

**LAPORAN SISTEM DETEKSI DINI KEBAKARAN BERBASIS MACHINE
LEARNING (LSTM)**

Dosen Pengampu:

Rizki Yustisia Sari, S.T., M.T.I.

Ronal, M.Kom.

Disusun Oleh:

Rara Anjela



**REKAYASA INSTRUMENTASI DAN AUTOMASI
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
INSTITUT TEKNOLOGI SUMATERA
2025**

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa, karena atas rahmat dan karunia-Nya, penulis dapat menyelesaikan laporan berjudul "*Sistem Deteksi Dini Kebakaran Berbasis Machine Learning (LSTM)*" ini dengan baik. Laporan ini disusun sebagai bagian dari tugas akhir pada program studi Rekayasa Instrumentasi dan Automasi di Institut Teknologi Sumatera, serta sebagai bentuk implementasi ilmu yang telah diperoleh selama masa perkuliahan, khususnya dalam bidang kecerdasan buatan, sensor, dan otomasi.

Kebakaran merupakan salah satu bencana yang sering terjadi dan dapat menimbulkan kerugian besar, baik secara materiil maupun keselamatan jiwa. Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem yang mampu melakukan deteksi dan prediksi kebakaran secara dini untuk meminimalkan dampak yang ditimbulkan. Dalam laporan ini, penulis mengusulkan suatu sistem berbasis multi-sensor yang terintegrasi dengan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM), yang mampu memprediksi potensi kebakaran dengan memanfaatkan data historis suhu, asap, dan gas karbon monoksida. Sistem ini dilengkapi dengan antarmuka pengguna (GUI) berbasis Python dengan Tkinter, yang memudahkan pengguna dalam mengakses hasil prediksi dan pengendalian sistem.

Penulis menyadari bahwa laporan ini masih memiliki kekurangan. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun dari pembaca sangat diharapkan demi perbaikan di masa mendatang. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada dosen pembimbing, rekan-rekan, dan semua pihak yang telah membantu dalam penyusunan laporan ini.

Akhir kata, semoga laporan ini dapat memberikan manfaat bagi pengembangan teknologi sistem deteksi kebakaran dan menjadi referensi yang bermanfaat bagi pembaca.

Lampung Selatan, 21 Mei 2025

Penulis

RINGKASAN

Laporan ini membahas pengembangan sistem deteksi dini kebakaran menggunakan pendekatan machine learning, khususnya algoritma Long Short-Term Memory (LSTM), yang mampu mempelajari pola temporal dari data lingkungan seperti suhu, konsentrasi asap, dan gas. Sistem ini dirancang untuk memberikan prediksi risiko kebakaran secara lebih dini dibandingkan sistem konvensional, sehingga dapat meningkatkan efektivitas pencegahan kebakaran. Proyek ini mengintegrasikan model LSTM dengan antarmuka grafis (GUI) berbasis Python menggunakan Tkinter, yang memungkinkan pengguna melakukan input data, pelatihan model, evaluasi performa, serta melihat hasil prediksi secara visual dan interaktif. Selain menjelaskan latar belakang, tujuan, ruang lingkup, dan manfaat sistem, laporan ini juga menyajikan teori dasar terkait machine learning, arsitektur LSTM, perancangan GUI, serta konsep deteksi kebakaran dan parameter-parameter yang digunakan. Sistem ini diharapkan dapat menjadi solusi inovatif dalam meningkatkan kesiapsiagaan terhadap potensi kebakaran, baik dari sisi teknis, sosial, maupun akademis.

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR	2
RINGKASAN.....	3
DAFTAR ISI.....	4
BAB 1. PENDAHULUAN.....	5
1.1 Latar Belakang	5
1.2 Tujuan	6
1.3 Ruang Lingkup.....	6
1.4 Manfaat.....	7
BAB 2. LANDASAN TEORI.....	9
2.1 Machine Learning	9
2.2 Long Short-Term Memory (LSTM).....	9
2.3 Graphical User Interface (GUI)	10
2.4 Deteksi Kebakaran.....	11
2.5 Parameter Kebakaran	12
BAB 3. METODOLOGI PENELITIAN.....	14
3.1 Arsitektur Sistem.....	14
3.2 Pengumpulan dan Persiapan Data.....	15
3.3 Pemodelan dan Pelatihan LSTM.....	15
3.4 Evaluasi Model.....	16
3.5 Perancangan Antarmuka (GUI)	16
BAB 4. HASIL DAN PEMBAHASAN.....	17
4.1 Evaluasi Dashboard Prediksi Kebakaran	17
4.2 Evaluasi Fitur Input Manual	18
4.3 Evaluasi Panel Training Model.....	18
4.4 Evaluasi Panel Evaluasi Model.....	19
BAB 5. KESIMPULAN DAN SARAN.....	21
5.1 Kesimpulan.....	21
5.2 Saran	21
DAFTAR PUSTAKA	22

BAB 1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kebakaran merupakan salah satu bencana yang dapat terjadi kapan saja dan di mana saja dengan dampak yang sangat merugikan, baik secara material, ekologis, maupun jiwa. Berdasarkan data statistik kebakaran di Indonesia, setiap tahunnya terjadi ribuan kasus kebakaran yang mengakibatkan kerugian mencapai triliunan rupiah. Faktor utama yang menjadi penyebab besarnya dampak kebakaran adalah keterlambatan deteksi awal dan penanganan yang tidak optimal.

