

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

Tinjauan pustaka terdiri dari referensi penelitian terdahulu dan referensi teoritis yang diperoleh peneliti. Penjabaran tinjauan referensi sebagai berikut.

#### 2.1 Pencapaian terdahulu

Peneliti melakukan kajian terhadap jurnal-jurnal yang menjadi acuan dalam penelitian ini. Kajian jurnal terdahulu didasari dengan kemiripan topik yang diambil namun memiliki berbagai perbedaan dengan penelitian yang dilakukan oleh peneliti. Adapun penelitian ini yaitu melakukan analisis sentimen publik terhadap kebijakan subsidi kendaraan listrik menggunakan arsitektur *Long Short Term Memory* (LSTM) sebagai salah satu turunan *Recurrent Neural Network* (RNN).

Tabel 2. 1 Pencapaian Terdahulu

NO	Nama (Tahun)	Judul	Hasil
1	Mohammed Hafizh Al-Areef dan Kana Saputra (2023)	Analisis Sentimen Pengguna Twitter Mengenai Calon Presiden Indonesia Tahun 2024 Menggunakan Algoritma LSTM	Hasil dari penelitian ini Hasil uji dan evaluasi performa untuk setiap model yang telah dilatih adalah 82% akurasi, 86% presisi, 92% recall, dan 89% f1-score pada model Ganjar Pranowo. 82% akurasi, 82% presisi, 96% recall, dan 89% f1-score pada model Prabowo Subianto. 87% akurasi, 91% presisi, 95% recall, 93% f1-score dengan hyperparameter n batch size 32 dan jumlah epoch 50
2	Laina Farsiah, Alim Misbullah, dan Husaini (2022)	ANALISIS SENTIMEN MENGGUNAKAN ARSITEKTUR LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM) TERHADAP FENOMENA CITAYAM FASHION WEEK	Jumlah training data yang digunakan adalah 80% dari total dataset atau sebanyak 6.043 dan jumlah testing data adalah 20% dari total dataset atau sebanyak 1.511. menghasilkan akurasi sebanyak 88% dengan hyperparameter epoch 50, batch size 128
3	Mitra Wahyudin(2023)	Analisis Sentimen pada Data Twitter	

		untuk Memprediksi Hasil Pemilihan Umum	
4	M. Adnan Nur , Nurilmiyanti Wardhani(2022)	Optimasi Normalisasi Kata Pada Data Twitter Untuk Meningkatkan Akurasi Analisis Sentimen (Studi Kasus Respon Masyarakat Terhadap Layanan Teman Bus)	Berdasarkan 5 skenario pengujian yang dilakukan pada penelitian ini, diperoleh tingkat akurasi tertinggi sebesar 0,776 pada skenario ke-3 dan skenario ke-5. Akurasi tersebut didapatkan setelah menerapkan normalisasi kata dengan ratio levenshtein distance untuk koreksi ejaan kata sebesar 0,75 dan 0,9 serta min-count word2vec 5 dan 10. Namun dilihat dari akurasi terendah dari 10 kali percobaan, skenario ke-3 memperoleh akurasi terendah dibandingkan skenario lainnya. Dari hasil tersebut dapat dilihat bahwa akurasi terbaik diperoleh pada skenario ke-5 dengan ratio levenshtein distance sebesar 0,9 dan min-count word2vec sebesar 10.
5	Green Arther Sandag, Jacqueline Waworundeng(2022)	Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Exchange Tokocrypto Pada Twitter Menggunakan Metode LSTM	Berdasarkan dari hasil dan pembahasan dalam penelitian yang telah dilakukan, dapat diambil kesimpulan bahwa penggunaan model Long Short-Term Memory (LSTM) bekerja dengan baik dalam mengklasifikasikan jumlah tweets tentang tokocrypto yang ada, juga menggunakan Lexicon Sentimen Bahasa Indonesia untuk diambil kata positif, negatif, dan netral. Dari 5000 tweets yang ada mengenai keyword tokocrypto dalam bahasa Indonesia, ditemukan sebanyak 2022 kata positif, 1632 kata negatif, dan 1012 kata netral.
6	Adi Yahyadi dan Fitri Latifah(2022)	ANALISIS SENTIMEN TWITTER TERHADAP KEBIJAKAN PPKM DI TENGAH PANDEMI COVID-19 MENGGUNAKAN MODE LSTM	Pada penelitian ini menghasilkan respon masyarakat terhadap kebijakan PPKM adalah Positif sebesar 27,8%, Netral sebesar 15,7% dan Negatif 5,5%. dalam penelitian ini tingkat akurasi sebesar 70% dengan hyperparameter epoch 10 dan batchsize 128

