

**DIAGNOSIS INDEKS KESEHATAN TRANSFORMATOR  
DAYA MENGGUNAKAN *LONG SHORT TERM MEMORY*  
(LSTM)**

**LAPORAN TUGAS AKHIR**

**Oleh:**  
**Muhammad Ali Wafa**  
**102117002**



**FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI  
PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO  
UNIVERSITAS PERTAMINA  
2021**

**DIAGNOSIS INDEKS KESEHATAN TRANSFORMATOR  
DAYA MENGGUNAKAN *LONG SHORT TERM MEMORY*  
(LSTM)**

**LAPORAN TUGAS AKHIR**

**Oleh:**  
**Muhammad Ali Wafa**  
**102117002**



**FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI  
PROGRAM STUDI TEKNIK ELEKTRO  
UNIVERSITAS PERTAMINA  
2021**



Universitas  
**Pertamina**

## LEMBAR PENGESAHAN

Judul Tugas Akhir : Diagnosis Indeks Kesehatan Transformator  
Daya Menggunakan *Long Short Term Memory*  
(LSTM)  
Nama Mahasiswa : Muhammad Ali Wafa  
Nomor Induk Mahasiswa : 102117002  
Program Studi : Teknik Elektro  
Fakultas : Teknologi Industri  
Tanggal Lulus Sidang Tugas Akhir : 15 Juni 2021

Jakarta, 29 Januari 2020

MENGESAHKAN

Pembimbing I : Nama : Dr.Eng. Muhammad Abdillah, S.T., M.T.  
NIP : 116153  
Pembimbing II : Nama : Teguh Aryo Nugroho, S.T., M.T.  
NIP : 116054

MENGETAHUI,

Ketua Program Studi

Dr.Eng. Wahyu Kunto Wibowo, S.T., M.Eng.

NIP. 116059

## LEMBAR PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa Tugas Akhir berjudul Diagnosis Indeks Kesehatan Transformator Daya Menggunakan *Long Short Term Memory* (LSTM) ini adalah benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri dan tidak mengandung materi yang ditulis oleh orang lain kecuali telah dikutip sebagai referensi yang sumbernya telah dituliskan secara jelas sesuai dengan kaidah penulisan karya ilmiah.

Apabila dikemudian hari ditemukan adanya kecurangan dalam karya ini, saya bersedia menerima sanksi dari Universitas Pertamina sesuai dengan peraturan yang berlaku.

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, saya menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Pertamina hak bebas royalti noneksklusif (*non-exclusive royalty-free right*) atas Tugas Akhir ini beserta perangkat yang ada. Dengan hak bebas royalti noneksklusif ini Universitas Pertamina berhak menyimpan, mengalih media/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan mempublikasikan Tugas Akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya

Jakarta, 29 Januari 2020

Yang membuat pernyataan,

Muhammad Ali Wafa

## ABSTRAK

**Muhammad Ali Wafa. 102117002.** Diagnosis Indeks Kesehatan Transformator Daya Menggunakan *Long Short Term Memory* (LSTM).

Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Donec odio elit, dictum in, hendrerit sit amet, egestas sed, leo. Praesent feugiat sapien aliquet odio. Integer vitae justo. Aliquam vestibulum fringilla lorem. Sed neque lectus, consectetur at, consectetur sed, eleifend ac, lectus. Nulla facilisi. Pellentesque eget lectus. Proin eu metus. Sed porttitor. In hac habitasse platea dictumst. Suspendisse eu lectus. Ut mi mi, lacinia sit amet, placerat et, mollis vitae, dui. Sed ante tellus, tristique ut, iaculis eu, malesuada ac, dui. Mauris nibh leo, facilisis non, adipiscing quis, ultrices a, dui.

Morbi luctus, wisi viverra faucibus pretium, nibh est placerat odio, nec commodo wisi enim eget quam. Quisque libero justo, consectetur a, feugiat vitae, porttitor eu, libero. Suspendisse sed mauris vitae elit sollicitudin malesuada. Maecenas ultricies eros sit amet ante. Ut venenatis velit. Maecenas sed mi eget dui varius euismod. Phasellus aliquet volutpat odio. Vestibulum ante ipsum primis in faucibus orci luctus et ultrices posuere cubilia Curae; Pellentesque sit amet pede ac sem eleifend consectetur. Nullam elementum, urna vel imperdiet sodales, elit ipsum pharetra ligula, ac pretium ante justo a nulla. Curabitur tristique arcu eu metus. Vestibulum lectus. Proin mauris. Proin eu nunc eu urna hendrerit faucibus. Aliquam auctor, pede consequat laoreet varius, eros tellus scelerisque quam, pellentesque hendrerit ipsum dolor sed augue. Nulla nec lacus.

Kata kunci: Tuli, Bahasa isyarat, Bisindo, Machine learning, ASL, Transfer learning, Parameter transfer.

## ABSTRACT

**Muhammad Ali Wafa. 102117002. Title.**

Suspendisse vel felis. Ut lorem lorem, interdum eu, tincidunt sit amet, laoreet vitae, arcu. Aenean faucibus pede eu ante. Praesent enim elit, rutrum at, molestie non, nonummy vel, nisl. Ut lectus eros, malesuada sit amet, fermentum eu, sodales cursus, magna. Donec eu purus. Quisque vehicula, urna sed ultricies auctor, pede lorem egestas dui, et convallis elit erat sed nulla. Donec luctus. Curabitur et nunc. Aliquam dolor odio, commodo pretium, ultricies non, pharetra in, velit. Integer arcu est, nonummy in, fermentum faucibus, egestas vel, odio.

Sed commodo posuere pede. Mauris ut est. Ut quis purus. Sed ac odio. Sed vehicula hendrerit sem. Duis non odio. Morbi ut dui. Sed accumsan risus eget odio. In hac habitasse platea dictumst. Pellentesque non elit. Fusce sed justo eu urna porta tincidunt. Mauris felis odio, sollicitudin sed, volutpat a, ornare ac, erat. Morbi quis dolor. Donec pellentesque, erat ac sagittis semper, nunc dui lobortis purus, quis congue purus metus ultricies tellus. Proin et quam. Class aptent taciti sociosqu ad litora torquent per conubia nostra, per inceptos hymenaeos. Praesent sapien turpis, fermentum vel, eleifend faucibus, vehicula eu, lacus.

**Keywords:** Deaf, Sign language, Bisindo, Machine learning, ASL, Transfer Learning, Parameter transfer.

## KATA PENGANTAR

Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Donec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

Nam dui ligula, fringilla a, euismod sodales, sollicitudin vel, wisi. Morbi auctor lorem non justo. Nam lacus libero, pretium at, lobortis vitae, ultricies et, tellus. Donec aliquet, tortor sed accumsan bibendum, erat ligula aliquet magna, vitae ornare odio metus a mi. Morbi ac orci et nisl hendrerit mollis. Suspendisse ut massa. Cras nec ante. Pellentesque a nulla. Cum sociis natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Aliquam tincidunt urna. Nulla ullamcorper vestibulum turpis. Pellentesque cursus luctus mauris.

Nulla malesuada porttitor diam. Donec felis erat, congue non, volutpat at, tincidunt tristique, libero. Vivamus viverra fermentum felis. Donec nonummy pellentesque ante. Phasellus adipiscing semper elit. Proin fermentum massa ac quam. Sed diam turpis, molestie vitae, placerat a, molestie nec, leo. Maecenas lacinia. Nam ipsum ligula, eleifend at, accumsan nec, suscipit a, ipsum. Morbi blandit ligula feugiat magna. Nunc eleifend consequat lorem. Sed lacinia nulla vitae enim. Pellentesque tincidunt purus vel magna. Integer non enim. Praesent euismod nunc eu purus. Donec bibendum quam in tellus. Nullam cursus pulvinar lectus. Donec et mi. Nam vulputate metus eu enim. Vestibulum pellentesque felis eu massa.

Jakarta, 29 Juni 2021

Muhammad Ali Wafa



## DAFTAR ISI

<b>ABSTRAK</b>	<b>i</b>
<b>ABSTRACT</b>	<b>ii</b>
<b>KATA PENGANTAR</b>	<b>iii</b>
<b>DAFTAR ISI</b>	<b>iv</b>
<b>DAFTAR TABEL</b>	<b>vi</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b>	<b>vii</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN</b>	<b>2</b>
1.1 Latar Belakang . . . . .	2
1.2 Rumusan Masalah . . . . .	3
1.3 Batasan Masalah . . . . .	3
1.4 Tujuan Perancangan . . . . .	4
1.5 Manfaat Perancangan . . . . .	4
1.6 Waktu Pelaksanaan Perancangan . . . . .	4
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b>	<b>6</b>
2.1 Transformator Daya . . . . .	6
2.2 Indeks Kesehatan Trafo . . . . .	6
2.2.1 <i>Dissolve Gas Analysis (DGA)</i> . . . . .	6
2.2.2 Kualitas Minyak Transformator . . . . .	7
2.2.3 Pengujian Furan . . . . .	8
2.3 <i>Machine Learning</i> . . . . .	9
2.4 <i>Long Short Term Memory (LSTM)</i> . . . . .	9
2.4.1 <i>Forget Gate</i> . . . . .	10
2.4.2 <i>Input Gate</i> . . . . .	10
2.4.3 <i>Cell gate</i> . . . . .	10

