

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 Penelitian Terdahulu

##### 2.1.1 Pengujian Algoritma Long-Short Term Memory untuk Prediksi Kualitas Udara dan Suhu Kota Bandung[11]

Penelitian yang berjudul “Pengujian Algoritma *Long-Short Term Memory* untuk Prediksi Kualitas Udara dan Suhu Kota Bandung” yang dilakukan oleh Ali Khumaidi, Ridwan Raafi’udin, dan Indra Permana Solihin membahas tentang membangun model LSTM untuk prediksi suhu, PM10, kelembaban, dan ISPU.

Metodologi penelitian ini mulai dari pengumpulan data di Bandung dengan jumlah data sebanyak 9.231 dengan periode 19 Mei 2019 pukul 00:04:19 sampai 18 Agustus 2019 pukul 23:52:37. Selanjutnya pada tahap *pre-processing*, mengubah format tanggal menjadi *datetime*. Kemudian untuk pembagian dataset, data dibagi menjadi 75% dan 25%. Model LSTM yang dibuat terdiri dari 4 *hidden layer*, dengan *batch size* 32, *optimizer* Adam, nilai *epoch* 1000, dan *Mean Square Error* (MSE) sebagai penentuan fungsi *loss*. Pada penelitian ini, parameter yang di prediksi adalah suhu, pm10, kelembaban, dan ISPU. Lalu untuk evaluasi yang digunakan adalah *Root Mean Squared Error* (RMSE).

Hasil dari penelitian, diperoleh hasil prediksi dengan model LSTM paling baik yaitu pada kelembaban dengan nilai RMSE *test score* 6.97 lebih kecil dari nilai standar deviasi yaitu 19.32.

Adapun poin penting dari penelitian ini diantaranya:

- Penelitian ini membangun model LSTM, dengan 4 *hidden layer*, *optimizer* adam, dan *epoch* 1000.

- Jumlah data yang digunakan sebanyak 9.231, lalu dipisahkan 75% untuk dataset *training* dan 25% untuk dataset *testing*.
- Prediksi dengan model LSTM paling baik dalam memprediksi kelembaban.

### 2.1.2 Perbandingan Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU) Untuk Memprediksi Curah Hujan[9]

Penelitian yang berjudul “Perbandingan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Gated Recurrent Unit* (GRU) untuk memprediksi Curah Hujan” penelitian ini membahas tentang membandingkan dua model *deep learning* yaitu LSTM dan GRU untuk prediksi curah hujan.

Metodologi penelitian ini, data selama 5 tahun dari 2018-2022 diperoleh dari aplikasi IRIS yang merupakan sistem database di Stasiun Geofisika Lampung Utara. Parameter yang digunakan yaitu, penyinaran matahari, kelembaban, tekanan, suhu (maksimal dan minimum), kecepatan angin, curah hujan, dan keadaan cuaca. Selanjutnya data disiapkan sebelum di train seperti *data cleaning*, *data transformation*. Selanjutnya, data di *split*. Dalam penelitian ini data di *split* dan di uji sebanyak 3 rasio berbeda yaitu 7:3, 8:2, dan 9:1. Untuk pembuatan model LSTM dan GRU menggunakan 4 *layer*, *epoch* 50, *batch size* 32, *optimizer* adam dan menggunakan *StandarScaler* untuk proses *scaling* data. Evaluasi akhir yang digunakan pada penelitian ini menggunakan RMSE, MSE, *Mean Absolute Deviation* (MAD), dan *Confusion Matrix*

Hasil yang diperoleh adalah model LSTM dengan pembagian dataset 7:3 memperoleh performa yang terbaik dalam memprediksi curah hujan dibandingkan dengan model lainnya, dengan nilai RMSE sebesar 16.81, MSE sebesar 282.55, dan MAD sebesar 10.43. Sedangkan model yang terbaik dalam prediksi kejadian

hujan/tidak hujan adalah model GRU dengan pembagian dataset 7:3 yang memiliki akurasi 62%, presisi 58%, recall 66%, dan *f1 score* 62%.