7	Sio Jurnalis Pipin, Heru Kurniawan(2022)	Analisis Sentimen Kebijakan MBKM Berdasarkan Opini Masyarakat di Twitter Menggunakan LSTM	Pada penelitian ini Model LSTMs yang telah dilatih berdasarkan dataset 658 tweet menghasilkan nilai akurasi terbaik di 80,42%. Hasil analisis sentimen program MBKM dari tweet pengguna antara tahun 2020 hingga 2022 dengan menggunakan kata kunci "MBKM," "MSIB," dan "merdeka belajar" menunjukkan dominasi perasaan "bingung" sebesar 39,51%. Perasaan "bingung" menjadi yang paling umum diungkapkan dalam tweet pengguna. Kemudian, perasaan "senang" muncul sebagai yang kedua terbanyak dengan persentase sebesar 16,26%. Perasaan "sedih" juga cukup signifikan, mencapai 15,80% dari total tweet. Perasaan "marah" menduduki peringkat keempat dengan persentase 13,98%, diikuti oleh perasaan "takut" sebesar 7,29%, dan perasaan "terkejut" sebesar 7,14%. Ini adalah gambaran umum tentang bagaimana pengguna menyatakan perasaan mereka terkait dengan program MBKM selama periode tersebut.
8	Angelina Puput Giovani, Ardiansyah, Tuti Haryanti, Laela Kurniawati , Windu Gata (2020)	ANALISIS SENTIMEN APLIKASI RUANG GURU DI TWITTER MENGGUNAKAN ALGORITMA KLASIFIKASI	Hasil dari pengujian secara keseluruhan algoritma SVM (PSO) memiliki nilai akurasi dan performa yang paling tinggi 78,55% jika dibandingkan dengan NB (PSO) 67,32% , dan K-NN (PSO) 77,21% .
9	Styawati1, Nirwana Hendrastuty, Auliya Rahman Isnain, Ari Yanti Rahmadhani(2021)	Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Program Kartu Prakerja Pada Twitter Dengan Metode Support Vector Machine	hasil yang diperoleh dari pengujian yang dilakukan kernel linear menghasilkan akurasi 98.67%, presision 98%, recall 99%, dan F1-Score 98%, sedangkan kernel RBF menghasilkan akurasi 98.34%, presision 97%, recall 98%, dan F1-Score 98%. Maka dari sisi akurasi kernel linear lebih baik dari pada RBF
10	Yunico Ardian Pradana, Imam Cholissodin, Diva Kurnianingtyas	AnalisisSentimen Pemindahan Ibu Kota Indonesia pada Media Sosial	Hasil penelitian menunjukkan bahwa untuk model dengan kernel linear, akurasi mencapai 98,67%, presisi sebesar 98%, recall 99%, dan F1-Score 98%. Sementara itu, untuk model

		Twitter menggunakan Metode LSTM dan Word2Vec	dengan kernel RBF, akurasi mencapai 98,34%, presisi sebesar 97%, recall 98%, dan F1-Score 98%. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa sentimen masyarakat dari pengguna Twitter terhadap program kartu prakerja selama masa pandemi cenderung lebih mendekati netral sebesar 98,34%. Hasil penelitian juga menunjukkan bahwa model dengan kernel linear memiliki akurasi yang sedikit lebih tinggi (98,67%) dibandingkan dengan model kernel RBF (98,34%). Oleh karena itu, dari segi akurasi, model dengan kernel linear terbukti lebih akurat daripada model dengan kernel RBF.
11	Chandra Kirana Poetra, Syarifal Fachri Pane, Rd. Nuraini Siti Fatonah (2021)	Meningkatkan akurasi Long-Short term memory (LSTM) pada Analisis Sentimen Vaksin Covid-19 di Twitter dengan Glove	Tujuan dari penelitian ini yaitu membangun aplikasi analisis sentimen menggunakan metode LSTM lalu di optimalisasi dengan menggunakan metode Glove, pengumpulan data menggunakan metode scraping. Preproses data yang digunakan yaitu case folding, stopword removal, translate, cleaning, tokenizing,. Hasil uji akurasi sebesar 89% (87% untuk LSTM dan 88% untuk Bi-LSTM). Dalam penelitian ini penerapan metode Glove dapat meningkatkan akurasi sebesar 2%
12	Esther Irawati Setiawan, Adriel Ferdianto, Joan Santoso, Yosi Kristian, Gunawan, Surya Sumpeno, Mauridhi Hery Purnomo.(2020)	Analisis Pendapat Masyarakat terhadap Berita Kesehatan Indonesia menggunakan Pemodelan Kalimat berbasis LSTM	Berdasarkan eksperimen yang telah dilakukan dan berfokus pada topik kesehatan, model analisis ini berhasil mencapai rata-rata nilai F1 sebesar 71%. Lebih detailnya, model ini berhasil mencapai nilai 69% untuk label "mendukung," 70% untuk label "menentang," dan 74% untuk label "netral."
13	Rosit Sanusi, Femi Dwi Astuti,dan Indra Yatini Buryadi(2021)	ANALISIS SENTIMEN PADA TWITTER TERHADAP PROGRAM KARTU PRA KERJA DENGAN	Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui bagaimana pandangan masyarakat terhadap program kartu prakerja di platform media sosial Twitter. Penelitian tersebut menghasilkan dari 4122 dataset, 2460 netral, 689 positif dan 973 negatif dengan akurasi sebesar 99,31%.

