

**SKRIPSI**

**MODEL PREDIKSI KECEPATAN KURIR DALAM  
PENGIRIMAN SURAT KABAR DENGAN *LONG SHORT-  
TERM MEMORY (LSTM)***

Oleh :  
**Kriti Mauludin**  
**065120003**



**PROGRAM STUDI ILMU KOMPUTER  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS PAKUAN  
BOGOR  
2024**

# SKRIPSI

## MODEL PREDIKSI KECEPATAN KURIR DALAM PENGIRIMAN SURAT KABAR DENGAN *LONG SHORT- TERM MEMORY (LSTM)*

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh  
Gelar Sarjana Komputer Jurusan Ilmu Komputer  
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Oleh :  
**Kriti Mauludin**  
**065120003**



**PROGRAM STUDI ILMU KOMPUTER**  
**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**  
**UNIVERSITAS PAKUAN**  
**BOGOR**  
**2024**

## LEMBAR PERSEMBAHAN

Skripsi ini penulis persembahkan kepada kedua orang tua tercinta terutama ibu, yang sudah membantu memberikan dukungan dalam berbagai bentuk yang tidak bisa terukur berapapun besarnya.

Kalimat motivasi penulis :

“Orang yang berhasil dalam hal kecil,  
Dia akan menjadi pemenang dalam hal besar.”

“Hati-hati saat memilih tangga menuju puncak.”

“Kamu tidak boleh menggigit lebih dari yang bisa kamu kunyah”  
~ *Jin Yang Cheol*

## HALAMAN PENGESAHAN

Judul : Model Prediksi Kecepatan Kurir dalam Pengiriman Surat kabar dengan  
*Long Short-Term Memory (LSTM)*

Nama : Kriti Mauludin

NPM : 065120003

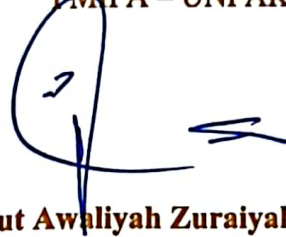
Mengesahkan,

Pembimbing Pendamping  
Program Studi Ilmu Komputer  
FMIPA – UNPAK



**Agung Prajuhana P, M.Kom.**

Pembimbing Utama  
Program Studi Ilmu Komputer  
FMIPA – UNPAK



**Dr. Tjut Awaliyah Zuraiyah, M.Kom.**

Mengetahui,

Ketua Program Studi Ilmu Komputer  
FMIPA – UNPAK



**Arie Qur'ania, M.Kom.**

Dekan  
FMIPA – UNPAK



**Asep Denih, S.Kom., M.Sc., Ph.D.**

## **PERNYATAAN KEASLIAN KARYA TULIS**

Dengan ini saya menyatakan bahwa :

Sejauh yang saya ketahui, karya tulis ini bukan merupakan karya tulis yang pernah dipublikasi atau sudah pernah dipakai untuk mendapatkan gelar sarjana di Universitas lain, kecuali pada bagian-bagian dimana sumber informasinya dicantumkan dengan cara referensi yang semestinya.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenar-benarnya. Apabila kelas dikemudian hari terdapat gugatan, penulis bersedia dikenakan sanksi sesuai dengan peraturan yang berlaku.

Bogor, 12 Agustus 2024

Kriti Mauludin  
065120003

## **PERNYATAAN PELIMPAHAN SKRIPSI DAN SUMBER INFORMASI SERTA PELIMPAHAN HAK CIPTA**

---

---

Saya yang bertandatangan di bawah ini :

Nama : Kriti Mauludin  
NPM : 065120003  
Judul Skripsi : Model Prediksi Kecepatan Kurir dalam Pengiriman Surat  
Kabar dengan *Long Short-Term Memory (LSTM)*

Dengan ini saya menyatakan bahwa Paten dan Hak Cipta dari produk Skripsi dan Tugas Akhir di atas adalah benar karya saya dengan arahan dari komisi pembimbing dan belum diajukan dalam bentuk apapun kepada perguruan tinggi manapun.

Sumber informasi yang berasal atau dikutip dari karya yang diterbitkan maupun tidak diterbitkan dari penulis lain telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam Daftar Pustaka di bagian akhir skripsi ini.

Dengan ini saya melimpahkan Paten, hak cipta dari karya tulis saya kepada Universitas Pakuan.

Bogor, 12 Agustus 2024

Kriti Mauludin  
065120003

## RIWAYAT HIDUP



Penulis dilahirkan di Kota Bogor, 5 Juni 2002. Penulis merupakan anak bungsu dari 4 bersaudara. Penulis memulai Pendidikan dasar di SDN Cilendek 04 Kota Bogor, kemudian lanjut masuk SMP Angkasa dan karena tidak terpikirkan untuk berkuliah penulis memilih sekolah Pendidikan atas di SMK INFOKOM Kota Bogor dengan jurusan Rekayasa Perangkat Lunak. Ketika lulus SMK penulis disarankan untuk melanjutkan pendidikan dan akhirnya tahun 2020 penulis meneruskan Pendidikan ke Universitas Pakuan Bogor, Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam. Penulis aktif pada kegiatan diluar kampus, hingga berhasil mendapatkan Juara 1 lomba Mobile Design di AMIK Bogor. Ketika semester 4 berjalan penulis mulai aktif mencari beasiswa dan bersyukur di tahun itu penulis mendapatkan beasiswa ikatan dinas dari perusahaan *Financial Technology SPE Solution* dimana cakupan beasiswa adalah pembiayaan UKT dari semester 5 hingga semester 8. Sembari aktif berkuliah, penulis juga membangun *Software House* bernama *Ocumps Ecosystem* dengan beberapa rekan. Semester 8 berjalan penulis menyelesaikan penelitian berjudul Model Prediksi Kecepatan Kurir dalam Pengiriman Surat Kabar dengan *Long Short-Term Memory(LSTM)*.

## RINGKASAN

Era digital menuntut industri surat kabar untuk terus berinovasi mengikuti perkembangan teknologi. Salah satu inovasi yang bisa dilakukan adalah meningkatkan kecepatan pengiriman surat kabar fisik kepada pelanggan. Dalam penelitian ini, data *history* pengiriman yang digabungkan dengan data cuaca khususnya potensi hujan, membantu pembentukan model menjadi lebih akurat. Teori-teori yang digunakan meliputi *Deep Learning*, *Long Short-Term Memory (LSTM)*, dan *forecasting*. *Deep Learning* digunakan untuk memodelkan abstraksi tingkat tinggi dari data *non-linear*, sementara LSTM digunakan untuk memproses dan memprediksi data *time series*. Penelitian ini menggunakan metode LSTM dengan mengikuti model *CRISP-DM* yang terdiri dari beberapa fase: *Business Understanding*, *Data Selection*, *Data Exploration*, *Data Preprocessing*, *Model Training*, *Evaluation*, dan *Deployment*. Penelitian ini menggunakan 6 skenario pengujian untuk membentuk model yang optimal. Pola pembagian data terbaik ditemukan dengan 70% data untuk pelatihan dan 30% untuk pengujian, menggunakan parameter *neuron hidden* sebanyak 25, *epoch* 100, dan *batch size* 32. Model ini dievaluasi menggunakan metrik *MAPE* dan *RMSE*. Hasil pembentukan model dengan skenario-skenario tersebut menunjukkan bahwa model yang optimal menghasilkan nilai *MAPE* sebesar 0.07%. Model terbaik ini kemudian diekspor untuk dimasukkan ke dalam *Streamlit Website* yang menggunakan *Streamlit* membantu manajemen dalam proses penentuan titik destinasi dan penginputan parameter. *Streamlit* menyediakan dua *menu*: *menu visualization* dan *menu prediction*. *Menu prediction* memberikan nilai prediksi kecepatan kurir berdasarkan parameter-parameter yang dimasukkan sebelumnya.

**Kata Kunci :** *Deep Learning*, *Long Short-Term Memory*, *Forecasting*, Surat Kabar, Radar Bogor, *Visualization*, *Deployment*



## KATA PENGANTAR

Dengan mengucapkan puji serta syukur kehadiran Allah SWT, karena atas ridho dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini yang berjudul “Model Prediksi Kecepatan Kurir dalam Pengiriman Surat kabar dengan *Long Short-Term Memory (LSTM)*”. Penulisan skripsi ini merupakan salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Komputer di Program Studi Ilmu Komputer FMIPA Universitas Pakuan Bogor.

Skripsi ini tidak akan selesai tanpa dukungan dan doa dari orang tua dan bimbingan dari berbagai pihak. Tidak lupa saya mengucapkan banyak terima kasih kepada:

1. Dr. Tjut Awaliyah Zuraiyah, M. Kom., selaku Dekan Sekolah Vokasi dan Dosen Pembimbing Utama yang selalu membantu, mengarahkan dan membimbing selama penyusunan laporan penelitian ini.
2. Agung Prajuhana P, M. Kom., selaku Dosen Pembimbing Pendamping yang selalu membantu, mengarahkan dan membimbing selama penyusunan laporan penelitian ini.
3. Arie Qur'ania, M.Kom. selaku Ketua Program Studi Ilmu Komputer yang telah memberikan dorongan moril dan motivasi kepada penulis.
4. Kedua orang tua tercinta, Ruhimat dan terkhusus ibu Eti Rohaeti yang terus menerus memberikan bantuan serta dukungan baik moril maupun materil, doa serta kasih sayang dalam proses penulisan skripsi ini.
5. Kakak terbaik, Kama Satya Nugraha dan Rizil Pratiwi yang selalu memberikan dukungan moril, materil dan arahan agar penulis dapat menyelesaikan perkuliahan dengan tepat waktu
6. Indah Dwi Widyaningrum yang terus memberikan dukungan, kasih sayang, dan menemani, meluangkan waktu, tenaga serta pikiran untuk terus maju dalam proses penulisan skripsi.
7. Govanda Dikra Pratama yang terus memberikan dukungan, saran, serta menunjukkan frekuensi pikiran yang sama selama perkuliahan untuk dapat terus bertukar pikiran.
8. Teman – Teman yang telah memberikan dukungan, motivasi dan semangat dalam proses penulisan skripsi ini.

Skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan dan masih banyak kekurangan, oleh karenanya diharapkan kepada pembaca untuk memberikan masukan-masukan berupa saran dan kritik yang bersifat membangun demi kesempurnaan laporan ini.

Akhir kata saya ucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah berusaha membantu dalam penyusunan skripsi ini, dan penulis berharap skripsi ini membantu menambah pengetahuan dan pengalaman bagi para pembaca, sehingga penulis dapat memperbaiki bentuk maupun isi dari skripsi ini sehingga kedepannya dapat lebih baik.

Bogor, 12 Agustus 2024

Kriti Mauludin  
065120003

## DAFTAR ISI

	Halaman
<b>LEMBAR PERSEMBAHAN</b> .....	<b>i</b>
<b>HALAMAN PENGESAHAN</b> .....	<b>ii</b>
<b>PERNYATAAN KEASLIAN KARYA TULIS</b> .....	<b>iii</b>
<b>PERNYATAAN PELIMPAHAN SKRIPSI DAN SUMBER INFORMASI SERTA PELIMPAHAN HAK CIPTA</b> .....	<b>iv</b>
<b>RIWAYAT HIDUP</b> .....	<b>v</b>
<b>RINGKASAN</b> .....	<b>vi</b>
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	<b>vii</b>
<b>DAFTAR ISI</b> .....	<b>viii</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	<b>x</b>
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	<b>xi</b>
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	<b>xii</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN</b> .....	<b>1</b>
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Tujuan Penelitian .....	2
1.3. Ruang Lingkup .....	2
1.4. Manfaat Penelitian .....	3
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b> .....	<b>4</b>
2.1. Objek Penelitian.....	4
2.2. Landasan Teori .....	4
2.2.1. Deep Learning.....	4
2.2.2. Google Maps API.....	5
2.2.3. Forecasting .....	5
2.2.4. Basis Data.....	5
2.2.5. Website.....	5
2.2.6. Long Short-Term Memory.....	5
2.2.7. Normalisasi Data.....	8
2.2.8. Denormalisasi Data .....	8
2.2.9. <i>Mean Square Error (MSE)</i> .....	8
2.2.10. Root Mean Square Error (RMSE).....	9
2.2.11. Mean Absolute Percentage Error (MAPE) .....	9
2.2.12. Tensorflow .....	9
2.2.13. Keras .....	10
2.2.14. Streamlit .....	10
2.3. Penelitian Terdahulu .....	10
2.4. Tabel Perbandingan Penelitian .....	14
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN</b> .....	<b>15</b>
3.1. Metode Penelitian .....	15
3.1.1. Tahapan Business Understanding .....	15
3.1.2. Tahapan Data <i>Selection</i> .....	16
3.1.3. Tahapan Data <i>Exploration</i> .....	16
3.1.4. Tahapan Preprocessing.....	16
3.1.5. Tahapan Pelatihan Model <i>LSTM</i> .....	16
3.1.6. Tahapan Pengujian Model <i>LSTM</i> .....	16
3.1.7. Tahapan Evaluation.....	16
3.1.8. Tahapan Deployment .....	16
<b>BAB IV RANCANGAN DAN IMPLEMENTASI</b> .....	<b>17</b>
4.1. Analisis Sistem .....	17

4.2. Tahap Perancangan .....	17
4.2.1. Business Understanding .....	17
4.2.2. Data Selection .....	20
4.2.3. Data Exploration .....	20
4.2.4. Preprocessing .....	21
4.2.5. Pelatihan Model <i>LSTM</i> .....	21
4.2.6. Pengujian Model <i>LSTM</i> dan <i>Evaluation</i> .....	22
4.2.7. Deployment.....	24
<b>BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN .....</b>	<b>25</b>
5.1. Hasil .....	25
5.1.1. <i>Data Selection</i> .....	25
5.1.1.1. Transformasi Data.....	25
5.1.2. Analisis Korelasi <i>Variabel</i> .....	26
5.1.3. <i>Data Exploration</i> .....	27
5.1.3.1. Fungsi <i>Head</i> .....	27
5.1.3.2. Fungsi <i>Tail</i> .....	28
5.1.3.3. Fungsi <i>Shape</i> .....	28
5.1.3.4. Fungsi <i>Info</i> .....	28
5.1.3.5. Fungsi <i>Describe</i> .....	28
5.1.4. <i>Preprocessing</i> .....	29
5.1.4.1. Pembagian Data Train dan Data Test .....	29
5.1.4.2. Normalisasi .....	29
5.1.5. Pelatihan Model <i>LSTM</i> .....	29
5.1.6. Pengujian Model <i>LSTM</i> .....	29
5.2. Pembahasan .....	30
5.2.1 Analisis Skenario Pengujian Model.....	30
5.2.2 Hasil Model.....	31
5.2.3 Pola Pengiriman Surat Kabar Juli-Desember 2023.....	33
5.2.4 Uji Validasi Hasil.....	34
<b>BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN.....</b>	<b>35</b>
6.1. Kesimpulan .....	35
6.2. Saran .....	35
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>36</b>
<b>LAMPIRAN.....</b>	<b>38</b>

## DAFTAR GAMBAR

	Halaman
<b>Gambar 1.</b> Grafik Penjualan 3 Tahun Terakhir (Sumber : Radar Bogor) .....	4
<b>Gambar 2.</b> Neuron Pada LSTM.....	5
<b>Gambar 3.</b> Proses Pertama LSTM.....	6
<b>Gambar 4.</b> Proses Kedua LSTM.....	6
<b>Gambar 5.</b> Proses Ketiga LSTM.....	7
<b>Gambar 6.</b> Proses Terakhir LSTM .....	7
<b>Gambar 7.</b> Diagram Alur Penelitian (Sumber : Mauludin, 2024) .....	15
<b>Gambar 8.</b> Ilustrasi Pengambilan dan Pengiriman Surat Kabar .....	17
<b>Gambar 9.</b> Diagram State Sistem Berjalan.....	18
<b>Gambar 10.</b> Rute Pengiriman Kurir.....	18
<b>Gambar 11.</b> Proses Pembentukan Data.....	19
<b>Gambar 12.</b> Proses Data Selection .....	20
<b>Gambar 13.</b> Proses Data Exploration .....	20
<b>Gambar 14.</b> Proses Pelatihan LSTM (Sumber: Budiprasetyo dkk., 2023).....	21
<b>Gambar 15.</b> Proses Pengujian LSTM (Sumber: Budiprasetyo dkk., 2023).....	22
<b>Gambar 16.</b> Rancangan Prediksi .....	24
<b>Gambar 17.</b> Rancangan Visualisasi .....	24
<b>Gambar 18.</b> Tampilan Prediksi.....	24
<b>Gambar 19.</b> Tampilan Visualisasi .....	24
<b>Gambar 20.</b> Kode Memasukan Dataset .....	25
<b>Gambar 21.</b> Proses Drop Kolom.....	25
<b>Gambar 22.</b> Proses Drop Record .....	25
<b>Gambar 23.</b> Proses Penambahan Kolom Baru.....	26
<b>Gambar 24.</b> Grafik Korelasi Variabel.....	27
<b>Gambar 25.</b> Fungsi Dataframe Head .....	27
<b>Gambar 26.</b> Fungsi <i>Dataframe Tail</i> .....	28
<b>Gambar 27.</b> Fungsi Dataframe Shape.....	28
<b>Gambar 28.</b> Fungsi Dataframe Info .....	28
<b>Gambar 29.</b> Fungsi Dataframe Describe .....	28
<b>Gambar 30.</b> Pembagian Data dengan Libary Sklearn.....	29
<b>Gambar 31.</b> Model Pelatihan LSTM .....	29
<b>Gambar 32.</b> Pengujian Model RMSE dan MAPE .....	29
<b>Gambar 33.</b> Durasi dan Total Perjalanan.....	30
<b>Gambar 34.</b> Grafik Nilai Loss .....	31
<b>Gambar 35.</b> Grafik Nilai MSE.....	31
<b>Gambar 36.</b> Data Aktual dan Prediksi Training .....	32
<b>Gambar 37.</b> Data Aktual dan Prediksi Testing .....	32
<b>Gambar 38.</b> Grafik Variabel Distance dan Duration .....	33
<b>Gambar 39.</b> Grafik Variabel Speed Average dan Duration.....	33
<b>Gambar 40.</b> Grafik Variabel Potential Rain dan Duration .....	34

## DAFTAR TABEL

	Halaman
<b>Tabel 1.</b> Kriteria Nilai RMSE.....	9
<b>Tabel 2.</b> Kriteria Nilai MAPE .....	9
<b>Tabel 3.</b> Perbandingan Penelitian.....	14
<b>Tabel 4.</b> Data Titik Awal dan Tujuan.....	19
<b>Tabel 5.</b> Karakteristik Dataset .....	19
<b>Tabel 6.</b> Data History Pengiriman.....	20
<b>Tabel 7.</b> Komposisi Pembagian Dataset.....	21
<b>Tabel 8.</b> Hasil perhitungan normalisasi, denormalisasi, ht.....	23
<b>Tabel 9.</b> Korelasi Variabel.....	26
<b>Tabel 10.</b> Skenario dan Hasil Pengujian.....	30

## DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
<b>Lampiran 1.</b> Surat Keterangan Penelitian.....	39
<b>Lampiran 2.</b> Surat Keterangan Penelitian di Radar Bogor.....	40
<b>Lampiran 3.</b> Kartu Bimbingan Mahasiswa.....	41
<b>Lampiran 4.</b> Sebelum dan Sesudah Transformasi Data .....	38
<b>Lampiran 5.</b> Hasil Uji Validasi.....	40
<b>Lampiran 6.</b> Perhitungan Manual LSTM .....	41

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang

Surat kabar adalah salah satu media yang digunakan untuk menyampaikan informasi terutama berita terkini. Media ternama yang berasal dari Kota Bogor dan aktif dalam menerbitkan surat kabar adalah Radar Bogor. Mengutip website resmi perusahaan, Harian Pagi Radar Bogor mampu mempertahankan oplahnya sekitar 53.000 eksemplar/hari (Radarbogor.id, 2023). Gambar 1 akan menunjukkan grafik rata-rata eksemplar/hari selama 3 tahun terakhir.

