *memory cell*. Dengan *memory cell* arsitektur LSTM dapat bekerja lebih baik dibanding jaringan saraf rekuren biasa karena memiliki kemampuan untuk mengingat informasi untuk periode waktu yang lebih lama sehingga menjadikannya algoritma yang lebih baik untuk prediksi data berjenis *time series* [11]. Sel LSTM mampu menghubungkan informasi sebelumnya dengan informasi selanjutnya dan keefektifan untuk menyimpan informasi yang panjang ini sangat diperlukan dalam mengolah data *time series* [12].



Gambar 2. Arsitektur LSTM [5]

Jaringan LSTM digambarkan seperti beberapa modul berantai yang berulang di mana dalam setiap modul terdapat submodul lagi yang berisi 3 fungsi gerbang *sigmoid*. Fungsi *sigmoid* merupakan fungsi yang mengatur jumlah informasi yang dilewatkan. 3 fungsi *sigmoid* utama yang berada dalam sub modul LSTM yaitu *forget gate input gate* dan *output gate* [13].

1. Forget Gate (f_t)

informasi pada setiap data masukan diolah dan dipilih data mana saja yang akan disimpan atau dibuang pada *memory cells*. Fungsi aktivasi yang digunakan pada *forget gates* ini adalah fungsi aktivasi *sigmoid*. Di mana hasil keluarannya antara 0 dan 1. Jika keluarannya adalah 1 maka semua data akan disimpan dan sebaliknya jika keluarannya 0 maka semua data akan dibuang. Dengan rumus sebagai berikut [5] :

$$f_t = \sigma(w_f[s_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2)$$

Keterangan:

f_t = *Forget gate*.
 σ = Fungsi *sigmoid*.
 w_f = Beban *forget gate*.
 s_{t-1} = *State* sebelumnya.
 x_t = *Input* waktu.
 b_f = Bias *forget gate*.

2. Input Gate (i_t)

Terdapat dua *gates* yang dilaksanakan pertama diputuskan nilai mana yang diperbarui menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid*. Selanjutnya fungsi aktivasi *tanh* membuat *vector* nilai baru yang disimpan pada *memory cell* dari kedua bagian tersebut digabungkan untuk membuat pembaharuan *memory cell*. Dengan rumus sebagai berikut [5] :

$$i_t = \sigma(w_i \cdot [s_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (3)$$

Keterangan:

i_t = *Input gate*.
 σ = Fungsi *sigmoid*.
 w_i = Beban *Input gate*.
 s_{t-1} = *State* sebelumnya.
 x_t = *Input* waktu.
 b_i = Bias *Input gate*.

$$C'_t = \tanh(w_c \cdot [s_{t-1}, X_t] + b_c) \quad (4)$$

Keterangan:

C'_t = *Intermediate cell gates*.

w_c = Beban *cell gates*.

s_{t-1} = *State* sebelumnya.

x_t = *Input* waktu.

b_c = Bias *cell gates*.

Pada *cell gates* mengganti nilai pada *memory cell* sebelumnya dengan nilai *memory cell* yang baru. Di mana nilai ini didapatkan dari menggabungkan nilai yang terdapat pada *forget gate* dan *input gate*. Dengan rumus sebagai berikut [5] :

$$C_t = f_t * c_{t-1} + i_t * C'_t \quad (5)$$

Keterangan:

C_t = *Cell gates*.

f_t = *Forget gate*.

c_{t-1} = *Cell gate* sebelumnya.

i_t = *Input gate*.

C'_t = *Intermediate cell gates*.

3. Output Gate (o_t)

Pada *output gates* terdapat dua *gates* yang dilaksanakan pertama diputuskan nilai pada bagian *memory cell* mana yang dikeluarkan dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid*. Selanjutnya ditempatkan nilai pada *memory cell* dengan menggunakan fungsi aktivasi *tanh*. Terakhir kedua *gates* tersebut dikalikan sehingga menghasilkan nilai yang dikeluarkan. Dengan rumus sebagai berikut [5] :

$$o_t = \sigma(w_o \cdot [s_{t-1}, X_t] + b_o) \quad (6)$$

$$h_t = \sigma * \tanh(c_t) \quad (7)$$

Keterangan:

o_t = *Output gate*.

σ = Fungsi *sigmoid*.

w_o = Beban *Output gate*.

s_{t-1} = *State* sebelumnya.

x_t = *Input* waktu.

b_o = Bias *Output gate*.

