

Temperature classification in high voltage electrical equipment using Support Vector Machine (SVM)

by Giovanni Dimas Prenata

Submission date: 11-Jul-2025 09:23AM (UTC+0200)

Submission ID: 2713241849

File name: SuhuSVM_Voteteknika_v3rev.docx (1.22M)

Word count: 4763

Character count: 26486

Temperature classification in high voltage electrical equipment using Support Vector Machine (SVM)

Giovanni Dimas Prenata¹, Riyan Agus Setiyawan², Izzah Aula Wardah³

¹Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya, Jl. Semolowaru No.45, Menur Pumpungan, Kec. Sukolilo, Surabaya, Jawa Timur 60118, Surabaya, Indonesia
gprenata@untag-sby.ac.id

²Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya, Jl. Semolowaru No.45, Menur Pumpungan, Kec. Sukolilo, Surabaya, Jawa Timur 60118, Surabaya, Indonesia
riyanagussetiyawan21@gmail.com

³Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya, Jl. Semolowaru No.45, Menur Pumpungan, Kec. Sukolilo, Surabaya, Jawa Timur 60118, Surabaya, Indonesia
iwardah@untag-sby.ac.id

*Corresponding Author: email@email.com

Abstract - The implementation of artificial intelligence to determine the condition of a transformer based on temperature is something new. This study is an initial study to facilitate the process of monitoring or supervising transformers based on temperature. By processing thermal images obtained from the AMG8833 thermal sensor, an analysis of the temperature conditions of the transformer and its surrounding environment can be carried out. The thermal images obtained provide an overview or represent the distribution of temperature around the object observed by the AMG8833 thermal sensor. Furthermore, the thermal image is processed to obtain the percentage of white and non-white colors. The use of the SVM method aims to assist the justification process based on the percentage of white (high temperature) and non-white (low temperature). By using 10 training data that have obtained the percentage values of white and non-white colors, it produces 90% accuracy in recognizing the conditions of training data in high/low temperature conditions which can be interpreted as dangerous or safe. The hyperplane line equation obtained from the SVM method is used to distinguish between dangerous or safe categories. This line is a dividing line on the training data to categorize between high temperature data and low temperature data. Furthermore, the line is used to test 2 test data in determining dangerous or safe conditions. The results obtained 100% accuracy in determining dangerous or safe conditions on the test data. The SVM method successfully classifies the test data well even though the accuracy is not 100% when classifying training data.

Keywords— Transformer, SVM, White, Non-white, Hyperplane, Safe, Dangerous.

I. PENDAHULUAN

Penerapan teknologi kecerdasan buatan (AI) dalam sektor ketenagalistrikan merupakan terobosan yang tergolong baru, namun menjanjikan manfaat besar dalam meningkatkan efisiensi serta ketepatan proses pada sistem kelistrikan. Implementasi kecerdasan buatan (AI) pada sistem tenaga listrik menghasilkan akurasi yang tinggi dan perhitungan yang lebih cepat dibandingkan pendekatan tradisional. Kehadiran teknologi ini menjadi solusi potensial dalam mengatasi berbagai tantangan distribusi dan manajemen listrik melalui pendekatan berbasis data serta pemanfaatan algoritma pembelajaran mesin. Salah satu studi yang menunjukkan efektivitas AI di bidang ini dilakukan oleh Prenata, yang meneliti klasifikasi keandalan sistem distribusi tenaga listrik di PT PLN (Persero) UP3 Surabaya Selatan [1] [2] [3]. Dalam penelitiannya, Prenata mengembangkan pendekatan berbasis kecerdasan buatan guna menilai tingkat keandalan sistem distribusi secara lebih akurat dan sistematis.

Untuk melakukan klasifikasi tersebut, digunakan tiga metode utama AI: Single Perceptron [1], Support Vector Machine (SVM) [3] dan K-Nearest Neighbor (KNN) [2]. Single Perceptron adalah model jaringan saraf paling dasar yang mampu mengklasifikasikan data secara linear. SVM bekerja dengan menemukan hyperplane optimal untuk memisahkan data pada ruang berdimensi tinggi. Sementara itu, KNN menentukan klasifikasi berdasarkan kedekatan data terhadap sejumlah data latih. Dengan penerapan ketiga metode ini, penelitian bertujuan untuk menemukan metode paling efektif dalam menilai keandalan sistem distribusi. Hasilnya menunjukkan bahwa pendekatan berbasis AI mampu meningkatkan efisiensi dan keakuratan analisis keandalan dibanding metode manual yang cenderung memakan waktu dan rentan terhadap kesalahan manusia.