Era digital saat ini, membuat minat pelanggan surat kabar menjadi berkurang. Minat yang menurun tidak serta merta menghilangkan surat kabar fisik. Alasan surat kabar akan tetap *exist* setidaknya ada 3 hal, yang alasan tersebut tidak dimiliki oleh media lain. Informasi dalam berita sudah melalui proses penyuntingan tim redaksi, berita lebih akurat dan mendalam, dan lebih memorable karena bisa dikenang oleh pembaca serta dipegang fisiknya. Selain 3 alasan tersebut, alasan lainnya adalah selama 3 tahun terakhir penjualan secara eksemplar konsisten pada 50.000an eksemplar dan ini bisa membuktikan masih banyak yang membaca surat kabar fisik. Kondisi itu juga yang menuntut industri surat kabar untuk terus beradaptasi dengan perkembangan teknologi. Tujuannya adalah untuk meningkatkan efisiensi pengiriman dan memenuhi kebutuhan pelanggan.

Penelitian sebelumnya yang dilakukan ketika Praktik Lapangan, dengan judul “Sistem Monitoring Distribusi Surat Kabar kepada Pelanggan Berbasis *WEBGIS*“. Penelitian tersebut menghasilkan sistem yang menerapkan Teknologi *Geographic Information System (GIS)*. Sistem tersebut memanfaatkan *Maps API*, untuk membantu perusahaan dalam melihat titik penyebaran pelanggan, merekap pengiriman harian, dan memantau kinerja kurir. Penelitian saat ini merupakan penelitian lanjutan dari penelitian tersebut.

Peningkatan dalam pelayanan pelanggan, dalam hal ini adalah proses distribusi sangat diperlukan. Peningkatan ini untuk mempertahankan minat berlangganan surat kabar. Upaya yang bisa dilakukan adalah mengestimasi kecepatan kurir dalam mengirimkan surat kabar, namun dengan teknologi yang terjangkau serta tetap efektif dalam memprediksi kecepatan kurir. Estimasi kecepatan kurir atau memperkirakan durasi perjalanan terlebih dahulu, dapat membantu perusahaan dalam menentukan jumlah pengiriman. Kurir juga dapat terbantu dalam memilih pilihan yang tepat dalam perencanaan rute dan waktu pengiriman. Metode *Long Short-Term Memory (LSTM)* dengan pendekatan *deep learning* dapat digunakan untuk membangun model prediksi durasi perjalanan yang dapat memberikan estimasi kecepatan kurir dengan akurat.

Sulitnya memprediksi waktu dan jarak membuat model prediksi menjadi salah satu alternatif untuk dilakukan penelitian. Salah satu keuntungan jika kita dapat mengetahui lama waktu estimasi perjalanan, yaitu dapat mengatur waktu perjalanan sesuai dengan rutinitas serta dapat menghemat biaya yang dikeluarkan dengan mengetahui jarak yang akan dijalankan (Ramadhan dkk., 2022). Prediksi sendiri adalah teknik untuk meramalkan apa yang akan terjadi dimasa depan.

Teknik prediksi dalam *deep learning* biasa dikenal dengan istilah *Forecasting*. Data dalam bentuk *time series* dan tergolong sebagai data *sequence* biasanya dimanfaatkan untuk *forecasting*. Hasil dari *forecasting* tersebut dapat menentukan arah serta kebijakan bisnis dari tiap perusahaan tentunya secara efektif dan efisien di masa depan.

Penelitian saat ini merupakan penelitian lanjutan, dimana untuk menghasilkan dan menambahkan teknologi berbiaya rendah yang dapat memprediksi dan mengestimasi kecepatan pengiriman yang dilakukan oleh kurir. Secara khusus penelitian ini bertujuan untuk memperkirakan durasi perjalanan, yang nantinya dapat membantu manajemen untuk melihat hal yang mempengaruhi pengiriman dan melakukan berbagai skenario. Skenario ini nantinya akan membantu manajemen untuk terus memperbaiki pola pengiriman sehingga memastikan pengiriman koran dapat selesai sebelum jam 09.00 pagi.

*LSTM* sering sekali digunakan untuk membangun model prediksi. Penelitian (Ashari & Sadikin, 2020) menggunakan *LSTM* untuk melakukan prediksi penjualan, hasilnya model yang dibangun menghasilkan nilai RMSE 286.465.424 untuk data *training* dan 187.013.430 untuk data *testing*. Penelitian lain terkait penggunaan *LSTM* pada model prediksi dilakukan (Rizkillah & Widiyanesti, 2022). Penelitian ini melakukan prediksi harga *crypto* dan menghasilkan pengujian terbaik pada jenis koin DOGE dengan jumlah *Epoch* 20, model mendapatkan nilai RMSE sebesar 0,0630. Pendekatan *deep learning* juga terbukti efektif dalam melakukan prediksi, seperti yang dilakukan (Tombeng & Ardian, 2021) menggunakan *LSTM* untuk memprediksi pola pelanggan khususnya di sektor supermarket.

Penelitian ini akan mengembangkan model prediksi kecepatan kurir menggunakan pendekatan *deep learning* dengan *LSTM*. Model ini akan dirancang untuk memperkirakan waktu kedatangan atau durasi perjalanan kurir dalam melakukan pengiriman ketiap titiknya. Tujuannya adalah untuk melihat faktor-faktor seperti jarak pengiriman, kecepatan kendaraan, *history* pengiriman sebelumnya, dan variabel potensi hujan dari data cuaca apakah mempengaruhi kecepatan pengiriman. Integrasi teknologi baru dalam hal ini menggunakan *LSTM* serta solusi yang terjangkau maka penulis akan melakukan penelitian mengenai Model Prediksi Kecepatan Kurir dalam Pengiriman Surat Kabar dengan *Long Short-Term Memory (LSTM)* sehingga diharapkan skripsi ini dapat memberikan kontribusi positif dalam meningkatkan efisiensi operasional perusahaan surat kabar, meningkatkan kecepatan distribusi dan menjadi solusi teknologi berbiaya rendah untuk memprediksi kecepatan pengiriman.

## 1.2. Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk membuat Model Prediksi Kecepatan Kurir dalam Pengiriman Surat kabar dengan *Long Short-Term Memory(LSTM)*.

## 1.3. Ruang Lingkup

Ruang lingkup dalam Penelitian ini dibatasi pada :

1. Objek penelitian yang dijadikan sumber data adalah Radar Bogor divisi IT *Web Development*
2. Data *history* pengiriman dimulai dari 1 Juli 2023 – 31 Desember 2023
3. Data *sampel* pelanggan dan kurir surat kabar Radar Bogor berlokasi di wilayah berdasarkan kode pos 16112 dan 16113.



4. Implementasi Algoritma *LSTM* menggunakan *library* pada *Python* yaitu *Keras Deep Learning*.
5. Evaluasi kinerja model menggunakan *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)
6. Implementasi model menggunakan *Visual Studio Code* untuk kode editor *website* dan *Google Collaboratory* untuk visualisasinya.
7. Tampilan *website* menggunakan bahasa pemrograman *python* dengan *framework streamlit*.

#### 1.4. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini diantaranya :

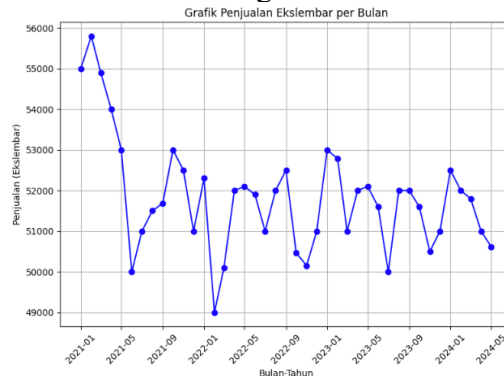
1. Meningkatkan efisiensi pengiriman surat kabar dengan mengestimasi waktu pengiriman tepat waktu dan akurat.
2. Memberikan teknologi berbiaya rendah yang dilatih untuk menyesuaikan dengan pola pengiriman surat kabar.
3. Mengetahui perkiraan durasi perjalanan terlebih dahulu untuk membantu perusahaan dalam plot destinasi.
4. Memaksimalkan kecepatan pengiriman kurir dengan melihat faktor-faktor yang mempengaruhinya

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1. Objek Penelitian

Radar bogor adalah media ternama yang hingga saat ini masih konsisten untuk menerbitkan surat kabar dalam bentuk fisik. Dominasi surat kabar di Kota Bogor hampir secara mutlak dikuasai oleh Radar Bogor. Era digital saat ini berimbas pada penjualan koran fisik yang menurun. Gambar 1 akan ditunjukkan tren penjualan surat kabar fisik Radar Bogor dalam 3 tahun terakhir.



**Gambar 1.** Grafik Penjualan 3 Tahun Terakhir (Sumber : Radar Bogor)

Gambar 1 menunjukkan bahwa penjualan mulai menurun pada awal tahun 2021. Penjualan kembali stabil pada angka 50.000 eksemplar sejak bulan Mei tahun 2021 hingga bulan Mei tahun 2024. Bulan Mei 2024 Radar Bogor berhasil mencapai penjualan 50.615 eksemplar yang menunjukkan secara penjualan Radar Bogor stabil mempertahankan oplahnya. Tren penjualan selama 3 tahun diambil untuk menunjukkan bahwa Radar Bogor berhasil melewati masa covid yang hampir setiap sektor industri mengalami penurunan dalam hal penjualan secara berkala. (Sumber : Radar Bogor).

Selama 3 tahun terakhir inilah dapat menjadi acuan proses peralihan dan penstabilan kembali dalam penjualan surat kabar. Tren penjualan menjadi salah satu faktor dipilihnya objek penelitian ini. Tren penjualan tersebut menunjukkan relevansi dan seberapa besar pengaruh Radar Bogor dalam mempertahankan eksistensi surat kabar berbentuk fisik. Selain hal itu, Radar Bogor berkomitmen untuk memastikan surat kabar fisik akan selalu ada dan menjadikan surat kabar sebagai identitas awal Radar Bogor tidak akan hilang.

#### 2.2. Landasan Teori

##### 2.2.1. Deep Learning

*Deep learning* merupakan cabang dari *machine learning* yang dibangun dari algoritma pemodelan abstraksi tingkat tinggi. Menurut Jan Wira Gotama Putra, dalam bukunya yang berjudul *Pengenalan Konsep Pembelajaran Mesin dan Deep Learning*. Keuntungan utama *deep learning* adalah mampu melakukan perubahan data dari *non-linearly separable* menjadi *linearly separable* melalui serangkaian transformasi (*hidden layers*). *Deep learning* juga sangat mampu untuk menemukan *decision boundary* yang berbentuk *non-linear*, serta dapat mensimulasikan interaksi non-linear antara fitur-fiturnya (Putra, 2020:157).

### 2.2.2. Google Maps API

*Evangelos Petroustos* dalam bukunya yang berjudul “*Google Maps Power Tools for Maximizing the API*”, *Google Maps API* membantu untuk membuat dimensi spasial. *Maps API* terbentuk untuk memberikan gambaran umum terkait dunia dan lingkungan sekitar yang dapat disesuaikan dengan keinginan pengguna. Pengguna bisa mempersonalisasikan peta dengan fitur-fitur yang disesuaikan dengan tujuan pembangunan aplikasi (Petroustos, 2023:1)

### 2.2.3. Forecasting

*Forecasting* atau biasanya dikenal dengan peramalan adalah proses untuk melakukan prediksi terhadap suatu peristiwa yang didukung oleh data dimasa lalu untuk menghasilkan data masa depan dengan menggambarkan tren yang ada. Peramalan selalu melibatkan data masa lalu dan menampilkannya kemasa depan dengan penggunaan model matematika (Yulian dkk., 2020).

### 2.2.4. Basis Data

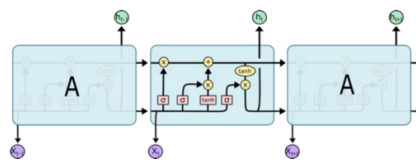
Basis data adalah kumpulan data yang terstruktur dan terorganisasi dengan baik yang ada dalam komputer. Basis data digunakan untuk menyimpan informasi untuk diambil, diubah, dan dikelola. Basis data juga merupakan komponen penting dalam sistem informasi modern (Pradipta dkk., 2022)

### 2.2.5. Website

Website merupakan sekumpulan dari halaman web yang saling terhubung dan dapat diakses melalui internet. Halaman web sendiri biasanya berisi berbagai kebutuhan dan informasi informasi seperti teks, gambar, video, atau animasi (Muliawan dkk., 2022).

### 2.2.6. Long Short-Term Memory

*Long short-term memory* adalah salah satu jenis arsitektur dari *RNN* yang dikenalkan pertama kali oleh Hochreiter & Schmidhuber di tahun 1997. Menurut Dr. Budi Raharjo (2022:70) dalam bukunya yang berjudul *Deep Learning dengan Python*. Memori jangka pendek panjang adalah arsitektur *RNN* yang dimodifikasi yang menangani permasalahan hilangnya gradien serta masalah pada urutan data panjang untuk mempertahankan memori. Gambar 2 merupakan *neuron pada LSTM* untuk melihat arsitektur dari algoritma *long short-term memory*.



**Gambar 2.** Neuron Pada *LSTM*

Proses *LSTM* memerlukan variable *weight* yang digunakan sebagai bobot, adapun untuk menghitung weight ditunjukkan pada persamaan 1.

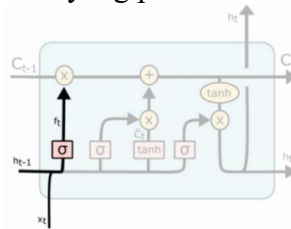
$$W = \frac{-1}{\sqrt{d'}} \frac{1}{\sqrt{d}} \quad (1)$$

Keterangan :

$W$  = *Weight*  
 $d$  = Jumlah Data

Proses pertama yang dilakukan dalam membentuk model *LSTM* adalah menyaring informasi-informasi yang nantinya akan dibuang, untuk menyaring

informasi digunakan *Forget gate* yang merupakan fungsi *sigmoid* dan dilambangkan dengan  $f_t$  dan menghasilkan nilai  $h_{t-1}$  dan  $x_t$ , yang nilainya 0 atau 1. Pada Gambar 3 merupakan proses yang pertama dilakukan *LSTM*.



**Gambar 3.** Proses Pertama *LSTM*

Indeks waktu atau langkah waktu dalam urutan data akan ditunjukkan dengan simbol  $t$ . Setiap langkah waktu  $t$ , input  $x_t$  masuk kedalam *LSTM* bersama dengan *hidden state* sebelumnya  $h_{t-1}$  dan *cell state* sebelumnya  $C_{t-1}$ . Sehingga,  $t$  bergerak dari satu langkah ke langkah waktu berikutnya dalam urutan data yang sedang diproses oleh *LSTM*.

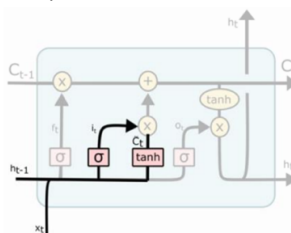
Persamaan dari proses pertama *forget gate* ditunjukkan pada persamaan 2 berikut.

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

Keterangan :

- $f_t$  = *forget gate*
- $\sigma$  = fungsi sigmoid
- $W_f$  = nilai *weight* untuk *forget gate*
- $h_{t-1}$  = nilai *output* sebelum ke  $t$
- $X_t$  = nilai *input* ke- $t$
- $b_f$  = nilai bias pada *forget gate*

Pada proses selanjutnya, terdapat *input gate* dan *tanh*, *input gate* juga merupakan fungsi sigmoid. *Input gate* nantinya akan menentukan informasi mana yang akan diperbaharui dan fungsi *tanh* akan membuat vector baru. Pada Gambar 4 merupakan proses kedua *LSTM*.



**Gambar 4.** Proses Kedua *LSTM*

Persamaan dari proses kedua *input gate* ditunjukkan pada persamaan 3 berikut.

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

Keterangan :

- $i_t$  = *input gate*
- $\sigma$  = fungsi sigmoid
- $W_i$  = nilai *weight* untuk *input gate*
- $h_{t-1}$  = nilai *output* sebelum ke  $t$
- $X_t$  = nilai *input* ke- $t$
- $b_i$  = nilai bias pada *input gate*

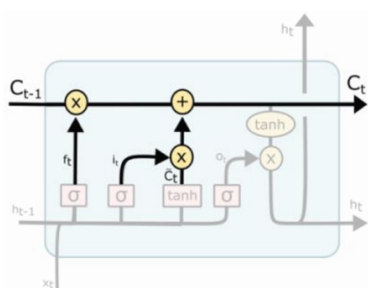
Sebelum masuk ke proses ketiga diperlukan mencari kandidat *tanh* baru seperti yang akan dijabarkan pada Persamaan ke 4.

$$\bar{C}_t = \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (4)$$

Keterangan :

- $\bar{C}_t$  = kandidat baru untuk *cell state*
- $\tanh$  = fungsi tanh
- $W_c$  = nilai *weight* untuk *cell state*
- $h_{t-1}$  = nilai *output* sebelum ke t
- $X_t$  = nilai *input* ke-t
- $B_c$  = nilai bias pada *cell state*

Pada proses ketiga terdapat *cell state*, fungsinya untuk memperbarui *memory cell* dari  $C_{t-1}$  menjadi  $C_t$  dengan mengalikan forget gate dan *cell state* sebelumnya kemudian diikuti dengan mengalikan  $i_t * C_t$  proses ketiga dapat dilihat pada Gambar 5.



**Gambar 5.** Proses Ketiga LSTM

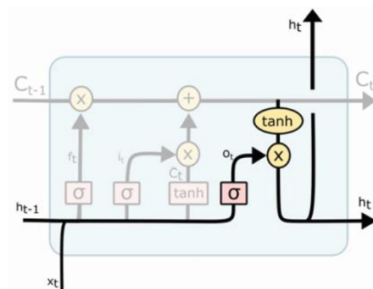
Persamaan dari proses ketiga memperbarui *memory cell* dapat dilihat pada Persamaan 5 berikut.

