Implementasi Recurrent Neural Network dalam Memprediksi Kepadatan Restoran Berbasis LSTM

Annisa Farhah*, Anggunmeka Luhur Prasasti, Marisa W Paryasto

Fakultas Teknik Elektro, Prodi S1 Teknik Komputer, Telkom University, Bandung, Indonesia

Email: ^{1,*}annisafrhh@student.telkomuniversity.ac.id, ²anggunmeka@telkomuniversity.ac.id,

³marisaparyasto@telkomuniversity.ac.id

Email Penulis Korespondensi: annisafrhh@student.telkomuniversity.ac.id

Abstrak—Di zaman modern ini, restoran menjadi sangat populer, terutama di kota-kota besar. Namun, hal ini dapat menyebabkan kepadatan atau antrian pengunjung di restoran, hal tersebut harus dihindari selama pandemi Covid-19 saat ini. Sehingga informasi akurat yang dapat memprediksi kepadatan restoran akan sangat bermanfaat. Dalam memprediksi kepadatan restoran, dilakukan pengolahan data jumlah pengunjung yang didapat dari salah satu restoran dengan menggunakan kecerdasan buatan berupa LSTM (*Long Short Term Memory*) RNN (*Recurrent Neural Network*). Hasil penelitian *Recurrent Neural Network* berbasis LSTM (*Long Short Term Memory*) pada parameter *learning rate* terbaik 0,001 dan *epoch* maksimum 2000 menghasilkan nilai MSE sebesar 0,000000278 pada data latih dan 0,0069 pada data uji.

Kata Kunci: Prediksi; *Recurrent Neural Network*; *Long Short Term Memory*

Abstract— In this modern era, restaurants are becoming very popular, especially in big cities. However, this can lead to density or queues of visitors at a restaurant, which should be avoided during the current Covid-19 pandemic. So that accurate information that can predict the density of restaurant will be very useful. In predicting the density of restaurants, data processing on the number of visitors obtained from one of the restaurants is carried out using artificial intelligence in the form of LSTM (*Long Short Term Memory*) RNN (*Recurrent Neural Network*). The results of the research on *Recurrent Neural Network* based on LSTM (*Long Short Term Memory*) at the best learning rate parameter of 0.001 and a maximum epoch of 2000 resulted in an MSE value of 0.00000278 on the training data and 0.0069 on the test data.

Keywords: Prediction; *Recurrent Neural Network*; *Long Short Term Memory*

1. PENDAHULUAN

Di zaman modern ini, banyak bermunculan tempat makan berupa restoran. Munculnya restoran ini sangat marak terutama di daerah kota besar. Restoran yang bermunculan banyak mengundang daya tarik masyarakat khususnya yang menyukai makanan cepat saji. Akibatnya, kemunculan restoran akan semakin banyak mengundang daya tarik masyarakat yang dapat mengakibatkan kepadatan dan antrian pengunjung. Sedangkan berdasarkan aturan pemerintah saat ini mengharuskan masyarakat menjaga jarak dan menjauhi kerumunan yang memiliki tujuan untuk memutus rantai penularan virus covid-19[1]

Selain kualitas pelayanan restoran yang harus ditingkatkan dan menerapkan protokol kesehatan, berbagai solusi saat ini banyak ditawarkan oleh beberapa restoran seperti memanfaatkan layanan makanan pesan antar secara *online* sehingga pengunjung tidak perlu repot-repot mengunjungi restoran secara langsung, Namun terkadang layanan ini memiliki estimasi waktu yang cukup lama dan tidak sesuai perkiraan. Sehingga Informasi yang akurat, tepat pada waktunya serta relevan[2] dalam memprediksi kepadatan pengunjung menjadi lebih penting agar pengunjung dapat dengan mudah mengetahui keadaan suatu restoran dan dapat memutuskan restoran mana yang akan dituju.

Proses memprediksi secara terstruktur kejadian di masa datang bersumber pada data informasi yang pernah terjadi di masa lampau dengan mempertimbangkan masa kini guna meminimalisir penyimpangan antara data perkiraan yang dihasilkan dengan keterjadian merupakan pengertian dari prediksi[3]. Adapun pendekatan yang digunakan dalam memprediksi yaitu berupa pendekatan *time-series* dan pendekatan *cause-effects method*[4]. Pada pendekatan *time-series* menjelaskan bahwa model dipengaruhi oleh data yang terjadi pada masa lampau. Sedangkan pendekatan yang menunjukkan keadaan sebab akibat yang terjadi oleh hal tertentu merupakan penjelasan dari pendekatan *cause-effects method*.