Mengacu pada standar SPLN 59-1985, suatu sistem distribusi dikatakan andal bila nilai SAIDI (System Average Interruption Duration Index) kurang dari 12,842 dan SAIFI

(System Average Interruption Frequency Index) kurang dari 2,145. SAIDI mencerminkan durasi rata-rata gangguan per pelanggan per tahun, sedangkan SAIFI menunjukkan frekuensi rata-rata gangguan per pelanggan per tahun. Penilaian keandalan secara konvensional biasanya dilakukan secara manual dengan menghitung nilai SAIDI dan SAIFI, yang membutuhkan waktu dan tenaga lebih, terutama saat datanya besar. Selain lambat, metode manual juga berisiko tinggi terhadap kesalahan. Dengan bantuan AI, proses ini dapat dijalankan secara otomatis dan lebih cepat. Sistem berbasis pembelajaran mesin dapat mengenali pola historis dalam data dan menghasilkan klasifikasi yang presisi tanpa perhitungan rumit. Penggunaan AI dalam klasifikasi ini membawa manfaat besar: efisiensi meningkat, waktu analisis lebih singkat, serta risiko kesalahan menurun. PLN pun dapat lebih cepat mengenali dan menangani potensi gangguan, yang pada akhirnya berdampak pada peningkatan kualitas layanan pelanggan.

Dari hasil penelitian, metode KNN terbukti mampu mencapai akurasi hingga 100% dalam mengklasifikasi keandalan sistem distribusi untuk berbagai nilai K (1–7). Hal ini menunjukkan konsistensi metode dalam menentukan sistem yang andal atau tidak. Keunggulan KNN terletak pada kemampuannya memetakan data berdasarkan kedekatan terhadap data pelatihan. Selain itu, Single Perceptron juga menunjukkan akurasi sempurna. Bahkan jika dibandingkan dengan metode lain seperti Decision Tree, Random Forest, Naïve Bayes, dan Multilayer Perceptron, Single Perceptron tetap unggul meskipun metode-metode tersebut juga mencatat akurasi di atas 85%. Sementara itu, metode SVM berhasil mencapai akurasi 100% setelah menemukan hyperplane optimal dengan persamaan $y = -1,82693x + 18,3422$. Hyperplane ini menjadi batas pemisah antara data sistem andal dan tidak andal, yang membuktikan keefektifan SVM dalam klasifikasi keandalan sistem distribusi.

Secara keseluruhan, penelitian menunjukkan bahwa penerapan AI dalam sistem kelistrikan sangat andal, dengan akurasi tinggi pada metode KNN, SVM, maupun Single Perceptron. Hal ini membantu meningkatkan efisiensi dan ketepatan dalam pengambilan keputusan terkait pengelolaan distribusi listrik. Penelitian lain dari Prenata juga menyoroti pemanfaatan AI dalam memvalidasi hasil pengukuran rele pada sistem tenaga [4]. Rele sendiri merupakan komponen proteksi penting yang berfungsi mendeteksi gangguan dan memutus bagian jaringan bermasalah.

Studi ini menggunakan rele untuk mengukur impedansi pada jaringan Gas Insulated Switchgear (GIS) 150 kV, yang digunakan untuk menentukan lokasi gangguan hubung singkat. Namun, tidak ada metode validasi langsung untuk hasil pengukuran rele, sehingga akurasinya kerap dipertanyakan. Untuk mengatasinya, Prenata menggunakan metode optimasi AI yaitu Particle Swarm Optimization (PSO) sebagai alat bantu evaluasi pengukuran impedansi. PSO bekerja dengan meniru perilaku kawanan dalam mencari solusi terbaik di ruang pencarian. Dalam konteks penelitian, PSO digunakan untuk mendapatkan nilai impedansi optimal sebagai referensi pembandingan terhadap hasil pengukuran dari rele. Hasil penelitian menunjukkan bahwa PSO mampu memberikan validasi dengan tingkat akurasi lebih dari 98%, menjadikannya metode yang dapat diandalkan dalam evaluasi pengukuran. Hal ini menunjukkan bahwa AI dapat

mendukung ketepatan penentuan lokasi gangguan serta mempercepat respons sistem kelistrikan terhadap gangguan.

Metode SVM dipergunakan juga untuk memprediksi beban daya listrik yang menghasilkan akurasi diatas 85% [5]. Selain itu, penggunaan kernel radial SVM untuk memprediksi penggunaan energi listrik pda rumah hemat energi yang menghasilkan nilai RMSE dataset ketika training 39,35 [6].

SVM juga bisa dikombinasikan dengan metode lain seperti yang dilakukan [7] untuk mengidentifikasi gangguan transformator berdasarkan gas terlarut. Metode yang dipergunakan yaitu metode SVM yang digabungkan dengan Evolutionary Particle Swarn Optimization (EPSO) sehingga menghasilkan nilai Time Varying Acceleration Coefficient (TVAC) yang tinggi untuk mengidentifikasi kerusakan trafo disbanding metode PSO saja.