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \bar{C}_t \quad (5)$$

Keterangan :

- $C_t$  = *cell state*
- $f_t$  = *forget gate*
- $C_{t-1}$  = *cell state* sebelum ke t
- $i_t$  = *input gate*
- $\bar{C}_t$  = nilai baru yang ditambahkan ke *cell state*

Proses terakhir adalah menentukan *output*, proses ini fungsi sigmoid (*output gate, ot*) akan dijalankan untuk mendapatkan bagian dari *memory cell* yang akan menjadi *output* dan *tanh* akan memproses  $C_t$ . Gambaran dari proses terakhir dapat dilihat pada Gambar 6.



**Gambar 6.** Proses Terakhir LSTM

Persamaan dari proses terakhir *output gate* dapat dilihat pada Persamaan 6 berikut.

$$O_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (6)$$

Keterangan :

- $o_t$  = *output gate*
- $\sigma$  = fungsi sigmoid
- $W_o$  = nilai *weight* untuk *output gate*
- $h_{t-1}$  = nilai *output* sebelum ke t
- $X_t$  = nilai *input* ke-t
- $b_o$  = nilai bias pada *output gate*

Adapun untuk persamaan dari *output orde t* dapat dilihat pada Persamaan 7 berikut.

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (7)$$

Keterangan :

- $h_t$  = nilai *output t*
- $o_t$  = *output gate*
- $\tanh$  = fungsi tanh
- $C_t$  = *cell state*

### 2.2.7. Normalisasi Data

Normalisasi adalah proses untuk meminimalkan kesalahan angka-angka yang terlalu besar dengan tujuan untuk memastikan struktur dari data yang dimiliki menjadi konsisten. Teknik yang digunakan dalam melakukan normalisasi adalah *min-max scaling* (Yulianto dkk., 2023). Persamaan dari teknik *min-max scaling* ditunjukkan dalam Persamaan 8 berikut.

$$X'_{ij} = \frac{(X_{ij} - X_{i \min})}{(X_{i \max} - X_{i \min})} \quad (8)$$

Keterangan :

- $X'_{ij}$  = data hasil normalisasi
- $X_{ij}$  = data normalisasi
- $X_{i \max}$  = nilai maksimum dari variabel ke-i
- $X_{i \min}$  = nilai minimum dari variabel ke-i

### 2.2.8. Denormalisasi Data

Denormalisasi data merupakan suatu proses pengembalian nilai normalisasi ke nilai aslinya yang tujuan utamanya untuk mendapatkan nilai yang sebenarnya. Proses denormalisasi bisa dilakukan setelah proses normalisasi data (Yulianto dkk., 2023). Persamaan dari denormalisasi data ditunjukkan dalam Persamaan 9 berikut.

$$X = X_i(X_{\max} - X_{\min}) + X_{\min} \quad (9)$$

Keterangan :

- $X_i$  = nilai dari hasil normalisasi
- $X$  = nilai *output* denormalisasi
- $X_{\max}$  = nilai maksimum aktual dari semua data
- $X_{\min}$  = nilai minimum aktual dari semua data

### 2.2.9. Mean Square Error (MSE)

*Mean square error* adalah suatu ukuran untuk mendapatkan rata-rata kuadrat dari kesalahan model prediksi. *MSE* ini biasanya digunakan dalam permasalahan regresi dan pembelajaran mesin untuk mengukur kinerja dari model yang dibuat (Yulianto dkk., 2023).

### 2.2.10. Root Mean Square Error (RMSE)

*Root mean square error (RMSE)* adalah suatu standar pengukuran *error* yang paling sering digunakan dalam evaluasi khususnya untuk hasil peramalan. *RMSE* dihitung dari nilai rata-rata pangkat perbandingan antara nilai yang diprediksi dengan nilai yang sebenarnya sehingga semakin kecil nilai *RMSE* maka semakin akurat hasil peramalan yang dilakukan (Cholissodin dkk., 2020). Persamaan untuk mendapatkan nilai *RMSE* ditunjukkan dalam Persamaan 10 dan kriteria nilai *RMSE* akan ditunjukkan pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Kriteria Nilai *RMSE*

<i>Range RMSE</i>	Arti Nilai
RMSE = 0	Model Sempurna
0 < RMSE < 0.1	Model Sangat Baik
0.1 < RMSE < 0.2	Model Baik
0.2 < RMSE < 0.3	Model Cukup
0.3 < RMSE < 0.4	Model Kurang Baik
RMSE > 0.4	Model Buruk

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - A_i)^2} \quad (10)$$

Keterangan :

- $A_i$  = aktual permintaan ke-i
- $P_i$  = hasil peramalan ke-i
- $n$  = total data

### 2.2.11. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

*Mean absolute percentage error (MAPE)* adalah rata-rata dari nilai absolut *error* peramalan yang dibentuk dalam persentase. Semakin kecil nilainya maka semakin akurat model yang diterapkan (Cholissodin dkk., 2020). Persamaan untuk menghitung nilai *MAPE* ditunjukkan dalam Persamaan 11 dan kriteria nilai *MAPE* akan ditunjukkan oleh Tabel 2.

**Tabel 2.** Kriteria Nilai *MAPE*

<i>Range MAPE</i>	Arti Nilai
<10%	Kemampuan model peramalan sangat baik
10 – 20%	Kemampuan model peramalan baik
20-50%	Kemampuan Model Peramalan layak
>50%	Kemampuan Model Peramalan buruk

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{P_i - A_i}{A_i} \right| \quad (11)$$

Keterangan :

- $A_i$  = aktual permintaan ke-i
- $P_i$  = hasil peramalan ke-i
- $n$  = total data

### 2.2.12. Tensorflow

Dikembangkan oleh tim dari *Google Brain*, *Tensorflow* merupakan *library open source* untuk melakukan komputasi numerik dan *machine learning* skala besar. Menurut (Raharjo, 2022:1) dalam bukunya *Deep Learning* dengan *Python*, *Tensorflow* memiliki kemampuan yang sangat unik untuk melakukan

komputasi subgraph parsial sehingga memungkinkan pelatihan terdistribusi dengan memanfaatkan parisi *neural netwok*. *Tensorflow* memungkinkan paralelisme model dan paralelisme data.

### 2.2.13. Keras

*Keras* memungkinkan pengembang untuk fokus pada konsep dasar dan utama dari *deep learning*. Konsep utama ini seperti dalam hal membuat *layer* dan detail matematisnya. *Keras library python* tingkat tinggi yang dapat berjalan diatas *Tensorflow* (Raharjo, 2022:20).

### 2.2.14. Streamlit

*Streamlit* merupakan kerangka kerja yang dibangun dari bahasa pemrograman *python*. *Streamlit* bersifat *open source* untuk melakukan visualisasi dalam bentuk aplikasi data interaktif. *Streamlit* juga dikhususkan untuk *machine learning* dan ilmu data terkait kecerdasan buatan. ([streamlit.io](https://streamlit.io), 2024).

## 2.3. Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian telah dilakukan mengenai prediksi dan estimasi jarak menggunakan pendekatan deep learning seperti yang akan dijabarkan dibawah ini.

2. Nama : Nur Ghaniaviyanto Ramadhan, Yohani Setiya Rafika Nur, Faisal Dharma Adhinata (2022)

Judul : Pendekatan Deep Learning Untuk Prediksi Durasi Perjalanan

ISSN : 2549-8037

Isi : Setiap orang dalam hidup cenderung berpindah dari satu tempat ke tempat lain. Transfer dapat dilakukan dengan berbagai cara seperti menggunakan angkutan pribadi atau umum. Era perkembangan teknologi saat ini, metode transportasi semakin kompleks. Namun masih terdapat alat transportasi non-modern seperti taksi yang beberapa di antaranya tidak dapat memprediksi waktu tempuh. Meski ada taksi online seperti Uber, namun masih banyak taksi yang tidak beroperasi secara online sehingga tidak bisa memperkirakan waktu dan jarak. Permasalahan di atas dapat diselesaikan dengan menggunakan pendekatan berbasis pembelajaran mesin. Salah satu keuntungan yang kita dapatkan jika kita mengetahui perkiraan waktu perjalanan adalah kita dapat menyesuaikan waktu perjalanan berdasarkan kebiasaan yang telah kita lakukan atau kita juga dapat menghemat biaya ketika kita mengetahui jarak yang akan kita tempuh. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi waktu perjalanan pada dataset waktu perjalanan taksi Kota New York menggunakan pendekatan deep learning khususnya Long Short Term Memory (LSTM) Neural Network recurrent menstruation (RNN). Eksperimen dilakukan dengan menyetel parameter yang relevan. Hasilnya diukur menggunakan nilai root mean square error (RMSE) dan loss. Hasil yang diperoleh menggunakan model LSTM-RNN adalah 0,0012 untuk nilai loss dan RMSE 0,4.

3. Nama : Marie Luthfi Ashari , Mujiono Sadik (2020)

Judul : Prediksi Data Transaksi Penjualan Time Series Menggunakan Regresi LSTM

ISSN : 2548-4265



Isi : Agar tetap kompetitif di pasar, perusahaan farmasi harus memproduksi obat-obatan yang berkualitas tinggi. Perencanaan produksi yang tepat dan efisien diperlukan untuk menghasilkan produk yang berkualitas tinggi. Meskipun PT. Metiska Farma menerapkan metode peramalan dalam proses produksinya, namun peramalan yang dilakukan kurang akurat sehingga tidak dapat memenuhi permintaan pasar secara optimal. Untuk meminimalisir masalah ketidakakuratan dalam proses prediksi, penelitian yang disajikan dalam artikel ini melakukan eksperimen prediksi menggunakan teknik pembelajaran mesin dengan metode regresi memori jangka pendek (LSTM). Metode yang diusulkan diuji pada dataset penjualan produk dan parameter kinerja Root Mean Square Error (RMSE) dan MAPE (Mean Absolute Percentage Error). Hasil penelitian ini disajikan dalam bentuk estimasi kesalahan rata-rata dari data latih pemodelan. Hasilnya menunjukkan bahwa ketika mengevaluasi model melalui RMSE, nilai prediksi penjualan regresi LSTM adalah 286.465.424 pada data pelatihan dan 187.013.430 pada data pengujian. Nilai MAPE masing-masing sebesar 787-309%.

4. Nama : Dede Kurniadi, Ade Sutedi, Dzikri Nursyaban, Asri (2024)  
Judul : Sistem Rekomendasi Pemilihan Pengepul Limbah di PT. Pituku Cordova International Menggunakan Algoritma *Haversine*  
ISSN : 2528-6579  
Isi : Seiring bertambahnya jumlah mitra dan volume pesanan di platform Pituku, perusahaan kesulitan menemukan pemulung yang cocok untuk memenuhi pesannya. Idealnya, pemulung yang secara geografis paling dekat dengan pembeli sampah dipilih untuk meminimalkan biaya pengiriman dan memastikan pembeli segera menerima sampah yang dipesan. Tujuan dari penelitian ini adalah membangun sistem rekomendasi pemilihan pemulung di PT.Pituku Cordova International dapat membantu merekomendasikan daftar pemulung yang diurutkan dari orang terdekat pembeli sampah. Penelitian ini menggunakan pendekatan rapid throwaway prototyping. Algoritma Haversine digunakan untuk menghitung koordinat lintang dan bujur sehingga diperoleh jarak dalam km antara pembeli dan pemulung. Daftar pemulung kemudian diurutkan dari yang terdekat. Metrik penilaian dengan NDCG (Normalized Discounted Cumulative Gain), yang mengukur akurasi peringkat sistem. Hasil evaluasi menunjukkan rata-rata skor NDCG sistem rekomendasi ini adalah 1 yang berarti memberikan item rekomendasi dengan peringkat yang diharapkan.
  
5. Nama : Moch Farryz Rizkilloh, Sri Widiyanesti (2021)  
Judul : Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Long Short TermMemory (LSTM)  
ISSN : 2580-0760  
Isi : Perkembangan teknologi terus mendorong terciptanya berbagai

inovasi hampir di seluruh bidang kehidupan manusia. Salah satu inovasi yang menjadi fenomena di seluruh dunia saat ini adalah keberadaan cryptocurrency sebagai mata uang digital yang dapat menggantikan peran mata uang tradisional sebagai alat pembayaran. Jumlah cryptocurrency di Indonesia memncapai 4,45 juta per Maret 2021, meningkat hingga 78% dibandingkan akhir sebelumnya. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menciptakan model prediktif yang dapat memprediksi harga di pasar cryptocurrency. Algoritma yang digunakan untuk membangun model prediktif adalah Long Short Term Memory (LSTM). LSTM dinilai lebih unggul dibandingkan algoritma lainnya dalam mengelola data time series. Data untuk penelitian ini diperoleh dari website Yahoo Finance menggunakan perpustakaan Pandas Datareader melalui Google Colaboratory. Untuk meningkatkan akurasi model, digunakan algoritma optimasi adam dan dilakukan tiga sesi pengujian, dengan jumlah epoch pada setiap sesi masing-masing 1, 10, dan 20. Hasil pengujian akhir menunjukkan bahwa kinerja prediksi terbaik dicapai ketika pengujian koin jenis DOGE dengan nomor epoch menghasilkan nilai RMSE sebesar 0,0630.

6. Nama : Marchel Thimoty Tombeng, Zalfie Ardian (2021)  
Judul : Prediksi Penjualan Supermarket Menggunakan Pendekatan Deep Learning  
ISSN : 2477-8079  
Isi : Faktor yang mempengaruhi telah dipelajari, seperti kondisi cuaca, diskon, dan hari libur, untuk membantu memasukkan ramalan cuaca. Motivasi utama penelitian yang dilakukan penulis adalah memanfaatkan teknologi terkait eksplorasi data untuk memprediksi penjualan produk dan waktu kunjungan pelanggan. Kunjungi toko ritel untuk menemukan kelompok sasaran yang tepat dan korelasi produk yang tinggi. Pada akhirnya, penulis menciptakan sistem pengambilan keputusan produk yang memberikan analisis visual dan tindakan yang direkomendasikan kepada manajer pemasaran produk dan pemangku kepentingan pemasaran produk. Hasil prediksi ini akan membantu pemilik bisnis dan pemangku kepentingan lainnya untuk memasarkan dan menjual produk mereka dengan lebih baik serta memperoleh manfaat yang signifikan menggunakan analisis prediktif yang kami lakukan. LSTM adalah model yang umum digunakan dalam jaringan saraf berulang (RNN), yang pada dasarnya digunakan untuk menyelesaikan masalah deret waktu. Model pembelajaran mendalam yang digunakan penulis adalah Long Short Term Memory (LSTM) yang menyediakan analisis dan prediksi dari kumpulan data. Misalnya, jika jumlah pengunjung meningkat di akhir pekan, maka pembelajaran mesin akan menambah makna pada nilai parameter akhir pekan dan nilai keluarannya akan sangat berkorelasi.

#### 2.4. Tabel Perbandingan Penelitian

Jurnal-jurnal penelitian terdahulu yang sebelumnya telah dijabarkan akan dibandingkan pada tabel selanjutnya, berikut adalah tabel perbandingan penelitian terdahulu yang ditunjukkan pada Tabel 3.

**Tabel 3.** Perbandingan Penelitian

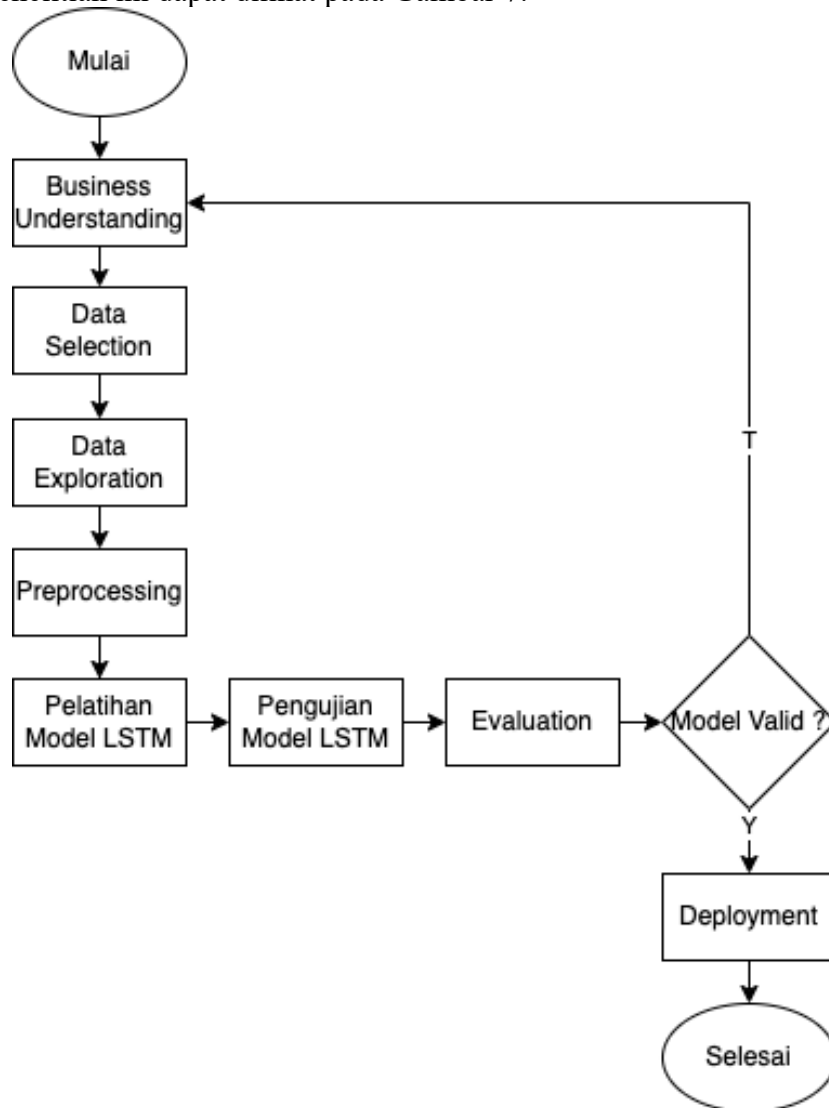
No	Nama, Tahun	Metode			Software		Evaluasi Model			Pembagian Data		Akurasi dan Evaluasi		
		LSTM	RNN	K-Nearest Neighbor	Visualisasi	Website	RMSE	MAPE	NDCG	Data Training	Data Testing	RMSE	MAPE	NDCG
1.	(Ashari & Sadikin, 2020)	✓			✓		✓	✓		70%, 80%, 90%	30%, 20% 10%	187,013	309%	
2.	(Ramadhan dkk., 2022)	✓	✓		✓		✓			50%	50%	0,4		
3.	(Kurniadi dkk., 2024)			✓		✓		✓		-	-			Rata-Rata 1
4.	(Rizkilloh dkk., 2022)	✓			✓		✓			80%	20%	0,0630		
5.	(Tombeng & Ardian, 2021)	✓			✓			✓		66%	33%		5%	
6.	(Mauludin, 2024)	✓			✓	✓	✓	✓		80%, 70%	20%, 30%	0,667	0,07%	

## BAB III

### METODOLOGI PENELITIAN

#### 3.1. Metode Penelitian

Model Prediksi Kecepatan Kurir dalam Pengiriman Surat Kabar dengan *Long Short-Term Memory* menggunakan metode kecerdasan buatan dengan tambahan *business understanding* dari *CRISP-DM*. Setelah melewati beberapa tahapan sebelumnya, model akan memasuki proses *deployment*. Tahap-tahap dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 7.