Pada dasarnya upaya untuk meniru fungsi otak manusia dengan model komputer[5], dan umumnya ini melibatkan sebuah *neuron* yang saling terhubung satu sama lain dalam memproses setiap informasi yang masuk dari *neuron* satu ke *neuron* yang lain untuk menghasilkan keluaran berupa informasi yang dibutuhkan merupakan pengertian dari Jaringan saraf tiruan atau *neural network*. *Neural network* memiliki banyak jenis arsitektur, salah satunya adalah *Recurrent Neural Network* (RNN) yang menerapkan data sekuensial pada arsitekturnya. RNN mempunyai kelebihan dalam memproses data yang masuk secara berulang-ulang membentuk sebuah *time series*[6]. Pada RNN setiap *output* dari *hidden layer* akan mengalami *looping* ke dirinya sendiri, begitu seterusnya sehingga memperoleh hasil *output* yang paling akurat. Sehingga jaringan RNN dapat mengeksplorasi informasi di masa lalu untuk meramalkan data di masa mendatang yang cocok dalam memprediksi suatu keadaan. Secara konseptual menyatakan bahwasanya RNN mempunyai daya ingat memori terhadap kejadian yang pernah terjadi sebelumnya[6], namun hal tersebut sulit jika dilakukan untuk memiliki sekuens yang panjang. RNN akan menggunakan LSTM untuk mengatasi masalah ketergantungan jangka panjang tersebut dengan memberikan sebuah “gerbang” memori ke dalam sel pada *hidden layer*[7]. Fungsi mengatur memori pada setiap *neurons*

merupakan bagian dari *memory cells* dan *gate units* pada LSTM. Pada *cell* akan diberikan *input* dari *hidden layer* sebelumnya (h_{t-1}) dan *input* saat ini (x_t) untuk menghitung *hidden layer* berikutnya. Pada LSTM terdapat 3 *gates* yaitu *forget gates*, *input gates*, dan *output gates*[8].

Penelitian dengan metode *Recurrent Neural Network Long Short Term Memory* (RNN LSTM) untuk memprediksi kunjungan wisatawan dilakukan[9] dengan merancang dataset kunjungan wisatawan setiap bulan menjadi sebuah *time series* dimana terdapat adanya suatu pengamatan historis ($t-1$, $t-2$, ... $t-n$) dan ramalan t , $t+1$ dan $t+2$.

Penelitian lain mengenai *Recurrent Neural Network* yang menerapkan LSTM dilakukan[10]. Tujuan penelitian tersebut untuk memprediksi arus lalu lintas pada *Intelligent Transportation System* (ITS). Hasil eksperimen menunjukkan bahwa metode pembelajaran mendalam berbasis *Recurrent Neural Network* (RNN) seperti LSTM mempunyai kinerja lebih baik dibandingkan dengan metode lain seperti ARIMA. Hal tersebut dikarenakan prediksi arus lalu lintas yang bersifat stokastik lebih membutuhkan model jaringan nonlinier dibandingkan model linier.

Penelitian yang berhubungan dengan kepadatan dijelaskan[11] mengenai kuantitas atau jumlah penduduk yang dapat berpotensi menimbulkan kepadatan di suatu wilayah. Hal tersebut erat kaitannya jika dihubungkan dengan kepadatan di suatu restoran yang dipengaruhi oleh jumlah pengunjung dan kapasitas yang dimiliki restoran. Karena pada dasarnya kepadatan penduduk dapat diartikan hasil suatu pembagian jumlah penduduk dengan luas wilayah yang ditempati[12]. Penelitian[13] masih berhubungan dengan faktor penyebab kepadatan yang dijelaskan pada ruas jalan, dimana kepadatan lalu lintas dapat dilihat berdasarkan volume kendaraan dan kecepatan. Pada kepadatan restoran juga terdapat dua faktor yang hampir sama dengan penelitian tersebut yaitu jumlah pengunjung dan waktu rata-rata setiap pengunjung yang datang.