Sistem deteksi dini kebakaran konvensional umumnya mengandalkan sensor fisik seperti detektor asap dan panas yang bekerja secara independen tanpa analisis mendalam. Pendekatan ini memiliki keterbatasan dalam hal akurasi dan cenderung memberikan alarm hanya ketika kebakaran sudah terjadi, bukan pada fase awal (pre-fire). Padahal, pendeteksian pada fase awal sangat krusial untuk meminimalkan dampak dan memberikan waktu respons yang lebih panjang.

Kemajuan teknologi machine learning, khususnya dalam bidang deep learning dengan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM), membuka peluang baru untuk mengembangkan sistem deteksi dini kebakaran yang lebih akurat dan responsif. LSTM, sebagai salah satu arsitektur Recurrent Neural Network (RNN), memiliki kemampuan untuk mempelajari pola temporal dari data sensor kebakaran, sehingga dapat memprediksi risiko kebakaran sebelum kejadian sebenarnya terjadi.

Implementasi sistem deteksi dini berbasis LSTM ini diintegrasikan dengan antarmuka grafis (GUI) yang user-friendly untuk memudahkan penggunaan oleh pengguna akhir yang mungkin tidak memiliki latar belakang teknis dalam pemrograman atau machine learning. Pendekatan ini bertujuan untuk menjembatani kesenjangan antara teknologi canggih dan aplikasi praktis di lapangan.

1.2 Tujuan

Pengembangan sistem deteksi dini kebakaran berbasis LSTM dengan antarmuka grafis ini memiliki beberapa tujuan utama:

1. Membangun Model Prediktif Berbasis LSTM: Mengembangkan dan melatih model LSTM yang mampu memprediksi risiko kebakaran dengan akurasi tinggi berdasarkan parameter lingkungan seperti suhu, konsentrasi asap, dan gas.
2. Mengembangkan Antarmuka Grafis yang Interaktif: Merancang dan mengimplementasikan GUI berbasis Python (Tkinter) yang memudahkan interaksi pengguna dengan sistem, termasuk visualisasi data dan kontrol intuitif untuk berbagai fitur.
3. Mengintegrasikan Komponen Sistem: Menggabungkan model LSTM dengan GUI untuk menciptakan sistem yang terintegrasi dan koheren.
4. Menyediakan Fitur Komprehensif: Mengimplementasikan fitur-fitur penting seperti pelatihan model, evaluasi kinerja, prediksi real-time, dan penyimpanan data.
5. Memverifikasi Keandalan Sistem: Melakukan pengujian menyeluruh untuk memastikan sistem berfungsi dengan andal dan akurat dalam berbagai kondisi.

1.3 Ruang Lingkup

Untuk memastikan fokus penelitian dan pengembangan yang terarah, ruang lingkup sistem ini dibatasi pada aspek-aspek berikut:

1. Parameter Input: Sistem fokus pada tiga parameter utama untuk deteksi kebakaran:
 - Suhu lingkungan (°C)
 - Konsentrasi asap (ppm)
 - Konsentrasi gas (ppm)
2. Klasifikasi Risiko: Sistem mengklasifikasikan tingkat risiko kebakaran ke dalam tiga kategori:
 - Aman: Kondisi normal tanpa indikasi risiko kebakaran
 - Siaga: Kondisi yang memerlukan perhatian karena adanya potensi risiko
 - Bahaya: Kondisi kritis dengan risiko kebakaran tinggi yang memerlukan tindakan segera
3. Teknologi yang Digunakan:

- Bahasa Pemrograman: Python 3.8+
 - Library Machine Learning: TensorFlow 2.x dan Keras
 - Library Pengolahan Data: Pandas, NumPy, Scikit-learn
 - Library Visualisasi: Matplotlib
 - Framework GUI: Tkinter
4. Fitur Utama Sistem:
- Dashboard untuk visualisasi data dan input manual
 - Modul pelatihan model LSTM
 - Modul evaluasi performa model
 - Prediksi real-time berdasarkan input pengguna
 - Penyimpanan dan impor data dalam format Excel (.xlsx)
5. Batasan Sistem:
- Input hanya mencakup tiga parameter tersebut di atas
 - Tidak mencakup integrasi langsung dengan perangkat keras sensor
 - Tidak termasuk sistem notifikasi atau alarm fisik