Pada penelitian ini mempergunakan gambar thermal dari peralatan listrik tegangan tinggi untuk menilai kondisi bahaya dan aman. Gambar thermal diperoleh dari sensor suhu yang membaca distribusi panas dari objek yang sedang diamati. Penelitian yang mempergunakan gambar digital untuk menentukan kualitas minyak transformator [8] sudah banyak dikembangkan. Dengan analisa RGB diperoleh ketentuan untuk minyak trafo baik nilai R dan G berkisar antara 120 hingga 140. Penelitian terkait selanjutnya mempergunakan gambar digital untuk mengidentifikasi insulation flashover [9]. Dengan menggunakan metode pohon keputusan mampu mengidentifikasi citra insulator flashover dengan segmentasi active contour untuk mendapatkan rasio luas insulator dengan dengan kategori rendah, sedang dan tinggi. Terdapat juga penelitian yang menggunakan pengolahan citra untuk mengotomatisasi tagihan listrik [10]. Dengan menggunakan metode Hidden Markov Model mampu mengenali jumlah penggunaan energi listrik pada KWh meter.

Penggunaan gambar thermal pada penelitian ini dilakukan karena suhu berlebih pada peralatan listrik tegangan tinggi akan menimbulkan permasalahan, sehingga perlu dilakukan monitoring secara real time. Penelitian terkait tentang suhu berlebih pada peralatan listrik tegangan tinggi Sudah banyak dimulai oleh para peneliti. Suatu penelitian mengamati pengaruh harmonic terhadap peningkatan panas pada transformator 400 kVA di Politeknik Negeri Semarang [11]. Berdasarkan hasil pengukuran harmonisa orde 1 dengan nilai THDi yang tinggi sehingga menyebabkan tranformator mengalami overheat. Hal yang serupa juga dilakukan oleh Janny yang melihat pengaruh pembebanan terhadap kenaikan suhu pada belitan transformator daya [12].

II. METODE

A. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu metode dalam kecerdasan buatan dan pembelajaran mesin yang sangat populer dalam bidang klasifikasi dan pengenalan pola. Teknik ini pertama kali diperkenalkan oleh dua ilmuwan bernama Vladimir Vapnik dan Alexey Chervonenkis pada tahun 1963. Inti dari metode SVM adalah mencari sebuah garis batas yang disebut sebagai hyperplane yang mampu memisahkan dua kelompok data yang berbeda dengan margin maksimum [13]. Artinya, SVM bekerja dengan menemukan garis pemisah atau decision boundary yang paling optimal, sehingga data yang termasuk dalam satu kategori akan berada

di satu sisi garis, sedangkan data yang berada dalam kategori lain akan terletak di sisi lainnya.

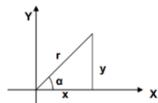
Keunggulan dari metode ini terletak pada kemampuannya dalam mengklasifikasikan data tidak hanya dalam ruang dua dimensi, tetapi juga dapat diperluas ke ruang berdimensi tinggi menggunakan teknik kernel. Dengan demikian, SVM sangat efektif dalam menangani masalah klasifikasi yang kompleks dan non-linear.

B. Trigonometri

Trigonometri adalah cabang ilmu matematika yang berfokus pada hubungan antara panjang sisi dan sudut dalam segitiga. Ilmu ini menjadi dasar dalam berbagai bidang seperti fisika, teknik, astronomi, hingga pemrosesan sinyal digital. Secara etimologis, kata "trigonometri" berasal dari bahasa Yunani, yaitu *trigonon* yang berarti segitiga dan *metron* yang berarti mengukur.

Dalam konteks satuan lingkaran penuh, lingkaran dibagi menjadi 360 bagian yang masing-masing disebut satu derajat. Oleh karena itu, satu derajat merupakan hasil pembagian satu lingkaran penuh menjadi 360 bagian yang sama besar. Konsep ini menjadi dasar dalam pengukuran sudut, baik dalam segitiga maupun dalam gerakan melingkar.

Untuk sudut-sudut tajam, terdapat fungsi trigonometri utama yang digunakan, yaitu sinus, cosinus, dan tangen. Salah satu yang sering digunakan dalam analisis geometri adalah fungsi tangen [14].



Gambar 1. Fungsi Trigonometri

Tangen dari suatu sudut α dalam segitiga siku-siku didefinisikan sebagai perbandingan antara panjang sisi depan sudut (sisi yang berhadapan dengan sudut α) terhadap panjang sisi samping atau alas (sisi yang berdekatan dengan sudut α), sehingga dapat ditulis sebagai [15]:

$$\text{Tangen } \alpha = y / x \quad (1)$$

Fungsi ini sangat berguna dalam berbagai perhitungan teknik, seperti dalam menentukan kemiringan suatu bidang atau arah suatu vektor dalam koordinat kartesius.

C. Garis Lurus

Dalam bidang matematika, khususnya geometri analitik, garis lurus merupakan bentuk geometri dasar yang banyak digunakan dalam representasi hubungan linear antara dua variabel. Secara umum, persamaan garis lurus dalam koordinat kartesius dapat dituliskan dengan format standar:

$$y = mx + c \quad (2)$$

Dimana y adalah nilai pada sumbu vertikal (ordinat), x adalah nilai pada sumbu horizontal (absis), m adalah gradien atau kemiringan garis, dan c adalah konstanta yang menunjukkan titik potong garis dengan sumbu y .