2.4.4	<i>Output Gate</i> . . . . .	11
<b>BAB III KONSEP PERANCANGAN</b>		<b>13</b>
3.1	Diagram Alir Perancangan . . . . .	13
3.2	Pertimbangan Perancangan . . . . .	14
3.2.1	Akurasi . . . . .	14
3.2.2	Presisi . . . . .	14
3.2.3	Sensitifitas ( <i>recall</i> ) . . . . .	15
3.2.4	Spesificitiy . . . . .	15
3.2.5	<i>F1 Score</i> . . . . .	15
3.2.6	Waktu Pelatihan dan Pengujian . . . . .	15
3.3	Perancangan Model LSTM . . . . .	15
3.3.1	Jumlah <i>Neuron</i> . . . . .	16
3.3.2	<i>Multilayer layer</i> LSTM . . . . .	16
3.3.3	Rasio Dataset . . . . .	16
3.4	Analisis Teknis . . . . .	16
3.5	Peralatan dan Bahan . . . . .	17
<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN</b>		<b>19</b>
4.1	Spesfiksi Perangkat Keras dan Perangkat Lunak . . . . .	19
4.2	Menentukan Jumlah <i>Backpropagation (Epochs)</i> . . . . .	19
4.3	Kombinasi pada Fitur <i>Input</i> . . . . .	20
4.4	Diagnosis Indeks Kesehatan Transformator Daya: Perubahan Jumlah Layer . . . . .	21
4.5	Perubahan Fungsi Aktivasi . . . . .	23
4.6	Diagnosis Indeks Kesehatan Transformator Daya: Perubahan Rasio Dataset . . . . .	24
4.7	Perbandingan Terhadap Metode <i>Artificial Neural Network (ANN)</i> Sederhana . . . . .	24
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN</b>		<b>26</b>
5.1	Kesimpulan . . . . .	26
5.2	Saran . . . . .	26
<b>DAFTAR PUSTAKA</b>		<b>28</b>

## DAFTAR TABEL

Tabel 1.1	Waktu Pelaksanaan Tugas Akhir . . . . .	4
Tabel 2.1	Standar Pengujian Minyak Tranformator . . . . .	8
Tabel 2.2	Standar Pengujian Furan . . . . .	8
Tabel 3.1	<i>Confussion Matrrix</i> . . . . .	14
Tabel 3.2	Alat dan Bahan . . . . .	17

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Segitiga Duval [1] . . . . .	7
Gambar 2.2	Sel LSTM [2] . . . . .	9
Gambar 3.1	Diagram Alir Perancangan Sistem Model LSTM . . . . .	13
Gambar 4.1	Pengaruh <i>Epochs</i> terhadap Akurasi dengan Dataset-1 . . . . .	19
Gambar 4.2	Pengaruh Urutan Fitur dengan Dataset-1 . . . . .	20
Gambar 4.3	Akurasi Percobaan Perubahan Layer dengan Dataset-1 . . . . .	21
Gambar 4.4	<i>Confusion Matrix</i> LSTM dengan 2 <i>Hidden Layer</i> Dataset-1 . . . . .	22
Gambar 4.5	Akurasi Percobaan Perubahan Layer dengan Dataset-2 . . . . .	22
Gambar 4.6	Akurasi Percobaan Perubahan Fungsi Aktivasi dengan Dataset-1 . . . . .	23
Gambar 4.7	Akurasi Percobaan Perubahan Fungsi Aktivasi dengan Dataset-2 . . . . .	23
Gambar 4.8	<i>Confusion Matrix</i> Menggunakan Fungsi Aktivasi <i>Selu</i> Dataset-1 . . . . .	24



Universitas  
**Pertamina**

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Transformator daya merupakan salah satu peralatan dalam sistem kelistrikan yang memiliki peran fundamental. Dalam pengoperasiannya transformator berperan dalam menaikkan serta menurunkan tegangan pada jaringan transmisi. Apabila transformator daya tidak dapat bekerja dengan baik maka dapat menurunkan kualitas listrik atau lebih lanjut dapat menyebabkan terhentinya pelayanan listrik yang diterima oleh konsumen. Kerugian lainnya dapat membuat rugi-rugi daya menjadi semakin besar, hal ini tentunya dapat merugikan penyedia listrik. Menurut manufaktur usia transformator daya diperkirakan antara 25-40 tahun, tetapi terkadang terdapat transformator yang usianya di bawah range usia minimal telah rusak [3].

Pemeliharaan transformator daya sangat penting dilakukan untuk memastikan agar selalu dapat beroperasi dengan baik. Namun jika pemeliharaan dilakukan dengan intensitas yang tinggi tentunya dapat membuat dana yang harus dialokasikan semakin besar. Sedangkan diketahui bahwa transformator merupakan komponen yang membutuhkan hampir 60% dari biaya total pada gardu induk [3]. Sehingga diperlukan penjadwalan agar proses pemeliharaan dapat dilakukan secara efektif. Pada dasarnya kondisi sebuah transformator daya dapat diketahui berdasarkan beberapa metode seperti DGA (Dissolve Gas Analysis), pengujian minyak trafo, serta furan.

Metode DGA memungkinkan bagi teknisi operator dalam mengetahui adanya kontaminan pada minyak transformator daya. Kadar gas kontaminan dapat menjadi indikator kondisi sebuah transformator daya untuk dapat beroperasi secara normal atau tidak [1]. Pada sisi yang lain adanya pengujian pada transformator daya baik pengujian fisik, pengujian elektrik dan pengujian kimia dapat memberikan data penting mengenai kondisi transformator daya. Pada pengujian fisik akan diperoleh kekuatan minyak transformator dalam menahan tekanan fisik [4]. Pada pengujian dapat diperoleh informasi mengenai breakdown voltage yang untuk mengetahui tegangan yang dapat diizinkan beroperasi pada transformator daya. Pengujian kimia berkontribusi dalam memberikan informasi mengenai tingkat keasaman serta kandungan air dalam minyak transformator yang dapat memicu adanya elektron bebas sebagai penghantar listrik dalam isolator [5]. Selain itu adanya furan yang merupakan salah satu kontaminan dalam minyak transformator daya dapat memberikan informasi mengenai estimasi umur kertas isolasi.

Dalam setiap metode yang digunakan dalam pengujian transformator daya memiliki tujuan tertentu mengenai bagian yang ingin dilakukan pengecekan. Diagnosis kondisi keseluruhan sebuah transformator dapat dilakukan dengan menggunakan metode indeks kesehatan transformator daya yang melibatkan seluruh pengujian pada masing-masing bagian[3]. Dengan menggunakan metode tersebut memungkinkan dalam mengetahui kapan transformator daya harus dilakukan pemeliharaan yang berupa penggantian komponen secara akurat. Namun penggunaan keseluruhan hasil pengujian transformator daya berdampak dalam proses diagnosis yang harus dilakukan dalam waktu yang lama.

Peninjauan pada sisi yang lain, seiring dengan perkembangan komputer saat ini mulai dikembangkan metode komputasi dalam mengelola sebuah data. Metode tersebut dikenal dengan istilah *Machine Learning* [6], yakni algoritma komputer yang disusun secara matematis untuk mempelajari sebuah data. Dalam perkembangannya *Machine Learning* telah mengalami banyak perbaikan hingga melahirkan metode baru yang meniru sistem kerja syaraf manusia yang dikenal dengan algoritma *Artificial Neural Network* (ANN) [7]. Pengembangan dari ANN telah banyak disesuaikan dengan jenis data yang diolah diantaranya dalam mengolah data sekuensial adalah *Recurrent Neural Network* (RNN). Data sekuensial merupakan data yang tersusun pada pola berurutan dan saling berkaitan contohnya data yang berkaitan dengan waktu. Beberapa implementasi dari RNN adalah pada prediksi beban listrik [8, 9, 10], pengenalan suara [11, 12], atau dalam memprediksi hujan [13]. Secara sederhana RNN tidak mampu menangani data dengan deret yang panjang karena adanya pengaruh *vanishing gradient*. Modifikasi pada RNN melahirkan metode baru yakni *Long Short-Term Memory* (LSTM) yang dapat mengingat semua data walaupun pada deret yang panjang sehingga dapat memprediksi secara terus menerus [14].

Merujuk pada permasalahan di atas memperlihatkan adanya sebuah solusi dalam metode diagnosis indeks kesehatan transformator daya. Dengan adanya data yang telah terkumpul pada penggunaan metode indeks kesehatan transformator daya dapat dijadikan sebuah objek data yang dapat dipelajari menggunakan *Machine learning*. Hal ini memungkinkan dalam membuat sebuah sistem yang dapat menerima *input* dengan beberapa pengujian yang dapat memberikan *output* diagnosis indeks kesehatan transformator. Dalam perancangan sebelumnya telah digunakan metode ANN dalam kasus yang sama dengan perolehan akurasi 53.42% untuk input DGA dan 69.86% untuk input pengujian minyak isolasi [15]. Sehingga masih tergolong kurang optimal dalam proses diagnosis. Pada tugas akhir ini akan dirancang sebuah model LSTM yang menyesuaikan terhadap data pengujian transformator daya. Perancangan dilakukan dengan memodifikasi arsitektur LSTM sehingga diperoleh akurasi yang tinggi dalam mendiagnosis indeks kesehatan transformator daya.

## 1.2 Rumusan Masalah

Merujuk pada latar belakang yang telah disampaikan, maka diperoleh rumusan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana perancangan sistem LSTM sehingga dapat mendiagnosis indeks kesehatan transformator daya dengan akurasi yang tinggi?
2. Bagaimana pengaruh hyperparameter dalam meningkatkan performa dari sistem yang dirancang?

## 1.3 Batasan Masalah

Agar perancangan yang diharapkan sesuai dan dapat tercapai, maka dalam perancangan sistem tersebut, ditentukan ruang lingkup perancangan sebagai berikut:

1. Proses perancangan yang diterapkan pada sistem dilakukan dalam lingkup metode Long Short Term Memory (LSTM).

2. Hasil perancangan dapat diimplementasikan untuk diagnosis indeks kesehatan transformator daya dengan parameter *input* yang dibutuhkan sesuai dengan dataset yang digunakan.

#### 1.4 Tujuan Perancangan

Adapun tujuan perancangan ini terdiri dari:

1. Merancang sistem diagnosa indeks kesehatan pada transformator daya menggunakan metode LSTM sehingga diperoleh arsitektur yang optimal.
2. Menganalisis kemampuan dari hasil perancangan sistem dalam mendiagnosis indeks kesehatan transformator daya.

#### 1.5 Manfaat Perancangan

1. Menghasilkan *software* dalam membantu operator dalam mendiagnosis indeks kesehatan transformator daya
2. Dapat melakukan penjadwalan pemeliharaan (*maintenance*) pada transformator daya untuk mencegah terjadinya gangguan pada transformator daya.
3. Dapat menjadi masukan dalam menjaga performa dari transformator daya agar dapat bekerja secara normal.

#### 1.6 Waktu Pelaksanaan Perancangan

Pada tugas akhir ini akan dikerjakan dari proses pengajuan hingga selesai dilakukan dalam 22 minggu terhitung dari bulan Januari 2021 hingga Mei 2021. Proses seluruh kegiatan disajikan pada tabel 1.1.