F. Evaluasi

Pada penelitian ini menggunakan *Root Mean Squared Error* (RMSE) untuk mengevaluasi kinerja model yang digunakan. RMSE digunakan untuk mencari keakuratan hasil peramalan dengan data *history* dengan menggunakan rumus. Semakin kecil nilai yang dihasilkan semakin bagus pula hasil peramalan yang dilakukan [14]. Keakuratan metode estimasi kesalahan pengukuran diindikasikan dengan adanya RMSE yang kecil. Metode estimasi yang mempunyai RMSE lebih kecil dikatakan lebih akurat daripada metode estimasi yang mempunyai RMSE lebih besar [15] berikut ini rumus dari RMSE:

$$RMSE = \frac{\sqrt{\sum_{t=1}^n (A_t - F_t)^2}}{n} \quad (8)$$

Keterangan:

\sum = Jumlahkan keseluruhan nilai.

A_t = Nilai data aktual.

F_t = Nilai peramalan.

N = Banyaknya data.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Setelah dilakukan *preprocessing* data dengan membagi komposisi data menjadi 70% data *training* dan 30% data *testing* pada pemodelan LSTM kemudian dilakukan normalisasi data dengan *min-max scaler* dari *scikit learn* yaitu memanipulasi nilai menjadi *range* [-1 1] lalu mengubah bentuk menjadi *array numpy* dan membuat pemodelan LSTM. Menggunakan *library keras* kemudian membuat model *sequential* dengan 64 *layer LSTM* serta 1 *hidden layer dense* lalu menggunakan *optimizer SGD* (*Stochastic Gradient Descent*) dengan *learning raid* = 1.0000e-04 dan *momentum* = 0.9 dan menggunakan *loss huber* serta *metrics mae* (mean absolute error).

Penelitian yang dilakukan dalam memprediksi penjualan 5 produk dengan model data time series memberikan hasil kinerja terbaik yang didapatkan dengan menggunakan parameter perubahan *epoch* dan menguji kinerja model LSTM dengan evaluasi nilai RMSE. Dalam proses uji coba yang dilakukan membagi komposisi data

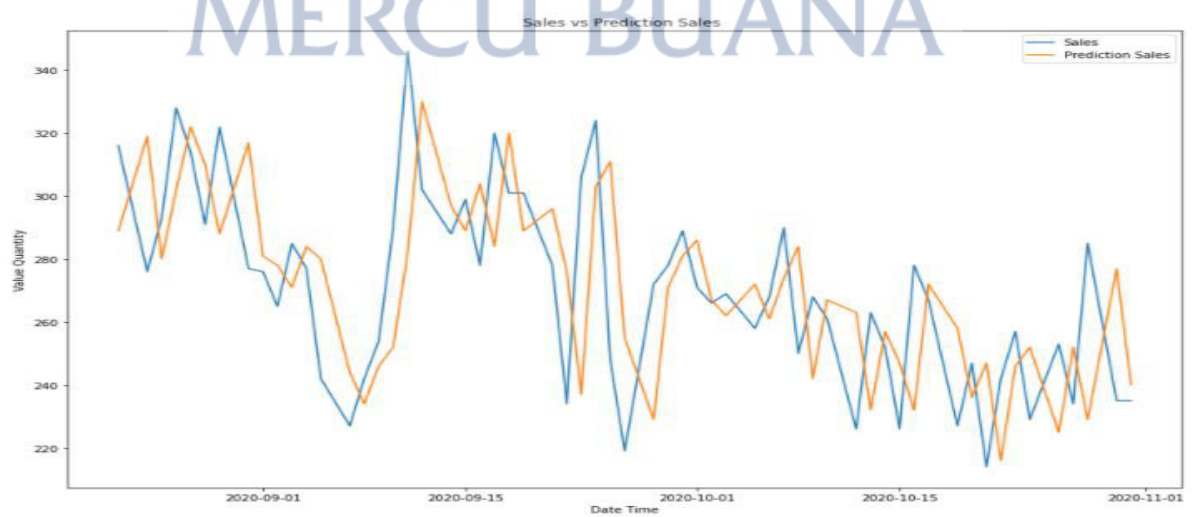
menjadi 70% data *train* dan 30% data *test* kemudian menggunakan *epoch* sebanyak 100 150 200. Berikut adalah hasil dari algoritma LSTM dalam implementasi model yang digunakan disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil RMSE *Training* dan *Testing*.