Adapun beberapa poin penting dari penelitian ini diantaranya:

- Penelitian ini membandingkan dua model yakni *multivariate data time series* dengan model LSTM dan GRU.
- Penelitian ini menggunakan data dengan periode selama 5 tahun, lalu, untuk pembagian dataset dibagi menjadi tiga rasio berbeda yaitu 7:3, 8:2, dan 9:1.
- Penelitian ini membangun model LSTM dan GRU menggunakan 4 *layer*, nilai *epoch* 50, *batch size* 32, *optimizer* adam, dan *scalling* menggunakan *standar scaling*
- Penelitian ini mengevaluasi hasil prediksi dengan RMSE, MSE, MAD, dan *Confusion Matrix*
- Hasil model LSTM 7:3 paling baik untuk prediksi curah hujan. Sedangkan model GRU 7:3 paling baik prediksi kejadian hujan/tidak hujan.

### **2.1.3 Prediksi Polusi Udara Kota Jakarta menggunakan Recurrent Neural Network-Gated Recurrent Units[8]**

Penelitian dengan judul “Prediksi polusi udara kota Jakarta menggunakan *Recurrent Neural Network-Gated Recurrent Units*” berfokus pada pembuatan model *machine learning* dengan *Gated Recurrent Unit (GRU)* dan melatih model dengan menggunakan data polusi udara di Jakarta.

Metodologi penelitian ini, mulai dari pengumpulan data diambil dari data.jakarta.go.id bersumber dari Dinas Lingkungan Hidup Provinsi DKI Jakarta bersisi ISPU dengan range waktu dari 2010 sampai 2021. Parameter yang diprediksi adalah pm10, SO2, CO, O3, dan NO2. Selanjutnya tahap *preprocessing*, menghapus kolom-kolom dalam data yang tidak digunakan, kemudian mengubah format data agar sesuai seperti untuk waktu menggunakan *datetime*. Selanjutnya, pembagian dataset dibagi menjadi 80% dan 20%. Kemudian, model GRU yang di bangun memiliki 3-layer dengan unit secara berurut yaitu 256, 512, dan 256. Nilai *epoch* yang digunakan adalah 20. Evaluasi akhir yang digunakan adalah RMSE.

Model *machine learning* ini juga di implementasikan pada aplikasi, model di *upload* ke google cloud, lalu API yang telah dibuat sebelumnya akan menghubungkan model dengan aplikasi android menggunakan flask. Untuk databasenya menggunakan big query. Model ini mampu memprediksi untuk 7 hari kedepan.

Hasil dari penelitian ini diperoleh bahwa model GRU yang dibangun dapat memprediksi paling bagus terhadap parameter CO dengan nilai RMSE yaitu 7.24.

Adapun beberapa poin penting dari penelitian ini diantaranya:

- Penelitian ini bertujuan untuk prediksi polusi udara di kota Jakarta menggunakan metode RNN-GRU.
- Penelitian ini menggunakan data ISPU yang diperoleh dari data.jakarta.go.id dengan periode 2010-2019.
- Penelitian ini membagi data 80% untuk *training* dan sisanya untuk *testing*. Model GRU memiliki 3 layer secara urut unit layernya adalah 256, 512, dan 256. Serta nilai *epoch* yang digunakan sebanyak 20.
- Evaluasi kerja model menggunakan metrik RMSE.

- Model di integrasikan pada aplikasi android dan mampu memprediksi kualitas udara di Jakarta untuk 7 hari kedepan.

#### 2.1.4 Prediksi Kualitas Udara dengan Metoda LSTM, Bidirectional LSTM, dan GRU[7]

Penelitian dengan judul “Prediksi Kualitas Udara dengan Metoda LSTM, Bidirectional LSTM, dan GRU”. Dalam penelitian ini membahas tentang prediksi kualitas udara dengan membandingkan 3 model yaitu LSTM, Bidirectional LSTM, dan GRU.