Tabel 1.1. Waktu Pelaksanaan Tugas Akhir

No	Kegiatan	Minggu ke-																					
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
1	Penyusunan proposal TA																						
2	Pengumpulan Referensi																						
3	Pendaftaran TA																						
4	Pengumpulan data																						
5	Penyusunan dan perancangan sistem																						
6	Seminar Kemajuan																						
7	Penyusunan dokumen akhir																						
8	Pendaftaran sidang TA																						
9	Sidang TA																						





Universitas  
**Pertamina**

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 Transformator Daya

Transformator daya merupakan salah satu peralatan tenaga listrik yang berfungsi dalam men-trasmisikan daya listrik dengan cara menaikkan dan menurunkan tegangan listrik [15]. Hal ini bertu-juan dalam mengurangi rugi-rugi daya yang dikarenakan adanya impedansi yang timbul akibat jarak transmisi yang panjang dapat dikurangi dengan menaikkan tegangan. Transformator daya ditem-patkan pada sisi pembangkitan untuk menaikkan tegangan dan pada sisi penerimaan untuk menu-runkan tegangan. Merujuk pada standar PLN 61 : 1997 pengelompokan transformator yakni berda-sarkan tegangan operasinya yang melebihi 20 kV [15]. Karena beroperasi pada daya dan tegangan tinggi maka diperlukan sistem pengaman pada transformator daya sehingga dapat bekerja dengan aman dan terhindar dari adanya gangguan sistem tenaga listrik. Sistem pengaman pada transforma-tor daya ialah dengan menggunakan bahan dielektrik cair yakni minyak transformator serta berupa dielektrik pada berupa kertas . Selain dalam menahan tegangan yang tinggi adanya minyak transfor-mator juga berfungsi dalam menghantarkan panas dari dalam akibat rugi-rugi daya ke udara bebas sehingga panas berlebih dapat dicegah [16].

#### 2.2 Indeks Kesehatan Trafo

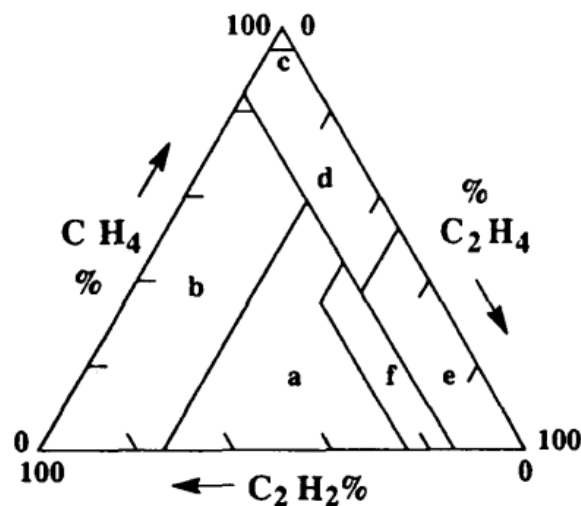
Dalam sistem jaringan tenaga listrik pada umumnya transformator daya yang digunakan saat beroperasi yang memiliki kondisi yang baik agar terhindar dari gangguan. Kondisi sebuah transforma-tor secara keseluruhan dapat dievaluasi dengan sebuah metode yakni indeks kesehatan transformator [17]. Metode ini merupakan hasil kombinasi data hasil inspeksi lapangan, selama beroperasi maupun hasil pengujian transformator daya di laboratorium atau lapangan [18]. Pengujian pada transforma-tor daya dibagi atas pengujian elektrik, pengujian kimia, dan pengujian fisik. Metode-metode yang sering digunakan pada transformator daya diantaranya adalah *Dissolve Gas Analysis* (DGA), kualitas minyak transformator, furan, faktor daya, pemantauan *tap changer*, riwayat pembebanan serta data pemeliharaan [3].

##### 2.2.1 *Dissolve Gas Analysis* (DGA)

DGA merupakan salah satu metode yang digunakan dalam mendeteksi adanya gangguan pada transformator daya. Dalam kondisi normal dielektrik cair pada transformator daya tidak mengalami dekomposisi dengan cepat. Namun jika terjadi adanya gangguan termal atau elektrik dapat mem-percepat laju dekomposisi pada dielektrik. Proses dekomposisi dapat menghasilkan gas kontaminan yang dapat mengubah sifat konduktivitas dari isolator yang dapat memicu adanya gangguan lanjutan. Secara umum terdapat beberapa jenis gas hasil dekomposisi yang dilakukan pengecekan diantaranya adalah hidrogen ( $H_2$ ), metana ( $CH_4$ ), asetilen ( $C_2H_2$ ), etilen ( $C_2H_4$ ), etana ( $C_2H_6$ ), selain itu bahan dielektrik pada berupa kertas juga mengalami dekomposisi yang menghasilkan karbon monoksida

(CO) dan karbon dioksida (CO<sub>2</sub>) [19]. Beberapa dari konsentrasi masing-masing gas yang telah diketahui kemudian dapat dianalisis dengan menggunakan segitiga Duval[1]. Hal dapat dilihat pada Gambar 2.1 untuk menentukan jenis gangguan yang terjadi, yang terdiri dari:

- a. Percikan energi tinggi (*High-energy Arching*)
- b. Percikan energi rendah (*Low-energy Arching*)
- c. Peluahan korona (*Corona Discharges*)
- d. Titik panas suhu rendah (*Hot spots*,  $T < 200^{\circ}\text{C}$ )
- e. Titik panas suhu sedang (*Hot spots*,  $200^{\circ}\text{C} < T < 400^{\circ}\text{C}$ )
- f. Titik panas suhu tinggi (*Hot spots*,  $T > 400^{\circ}\text{C}$ )



Gambar 2.1. Segitiga Duval [1]

### 2.2.2 Kualitas Minyak Transformator

Pada sebuah transformator daya peranan minyak adalah sebagai isolator cair, penghantar panas ke udara luar serta pelindung bagian dalam. Adapun fungsi sebagai isolator cair adalah untuk mencegah adanya loncatan listrik keluar karena pada umumnya transformator daya beroperasi pada tegangan tinggi. Kegunaan minyak transformator sebagai penghantar panas adalah untuk menjaga kestabilan suhu transformator karena adanya rugi-rugi daya yang berubah menjadi kalor. Sedangkan sebagai pelindung adalah untuk mencegah adanya reaksi kimia dari logam bagian dalam terhadap oksigen yang dapat menyebabkan adanya korosi [20].

Minyak transformator daya dapat beroperasi dengan baik jika belum melampaui batasan-batasan standar yang ditetapkan di antaranya tingkat keasaman serta kandungan airnya yang dapat diketahui melalui pengujian secara kimia [21]. Selain itu pengujian secara fisik dapat diperoleh *interfacial tension* yang menjadi indikator banyaknya kontaminan polar yang terlarut dalam minyak [15]. Adapun

pengujian elektrik dapat membantu mengetahui batas ambang tegangan yang dapat ditahan oleh bahan dielektrik transformator daya, hal ini dengan tegangan tembus (*breakdown voltage*). Semakin tinggi nilai dari tegangan tembusnya maka semakin aman suatu transformator daya untuk dioperasikan. Tegangan tembus terjadi karena adanya elektron bebas pada bahan dielektrik, adanya elektron bebas pada bahan dielektrik disebabkan keberadaan kontaminan baik berupa gas, cair maupun padat pada sistem isolasi. Standar yang dijadikan rujukan untuk mengetahui kondisi minyak transformator adalah IEC 60422-2013 [22].

Tabel 2.1. Standar Pengujian Minyak Tranformator

Parameter Uji	Metode	Score (Si) batas IEC 60422:2013			Weight (Wi)
		Good(1)	Fair (2)	Poor (3)	
Tegangan Tembus (kV/2.5mm)	IEC 156	50	40 - 50	40	3
Kandungan Air (mg/kg)	IEC 60814	20	20 - 30	30	4
Keasaman (mgKOH/g)	C2011K06	0.1	0.15 - 0.2	0.2	1
Interfacial Tension (mN/m)	ISO 6295	28	22 - 28	22	2

### 2.2.3 Pengujian Furan

Seiring menurunnya umur dari minyak transformator daya akan membentuk suatu senyawa kimia yang dikenal dengan furan. Pembentukan furan juga disebabkan adanya suhu yang tinggi serta proses oksidasi senyawa asam. kerusakan akibat peningkatan konsentrasi di udara serta keberadaan oksigen dapat meningkatkan proses pembentukan furan. Keberadaan furan dapat menjadi acuan mengenai umur dari dielektrik padat yang berupa kertas. Standar pengujian furan disajikan pada Tabel 2.2 [15].

Tabel 2.2. Standar Pengujian Furan

No	2 FAL saat 55°C (ppb)	Estimasi Umur Kertas (%)	Keterangan
1	58	100	Penuaan Normal
2	130	90	
3	292	79	
4	654	66	Percepatan Penuaan
5	1464	50	
6	1720	46	
7	2021	42	
8	2374	38	Daerah Peringatan : Penuaan Tidak Normal
9	2789	33	
10	3277	29	
11	3851	24	Sangat Rentan Gangguan
12	4524	19	
13	5315	13	Akhir Pemakaian Kertas
14	6245	7	
15	7337	0	

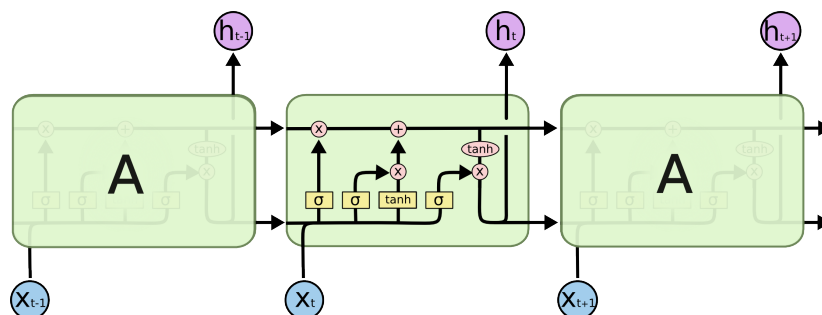
## 2.3 Machine Learning

Machine learning merupakan salah satu metode yang digunakan dalam mempelajari pola serangkaian data dengan proses komputasi digital [6]. Secara sederhana algoritma dirancang untuk digunakan dalam mempelajari suatu data kemudian dapat melakukan prediksi berdasarkan *input* baru yang diberikan. Berdasarkan cara belajarnya terdapat pengelompokan pada *machine learning* yakni *supervised learning* dan *unsupervised learning*. Pada *supervised learning* model dapat mempelajari data yang memiliki fitur yang dilengkapi dengan data target, sedangkan pada *unsupervised learning* model belajar tanpa menggunakan adanya data target sehingga pada proses prediksi model akan memberikan keluaran berupa pengelompokan data [23].