Sebagaimana pada penelitian[14] menyatakan bahwa pada penerapan prediksi dengan metode RNN lainnya seperti menggunakan *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN) guna memprediksi tingkat suatu penjualan dari sebuah produk pilus merupakan salah satu upaya perusahaan agar dapat meminimalisir terjadinya kerugian. Pada dataset dilakukan partisi data *training* serta data *testing* yang mana perbandingan dilakukan sebesar 70%:30%, 80%:20%, dan 90%:10%. Dalam penelitian tersebut terdapat beberapa tolak ukur yang digunakan berupa maksimal *epoch* sebesar 500, nilai *learning rate* sebesar 0.1 s.d 0.9, serta jumlah neuron sebanyak 5 neuron pada *input layer*, 7 pada *hidden layer* dan menghasilkan 1 *output*. Sehingga menghasilkan akurasi terbaik dengan metode ERNN sebesar 90.25%.

Pada penelitian [15] terkait prediksi dengan *Neural Network* dan menerapkan *Extended Kalman Filter* (EKF) dilakukan terhadap proses *training* data. Penerapan EKF mampu memecahkan masalah data yang harus di proses secara non-stationer. Penelitian lain menggunakan EKF [16] mengenai prediksi terjadinya banjir, menghasilkan akurasi terbaik terhadap model yang telah dibuat.

Pada penelitian ini mencoba mendapatkan informasi mengenai kepadatan suatu restoran dengan membangun sebuah sistem kecerdasan buatan berupa *Recurrent Neural Network* berbasis LSTM untuk mengolah data pengunjung yang dapat menghasilkan prediksi keadaan pengunjung di suatu restoran.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Pemodelan Sistem Kepadatan Restoran

Sistem Kepadatan Restoran di bangun menggunakan bahasa pemrograman python dengan menggunakan modul *pyrebase* sebagai penghubung sistem ke database aplikasi, dan modul *numpy* untuk mempermudah perhitungan dalam sistem. Serta di bangun menggunakan arsitektur *Recurrent Neural Network* berbasis LSTM yang sesuai untuk pemrosesan rangkaian waktu pada dataset yang digunakan. Adapun strategi sistem yang dibangun dimulai dari tahap *preprocessing* data, inisialisasi parameter, *training* RNN LSTM, serta melakukan pengujian terhadap data *testing*. Berikut adalah alur pada sistem yang berkerja dapat dilihat pada gambar 1.

Gambar 1. Alur Kerja

Pada Gambar 1. menjelaskan proses alur kerja sistem dimulai dari membagi dataset menjadi data *training* dan data *testing* dengan persentase pembagian yang telah ditentukan. Kemudian data *training* dan *testing* akan dinormalisasi menggunakan *min-max scaling* dengan mengubah data kedalam range [0,1]. Pada data *training* akan dilakukan pembelajaran terlebih dahulu dengan sistem yang dibangun sebelum dilakukan perhitungan eror menggunakan MSE. Tahap selanjutnya, setelah mendapatkan selisih eror terbaik pada data maka hasil prediksi akan diklasifikasikan menggunakan rentan nilai yang ditentukan.

2.1.1 Preprocessing Data

Dataset diperoleh dari suatu restoran xx yang menunjukkan jumlah pengunjung di restoran xx terhitung dari pukul 07.00 s.d 21.00 WIB dimulai dari hari Senin s.d Minggu bulan Januari – Februari tahun 2020 dengan total data 210 baris. Dari total dataset yang ada, dilakukan *preprocessing* data dengan membagi data antara data *train* dan data *test*. berikutnya, dilakukan normalisasi data. Berikut ini adalah persentase pembagian data yang digunakan dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Persentase Partisi Data

Data Training	Data Testing
50%	50%
105 Data	105 Data

Dalam meminimalisir tingkat kesalahan atau eror, maka perlu melakukan normalisasi terlebih dahulu pada dataset *train* dan data *test* dengan cara mengubah data kedalam range [0,1] serta teknik yang digunakan berupa normalisasi *min-max scaling*. Berikut adalah rumus normalisasi *min-max scaling*:

$$X' = \frac{(X - \min_x)}{(\max_x - \min_x)} \quad (1)$$

X' = data hasil normalisasi

X = data actual

$\max_x$ = nilai maksimal dari data input

$\min_x$ = nilai minimal dari data input

2.1.3 Inisialisasi Parameter

Inisialisasi parameter yang dibutuhkan pada metode *Recurrent Neural Network* berbasis LSTM adalah nilai *learning rate*, nilai *epoch* maksimum, fungsi aktivasi, serta model yang dibangun. Besarnya nilai *learning rate* yang akan diuji adalah 0.9, 0.6, 0.3, 0.1, 0.01, dan 0.001 dengan maksimum epoch 2000. Dalam memilih nilai *learning rate* tersebut akan membuat proses pembelajaran data dengan metode RNN berbasis LSTM berjalan lebih baik. Fungsi aktivasi yang digunakan pada *output layer* merupakan fungsi aktivasi ReLU (*Rectified Linear Unit*) karena merupakan *function* yang memiliki range [0 sampai takhingga). Berikut adalah rumus dari fungsi aktivasi ReLU:

$$RelU(x) = \max(0, x) \quad (2)$$

Model yang dibangun menggunakan RNN berbasis LSTM dibuat berdasarkan time series. Dimana terdapat data masa lalu ($t-1$ dan $t-2$), dan data prediksi (t , $t+1$). Adapun beberapa parameter yang akan dibangun sehingga dapat mempengaruhi hasil *ouput* yang ditunjukkan pada tabel berikut:

Tabel 2. Model RNN LSTM

Parameter	Jumlah
Total layer	5 layer
Input layer	128 neuron
Hidden layer	3 layer dengan 128 dan 64 neuron
Output layer	1 neuron

2.1.4 Training RNN LSTM

Proses *training* data dilakukan setelah melalui tahap *preprocessing* data sebanyak nilai *epoch* yang telah ditentukan hingga menghasilkan hasil yang paling optimal. Jika belum, maka dilakukan optimasi dengan *learning rate* yang telah ditentukan. Kemudian akan memperbarui bobot dan bias pada sistem. Proses terakhir dilakukan perhitungan eror menggunakan MSE (*Mean Square Error*) dengan membandingkan data *training* terhadap data *real* dengan persamaan:

$$MSE = f(z) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_i - y_i)^2 \quad (3)$$

2.1.5 Uji Terhadap Data Testing

Setelah didapatkan hasil dari proses *training* pada data *training*, kemudian dilakukan pengujian terhadap data *testing* yang didapat dari tahap *preprocessing* dengan menggunakan perhitungan MSE pada permasalahan (3), dimana data *testing* akan dibandingkan dengan data *real*.

2.2 Skenario Pengujian Parameter Metode *Recurrent Neural Network*

Skenario Pengujian ini berfungsi untuk mengetahui apakah sistem ini dapat mengukur performansi model yang telah dibangun. Maka dari itu dilakukan pengujian dengan parameter yang ada. Parameter tersebut diantaranya mengubah nilai *learning rate* dan mengubah nilai *epoch* hingga mendapatkan bobot yang paling ideal. Berikut menunjukkan skenario untuk parameter *learning rate* dan *epoch* yang akan diuji:

2.2.1 Parameter *Learning Rate*

Pada skenario pengujian *learning rate* menggunakan nilai epoch 2000 dengan skenario yang ditunjukkan pada tabel berikut:

Tabel 3. Skenario Pengujian *Learning Rate*

Pengujian Epoch	Partisi Data	Learning Rate	Epoch
Pertama	50% : 50%	0.9	2000
Kedua		0.6	
Ketiga		0.3	
Keempat		0.1	
Kelima		0.01	
Keenam		0.001	

Pada tabel 3 dapat dilihat bahwa pengujian *learning rate* dilakukan sebanyak enam kali dengan nilai yang berbeda-beda serta nilai epoch yang sudah ditentukan yaitu 2000.

2.2.1 Parameter *Epoch*

Pada skenario pengujian *epoch* ini akan menggunakan nilai pengujian *learning rate* yang menghasilkan selisih nilai MSE terkecil. Skenario *epoch* ditunjukkan pada table berikut:

Tabel 4. Skenario Pengujian *Epoch*

Pengujian Epoch	Partisi Data	Learning Rate	Epoch
Pertama	50% : 50%	Menggunakan learning rate dengan selisih MSE terkecil	100
Kedua			500
Ketiga			1000
Keempat			1500
Kelima			200

Pada tabel 4. dapat dilihat bahwa pengujian *epoch* yang dilakukan sebanyak lima kali percobaan dengan nilai *epoch* yang berbeda-beda.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pengujian Parameter Metode *Recurrent Neural Network*

Dari scenario yang telah dibuat maka pengujian dilakukan dengan nilai *learning rate* dan *epoch* yang sudah ditentukan.