Metodologi penelitian ini, mulai dari data yang digunakan untuk prediksi empat variabel yaitu suhu, pm10, kelembaban, dan ISPU. Selanjutnya, *data preprocessing* dengan mengubah format waktu menjadi *datetime*. kemudian dataset dibagi menjadi 75% dan 25%. Model LSTM yang dibangun menggunakan 4 *hidden layer*, *batch size* 32, *optimizer* adam, *epoch* 1500 dengan menggunakan fungsi *loss* MSE. Untuk model LSTM *Bidirectional* menggunakan 1 *hidden layer* dengan 20-unit memori, *batch size* 32, dan *optimizer* adam. Untuk model GRU dibangun dengan menggunakan 2 *hidden layer* dengan 50-unit, *batch size* 32, *optimizer* adam, *epoch* 1500, serta fungsi *loss* dengan MSE.

Hasil dari penelitian ini, diperoleh model yang memiliki performa lebih baik dalam data *time series* adalah LSTM dan *Bidirectional* LSTM dengan perbandingan nilai RMSE lebih kecil dari *standars deviation* dari dataset test yaitu suhu (LSTM 3.18 < 4.40, LSTM-Bi 3.23 < 4.40), kelembaban (LSTM 6.96 < 19.32, LSTM-Bi 7.07 < 19.32), ISPU (LSTM 1.84 < 1.90, LSTM-Bi 1.86 < 1.90).

Berdasarkan penelitian terdahulu yang disebutkan diatas, penulis mengambil beberapa hal yang dijadikan sebagai referensi penelitian, antara lain:

- Dari penelitian yang berjudul “Perbandingan *Long-Short Term Memory* (LSTM) dan *Gated Recurrent Unit* (GRU) untuk memprediksi Curah Hujan”, yang menjadi acuan bagi peneliti adalah untuk membagi dataset menjadi 2 rasio yang berbeda yaitu 7:3 dan 8:2. Alasan peneliti tidak menggunakan rasio 9:1 karena dalam penelitian acuan diperoleh bahwa hasil rasio 9:1 tidak memperoleh hasil performa yang baik.
- Dari penelitian yang berjudul “Prediksi polusi udara kota Jakarta menggunakan *Recurrent Neural Network-Gated Recurrent Units*”, yang menjadi acuan bagi peneliti adalah menggunakan model GRU yang akan digunakan dalam penelitian ini dan juga menggunakan parameter seperti pm10, so2, co, o3, dan no2.
- Dari penelitian yang berjudul “Pengujian Algoritma Long Short-Term Memory untuk Prediksi Kualitas Udara dan Suhu Kota Bandung”, yang menjadi acuan bagi peneliti adalah parameter ISPU yang digunakan untuk memprediksi kualitas udara.
- Dari penelitian yang berjudul judul “Prediksi Kualitas Udara Dengan Metoda LSTM, Bidirectional LSTM, dan GRU”, yang menjadi acuan bagi peneliti adalah menggunakan model LSTM dan GRU yang akan peneliti gunakan dalam penelitian ini. Juga acuan ide untuk menambahkan parameter cuaca seperti suhu dan kelembaban untuk prediksi kualitas udara.