Nilai gradien m berfungsi untuk menunjukkan arah dan tingkat kemiringan suatu garis [16]. Jika nilai m positif, maka garis tersebut akan naik dari kiri ke kanan (condong ke kanan), sedangkan jika m bernilai negatif, maka garis akan turun dari kiri ke kanan (condong ke kiri). Gradien ini dapat

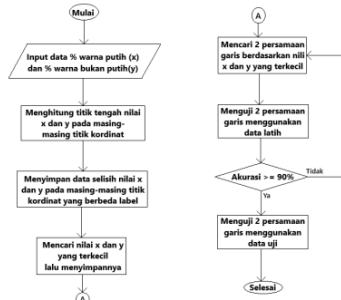
dihitung apabila diketahui dua titik yang dilalui oleh garis tersebut. Misalnya, jika diberikan dua titik $A(x_1, y_1)$ dan $B(x_2, y_2)$, maka nilai gradien dapat dihitung menggunakan rumus:

$$m = (y_2 - y_1) / (x_2 - x_1) \quad (3)$$

Setelah gradien ditemukan, langkah berikutnya adalah menentukan nilai c . Untuk mendapatkan nilai c , salah satu titik (baik A maupun B) dapat disubstitusikan ke dalam persamaan $y = mx + c$. Dengan memasukkan nilai koordinat x dan y dari salah satu titik, serta nilai m yang sudah dihitung sebelumnya, maka nilai c akan diperoleh.

Setelah kedua komponen, yaitu m dan c diketahui, maka persamaan garis lurus yang melalui titik A dan B dapat dibentuk secara lengkap. Persamaan ini sangat penting dalam banyak aplikasi, termasuk dalam representasi data dalam grafik, analisis hubungan antarvariabel, hingga dalam algoritma pembelajaran mesin yang berkaitan dengan klasifikasi linear.

Dalam penelitian ini, penulis menyusun langkah-langkah penelitian sesuai dengan diagram alir yang disajikan pada gambar 2.



Gambar 2. Diagram alir penelitian

Penelitian ini memanfaatkan data persentase warna putih dan data persentase selain warna putih berdasarkan hasil pembacaan kamera thermal (AMG8833). Data yang digunakan untuk pelatihan dan pengujian terdiri atas citra thermal dari beberapa komponen, yaitu contact panel, housing lightning arrester, serta bagian atas dan bawah clamp circuit breaker. Setiap gambar thermal tersebut kemudian diproses lebih lanjut dengan memecahnya menjadi beberapa segmen kecil guna memperbanyak jumlah sampel yang tersedia. Dalam konteks pengolahan data, persentase warna putih dipetakan sebagai nilai pada sumbu-x dan persentase selain warna putih pada sumbu-y.

Pada tahap kedua, dilakukan penghitungan titik tengah antar nilai koordinat x , lalu dilanjutkan dengan penghitungan titik tengah koordinat y dari setiap pasangan titik data. Proses ini mengabaikan sementara klasifikasi atau label yang menunjukkan apakah suatu titik termasuk dalam kategori aman (label 1) atau bahaya (label 0). Contohnya, titik pertama akan dihitung titik tengahnya dengan titik-titik kedua hingga kesepuluh, menghasilkan sembilan titik tengah, kemudian titik kedua akan dipasangkan dengan titik ketiga hingga kesepuluh, dan seterusnya, hingga titik kesembilan hanya

dipasangkan dengan titik kesepuluh. Metode yang sama diterapkan pada koordinat y.

Memasuki tahap ketiga, hasil titik tengah dari tahap sebelumnya disimpan, kali ini dengan mempertimbangkan label masing-masing titik. Prinsip utama dalam metode SVM adalah menentukan titik tengah terpendek antara dua titik yang memiliki label berbeda setelah dipetakan pada bidang kartesius. Sebelum menyimpan nilai titik tengah, sistem memverifikasi apakah pasangan titik memiliki label yang berbeda, karena hanya pasangan dengan label berbeda yang nilai titik tengahnya disimpan. Misalnya, titik pertama (berlabel 0) hanya akan menyimpan titik tengah dengan titik-titik berlabel 1 yaitu titik ketiga. Sedangkan titik kedua (berlabel 0) menyimpan titik tengah hasil perhitungan dengan titik ketiga yang memiliki label 1. Pola ini diterapkan pada seluruh data.

Tahap keempat melanjutkan proses dengan mengidentifikasi nilai titik tengah terkecil dari hasil yang telah tersimpan. Nilai terkecil ini merepresentasikan jarak minimum antara dua titik dari kelas berbeda. Nilai-nilai minimum ini masing-masing diambil dari sumbu-x dan sumbu-y dan selanjutnya digunakan sebagai koordinat referensi baru dalam tahapan analisis berikutnya.