3.1.1 Pengujian Parameter *Learning Rate*

Untuk melihat selisih nilai MSE terbaik dilakukan pengujian ini terhadap parameter *learning rate* dengan merujuk pada tabel 2.

- Pengujian *Learning Rate* Pertama
Pada pengujian pertama akan menggunakan partisi data sebesar 50% data *train* dan 50% data *test*, nilai *learning rate* sebesar $\alpha=0.9$ dan nilai *epoch* sebesar 2000.
- Pengujian *Learning Rate* Kedua
Pada pengujian kedua akan menggunakan partisi data sebesar 50% data *train* dan 50% data *test*, nilai *learning rate* sebesar $\alpha=0.6$ dan nilai *epoch* sebesar 2000.
- Pengujian *Learning Rate* ketiga
Pada pengujian ketiga akan menggunakan partisi data sebesar 50% data *train* dan 50% data *test*, nilai *learning rate* sebesar $\alpha=0.3$ dan nilai *epoch* sebesar 2000.

d. Pengujian *Learning Rate* Keempat

Pada pengujian keempat akan menggunakan partisi data sebesar 50% data *train* dan 50% data *test*, nilai *learning rate* sebesar $\alpha=0.1$ dan nilai *epoch* sebesar 2000.

e. Pengujian *Learning Rate* kelima

Pada pengujian kelima akan menggunakan partisi data sebesar 50% data *train* dan 50% data *test*, nilai *learning rate* sebesar $\alpha=0.01$ dan nilai *epoch* sebesar 2000.

f. Pengujian *Learning Rate* Keenam

Pada pengujian pertama akan menggunakan partisi data sebesar 50% data *train* dan 50% data *test*, nilai *learning rate* sebesar $\alpha=0.001$ dan nilai *epoch* sebesar 2000.

Dari hasil pengujian *learning rate* pertama sampai pengujian keenam dapat dibuat tabel nilai MSE dengan hasil perbandingan data *train* : *real* dan data *test* : *real* berikut:

Tabel 5. Hasil Pengujian *Learning Rate*

Pengujian Epoch	Learning Rate	Epoch	MSE <i>Train</i> : <i>Real</i>	MSE <i>Test</i> : <i>Real</i>
Pertama	0.9	2000	0,0061	0.0054
Kedua	0.6		0,012	0.012
Ketiga	0.3		0,0063	0.0054
Keempat	0.1		0,0061	0.0054
Kelima	0.01		0,0029	0.005
Keenam	0.001		0,000000278	0.0069

Berdasarkan Tabel 5. dihasilkan nilai *learning rate* terbaik saat data dilatih pada pengujian keenam sebesar 0.001 menghasilkan nilai MSE terkecil yaitu 0.000000278 dengan nilai MSE data *test* 0.0069. Dari hasil tersebut menunjukkan bahwa semakin kecil nilai *learning rate* maka semakin baik nilai MSE yang diperoleh [17]. Karena data *real* memiliki range nilai dari 0-1 maka *learning rate* terbaik yaitu saat nilai MSE semakin mendekati nol (0).

3.1.2 Pengujian Parameter *Epoch*

Berdasarkan perolehan selisih nilai MSE terkecil pada pengujian *learning rate*, maka pengujian dilakukan kembali dengan parameter *epoch* untuk melihat kembali apakah terdapat perubahan nilai MSE dengan merujuk pada tabel 3.

a. Pengujian *Epoch* Pertama

Pada pengujian pertama akan menggunakan partisi data sebesar 50% data *train* dan 50% data *test*, nilai *learning rate* sebesar $\alpha=0.001$ dan nilai *epoch* sebesar 100.

b. Pengujian *Epoch* Kedua

Pada pengujian kedua akan menggunakan partisi data sebesar 50% data *train* dan 50% data *test*, nilai *learning rate* sebesar $\alpha=0.001$ dan nilai *epoch* sebesar 500.