Tabel 2. 1 Rangkuman referensi pendahuluan terdahulu

No	Judul Penelitian	Nama penulis dan tahun terbitan jurnal	Dataset	Desain Model	Evaluasi Akhir	Hasil
1.	Prediksi polusi udara kota Jakarta menggunakan <i>Recurrent Neural Network-Gated Recurrent Units</i>	(I Made Nusa Yudiskarat et al. 2023)	Dataset yang digunakan bersumber dari data.jakarta.go.id. dataset diambil dari 2010-2021.  Parameter yang di prediksi yaitu pm10, so2, co, o3, dan no2.	Model GRU: Terdiri dari 3 <i>hidden layer</i> dengan unit <i>layer</i> secara urut adalah 256, 512, dan 256. Dan <i>epoch</i> yang digunakan yaitu 20.	RMSE	CO memiliki hasil prediksi yang paling baik dibandingkan parameter lainnya dengan nilai RMSE 7.24
2	Perbandingan <i>Long Short-Term Memory (LSTM)</i> dan <i>Gated Recurrent Unit (GRU)</i> untuk Memprediksi Curah Hujan”	M. Devis Alam Carnegie, dan Chairani (2023)	Dataset yang digunakan bersumber dari aplikasi IRIS dengan kurun waktu 2018-2022.  Parameter yang di prediksi yaitu, curah hujan, kejadian hujan/tidak hujan. Variable yang digunakan yaitu: penyinaran	Model LSTM & GRU: Terdiri dari 4 <i>hidden layer</i> , <i>batch size</i> 32, <i>epoch</i> 50, <i>optimizer</i> adam, dan menggunakan <i>StandarScaler</i> untuk <i>scalling</i>	RMSE, MSE, MAD, dan Confusion Matrix	Model LSTM 7:3 paling baik untuk curah hujan dengan RMSE 16.81, MSE 282.55, dan MAD 10.43.  Model GRU 7:3 paling baik untuk prediksi kejadian

			<p>matahari, kelembaban (jam 07,13,18), tekanan, suhu (maksimum dan minimum), kecepatan angin, curah hujan dan keadaan cuaca.</p> <p>Data <i>split</i>: menjadi 3 rasio yaitu 7:3, 8:2, dan 9:1.</p>			<p>hujan/tidak hujan dengan akurasi 62%, presisi 58%, recall 66%, dan f1 <i>score</i> 62%.</p>
3.	<p>Prediksi Kualitas Udara dengan metode LSTM, <i>Bidirectional</i> LSTM, dan GRU</p>	<p>Karyadi Y (2022)</p>	<p>Dataset yang digunakan bersumber dari data milik pemerintah kotamadhya Bandung. Dataset berupa data kualitas udara selama tahun 2019.</p> <p>Parameter yang di prediksi yaitu, temperature, kelembaban, pm10, dan ISPU.</p> <p>Data <i>split</i>: 75% dan 25%</p>	<p>Model LSTM: Terdiri dari 4 <i>hidden layer</i>, <i>batch size</i> 32, <i>optimizer</i> adam, <i>epoch</i> 1500, dan fungsi <i>loss</i> MSE.</p> <p>Model <i>Bidirectional</i> LSTM: Terdiri dari 1 <i>hidden layer</i> dengan 20 unit memori, <i>batch size</i> 32, <i>optimizer</i> adam, <i>epoch</i></p>	<p>RMSE</p>	<p>LSTM dan <i>Bidirectional</i> LSTM dengan perbandingan nilai RMSE lebih kecil dari <i>standars deviation</i> dari dataset test yaitu suhu (LSTM 3.18 &lt; 4.40, LSTM-Bi 3.23 &lt; 4.40), kelembaban (LSTM 6.96 &lt; 19.32,</p>

				1500, dan fungsi <i>loss</i> MSE.  Model GRU: Terdiri dari <i>import layer</i> dengan <i>layer</i> pertama 50 unit memori, dimensi <i>single vector</i> 100, <i>batch size</i> 32, <i>optimizer</i> adam, <i>epoch</i> 1500, dan fungsi <i>loss</i> MSE.		LSTM-Bi 7.07<19.32), ISPU (LSTM 1.84<1.90, LSTM-Bi 1.86 < 1.90).
4.	Pengujian Algoritma <i>Long-Short Term Memory</i> untuk Prediksi Kualitas Udara dan Suhu Kota Bandung	[11]	Dataset yang digunakan berjumlah 9.231 dengan kurun waktu 19-05-2019 sampai 18-08-2019. Parameter yang prediksi yaitu suhu, pm10, kelembaban, ISPU.  Data <i>split</i> : 75% dan 25%	Model LSTM: Terdiri dari 4 <i>hidden layer</i> , <i>batch size</i> 32, <i>optimizer</i> adam, <i>epoch</i> 100, dan fungsi <i>loss</i> MSE.	RMSE	Model LSTM paling baik yaitu pada kelembaban dengan nilai RMSE <i>test scroe</i> 6.97 < <i>standar deviasi</i> 19.32.