Tahap kelima berfokus pada perumusan persamaan garis menggunakan hasil dari tahap keempat. Untuk menyusun persamaan garis, diperlukan nilai gradien terlebih dahulu, kemudian dilanjutkan dengan menentukan konstanta c. Dua titik diperoleh dari hasil sebelumnya, yakni titik dengan nilai terkecil pada sumbu-x (new_x1) dan sumbu-y (new_y1). Namun, untuk membentuk garis, setiap titik tersebut membutuhkan pasangan titik baru (new_x2 dan new_y2) yang dihitung dengan rumus trigonometri. Sebagai contoh, koordinat y dari new_x2 diperoleh dengan mengurangi 2 dari y new_x1 , dan koordinat x-nya dihitung melalui $x = y^{\circ} \tan(\alpha)$, dengan sudut α berkisar dari -85° hingga 85° , di luar 0° , dan selisih tiap sudut 5° . Maka terbentuklah 34 kombinasi titik, masing-masing menghasilkan 34 nilai gradien, konstanta, dan persamaan garis baik pada sumbu-x maupun sumbu-y.

Memasuki tahap keenam, seluruh persamaan garis yang terbentuk diuji menggunakan data pelatihan. Bentuk umum yang digunakan adalah $y = mx + c$. Uji dilakukan dengan membandingkan hasil substitusi nilai % warna putih (sebagai x) dari data latih-0 ke persamaan garis. Jika hasilnya lebih besar dari nilai % warna bukan putih (sebagai y), maka titik dianggap berada di bawah garis dan dikategorikan sebagai kondisi aman (label 0). Jika tidak, maka masuk kategori bahaya (label 1). Proses ini diteruskan untuk seluruh data dari data latih-0 hingga data latih-9 terhadap semua 34 persamaan dari masing-masing titik new_x1 dan new_y1 .

Pada tahap ketujuh, hasil pengujian dibandingkan dengan label aslinya untuk menentukan tingkat akurasi prediksi. Jika tingkat kecocokan belum mencapai 90%, maka proses diulang dari tahap kelima. Namun bila akurasinya mencapai atau melampaui ambang batas tersebut, pengujian dapat dilanjutkan ke tahap berikutnya.

Tahap kedelapan menjadi uji akhir dengan menggunakan data uji-1 dan data uji-2. Ditahap ini digunakan persamaan garis yang sebelumnya telah terbukti mencapai akurasi minimal 90%. Nilai gradien dan konstanta dari garis terbaik disimpan dan digunakan untuk menguji apakah model mampu mengklasifikasikan data baru sesuai dengan label aktual. Jika



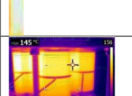
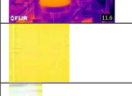
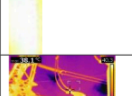
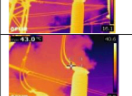
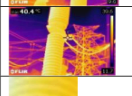

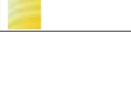



berhasil, maka model telah sukses membentuk garis pemisah (hyperplane) yang akurat dalam membedakan antara kategori handal dan tidak handal.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tabel 1 merupakan data awal yang akan dipergunakan untuk klasifikasi aman/bahaya. Data latih 0 hingga data latih 9 dipergunakan sebagai data latih, sedangkan data uji 1 dan data uji 2 dipergunakan sebagai data uji. Tabel 2 hingga tabel 10 merupakan data hasil pencarian titik tengah untuk masing-masing titik (data latih 0 hingga data latih 9) terhadap titik lain pada data koordinat x/persentase warna putih.

Tabel 1

Data persentase warna putih dan data persentase selain warna putih

Data	Foto thermal	% Putih	% Non Putih	Kategori
1		18,6	81,4	Aman (0)
2		34,3	65,7	Aman (0)
3		56,5	43,5	Bahaya (1)
4		2,8	97,2	??
5		0	100	Aman (0)
6		80,3	19,8	??
7		1,13	98,87	Aman (0)
8		1,4	98,6	Aman (0)
9		1,63	98,37	Aman (0)
10		0,094	99,906	Aman (0)
11		0,09	99,91	Aman (0)
12		0,124	99,876	Aman (0)

Data 1, 2, 3 pada tabel 1 adalah data latihan 1, 2, 3 yang merupakan objek bagian dari contact panel. Data 4 adalah data uji 2 yang merupakan objek housing lightning arrester. Data 5 adalah data latihan 4 yang juga merupakan bagian dari housing lightning arrester. Data 6 adalah data uji 1 yang juga merupakan bagian dari housing lightning arrester. Data 7 adalah data latihan 5 yang merupakan objek clamp circuit breaker atas. Data 8 adalah data latihan 6 yang merupakan objek clamp circuit breaker bawah. Data 9, 10, 11 dan 12 adalah data latihan 7, 8, 9, 10 yang merupakan objek clamp circuit breaker bawah.