Epoch	Produk	RMSE Training	RMSE Testing
100	A	0.27	0.23
	B	0.36	0.25
	C	0.37	0.31
	D	0.18	0.09
	E	0.36	0.34
150	A	0.27	0.22
	B	0.36	0.25
	C	0.36	0.30
	D	0.18	0.09
	E	0.35	0.34
200	A	0.26	0.22
	B	0.33	0.23
	C	0.34	0.30
	D	0.18	0.09
	E	0.34	0.34

Pada Tabel 2 Dari hasil percobaan menggunakan *epoch* 100 150 200 didapatkan model terbaik yaitu menggunakan *epoch* 200 yang memiliki nilai

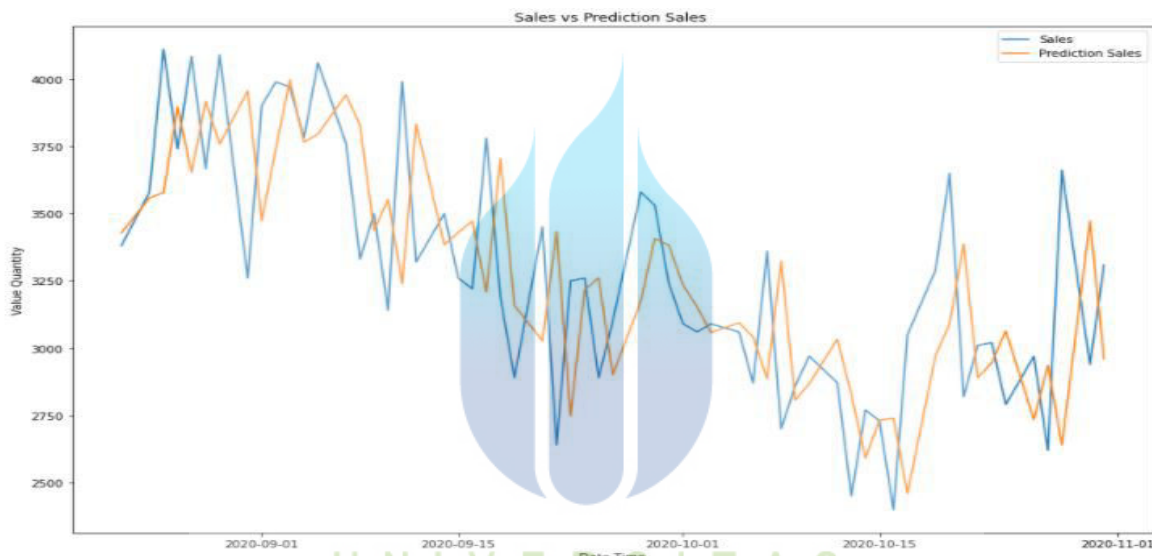
evaluasi RMSE terendah dari data *training* dan data *testing*. Berikut ini adalah plot hasil percobaan dari *epoch* 200 untuk setiap produk.



Gambar 3. Plot Produk A

Tabel 3. Hasil Perbandingan Penjualan dengan Hasil Prediksi Produk A

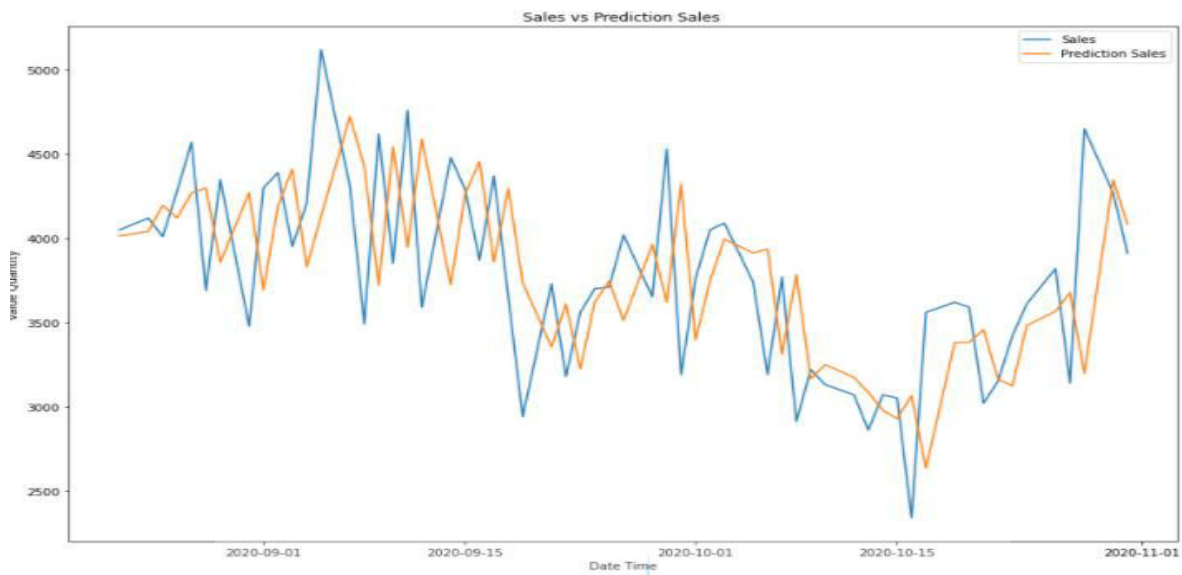
Produk A		
Tanggal	Aktual Sales	Prediksi Sales
26/10/2020	253	225
27/10/2020	234	252
28/10/2020	285	229
30/10/2020	235	277
31/10/2020	235	240