		RECURRENT NEURAL NETWORK	
14	Florentina Lalapenta Beru (2023)	Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Vaksinasi Sinovac di Twitter dengan Algoritma Long Short Term Memory	Dari data set yang telah di kumpulkan dari penelitian ini menghasilkan 535 sentimen neutral, 231 sentimen tender, 147 sentimen happy, 98 sentimen sad, 58 sentimen scared, 17 sentimen excited, 15 sentimen angry, serta akurasi sebesar 95%.
15	L. Alfat, K. A. Salleh, M. Nasucha, and N. Baharun,	<i>Sentiment Classification of Indonesian Emotion Related to Vaccination Event using LSTM," in Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence and Internet of Things (AIIoT)</i>	Eksperimen dilakukan dengan berbagai penyesuaian untuk mencapai hasil optimal. Ukuran batch yang digunakan adalah 100, 200, dan 300 untuk mencari akurasi terbaik dan RMSE terendah. Eksperimen dikonfigurasi dengan epoch = 20, dan pembagian data pelatihan: data pengujian = 80:20. Tabel III menampilkan hasil klasifikasi sentimen pada emosi. Walaupun akurasi keseluruhan melebihi 80%, akurasi tertinggi ditemukan pada ukuran batch = 100. Hasil ini berlaku untuk vaksinasi pertama dengan 98,12%, vaksinasi lansia dengan 99,25%, vaksinasi anak dengan 99,62%, dan vaksinasi booster dengan 99,25%.

## 2.2 Tinjauan teoritis

Tinjauan teori digunakan sebagai pendukung teori yang selaras dengan topik pada penelitian ini. Tinjauan teori juga digunakan sebagai pedoman dalam pelaksanaan penelitian yang baik.

### 1.2.8 Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah proses menganalisis tulisan online untuk menentukan nada emosional dari penulisnya. Selain itu, terdapat pengertian analisis sentimen lain, yaitu proses memahami dan mengelompokkan emosi (positif, negatif, dan netral) pada tulisan dengan menggunakan teknik analisis teks (Faiqotul Himma, 2022). Menurut Faiqotul Himma (2022) Analisis sentimen disebut sebagai *opinion mining*, yang artinya kata-kata yang berasal dari

masyarakat akan digali emosinya dari setiap kata tersebut. Pendapat masyarakat ini tentu memiliki pengaruh yang besar untuk kemajuan perusahaan atau pemerintah dalam untuk evaluasi usaha, membuat kebijakan, atau merencanakan strategi marketing yang tepat.

Opini masyarakat sangat penting bagi perusahaan atau organisasi pemerintahan, karena perusahaan atau organisasi pemerintahan selalu ingin memastikan bagaimana pendapat publik tentang produk, kebijakan dan layanan yang telah dibuat. Dalam sistem pemerintahan, analisis sentimen dapat membantu instansi untuk mendapat opini publik tentang kebijakan yang ingin ditetapkan ataupun kebijakan yang sedang dirancang. Salah satu sumber penambangan data yaitu media sosial.

Analisis sentimen sebagian besar menggunakan *Natural Language Processing* (NLP) untuk memahami perbedaan bahasa atau kalimat yang diamati dalam interaksi pengguna. Fondasi analisis sentimen diletakkan oleh pengembang yang merancang algoritma pembelajaran mesin yang mampu mendeteksi konten yang memiliki beragam sentimen (Vijay Kanadee, 2022).

#### 2.2.8 NLP

*Natural Language Processing* adalah cabang dari *Artificial Intelligence* yang berhubungan dengan interaksi antara mesin dan manusia menggunakan bahasa natural (Wahyu Kwann, 2021). Tujuan utama NLP adalah untuk menghubungkan dunia bahasa manusia dengan komputasi dan analisis data. Ini melibatkan pemahaman terhadap struktur bahasa, pemrosesan teks, ekstraksi informasi, analisis sentimen, penerjemahan Bahasa dan generasi teks. Dengan bantuan NLP, komputer dapat menganalisis teks atau ucapan manusia, mengenali pola dan makna dalam bahasa manusia.

Salah satu penerapan NLP yaitu menganalisis sentimen user media sosial. Analisis sentimen dilakukan dengan mempelajari pola kalimat positif, negatif dan netral yang ada pada komentar user. Pola kalimat tersebut kemudian digunakan untuk mengklasifikasikan komentar baru ke dalam kategori positif, negatif atau netral.