**Gambar 7.** Diagram Alur Penelitian (Sumber : Mauludin, 2024)

##### 3.1.1. Tahapan Business Understanding

Tahapan awal ini akan dilakukan pemahaman tentang objek penelitian untuk merencanakan model dan mendapatkan data agar dapat dicocokkan tujuan pemodelan dengan tujuan bisnis agar model terbaik dapat dibangun.

### 3.1.2. Tahapan Data Selection

Tahap ini dilakukan pengumpulan data-data pendukung dan memilih atribut yang akan digunakan untuk nantinya dijadikan data target. Pada tahap ini diperlukan analisis untuk memilih atribut yang akan digunakan dalam penelitian ini dan tahapan selanjutnya.

### 3.1.3. Tahapan Data Exploration

Tahap data *exploration* ini ditujukan untuk melakukan analisa dan menemukan sifat serta karakteristik data yang tujuannya agar berguna dalam menyeleksi model statistik yang tepat. Data *exploration* akan 5 fungsi, 5 fungsi dalam proses data *exploration* tersebut diantaranya :

1. Head : menampilkan *value* dari data teratas dataset
2. Tail : menampilkan *value* dari data terbawah dataset
3. Shape : menampilkan ukuran kolom dan bari dari dataset
4. Info : menampilkan info dataset seperti jumlah, kolom dan tipe data
5. Describe : menampilkan statistika deskriptif dari data

### 3.1.4. Tahapan Preprocessing

Tahap ini dilakukan pembersihan data, mulai dari data yang kosong, data yang ganda serta data yang tidak konsisten. Selain itu untuk merubah data *latitude* dan *longitude* menjadi suatu titik lokasi. Tahapan ini sangat penting karena akan berpengaruh pada nilai model yang akan dihasilkan. Pada tahapan ini juga keseluruhan data akan dilakukan proses normalisasi agar jarak tidak terlalu jauh dan rangnya menjadi [0,1].

### 3.1.5. Tahapan Pelatihan Model LSTM

Tahap ini bertujuan untuk melatih data *training* yang nantinya akan diujikan dengan data *testing*. Semakin banyak data yang digunakan dalam pelatihan maka nilai yang akan dihasilkan akan semakin baik. Pada tahap ini akan dilakukan perhitungan pada seluruh fungsi *gates*, seperti *forget gate*, *input gate*, *cell update*, *output gate*, dan *hidden state*.

### 3.1.6. Tahapan Pengujian Model LSTM

Tahap ini bertujuan untuk menguji yang sebelumnya sudah dilakukan proses *training*. Proses ini akan dilakukan perhitungan untuk melihat nilai *error* pada proses pelatihan. Semakin kecil nilai *error* dapat menjadi parameter model yang baik dan dapat melakukan proses prediksi secara optimal serta akurat.

### 3.1.7. Tahapan Evaluation

Tahap *evaluation* ini akan dilakukan evaluasi terhadap model prediksi yang diterapkan pada tahap sebelumnya dengan menggunakan *MAPE* dan *RMSE* dengan harapan dapat menghasilkan nilai *error* yang kecil sehingga model dapat dilanjutkan ke tahapan selanjutnya yaitu *deployment*.

### 3.1.8. Tahapan Deployment

Tahap *deployment* ini akan dilakukan proses *deploy* model yang dibuat melalui website menggunakan streamlit. Proses ini diperlukan gambaran secara detail dari awal hingga mendapatkan model terbaik.

## BAB IV

### RANCANGAN DAN IMPLEMENTASI

#### 4.1. Analisis Sistem

Analisis sistem ini merupakan awalan yang harus dilakukan sebelum masuk ke dalam proses perancangan sistem secara keseluruhan. Analisis sistem ini akan melihat dan mempelajari sistem yang sudah dibangun pada penelitian sebelumnya beserta rancangan proses yang sudah dibuat.

Analisis sistem ini bertujuan untuk memahami dan mengidentifikasi permasalahan yang muncul pada penelitian ini dan penelitian terdahulu. Hasil analisis sistem ini untuk dijadikan acuan dalam menyusun spesifikasi model yang akan dikembangkan nantinya.

#### 4.2. Tahap Perancangan

Penelitian harus berdasarkan pada rencana dan diarahkan dengan jelas serta terukur. Rencana penelitian akan dibuat merujuk pada metode penelitian dengan beberapa tambahan. Rencana penelitian ini dimulai dari *business understanding*, *data selection*, *data exploration*, *preprocessing*, untuk teknik pengolahan data mencakup simulasi perhitungan pelatihan model *LSTM* pengujian model *LSTM*, dan *evaluation*.

Tahap terakhir dalam proses perancangan dan implementasi adalah proses *deployment*. Proses *deployment* sendiri akan mencakup proses desain atau mockup sistem yang berisi rancangan tampilan. Rancangan tampilan inilah yang akan digunakan dan diimplementasikan pada tahap hasil.

##### 4.2.1. Business Understanding

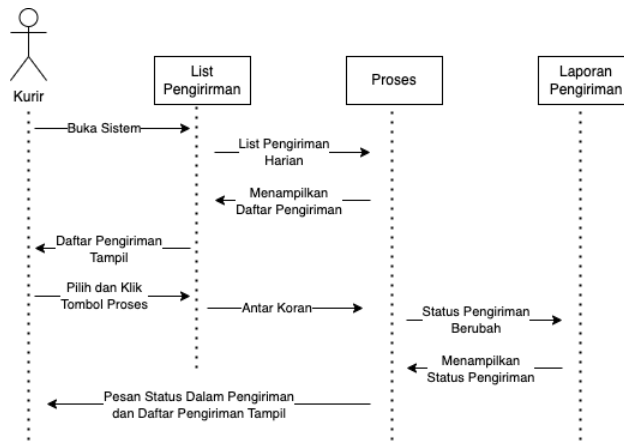
Tahap ini mencakup proses memahami secara keseluruhan objek untuk dapat merumuskan data yang diperlukan dan model yang nantinya dibangun. Pada Gambar 8 akan ditunjukkan ilustrasi proses pengambilan dan pengiriman surat kabar pada Radar Bogor.



**Gambar 8.** Ilustrasi Pengambilan dan Pengiriman Surat Kabar

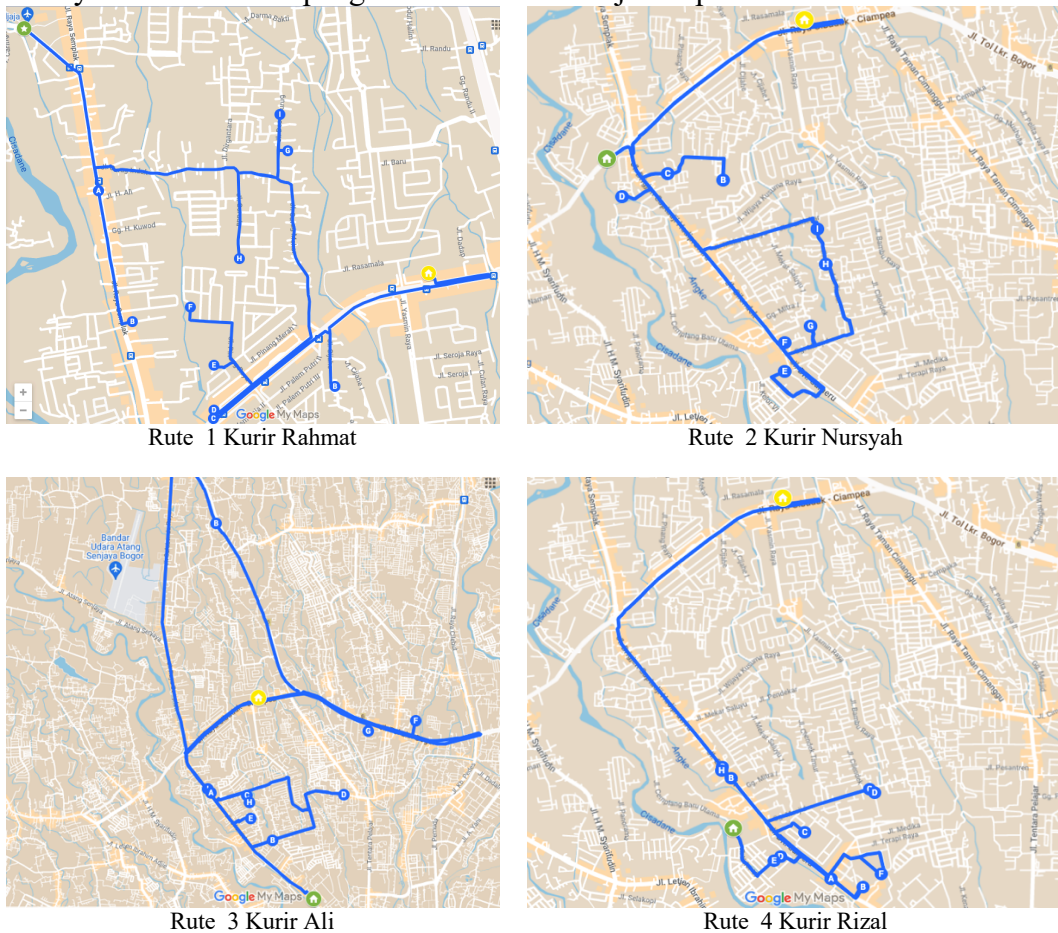
Gambar 8 diatas menunjukkan kurir akan mengambil *list region* pengiriman dan kemudian dilakukan proses pengantaran ke semua destinasi. Ketika proses pengiriman sudah lengkap, maka kurir akan melakukan laporan kembali kekantor Radar Bogor. Penelitian sebelumnya menghasilkan sistem yang dapat memfasilitasi proses pengiriman seperti yang digambarkan pada ilustrasi diatas secara lengkap dalam satu kesatuan. Sistem akan menampilkan hasil pembagian list region di tiap harinya secara otomatis.

Kurir sendiri pada sistem yang dihasilkan di penelitian sebelumnya (Mauludin, 2023) memiliki proses akses yang mudah, serta kemudahan dan kecepatan lainnya terdapat dalam proses menentukan kemana koran harus di kirimkan terlebih dahulu. Gambar 9 akan menampilkan proses pengiriman yang dilakukan kurir dalam bentuk diagram state.



**Gambar 9.** Diagram State Sistem Berjalan

Diagram state menunjukkan setiap proses yang dilakukan kurir dalam sistem ketika melakukan pengiriman tiap harinya. Destinasi kurir terbagi menjadi 4 dalam data sampel yang peneliti dapatkan. Kurir akan mengirimkan ketiap titiknya dan detail rute pengiriman 4 kurir ditunjukkan pada Gambar 10.



**Gambar 10.** Rute Pengiriman Kurir

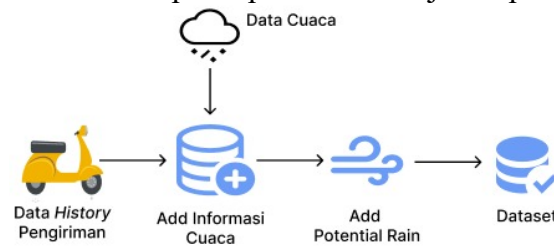
Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari data *history* pengiriman ke beberapa destinasi yang dilakukan oleh 4 kurir. Adapun destinasi dari keempat kurir ditunjukkan pada Gambar 11. Destinasi yang dituju mencakup area kode pos 16112 dan kode pos 16113 serta sekitar area tersebut. Tabel 4 akan menunjukkan total titik awal dan titik akhir beserta data titik tujuan yang akan dikunjungi oleh kurir.

**Tabel 4.** Data Titik Awal dan Tujuan

No	Nama Kurir	Lokasi Awal	Lokasi Tujuan
1.	Rahmat	11 titik	12 titik
2.	Rizal	12 titik	13 titik
3.	Ali	12 titik	13 titik
4.	Nursyah	12 titik	13 titik
Total		47 titik	51 titik

Penelitian ini akan memfokuskan dan menganalisis variabel-variabel yang mempengaruhi kecepatan pengiriman. Faktor yang akan dibentuk dalam dataset ini diantaranya jarak titik awal ke titik tujuan  $X_1$ -(*distance*), kecepatan rata-rata kendaraan yang dicapai oleh kurir  $X_2$ -(*speed\_average*) dan terakhir kondisi cuaca terutama dalam hal ini adalah hujan  $X_3$ -(*potential\_rain*).

Dataset *history* pengiriman Radar Bogor menyediakan 3 variabel yaitu *distance*, *speed\_average*, dan *duration*. Variable *potential\_rain* didapat dari sumber *open weather* yang di cleaning sebelum digabungkan dengan dataset pengiriman. Proses keseluruhan persiapan data ditunjukkan pada Gambar 11.



**Gambar 11.** Proses Pembentukan Data

Dataset dari *history* pengiriman dan *open weather* akan digabungkan sehingga akan memudahkan dalam proses analisis, pengambilan *knowledge* dan pembangunan model dan untuk karakteristik hasil penggabungan menjadi dataset seperti yang ditunjukkan pada Tabel 5.

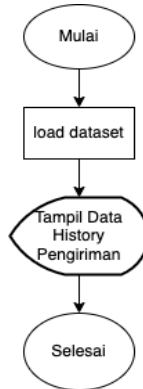
**Tabel 5.** Karakteristik Dataset

No	Kolom	Tipe Data	Keterangan
1.	<i>start_latitude</i>	<i>float64</i>	Nilai titik koordinat <i>latitude</i> untuk titik awal, pada Tabel 6 didefinisikan dengan sLat.
2.	<i>start_longitude</i>	<i>float64</i>	Nilai titik koordinat <i>longitude</i> untuk titik awal, pada Tabel 6 didefinisikan dengan sLong.
3.	<i>dest_latitude</i>	<i>float64</i>	Nilai titik koordinat <i>latitude</i> untuk titik akhir, pada Tabel 6 didefinisikan dengan dLat.
4.	<i>dest_longitude</i>	<i>float64</i>	Nilai titik koordinat <i>longitude</i> untuk titik akhir, pada Tabel 6 didefinisikan dengan dLong.
5.	Total Titik Kirim	<i>int64</i>	Total titik pengiriman yang harus diselesaikan kurir
6.	Total Kecepatan Pengiriman	<i>int64</i>	Total kecepatan pengiriman dari titik awal hingga titik akhir pengiriman.
5.	<i>distance</i>	<i>int64</i>	Jarak antara titik awal, start(latitude, longitude) hingga titik akhir, dest(latitude, longitude) dalam satuan meter. ( $X_1$ )
6.	<i>speed_average</i>	<i>int64</i>	Kecepatan rata-rata kurir dengan range 30-50 km/jam. ( $X_2$ )
7.	<i>potential_rain</i>	<i>int64</i>	Potensi hujan dalam persentase yang didapatkan pada website <i>weather.com</i> . ( $X_3$ )
8.	<i>duration</i>	<i>int64</i>	Kecepatan atau durasi pengiriman dari titik awal ke titik akhir hingga surat kabar berhasil diterima pelanggan. ( $y$ )



#### 4.2.2. Data Selection

Tahap data *selection* akan menampilkan seluruh *dataset history* pengiriman surat kabar Radar Bogor yang sudah digabungkan dengan data cuaca selama periode 1 Juli 2023 - 31 Desember 2023 dengan total data 8300. Gambar 12 akan digambarkan lebih rinci dalam bentuk diagram alir.



**Gambar 12.** Proses Data Selection

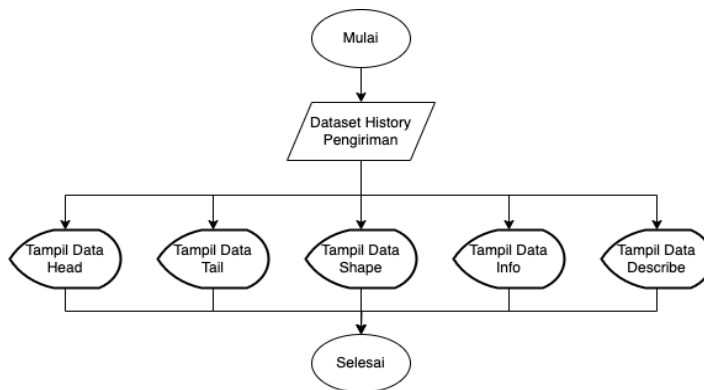
Data yang digunakan merupakan gabungan data *history* pengiriman dan data cuaca yang sudah dicleaning selama periode 1 Juli 2023 - 31 Desember 2023 dengan total data 8300. Tabel 6 akan menunjukkan dataset tersebut.

**Tabel 6.** Data *History* Pengiriman

sLat	sLong	dLat	dLong	distance	speed average	potential rain	duration
-6.559391	106.765171	-6.559706	106.765305	1900	46	40	7
-6.559706	106.765305	-6.561679	106.765186	850	42	40	5
-6.561679	106.765186	-6.557691	106.770854	50	38	40	3
-6.557691	106.770854	-6.557938	106.764637	700	40	40	5
-6.557938	106.764637	-6.552603	106.768714	1600	42	40	9

#### 4.2.3. Data Exploration

Tahap data *exploration* diperlukan untuk memahami data secara keseluruhan dengan baik. Data *exploration* akan memberikan informasi berupa tipe data, ukuran, dan total dari dataset yang akan digunakan. Tahap ini nantinya akan dibagi menjadi 5 bagian. Bagian – bagian tersebut akan ditunjukkan pada Gambar 13.



**Gambar 13.** Proses Data Exploration

#### 4.2.4. Preprocessing

Tahap *preprocessing* akan memfokuskan serta mempersiapkan data untuk digunakan dalam model prediksi. Data akan di *cleaning* untuk menghilangkan nilai null dan akan dilakukan pembagian menjadi 2 data, data *training* dan data *testing*. Tabel 7 akan menunjukkan komposisi pembagian dataset.

**Tabel 7.** Komposisi Pembagian Dataset

No	Data <i>Training</i>	Data <i>Testing</i>	Keterangan
1.	80%	20%	-
2.	70%	30%	Optimal ( <i>MAPE</i> 0.7)

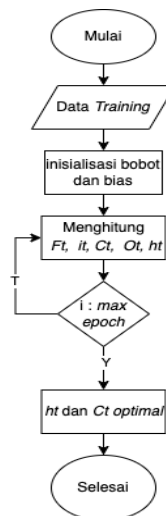
Tabel 7 menunjukkan skenario pembagian dataset sebelum dilakukan normalisasi. Setelah pembagian dataset menjadi 2, pada data akan dilakukan normalisasi data menggunakan persamaan 8. Langkah terakhir yang diperlukan adalah inisiasi parameter untuk menentukan nilai neuron hidden, batch size dan max epoch.