Gambar 4. Plot Produk B

Tabel 4. Hasil Perbandingan Penjualan dengan Hasil Prediksi Produk B

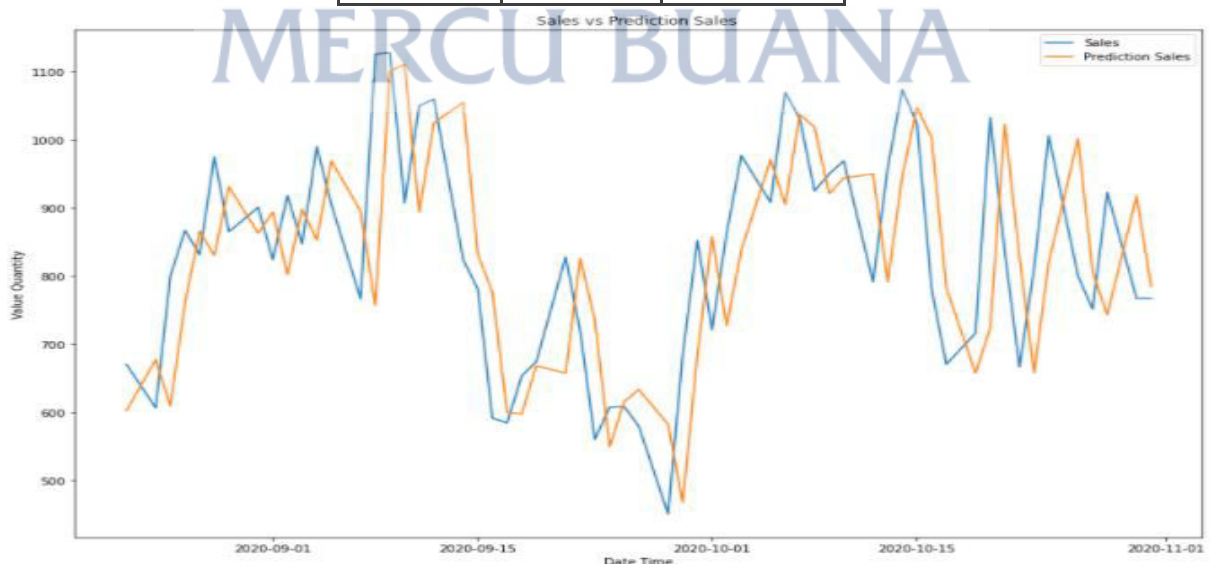
Produk B		
Tanggal	Aktual Sales	Prediksi Sales
26/10/2020	2.970	2.735
27/10/2020	2.620	2.936
28/10/2020	3.661	2.648
30/10/2020	2.939	3.473
31/10/2020	3.316	2.960