NLP memiliki beberapa pendekatan untuk melakukan analisis sentimen yaitu secara lexicon dan machine learning. Untuk membuat sebuah aplikasi NLP yang handal, dibutuhkan kamus atau kosa kata yang handal. Leksikon dalam pemrograman bahasa alami mengacu pada kelompok kata, karena kata atau frasa dikaitkan dengan fitur tertentu dan dalam gaya tertentu, seperti bagian dari segmentasi ucapan, serta analisis sentimen, dan mereka juga digunakan sebagai sumber untuk menafsirkan bahasa manusia dengan memberikan informasi khusus tentang makna dan kegunaan (Mohammed Bakrey, 2022).

### 3.2.8 *Visual Studio Code*

*Visual Studio Code*, sering disingkat *VS Code*, adalah editor kode sumber yang dikembangkan oleh Microsoft. Berikut adalah beberapa poin utama mengenai *Visual Studio Code* menyediakan berbagai fitur yang memudahkan pengembangan perangkat lunak Python, seperti:

- *Cross-Platform*: *VS Code* dapat diinstal dan digunakan di berbagai sistem operasi, termasuk *Windows*, *macOS*, dan *Linux*.
- Ringan dan Cepat: Dibandingkan dengan *Integrated Development Environments (IDEs)* yang lebih berat, *VS Code* lebih ringan dan cepat, sehingga dapat digunakan di berbagai spesifikasi perangkat keras.
- Ekstensi dan Kustomisasi: Salah satu kekuatan utama *VS Code* adalah kemampuannya untuk diperluas melalui ekstensi. Pengguna dapat menambahkan fitur tambahan sesuai kebutuhan, seperti dukungan bahasa tambahan, alat pengembangan, atau integrasi dengan sistem kontrol versi seperti *Git*.
- Fitur Canggih: Meskipun ringan, *VS Code* dilengkapi dengan berbagai fitur canggih seperti *auto-completion*, *debugging*, navigasi kode, dan integrasi dengan sistem kontrol. Ini menjadikannya alat yang sangat fleksibel dan powerful untuk pengembangan perangkat lunak.

- Terminal Terintegrasi: *VS Code* menyediakan terminal bawaan yang memungkinkan pengembang menjalankan perintah *shell* langsung dari editor tanpa harus beralih ke aplikasi terminal terpisah.
- Pengembangan *Web* dan *Cloud*: *VS Code* sangat populer di kalangan pengembang *web* dan aplikasi berbasis *cloud*, berkat integrasinya dengan alat-alat pengembangan *web* dan *cloud* seperti Docker dan Azure.

Secara keseluruhan, Visual Studio Code adalah alat yang sangat berguna untuk pengembangan perangkat lunak berkat fitur-fiturnya yang lengkap, fleksibilitas, dan kemudahan penggunaan.

#### 4.2.8 Media sosial

Media sosial adalah platform atau layanan yang memungkinkan orang untuk berinteraksi, berbagi konten, dan berkomunikasi secara online. Ini memungkinkan pengguna untuk membuat profil pribadi atau halaman, mengirim pesan, membagikan foto, video, dan pemikiran mereka dengan teman-teman, keluarga, atau bahkan dengan orang yang mereka tidak kenal secara langsung. Contoh media sosial termasuk Facebook, Twitter, Instagram, TikTok, LinkedIn, dan banyak platform lainnya. Media sosial telah mengubah cara orang berinteraksi dan berkomunikasi, serta memiliki dampak besar pada budaya dan komunikasi dalam era digital.

Selama bertahun-tahun, sistem media sosial menyediakan platform yang baik untuk memfasilitasi dan memungkinkan partisipasi pengguna, keterlibatan, dan komunitas, yang telah menghasilkan budaya partisipatif yang baru (Liu, 2020)

#### 5.2.8 Python

Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang populer dan sering digunakan dalam pengembangan perangkat lunak, pengembangan web, analisis data, kecerdasan buatan, pemrograman skrip, dan banyak aplikasi lainnya. Dikembangkan pertama kali oleh Guido van Rossum pada akhir 1980-an, Python dirancang dengan fokus pada keterbacaan kode dan kemudahan penggunaan.

Bahasa pemrograman ini memiliki library yang beragam dan komunitas yang aktif dalam membangun library yang dapat diakses secara bebas. Berikut merupakan beberapa library yang digunakan dalam penelitian ini.

- *Natural Language Tool Kit (NLTK)*

NLTK (Natural Language Toolkit) adalah sebuah perpustakaan (library) dalam bahasa pemrograman Python yang dirancang khusus untuk memproses dan menganalisis teks dalam bahasa alami. NLTK menyediakan berbagai alat dan sumber daya yang membantu dalam tugas-tugas seperti pemrosesan teks, analisis teks, pemrosesan bahasa alami, dan tugas-tugas terkait lainnya.