*Preprocessing* ini mencakup normalisasi data, berikut akan ditunjukkan perhitungan normalisasi menggunakan persamaan 8.

$$\begin{aligned}
 X_{1.1} &= \frac{\text{distance} - 1900 - 50}{5600 - 50} = 0,3 & X_{2.1} &= \frac{\text{speed\_average} - 46 - 35}{49 - 35} = 0,785 & X_{3.1} &= \frac{\text{potential\_rain} - 40 - 30}{70 - 30} = 0,25 \\
 X_{1.2} &= \frac{850 - 50}{5600 - 50} = 0,144 & X_{2.2} &= \frac{42 - 35}{49 - 35} = 0,5 & X_{3.2} &= \frac{40 - 30}{70 - 30} = 0,25 \\
 X_{1.3} &= \frac{50 - 50}{5600 - 50} = 0 & X_{2.3} &= \frac{38 - 35}{49 - 35} = 0,214 & X_{3.3} &= \frac{40 - 30}{70 - 30} = 0,25 \\
 X_{1.4} &= \frac{700 - 50}{5600 - 50} = 0,117 & X_{2.4} &= \frac{40 - 35}{49 - 35} = 0,357 & X_{3.4} &= \frac{40 - 30}{70 - 30} = 0,25
 \end{aligned}$$

#### 4.2.5. Pelatihan Model *LSTM*

Tahap pelatihan model *LSTM* data yang akan digunakan adalah data *training*. Untuk detail tahap pelatihan model *LSTM* akan ditunjukkan diagram alur pada Gambar 14.



**Gambar 14.** Proses Pelatihan *LSTM* (Sumber: Budiprasetyo dkk., 2023)

Data *training* dihitung menggunakan semua fungsi unit *gates* disetiap *neuron*. Fungsi yang dihitung diantaranya *forget gates* ( $f_t$ ), *input gates* ( $i_t$ ), *cell state* ( $C_t$ ), *output gates* ( $O_t$ ) dan akan menghasilkan hasil akhir *hidden state* ( $h_t$ ). Persamaan fungsi merujuk pada persamaan 1 sampai 7. Model optimal  $h_t$ ,  $C_t$  akan terbentuk setelah pemrosesan di tiap tahapnya.

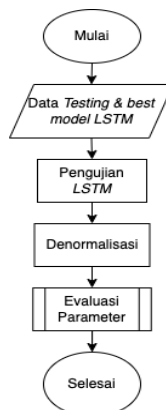
Perhitungan normalisasi berhasil dilakukan sehingga tahap selanjutnya adalah perhitungan model *LSTM*. Berikut contoh perhitungan *manual* dari model *LSTM* yang akan dibentuk. Dimana contoh perhitungan ini akan melakukan dua kali iterasi. Adapun tahap awalnya adalah mencari nilai bobot atau *weight* menggunakan persamaan 1.

$$W = \frac{-1}{\sqrt{5}} \frac{1}{\sqrt{5}} = [-0,447, 0,447]$$

Perhitungan manual pada model *LSTM* dapat dilihat pada Lampiran 6 dan akan dilanjutkan hingga keseluruhan data dengan cara yang sama. Output perhitungan terakhir akan dijadikan perbandingan dengan data aktual.

#### 4.2.6. Pengujian Model *LSTM* dan *Evaluation*

Tahap pengujian model *LSTM* yang akan digunakan adalah data *testing* dan model terbaik yang dibuat sebelumnya yang akan diujikan dengan metode *evaluation* yang dijelaskan pada 3.1.8. Detail tahap pengujian model *LSTM* akan ditunjukkan diagram alur pada Gambar 15.



**Gambar 15.** Proses Pengujian *LSTM* (Sumber: Budiprasetyo dkk., 2023)

Pelatihan sebelumnya akan menghasilkan model terbaik dengan nilai  $h_t$  dan  $C_t$  optimal. Proses pengujian ini bertujuan agar mendapatkan nilai *error* yang rendah. Fungsi *gates* yang ditunjukkan pada Persamaan 2, 3, sampai 7 kembali dilakukan namun menggunakan data *training*.

Setelah *hidden state* pada Persamaan 7 dihasilkan, maka diperlukan proses denormalisasi yang bertujuan menghasilkan perbandingan antara data aktual dengan data prediksi. Proses denormalisasi ditunjukkan pada Persamaan 9. Tahap terakhir adalah evaluasi menggunakan *RMSE* dan *MAPE* yang menggunakan Persamaan 10 dan 11.

Pengujian model *LSTM* bertujuan untuk mengetahui nilai *error* yang dihasilkan pada tahap pelatihan model. Pengujian ini nantinya akan menggunakan hasil data uji, nilai  $h_t$  dan nilai  $C_t$  yang dihasilkan dari proses pelatihan sebelumnya. Hasil pelatihan tersebutlah yang akan dilakukan pengujian model menggunakan model *LSTM*.

Proses denormalisasi dilakukan untuk mengembalikan nilai prediksi menjadi skala aslinya. Proses denormalisasi ini untuk menghitungnya menggunakan persamaan 9, adapun untuk perhitungannya :

$$\begin{aligned} X_1 &= 0,806 (25 - 2) + 2 = 4 \\ X_2 &= 0,137 (25 - 2) + 2 = 5 \\ X_3 &= 0,104 (25 - 2) + 2 = 4 \\ X_4 &= 0,129 (25 - 2) + 2 = 5 \\ X_5 &= 0,175 (25 - 2) + 2 = 7 \end{aligned}$$

Tabel 14 akan ditampilkan hasil perhitungan mulai dari normalisasi, nilai  $h_t$  dan hasil denormalisasi.

**Tabel 8.** Hasil perhitungan *normalisasi, denormalisasi,  $h_t$*

X - normalisasi			Data Aktual	$h_t$	Data Prediksi
<i>distance</i>	<i>speed average</i>	<i>potential rain</i>			
0	0,785	0,25	7	<b>0,0806</b>	<b>4</b>
0,144	0,5	0,25	5	<b>0,137</b>	<b>5</b>
0	0,214	0,25	3	<b>0,104</b>	<b>4</b>
0,117	0,357	0,25	5	<b>0,129</b>	<b>5</b>
0,279	0,5	0,25	9	<b>0,175</b>	<b>7</b>

Evaluasi bertujuan untuk melihat apakah nilai prediksi menghasilkan nilai optimal dengan tingkat *error* yang kecil. *Error* yang kecil ditandai dengan jarak antara data aktual dan prediksi yang kecil. Perhitungan akan menggunakan data 5 hari diatas. Perhitungan *RMSE* akan menggunakan persamaan 10. Perhitungan *MAPE* akan menggunakan persamaan 11. Berikut akan dilakukan perhitungan manual untuk nilai *RMSE* dan *MAPE*.

1. Perhitungan *RMSE*

$$\begin{aligned} RMSE &= \sqrt{\frac{(7 - 4)^2 + (5 - 5)^2 + (3 - 4)^2 + (5 - 5)^2 + (9 - 7)^2}{5}} \\ &= 1,673 \end{aligned}$$

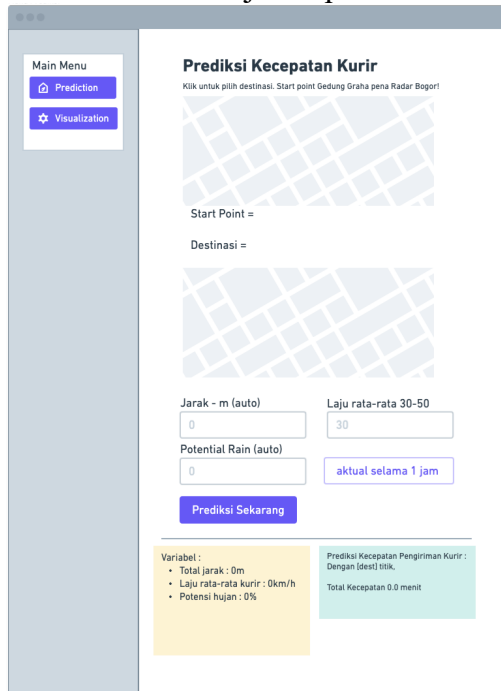
2. Perhitungan *MAPE*

$$\begin{aligned} MAPE &= \frac{\left| \left( \frac{4 - 7}{7} \right) + \left( \frac{5 - 5}{5} \right) + \left( \frac{4 - 3}{3} \right) + \left( \frac{5 - 5}{5} \right) + \left( \frac{7 - 9}{9} \right) \right|}{5} 100 \\ &= \frac{0,009}{5} 100 \\ &= 0,18\% \end{aligned}$$

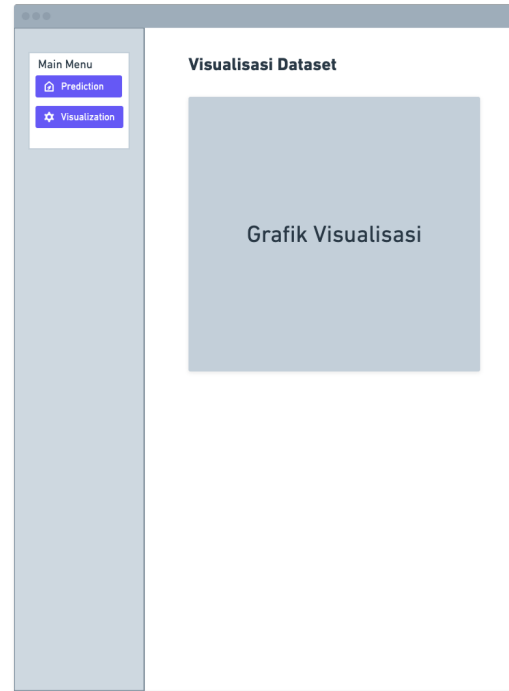
Hasil perhitungan evaluasi *RMSE* dan *MAPE* menunjukkan nilai yaitu 1,673 untuk *RMSE* dan 0,18% untuk *MAPE*. Nilai perhitungan tersebut cukup baik karena semakin kecil nilai evaluasi akan semakin baik. Hal ini akan diuji cobakan pada penelitian ini guna mensimulasikan dengan jumlah data yang lebih besar dan dengan tujuan menghindari *overfitting*.

#### 4.2.7. Deployment

Tahap *deployment* merupakan tahap terakhir untuk menerapkan model dalam bentuk website menggunakan *streamlit*. Rancangan tampilan bentuk website akan ditunjukkan pada Gambar 16 dan Gambar 17.

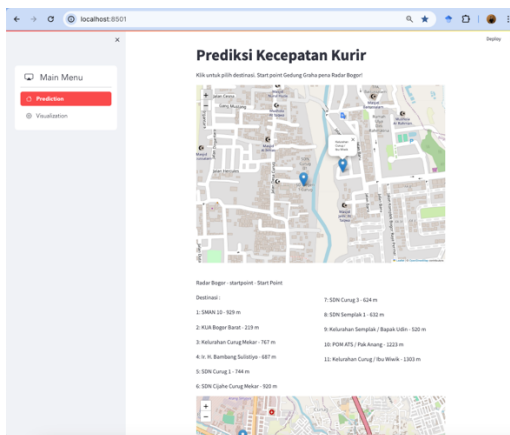


Gambar 16. Rancangan Prediksi

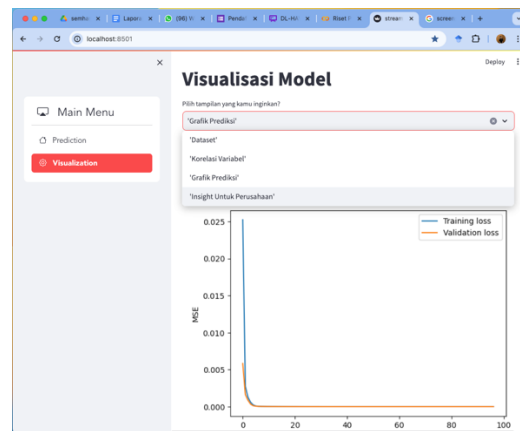


Gambar 17. Rancangan Visualisasi

Tahap *deployment* merupakan tahap terakhir setelah model yang dibentuk dirasa optimal. Model yang dibuat dalam *google colab* di simpan dan dimasukkan kedalam program *streamlit*. Program ini memerlukan inputan berupa *start point*, *destination*, dan laju rata-rata. Jarak dan potensi hujan akan ditampilkan secara otomatis. Keluaran yang dihasilkan berupa beberapa variable yang diinputkan sebelumnya dan *output* prediksi kecepatan pengiriman kurir dalam satuan menit. Implementasi deployment akan ditampilkan pada Gambar 18 dan Gambar 19.



Gambar 18. Tampilan Prediksi



Gambar 19. Tampilan Visualisasi

## BAB V

### HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 5.1. Hasil

##### 5.1.1. Data Selection

Data Selection mencakup proses pemanggilan data dalam format file .csv kedalam coding python. Proses ini akan menggunakan library dari *pandas dataframe* dengan fungsi *read\_csv*. Gambar 20 akan menunjukkan penulisan kode untuk dataset dimasukkan dalam model.

```
▼ Data Selection

Proses dataframe untuk masukan dataset

[4] df=pd.read_csv("https://raw.githubusercontent.com/kritimauludin/prediction-speed-courir/main/dataset/user-distr:
```

Gambar 20. Kode Memasukan Dataset

##### 5.1.1.1. Transformasi Data

Transformasi data bertujuan untuk meningkatkan kualitas data sehingga analisis atau pemodelan menjadi lebih akurat dan efisien. Lampiran 4 akan menunjukkan data secara keseluruhan sebelum dan sesudah transformasi. Transformasi data akan mencakup proses *drop* kolom yang tidak digunakan, fungsi *drop* untuk menghapus jika terdapat nilai yang hilang, dan terakhir penambahan kolom baru. Gambar 21 menunjukkan proses *drop* kolom yang tidak digunakan.

```
Melakukan drop untuk menghilangkan variabel yang tidak digunakan

[7] df = df.drop(["customer_code", "total", "process_at", "received_at", "status"], axis='columns')

Melakukan drop kembali untuk spesifik fokus pada variabel yang akan dianalisis. Dimana : X1 = distance X2 = speed_average X3 = potential_rain Y = duration

[8] Date = df["created_at"]
df = df.drop(["start_latitude", "start_longitude", "dest_latitude", "dest_longitude", "created_at"], axis='columns')
```

Gambar 21. Proses Drop Kolom

Gambar 18 menunjukan proses *drop* kolom yang tidak digunakan. Proses ini menggunakan fungsi *drop()*. Kolom yang didroping sendiri ada 10 kolom dengan nama, *customer\_code*, *total*, *process\_at*, *received\_at*, *status*, *start\_latitude*, *start\_longitude*, *dest\_latitude*, *dest\_longitude*, dan *created\_at*. Proses transformasi data selanjutnya adalah *drop* record yang nilainya hilang, proses tersebut akan ditunjukan pada Gambar 22.

```
[23] df.drop(df[(df[['distance', 'speed_average', 'potential_rain', 'duration']] == 0).any(axis=1)].index, inplace=True)
df_copy.isnull().sum()

distance          0
speed_average     0
potential_rain    0
duration          0
Total Titik Kirim 0
Total Kecepatan Pengiriman 0
dtype: int64
```

Gambar 22. Proses Drop Record

Gambar 22 menunjukkan proses *drop record* yang nilainya hilang. Nilai yang hilang atau *null* bisa mempengaruhi model dan menurunkan tingkat akurasi. Proses ini menggunakan perkondisian sama dengan nol ( $==0$ ) pada tiap kolom yang dilakukan pengecekan. Perkondisian yang mengembalikan nilai *true* akan mentrigger fungsi *drop* untuk menghapus record tersebut. Proses terakhir transformasi data yaitu penambahan kolom baru akan ditunjukkan oleh Gambar 23.

```
[9] # Fungsi untuk menghitung total titik kirim dan kecepatan pengiriman per kurir
def calculate_delivery_metrics(group):
    total_titik = len(group)
    total_waktu = group['duration'].sum()
    return pd.Series({
        'Total Titik Kirim': int(total_titik),
        'Total Kecepatan Pengiriman': int(total_waktu)
    })

[10] # Menghitung metrik pengiriman untuk setiap kurir
metrics = df.groupby('distribution_code').apply(calculate_delivery_metrics).reset_index()

[11] # Menggabungkan metrik dengan dataset asli
df = df.merge(metrics, on='distribution_code', how='left')
df = df.drop('distribution_code', axis='columns')
```

**Gambar 23.** Proses Penambahan Kolom Baru

Gambar 23 menunjukkan proses penambahan kolom baru. Kolom yang ditambahkan bernama ‘total titik kirim’, dan ‘total kecepatan pengiriman’. Kolom tersebut digrup berdasarkan *distribution\_code*. Penambahan kolom ini bertujuan untuk melihat setiap harinya kurir mengirimkan keberapa titik dan untuk melihat total kecepatan pengiriman untuk menyelesaikan sejumlah titik tersebut.

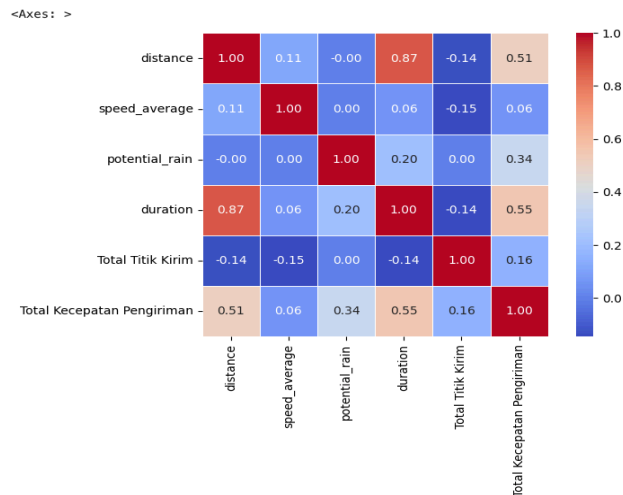
### 5.1.2. Analisis Korelasi Variabel

Hubungan linear antara variabel dapat di lihat dengan menganalisis nilai korelasinya. Nilai korelasi yang mendekati angka 1 menunjukkan korelasi variabel sangat berkaitan dan saling berhubungan. Nilai korelasi yang menjauh dari angka 1 bahkan terkadang sampai negatif menandakan variable tersebut tidak berkaitan. Nilai korelasi tiap variabelnya dapat dilihat pada Tabel 8.

**Tabel 9.** Korelasi Variabel

Variabel	distance	speed average	potential rain	duration	total titik kirim	total kecepatan pengiriman
distance	1.000	0.115	-0.003	<b>0.867</b>	-0.135	0.506
speed average	0.115	1.000	0.001	<b>0.061</b>	-0.147	0.059
potential rain	-0.003	0.001	1.000	<b>0.202</b>	0.004	0.337
duration	0.866	0.061	0.202	<b>1.000</b>	-0.142	0.551
total titik kirim	-0.135	-0.147	0.004	<b>-0.142</b>	1.000	0.155
total kecepatan pengiriman	0.506	0.059	0.337	<b>0.551</b>	0.155	1.000

Tabel 8 menunjukkan beberapa variabel beserta korelasinya dimana variabel dengan nilai korelasi tertinggi adalah variabel *duration* dan *distance*. Variabel *duration* dan *distance* memiliki nilai 0.894 dimana nilai mendekati 1.000 yang artinya variabel tersebut sangat terhubung. Grafik korelasi variabel akan ditunjukkan pada Gambar 24.