c. Pengujian *Epoch* ketiga

Pada pengujian ketiga akan menggunakan partisi data sebesar 50% data *train* dan 50% data *test*, nilai *learning rate* sebesar $\alpha=0.001$ dan nilai *epoch* sebesar 1000.

d. Pengujian *Epoch* Keempat

Pada pengujian keempat akan menggunakan partisi data sebesar 50% data *train* dan 50% data *test*, nilai *learning rate* sebesar $\alpha=0.001$ dan nilai *epoch* sebesar 1500.

e. Pengujian *Epoch* kelima

Pada pengujian kelima akan menggunakan partisi data sebesar 50% data *train* dan 50% data *test*, nilai *learning rate* sebesar $\alpha=0.001$ dan nilai *epoch* sebesar 2000.

Dari pengujian *epoch* pertama hingga kelima telah dibuat tabel yang menunjukkan hasil perbandingan nilai MSE pada data *train* : *real* dan data *test* : *real* berikut:

Tabel 6. Skenario Pengujian *Epoch*

Pengujian Epoch	Epoch	Learning Rate	MSE <i>Train</i> : <i>Real</i>	MSE <i>Test</i> : <i>Real</i>
Pertama	100	0,001	0.0034	0.006
Kedua	500		0.00016	0.006
Ketiga	1000		0.000025	0.007
Keempat	1500		0.00013	0.007
Kelima	2000		0.00000064	0.007

Berdasarkan Tabel 6. nilai MSE terbaik berada pada *epoch* 2000 untuk data *train* : *real* karena menghasilkan nilai MSE terkecil sebesar 0.00000064 dengan nilai MSE data *test* : *real* sebesar 0.007.

Sehingga dari penelitian tersebut dapat diambil kesimpulan bahwa dengan menggunakan metode *Recurrent Neural Network* berbasis LSTM menghasilkan selisih eror MSE yang lebih baik sebesar $2.78E-07$ pada data latih dan 0.0069 pada data uji jika dibandingkan dengan penelitian [18] menyatakan bahwa hasil menggunakan metode *Feedforward Neural Network* menghasilkan nilai MSE $7.585E-06$ pada data latih dan 0.006923 pada data uji.

3.2 Hasil Pengujian Sistem Prediksi Kepadatan Restoran

Setelah melakukan *training* pada dataset dengan membangun model RNN LSTM, maka akan menghasilkan prediksi kepadatan restoran. Tabel 7 menunjukkan perbandingan antara persentase data *real* dengan hasil *output* prediksi sebagai berikut:

Tabel 7. Persentase Perbandingan Data *Real* dengan Prediksi Kepadatan Restoran

Jam/Hari	Senin		Selasa		Rabu		Kamis		Jum'at		Sabtu		Minggu	
	DR	HP	DR	HP	DR	HP	DR	HP	DR	HP	DR	HP	DR	HP
07:00:00	5%	5%	3%	3%	13%	13%	6%	6%	15%	15%	8%	8%	8%	8%
08:00:00	2%	2%	14%	14%	34%	34%	13%	13%	12%	12%	17%	17%	4%	4%
09:00:00	8%	8%	5%	5%	1%	1%	5%	5%	8%	8%	5%	5%	10%	10%
10:00:00	10%	10%	4%	4%	15%	15%	16%	16%	12%	12%	8%	8%	19%	19%
11:00:00	29%	29%	14%	14%	24%	24%	22%	22%	12%	12%	3%	3%	6%	6%
12:00:00	22%	22%	19%	18%	27%	27%	34%	34%	37%	37%	16%	16%	9%	9%
13:00:00	13%	13%	6%	6%	11%	11%	11%	11%	19%	19%	4%	4%	6%	6%
14:00:00	7%	7%	4%	4%	13%	13%	12%	12%	7%	7%	5%	5%	6%	6%
15:00:00	13%	12%	9%	9%	8%	8%	10%	10%	13%	13%	4%	4%	5%	5%
16:00:00	3%	3%	4%	4%	7%	7%	4%	4%	9%	9%	13%	13%	10%	10%
17:00:00	20%	20%	20%	20%	36%	36%	13%	13%	8%	8%	16%	16%	7%	7%
18:00:00	10%	10%	9%	9%	8%	8%	5%	5%	10%	10%	9%	9%	9%	9%
19:00:00	0%	0%	10%	10%	18%	18%	20%	20%	13%	13%	5%	5%	7%	7%
20:00:00	15%	15%	6%	6%	21%	21%	26%	26%	19%	19%	13%	13%	18%	18%
21:00:00	0%	0%	4%	4%	3%	3%	4%	4%	1%	1%	3%	3%	3%	3%