Dengan NLTK, peneliti dapat melakukan berbagai hal, seperti pemisahan kata (*tokenization*), pemenggalan kata (*stemming*), pengenalan entitas, analisis sentimen, pemberian label kata, pembuatan model bahasa, dan banyak lagi. NLTK juga dilengkapi dengan berbagai sumber daya seperti korpus teks dan kamus yang dapat membantu dalam penelitian dan pengembangan dalam bidang pemrosesan bahasa alami.

- *PySastrawi*

PySastrawi adalah library yang dibuat khusus untuk melakukan pengolahan kata atau kalimat Bahasa Indonesia di bidang NLP (Natural Language Processing). PySastrawi merupakan adaptasi library Sastrawi ke dalam Bahasa pemrograman python yang awalnya hanya mendukung Bahasa pemrograman PHP (Robbani, 2018). PySastrawi digunakan untuk menutupi

kekurangan library NLTK yang kurang mendukung pengolahan kata atau kalimat bahasa Indonesia. PySastrawi membantu penggunanya untuk mengubah setiap kata dalam kalimat bahasa Indonesia menjadi kata dasar. Sastrawi juga mampu melakukan stopword removal atau menghilangkan kata yang tidak memiliki arti pada suatu kalimat bahasa Indonesia.

- Regular Expression

Regular expression atau Regex adalah sebuah deret karakter yang merepresentasikan sebuah pola yang terdapat pada tipe data string (Khan, R., 2020). Regex digunakan untuk pencocokan pola yang terdapat dalam tipe data string untuk dilakukan perubahan atau manipulasi terhadap string tersebut. Python menyediakan fungsi dasar regex di dalam modul re.

Regex digunakan untuk melakukan pemrosesan dan manipulasi teks seperti search, replace, dan sub. Dalam regex, setiap karakter memiliki arti khusus yang dapat merepresentasikan karakter atau kelas tertentu. Contohnya dalam pola '[0-9]+' menggambarkan sebuah untaian angka yang dapat muncul dalam sebuah string. Pola tersebut dapat digunakan untuk mengekstrak atau mencari semua karakter yang termasuk dalam pola [0-9]+.

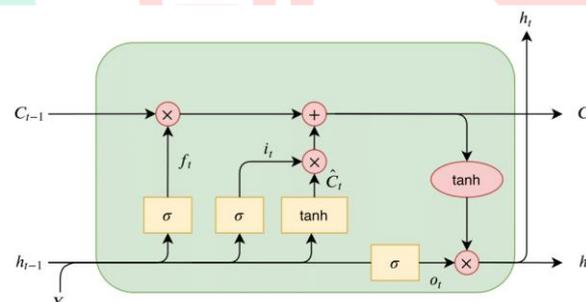
- SKLearn

Scikit-Learn adalah package yang menyediakan versi efisien dari banyak algoritma umum. Scikit-Learn dikategorikan sebagai API sederhana yang bersih dan seragam, dan juga sangat berguna (Hauck, 2014). Scikit-Learn memiliki fitur cross-validation yaitu metode untuk melakukan pemeriksaan keakuratan model dan feature extraction yang berguna untuk melakukan ekstrasi gambar dan teks. Salah satu fitur banyak digunakan oleh peneliti yaitu pembuatan data latih dan data uji. Fitur lainnya yang akan digunakan pada penelitian ini yaitu

accuracy\_score. Fungsi accuracy\_score digunakan untuk melihat akurasi dari model yang telah dibuat.

### 6.2.8 LSTM

*Long short term memory* atau biasa disebut LSTM adalah jenis spesial dari RNN yang memiliki kemampuan untuk belajar dengan jangka Panjang. LSTM pertama kali dikenalkan oleh Hochreiter & Schmidhuber pada tahun 1997. LSTM diciptakan untuk mengatasi masalah dependensi jangka Panjang yang terjadi pada *Recurrent Neural Network*.



Gambar 2. 1 Arsitektur LSTM

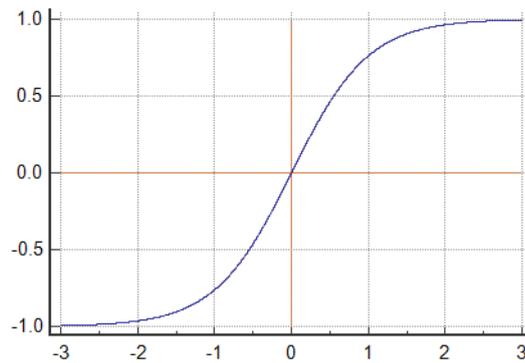
Arsitektur LSTM terdiri dari beberapa komponen utama, Berikut adalah komponen utama dari LSTM:

1. Cell State (Ct): Ini adalah saluran informasi yang mengalir melalui sel LSTM. Ini digunakan untuk mengirim informasi jangka panjang ke sel berikutnya.
2. Hidden State (Ht): Ini adalah versi yang terfilter dari Cell State dan berfungsi untuk mengirimkan informasi jangka pendek ke sel berikutnya dalam deret waktu.