**Gambar 24.** Grafik Korelasi *Variabel*

Gambar 24 menunjukkan grafik korelasi antar variable, tampak ada hubungan positif yang jelas di mana durasi meningkat seiring dengan peningkatan jarak. Ini menunjukkan bahwa perjalanan yang lebih panjang cenderung memakan waktu lebih lama.

Korelasi yang positif juga ada antara duration dengan potential rain dimana nilainya 0.202, berdasarkan grafik hubungan tersebut durasi atau kecepatan pengiriman cenderung meningkat seiring dengan peningkatan pada variabel potensi hujan.

### 5.1.3. Data Exploration

Data *Exploration* mencakup proses menampilkan karakteristik data yang akan digunakan pada proses prediksi. Analisis korelasi *variabel* akan menjadi acuan pada proses ini untuk fokus pada 3 *variabel* dan tidak hanya *single variable* diantaranya :  $X_1 = distance$ ,  $X_2 = speed\_average$ ,  $X_3 = potential\_rain$ , dan  $Y = duration$ . Variable Y sendiri nantinya akan dijadikan sebagai data target.

#### 5.1.3.1. Fungsi *Head*

Fungsi *head* digunakan untuk melihat 5 data teratas dan digunakan untuk analisis awal untuk melakukan tahap selanjutnya. Penggunaan 5 data untuk simulasi karena hal tersebut dianggap representatif dengan fleksibilitas dalam iterasi dan refinement model. Jumlah tersebut memungkinkan peneliti untuk memahami dan validasi awal sebelum bergerak ke analisis lebih mendalam dan kompleks dengan dataset yang besar. 5 data teratas ditunjukkan pada Gambar 25.

```

[14] print(df.head())
  distance  speed_average  potential_rain  duration  Total Titik Kirim \
0      1900             46              40         7              11
1       850             42              40         5              11
2        50             38              40         3              11
3       700             40              40         5              11
4      1600             42              40         9              11

  Total Kecepatan Pengiriman
0              81
1              81
2              81
3              81
4              81

```

**Gambar 25.** Fungsi *Dataframe Head*



### 5.1.3.2. Fungsi Tail

Fungsi *tail* digunakan untuk menunjukkan 5 data terbawah dari dataset dan akan digunakan untuk melakukan analisis seperti fungsi *head* dan akan ditunjukkan pada Gambar 26.

```
print(df.tail())
```

	distance	speed_average	potential_rain	duration	Total Titik Kirim	\
8295	4000	42	35	13	11	
8296	5500	45	35	18	11	
8297	800	43	35	4	11	
8298	2200	38	35	7	11	
8299	1500	42	35	6	11	

	Total Kecepatan Pengiriman
8295	124
8296	124
8297	124
8298	124
8299	124

Gambar 26. Fungsi Dataframe Tail

### 5.1.3.3. Fungsi Shape

Fungsi *shape* digunakan untuk menampilkan total baris dan total kolom dari dataset yang akan digunakan sebagai acuan ketika proses pembagian data *training* dan *testing*. Total baris dan kolom dalam dataset akan ditunjukkan pada Gambar 27 dengan menggunakan fungsi *shape*.

```
print(df.shape)
```

(8300, 6)

Gambar 27. Fungsi Dataframe Shape

### 5.1.3.4. Fungsi Info

Fungsi *info* digunakan untuk menampilkan detail informasi pada dataset. Informasi yang ditampilkan mulai dari total baris, detail kolom yang berisi tipe data, nama kolom, dan apakah *nullable* atau *non-null* (tidak kosong). Detail informasi akan ditampilkan pada Gambar 28.

```
print(df.info())
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 8300 entries, 0 to 8299
Data columns (total 6 columns):
#   Column                               Non-Null Count  Dtype
---  ---                               ---
0   distance                             8300 non-null  int64
1   speed_average                       8300 non-null  int64
2   potential_rain                      8300 non-null  int64
3   duration                            8300 non-null  int64
4   Total Titik Kirim                  8300 non-null  int64
5   Total Kecepatan Pengiriman         8300 non-null  int64
dtypes: int64(6)
memory usage: 389.2 KB
None
```

Gambar 28. Fungsi Dataframe Info

### 5.1.3.5. Fungsi Describe

Fungsi *describe* digunakan untuk menampilkan beberapa statistika deskriptif dari dataset. Salah satu yang mungkin bisa digunakan adalah *mean*, *max* dan *min*. Deskripsi data akan ditampilkan pada Gambar 29.

```
print(df.describe())
```

	distance	speed_average	potential_rain	duration	\
count	8300.000000	8300.000000	8300.000000	8300.000000	
mean	1536.10241	41.111325	45.625301	8.003735	
std	1317.14918	3.577809	9.894032	4.423438	
min	50.000000	35.000000	38.000000	2.000000	
25%	550.000000	38.000000	40.000000	5.000000	
50%	1500.000000	41.000000	40.000000	7.000000	
75%	2200.000000	43.000000	50.000000	10.000000	
max	5600.000000	49.000000	70.000000	27.000000	

	Total Titik Kirim	Total Kecepatan Pengiriman
count	8300.000000	8300.000000
mean	11.346024	90.153855
std	0.991482	29.180950
min	11.000000	42.000000
25%	11.000000	67.000000
50%	11.000000	62.000000
75%	12.000000	114.000000
max	22.000000	238.000000

Gambar 29. Fungsi Dataframe Describe

## 5.1.4. Preprocessing

### 5.1.4.1. Pembagian Data *Training* dan Data *Test*

Dataset pada proses awalnya akan dilakukan normalisasi, setelah proses normalisasi akan dilakukan pembagian data menjadi dua bagian. Program python yang sudah dibuat pada penelitian optimal ketika menggunakan persentase pembagian data 70 untuk data *training* dan 30 untuk data *testing*. Gambar 30 akan menunjukkan proses pembagian data dengan *library sklearn*.

```
[64] #Pembagian Data Training dan Data Testing
from sklearn.model_selection import train_test_split

X = df
y = df.duration

# Menentukan banyaknya data test yaitu sebesar 30% data
Date_train, Date_test = train_test_split(Date, test_size=0.30, random_state=0)
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.30, random_state=0)

print('X_train size: {}, X_test size: {}'.format(X_train.shape, X_test.shape))

X_train size: (5810, 4), X_test size: (2490, 4)
```

Gambar 30. Pembagian Data dengan *Library Sklearn*

### 5.1.4.2. Normalisasi

Normalisasi data akan menjadi proses kedua dalam tahap *preprocess* untuk mengubah range data dari [0,1]. Data yang ditunjukkan sebelumnya akan digunakan  $X_1 = distance$ ,  $X_2 = speed\_average$ ,  $X_3 = potential\_rain$ , dan  $Y = duration$  sebagai target.

## 5.1.5. Pelatihan Model *LSTM*

Pelatihan model *LSTM* memiliki beberapa tahapan secara lengkap, dan setiap tahapannya akan ditampilkan dalam kode pada Gambar 31 dengan menggunakan *library keras* dengan model *sequential* dan *optimizer adam*.

```
[28] #sequential
model=Sequential()

X_train = np.expand_dims(X_train, axis=1)
X_test = np.expand_dims(X_test, axis=1)

model.add(LSTM(25, activation='relu', input_shape=(1, 6)))
model.add(Dense(1)) # Output layer untuk regresi dengan 1 output

model.compile(optimizer='Adam', loss='mse', metrics=['mae'])

# Menggunakan EarlyStopping callback
early_stopping = EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=10, restore_best_weights=True)
```

Gambar 31. Model Pelatihan *LSTM*

## 5.1.6. Pengujian Model *LSTM*

Pengujian model ini akan menggunakan 2 acuan seperti pada rancangan. Akurasi akan dihitung berdasarkan rata-rata *error* dari model yang dibangun pada pelatihan. Gambar 32 akan menunjukkan proses pengujian model *LSTM*.

```
[40] math.sqrt(mean_squared_error(y_train, train_predict))
0.01913286027502448

[41] mean_absolute_percentage_error(y_train, train_predict)
0.001868755303597582

[42] math.sqrt(mean_squared_error(y_test, test_predict))
0.01797206459230917

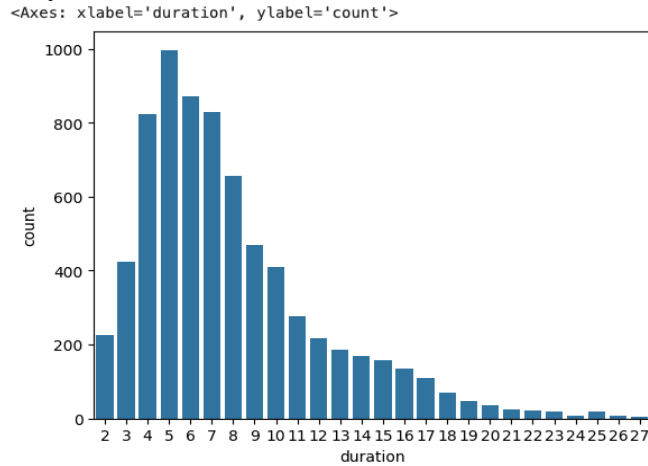
[43] mean_absolute_percentage_error(y_test, test_predict)
0.0019241992029310196

[44] MAPE = mean_absolute_percentage_error(y_test, test_predict)
print(f"Test MAPE: (MAPE * 100:.2f)%")
Test MAPE: 0.19%
```

Gambar 32. Pengujian Model *RMSE* dan *MAPE*

## 5.2. Pembahasan

Data *history* pengiriman surat kabar pada area distribusi 16113 dan 16112 periode 1 Juli 2023 – 31 Desember 2023 dengan jumlah data 8300 dapat dimanfaatkan sebagai dasar untuk memprediksi kecepatan pengiriman kurir. Kurir yang mengirim ke beberapa tempat dengan jarak dan kecepatan yang beragam bisa dijadikan *knowledge* untuk algoritma dapat memprediksi kecepatan pengiriman kurir. Gambar 33 akan menunjukkan total perjalanan beserta durasi setiap pengirimannya.



**Gambar 33.** Durasi dan Total Perjalanan

Gambar 33 menunjukkan pola pengiriman kurir dimana durasi pengiriman dengan total terbanyak ada pada 5 menit artinya pembagian kurir saat ini sudah cukup optimal mengingat jarak antar titik destinasinya tidak begitu jauh dan hanya membutuhkan waktu singkat untuk mencapainya sehingga dapat memaksimalkan kecepatan pengiriman kurir. Durasi terlama adalah 27 menit yang artinya ini cukup memakan waktu, diperlukan evaluasi untuk pengiriman yang memakan waktu diatas 20 menit apakah diperlukan pemindahan plotting atau kurir perlu menyesuaikan kembali dengan titik awal sebelum melakukan pengiriman ke titik terjauh.

### 5.2.1 Analisis Skenario Pengujian Model

Analisis skenario pengujian ini bertujuan untuk mendapatkan model yang optimal dengan nilai error sekecil mungkin. Skenario ini mencakup pembagian data dan inialisasi parameter *LSTM* yang beragam untuk menunjukkan perubahan hasil prediksi modelnya, berikut merupakan skenario pengujian model yang akan dilakukan sebanyak 6 kali :

1. Pembagian Data : 70:30, 80:20
2. *Epoch* : 100, 500, 1000
3. *Neuron Hidden* : 25, 30, 50
4. *Batch Size* : 32, 64, 128

Parameter-parameter yang dijabarkan pada skenario diatas akan dicobakan secara satu persatu dan pada Tabel 15 akan menunjukkan hasil dari pengujian model mengikuti skenario sebelumnya.

**Tabel 10.** Skenario dan Hasil Pengujian

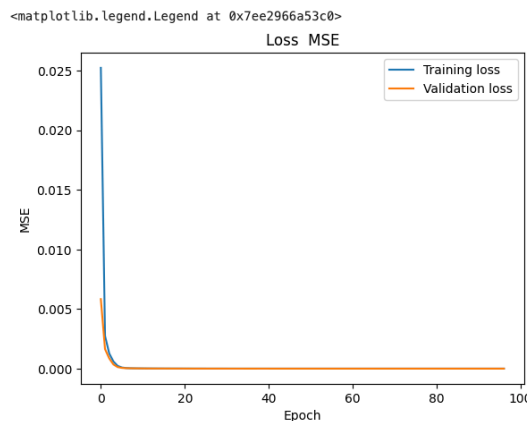
No	Data Training	Data Testing	Neuron Hidden	Epoch	Batch Size	MAPE
1	80	20	25	100	32	0.19%

2	80	20	30	500	64	0.10%
3	80	20	50	1000	128	0.10%
4	70	30	25	100	32	0.07%
5	70	30	30	500	64	0.09%
6	70	30	50	1000	128	0.29%

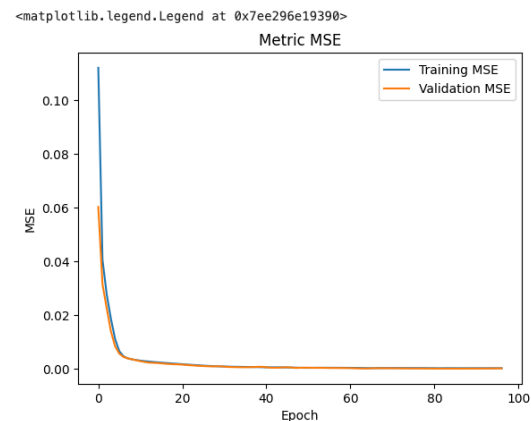
Tabel 15 menunjukkan beberapa pola dengan nilai MAPE yang dihasilkan setelah parameter-parameter pada skenario tersebut diterapkan pada model dan diujikan menjadi 6 kali pengujian. Model yang optimal adalah model dengan pola pembagian data 70 data *train* dan 30 data *test* serta inisialisasi parameter yang digunakan dengan *neuron hidden 25*, *epoch 100* dan *batch size 32* menghasilkan nilai MAPE 0.07%

### 5.2.2 Hasil Model

Model yang sudah diinisialisasi dan diujikan perlu dilihat nilai *loss*, nilai ini akan ditampilkan dalam bentuk grafik menggunakan fungsi *loss* dari *MSE* dengan *metric default MAE*. Gambar 34 dan Gambar 35 akan menampilkan nilai tersebut.



Gambar 34. Grafik Nilai Loss

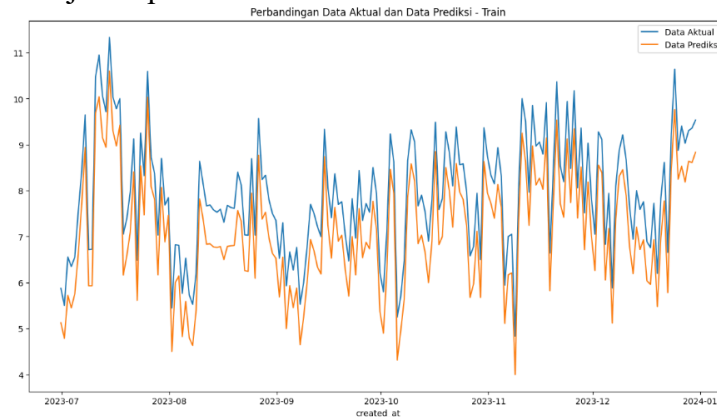


Gambar 35. Grafik Nilai MSE

Nilai *loss* secara *default* akan menggunakan *MSE* dalam hal ini untuk permasalahan regresi. Fungsi *loss* ini harus dievaluasi terlebih dahulu dan diubah ketika memiliki alasan yang bagus. Gambar 34 menunjukkan nilai *loss* mengalami penurunan cepat, untuk data pelatihan maupun validasi penurunan cepat ini terjadi pada beberapa *epoch* pertama. Hal ini menunjukkan bahwa model dengan cepat belajar dari data. Kedua nilai *loss* tersebut stabil mendekati nol setelah sekitar 20 *epoch*, artinya model mencapai titik optimal dimana penambahan *epoch* tidak lagi menghasilkan peningkatan signifikan.

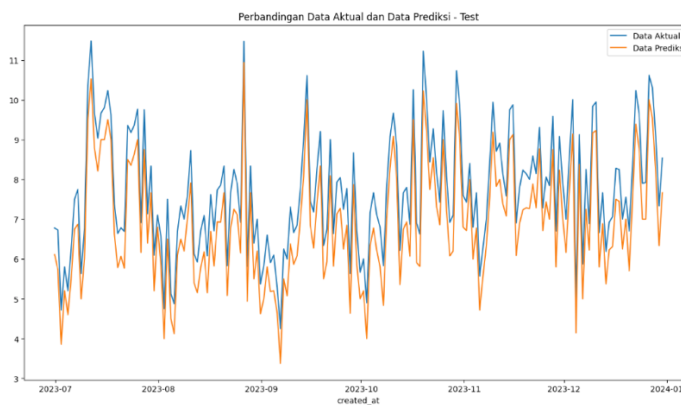
Gambar 35 grafik *MSE* menunjukkan nilai *MSE* yang cukup tinggi untuk kedua garis *training* dan *validation*. Bertambahnya *epoch* nilai *MSE* turun drastis, hal ini menunjukkan bahwa model sedang belajar dan memperbaiki performanya. Nilai *MSE* yang stabil dan tetap rendah, menunjukkan bahwa model telah mencapai performa optimal dan tidak ada peningkatan signifikan lebih lanjut. Nilai *MSE* yang stabil dan tetap rendah tersebut juga menunjukkan bahwa model tidak hanya menghafal data pelatihan tetapi model mampu menggeneralisasi dengan baik pada data baru.

Perbandingan antara data aktual dan data prediksi dari proses pengolahan model dengan menggunakan pembagian dataset antara data *training* dan data *testing* akan ditunjukkan pada Gambar 36 dan Gambar 37.



**Gambar 36.** Data Aktual dan Prediksi *Training*

Garis biru dan oranye pada Gambar 36 menunjukkan data aktual dan prediksi dari durasi. Kedua garis tersebut memiliki jarak yang saling berdekatan. Kedekatan tersebut menunjukkan bahwa model prediksi mengikuti pola data aktual dengan baik. Meskipun terdapat beberapa deviasi atau perbedaan kecil, secara keseluruhan model memiliki performa yang baik dalam memprediksi data aktual. Grafik ini memberikan gambaran visual seberapa baik model untuk dapat mereplikasi data aktual dengan prediksi yang dihasilkannya. Kesesuaian yang dekat antara kedua garis menunjukkan bahwa model telah dilatih dengan baik dan dapat membuat prediksi yang akurat berdasarkan data pelatihan.



**Gambar 37.** Data Aktual dan Prediksi *Testing*

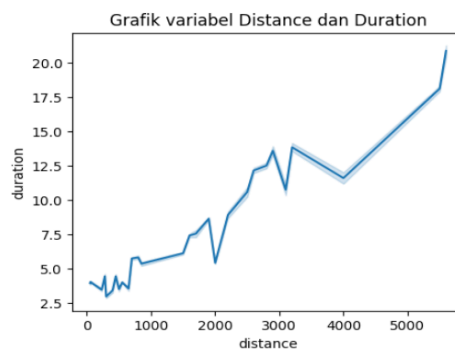
Gambar 37 menunjukkan perbandingan data aktual dan prediksi pada proses *testing* yang menunjukkan hasil cukup baik. Jarak *error* dari yang ditunjukkan tidak terlalu jauh dengan menghasilkan nilai *MAPE* 0,07. Jarak kedua garis yang dekat pada data *testing* menunjukkan bahwa model dapat memprediksi dengan baik pada data yang tidak pernah dilihat sebelumnya. Kemampuan model untuk menggeneralisasi pola dari data pelatihan ke data baru ditunjukkan oleh grafik tersebut.