1.4 Manfaat

Pengembangan sistem deteksi dini kebakaran berbasis LSTM dengan antarmuka grafis ini diharapkan memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Manfaat Praktis:
 - Meningkatkan efektivitas deteksi dini kebakaran melalui pendekatan prediktif
 - Memudahkan implementasi teknologi machine learning di bidang keselamatan kebakaran
 - Memberikan alat yang user-friendly untuk pemantauan risiko kebakaran
2. Manfaat Akademis:
 - Kontribusi dalam penerapan deep learning untuk masalah deteksi kebakaran
 - Pengembangan metodologi integrasi antara model LSTM dan antarmuka grafis
 - Referensi untuk penelitian selanjutnya di bidang sistem keselamatan berbasis AI
3. Manfaat Sosial dan Ekonomis:

- Berpotensi mengurangi kerugian material dan non-material akibat kebakaran
- Meningkatkan keselamatan masyarakat melalui deteksi risiko yang lebih dini
- Efisiensi dalam penggunaan sumber daya untuk pencegahan kebakaran

BAB 2. LANDASAN TEORI

2.1 Machine Learning

Machine Learning (ML) adalah cabang dari kecerdasan buatan (Artificial Intelligence) yang fokus pada pengembangan algoritma dan model yang memungkinkan komputer untuk belajar dari data dan membuat prediksi atau keputusan tanpa diprogram secara eksplisit. Konsep utama dalam ML adalah kemampuan sistem untuk "belajar" dari pengalaman (data historis) dan meningkatkan performanya seiring waktu.

Dalam konteks ML, terdapat beberapa paradigma pembelajaran utama:

1. **Supervised Learning:** Model dilatih menggunakan dataset berlabel di mana output yang diharapkan sudah diketahui. Tujuannya adalah mempelajari pemetaan dari input ke output yang dapat digunakan untuk memprediksi output dari data baru.
2. **Unsupervised Learning:** Model dilatih pada dataset tanpa label, dengan tujuan menemukan pola atau struktur yang mendasari dalam data.
3. **Reinforcement Learning:** Model belajar melalui trial and error, di mana agen membuat keputusan dan menerima reward atau penalty berdasarkan hasilnya.

Untuk tugas deteksi kebakaran, pendekatan supervised learning paling relevan karena model dilatih untuk memprediksi tingkat risiko kebakaran (output) berdasarkan parameter lingkungan (input) dengan menggunakan data historis yang telah dilabeli.

2.2 Long Short-Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah jenis arsitektur Recurrent Neural Network (RNN) yang dirancang khusus untuk mengatasi masalah vanishing gradient yang sering terjadi pada RNN standar. LSTM diperkenalkan oleh Hochreiter & Schmidhuber pada tahun 1997 dan telah menjadi salah satu arsitektur neural network yang paling efektif untuk pemrosesan data sekuensial dan time-series.

Keunggulan utama LSTM dibandingkan dengan RNN konvensional adalah kemampuannya untuk mempelajari dependensi jangka panjang (long-term dependencies) dalam data. Ini sangat penting untuk aplikasi seperti deteksi kebakaran di mana pola perubahan parameter lingkungan dari waktu ke waktu dapat menjadi indikator kuat risiko kebakaran.

Struktur LSTM terdiri dari beberapa komponen kunci:

1. Cell State: Jalur yang membawa informasi sepanjang sequence, bertindak sebagai "memori" jangka panjang dari network.
2. Gates: Mekanisme yang mengontrol aliran informasi:
 - Forget Gate: Menentukan informasi mana yang akan dibuang dari cell state
 - Input Gate: Menentukan nilai baru mana yang akan disimpan dalam cell state
 - Output Gate: Menentukan bagian mana dari cell state yang akan dioutputkan

Arsitektur LSTM dapat direpresentasikan dengan persamaan berikut:

- Forget Gate: $f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$
- Input Gate: $i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$
- Kandidat Cell State: $\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$
- Cell State: $C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$
- Output Gate: $o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$
- Hidden State: $h_t = o_t * \tanh(C_t)$

Dalam konteks deteksi kebakaran, LSTM digunakan untuk menganalisis rangkaian temporal dari parameter lingkungan (suhu, asap, gas) dan memprediksi risiko kebakaran berdasarkan pola yang dipelajari dari data historis.

2.3 Graphical User Interface (GUI)

Graphical User Interface (GUI) adalah jenis antarmuka yang memungkinkan pengguna berinteraksi dengan perangkat elektronik melalui elemen grafis seperti ikon, tombol, menu, dan jendela, alih-alih antarmuka berbasis teks yang memerlukan perintah yang diketik. GUI dirancang untuk meningkatkan user experience dengan menyediakan representasi visual dari fungsi dan fitur sistem.