*Machine Learning* telah mengalami banyak modifikasi untuk menyesuaikan jenis data yang diolah. Arsitektur baru dari *machine learning* yang banyak digunakan saat ini berupa algoritma yang meniru sistem kerja syaraf manusia yang dikenal dengan algoritma *Artificial Neural Network* (ANN) [7]. Dengan menggunakan ANN sistem memungkinkan dalam mengenali objek dalam sebuah gambar merupakan salah satu implementasinya. Adapun pada pengolahan data yang bersifat *time series* atau berupa deret ANN dikembangkan agar dapat melakukan sebuah prediksi berdasarkan *input* yang diterima sebelumnya sebagai dasar referensi prediksi ke depan. Model tersebut dikenal dengan *Recurrent Neural Network* dimana setiap *input* yang diterima sebelum dilakukan prediksi akan diproses secara berulang pada satu sel RNN sehingga model dapat mengingat informasi pentingnya [24].

## 2.4 Long Short Term Memory (LSTM)

Pada pemodelan dengan menggunakan metode RNN secara umum memiliki kemampuan dalam membuat prediksi yang dipengaruhi oleh *input* sebelumnya. Namun terdapat kekurangan pada metode tersebut yakni tidak mampu mengatasi dengan seri yang panjang, misalnya pada sebuah data *time series*, RNN akan sulit mengkorelasikan antara data saat ini dengan data yang sangat lampau, akibatnya jika data yang diproses dalam rentang waktu yang lama maka RNN hanya mampu membuat prediksi yang hanya berkaitan pada waktu yang pendek. Kekurangan pada RNN dikarenakan adanya *vanishing gradient*, yakni menghapus data yang tidak berkaitan dengan data baru yang dimasukkan. Adanya kekurangan tersebut maka dibutuhkan suatu metode baru yang dapat mengingat data lampau saat menerima *input* terbaru. LSTM merupakan salah satu turunan dari pemodelan matematis yang digunakan dalam mengenali pola serangkaian data. Sel LSTM dalam sebuah jaringan dapat dilihat pada 2.2.



Gambar 2.2. Sel LSTM [2]

Kelebihan yang dimiliki LSTM dibandingkan dengan RNN dikarenakan algoritma yang digunakan terdiri dari struktur yang kompleks. Secara umum terdapat 4 bagian pada arsitektur LSTM yakni *forget gate*, *input gate*, *Cell gate*, dan *Output gate*.

#### 2.4.1 Forget Gate

Pada *Forget gate* merupakan bagian yang menentukan mengenai informasi pada keluaran sel sebelumnya untuk dipertahankan atau dihapus. Hal ini dilakukan dengan memasukkan keluaran sel sebelumnya yang digabungkan dengan masukan baru ke dalam fungsi aktivasi sigmoid. Informasi akan dipertahankan untuk hasil dari sigmoid dengan nilai 1 dan dihapus untuk keluaran yang bernilai 0. Secara matematis pada *forget gate* digunakan persamaan sebagai berikut:

$$f_t = \sigma_g(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2.1)$$

Berdasarkan persamaan (2.1) dapat diketahui pada persamaan tersebut terdapat bentuk  $[h_{t-1}, x_t]$ . Hal ini merupakan operasi penggabungan vektor yakni penggabungan baris pada  $h_{t-1}$  dengan baris pada  $x_t$ .

#### 2.4.2 Input Gate

Salah satu kelebihan LSTM adalah dapat mengingat informasi data masukan yang lama. Hal ini dikarenakan karena adanya satu bagian yang berperan dalam memperbarui memori berdasarkan informasi penting dari masukan baru. Kemampuan ini diperoleh karena ada dua tahapan penting pada *input gate* yakni melalui lapisan *sigmoid* dan *tanh*. lapisan akan memberikan keluaran berupa nilai mana saja yang harus dilakukan pembaruan pada memori sedangkan lapisan *tanh* memberikan keluaran berupa calon ( $\tilde{C}$ ) yang ditambahkan pada memori.

$$i_t = \sigma_i(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2.2)$$

$$\tilde{C} = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad (2.3)$$

Hasil perkalian dari dua lapisan pada *input gate* akan menjadi *input* pada memori sebagai pembaruan. pembaruan yang terjadi dalam hanya dalam jumlah yang sedikit, oleh karena itu informasi penting pada data yang lampau akan tetap tersimpan untuk jumlah data yang banyak.

#### 2.4.3 Cell gate

*Cell gate* merupakan tempat penyimpanan informasi penting pada setiap data yang diberikan pada LSTM. *cell gate* terdiri dari masukan dari *forget gate* untuk mengurangi informasi yang tidak diperlukan dari semua masukan sebelumnya melalui persamaan (2.1). Kemudian ditambahkan dengan hasil perkalian dari  $i_t$  dan  $\tilde{C}$ .

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C} \quad (2.4)$$

Hal utama yang perlu diperhatikan adalah bahwa pada LSTM bagian *cell gate* merupakan lapisan yang saling terhubung, sehingga antar sel yang berjauhan pun dapat terintegrasi. Kondisi ini yang menjadikan LSTM dapat mengatasi permasalahan versi RNN sebelumnya yang diakibatkan adanya *vanishing gradient*.

#### 2.4.4 Output Gate

Pada bagian akhir merupakan keluaran dari sel lstm atau dapat berupa hasil prediksi berdasarkan masukan yang diberikan. Keluaran ditentukan oleh memori  $C_t$  dan masukan yang diberikan. Hal ini dilakukan dengan memasukkan  $x_t$  dan keluaran sebelumnya ( $h_{t-1}$ ) pada fungsi *sigmoid*. Hasil dari fungsi *sigmoid* kemudian akan memfilter nilai dari *cell state* yang dapat diteruskan menuju keluaran. Sebelum dikalikan dengan hasil dari gerbang *sigmoid*, *cell state* terlebih dahulu melewati gerbang *tanh* untuk mengubah nilai pada rentang -1 sampai 1. Secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut:

$$o_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (2.5)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (2.6)$$



Universitas  
**Pertamina**

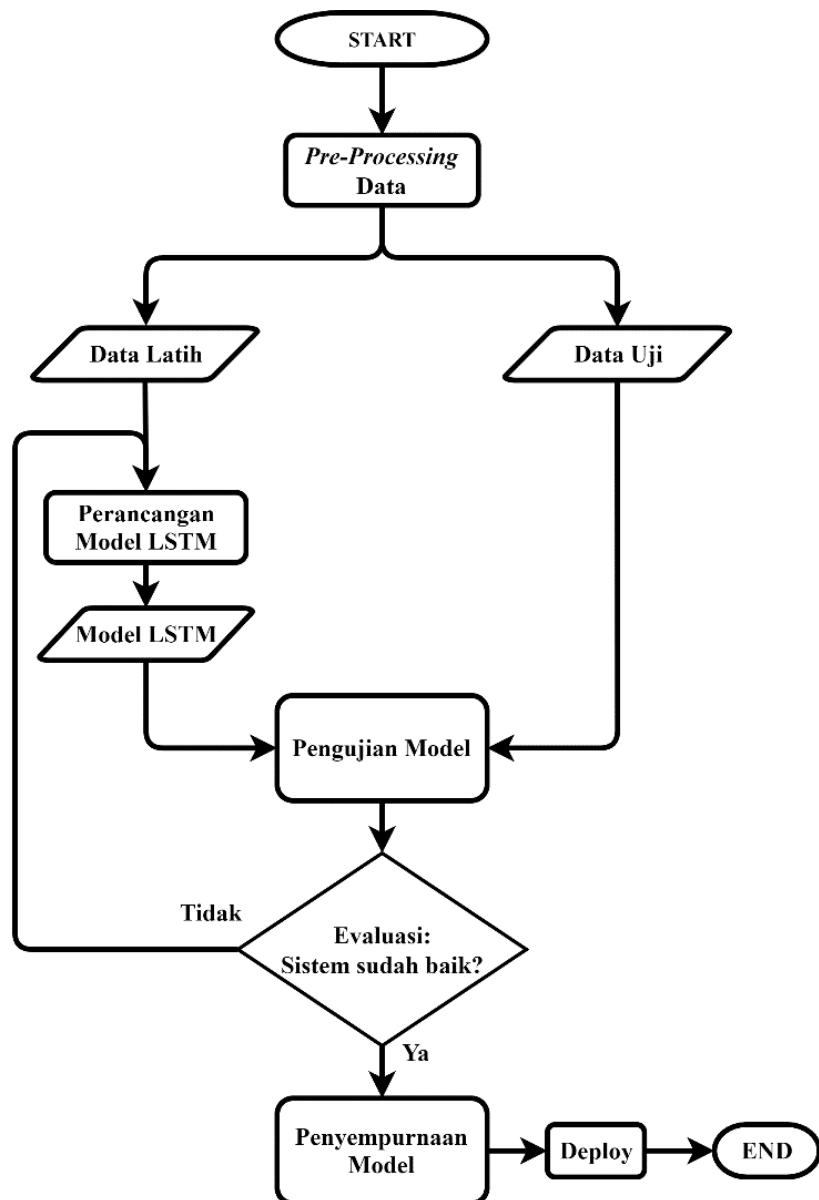


## BAB III

### KONSEP PERANCANGAN

#### 3.1 Diagram Alir Perancangan

Perancangan sistem dilakukan dalam beberapa tahap untuk menghasilkan sistem yang dapat bekerja dengan baik saat melakukan diagnosis indeks kesehatan pada transformator daya. Pada Gambar 3.1 merupakan tahapan perancangan yang digambarkan dalam diagram alir



Gambar 3.1. Diagram Alir Perancangan Sistem Model LSTM

### 3.2 Pertimbangan Perancangan

Pada perancangan ini pertimbangan utama penggunaan model LSTM adalah karena pada dasarnya LSTM mampu memprediksi suatu klasifikasi dimana vektor masukan (*input*) yang diberikan akan saling mendukung. Dalam diagnosis indeks kesehatan transformator daya prosesnya dilakukan melalui beberapa hasil pengujian yang berupa pengujian kimia, fisik, maupun elektrik. Data hasil pengujian pada dasarnya saling berkaitan, misalnya pengujian tegangan tembus erat kaitanya dengan adanya kontaminasi pada bahan dielektrik, di sisi lain pengujian secara kimia dilakukan dengan menggunakan DGA untuk mengetahui kandungan gas yang terlarut. Pada proses pembuatan model LSTM *input* yang akan digunakan nantinya adalah data hasil percobaan pengujian transformator daya. Merujuk pada sifat model LSTM yang mengingat semua *input* untuk mendapatkan hasil prediksi yang maksimal, maka penggunaan model ini memiliki kecocokan terhadap proses diagnosis indeks kesehatan transformator daya.