## **2.2 Tinjauan Teori**

### **2.2.1 Kualitas Udara**

Kualitas udara merupakan ukuran seberapa baik atau buruknya suatu campuran zat berupa gas pada lapisan troposfer yang mempengaruhi kesehatan manusia, makhluk hidup serta lingkungan hidup lainnya yang memiliki komposisi tidak selalu konstan [12]. Melansir dari University Corporation for Atmospheric Research (UCAR) sebuah website ilmiah, menjelaskan jika kualitas udara bagus, maka udara akan jernih karena hanya mengandung sedikit partikel padat dan polutan kimia. Kualitas udara yang buruk, menyebabkan kabut dan berbahaya bagi kesehatan manusia dan lingkungan, karena udara mengandung polutan tingkat tinggi [13].

Jadi, kualitas udara adalah level seberapa baik dan buruk suatu zat berupa gas yaitu polutan yang berbahaya dan yang tidak berbahaya bagi kesehatan manusia dan lingkungan.

### **2.2.2 Indeks Standar Pencemar Udara (ISPU)**

Indeks Standar Pencemar Udara (ISPU) merupakan nilai berupa angka tanpa satuan yang menggambarkan kondisi mutu udara ambien di suatu lokasi wilayah tertentu dan didasarkan pada dampak pada kesehatan manusia, nilai estetika dan makhluk hidup lainnya. Tujuan dari adanya ISPU agar masyarakat diberi kemudahan informasi mutu udara ambien di lokasi dan waktu tertentu, serta sebagai bahan pertimbangan untuk upaya pengendalian pencemaran udara bagi pemerintah pusat maupun pemerintah daerah [4].

Di Indonesia, ISPU diatur dalam Peraturan Menteri Lingkungan Hidup dan Kehutanan nomor 14 tahun 2020 tentang Indeks Standar Pencemaran Udara. Didalam peraturan, tercantum

bahwa ada tujuh parameter ISPU yaitu PM<sub>10</sub>, PM<sub>2.5</sub>, NO<sub>2</sub>, SO<sub>2</sub>, CO, O<sub>3</sub> dan HC. Pada Tabel 2. 1 menunjukkan lima kategori ISPU mulai dari kategori baik hingga kategori berbahaya:

Tabel 2. 2 Kategori ISPU

Rentan	Kategori	Penjelasan
1 – 50	Baik	Tingkat mutu udara yang sangat baik, tidak memberikan efek negatif kepada manusia, hewan, dan tumbuhan.
51 – 100	Sedang	Tingkat mutu udara masih dapat diterima pada kesehatan manusia, hewan, dan tumbuhan.
101 – 200	Tidak Sehat	Tingkat mutu udara yang bersifat merugikan pada manusia, hewan, dan tumbuhan.
201 – 300	Sangat Tidak Sehat	Tingkat mutu udara yang dapat meningkatkan resiko kesehatan pada sejumlah segmen populasi yang terpapar.
301+	Berbahaya	Tingkat mutu udara yang dapat merugikan kesehatan serius pada populasi dan perlu penanganan cepat.

Perhitungan ISPU, menggunakan nilai ISPU batas atas dan ISPU batas bawah, ambien batas atas, ambien batas bawah dan konsentrasi ambien hasil pengukuran. Persamaan matematis perhitungan ISPU sebagai berikut:

$$I = \frac{I_a - I_b}{X_a - X_b} (X_x - X_b) + I_b$$

Dimana,

I = ISPU terhitung

Ia = ISPU batas atas

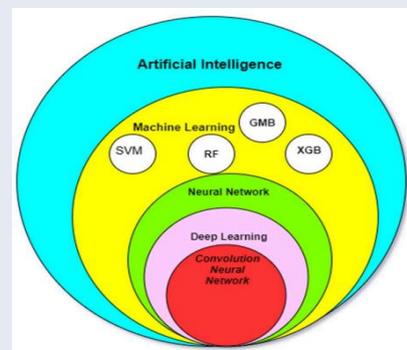
Ib = ISPU batas bawah

Xa = konsentrasi ambien batas atas ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )

Xb = konsentrasi ambien batas bawah ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )

Xx = Konsentrasi ambien nyata hasil pengukuran ( $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )

### 2.2.3 Deep Learning

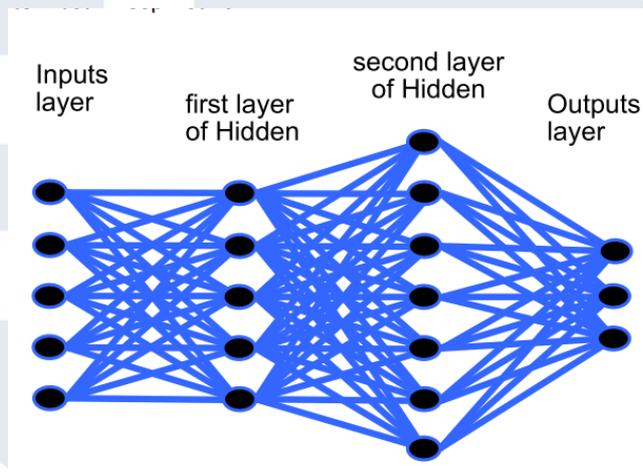


Gambar 2. 1 Deep Learning

*Deep Learning (DL)* merupakan salah satu bagian dari *artificial intelligence (AI)*, DL adalah pengembangan dari *Neural Network multiple layer* yang mampu memberikan ketepatan tugas misalnya deteksi objek, *voice recognition*, menerjemah bahasa, dan masih banyak lagi [15]. DL secara sederhana memiliki tiga atau lebih layer Jaringan neural. Deep learning terdiri dari banyak *node* yang terhubung satu dengan yang lainnya dan memiliki dua proses yaitu *forward propagation* dan *back propagation* yang digunakan untuk memprediksi sebuah *error* [16].

Prinsip kerja dari DL adalah berdasarkan fitur yang berbentuk hirarki, yang diskalakan dalam ukuran tertentu yang dapat disesuaikan berdasarkan kasus. Hal ini membuat algoritma DL dapat melakukan ekstraksi fitur otomatis menggunakan data mentah

secara mendetail. DL terdiri dari algoritma pemodelan abstraksi *high level* pada data yang menggunakan serangkaian fungsi transformasi non-linear yang berlayer-layer dan mendalam. Salah satu karakteristik dari arsitektur pada DL adalah jika suatu Jaringan mempunyai lebih dari 3 layer, berikut adalah ilustrasi arsitektur menggunakan DL [17].



Gambar 2. 2 Ilustrasi arsitektur pada DL

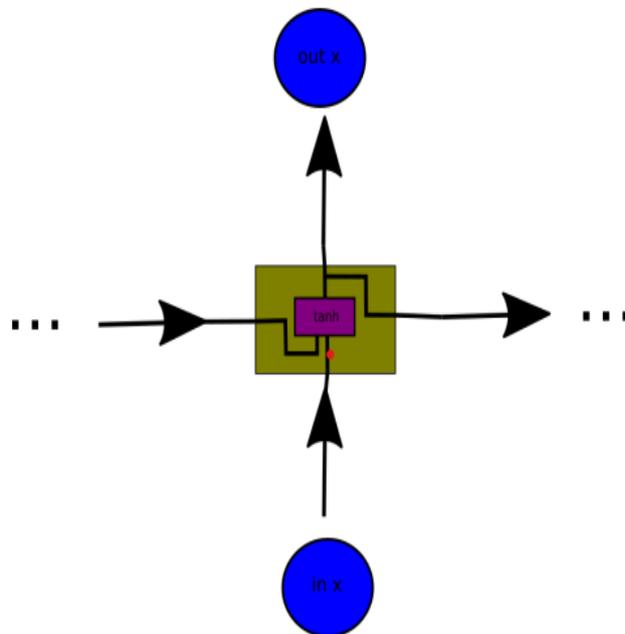
Layer yang dimaksudkan ialah layer yang cara kerjanya mirip dengan cara kerja sistem saraf pada otak manusia yaitu neuron. Layer adalah fungsi matematis yang berbentuk vektor yang menghasilkan nilai berupa *gradient descent*. Fungsi matematika yang biasa digunakan dalam proses *deep learning* yaitu fungsi sigmoid ( $\sigma$ ) [18].

