

DAFTAR ISI

DAFTAR ISI	i
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah	2
1.4 Tujuan Penelitian	2
1.5 Manfaat Perancangan	3
1.6 Waktu Pelaksanaan Penelitian	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Transformator Daya	5
2.2 Indeks Kesehatan Trafo	5
2.2.1 <i>Dissolve Gas Analysis (DGA)</i>	5
2.2.2 Kualitas Minyak Transformator	6
2.3 <i>Machine Learning</i>	6
2.4 <i>Long Short Term Memory (LSTM)</i>	6
2.4.1 <i>Forget Gate</i>	7
2.4.2 <i>Input Gate</i>	7
2.4.3 <i>Cell gate</i>	7
2.4.4 <i>Output Gate</i>	8
BAB III KONSEP PERANCANGAN	10
3.1 Diagram Alir Perancangan	10
3.2 Pertimbangan Perancangan	10
3.2.1 Akurasi	11
3.2.2 Presisi	11
3.2.3 Sensitifitas (<i>recall</i>)	11
3.2.4 Spesificitiy	11

3.2.5	<i>F1 Score</i>	11
3.2.6	Waktu Pelatihan dan Pengujian	12
3.3	Perancangan Model LSTM	12
3.3.1	Jumlah <i>Neuron</i>	12
3.3.2	Multilayer layer LSTM	12
3.3.3	Rasio Dataset	12
3.4	Analisis Teknis	13
3.5	Peralatan dan Bahan	13
DAFTAR PUSTAKA		14

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 [1].

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 [1]. 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 [2]. 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 [3]. 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 [4]. 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[1]. Dengan menggunakan metode tersebut memungkinkan dalam mengetahui kapan transformator daya harus dilakukan pemeliharaan yang berupa pergantian komponen secara akurat. Namun penggunaan keseluruhan hasil pengujian transformator daya berdampak dalam proses diagnosis yang harus dilakukan dalam waktu yang lama. Selain itu akan dibutuhkan biaya yang tinggi karena banyaknya pengujian yang harus dilakukan dalam satu kali diagnosis.

Peninjauan pada sisi yang lain, seiring dengan perkembangan komputer saat ini mulai dikem-

bangkan metode komputasi dalam mengelola sebuah data. Metode tersebut dikenal dengan istilah *Machine Learning*, 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). 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. 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. LSTM mampu secara tepat mengaitkan seluruh data menjadi sebuah keluaran klasifikasi.

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 saja yang dapat memberikan *output* diagnosis indeks kesehatan transformator. 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 mengklasifikasikan indeks kesehatan transformator daya dengan akurasi yang tinggi dan dengan waktu yang lebih cepat?
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. Perancangan model metode Long Short Term Memory (LSTM) dilakukan pada lingkup klasifikasi pada data pengujian transformator daya
2. Hasil perancangan dapat diimplementasikan untuk diagnosis indeks kesehatan transformator daya dengan parameter input yang dibutuhkan sesuai dengan dataset yang digunakan

1.4 Tujuan Penelitian

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 yang dalam mendiagnosis indeks kesehatan transformator daya.

1.5 Manfaat Perancangan

1. Dapat melakukan pemeliharaan (maintenance) dini pada transformator daya untuk mencegah terjadinya gangguan pada transformator daya.
2. Dapat menjaga performa dari transformator daya agar dapat bekerja secara normal.
3. Dapat meminimalisir biaya pemeliharaan karena dapat terjadwal dengan optimal.

1.6 Waktu Pelaksanaan Penelitian

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																						



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 untuk mengurangi rugi-rugi daya. hal ini dikarenakan rugi-rugi daya akibat impedansi yang timbul akibat jarak transmisi yang panjang dapat dikurangi dengan menaikkan tegangan. oleh karena itu dibutuhkan transformator pada sisi pembangkitan untuk menaikkan tegangan dan pada sisi penerimaan untuk menurunkan tegangan.

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 transformator secara keseluruhan dapat dievaluasi dengan sebuah metode yakni indeks kesehatan transformator [5]. metode ini merupakan hasil kombinasi data hasil inspeksi lapangan, selama beroperasi maupun hasil pengujian transformator daya di laboratorium atau lapangan [6]. Pengujian pada transformator 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 [1].

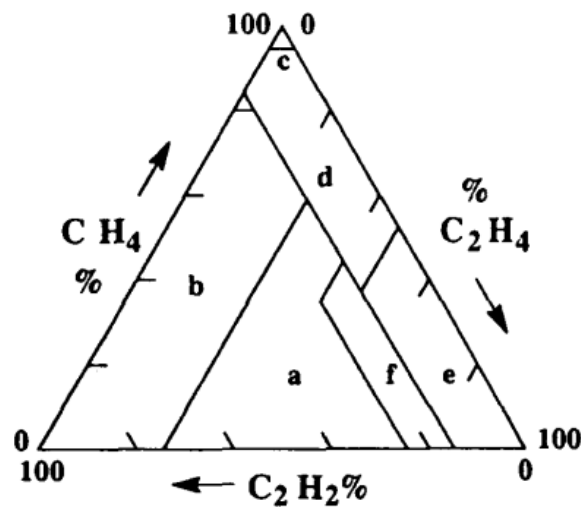
2.2.1 *Dissolve Gas Analysis* (DGA)

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 mempercepat 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_2) [7]. Beberapa dari konsentrasi masing-masing gas yang telah diketahui kemudian dapat dianalisis dengan menggunakan segitiga Duval[2]. 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*, $T < 200^\circ C$)

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. Duval Triangle [2]

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 [8].