3. Forget Gate (f): Ini adalah lapisan yang bertanggung jawab untuk memutuskan informasi apa yang akan dihapus atau dilupakan dari Cell State. Ini mengambil Hidden State sebelumnya dan input saat ini sebagai masukan dan menghasilkan angka antara 0 dan 1 untuk setiap elemen dalam Cell State, di mana 0 berarti "lupakan" dan 1 berarti "ingat".
4. Input Gate (i): Input Gate mengatur berapa banyak informasi yang akan ditambahkan ke Cell State. Ini juga memutuskan nilai mana yang akan diperbarui. Ini terdiri dari lapisan sigmoid yang menentukan potensi perubahan dan lapisan tanh yang menghasilkan vektor perubahan yang mungkin.
5. Update Cell State ( $C_t$ ): Ini adalah langkah di mana informasi baru diperbarui ke Cell State berdasarkan Input Gate dan nilai yang dihasilkan oleh lapisan tanh.
6. Output Gate (o): Ini mengatur seberapa banyak informasi yang akan dikeluarkan ke Hidden State. Ini memproses Hidden State sebelumnya dan input saat ini untuk menghasilkan angka antara 0 dan 1.

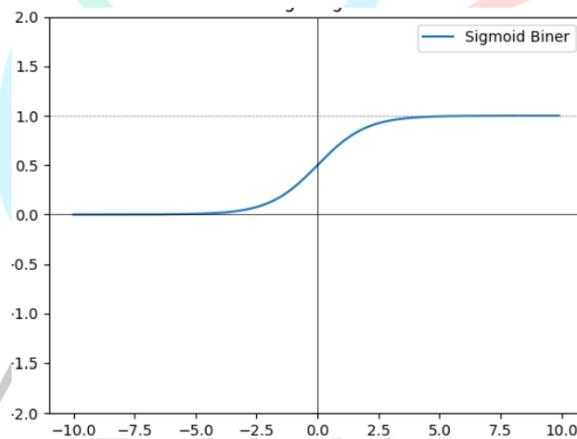
LSTM memiliki kemampuan untuk mengelola informasi dalam kondisi sel melalui apa yang disebut sebagai *gate* atau gerbang. Gerbang adalah mekanisme yang memungkinkan pengaturan informasi yang masuk dan keluar serta terdiri dari tiga komponen utama yaitu : lapisan sigmoid dalam jaringan saraf, lapisan hyperbolic tangent (tanh), dan operasi perkalian searah.

Lapisan tanh atau aktivasi tanh, serupa dengan sigmoid dalam hal bentuk S, kelanjutan, dan diferensiasi, namun memiliki rentang nilai antara -1 dan 1, berbeda dengan sigmoid yang memiliki rentang antara 0 dan 1 (Géron, 2022). Tanh digunakan dalam gerbang LSTM untuk mengatasi masalah vanishing gradient dengan memperluas rentang nilai dari -1 hingga 1, dapat dilihat grafik fungsi tanh dalam Gambar 2.2, yang menunjukkan nilai rentangnya dari -1 hingga 1.



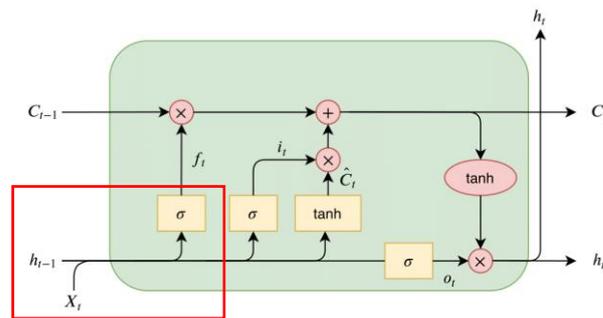
Gambar 2. 2 Grafik Tanh

Lapisan sigmoid, juga dikenal sebagai fungsi sigmoid, adalah suatu fungsi yang mengubah nilai input menjadi nilai di antara 0 dan 1, tetapi tidak pernah mencapai nilai-nilai tersebut secara tepat. Sigmoid digunakan untuk memperkenalkan non-linearitas ke dalam model sehingga model dapat mempelajari hubungan yang lebih kompleks. Grafik fungsi sigmoid, yang ditunjukkan dalam Gambar 2.3, menggambarkan karakteristik bahwa fungsi ini selalu berada di antara 0 dan 1 tanpa pernah mencapai nilai tepat 0 atau 1.



Gambar 2. 3 Grafik Fungsi Sigmoid

Hasil aktivasi sigmoid menggambarkan komponen yang memutuskan apakah informasi akan diteruskan atau tidak. Nilai mendekati 0 menunjukkan bahwa informasi tidak akan diteruskan, sementara nilai mendekati 1 menunjukkan bahwa semuanya akan diteruskan. LSTM memiliki tiga gerbang yang berfungsi untuk menjaga dan mengendalikan kondisi sel.

