

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Saluran transmisi tegangan tinggi memegang peranan penting dalam menyalurkan daya listrik dari pusat-pusat pembangkit ke gardu induk dan jaringan distribusi. Panjang saluran yang ekstensif serta paparan terus menerus terhadap kondisi lingkungan dan beban operasi menjadikan saluran transmisi sangat rentan terhadap gangguan dalam sistem tenaga modern [1][2]. Gangguan pada saluran transmisi dapat menyebabkan pemadaman luas, ketidakstabilan tegangan, serta kerusakan peralatan berbiaya tinggi, sehingga klasifikasi gangguan yang akurat dan cepat menjadi sangat penting untuk menjaga keandalan sistem [3][4].

Klasifikasi jenis gangguan pada saluran transmisi sangat penting untuk kinerja sistem tenaga karena dapat memberikan deteksi dan respons yang cepat terhadap masalah yang muncul. Dengan mengenali jenis gangguan yang terjadi, sistem dapat segera mengambil tindakan yang tepat, sehingga mengurangi waktu pemadaman dan memperbaiki kestabilan sistem tenaga secara keseluruhan [5]. Selain itu, informasi mengenai jenis-jenis gangguan ini juga membantu dalam perencanaan pemeliharaan dan perbaikan yang diperlukan, mencegah terjadinya kejadian yang lebih serius dan biaya tinggi akibat gangguan yang tidak terduga.

Klasifikasi gangguan juga memberikan keuntungan dalam optimalisasi pengoperasian jaringan transmisi, memungkinkan operator untuk merancang strategi guna mengurangi frekuensi dan dampak dari gangguan tersebut[6]. Selain itu, dengan melakukan analisis dan klasifikasi gangguan, sistem tenaga dapat menjadi lebih andal dan efisien, yang berdampak positif pada kualitas pelayanan terhadap konsumen, memastikan pasokan listrik yang konsisten. [7]. Klasifikasi ini juga mendukung analisis keamanan sistem, membantu dalam mitigasi risiko yang dapat menyebabkan kerusakan besar atau pemadaman yang meluas, dan memberikan data yang diperlukan untuk pengambilan keputusan operasional, baik dalam kondisi normal maupun darurat [8]. Dengan demikian, klasifikasi gangguan pada saluran transmisi merupakan aspek krusial dalam menjaga kinerja optimal sistem tenaga, yang sangat berpengaruh terhadap efisiensi dan keandalan pasokan Listrik [9].

Seiring meningkatnya kompleksitas sistem tenaga listrik, diperlukan metode klasifikasi gangguan yang cepat, akurat, dan andal. Pendekatan berbasis kecerdasan buatan, khususnya jaringan saraf tiruan dan algoritma pembelajaran mesin, banyak dikembangkan karena kemampuannya dalam mengenali pola gangguan secara adaptif. Berbagai metode seperti *Support Vector Machine* (SVM), *Decision Tree*, dan kombinasi DWT dan Clarke telah digunakan dalam klasifikasi gangguan sistem tenaga. Namun, berdasarkan hasil perbandingan yang dilakukan penulis serta

didukung oleh berbagai penelitian, *Learning Vector Quantization* (LVQ) menunjukkan kinerja klasifikasi yang lebih unggul dengan struktur yang sederhana, proses pelatihan yang cepat, serta tingkat akurasi yang tinggi, bahkan pada kondisi sinyal yang mengandung noise. Oleh karena itu, penerapan dan evaluasi kinerja LVQ menjadi penting untuk mendukung peningkatan keandalan sistem tenaga listrik [10].

Beberapa penelitian terdahulu seperti penelitian oleh Peyman Ghaedi, dkk (2024) mengembangkan model *Ensemble LVQ* yang dikombinasikan dengan *K-means* dan *AdaGrad* untuk meningkatkan performa klasifikasi hingga akurasi 99,26%, namun model ini masih terbatas pada kasus gangguan antar fasa dan belum diuji dengan data *real time*, sehingga dibutuhkan pendekatan berbasis LVQ yang dapat diuji pada sistem transmisi atau pembangkit secara langsung [11].