Minyak transformator daya dapat beroperasi dengan baik jika belum melampaui batasan-batasan standar yang ditetapkan di antaranya sifat fisiknya yang dapat dilihat dari *interfacial tension*, kemudian tingkat keasaman serta kandungan airnya yang dapat diketahui melalui pengujian secara kimia [9].

2.3 Machine Learning

Machine learning merupakan salah satu metode yang digunakan dalam memodelkan pola serangkaian data untuk membuat prediksi pada input yang sama atau menyerupai

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

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 bahwa dengan 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:

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

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

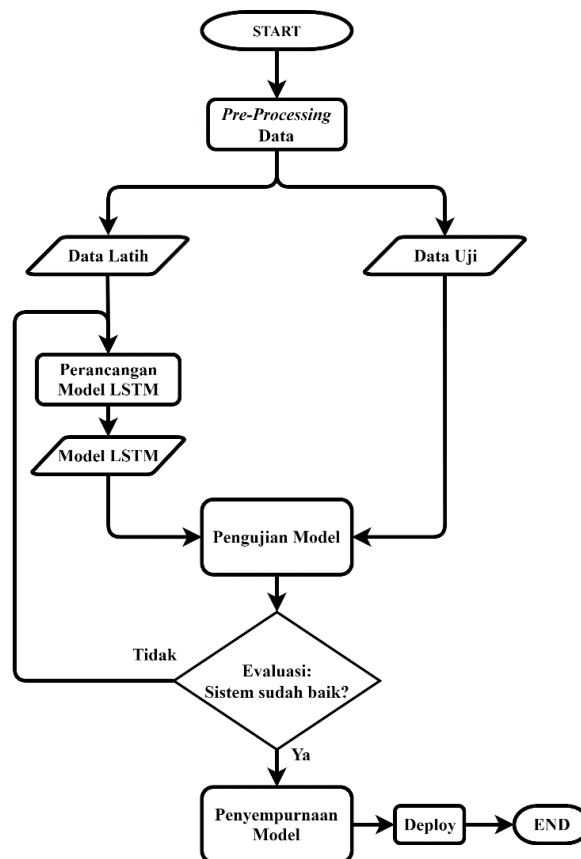


BAB III

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 mak-

simal, 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.

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 Spesificitiy

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 learn-

ing 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 di berikan 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 peforma 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 peforma 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 peforma 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.

3.3.3 Rasio Dataset

Pada proses pelatihan dan pengujian pada *machine learning* jumlah dataset yang digunakan dapat mempengaruhi peforma sistem. semakin banyak jumlah dataset yang digunakan dalam proses pelatihan secara ideal dapat memperbaiki peforma 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 peforma 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. Selama proses perancangan jumlah *input* yang digunakan tidak sebanyak yang digunakan dalam menentukan indeks kesehatan transformator secara manual dengan menggunakan pemodelan matematika. Oleh karena itu pada proses pengolahan data pertama kali akan dilakukan perhitungan indeks kesehatan transformator daya yang merupakan data target dengan menggunakan persamaan matematis. Pada tahap selanjutnya data yang akan digunakan dalam percobaan baik pada pelatihan maupun pada pengujian ialah data yang sudah direduksi beberapa fiturnya. Reduksi fitur data dilakukan pada data yang memiliki banyak data pencilan, sehingga data yang terdistribusi dengan baik saja yang akan dilakukan dalam proses perancangan.

Pada dasarnya model dirancang untuk tetap memberikan keluaran berupa diagnosis indeks kesehatan 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 dengan cara konvensional membutuhkan data pengujian yang lengkap. Sehingga diharapkan dapat mengurangi jumlah pengujian transformator daya dan secara tidak langsung berperan dalam mengurangi biaya dalam pemeliharaan transformator daya.

3.5 Peralatan dan Bahan

Pada perancangan ini dalam mendukung proses analisis menggunakan metode LSTM digunakan peralatan dan bahan yang ditunjukkan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1. Alat dan Bahan

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

DAFTAR PUSTAKA

- [1] 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.
- [2] M. Duval, "Dissolved gas analysis: It can save your transformer," *IEEE Electrical Insulation Magazine*, vol. 5, no. 6, pp. 22–27, 1989.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] P. PLN, "Panduan pemeliharaan trafo tenaga," *Jakarta: PT PLN (Persero) Penyaluran dan Pusat Pengatur Beban Jawa Bali*, 2003.
- [9] I. T. Committee *et al.*, "Ieee std. c57. 106–2006, ieee guide for acceptance and maintenance of insulating oil in equipment," 2007.