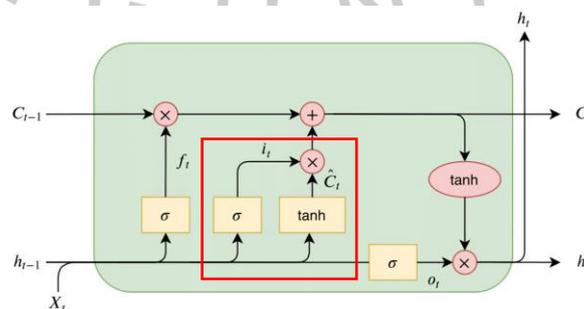


Gambar 2. 4 Forget Gate LSTM

Gambar 2.4, yang ditandai dengan warna merah, menunjukkan langkah awal dalam modul LSTM, yaitu menentukan informasi mana yang akan diteruskan dari kondisi sel sebelumnya. Keputusan ini diambil oleh lapisan sigmoid yang disebut "lapisan gerbang lupakan" atau "forget gate layer." Lapisan *forget gate* ini menerima input berupa  $h_{t-1}$  dan  $x_t$  dengan hasil keluaran berupa nilai antara 0 dan 1 untuk kondisi sel  $C_{t-1}$ . Nilai 1 mengindikasikan bahwa informasi akan disimpan sepenuhnya, sementara nilai 0 berarti informasi tersebut tidak akan disimpan. Persamaan dari forget gate adalah sebagai berikut:

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

Dimana  $f_t$  adalah forget gate,  $\sigma$  adalah fungsi sigmoid yang digunakan untuk menghitung  $f_t$ ,  $W_f$  adalah berat dari forget gate,  $x_t$  adalah input pada timestep sekarang,  $h_{t-1}$  adalah vektor hidden layer dari timestep sebelumnya,  $b_f$  adalah nilai bias dari  $f_t$



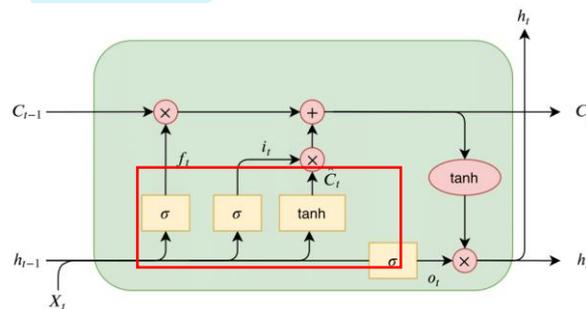
Gambar 2. 5 Input Gate LSTM

Gambar 2.5 menunjukkan langkah untuk menentukan informasi terbaru yang ingin disimpan dalam kondisi sel LSTM. Langkah ini melibatkan dua komponen utama, yaitu lapisan sigmoid (sering disebut sebagai "input gate layer") dan lapisan tanh. Lapisan sigmoid, atau "lapisan gerbang masukan," berfungsi untuk memutuskan nilai mana yang akan diubah atau diperbarui. Selanjutnya, lapisan tanh menciptakan vektor kandidat nilai baru, yaitu  $C_t$ , yang dapat ditambahkan ke kondisi sel. Langkah selanjutnya adalah menggabungkan hasil dari lapisan sigmoid dan lapisan tanh untuk memperbarui kondisi sel. Persamaan dari lapisan input (input gate layer) dapat dinyatakan sebagai berikut:

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

$$C_t = \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c)$$

Dimana  $i_t$  adalah input gate pada timestamp sekarang,  $\sigma$  adalah lapisan sigmoid,  $W_i$  adalah berat untuk input gate,  $h_{t-1}$  adalah output dari timestamp sebelumnya,  $x_t$  adalah input dari timestamp sekarang,  $b_i$  adalah nilai bias untuk input gate,  $C_t$  kandidat nilai baru dari timestamp sekarang,  $\tanh$  adalah lapisan tanh,  $W_c$  adalah berat untuk kandidat  $C_t$ ,  $b_c$  adalah nilai bias untuk  $C_t$ .