Menggunakan metode LSTM dalam memodelkan diagnosis indeks kesehatan transformator tidak dapat dilakukan secara langsung. Pemodelan harus disesuaikan dengan sistem yang akan diterapkan. Oleh karena itu akan dilakukan beberapa percobaan untuk memodifikasi arsitektur pada LSTM. Terdapat beberapa pertimbangan utama dalam menentukan baik dan tidaknya suatu model dapat dilakukan dengan melihat performa dari sistem tersebut. Performa sistem pada algoritma machine learning umumnya dapat ditentukan dengan menggunakan confusion matrix. Dari confusion matrix selanjutnya akan diperoleh akurasi, presisi, sensitifitas, specificity, dan F1 score.

Tabel 3.1. *Confussion Matrrix*

Confussion Matrix		Nilai Aktual	
		Positif	Negatif
Nilai Terprediksi	Positif	TP	FP
	Negatif	FN	TN

#### 3.2.1 Akurasi

Nilai akurasi menunjukkan seberapa akurat dalam memprediksi suatu nilai. Dalam confusion matrix akurasi merupakan rasio prediksi Benar (positif dan negatif) dengan total keseluruhan data. Algoritma machine learning dipilih berdasarkan akurasi yang tinggi jika dataset yang digunakan memiliki jumlah data False Negative (FN) dan False Positive (FP) yang sangat mendekati (symmetric).

#### 3.2.2 Presisi

Nilai dari presisi merupakan perbandingan data yang terprediksi benar yang bernilai positif terhadap keseluruhan jumlah data yang bernilai positif dan yang bernilai negatif. Pemilihan nilai presisi sebagai bahan pertimbangan dalam menentukan model yang terbaik jika diinginkan terjadinya prediksi benar yang bernilai positif, serta sangat menghindari terjadinya hasil prediksi yang salah dan bernilai negatif.

### 3.2.3 Sensitifitas (*recall*)

Sensitifitas merupakan perbandingan data yang terprediksi benar yang bernilai positif dibandingkan terhadap keseluruhan data yang terprediksi benar dan bernilai positif. Pertimbangan pemilihan nilai ini diambil jika model yang diinginkan merupakan model yang memiliki kecenderungan memprediksi salah bernilai positif dibandingkan dengan hasil prediksi salah yang bernilai negatif.

### 3.2.4 Spesificity

Specificity merupakan perbandingan antara data yang terprediksi dengan benar yang bernilai negatif terhadap keseluruhan data yang bernilai negatif. Pemilihan nilai ini didasarkan jika model tidak diinginkan terjadinya hasil prediksi yang bernilai positif.

### 3.2.5 *F1 Score*

F1 Score merupakan perbandingan rata-rata dari presisi dan recall yang dilakukan pembobotan. Nilai dari F1 Score dijadikan sebagai pertimbangan baik dan tidaknya suatu algoritma machine learning jika nilai dari hasil prediksi salah dengan nilai negatif (FN) dan False positif (FP) berbeda jauh.

### 3.2.6 Waktu Pelatihan dan Pengujian

Waktu training merupakan durasi waktu yang dibutuhkan dalam proses pelatihan untuk mendapatkan nilai performa tertinggi dalam satu data set. Waktu testing merupakan waktu yang dibutuhkan dari suatu sistem dalam memprediksi dari *input* yang belum pernah diberikan pada sistem. Kedua parameter ini dapat dijadikan acuan sebagai baik dan buruknya suatu sistem biasanya untuk waktu pemrosesan yang lebih singkat tidak dibutuhkan komputasi yang besar sehingga spesifikasi hardware yang digunakan tidak terlalu tinggi.

## 3.3 Perancangan Model LSTM

Sistem diagnosis indeks kesehatan transformator daya yang diharapkan pada dasarnya adalah yang memiliki performa yang baik. Sehingga pada perancangan ini dilakukan percobaan untuk mendapatkan model dari LSTM dengan akurasi minimal 85% baik pada proses pelatihan dan pengujian. Indikator yang digunakan dalam penilaian baik dan buruknya sistem adalah nilai *loss* serta akurasi sistem. Nilai *loss* terbaik adalah yang minimum, sedangkan akurasi ditentukan yang terbesar. Untuk mendapatkan model dengan performa yang diharapkan baik dilakukan beberapa modifikasi pada arsitektur pada LSTM diantaranya jumlah *neuron* pada setiap sel serta penggunaan banyaknya *layer* LSTM yang digunakan. Di sisi lain perlakuan pada pembagian dataset juga menjadi fokus pembahasan pada perancangan.

### 3.3.1 Jumlah *Neuron*

Model LSTM pada dasarnya merupakan pengembangan dari algoritma *Neural Network* sehingga jumlah neuron akan mempengaruhi kapasitas belajar jaringan. Secara umum, lebih banyak neuron akan dapat mempelajari lebih banyak struktur dari dataset namun konsekuensinya akan membutuhkan waktu pelatihan yang lebih lama. Kapasitas belajar yang lebih besar juga menimbulkan masalah kemungkinan *overfitting* pada data pelatihan sehingga akan sensitif terhadap adanya data yang memiliki *noise*.

### 3.3.2 *Multilayer layer* LSTM

Jumlah *layer* LSTM secara umum digunakan dalam meningkatkan performa sistem karena secara sederhana jika pada penggunaan *single layer* nilai prediksi hanya mempertimbangkan masukan masing-masing sel serta keluaran hanya ditentukan oleh sel terakhir. Pada penggunaan *multilayer* keluaran akhir sistem akan mempertimbangkan keluaran setiap sel pada layer sebelumnya. Penambahan *layer* LSTM akan menambah kapasitas belajar dari model yang akan membuat proses pelatihan cenderung lebih lama. Sehingga pada perancangan penambahan *layer* tidak dilakukan pada jumlah yang banyak agar sistem cepat dalam hal komputasi namun performa masih memiliki akurasi yang tinggi.

### 3.3.3 Rasio Dataset

Pada proses pelatihan dan pengujian pada *machine learning* jumlah dataset yang digunakan dapat mempengaruhi performa sistem. Semakin banyak jumlah dataset yang digunakan dalam proses pelatihan secara ideal dapat memperbaiki performa karena model dapat terlatih dengan banyaknya data. Namun disisi lain dalam proses validasi diperlukan sebagian dari dataset untuk menguji sistem ketika dihadapkan pada data yang belum pernah dikenali. Sehingga diperlukan rasio yang tepat agar model yang dihasilkan memiliki performa yang baik pada proses pelatihan dan pengujian. Pada perancangan ini akan dilakukan beberapa percobaan dengan variabel bebas berupa rasio dataset pelatihan dan pengujian.

## 3.4 Analisis Teknis

Hasil dari perancangan ini merupakan sebuah pemodelan indeks kesehatan transformator. Dalam implementasinya model akan memberikan keluaran berupa indeks kesehatan transformator dengan menggunakan *input* berupa hasil pengujian laboratorium atau lapangan. *Input* yang digunakan berupa fitur data yang digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian. Dataset yang digunakan adalah dataset yang telah terdapat hasil klasifikasi berupa indeks kesehatan yang diubah dalam bilangan numerik. Hal ini bertujuan agar LSTM mampu melakukan komputasi. Pada perolehan data akan dilakukan pra-proses data untuk mengatasi adanya *missing data* atau data yang tidak lengkap untuk tidak dimasukkan ke dalam proses pelatihan.

Pada dasarnya model dirancang untuk tetap memberikan keluaran berupa diagnosis indeks ke-

sehatan transformator daya tanpa menggunakan semua data pengujian laboratorium atau lapangan. Model hasil perancangan ini merupakan sebuah komputasi dalam sebuah program berbasis bahasa pemrograman python. Hal ini tentu akan sulit dipahami bagi orang yang belum mengenal bahasa pemrograman. Oleh karena itu pada tahapan akhir perancangan ini model yang dihasilkan akan diteruskan pada pembuatan tampilan antar muka sistem. Untuk memenuhi kebutuhan tersebut model dikonversikan ke dalam bentuk aplikasi baik pada perangkat portabel maupun yang berbasis *Personal Computer* (PC). Desain aplikasi yang dirancang adalah berupa tampilan beberapa kolom *input* untuk memasukkan data hasil pengujian transformator daya, kemudian setelah semua *input* diberikan, pengguna akan memberikan perintah berupa tombol untuk memproses *input* agar sistem dapat menampilkan hasil diagnosis indeks kesehatan transformator daya. Penggunaan metode tersebut secara signifikan dapat mengurangi waktu dalam menentukan indeks kesehatan transformator daya yang dapat menggantikan cara konvensional.