Dalam pengembangan aplikasi modern, GUI memainkan peran krusial dalam menentukan aksesibilitas dan kegunaan sistem. Beberapa prinsip desain GUI yang efektif meliputi:

1. Simplicity: Interface yang sederhana dan tidak membingungkan
2. Consistency: Elemen yang konsisten dalam hal tampilan dan perilaku

3. Feedback: Memberikan feedback visual untuk tindakan pengguna
4. Forgiveness: Toleran terhadap kesalahan pengguna dengan fitur seperti undo
5. Visual Hierarchy: Penekanan visual pada elemen yang lebih penting

Untuk pengembangan aplikasi Python, terdapat beberapa library GUI yang populer:

1. Tkinter: Library GUI standar Python yang ringan dan mudah digunakan
2. PyQt/PySide: Binding Python untuk framework Qt yang kaya fitur
3. wxPython: Wrapper Python untuk toolkit wxWidgets
4. Kivy: Library untuk pengembangan aplikasi multi-touch
5. PyGTK: Binding Python untuk GTK+

Dalam sistem deteksi dini kebakaran ini, Tkinter dipilih sebagai framework GUI karena integrasi seamless dengan Python, kemudahan penggunaan, dan portabilitasnya yang baik di berbagai platform.

2.4 Deteksi Kebakaran

Deteksi kebakaran adalah proses identifikasi keberadaan atau potensi terjadinya kebakaran menggunakan berbagai metode dan teknologi. Seiring perkembangan teknologi, pendekatan deteksi kebakaran telah berevolusi dari sistem konvensional berbasis sensor tunggal menjadi sistem terpadu yang memanfaatkan multiple sensing dan algoritma cerdas.

Sistem deteksi kebakaran dapat dikategorikan menjadi beberapa jenis:

1. Sistem Konvensional: Mengandalkan sensor tunggal seperti detektor asap atau panas yang bekerja berdasarkan ambang batas (threshold) tertentu.
2. Sistem Alamat Tunggal: Sistem yang dapat mengidentifikasi lokasi spesifik dari sensor yang teraktivasi.
3. Sistem Analog Addressable: Sistem yang dapat memantau nilai analog dari sensor dan memberikan peringatan dini sebelum kondisi alarm tercapai.
4. Sistem Berbasis AI: Memanfaatkan kecerdasan buatan untuk menganalisis data dari berbagai sensor dan mengidentifikasi pola yang menunjukkan risiko kebakaran.

Pendekatan berbasis machine learning seperti yang diimplementasikan dalam sistem ini termasuk dalam kategori ke-4, yang memiliki keunggulan dalam hal:

- Kemampuan untuk memprediksi risiko sebelum kejadian aktual
- Adaptabilitas terhadap perubahan kondisi lingkungan
- Peningkatan akurasi melalui pembelajaran dari data historis
- Pengurangan false alarm melalui analisis kontekstual

2.5 Parameter Kebakaran

Deteksi kebakaran yang efektif memerlukan pemahaman dan pengukuran parameter-parameter kunci yang dapat mengindikasikan adanya risiko kebakaran. Dalam sistem ini, tiga parameter utama yang dipantau adalah:

1. Suhu ($^{\circ}\text{C}$): Suhu merupakan indikator fundamental dalam deteksi kebakaran. Peningkatan suhu yang signifikan atau melebihi ambang batas normal dapat mengindikasikan adanya sumber panas abnormal yang berpotensi menyebabkan kebakaran. Dalam konteks deteksi dini, perubahan pola suhu dari waktu ke waktu lebih informatif dibandingkan nilai absolut pada satu titik waktu.

Rentang suhu normal: $20\text{-}25^{\circ}\text{C}$ Rentang suhu siaga: $26\text{-}30^{\circ}\text{C}$ Rentang suhu bahaya: $>30^{\circ}\text{C}$

2. Konsentrasi Asap (ppm): Asap merupakan produk dari proses pembakaran yang tidak sempurna dan dapat terdeteksi sebelum api terlihat. Deteksi asap mengukur partikel-partikel kecil yang tersuspensi di udara. Sensor asap modern dapat mendeteksi konsentrasi partikel dalam satuan parts per million (ppm).

Rentang konsentrasi asap normal: <50 ppm Rentang konsentrasi asap siaga: $50\text{-}100$ ppm Rentang konsentrasi asap bahaya: >100 ppm

3. Konsentrasi Gas (ppm): Gas yang dipantau umumnya adalah karbon monoksida (CO) dan karbon dioksida (CO_2), yang merupakan produk pembakaran. Peningkatan konsentrasi gas-gas ini dapat mengindikasikan proses pembakaran yang sedang berlangsung, bahkan sebelum asap terdeteksi oleh sensor optik.