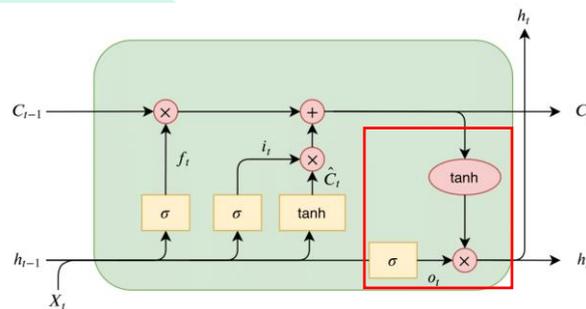
Gambar 2. 6 Kondisi Sel LSTM

Gambar 2.6 menggambarkan langkah berikutnya yaitu memperbarui kondisi sel lama atau  $C_{t-1}$  menjadi kondisi sel baru dengan notasi  $C_t$ . Adapun

caranya yaitu melakukan perkalian kondisi lama dengan  $ft$ . hal ini dilakukan untuk melupakan informasi yang telah ditentukan sebelumnya. Kemudian menjumlahkan hasil perkalian  $it$  dengan  $Ct$ . Berikut merupakan persamaan untuk memperbarui kondisi sel.

$$C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times \hat{C}_t$$

Dimana  $C_t$  adalah kondisi sel pada timestamp  $t$ ,  $f_t$  adalah nilai dari gerbang lupa pada timestamp  $t$ ,  $C_{t-1}$  adalah kondisi sel pada timestamp  $t - 1$ ,  $i_t$  adalah masukan pada timestamp  $t$ .



Gambar 2. 7 Kondisi Sel LSTM

Gambar 2.7 menggambarkan langkah terakhir yaitu menentukan luaran. Luaran ini didasarkan dari nilai kondisi sel yang telah dilakukan filtrasi. Adapun caranya yaitu melewati lapisan sigmoid dan lapisan tanh. Lapisan sigmoid berfungsi untuk menentukan bagian kondisi sel yang ingin dijadikan luaran. Kemudian menempatkan kondisi sel ke dalam lapisan tanh untuk mendapat nilai antara -1 hingga 1 dan melakukan perkalian dengan luaran yang telah melalui lapisan sigmoid. Adapun persamaan yang digunakan pada Langkah ini yaitu sebagai berikut.

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

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

Dimana  $o_t$  adalah luaran pada timestamp  $t$ ,  $\sigma$  adalah fungsi aktivasi sigmoid,  $W_o$  adalah nilai berat pada gerbang luaran,  $h_{t-1}$  adalah vektor hidden

layer pada timestamp  $t-1$ ,  $x_t$  adalah input dari timestamp  $t$ ,  $b_0$  adalah nilai bias dari gerbang luaran,  $h_t$  adalah vektor hidden layer pada timestamp  $t$ ,  $\tanh$  adalah fungsi aktivasi hyperbolic tangent, dan  $C_t$  adalah kondisi sel baru pada timestamp  $t$ .

### 2.2.7 Flask

Flask adalah sebuah web framework mikro untuk bahasa pemrograman *Python*. Flask dirancang untuk mempermudah pengembangan aplikasi web tanpa memerlukan banyak persiapan dan konfigurasi. Flask, dengan desainnya yang fleksibel, memungkinkan pengembang untuk dengan cepat mengembangkan aplikasi web dengan struktur yang sederhana, di mana framework ini menawarkan fitur-fitur penting seperti sistem *routing URL*, selain itu Flask juga mendukung pengujian unit dan integrasi secara menyeluruh, sehingga memudahkan pengembang untuk memastikan aplikasi mereka bebas dari bug, semua ini didukung oleh dokumentasi yang sangat baik dan komunitas pengguna yang aktif, menjadikan Flask pilihan yang populer bagi pengembang yang ingin menggabungkan kemudahan penggunaan dengan kemampuan untuk membangun aplikasi web yang skalabel dan dapat disesuaikan.

### 2.2.8 Black box

Metode pengujian "*Black Box*" adalah pendekatan yang berfokus pada fungsi eksternal yang telah dikembangkan. Dalam metode ini, penelitian dilakukan untuk menemukan kesalahan yang mungkin muncul dalam fungsi, basis data, struktur data, akses data, desain antarmuka, kinerja, dan aspek lainnya. Pengujian Black Box memeriksa perangkat lunak tanpa memperhatikan rincian internalnya.

Proses awal dalam pengujian Black Box melibatkan menetapkan input, yang kemudian diuji untuk mengidentifikasi kesalahan dalam sistem (Priyaungga et al., 2020). Dalam pengujian sistem ini, semua fitur diuji secara menyeluruh untuk memastikan bahwa proses yang dijalankan menghasilkan keluaran atau output sesuai dengan yang telah direncanakan.

### 2.2.9 White box

Metode pengujian "White Box" adalah pendekatan yang menekankan pada analisis struktur penulisan kode perangkat lunak. Tujuan dari pengujian White Box adalah untuk memastikan bahwa setiap jalur independen dalam struktur internal diperiksa setidaknya satu kali (Setiawan et al., 2020). Metode ini digunakan untuk mengevaluasi apakah baris-baris kode berfungsi sesuai dengan rencana yang telah ditetapkan (Ramdani, 2018).

Pengujian White Box melibatkan analisis keluaran dari kode program berdasarkan input yang diberikan. Metode White Box memeriksa keseluruhan logika pemrograman untuk meminimalkan kemungkinan terjadinya kesalahan dalam hasil keluaran.