### 3.5 Peralatan dan Bahan

Pada perancangan ini dalam mendukung proses analisis menggunakan metode LSTM digunakan peralatan dan bahan yang ditunjukkan pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2. Alat dan Bahan

No	Alat dan Bahan	Jumlah
1	Personal Komputer (PC)	1 Set
2	<i>Executable Code</i>	1 Buah
3	<i>Library Python</i>	1 Set



Universitas  
**Pertamina**

## BAB IV

### HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam merancang model LSTM untuk mendiagnosis indeks kesehatan transformator daya, digunakan dua buah dataset yang berbeda. Dataset pertama yang selanjutnya disebut sebagai dataset-1 diperoleh dari sumber [25], dan dataset kedua (dataset-2) merujuk pada [26]. Sebelum proses pelatihan dilakukan, dilakukan perubahan pada data target yakni hasil diagnosis indeks kesehatan transformator daya diubah dalam bentuk numerik agar dapat dilakukan komputasi pada model.

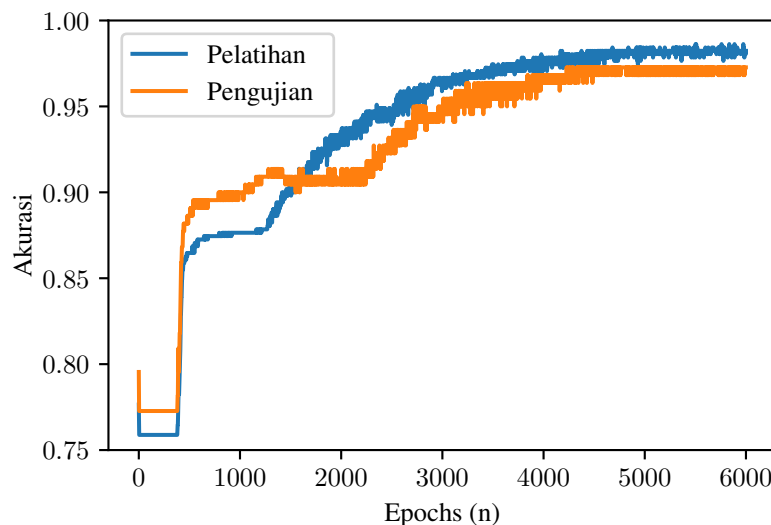
#### 4.1 Spesifikasi Perangkat Keras dan Perangkat Lunak

Adapun komponen yang digunakan dalam proses komputasi pembuatan model yang digunakan dalam diagnosis indeks kesehatan transformator daya memiliki spesifikasi sebagai berikut:

1. Processor Intel(R) Core(TM) i3-4030U CPU @ 1.90GHz
2. Random Access Memory (RAM) 6GB
3. Sistem Operasi Linux Ubuntu 20.04 focal
4. Google Colaboratory (Intel(R) Xeon(R) CPU @ 2.20GHz)

#### 4.2 Menentukan Jumlah *Backpropagation* (*Epochs*)

Percobaan menentukan jumlah *epochs* dilakukan sebagai dasar percobaan selanjutnya dalam melakukan pelatihan. Dalam percobaan ini dilakukan dengan menggunakan model LSTM yang digunakan pada pengaturan bawaan pada *library* keras serta jumlah *hidden layer* yang digunakan adalah sebanyak 1 buah. Adapun data yang digunakan adalah dataset-1 yang terbagi atas data latih dan data uji dengan perbandingan 7:3. Hasil percobaan ini digambarkan pada grafik akurasi terhadap jumlah *epochs* yang disajikan pada Gambar 4.1.

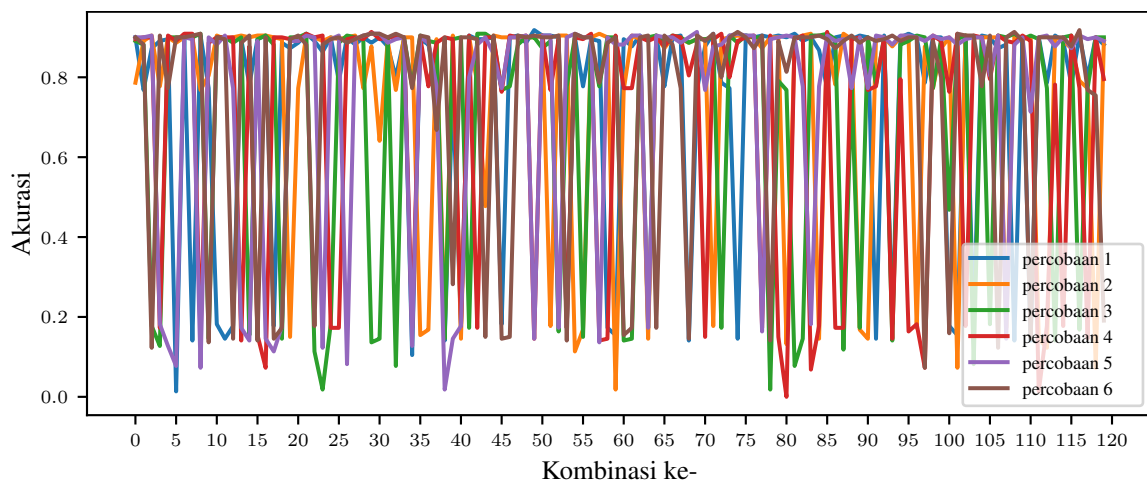


Gambar 4.1. Pengaruh *Epochs* terhadap Akurasi dengan Dataset-1

Berdasarkan hasil percobaan pada Gambar 4.1 memperlihatkan adanya perbedaan dimana akurasi pelatihan lebih besar dari pengujian pada *epochs* di daerah 1000. Pada *epochs* tersebut tidak akan digunakan, hal ini dikarenakan pada dasarnya jumlah data pelatihan yang lebih besar dibandingkan pengujian, jadi walaupun terlihat pada pengujian lebih tinggi dikhawatirkan jika data pengujian yang digunakan lebih banyak pada saat sistem digunakan nantinya, sistem memiliki akurasi yang lebih rendah. Di sisi lain hal ini akan berlaku yang sama jika saat sistem digunakan dan data *input* yang digunakan menyerupai data latih maka akurasi akan sama dengan saat pelatihan. Oleh karena itu pada percobaan ini akan diambil *epochs* ketika akurasi pelatihan yang lebih tinggi dibandingkan pengujian. Hal ini dapat diambil pada saat *epochs* yang digunakan adalah 2000. *Epochs* yang lebih tinggi tidak digunakan dengan alasan pada percobaan selanjutnya akan dilakukan modifikasi pada *hyperparameter* LSTM sehingga model dapat melakukan pelatihan dengan menggunakan *epochs* yang tidak terlampaui besar, sehingga lebih efisien dalam komputasi.

### 4.3 Kombinasi pada Fitur Input

Pada percobaan ini dilakukan percobaan untuk mengetahui pengaruh urutan fitur terhadap akurasi sistem. Pada dasarnya penggunaan kombinasi fitur tidak menjadi masalah selama pada saat pengujian urutan yang digunakan untuk input pada sistem adalah sama dengan pada saat pelatihan. Hal ini dapat terjadi karena pada dasarnya penggunaan LSTM untuk penggunaan data deret untuk *input* dengan tipe yang sama. Sedangkan pada perancangan diagnosis indeks kesehatan transformator daya input diolah menyerupai data deret dimana panjang deret menyatakan *time-stamp* dan setiap waktu kejadian merupakan input pada sistem. Dengan manipulasi inilah perancangan dilakukan, maka pada percobaan selanjutnya urutan fitur yang digunakan adalah urutan dasar pada dataset yang digunakan.



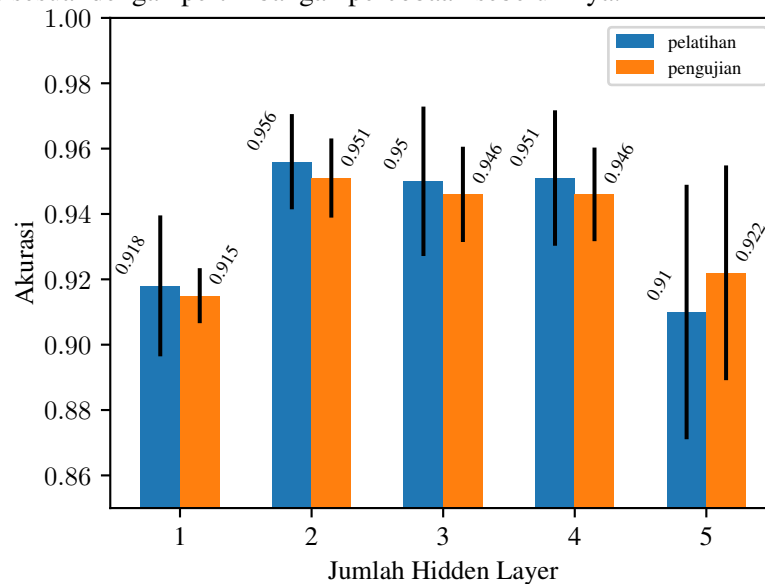
Gambar 4.2. Pengaruh Urutan Fitur dengan Dataset-1

Berdasarkan Gambar 4.2 dapat diperoleh informasi bahwa tidak ada nilai urutan yang mutlak memiliki akurasi yang konstan besar. Semua urutan memiliki peluang yang sama bergantung pada nilai inisiasi *weight* pada saat proses pelatihan. Hal ini dapat dijelaskan karena umumnya LSTM dapat bekerja dengan baik pada data deret pada sebuah variabel yang sama, sedangkan perancangan ini merupakan manipulasi setiap fitur data menjadi sebuah data deret, sehingga dalam penggunaannya selama saat pengujian urutan data fitur yang digunakan sesuai dengan ketika proses pelatihan maka tidak menjadi permasalahan.