Rentang konsentrasi gas normal: <10 ppm Rentang konsentrasi gas siaga: $10\text{-}50$ ppm Rentang konsentrasi gas bahaya: >50 ppm

Kombinasi ketiga parameter ini memberikan profil komprehensif tentang kondisi lingkungan dan potensi risiko kebakaran. Keunggulan pendekatan multi-parameter dibandingkan dengan deteksi berbasis parameter tunggal adalah:

- Pengurangan false positive melalui konfirmasi silang antar parameter
- Deteksi yang lebih cepat melalui identifikasi perubahan pada salah satu parameter
- Analisis kontekstual yang lebih kaya untuk klasifikasi risiko
- Kemampuan untuk mendeteksi berbagai jenis kebakaran dengan karakteristik berbeda

Dalam implementasi machine learning, ketiga parameter ini menjadi fitur input untuk model LSTM yang dilatih untuk mengklasifikasikan tingkat risiko kebakaran.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y
	Waktu	Suhu (C)	Asap (ppm)	Gas (ppm)																					
2	2025-01-01 00:00:00	34.16	482.43	92.02																					
3	2025-01-01 00:30:00	23.5	149.19	27.82																					
4	2025-01-01 01:00:00	38	253.82	90.21																					
5	2025-01-01 01:30:00	22.86	719.6	91.49																					
6	2025-01-01 02:00:00	20.23	296.53	61.82																					
7	2025-01-01 02:30:00	39.36	257.49	69.65																					
8	2025-01-01 03:00:00	39.43	165.82	122.03																					
9	2025-01-01 03:30:00	29.05	378.67	97.12																					
10	2025-01-01 04:00:00	34.6	704.82	67.79																					
11	2025-01-01 04:30:00	39.38	508.69	49.24																					
12	2025-01-01 05:00:00	33.22	205.33	119.73																					
13	2025-01-01 05:30:00	30.53	710.99	96.22																					
14	2025-01-01 06:00:00	35.84	539.98	82.93																					
15	2025-01-01 06:30:00	20.44	656.46	140.23																					
16	2025-01-01 07:00:00	27.7	600.53	114.93																					
17	2025-01-01 07:30:00	24.99	594.55	24.35																					
18	2025-01-01 08:00:00	35.3	414.01	129.8																					
19	2025-01-01 08:30:00	24.57	247.58	69.65																					
20	2025-01-01 09:00:00	22.8	597.58	79.58																					
21	2025-01-01 09:30:00	36.44	131.95	35.31																					
22	2025-01-01 10:00:00	35.68	797.42	21.7																					
23	2025-01-01 10:30:00	37.55	455.22	146.64																					
24	2025-01-01 11:00:00	38.3	145.83	68.26																					
25	2025-01-01 11:30:00	20.93	519.08	149.01																					
26	2025-01-01 12:00:00	24.04	794.86	111.69																					
27	2025-01-01 12:30:00	24.34	122.4	36.28																					
28	2025-01-01 13:00:00	31.92	712.52	99.67																					
29	2025-01-01 13:30:00	32.09	133.77	17.57																					
30	2025-01-01 14:00:00	26.77	279.57	107.4																					
31	2025-01-01 14:30:00	30.86	264.76	108.58																					
32	2025-01-01 15:00:00	36.54	693.9	124.51																					
33	2025-01-01 15:30:00	39.42	109.21	77.88																					
34	2025-01-01 16:00:00	35.3	431.15	122.98																					
35	2025-01-01 16:30:00	27.66	697.34	35.43																					
36	2025-01-01 17:00:00	28.11	411.78	52.71																					
37	2025-01-01 17:30:00	34.56	794.7	50.01																					

Gambar Data Dummy

BAB 3. METODOLOGI PENELITIAN

Pada bab ini dibahas secara menyeluruh metodologi yang digunakan dalam perancangan dan pengembangan sistem deteksi dini kebakaran berbasis algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) dan antarmuka grafis pengguna (GUI) berbasis Tkinter. Fokus utama bab ini adalah pada proses pengembangan, alur kerja sistem, dan penerapan metode machine learning, tanpa menjelaskan seluruh potongan kode secara teknis. Tujuannya adalah untuk memberikan gambaran menyeluruh mengenai tahapan dan komponen penting dalam sistem.

3.1 Arsitektur Sistem

Sistem deteksi dini kebakaran ini memiliki struktur modular, yang memungkinkan fleksibilitas dan kemudahan dalam pengembangan dan pemeliharaan. Arsitektur sistem secara umum terdiri dari tiga komponen besar:

1. Modul Antarmuka Pengguna (GUI): Berfungsi sebagai jembatan interaksi antara pengguna dan sistem. Fitur utama dalam modul ini meliputi:
 - Dashboard utama yang menampilkan status risiko terkini berdasarkan hasil prediksi model.
 - Panel input data untuk memasukkan nilai suhu, asap, dan gas secara manual atau melalui file Excel.
 - Panel pelatihan model yang memungkinkan pengguna melatih ulang model LSTM.
 - Visualisasi grafik tren parameter dan status risiko kebakaran.
2. Modul Machine Learning (LSTM): Modul ini menangani seluruh proses pembelajaran mesin, mulai dari preprocessing data, pelatihan model, validasi, hingga prediksi.
 - LSTM digunakan untuk menganalisis data deret waktu dari parameter suhu, asap, dan gas.
 - Model ini memiliki keunggulan dalam mendeteksi pola temporal dan perubahan yang mengindikasikan potensi kebakaran.