Studi Gaurav Kumar, dkk (2016) menggunakan kombinasi LVQ dengan *MLP Neural Network* untuk diagnosis gangguan motor induksi tiga fasa melalui analisis RMS tegangan dengan hasil akurasi lebih cepat dan lebih tinggi dibanding MLP, tetapi penelitian ini hanya menggunakan 160 sampel data simulasi, menunjukkan perlunya pengujian berbasis data *real time* industri untuk validasi performa model LVQ dalam kondisi nyata [12].

Penelitian Pande Nyoman, dkk (2019) berfokus pada peningkatan efisiensi pelatihan melalui LVQ dengan metode *data reduction* berbasis *geometric proximity* yang mampu mengurangi 33 - 55% data tanpa kehilangan akurasi, namun model belum diuji pada sistem *real time* sehingga dibutuhkan studi lanjutan yang mengaplikasikan LVQ dengan *data augmented* agar lebih representatif terhadap kondisi lapangan industri [13].

Selanjutnya, penelitian Jian-Hui Wu, dkk (2019) menggabungkan *Hybrid LVQ* dan *Fisher SVM* untuk penilaian risiko hipertensi dengan tingkat akurasi LVQ 93,33% dan *Fisher SVM* 76,67%, tetapi penerapannya masih spesifik pada populasi pekerja baja dan belum diuji secara *real time* pada kelompok lain, sehingga perlu perluasan penerapan LVQ di bidang lain seperti sistem transmisi tenaga listrik dengan data dinamis [14].

Adapun Na Qu, dkk (2019) mengusulkan kombinasi *LVQ Neural Network* dan PSO SVM untuk deteksi gangguan busur api pada sistem distribusi dalam ruangan dengan hasil akurasi 97,5% (LVQ) dan 95,5% (PSO SVM), namun model ini hanya diuji pada sirkuit tunggal tanpa beban ganda dan belum melibatkan data *real time multi load*, menegaskan kebutuhan penelitian berbasis LVQ yang lebih adaptif terhadap variasi beban sistem industri [15].

Dari hasil review literatur, dapat disimpulkan bahwa meskipun berbagai metode yang menggunakan metode neural network menghasilkan akurasi tinggi, namun LVQ menunjukkan akurasi paling tinggi dengan menggunakan data simulasi atau offline. Dengan demikian, terdapat kebutuhan mendesak untuk penelitian yang mengimplementasikan *LVQ Neural Network* dengan augmentasi data berbasis *real*

time, guna meningkatkan kemampuan generalisasi, ketahanan terhadap *noise*, dan efisiensi klasifikasi gangguan pada sistem transmisi tegangan tinggi [16][17].

Kelebihan utama penelitian ini adalah memfokuskan pada *Learning Vector Quantization (LVQ)*, yang pada berbagai studi sebelumnya terbukti sebagai salah satu arsitektur *neural network* dengan kinerja sangat baik, sederhana, dan cepat. Dalam laporan ini, data gangguan hasil simulasi diperkaya dengan berbagai variasi pola, parameter sistem, dan *noise* sehingga seolah-olah merepresentasikan kondisi pengukuran lapangan yang dinamis, sehingga LVQ tidak hanya diuji pada data statis seperti penelitian terdahulu, tetapi pada data yang lebih realistis. Dengan demikian, pendekatan LVQ berbasis *data augmented* ini diharapkan mampu mempertahankan keunggulan LVQ (komputasi ringan dan waktu respons cepat) sekaligus menjawab kelemahan utama penelitian sebelumnya yang belum menggunakan data *real time*, sehingga menawarkan solusi yang lebih aplikatif untuk masalah klasifikasi gangguan pada saluran transmisi tegangan tinggi.

Secara umum, penelitian berjudul **“Klasifikasi Gangguan pada Saluran Transmisi Tegangan Tinggi Menggunakan Augmentasi Data Berbasis LVQ Neural Network”** bertujuan mengembangkan model klasifikasi gangguan yang cepat, efisien, dan adaptif terhadap variasi kondisi sistem tenaga listrik dengan menerapkan algoritma **Learning Vector Quantization (LVQ)**, yaitu *supervised neural network* berbasis pembelajaran kompetitif yang mampu memisahkan pola data *non-linear* dengan kompleksitas rendah. Dalam konteks sistem tenaga listrik, terutama pada saluran transmisi tegangan tinggi, kecepatan dan akurasi dalam mengidentifikasi jenis gangguan seperti satu fasa ke tanah, dua fasa, dua fasa ke tanah, tiga fasa dan tiga fasa ke tanah merupakan faktor penting untuk menjaga stabilitas dan keandalan sistem. Namun, sebagian besar metode yang ada masih terbatas pada data simulasi yang bersih dan statis, sehingga performanya dapat menurun pada kondisi nyata yang dinamis dan terpengaruh *noise*.