#### 4.4 Diagnosis Indeks Kesehatan Transformator Daya: Perubahan Jumlah Layer

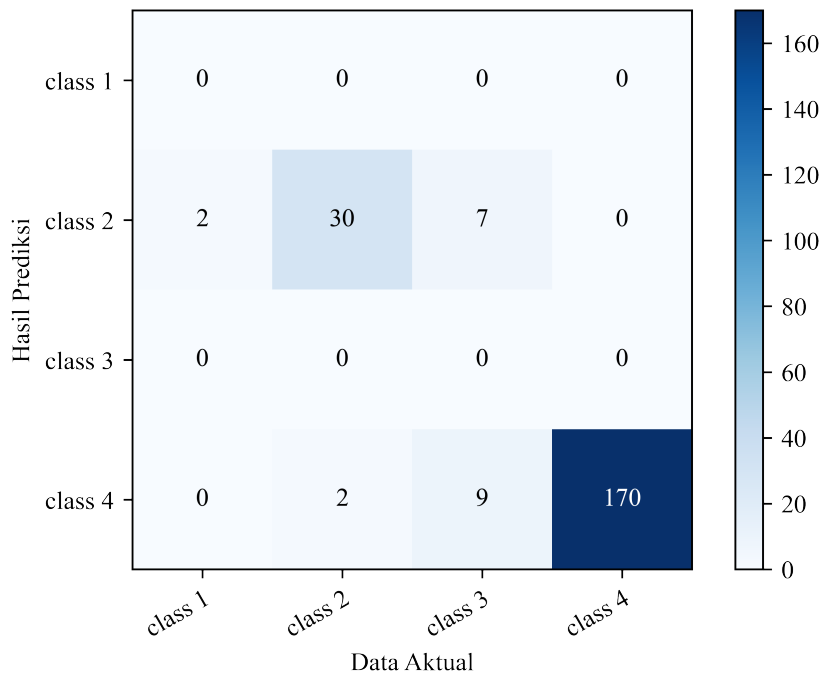
Pada perubahan jumlah *layer* dilakukan untuk menentukan jumlah *layer* yang digunakan pada LSTM sehingga diperoleh model dengan *hyperparameter* yang optimal. Model LSTM yang digunakan memiliki jumlah unit 5 buah untuk dataset-1 dan 6 buah untuk dataset-2. Hal ini bertujuan untuk menyesuaikan dengan karakteristik dari LSTM dimana *output* pada suatu sel LSTM akan menjadi *input* pada sel berikutnya. Sehingga jumlah unit disesuaikan dengan banyaknya fitur data atau yang dalam hal ini adalah jumlah tes yang dilakukan pada pengujian transformator daya. Di sisi yang lain dataset akan dibagi menjadi dua yakni data pelatihan dan pengujian dengan rasio perbandingan 7:3. Jumlah *layer* yang akan dicoba meliputi *layer* tunggal hingga jumlah *layer* 5 buah kemudian dipilih yang memiliki *layer* tertinggi. Proses pelatihan dilakukan dengan *epochs* sebanyak 2000 kali *backpropagation* sesuai dengan pertimbangan percobaan sebelumnya.



Gambar 4.3. Akurasi Percobaan Perubahan Layer dengan Dataset-1

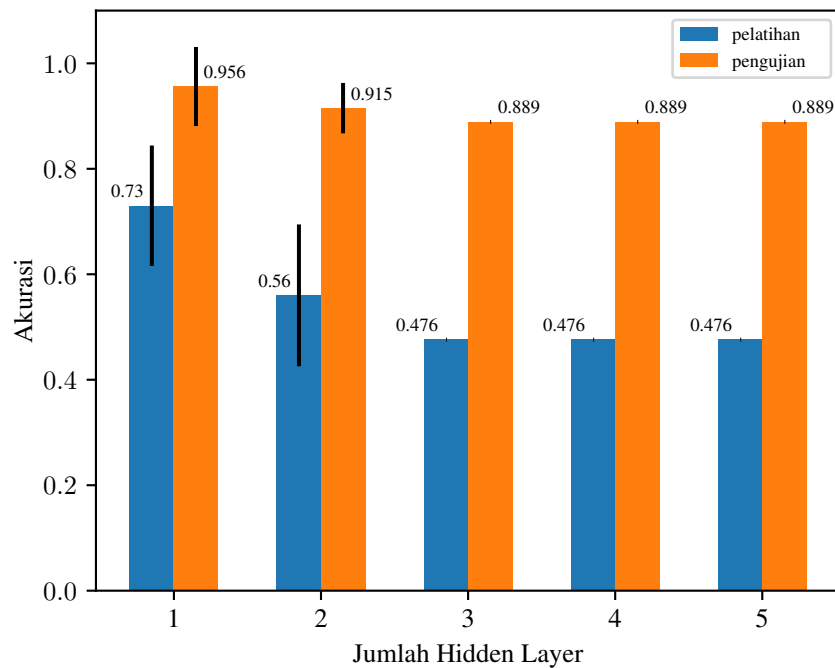
Gambar 4.3 memperlihatkan hasil percobaan perbandingan penggunaan *layer* yang berbeda pada LSTM. Berdasarkan hasil percobaan pada Gambar 4.3 dapat dilihat bahwa jumlah *hidden layer* paling optimal adalah sebanyak 2 *layer* yang memberikan hasil akurasi rata-rata sebesar 95.6% pada proses pelatihan dan 95.1% pada proses pengujian. Selain itu pada kondisi tersebut jika dilihat pada persebaran hasil akurasinya memiliki jarak rata-rata terhadap nilai rata-rata akurasi terkecil hal ini dilihat pada standar deviasi yang ditandai pada garis berwarna hitam pada Gambar 4.3. Dengan berdasar pada hasil tersebut, maka percobaan selanjutnya akan dilakukan dengan menggunakan 2 *layer* untuk penggunaan dataset-1.

Selanjutnya untuk mengetahui hasil diagnosis setiap kelasnya pada penggunaan arsitektur LSTM dengan menggunakan 2 *hidden layer*, maka hal ini dapat diketahui menggunakan penggambaran *confusion matrix*. Pada Gambar 4.4 memperlihatkan *confusion matrix* hasil percobaan dengan menggunakan 2 buah *hidden layer*.



Gambar 4.4. *Confusion Matrix* LSTM dengan 2 *Hidden Layer* Dataset-1

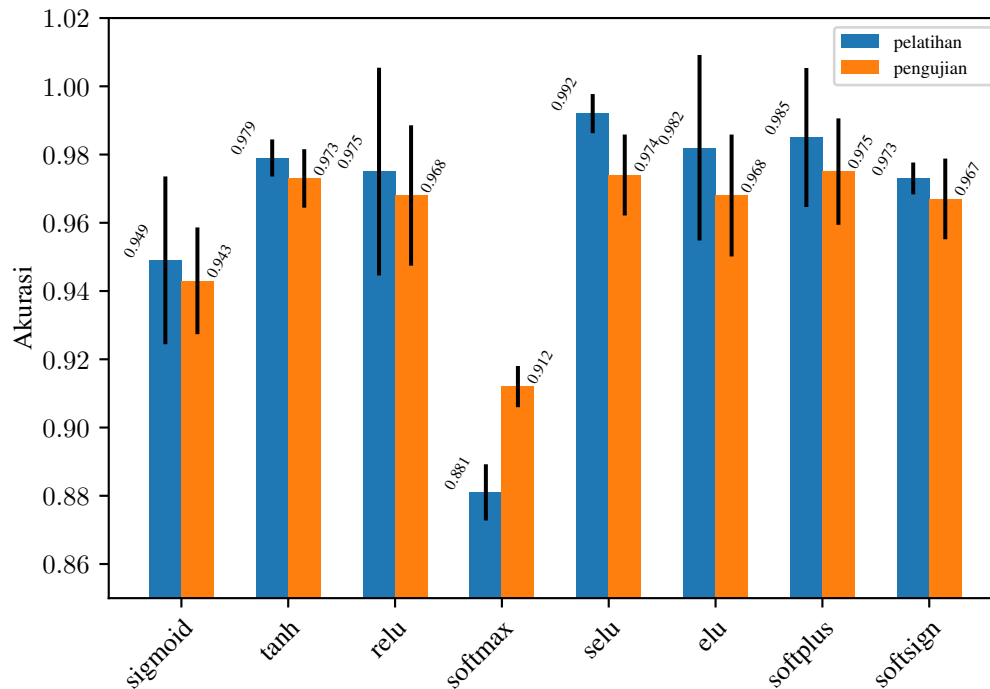
Berikutnya dilakukan juga percobaan dengan menggunakan dataset-2 untuk mengetahui apakah model yang sama dapat digunakan pada dataset yang berbeda. Dataset kedua yang digunakan menggunakan 6 fitur dengan jumlah kategori sebanyak 3 buah. pada Gambar 4.5 disajikan hasil dari percobaan dengan iterasi 30 pelatihan untuk setiap layer-nya dan diperoleh nilai akurasi-nya.



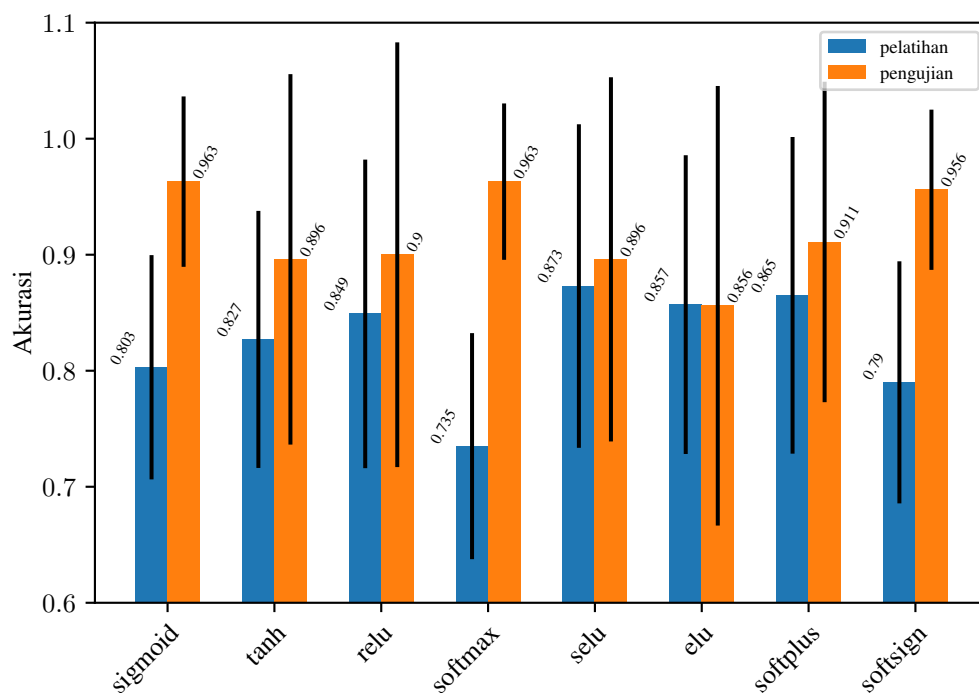
Gambar 4.5. Akurasi Percobaan Perubahan Layer dengan Dataset-2