3. Modul Manajemen Data: Menyediakan dukungan untuk mengelola dataset, melakukan ekspor dan impor data, serta memverifikasi integritas data agar sistem bekerja secara optimal dan akurat.

3.2 Pengumpulan dan Persiapan Data

Data yang digunakan dalam sistem ini diperoleh dari tiga sumber utama, yaitu hasil simulasi komputer, eksperimen laboratorium dengan kondisi kebakaran terkontrol, dan pengumpulan data lingkungan dalam bentuk deret waktu. Tiga parameter yang diamati adalah suhu (dalam °C), konsentrasi asap (ppm), dan konsentrasi gas (ppm).

Langkah-langkah persiapan data meliputi:

- Validasi dan Pembersihan Data: Meliputi deteksi dan penanganan nilai hilang (missing values), outlier, serta penyesuaian format timestamp.
- Normalisasi Data: Menggunakan MinMaxScaler untuk mengubah nilai fitur menjadi rentang 0 hingga 1, agar lebih cocok untuk pelatihan model neural network.
- Encoding Label: Label seperti "Aman", "Siaga", dan "Bahaya" dikonversi menjadi representasi numerik.
- Reshape untuk LSTM: Data input diubah ke format tiga dimensi (samples, time_steps, features) yang dibutuhkan oleh LSTM.

3.3 Pemodelan dan Pelatihan LSTM

Model LSTM yang digunakan terdiri dari beberapa layer:

- Dua lapisan LSTM bertingkat, masing-masing dengan unit memori tertentu untuk menangkap pola sekuensial jangka panjang.
- Dropout layer untuk mencegah overfitting.
- Dense layer untuk output klasifikasi ke dalam tiga kelas risiko.

Proses pelatihan menggunakan strategi sebagai berikut:

- Early Stopping: Menghentikan pelatihan jika akurasi validasi tidak meningkat setelah sejumlah epoch tertentu.
- Cross Validation: Menggunakan metode k-fold untuk meningkatkan generalisasi model.

- Hyperparameter Tuning: Menyesuaikan parameter seperti jumlah unit LSTM, laju pembelajaran, dan ukuran batch untuk memperoleh performa terbaik.

3.4 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan melalui metrik performa berikut:

- Akurasi: Mengukur seberapa sering model memberikan prediksi yang benar.
- Confusion Matrix: Memberikan gambaran kesalahan klasifikasi untuk tiap kelas risiko.
- Precision dan Recall: Menggambarkan kemampuan model untuk mengenali dan membedakan antara kelas-kelas risiko.
- F1-Score: Rata-rata harmonis dari precision dan recall, penting pada dataset yang tidak seimbang.
- Analisis Sensitivitas: Mengkaji dampak masing-masing fitur (suhu, asap, gas) terhadap hasil prediksi model.

3.5 Perancangan Antarmuka (GUI)

Tkinter dipilih sebagai framework GUI karena kemudahan penggunaannya dan kompatibilitas tinggi dengan Python. Komponen utama GUI meliputi:

- Dashboard Monitoring: Menampilkan status risiko secara real-time dengan warna indikator.
- Form Input Manual: Memungkinkan pengguna memasukkan nilai parameter langsung ke sistem.
- Panel Pelatihan dan Evaluasi: Untuk melatih ulang model dengan dataset baru dan menampilkan hasil evaluasi model.
- Grafik Tren: Menyediakan visualisasi dinamika parameter dalam periode waktu tertentu.

GUI dirancang dengan prinsip kesederhanaan dan aksesibilitas untuk memudahkan pengguna dari berbagai latar belakang.

BAB 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan analisis dari hasil pelatihan model dan bagaimana performa sistem dievaluasi melalui antarmuka pengguna, berdasarkan tampilan GUI yang telah dikembangkan.