Dari tabel 7. Menunjukkan bahwa persentase hasil prediksi (HP) sudah mendekati data *real* (DR) sehingga metode RNN berbasis LSTM telah berhasil memprediksi kepadatan restoran dengan optimal, serta parameter yang digunakan pada model dapat menghasilkan nilai MSE dengan selisih eror terkecil. Jika dibuat *plotting* perbandingan data *real* dengan prediksi adalah sebagai berikut:

Gambar 2. *plotting* Perbandingan Data *Real* dengan Prediksi

Pada Gambar 2. Perbandingan data hasil prediksi (orange) dan data *real* (biru) menunjukkan model sudah baik dalam melakukan pembelajaran data karena *plotting* hasil prediksi sudah mengikuti pola pada data *real*. Dalam memprediksi kepadatan restoran dibuat rentang nilai tertentu untuk mengartikan keadaan restoran tersebut dalam kosong, sedang, penuh, atau sangat penuh. Rentang nilai dibuat dengan range (0, 0.5) karena jumlah maksimal pengunjung restoran rata-rata berada dibawah 50% saat mencapai kepadatan pada data *real*.

Tabel 8. Rentang Nilai Terhadap Kondisi Restoran

Rentang Nilai	Kondisi Restoran
Output < 0.125	Kosong
0.125 >= Output < 0.25	Sedang
0.25 >= Output < 0.375	Penuh
0.375 >= Output < 0.50	Sangat Penuh

Selanjutnya hasil prediksi akan diklasifikasi sesuai dengan rentan nilai untuk memprediksi kondisi kepadatan suatu restoran. Adapun hasil klasifikasi data prediksi ditunjukkan pada tabel sebagai berikut:

Tabel 9. Klasifikasi Prediksi Kepadatan Restoran

Jam/Hari	Senin	Selasa	Rabu	Kamis	Jum'at	Sabtu	Minggu
07:00:00	kosong	kosong	sedang	kosong	sedang	kosong	kosong
08:00:00	kosong	sedang	penuh	sedang	kosong	sedang	kosong
09:00:00	kosong	kosong	kosong	kosong	kosong	kosong	kosong
10:00:00	kosong	kosong	sedang	sedang	kosong	kosong	sedang
11:00:00	penuh	sedang	sedang	sedang	kosong	kosong	kosong
12:00:00	sedang	sedang	penuh	penuh	penuh	sedang	kosong
13:00:00	sedang	kosong	kosong	kosong	sedang	kosong	kosong
14:00:00	kosong	kosong	sedang	kosong	kosong	kosong	kosong
15:00:00	kosong	kosong	kosong	kosong	sedang	kosong	kosong
16:00:00	kosong	kosong	kosong	kosong	kosong	sedang	kosong
17:00:00	sedang	sedang	penuh	sedang	kosong	sedang	kosong
18:00:00	kosong	kosong	kosong	kosong	kosong	kosong	kosong
19:00:00	kosong	kosong	sedang	sedang	sedang	kosong	kosong
20:00:00	sedang	kosong	sedang	penuh	sedang	sedang	sedang
21:00:00	kosong	kosong	kosong	kosong	kosong	kosong	kosong

Setelah didapatkan hasil prediksi kepadatan restoran, dapat dihitung persentase kecocokan antara data hasil prediksi dengan data *real* di lapangan dengan hasil kecocokan sebesar 99%.

4. KESIMPULAN

Setelah melakukan penelitian serta menganalisa hasil dari pengujian yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode *Recurrent Neural Network* berbasis LSTM yang digunakan sangat optimal dalam memprediksi kepadatan restoran. Karena menghasilkan kecocokan dengan data di lapangan sebesar 99%, dengan menguji beberapa parameter dapat menghasilkan nilai *learning rate* terbaik sebesar 0,001 dan maksimal *epoch* terbaik berada di nilai epoch ke 2000, dimana nilai MSE yang diperoleh hampir mendekati nol dengan nilai 2.78E-07 dengan MSE pada data uji sebesar 0.0069.