## 4.5 Perubahan Fungsi Aktivasi

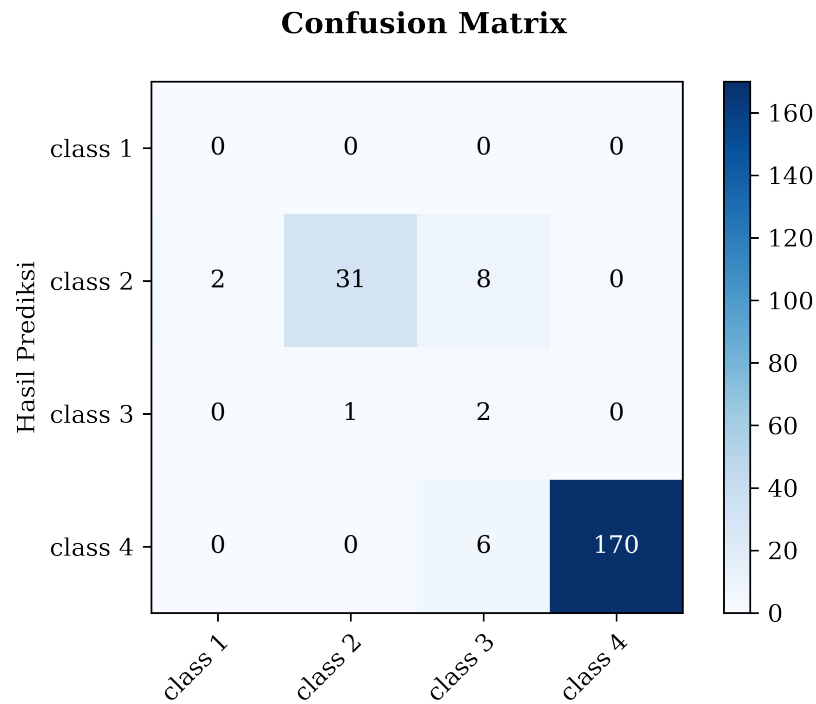
Pada percobaan perubahan fungsi aktivasi adalah bertujuan untuk mendapatkan model dengan akurasi hasil diagnosis yang tinggi dengan mengubah *hyperparamater* setiap model dalam percobaan.



Gambar 4.6. Akurasi Percobaan Perubahan Fungsi Aktivasi dengan Dataset-1



Gambar 4.7. Akurasi Percobaan Perubahan Fungsi Aktivasi dengan Dataset-2



Gambar 4.8. *Confusion Matrix* Menggunakan Fungsi Aktivasi *Selu* Dataset-1

#### 4.6 Diagnosis Indeks Kesehatan Transformator Daya: Perubahan Rasio Dataset

Pada dasarnya metode kecerdasan buatan

#### 4.7 Perbandingan Terhadap Metode *Artificial Neural Network* (ANN) Sederhana

Dalam mempertimbangkan penggunaan LSTM sebagai metode utama dalam mendiagnosis indeks kesehatan transformator daya, maka dilakukan juga percobaan perbandingan terhadap metode dasar dengan menggunakan arsitektur dari ANN.



Universitas  
**Pertamina**

## **BAB V**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **5.1 Kesimpulan**

Suspendisse vel felis. Ut lorem lorem, interdum eu, tincidunt sit amet, laoreet vitae, arcu. Aenean faucibus pede eu ante. Praesent enim elit, rutrum at, molestie non, nonummy vel, nisl. Ut lectus eros, malesuada sit amet, fermentum eu, sodales cursus, magna. Donec eu purus. Quisque vehicula, urna sed ultricies auctor, pede lorem egestas dui, et convallis elit erat sed nulla. Donec luctus. Curabitur et nunc. Aliquam dolor odio, commodo pretium, ultricies non, pharetra in, velit. Integer arcu est, nonummy in, fermentum faucibus, egestas vel, odio.

#### **5.2 Saran**

Morbi luctus, wisi viverra faucibus pretium, nibh est placerat odio, nec commodo wisi enim eget quam. Quisque libero justo, consectetur a, feugiat vitae, porttitor eu, libero. Suspendisse sed mauris vitae elit sollicitudin malesuada. Maecenas ultricies eros sit amet ante. Ut venenatis velit. Maecenas sed mi eget dui varius euismod. Phasellus aliquet volutpat odio. Vestibulum ante ipsum primis in faucibus orci luctus et ultrices posuere cubilia Curae; Pellentesque sit amet pede ac sem eleifend consectetur. Nullam elementum, urna vel imperdiet sodales, elit ipsum pharetra ligula, ac pretium ante justo a nulla. Curabitur tristique arcu eu metus. Vestibulum lectus. Proin mauris. Proin eu nunc eu urna hendrerit faucibus. Aliquam auctor, pede consequat laoreet varius, eros tellus scelerisque quam, pellentesque hendrerit ipsum dolor sed augue. Nulla nec lacus.



Universitas  
**Pertamina**

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Duval, "Dissolved gas analysis: It can save your transformer," *IEEE Electrical Insulation Magazine*, vol. 5, no. 6, pp. 22–27, 1989.
- [2] C. Olah, "Understanding lstm networks," 2015.
- [3] A. Jahromi, R. Piercy, S. Cress, J. Service, and W. Fan, "An approach to power transformer asset management using health index," *IEEE Electrical Insulation Magazine*, vol. 25, no. 2, pp. 20–34, 2009.
- [4] N. A. Baka, A. Abu-Siada, S. Islam, and M. F. El-Naggar, "A new technique to measure interfacial tension of transformer oil using uv-vis spectroscopy," *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, vol. 22, no. 2, pp. 1275–1282, 2015.
- [5] M. A. Wahab, M. Hamada, A. Zeitoun, and G. Ismail, "Novel modeling for the prediction of aged transformer oil characteristics," *Electric Power Systems Research*, vol. 51, no. 1, pp. 61–70, 1999.
- [6] M. I. Jordan and T. M. Mitchell, "Machine learning: Trends, perspectives, and prospects," *Science*, vol. 349, no. 6245, pp. 255–260, 2015.
- [7] P. J. Braspenning, F. Thuijsman, and A. J. M. M. Weijters, *Artificial neural networks: an introduction to ANN theory and practice*. Springer Science & Business Media, 1995, vol. 931.
- [8] A. Tokgöz and G. Ünal, "A rnn based time series approach for forecasting turkish electricity load," in *2018 26th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*. IEEE, 2018, pp. 1–4.
- [9] X. Tang, Y. Dai, Q. Liu, X. Dang, and J. Xu, "Application of bidirectional recurrent neural network combined with deep belief network in short-term load forecasting," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 160 660–160 670, 2019.
- [10] A. Deihimi and H. Showkati, "Application of echo state networks in short-term electric load forecasting," *Energy*, vol. 39, no. 1, pp. 327–340, 2012.
- [11] Y. Miao, M. Gowayyed, and F. Metze, "Eesen: End-to-end speech recognition using deep rnn models and wfst-based decoding," in *2015 IEEE Workshop on Automatic Speech Recognition and Understanding (ASRU)*. IEEE, 2015, pp. 167–174.
- [12] A. Amberkar, P. Awasarmol, G. Deshmukh, and P. Dave, "Speech recognition using recurrent neural networks," in *2018 International Conference on Current Trends towards Converging Technologies (ICCTCT)*. IEEE, 2018, pp. 1–4.
- [13] H. V. Habi and H. Messer, "Rnn models for rain detection," in *2019 IEEE International Workshop on Signal Processing Systems (SiPS)*. IEEE, 2019, pp. 184–188.
- [14] F. A. Gers, J. Schmidhuber, and F. Cummins, "Learning to forget: Continual prediction with lstm," 1999.
- [15] G. L. Sutaryono, "Analisa indeks kesehatan transformator daya berbasis neural network untuk mereduksi jumlah test pada trafo," Ph.D. dissertation, Institut Technology Sepuluh Nopember, 2015.



- [16] C. Krause, "Power transformer insulation—history, technology and design," *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, vol. 19, no. 6, pp. 1941–1947, 2012.
- [17] H. Nurcahyanto, J. M. Nainggolan, I. M. Ardita, and C. Hudaya, "Analysis of power transformer's lifetime using health index transformer method based on artificial neural network modeling," in *2019 International Conference on Electrical Engineering and Informatics (ICEEI)*. IEEE, 2019, pp. 574–579.
- [18] F. Ortiz, I. Fernandez, A. Ortiz, C. J. Renedo, F. Delgado, and C. Fernandez, "Health indexes for power transformers: a case study," *IEEE Electrical Insulation Magazine*, vol. 32, no. 5, pp. 7–17, 2016.
- [19] M. Ahmed, M. Geliel, and A. Khalil, "Power transformer fault diagnosis using fuzzy logic technique based on dissolved gas analysis," in *21st Mediterranean Conference on Control and Automation*. IEEE, 2013, pp. 584–589.
- [20] P. PLN, "Panduan pemeliharaan trafo tenaga," *Jakarta: PT PLN (Persero) Penyaluran dan Pusat Pengatur Beban Jawa Bali*, 2003.
- [21] I. T. Committee *et al.*, "Ieee std. c57. 106–2006, ieee guide for acceptance and maintenance of insulating oil in equipment," 2007.
- [22] I. Standard *et al.*, "Mineral insulating oils in electrical equipment—supervision and maintenance guidance," *BS EN*, vol. 60422, 2013.
- [23] E. Alpaydin, *Introduction to machine learning*. MIT press, 2020.
- [24] L. R. Medsker and L. Jain, "Recurrent neural networks," *Design and Applications*, vol. 5, 2001.
- [25] P. Shah, "Predict health of transformer using regression," 2016.
- [26] A. E. Abu-Elanien, M. Salama, and M. Ibrahim, "Calculation of a health index for oil-immersed transformers rated under 69 kv using fuzzy logic," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 27, no. 4, pp. 2029–2036, 2012.



Universitas  
**Pertamina**