Gambar 36 dan Gambar 37 menunjukkan bahwa data prediksi tidak begitu jauh dengan data aktualnya dengan nilai *MAPE* 0,07. Nilai *MAPE* tersebut dapat dikategorikan sangat baik karena berada pada range  $<10\%$  *MAPE*. Catatan penting yaitu *forecasting* atau peramalan tidak harus selalu 100% akurat, karena kesalahan merupakan salah satu dari sifat melakukan peramalan, tetapi tidak

mengurangi manfaat dan fungsi yang dapat dilakukan oleh kegiatan ini. Evaluasi model dapat menunjukkan berapa kesalahan yang dihasilkan. Penelitian ini tidak sepenuhnya bisa dijadikan acuan bahwa hasil pasti sesuai, tetapi dapat digunakan sebagai tahap awal untuk melakukan langkah-langkah sistematis untuk mengatasi masalah kedepan.

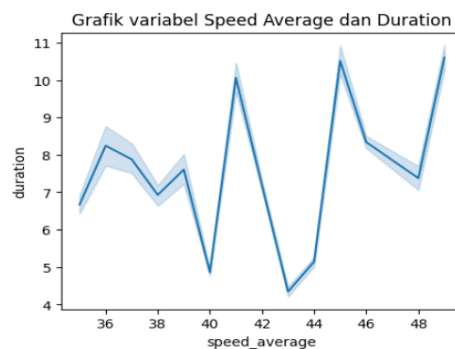
### 5.2.3 Pola Pengiriman Surat Kabar Juli-Desember 2023

Pengiriman surat kabar menjadi faktor utama untuk mempertahankan kepuasan pelanggan terutama dalam upaya mempertahankan pelanggan yang berlangganan koran fisik. Berita yang ada pada koran fisik harus cepat sampai untuk menghindari berita basi karena terlalu telat sampai dipelanggan, dimana target management agar koran bisa sampai sebelum jam 09.00 WIB. Dataset yang terkumpul akan coba dianalisis untuk melihat hal apa saja yang mempengaruhi kecepatan pengiriman dan ambil dari nilai korelasi sebelumnya untuk melihat seberapa berpengaruh variabel tersebut. Gambar 38 akan menampilkan grafik antara variabel *distance* dan *duration* dengan nilai korelasi paling positif 0.894.



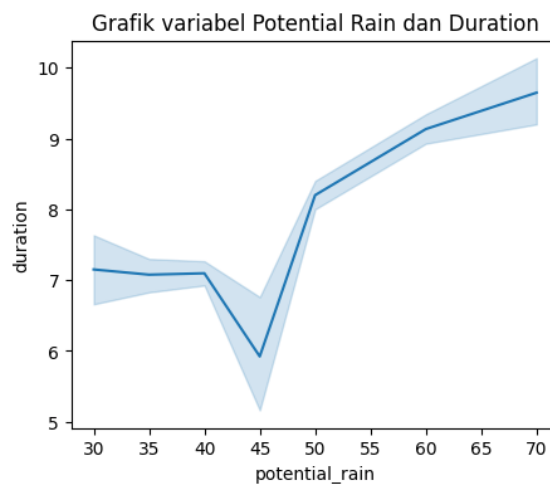
**Gambar 38.** Grafik Variabel *Distance* dan *Duration*

Gambar 38 menampilkan grafik antara *duration* atau kecepatan pengiriman dalam satuan menit terhadap *distance* atau jarak pengiriman antara *start point* ketitik *destination* dalam satuan meter. Terlihat semakin jauh jarak maka semakin lama koran bisa sampai kepelanggan. Terlihat pada jarak 4000 - 5000 meter, kecepatan pengiriman bisa mencapai hingga 15-20 menit antar titiknya. Ketika terdapat cukup banyak jarak antar titik yang begitu jauh, akan memicu keterlambatan pengiriman. Manajemen harus menyadari dan mereview ulang destinasi tersebut apakah yang mempengaruhi dan membuat jaraknya sangat jauh. Manajemen juga bisa melakukan ploating ulang agar destinasi tersebut bisa dipindahkan pada kurir yang mungkin melewati rute tersebut dan jaraknya tidak terlalu jauh.



**Gambar 39.** Grafik Variabel *Speed Average* dan *Duration*

Gambar 39 menunjukkan hubungan antara kecepatan kendaraan rata-rata kurir dan durasi perjalanan. Grafik tersebut menunjukkan nilai x merepresentasikan kecepatan rata-rata dalam km/jam dan nilai y adalah durasi perjalanan dalam menit. Ketika kecepatan rata-rata sekitar 35-36, durasi perjalanan cukup stabil antara 6-7 menit. Grafik tersebut memperlihatkan semakin tinggi kecepatan rata-rata maka ada kemungkinan memperpendek durasi perjalanan, namun hal ini tidak terlepas dari jarak pengiriman. Manajemen bisa menyarankan terhadap kurir, pengiriman dengan jarak yang dekat bisa melakukan kecepatan rata-rata yang lebih tinggi untuk mempersingkat durasi perjalanan. Grafik tersebut juga mengindikasikan bahwa terdapat batas tertentu dimana peningkatan kecepatan rata-rata tidak lagi mengurangi durasi perjalanan secara signifikan.



**Gambar 40.** Grafik Variabel *Potential Rain* dan *Duration*

Gambar 40 menunjukkan grafik antara potensi hujan dengan durasi, variabel potensi hujan digunakan karena pengiriman surat kabar fisik dapat dipengaruhi oleh kondisi cuaca. Kurir yang harus lebih berhati-hati agar koran fisik tidak rusak karena hujan, akan menambah durasi pengiriman koran. Grafik menunjukkan ketika potensi hujan >45% atau dirange 55-70% menunjukkan peningkatan yang signifikan pada durasi pengiriman. Hal tersebut bisa terjadi karena faktor jalan yang licin, kecepatan kendaraan lebih lambat dan lalu lintas yang lebih padat. Manajemen dapat merencanakan lebih baik untuk menghadapi kondisi cuaca terutama ketika musim hujan.

#### 5.2.4 Uji Validasi Hasil

Uji validasi hasil bertujuan untuk memvalidasi apakah hasil prediksi kecepatan pengiriman akurat mengikuti fakta dilapangan saat dilakukan pengujian. Proses validasi dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap data aktual dari pengiriman. Prediksi ini dilakukan dengan mencoba mengikuti skenario pada *website* dengan kombinasi 5 titik dengan total jarak 14666 meter lalu potensi hujan 50%, 7 titik dengan total jarak 9654 serta potensi hujan 70% dan 11 titik dengan total jarak 9064 serta potensi hujan 30%. Hasil uji validasi akan ditunjukkan pada Lampiran 5.

## BAB VI

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 6.1. Kesimpulan

Analisis permasalahan dan pembentukan model prediksi dengan pendekatan *Deep Learning* menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory* menghasilkan model yang cukup baik, melalui 6 kali percobaan dihasilkan model prediksi paling optimal dalam pola pembagian data 70 data *training* 30 data *testing*, serta penggunaan parameter 25 *neuron hidden*, 100 *epoch* dan 32 *batch size* menghasilkan nilai *RMSE* dan *MAPE* sebesar 0,667 dan 0.07%. Pengujian dan percobaan sebanyak 6 kali dengan pola pembagian data dan nilai parameter berbeda berguna untuk mengetahui model prediksi terbaik dari proses yang dihasilkan.

Model prediksi yang dibentuk kemudian diteruskan hingga tahap *deployment* dengan memanfaatkan *framework* *streamlit*. Model yang sudah di *deploy* dapat dimanfaatkan oleh manajemen untuk memprediksi waktu yang dibutuhkan kurir dalam mengirimkan surat kabar dari titik *start point* hingga beberapa *destination*. Hasil keluaran yaitu nilai durasi pengiriman dapat dijadikan pertimbangan bahwa nantinya destinasi tersebut akan diplot ke *list region* kurir yang mana agar bisa meminimalkan waktu pengiriman.

Optimalnya jarak pengiriman antar destinasi tidak boleh terlalu jauh. *Speed average* dari kurir juga mempengaruhi, namun hal ini banyak terpengaruhi variabel lainnya seperti lalu lintas. *Potential rain* ditampilkan dalam bentuk persentase kemungkinan hujan dan berpengaruh terhadap kecepatan pengiriman, mengingat yang dibawa oleh kurir adalah koran fisik berbahan kertas sehingga dengan data ini manajemen dan kurir bisa mempersiapkan seperti pelindung surat kabar, jas hujan dan sejenisnya untuk menangani kemungkinan yang terjadi ketika terjadi hujan sehingga pengiriman surat kabar tidak akan terhambat.

Algoritma *LSTM* yang digunakan dalam penelitian ini sudah tergolong tepat karena melalui proses evaluasi model dalam nilai prediksi, baik ketika menggunakan data *training* dan data *testing*. Nilai yang dihasilkan oleh proses prediksi searah dengan nilai aktual yang artinya model prediksi kecepatan kurir menggunakan *LSTM* ini sudah berhasil dibentuk dengan nilai *error* seperti yang dijabarkan pada paragraf pertama pada kesimpulan ini.

#### 6.2. Saran

Model prediksi yang dihasilkan disiapkan untuk dapat dikembangkan secara bertahap hingga bisa sampai di level sistem rekomendasi. Model ini bisa dimanfaatkan oleh manajemen untuk mereview destinasi-destinasi yang harus dilalui oleh kurir. Saran dalam penelitian ini ada beberapa hal untuk pengembangan agar menjadi model yang lebih baik lagi, diantaranya :

1. Membandingkan dengan menggunakan algoritma prediksi lainnya
2. Melakukan analisis secara terus menerus, untuk menghasilkan jadwal pengiriman yang optimal
3. Menambahkan fitur baru seperti data kemacetan dari data lalu lintas
4. Pengembangan model prediksi ini hingga bisa digunakan secara realtime dan menjadi sistem rekomendasi.
5. Memperhatikan waktu kompilasi model agar tidak telalu lama.



## DAFTAR PUSTAKA

- Ashari, M. L., & Sadikin, M. (2020). Prediksi Data Transaksi Penjualan Time Series Menggunakan Regresi LSTM. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, 9(1), 1. <https://doi.org/10.23887/janapati.v9i1.19140>
- Budiprasetyo, G., Hani'ah, M., & Aflah, D. Z. (2023). Prediksi Harga Saham Syariah Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM). *Jurnal Nasional Teknologi Dan Sistem Informasi*, 8(3), 164–172. <https://doi.org/10.25077/TEKNOSI.v8i3.2022.164-172>
- Cholissodin, I., Sutrisno, Soebroto, A. A., Hasanah, U., & Febiola, Y. I. (2020). *AI, Machine Learning & Deep Learning (Teori & Implementasi)* (1.01). Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya, Malang.
- Kurniadi, D., Sutedi, A., Nursyaban, D., & Mulyani, A. (2024). Sistem Rekomendasi Pemilihan Pengepul Limbah di PT. Pituku Cordova International Menggunakan Algoritma <i>Haversine</i>. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 11(1), 155–166. <https://doi.org/10.25126/jtiik.20241117694>
- Mauludin, K. (2023). *Sistem Monitoring Distribusi Surat Kabar Kepada Pelanggan Berbasis WEBGIS*.
- Moch Farryz Rizkilloh, & Sri Widiyanesti. (2022). Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory (LSTM). *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 6(1), 25–31. <https://doi.org/10.29207/resti.v6i1.3630>
- Muliawan, A., Badriyah, T., & Syarif, I. (2022). Membangun Sistem Rekomendasi Hotel dengan Content Based Filtering Menggunakan K-Nearest Neighbor dan Haversine Formula. *Technomedia Journal*, 7(2), 231–247. <https://doi.org/10.33050/tmj.v7i2.1893>
- Petroustos, E. (2023). *Google Maps Power Tools for Maximizing the API* (S. Monk, Ed.). McGraw-Hill Education.
- Pradipta, R. A., Wintoro, P. B., & Budiyanto, D. (2022). Perancangan Pemodelan Basis Data Sistem Informasi Secara Konseptual Dan Logikal. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 10(2). <https://doi.org/10.23960/jitet.v10i2.2541>
- Putra, J. W. G. (2020). *Pengenalan Konsep Pembelajaran Mesin dan Deep Learning* (Herianto & A. Purwarianti, Eds.; Edisi 1.4). Informatika Bandung.
- Radarbogor.id. (2023). *Sejarah Radar Bogor*. <https://radarbogor.id>

- Raharjo, B. (2022). *Deep Learning dengan Python* (M. C. Wibowo, Ed.; Edisi Pertama). Yayasan Prima Agus Teknik.
- Ramadhan, N. G., Nur, Y. S. R., & Adhinata, F. D. (2022). Pendekatan Deep Learning Untuk Prediksi Durasi Perjalanan. *Teknika*, 11(2), 85–89. <https://doi.org/10.34148/teknika.v11i2.460>
- Tombeng, M. T., & Ardian, Z. (2021). Prediksi Penjualan Supermarket Menggunakan Pendekatan Deep Learning. *CogITO Smart Journal*, 7(1), 160–169. <https://doi.org/10.31154/cogito.v7i1.306.160-169>
- Yulian, I., Anggraeni, D. S., & Aini, Q. (2020). Penerapan Metode Trend Moment dalam Forecasting penjualan Produk CV.Rabbani Asyisa. *JURTEKSI (Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi)*, 6(2), 193–200.
- Yulianto, T., Kuzairi, Amiroch, S., Anekawati, A., & Nurmadhani, N. (2023). Penerapan Fuzzy Interpolasi Spline Kubik Pada Data Pokok Lelang Di Pamekasan. *Jurnal Aplikasi Teknologi Informasi Dan Manajemen (JATIM)*, 4(2), 167–173.

# LAMPIRAN

## Lampiran 1. Surat Keterangan Penelitian



YAYASAN PAKUAN SILIWANGI  
**Universitas Pakuan**  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
*Heggul, Mandiri & Berkarakter Dalam Bidang MIPA*

**KEPUTUSAN DEKAN**  
**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**  
**UNIVERSITAS PAKUAN**  
No. : 175/KEP/D/FMIPA-UP/III/2024

### TENTANG

**PENGANGKATAN PEMBIMBING TUGAS AKHIR**  
**PADA PROGRAM STUDI ILMU KOMPUTER**  
**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**  
**UNIVERSITAS PAKUAN**

**DEKAN FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**  
**UNIVERSITAS PAKUAN,**

- Menimbang : a. bahwa setiap mahasiswa tingkat akhir Program Strata Satu (S1) harus melaksanakan Tugas Akhir sebagaimana tercantum di dalam kurikulum setiap Program Studi di lingkungan Fakultas MIPA Universitas Pakuan.  
b. bahwa untuk pelaksanaan Tugas Akhir diperlukan pengawasan dari pembimbing.  
c. bahwa sehubungan dengan point a dan b di atas perlu dituangkan dalam suatu Keputusan Dekan.
- Mengingat : 1. Undang-undang RI No.: 20 Tahun 2003 tentang Sistem Pendidikan Nasional.  
2. Peraturan Pemerintah No.: 60 Tahun 1999 tentang Pendidikan Tinggi.  
3. Statuta Universitas Pakuan Tahun 2022.  
4. Surat Keputusan Rektor Nomor: 35/KEP/REK/VIII/2020 tanggal 03 Agustus 2020 tentang Pemberhentian Dekan dan Wakil Dekan Masa Bakti 2015-2020 serta Pengangkatan Dekan dan Wakil Dekan Masa Bakti 2020-2025 di lingkungan Universitas Pakuan.  
5. Ketentuan Akademik yang tercantum dalam Buku Panduan Studi Fakultas MIPA, Universitas Pakuan Tahun 2023.
- Memperhatikan : Usulan dari Ketua Program Studi Ilmu Komputer FMIPA UNPAK.

### MEMUTUSKAN

- Menetapkan :
- Pertama : Mengangkat pembimbing yang namanya tersebut di bawah ini :  
1. Pembimbing Utama : Dr. Tjut Awaliyah Zuraiyah, S.Kom., M.Kom.  
2. Pembimbing Pendamping : Agung Prajuhana Putra, S.Kom., M.Kom.
- Untuk membimbing dalam rangka melaksanakan tugas akhir bagi mahasiswa :  
Nama : Kriti Mauludin  
NPM : 065120003  
Program Studi : Ilmu Komputer  
Judul Skripsi : Model Prediksi Kecepatan Kurir Dalam Pengiriman Surat Kabar Dengan Formula Haversine dan Long Short-Term Memory
- Kedua : Kepada para pembimbing diharapkan dapat menjalankan tugasnya sebagai pembimbing dengan sebaik-baiknya.
- Ketiga : Dalam waktu 1 (satu) bulan setelah diterbitkannya SK ini, mahasiswa wajib melaksanakan Seminar Rencana Penelitian yang diselenggarakan oleh Program Studi Ilmu Komputer dengan dihadiri oleh Pembimbing dan Penguji.
- Keempat : Dana untuk honorarium pembimbing dibebankan kepada mahasiswa yang ketentuannya diatur oleh Fakultas MIPA.
- Kelima : Surat Keputusan ini berlaku untuk jangka waktu 1 (satu) tahun sejak tanggal ditetapkan sampai dengan mahasiswa tersebut Lulus Sidang/Ujian Skripsi, dengan ketentuan akan diadakan perubahan/perbaikan sebagaimana mestinya bila dikemudian hari terdapat kekeliruan dalam penetapannya.

Ditetapkan di : Bogor  
Pada tanggal : 25 Maret 2024

Dekan,  
  
Asep Denih, S.Kom., M.Sc., Ph.D.

- Tembusan :
1. Yth. Ketua Program Studi Ilmu Komputer;
  2. Yth. Dr. Tjut Awaliyah Zuraiyah, S.Kom., M.Kom.;
  3. Yth. Agung Prajuhana Putra, S.Kom., M.Kom.;
  4. Arsip.

## Lampiran 2. Surat Keterangan Penelitian di Radar Bogor



YAYASAN PAKUAN SILIWANGI  
**Universitas Pakuan**  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
*Unggul, Mandiri & Berprestasi Dalam Bidang MIPA*

Nomor : 999/D/FMIPA-UP/III/2024  
Lampiran : -  
Perihal : Permohonan Pengambilan Data

Kepada : Yth. Manager IT PT. Bogor Ekspres Media,  
Jl. KH.R. Abdullah Bin Muhammad Nuh No 30,  
Taman Yasmin, Kota Bogor.