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, penelitian ini mengimplementasikan metode *data augmentation* yaitu teknik memperbanyak dan memvariasikan data pelatihan agar menyerupai kondisi *real time*. Pendekatan ini dilakukan dengan menambahkan variasi gangguan, resistansi, serta gangguan *noise* pada sinyal arus dan tegangan, sehingga model LVQ yang dikembangkan mampu beradaptasi terhadap data yang lebih kompleks dan menyerupai kondisi lapangan sebenarnya. Dengan cara ini, penelitian ini tidak hanya menguji keandalan LVQ terhadap data simulasi, tetapi juga menilai kemampuannya pada skenario yang mendekati kondisi operasional sistem transmisi yang sebenarnya. Melalui strategi tersebut, diharapkan model klasifikasi berbasis LVQ dengan augmentasi data ini dapat menjadi solusi efektif terhadap permasalahan keterbatasan data *real time* yang sering dijumpai pada penelitian terdahulu, sekaligus menjadi langkah menuju penerapan sistem deteksi gangguan otomatis yang lebih cepat, akurat, dan adaptif terhadap perubahan kondisi jaringan transmisi tegangan tinggi.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka permasalahan yang dirumuskan dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana merancang dan membuat augmentasi data sinyal gangguan 150 kV yang realistis untuk mengatasi keterbatasan data nyata, sehingga meningkatkan akurasi dan ketahanan model LVQ neural network?
2. Bagaimana merancang model LVQ *Neural Network* yang *robust* untuk pengklasifikasian gangguan pada saluran transmisi menggunakan *augmented data*?
3. Mengidentifikasi seberapa signifikan peningkatan kinerja LVQ (akurasi, recall, kecepatan) dengan data augmentasi dibanding model kompleks lain untuk implementasi *real time* proteksi saluran transmisi 150 kV?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah ini, maka tujuan dari penelitian ini, yaitu:

1. Membuat augmentasi data sinyal gangguan 150 kV yang realistis untuk mengatasi keterbatasan data nyata, serta mengintegrasikannya dengan model LVQ *neural network* sehingga dapat meningkatkan akurasi dan ketahanan klasifikasi gangguan.
2. Merancang model LVQ *Neural Network* yang tahan untuk pengklasifikasian gangguan pada saluran transmisi menggunakan *augmented data*.
3. Menganalisa kinerja model LVQ dengan data augmentasi dalam pengklasifikasian jenis gangguan pada saluran transmisi 150 kV yang mendekati data real dan membandingkan dengan jurnal sebelumnya mengenai model neural network dari sisi akurasi, recall, dan kecepatan inferensi.

1.4 Manfaat Penelitian

Berdasarkan tujuan penelitian ini, maka manfaat dari penelitian ini, yaitu:

1. Manfaat Teoritis
 - a) Memberikan kontribusi ilmiah berupa model klasifikasi gangguan berbasis LVQ dengan augmentasi data yang mendekati data real.
 - b) Menambah wawasan mengenai peran teknik augmentasi dan prapemrosesan sinyal (waktu/frekuensi) dalam meningkatkan *robustnes* jaringan saraf tiruan terhadap *noise*.
2. Manfaat Praktis
 - a) Menjadi referensi rancangan awal bagi pengembangan sistem proteksi saluran transmisi 150 kV yang cepat dan efisien.
 - b) Memberikan pedoman pemilihan teknik augmentasi dan konfigurasi LVQ yang sesuai untuk kondisi data gangguan yang terbatas, sehingga dapat dimanfaatkan oleh peneliti maupun praktisi di bidang proteksi sistem tenaga.