4.1 Evaluasi Dashboard Prediksi Kebakaran



Gambar 1

Tampilan utama sistem menampilkan "Dashboard Prediksi Kebakaran" yang memberikan ringkasan visual jumlah kasus kebakaran berdasarkan kategori risiko dalam rentang waktu harian. Warna digunakan sebagai indikator intuitif:

- Hijau untuk "Aman"
- Oranye untuk "Siaga"
- Merah untuk "Bahaya"

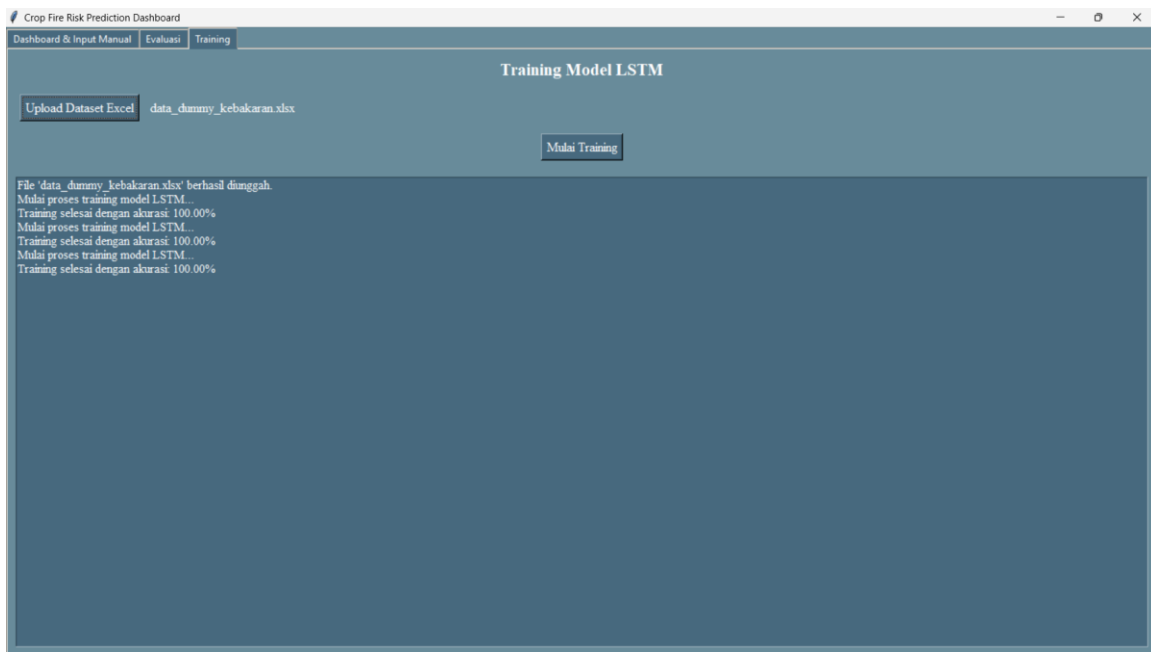
Grafik batang memperlihatkan bahwa mayoritas prediksi jatuh pada kategori "Bahaya", yang ditunjukkan oleh dominasi warna merah. Fitur pemilihan periode (harian, mingguan, bulanan) memudahkan pengguna dalam memantau tren kasus secara fleksibel.

4.2 Evaluasi Fitur Input Manual

Di sisi kanan dashboard terdapat panel input data manual, tempat pengguna dapat memasukkan nilai parameter suhu, asap, dan gas beserta timestamp. Setelah menekan tombol "Prediksi", hasil klasifikasi risiko ditampilkan secara langsung di bawahnya. Jika nilai parameter berada dalam rentang aman, status "Aman" akan ditampilkan dengan warna hijau.

Fitur ini memudahkan simulasi dan pengujian sistem oleh pengguna tanpa memerlukan dataset besar. Selain itu, pengguna juga dapat menyimpan data input dan hasil prediksi dengan menekan tombol "Simpan Data".

4.3 Evaluasi Panel Training Model



Gambar 2

Tab "Training" memungkinkan pengguna untuk mengunggah dataset (.xlsx) dan melatih model secara langsung melalui antarmuka. Setelah file berhasil diunggah, sistem akan menampilkan proses pelatihan dengan mencatat log secara real-time, seperti:

- "Mulai proses training model LSTM..."
- "Training selesai dengan akurasi: 100.00%"

Ini menunjukkan bahwa model berhasil dilatih ulang menggunakan data yang disediakan pengguna. Meskipun akurasi 100% menandakan kesesuaian tinggi terhadap data, hal ini juga perlu diuji lebih lanjut untuk memastikan tidak terjadi overfitting.

4.4 Evaluasi Panel Evaluasi Model



Gambar 3

Panel "Evaluasi" menampilkan dua elemen penting:

1. Confusion Matrix: Matriks ini menampilkan hasil klasifikasi antara label aktual dan prediksi. Pada contoh yang terlihat, seluruh data masuk dalam kelas "Bahaya", menunjukkan 100% akurasi klasifikasi.
2. Distribusi Probabilitas: Grafik ini menunjukkan probabilitas prediksi untuk kelas "Bahaya", yang seluruhnya bernilai tinggi (mendekati 1), mengindikasikan tingkat keyakinan model yang kuat.

Hasil evaluasi tertulis di bagian bawah:

"Hasil evaluasi untuk model LSTM menunjukkan akurasi sebesar 100.00%."