Gambar 5. Plot Produk C

Tabel 5. Hasil Perbandingan Penjualan dengan Hasil Prediksi Produk C

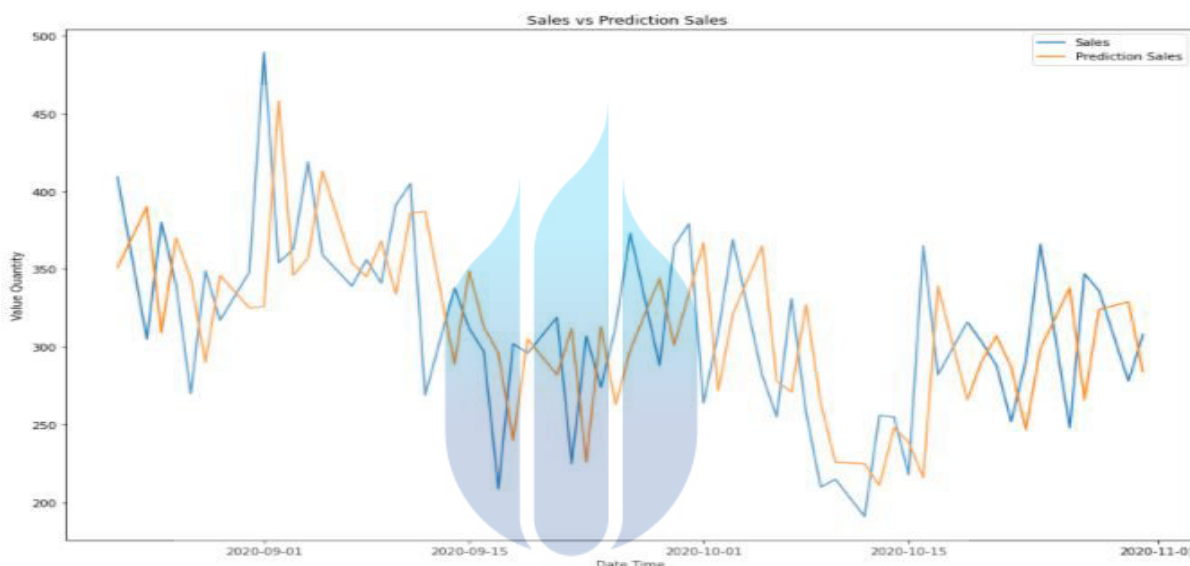
Produk C		
Tanggal	Aktual Sales	Prediksi Sales
26/10/2020	3.820	3.556
27/10/2020	3.140	3.677
28/10/2020	4.651	3.198
30/10/2020	4.269	4.347
31/10/2020	3.910	4.883



Gambar 6. Plot Produk D

Tabel 6. Hasil Perbandingan Penjualan dengan Hasil Prediksi Produk D

Produk D		
Tanggal	Aktual Sales	Prediksi Sales
26/10/2020	800	1.002
27/10/2020	751	806
28/10/2020	923	743
30/10/2020	767	917
31/10/2020	767	784



Gambar 7. Plot Produk E

Tabel 7. Hasil Perbandingan Penjualan dengan Hasil Prediksi Produk E

Produk E		
Tanggal	Aktual Sales	Prediksi Sales
26/10/2020	248	338
27/10/2020	347	266
28/10/2020	336	324
30/10/2020	278	329
31/10/2020	388	284

KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang dilakukan dengan menggunakan model data *time series* menggunakan algoritma LSTM didapatkan nilai RMSE untuk data *testing* 5 produk berurut yaitu 0.22 0.23 0.30 0.09 0.34. Dapat disimpulkan produk D memiliki prediksi terbaik dengan nilai RMSE terkecil 0.09 pengujian yang kami lakukan menggunakan algoritma LSTM dapat dijadikan pertimbangan oleh perusahaan dalam persediaan produk.