Tabel 2

Data nilai titik tengah koordinat x titik data latihan 1 terhadap titik lain

No	Data	% putih (x)	Titik tengah	Note
0	Latih - 0	18,6	n/a	1 <<> 0
1	Latih - 1	34,3	n/a	1 <<> 1
2	Latih - 2	56,5	45,4	1 <<> 2
3	Latih - 3	0	17,15	1 <<> 3
4	Latih - 4	1,13	17,715	1 <<> 4
5	Latih - 5	1,4	17,85	1 <<> 5
6	Latih - 6	1,63	17,965	1 <<> 6
7	Latih - 7	0,094	17,197	1 <<> 7
8	Latih - 8	0,09	17,195	1 <<> 8
9	Latih - 9	0,124	17,212	1 <<> 9

Tabel 2 merupakan data hasil pencarian titik tengah data latihan 1 terhadap data lain. Proses serupa dilakukan untuk masing-masing titik (data latihan 0 hingga data latihan 9) terhadap titik lain pada data koordinat x/persentase warna putih.

Tabel 3

Data nilai titik tengah koordinat y titik data latihan 4 terhadap titik lain

No	Data	% selain putih (y)	Titik tengah	Note
0	Latih - 0	81,4	n/a	4 <<> 0
1	Latih - 1	65,7	n/a	4 <<> 1
2	Latih - 2	43,5	n/a	4 <<> 2
3	Latih - 3	100	n/a	4 <<> 3
4	Latih - 4	98,87	n/a	4 <<> 4
5	Latih - 5	98,6	98,735	4 <<> 5
6	Latih - 6	98,37	98,62	4 <<> 6
7	Latih - 7	99,906	99,388	4 <<> 7
8	Latih - 8	99,91	99,39	4 <<> 8
9	Latih - 9	99,91	99,373	4 <<> 9

Tabel 3 merupakan data hasil pencarian titik tengah data latihan 4 terhadap data lain. Proses serupa dilakukan untuk masing-masing titik (data latihan 0 hingga data latihan 9) terhadap titik lain pada data koordinat y/persentase warna selain putih. Setelah melakukan jarak antar titik pada data persentase putih (x) dan data persentase selain putih (y), selanjutnya mencari jarak terdekat pada 2 jenis data tersebut (x dan y) yang berbeda kategori (aman/bahaya). Pada tabel 4 merupakan pencarian data titik tengah yang berbeda kategori dari kumpulan data seperti tabel 2. Untuk sumbu x nilai terendah yaitu 28,25 antara titik data latihan-2 terhadap titik data latihan-3.

Tabel 4

Data proses pencarian titik tengah terkecil koordinat x yang berbeda label dimulai dari data latihan 2

No	Data	Label	Titik tengah	Note	Perbandingan label
0	Latih - 0	0	n/a	2 <<> 0	
1	Latih - 1	0	n/a	2 <<> 1	
2	Latih - 2	1	n/a	2 <<> 2	
3	Latih - 3	0	28,25	2 <<> 3	1 ≠ 0
4	Latih - 4	0	28,815	2 <<> 4	1 ≠ 0
5	Latih - 5	0	28,95	2 <<> 5	1 ≠ 0
6	Latih - 6	0	29,065	2 <<> 6	1 ≠ 0
7	Latih - 7	0	28,297	2 <<> 7	1 ≠ 0
8	Latih - 8	0	28,295	2 <<> 8	1 ≠ 0
9	Latih - 9	0	28,312	2 <<> 9	1 ≠ 0

Tabel 6 merupakan data hasil pencarian titik tengah terkecil untuk y. Didapat nilai 54,6 pada data antara titik data latihan-1 terhadap titik data latihan-2.

Tabel 5

Data proses pencarian titik tengah terkecil koordinat y yang berbeda label dimulai dari data latihan 1

No	Data	Label	Titik tengah	Note	Perbandingan label
0	Latih - 0	0	n/a	1 <<> 0	
1	Latih - 1	0	n/a	1 <<> 1	
2	Latih - 2	1	54,6	1 <<> 2	0 ≠ 1
3	Latih - 3	0	82,85	1 <<> 3	0 = 0
4	Latih - 4	0	82,285	1 <<> 4	0 = 0
5	Latih - 5	0	82,15	1 <<> 5	0 = 0
6	Latih - 6	0	82,035	1 <<> 6	0 = 0
7	Latih - 7	0	82,803	1 <<> 7	0 = 0
8	Latih - 8	0	82,805	1 <<> 8	0 = 0
9	Latih - 9	0	82,788	1 <<> 9	0 = 0

Pada tahap sebelumnya (ke-4) didapat nilai terkecil untuk titik tengah terkecil koordinat x yaitu 28,25 dan titik tengah terkecil koordinat y yaitu 54,6. Untuk koordinat lengkap hasil titik tengah terkecil koordinat x yaitu (28,25,71,75). Nilai 28,25 adalah nilai titik tengah data latihan 2 terhadap data latihan 3 untuk sumbu x (% warna putih), sedangkan nilai 71,75 adalah nilai titik tengah data latihan 2 terhadap data latihan 3 untuk sumbu y (% warna selain putih).