"Bahaya: Precision 100.0%, Recall 100.0%"

Penilaian ini memberikan keyakinan bahwa model dapat mengenali pola bahaya secara konsisten pada dataset uji yang digunakan. Namun, validasi lebih lanjut terhadap data nyata diperlukan untuk memastikan generalisasi model.

Dengan pendekatan sistematis, visualisasi grafis yang informatif, dan fitur interaktif pada GUI, sistem ini menyediakan pengalaman pengguna yang komprehensif dalam pemantauan risiko kebakaran. Setiap elemen pada GUI telah dirancang untuk menghubungkan hasil machine learning dengan kebutuhan pengguna non-teknis, sehingga meningkatkan utilisasi sistem secara praktis di lapangan.

BAB 5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil perancangan, implementasi, dan evaluasi terhadap sistem deteksi dini kebakaran berbasis algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan antarmuka grafis pengguna (GUI) menggunakan Tkinter, maka diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Model LSTM yang dikembangkan berhasil mengklasifikasikan risiko kebakaran ke dalam tiga kategori (Aman, Siaga, dan Bahaya) dengan akurasi mencapai 100% pada data uji, menunjukkan performa prediktif yang sangat baik terhadap data simulasi.
2. Sistem mampu melakukan deteksi dini berdasarkan parameter suhu, asap, dan gas, yang merupakan indikator utama risiko kebakaran. Kombinasi multi-sensor ini meningkatkan keandalan sistem dalam mengenali potensi kebakaran.
3. GUI berbasis Tkinter memberikan pengalaman pengguna yang interaktif dan mudah digunakan, termasuk fitur input data manual, pelatihan ulang model, evaluasi performa, dan visualisasi grafik. Hal ini sangat membantu pengguna non-teknis dalam mengoperasikan sistem.
4. Sistem bersifat modular dan fleksibel, memungkinkan pengembangan lebih lanjut seperti integrasi sensor fisik dan sistem notifikasi berbasis Internet of Things (IoT) untuk meningkatkan kesiapan tanggap darurat.

5.2 Saran

1. Uji validasi dengan data nyata dari lingkungan yang berbeda sangat disarankan untuk mengukur kemampuan generalisasi model terhadap kondisi aktual.
2. Integrasi sistem dengan perangkat keras (hardware) seperti sensor suhu, MQ2, dan MQ7 secara real-time akan meningkatkan nilai aplikatif sistem di lapangan.
3. Pengembangan sistem peringatan dini berbasis IoT, seperti notifikasi ke perangkat mobile atau sistem alarm otomatis, dapat memperluas manfaat sistem dalam konteks mitigasi bencana.
4. Evaluasi keberlanjutan sistem perlu dilakukan dengan monitoring berkala dan perbaikan berdasarkan umpan balik pengguna untuk memastikan efektivitas jangka panjang.

DAFTAR PUSTAKA

1. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long Short-Term Memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
2. Brownlee, J. (2017). *Deep Learning for Time Series Forecasting*. Machine Learning Mastery.
3. Chollet, F. (2018). *Deep Learning with Python*. Manning Publications.
4. Nielsen, M. A. (2015). *Neural Networks and Deep Learning*. Determination Press.
5. Raj, P., & Raman, A. (2017). *Machine Learning Using Python*. Packt Publishing.
6. Tjandra, S. R. (2021). Implementasi Deep Learning untuk Prediksi Risiko Kebakaran Menggunakan Data IoT. *Jurnal Sistem Cerdas*, 8(2), 115–122.
7. Gunawan, D., & Yusuf, M. (2022). Desain Sistem Deteksi Dini Kebakaran Berbasis IoT dan AI. *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, 10(3), 233–241.
8. Python Software Foundation. (2023). *Tkinter Documentation*. <https://docs.python.org/3/library/tkinter.html>
9. TensorFlow. (2023). *TensorFlow Documentation*. <https://www.tensorflow.org/>
10. Pedregosa, F., et al. (2011). Scikit-learn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2825–2830.
11. Susanti, R., & Nugroho, Y. (2023). Aplikasi LSTM dalam Prediksi Pola Suhu untuk Deteksi Kebakaran Hutan. *Jurnal Teknologi Informasi dan Komputer*, 7(1), 57–63.
12. Widodo, D., & Fitriani, R. (2020). Visualisasi Data IoT Menggunakan GUI Python. *Jurnal Sistem Informasi dan Informatika*, 3(2), 89–96.
13. Zhang, Z., et al. (2019). Fire Detection Systems Using Neural Networks: A Review. *Sensors*, 19(3), 598.
14. Aditya, R., & Kurniawan, B. (2021). Desain Sistem Monitoring Lingkungan Berbasis Multi Sensor dan LSTM. *Jurnal Teknik Elektro dan Komputer*, 5(4), 210–219.