REFERENCES

- [1] D. Tuwu, "Kebijakan Pemerintah Dalam Penanganan Pandemi Covid-19," *J. Publicuho*, vol. 3, no. 2, p. 267, 2020, doi: 10.35817/jpu.v3i2.12535.
- [2] E. Turban, E. McLean, and J. Wetherbe, *Information Technology for Management: Transforming Organizations in the Digital Economy*, 5th ed. Hoboken: John Wiley & Sons, 2009.
- [3] Herdianto, "Prediksi Kerusakan Motor Induksi Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation," Universitas Sumatera Utara, 2013.
- [4] A. A. Rizal and S. Hartati, "PREDIKSI KUNJUNGAN WISATAWAN DENGAN RECURRENT NEURAL NETWORK EXTENDED KALMAN FILTER," vol. X, no. 1, pp. 7–18, 2017.
- [5] D. Kriesel, *A Brief Introduction to neural networks*. 2007.
- [6] J. W. G. P. Putra, *Pengenalan Konsep Pembelajaran Mesin dan Deep Learning*, 1.2. Tokyo, 2018.
- [7] A. Pulver and S. Lyu, "LSTM with working memory," *Proc. Int. Jt. Conf. Neural Networks*, vol. 2017-May, pp. 845–851, 2017, doi: 10.1109/IJCNN.2017.7965940.
- [8] C. Olah, "Understanding LSTM Network," 2015. <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>.
- [9] A. A. Rizal and S. Soraya, "Multi Time Steps Prediction Dengan Recurrent Neural," vol. 18, no. 1, pp. 115–124, 2018, doi: <https://doi.org/10.30812/matrik.v18i1.344>.
- [10] R. Fu, Z. Zhang, and L. Li, "Using LSTM and GRU Neural Network Methods for Traffic Flow Prediction," *31st Youth Acad. Annu. Conf. Chinese Assoc. Autom.*, pp. 5–9, 2016, doi: 10.1109/YAC.2016.7804912.
- [11] C. Christiani, P. Tedjo, and B. Martono, "ANALISIS DAMPAK KEPADATAN PENDUDUK TERHADAP KUALITAS HIDUP MASYARAKAT PROVINSI JAWA TENGAH," *J. Ilm. UNTAG Semarang*, pp. 102–114.
- [12] I. Bagoes and Mantra, *Demografi Umum*, Kedua. Yogyakarta: Pustaka Belajar, 2007.
- [13] M. T. N. Thalib, "Kepadatan Arus Lalu Lintas Pada Ruas Jalan," *J. Perad. sains, rekayasa dan Teknol. Sekol. Tinggi Tek. Bina Taruna Gorontalo*, vol. 6, no. 1, pp. 59–68.
- [14] I. Afrianty, E. Humairah, S. Sanjaya, S. K. Gusti, and E. Rouza, "Penerapan Elman Recurrent Neural Network (ERNN) Untuk Prediksi Penjualan Pilus," *Semin. Nas. Teknol. Inf. Komun. dan Ind.*, vol. 0, no. 0, pp. 158–164, 2018, [Online]. Available: <http://ejournal.uin-suska.ac.id/index.php/SNTIKI/article/view/5964>.
- [15] L. Zhang and P. B. Luh, "Neural network-based market clearing price prediction and confidence interval estimation with an improved extended Kalman filter method," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 20, no. 1, pp. 59–66, 2005, doi: 10.1109/TPWRS.2004.840416.
- [16] R. Adnan, F. A. Ruslan, A. M. Samad, and Z. M. Zain, "New Artificial Neural Network and Extended Kalman Filter hybrid model of flood prediction system," *Proc. - 2013 IEEE 9th Int. Colloq. Signal Process. its Appl. CSPA 2013*, pp. 252–257, 2013, doi: 10.1109/CSPA.2013.6530051.
- [17] M. Kumar and A. Bala, "Analyzing Twitter sentiments through big data," *3rd Int. Conf. Comput. Sustain. Glob. Dev.*, 2016.

- [18] M. K. Sandi, A. L. Prasasti, and M. W. Paryasto, "RESTAURANT DENSITY PREDICTION SYSTEM USING FEED FORWARD NEURAL NETWORK," *J. Ris. Inform.*, vol. 3, no. 2, 2021, [Online]. Available: <http://ejournal.kresnamediapublisher.com/index.php/jri/article/view/202/81>.