Sedangkan koordinat lengkap hasil titik tengah terkecil koordinat y yaitu (45,4, 54,6). Nilai 54,6 adalah nilai titik tengah data latihan 1 terhadap data latihan 2 untuk sumbu y (% warna selain putih), sedangkan nilai 45,4 adalah nilai titik tengah data latihan 1 terhadap data latihan 2 untuk sumbu x (% warna putih).

Setelah diketahui 2 titik tersebut selanjutnya mencari titik bantu untuk membentuk persamaan garis. Pencarian titik bantu menggunakan konsep trigonometri dengan pergerakan sudut dari -90° hingga 90° untuk 2 titik tersebut. Untuk mendapatkan persamaan garis perlu dihitung nilai gradien (m) dan konstanta c. Persamaan garis yang akan dipergunakan untuk pengujian data uji 1 dan data uji 2 adalah persamaan garis yang tingkat akurasi di atas atau sama dengan 90% ketika diujikan pada data latihan (data latihan 0 hingga data latihan 9).

Tabel 6

Proses pencarian titik bantu berdasarkan titik awal (45.4, 54.6) pada sudut -90° s/d 90 dengan akurasi kurang dari 90%

	Sudut			-90	-85
	Gradien			0,0033372	9
	C			1,12672	54,5995
	Nilai x			-177461	-553,889
	Nilai y			52,6	52,6
No	Data	%putih	%non putih	Nilai Y dan Posisi	
1	Latih - 0	18,6	81,4	54,5997↑	54,5106↑
2	Latih - 1	34,3	65,7	54,5999↑	54,563↑
3	Latih - 2	56,5	43,5	54,6001↓	54,637↓
4	Latih - 3	0	100	54,5995↑	54,4485↑
5	Latih - 4	1,13	98,87	54,5995↑	54,4523↑
6	Latih - 5	1,4	98,6	54,5995↑	54,4532↑
7	Latih - 6	1,63	98,37	54,5995↑	54,4539↑
8	Latih - 7	0,094	99,906	54,5995↑	54,4488↑
9	Latih - 8	0,09	99,91	54,5995↑	54,4488↑
10	Latih - 9	0,124	99,91	54,5995↑	54,4489↑
	Akurasi			90%	90%
	Sudut			85	90
	Gradien			-	-1,12672
	C			54,7515	54,6005
	Nilai x			644,689	177552
	Nilai y			52,6	52,6
No	Data	%putih	%non putih	Nilai Y dan Posisi	
1	Latih - 0	18,6	81,4	54,637↑	54,6001↑
2	Latih - 1	34,3	65,7	54,563↓	54,5999↓
3	Latih - 2	56,5	43,5	54,7515↑	54,6005↑
4	Latih - 3	0	100	54,7477↑	54,6005↑
5	Latih - 4	1,13	98,87	54,7468↑	54,6005↑
6	Latih - 5	1,4	98,6	54,7461↑	54,6005↑
7	Latih - 6	1,63	98,37	54,7512↑	54,6005↑
8	Latih - 7	0,094	99,906	54,7512↑	54,6005↑
9	Latih - 8	0,09	99,91	54,7511↑	54,6005↑
10	Latih - 9	0,124	99,91	54,637↑	54,6001↑
	Akurasi			90%	90%

Berdasarkan pada tabel 6, akurasi $\geq 90\%$ dicapai pada sudut 85° dan 90° . Dengan titik tengah terkecil pada sumbu-y (45.4, 54.6) dan titik bantu (177552, 52.6), didapat nilai c sebesar 54,6005 dan m sebesar -1,12672. Persamaan garis yang terbentuk dari nilai-nilai ini selanjutnya digunakan dalam proses pengujian terhadap data uji.

$$y = -1,12672x + 54,6005 \quad (4)$$

Persamaan garis tersebut digunakan untuk menguji data uji 1, di mana nilai % warna putih (x) sebesar 80,3 dan nilai % warna tidak putih (y) sebesar 19,8. Dengan memasukkan nilai tersebut ke dalam persamaan

$$y = (-1,12672 \times 80,3) + 54,6005$$

$$y = (-1,12672 \times 80,3) + 54,6005$$

$$\text{diperoleh hasil } y = -35,875116.$$

Karena y bernilai negatif berada di bawah garis, maka dikategorikan sebagai kondisi bahaya (label 1). Sementara itu, untuk pengujian data uji 2, nilai % warna putih adalah 2,8 dan % warna tidak putih 97,2. Setelah dihitung menggunakan persamaan yang sama, diperoleh hasil

$$y = (-1,12672 \times 2,8) + 54,6005$$

$$y = (-1,12672 \times 2,8) + 54,6005$$

diperoleh hasil $y = 51,445684$.

Karena y bernilai positif berada di atas garis, maka dikategorikan sebagai kondisi aman (label 0).

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengklasifikasikan kondisi Transformator (bahaya atau aman) pada data dari data uji - 0 hingga data uji - 9 dengan tingkat akurasi mencapai 90%. Pemisahan antara data bahaya dan aman dilakukan menggunakan persamaan garis linear $y = -1,12672x + 54,6005$. Model klasifikasi ini menggunakan tipe hyperplane berupa batas linear (*linear boundary*), yang dipilih karena karakteristik data yang sederhana memungkinkan untuk dipisahkan secara linier. Selanjutnya, pengujian terhadap data uji - 1 dan data uji - 2 menggunakan persamaan garis tersebut menunjukkan hasil yang sesuai dengan hasil kamera thermal, dengan tingkat akurasi mencapai 100%.