1.5 Batasan Masalah

Berdasarkan manfaat penelitian, untuk menjaga fokus dan keterukuran penelitian, batasan masalah dalam penelitian ini adalah:

- a) Objek sistem yang dikaji adalah saluran transmisi tegangan tinggi 150 kV, dimodelkan dalam Simulink dengan penempatan gangguan 20 km dari titik gangguan.
- b) Jenis gangguan yang diklasifikasikan dibatasi pada gangguan hubung singkat:
 - Satu fasa ke tanah / *Single line to ground* (LG),
 - Dua fasa / *Line to line* (LL),
 - Dua fasa ke tanah / *Double line to ground* (LLG),
 - Tiga fasa / *Three phase fault* (LLL).
 - Tiga fasa ke tanah / *Three phase to ground* (LLL).
- c) Sumber data utama berupa data simulasi tegangan yang dihasilkan dari perangkat lunak simulasi sistem tenaga (Matlab/Simulink) dengan variasi jenis gangguan, tahanan gangguan, tahanan tanah dan sudut fasa.
- d) Data augmentasi yang dikaji dibatasi hanya pada penambahan noise dengan intensitas (dB) tertentu.

1.6 Kebaharuan / Novelty

Berdasarkan keterbatasan penelitian terdahulu, penelitian ini mengintegrasikan augmentasi data berbasis noise dengan LVQ Neural Network untuk meningkatkan ketahanan, kemampuan generalisasi, dan kecepatan klasifikasi gangguan pada saluran transmisi 150 kV. Kebaruan penelitian ini meliputi:

1. Pengembangan data augmentasi berbasis noise untuk sinyal gangguan saluran transmisi 150 kV.

Penelitian ini mengembangkan data gangguan saluran transmisi 150 kV hasil simulasi melalui penambahan noise pada beberapa tingkat intensitas atau Signal-to-Noise Ratio (SNR). Augmentasi tersebut digunakan untuk menghasilkan karakteristik sinyal yang lebih bervariasi dan mendekati kondisi pengukuran lapangan. Pendekatan ini diharapkan dapat mengatasi keterbatasan jumlah data gangguan sekaligus meningkatkan representasi kondisi operasi yang tidak sepenuhnya ideal.

2. Penerapan LVQ Neural Network menggunakan data gangguan yang telah diaugmentasi.

Penelitian ini menerapkan Learning Vector Quantization (LVQ) untuk mengklasifikasikan lima kelompok gangguan hubung singkat pada saluran transmisi 150 kV, yaitu LG, LL, LLG, LLL, dan LLLG, dengan menggunakan data pelatihan yang telah ditambahkan noise. Berbeda dari penelitian terdahulu yang umumnya menggunakan data simulasi bersih dan statis, model LVQ pada penelitian ini dilatih menggunakan data yang lebih bervariasi sehingga diharapkan memiliki kemampuan generalisasi dan ketahanan terhadap gangguan noise yang lebih baik.

3. Analisis pengaruh augmentasi terhadap akurasi, recall, ketahanan, dan kecepatan klasifikasi LVQ.

Penelitian ini tidak hanya mengukur tingkat akurasi klasifikasi, tetapi juga menganalisis secara kuantitatif pengaruh penggunaan data augmentasi terhadap recall, ketahanan model pada berbagai tingkat noise, serta kecepatan inferensi LVQ. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan kinerja LVQ sebelum dan setelah penggunaan augmentasi data, sehingga dapat diketahui tingkat peningkatan performa yang dihasilkan dan kelayakannya sebagai model klasifikasi gangguan yang ringan dan cepat untuk pengembangan sistem proteksi saluran transmisi 150 kV.

1.7 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan laporan penelitian disusun sebagai berikut:

- | | |
|---------|---|
| BAB I | PENDAHULUAN
Bab ini berisi terkait uraian latar belakang penelitian, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah dan sistematika penulisan penelitian. |
| BAB II | TINJAUAN PUSTAKA
Bab ini berisi teori dasar yang mendukung penelitian Tugas Akhir. |
| BAB III | METODOLOGI PENELITIAN
Bab ini memuat tentang prosedur penelitian, metode penelitian, rencana tabel yang akan digunakan pada penelitian, dan flowchart penelitian. |
| BAB IV | HASIL DAN PEMBAHASAN
Bab ini berisi data hasil pengujian dan pembahasan dalam penelitian Tugas Akhir. |
| BAB V | PENUTUP
Bab ini berisikan kesimpulan dan saran terkait penelitian Tugas Akhir . |