REFERENSI

- [1] L. Wiranda and M. Sadikin "Penerapan Long Short Term Memory Pada Data Time Series Untuk Memprediksi Penjualan Produk Pt. Metiska Farma" *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.* vol. 8 no. 3 pp. 184–196 2019.
- [2] S. Wardah "KEMASAN BUNGKUS (Studi Kasus : Home Industry Arwana Food Tembilahan)" *Tek. Ind.* vol. XI 2016.
- [3] M. L. Ashari and M. Sadikin "Prediksi Data Transaksi Penjualan Time Series Menggunakan Regresi Lstm" *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.* vol. 9 no. 1 p. 1 2020 doi: 10.23887/janapati.v9i1.19140.
- [4] P. T. I. Tbk "Perbandingan Metode Forecast berdasarkan Rerata dan Metode Long Short Term Memory (LSTM) pada" pp. 81–86.
- [5] A. Arfan and L. ETP "Prediksi Harga Saham Di Indonesia Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory" *SeNTIK* vol. 3 no. 1 pp. 225–230 2019.
- [6] H. Prasetyanwar "Peramalan Nilai Tukar IDR-USD Menggunakan Long Short Term Memory" *Agustus* vol. 5 no. 2 p. 3820 2018.
- [7] F. F. El Huda "Implementasi Long Short-Term Memory Pada Harga Saham Perusahaan Perkebunan Di Indonesia" *Unisda J. Math. Comput.* ... vol. 6 pp. 9–18 2020.
- [8] A. Arfan and L. ETP "Perbandingan Algoritma Long Short-Term Memory dengan SVR Pada Prediksi Harga Saham di Indonesia" *Petir* vol. 13 no. 1 pp. 33–43 2020 doi: 10.33322/petir.v13i1.858.
- [9] P. Sugiartawan A. A. Jiwa Permana and P. I. Prakoso "Forecasting Kunjungan Wisatawan Dengan Long Short Term Memory (LSTM)" *J. Sist. Inf. dan Komput. Terap. Indones.* vol. 1 no. 1 pp. 43–52 2018 doi: 10.33173/jsikti.5.
- [10] S. S. Amran "Implementasi Long Short Term Memory Recurrent Neural Network Pada Prediksi Bawang Merah Daerah Sulawesi Selatan" *Academia.Edu* pp. 1–5.
- [11] S. Sen D. Sugiarto and A. Rochman "Komparasi Metode Multilayer Perceptron (MLP) dan Long Short Term Memory (LSTM) dalam Peramalan Harga Beras" *J. Ultim.* vol. XII no. 1 pp. 35–41 2020.
- [12] A. S. B. Karno "Prediksi Data Time Series Saham Bank BRI Dengan Mesin Belajar LSTM (Long ShortTerm Memory)" *J. Inform. Inf. Secur.* vol. 1 no. 1 pp. 1–8 2020 doi: 10.31599/jiforty.v1i1.133.
- [13] S. Zahara Sugianto and M. Bahril Ilmiddafiq "Prediksi Indeks Harga Konsumen Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM) Berbasis Cloud Computing" *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)* vol. 3 no. 3 pp. 357–363 2019 doi: 10.29207/resti.v3i3.1086.
- [14] A. Raharja W. Angraeni and R. Aulia Vinarti "Penerapan Metode Exponential Smoothing Untuk Peramalan Penggunaan Waktu Telepon Di Pt.Telkomsel Divre3 Surabaya" *J. Sist. Inf.* vol. 59 p. 73 2017.
- [15] C. S. Wahyu Widayati "Komparasi Beberapa Metode Estimasi Kesalahan Pengukuran" *J. Penelit. dan Eval. Pendidik.* vol. 13 no. 2 pp. 182–197 2013 doi: 10.21831/pep.v13i2.1409.

KERTAS KERJA

Ringkasan

Pada penelitian ini dilakukan sebuah percobaan untuk memprediksi penjualan produk di PT. Beiersdorf Indonesia serta mengestimasi persediaan produk yang dibutuhkan, penelitian menggunakan metode LSTM dengan berbasis *machine learning*. Menggunakan bahasa pemrograman *python* untuk menjalankan algoritma tersebut, pengumpulan data yang digunakan berasal dari penjualan PT. Beiersdorf Indonesia. Data-data ini merupakan hasil dari penjualan harian yang di *input* dan disimpan di *website* perusahaan, penelitian yang dilakukan adalah memprediksi penjualan 5 produk dengan model data time series.

Setelah dilakukan *preprocessing* data dengan membagi komposisi data menjadi 70% data *training* dan 30% data *testing* pada pemodelan LSTM, kemudian dilakukan normalisasi data dengan *min-max scaler* dari *scikit learn* yaitu memanipulasi nilai menjadi *range* [-1, 1] lalu mengubah bentuk menjadi *array numpy* dan membuat pemodelan LSTM. Menggunakan *library keras* kemudian membuat model *sequential* dengan 64 layer LSTM serta 1 *hidden layer dense* lalu menggunakan *optimizer* SGD (Stochastic Gradient Descent) dengan *learning raid* = 1.0000e-04 dan momentum = 0.9 dan menggunakan *loss huber* serta *metrics mae* (mean absolute error).

Penelitian yang dilakukan dalam memprediksi penjualan 5 produk dengan model data *time series*, memberikan hasil kinerja terbaik yang didapatkan dengan menggunakan parameter perubahan *epoch* dan menguji kinerja model LSTM dengan evaluasi nilai RMSE. Dalam proses uji coba yang dilakukan membagi komposisi data menjadi 70% data *train* dan 30% data *test*, kemudian menggunakan *epoch* sebanyak 100, 150, 200. Hasil nilai data *testing* 5 produk yang digunakan secara berurut yaitu 0.22, 0.23, 0.30, 0.09, 0.34. di mana semakin kecil tingkat kesalahan yang dihasilkan akan semakin tepat metode yang digunakan dalam memprediksi.

UNIVERSITAS
MERCU BUANA