Jadi, DL adalah salah satu cabang dari AI yang cara kerjanya terinspirasi dari sistem saraf pada otak manusia yaitu neuron. Salah satu ciri dari DL adalah memiliki lebih dari tiga layer yang bertugas untuk mempelajari data melalui algoritma yang ada. Adapun beberapa arsitektur DL yang banyak digunakan dalam bermacam-macam bidang salah satunya *Recurrent neural network (RNN)*. contoh studi kasusnya RNN untuk prediksi nilai tukar dollar ke

rupiah, dengan merujuk pada buku “AI, Machine Learning & Deep Learning”.

#### 2.2.4 Long Short-Term Memory

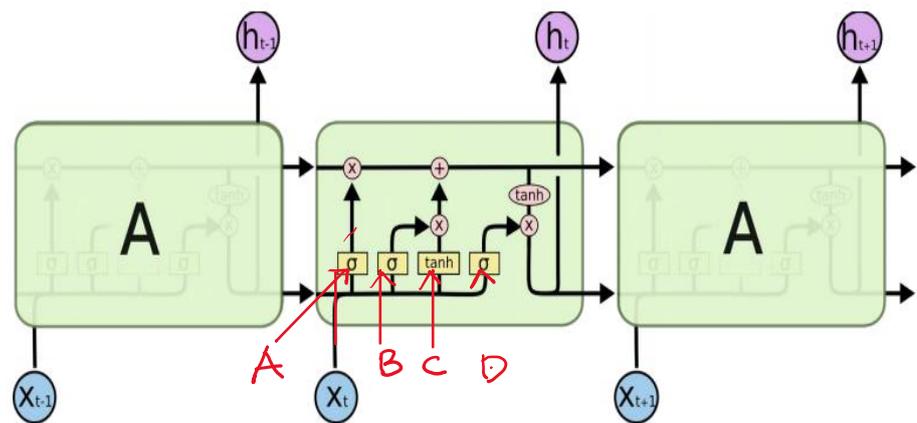
*Long Short-Term Memory* (LSTM) pertama kali diperkenalkan pada tahun 1997 oleh Hochreiter dan Schmidhuber [9]. LSTM adalah algoritma yang dibuat untuk mengatasi kekurangan dari algoritma *Recurrent Neural Network* (RNN) yaitu *vanishing gradient*, jadi pada dasarnya prinsipnya sama antara RNN dan LSTM. Namun yang membedakan adalah isi dari *cell* dalam LSTM menjadi lebih kompleks dari RNN. *Cell* yang dimaksud adalah bagian “inti” dari algoritma RNN. Pada bagian *cell* ini terjadi *loop*, yang berarti *output* dari *cell* ini akan menjadi *input* lagi.



Gambar 2. 3 Struktur RNN secara umum

Struktur RNN akan melebar bagian *cell*-nya mengikuti panjang pola data yang “dipelajari” karena RNN didesain untuk

mengatasi data berurutan. Semua komputasi RNN dilakukan di cell. Pada RNN yang paling simple, cell berisi 1 neuron dengan fungsi aktivasi, biasanya yang digunakan aktivasi tanh atau sigmoid. Seperti yang dikatakan sebelumnya bahwa LSTM dibuat untuk mengatasi kekurangan RNN yaitu *vanishing gradient*. *Vanishing gradient* adalah kondisi ketika nilai gradien yang digunakan untuk memperbaharui *weight* pada neuron saat *training* bernilai 0 atau mendekati 0.