Dengan Hormat

Sehubungan dengan Pelaksanaan Tugas Akhir/Skripsi untuk Mahasiswa Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas MIPA Universitas Pakuan dengan nama mahasiswa dibawah ini:

Nama : Kriti Mauludin  
NPM : 065120003  
Program Studi : Ilmu Komputer  
Judul : Model Prediksi Kecepatan Kurir dalam Pengiriman Surat Kabar dengan Formula Haversine dan Long Short-Term Memory

Bermaksud mengadakan pengambilan data pada instansi yang Bapak/Ibu pimpin.

Adapun pengambilan data yang akan dilakukan mahasiswa kami meliputi tanya jawab, lisan, tertulis maupun observasi, sepanjang data-data yang diminta bukan merupakan rahasia yang menjadi tanggung jawab Bapak/Ibu.

Demikian permohonan ini kami sampaikan. Atas perhatian serta kerjasama yang baik, kami ucapkan terima kasih.

Bogor, 25 Maret 2024

Dekan,  
  
Asep Denih, S.Kom., M.Sc., Ph.D.

Tembusan :

1. Yth. Wakil Dekan I FMIPA-UNPAK ;
2. Yth. Ketua Program Studi Ilmu Komputer ;
3. Arsip.

Jl. Pakuan P.O. Box 452, Bogor 16143, Telp./Fax. (0251) 8375547  
Website : <https://fmipa.unpak.ac.id>

Lampiran 3. Kartu Bimbingan Mahasiswa

Kartu Bimbingan Mahasiswa  
Program Studi Ilmu Komputer FMIPA - UNPAK

Nama Mahasiswa : Kriti Mauludin  
 NPM : 065120203  
 Judul Skripsi : Model Prediksi Kecepatan Kurir dalam  
 Penyaliran Surat Kabar dengan Lensa  
 Short-Term Memory (LSTM)  
 Pembimbing Utama : Dr. Dra. Ariqur'ania, S.Kom, M.Kom  
 Pembimbing Pendamping : Agung Prabhana, P. M. Kom.

No.	Hari, tanggal	Catatan	Tanda Tangan	
			Pembimbing Utama	Pembimbing Pendamping
1.	4-3-2024	Model prediksi, dataset, tujuan	1	
2.	29-02-2024	Topik analisis ke AI (machine learning) Apresiasi (kecepatan); lakukan, Menda kahi, kurun 7 / LITEL	2	
3.	19-3-2024	Tertarik data yg diformulasikan akan lebih baik jika di PDS dan di koreksi data untuk algoritma dengan LSTM	3	
4.	20-3-2024	Perbaiki format proposal, susunan dienskripsi, persiapkan mawu proposal	4	
5.	21-3-2024	Buat ilustrasi, perbandingan, tambah tahap evaluasi, dan tarikan, penjelasan latar belakang terkait penelitian sebelumnya	5	
6.	27-3-2024	Tambah konsekuensi penelitian, susunan contoh rief metode dengan flowchart dan contoh kasus susunan setelah defenisi	6	
7.	25-3-2024	Tampilkan data dan simulasi / contoh kasus ditahap PDS	7	
8.	27-4-2024	Simulasi cukup laku 2 data yang sudah mengambarkan prosesnya	8	
9.	17-4-2024	lanjut ke daftar seminar proposal	9	
10.	7-5-2024	Revisi Laporan	10	
11.	20-5-2024	Perbaiki AI, data Science Factory	11	
12.	28-5-2024	Perbaiki latar belakang, dataset tambah keterangan, Tuning LSTM, Perbaikan dienskripsi	12	
13.	20-7-2024	Persiapkan Pembekas	13	
14.	3-6-2024	peneliti proyek, wawancara peneliti,	14	
15.	10-6-2024	dataset tambah kolom, total kurir tirim & total kecepatan	15	
16.	26-6-2024	Persiapkan Mawu Sidang	16	
17.			17	
18.	23-7-2024	Pastu Catak Bolek Bole	18	

Bogor, 20 Juli 2024

Mengetahui,  
Program Studi Ilmu Komputer  
FMIPA - UNPAK

Ketua,

Ariqur'ania, M.Kom.

#### Lampiran 4. Sebelum dan Sesudah Transformasi Data

##### Keterangan Variabel:

- |                              |                            |                              |
|------------------------------|----------------------------|------------------------------|
| 1. dCode = distribution_code | 7. total                   | 12. sAverage = speed_average |
| 2. cCode = customer_code     | 8. process. = process_at   | 13. duration                 |
| 3. sLat = start_latitude     | 9. received = received_at  | 14. status                   |
| 4. sLong = start_longitude   | 10. distance               |                              |
| 5. dLat = dest_latitude      | 11. pRain = potential_rain |                              |
| 6. dLong = dest_longitude    |                            |                              |

Berikut ada dataset sebelum melalui transformasi data. Data ini berisi 14 kolom dengan total baris 8300 .

dCode	cCode	sLat	sLong	dLat	dLong	total	process	received	distance	pRain	sAverage	duration	status
DS20230711	C161134	-6.559	106.765	-6.559	106.765	2	06:02:20	06:09:22	1900	46	40	7	200
DS20230711	C161135	-6.559	106.765	-6.561	106.765	1	06:09:25	06:14:10	850	42	40	5	200
DS20230711	C161136	-6.561	106.765	-6.557	106.770	1	06:15:25	06:18:23	50	38	40	3	200
DS20230711	C161147	-6.557	106.770	-6.559	106.764	2	06:22:25	06:27:40	700	40	40	5	200
DS20230711	C161138	-6.559	106.764	-6.552	106.768	1	06:27:59	06:36:23	1600	42	40	9	200
-----													
DS20231293	C1616930	-6.561	106.787	-6.533	106.767	2	07:14:10	07:27:15	4000	42	35	13	200
DS20231293	C1611232	-6.533	106.767	-6.570	106.772	1	07:27:53	07:44:53	5500	45	3535	18	200
DS20231293	C1611233	-6.570	106.772	-6.569	106.766	1	07:44:55	07:48:45	800	43	35	4	200
DS20231293	C1611234	-6.569	106.766	-6.583	106.780	1	07:49:14	07:56:14	2200	38	35	7	200
DS20231293	C1611235	-6.583	106.780	-6.575	106.774	1	07:56:54	08:02:54	1500	42	35	6	200

Berikut adalah tampilan dataset setelah transformasi data menjadi 6 kolom.

distance	pRain	sAverage	duration	Total Titik Kirim	Total Kecepatan Pengiriman
1900	46	40	7	11	81
850	42	40	5	11	81
50	38	40	3	11	81
700	40	40	5	11	81
1600	42	40	9	11	81
-----					
4000	42	35	13	11	124
5500	45	3535	18	11	124
800	43	35	4	11	124
2200	38	35	7	11	124
1500	42	35	6	11	124

**Dataset :** <https://raw.githubusercontent.com/kritimauludin/prediction-speed-courir/main/dataset/user-distribution-all.csv>



### Lampiran 5. Hasil Uji Validasi

Uji validasi ini akan menampilkan perbandingan antara hasil prediksi kecepatan dengan data asli ketika dilakukan pengujian kebeberapa titik.

No	Jumlah Titik	Total Jarak	Potensi Hujan	Kecepatan Rata-Rata	Prediksi Kecepatan	Setelah Diujikan	<i>Error</i>
1.	5 Titik	14666	50	30	52,1 menit	55 menit	2,9 menit ~ 5,27 %
2.	7 Titik	9654	70	35	38,2 menit	41 menit	2,8 menit ~ 6,83%
3.	11 Titik	9064	30	30	34,4 menit	35 menit	0,6 menit ~ 1,71 %

## Lampiran 6. Perhitungan Manual LSTM

Merujuk pada penelitian (Budiprasetyo dkk., 2023) bias *forget gates*, *input gate*,  $\bar{C}_t$ , dan *output gate* awal didefinisikan 1 ; 0,5 ; 0 ; 0,5.

### Data Perjalanan 1 :

$W$ : 0,447

bias *forget gate*, *input gate*,  $\bar{C}_t$ , *output gate* : 1 ; 0,5 ; 0 ; 0,5

$h_{t-1} = 0$

#### 1. Menghitung *forget gate*

$$\begin{aligned} f_t &= \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \\ &= \sigma(0,447 * 0 + 0,447 * 0,3 + 0,447 * 0,785 + 0,447 * 0,25 + 1) \\ &= \sigma(1,5967) \\ &= \frac{1}{(1 + 2,71828^{-1,5967})} \\ &= 0,831 \end{aligned}$$

#### 2. Menghitung *input gate*

$$\begin{aligned} i_t &= \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \\ &= \sigma(0,447 * 0 + 0,447 * 0,3 + 0,447 * 0,785 + 0,447 * 0,25 + 0,5) \\ &= \sigma(1,096) \\ &= \frac{1}{(1 + 2,71828^{-1,096})} \\ &= 0,749 \end{aligned}$$

#### 3. Menghitung lapisan *tanh* / kandidat baru

$$\begin{aligned} \bar{C}_t &= \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \\ &= \tanh(0,447 * 0 + 0,447 * 0,3 + 0,447 * 0,785 + 0,447 * 0,25 + 0) \\ &= \tanh(0,596) \\ &= 2 * \frac{1}{(1 + 2,71828^{-0})} - 1 \\ &= 0,289 \end{aligned}$$

#### 4. Menghitung *cell state*

$$\begin{aligned} C_t &= f_t * C_{t-1} + i_t * \bar{C}_t \\ &= (0,831 * 0 + 0,749 * 0,289) \\ &= 0,216 \end{aligned}$$

#### 5. Menghitung *output gate*

$$\begin{aligned} O_t &= \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \\ &= \sigma(0,447 * 0 + 0,447 * 0,3 + 0,447 * 0,785 + 0,447 * 0,25 + 0,5) \\ &= \sigma(1,096) \\ &= \frac{1}{(1 + 2,71828^{-1,096})} \\ &= 0,749 \end{aligned}$$

#### 6. Menghitung *hidden state*

$$\begin{aligned} h_t &= o_t * \tanh(C_t) \\ &= 0,749 * \tanh(0,216) \\ &= 0,749 * (2 * \frac{1}{(1 + 2,71828^{-0,216})} - 1) \\ &= 0,0806 \end{aligned}$$

**Data Perjalanan 2 :**

$$X_{t2} = [0.144, 0.5, 0.25]$$

$$C_{t-1} = 0,289$$

$$h_{t-1} = 0,0806$$

1. Menghitung *forget gate*

$$\begin{aligned} f_t &= \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \\ &= \sigma(0,447 * 0,0806 + 0,447 * 0,144 + 0,447 * 0,5 + 0,447 * 0,25 + 1) \\ &= \sigma(1,4356) \\ &= \frac{1}{(1 + 2,71828^{-1,4356})} \\ &= 0,807 \end{aligned}$$

2. Menghitung *input gate*

$$\begin{aligned} i_t &= \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \\ &= \sigma(0,447 * 0,0806 + 0,447 * 0,144 + 0,447 * 0,5 + 0,447 * 0,25 + 0,5) \\ &= \sigma(0,9456) \\ &= \frac{1}{(1 + 2,71828^{-0,9456})} \\ &= 0,720 \end{aligned}$$

3. Menghitung lapisan *tanh* / kandidat baru

$$\begin{aligned} \bar{C}_t &= \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \\ &= \tanh(0,447 * 0,0806 + 0,447 * 0,144 + 0,447 * 0,5 + 0,447 * 0,25 + 0) \\ &= \tanh(0,4356) \\ &= 2 * \frac{1}{(1 + 2,71828^{-0,4356})} - 1 \\ &= 0,214 \end{aligned}$$

4. Menghitung *cell state*

$$\begin{aligned} C_t &= f_t * C_{t-1} + i_t * \bar{C}_t \\ &= (0,807 * 0,289 + 0,720 * 0,214) \\ &= 0,387 \end{aligned}$$

5. Menghitung *output gate*

$$\begin{aligned} O_t &= \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \\ &= \sigma(0,447 * 0,0806 + 0,447 * 0,144 + 0,447 * 0,5 + 0,447 * 0,25 + 0,5) \\ &= \sigma(0,9456) \\ &= \frac{1}{(1 + 2,71828^{-0,9456})} \\ &= 0,720 \end{aligned}$$

6. Menghitung *hidden state*

$$\begin{aligned} h_t &= o_t * \tanh(C_t) \\ &= 0,720 * \tanh(0,387) \\ &= 0,720 * (2 * \frac{1}{(1 + 2,71828^{-0,387})} - 1) \\ &= 0,137 \end{aligned}$$

**Data Perjalanan 3 :**

$$X_{t3} = [0, 0.214, 0.25]$$

$$C_{t-1} = 0,387$$

$$h_{t-1} = 0,137$$

1. Menghitung *forget gate*

$$\begin{aligned} f_t &= \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \\ &= \sigma(0,447 * 0,137 + 0,447 * 0 + 0,447 * 0,214 + 0,447 * 0,25 + 1) \\ &= \sigma(1,2686) \\ &= \frac{1}{(1 + 2,71828^{-1,4356})} \\ &= 0,566 \end{aligned}$$

2. Menghitung *input gate*

$$\begin{aligned} i_t &= \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \\ &= \sigma(0,447 * 0,137 + 0,447 * 0 + 0,447 * 0,214 + 0,447 * 0,25 + 0,5) \\ &= \sigma(0,7686) \\ &= \frac{1}{(1 + 2,71828^{-0,7686})} \\ &= 0,683 \end{aligned}$$

3. Menghitung lapisan *tanh* / kandidat baru

$$\begin{aligned} \bar{c}_t &= \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \\ &= \tanh(0,447 * 0,137 + 0,447 * 0 + 0,447 * 0,214 + 0,447 * 0,25 + 0) \\ &= \tanh(0,2686) \\ &= 2 * \frac{1}{(1 + 2,71828^{-0,2686})} - 1 \\ &= 0,133 \end{aligned}$$

4. Menghitung *cell state*

$$\begin{aligned} C_t &= f_t * C_{t-1} + i_t * \bar{c}_t \\ &= (0,566 * 0,387 + 0,683 * 0,133) \\ &= 0,309 \end{aligned}$$

5. Menghitung *output gate*

$$\begin{aligned} O_t &= \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \\ &= \sigma(0,447 * 0,137 + 0,447 * 0 + 0,447 * 0,214 + 0,447 * 0,25 + 0,5) \\ &= \sigma(0,7686) \\ &= \frac{1}{(1 + 2,71828^{-0,7686})} \\ &= 0,683 \end{aligned}$$

6. Menghitung *hidden state*

$$\begin{aligned} h_t &= o_t * \tanh(C_t) \\ &= 0,683 * \tanh(0,309) \\ &= 0,683 * (2 * \frac{1}{(1 + 2,71828^{-0,309})} - 1) \\ &= 0,104 \end{aligned}$$

**Data Perjalanan 4 :**

$$Xt_4 = [0.117, 0.357, 0.25]$$

$$C_{t-1} = 0,309$$

$$h_{t-1} = 0,104$$

1. Menghitung *forget gate*

$$\begin{aligned} f_t &= \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \\ &= \sigma(0,447 * 0,104 + 0,447 * 0,117 + 0,447 * 0,357 + 0,447 * 0,25 + 1) \\ &= \sigma(1,37) \\ &= \frac{1}{(1 + 2,71828^{-1,37})} \\ &= 0,797 \end{aligned}$$

2. Menghitung *input gate*

$$\begin{aligned} i_t &= \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \\ &= \sigma(0,447 * 0,104 + 0,447 * 0,117 + 0,447 * 0,357 + 0,447 * 0,25 + 0,5) \\ &= \sigma(0,87) \\ &= \frac{1}{(1 + 2,71828^{-0,87})} \\ &= 0,704 \end{aligned}$$

3. Menghitung lapisan *tanh* / kandidat baru

$$\begin{aligned} \bar{C}_t &= \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \\ &= \tanh(0,447 * 0,104 + 0,447 * 0,117 + 0,447 * 0,357 + 0,447 * 0,25 + 0) \\ &= \tanh(0,3701) \\ &= 2 * \frac{1}{(1 + 2,71828^{-0,3701})} - 1 \\ &= 0,182 \end{aligned}$$

4. Menghitung *cell state*

$$\begin{aligned} C_t &= f_t * C_{t-1} + i_t * \bar{C}_t \\ &= (0,797 * 0,309 + 0,704 * 0,182) \\ &= 0,374 \end{aligned}$$

5. Menghitung *output gate*

$$\begin{aligned} O_t &= \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \\ &= \sigma(0,447 * 0,104 + 0,447 * 0,117 + 0,447 * 0,357 + 0,447 * 0,25 + 0,5) \\ &= \sigma(0,87) \\ &= \frac{1}{(1 + 2,71828^{-0,87})} \\ &= 0,704 \end{aligned}$$

6. Menghitung *hidden state*

$$\begin{aligned} h_t &= o_t * \tanh(C_t) \\ &= 0,704 * \tanh(0,374) \\ &= 0,704 * (2 * \frac{1}{(1 + 2,71828^{-0,374})} - 1) \\ &= 0,129 \end{aligned}$$

**Data Perjalanan 5 :**

$$X_{t5} = [0.279, 0.5, 0.25]$$

$$C_{t-1} = 0,367$$

$$h_{t-1} = 0,129$$

1. Menghitung *forget gate*

$$\begin{aligned} f_t &= \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \\ &= \sigma(0,447 * 0,129 + 0,447 * 0,279 + 0,447 * 0,5 + 0,447 * 0,25 + 1) \\ &= \sigma(1,5176) \\ &= \frac{1}{(1 + 2,71828^{-1,5176})} \\ &= 0,820 \end{aligned}$$

2. Menghitung *input gate*

$$\begin{aligned} i_t &= \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \\ &= \sigma(0,447 * 0,129 + 0,447 * 0,279 + 0,447 * 0,5 + 0,447 * 0,25 + 0,5) \\ &= \sigma(1,017) \\ &= \frac{1}{(1 + 2,71828^{-1,017})} \\ &= 0,734 \end{aligned}$$

3. Menghitung lapisan *tanh* / kandidat baru

$$\begin{aligned} \bar{c}_t &= \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \\ &= \tanh(0,447 * 0,129 + 0,447 * 0,279 + 0,447 * 0,5 + 0,447 * 0,25 + 0) \\ &= \tanh(0,5176) \\ &= 2 * \frac{1}{(1 + 2,71828^{-0,5167})} - 1 \\ &= 0,253 \end{aligned}$$

4. Menghitung *cell state*

$$\begin{aligned} C_t &= f_t * C_{t-1} + i_t * \bar{c}_t \\ &= (0,820 * 0,367 + 0,734 * 0,253) \\ &= 0,486 \end{aligned}$$

5. Menghitung *output gate*

$$\begin{aligned} O_t &= \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \\ &= \sigma(0,447 * 0,129 + 0,447 * 0,279 + 0,447 * 0,5 + 0,447 * 0,25 + 0,5) \\ &= \sigma(1,016) \\ &= \frac{1}{(1 + 2,71828^{-1,016})} \\ &= 0,734 \end{aligned}$$

6. Menghitung *hidden state*

$$\begin{aligned} h_t &= o_t * \tanh(C_t) \\ &= 0,734 * \tanh(0,486) \\ &= 0,734 * (2 * \frac{1}{(1 + 2,71828^{-0,485})} - 1) \\ &= 0,175 \end{aligned}$$