Gambar 2. 4 Struktur LSTM

Struktur LSTM pada Gambar 2.4 jika diuraikan, *layer* neuron digambarkan dengan persegi panjang berwarna kuning sedangkan operasi *element wise* digambarkan dengan bulatan berwarna merah muda dan tanda panah menunjukkan aliran yang masuk maupun keluar *cell*. Pada LSTM *layer* neuron disebut *gate*, *gate* di LSTM terdapat tiga *gate* seperti pada Gambar 2.4. Pertama *forget gate* ditunjukkan anak panah A, *gate* ini yang menjadi penentu apakah informasi dari input  $X_t$  dan *output* dari  $h_{t-1}$  berhak lewat atau tidak. Pada bagian *output* jika mendekati 1 maka “biarkan lewat”, jika nilai mendekati 0 maka “lupakan/abaikan informasi ini”. Selanjutnya ada *input gate* yang ditunjuk anak panah B dan G, *gate* ini menentukan *cell state* dengan *output* diperbaharui dalam *gate* ini. Dan terakhir *output gate* yang ditunjuk oleh anak panah D, *gate*

ini hanya yang akan membedakan *cell state* dan *output* yang sebenarnya. *Cell* pada LSTM mempunyai dua *output* yaitu *output* sebenarnya yang akan diteruskan ke *cell* selanjutnya dan menjadi *output* dari *cell* itu [19].

### 2.2.5 Gated Recurrent Unit

*Gated Recurrent Unit (GRU)* diperkenalkan pertama kali pada tahun 2014 [9]. GRU ialah turunan dari RNN. GRU sebenarnya serupa dengan LSTM, namun lebih sederhana dibandingkan dengan LSTM yang lebih kompleks. Arsitektur GRU juga menggunakan sistem gerbang seperti LSTM namun lebih sederhana dibandingkan dengan LSTM yang lebih kompleks [1]. Selain itu, komputasi pada GRU lebih sederhana dari LSTM. Walaupun lebih sederhana dari LSTM tetapi akurasi dan keefektifan dalam mengurangi permasalahan *gradien* yang hilang cukup baik [7].

Di GRU tidak menggunakan *cell state*, tetapi menggunakan *hidden state* untuk menyimpan informasi. Ada dua gate pada GRU, *reset gate* memiliki tugas untuk menentukan informasi baru perlu dihapus atau tidak, sedangkan *update gate* memiliki tugas untuk mengingat [20]. Adapun tahapan dalam metode GRU adalah:

- a. Menentukan cara untuk menggabungkan informasi dari *time step* sebelumnya dan masukkan baru di *reset gate*. Keluaran dari tahap ini bernilai 0 dan 1.
- b. Menentukan banyaknya informasi dari *time step* sebelumnya yang dapat disimpan untuk melakukan perhitungan *hidden state* berikutnya dan menentukan adanya pengaruh atau tidak informasi dari *time step* sebelumnya terhadap *output* di *time step* saat ini.

- c. Menentukan calon *hidden state* pada *time step* saat ini ( $t$ ) yang bersumber dari informasi yang relevan terhadap *time step* masa lalu ( $t-1$ ) dengan fungsi aktivasi tanh.
- d. *Final output* dari unit saat ini dan meneruskannya ke *time step* selanjutnya sebagai *hidden state* [21].

### 2.2.6 Root Mean Squared Error

*Root Mean Square Error* (RMSE) adalah salah satu standar untuk mengukur error. RMSE ini paling banyak digunakan untuk evaluasi hasil prediksi. RMSE diperoleh dari nilai rata-rata pangkat perbandingan antara nilai yang diprediksi dengan nilai sebenarnya. Hasil prediksi dinilai akurat bila nilai RMSE semakin kecil.

### 2.2.7 R-Squared

*R-Squared* ( $R^2$ ) adalah salah satu metrik evaluasi untuk mengukur seberapa besar pengaruh dari variabel laten independent tertentu terhadap laten dependen.  $R^2$  memberikan informasi tentang variasi dalam variabel dependen yang dijelaskan oleh variabel independent [22].