Jika dibandingkan dengan metode yang lain seperti KNN untuk konsep yang sama, maka akurasi yang dihasilkan hanya berbeda pada proses klasifikasi data latih. Metode KNN menghasilkan akurasi 100% pada data latih dan 100% juga pada data uji [17].

REFERENCES

- [1] J. Vocational, T. Elektronika, A. Kehandalan, F. Modes, and E. Analisis, "VoteTEKNIKA," vol. 12, no. 1, 2024.
- [2] G. D. Prenata, "Klasifikasi Keandalan Sistem Distribusi Tenaga Listrik Di Pt. Pln (Persero) Up3 Surabaya Selatan Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (Knn)," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 11, no. 3s1, 2023, doi: 10.23960/jitet.v11i3s1.3397.
- [3] G. D. Prenata, "Klasifikasi Keandalan Sistem Distribusi Tenaga Listrik Di Pt. Pln (Persero) Up3 Surabaya Selatan Menggunakan Support Vector Machine (Svm)," *J. Tek. Elektro*, vol. 16, no. 2, pp. 62–70, 2023, doi: 10.9744/jte.16.2.62-70.
- [4] G. D. Prenata and N. A. Basyarach, "Prediksi Impedansi Rele menggunakan metode PSO sebagai validasi pengukuran rele," pp. 181–186, 1945.
- [5] A. Dwi cahyo, S. Anardani, and Y. P. Yuda, "Prediksi Beban Daya Listrik (W) Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM) Pada Listrik Token Rumah Tangga," *J. Sains dan Teknol.*, vol. 4, no. 1, pp. 70–77, 2024, doi: 10.47233/jsit.v4i1.1543.
- [6] N. S. Syam *et al.*, "Model Support Vector Machine untuk Prediksi pada Penggunaan Energi Listrik di Rumah Hemat Energi," *J. Inform.*, vol. 1, no. 2, pp. 56–59, 2022, [Online]. Available: <https://jurnal.uniraya.ac.id/index.php/JI>
- [7] H. A. Illias and W. Z. Liang, "Identification of transformer fault based on dissolved gas analysis using hybrid support vector machine-modified evolutionary particle swarm optimisation," *PLoS One*, vol. 13, no. 1, pp. 1–15, 2018, doi: 10.1371/journal.pone.0191366.
- [8] R. Latuconsina, P. N. Ambon, C. Digital, I. Pendahuluan, P. Transformator, and T. Karakteristik, "Menentukan Kualitas Minyak Transformator

Dengan Pengolahan Citra Digital," *Semin. Nas. IPTEK Terap.*, pp. 15–17, 2017.

- [9] A. Murdianto, A. Rabi, R. Dwi, J. Kartika, T. Elektro, and U. M. Malang, "Metode Pohon Keputusan Untuk Identifikasi Insulator Flashover Dengan Pengolahan Citra Digital," vol. 14, no. 3, pp. 185–189, 2023, doi: 10.22441/jte.2023.v14i3.010.
- [10] T. Rahmawati, P. Studi, M. Informatika, and C. Digital, "Abstrak," pp. 91–101.
- [11] A. Jamaah, "Pengaruh Harmonik Terhadap Peningkatan Panas Pada Transformator 400 kVA di Politeknik Negeri Semarang," *Jet*, vol. 1, no. 3, pp. 186–191, 2012.
- [12] J. O. Wuwung, "Pengaruh Pembebanan Terhadap Kenaikan Suhu pada Belitan Transformator Daya Jenis Terendam Minyak," *Tekno*, vol. 7, no. 52, pp. 29–39, 2010.
- [13] R. Berwick and V. Idiot, "An Idiot 's guide to Support vector machines (SVMs) Key Ideas Organization," *ReCALL*, pp. 1–27, 1990.
- [14] K. Ramachandra, P. G. Vaidya, and K. G. Bhat, "An introduction to trigonometry. A new outlook," p. 36–p., 2008.
- [15] A. Ab, "An Introduction to Trigonometry and its Applications," *An Introd. to Trigonometry its Appl.*, 2014, doi: 10.2174/97816080595081140101.
- [16] B. a B. Persamaan and G. Lurus, "Bab 1: persamaan garis lurus," vol. 4, no. C, pp. 4–5.
- [17] Giovanni Dimas Prenata, Aswanda Harja, and Izzah Aula Wardah, "TEMPERATURE CLASSIFICATION IN HIGH VOLTAGE ELECTRICAL EQUIPMENT USING K-NEAREST NEIGHBOR", *TESLA*, vol. 27, no. 1, pp. 39–49, May 2025..

Temperature classification in high voltage electrical equipment using Support Vector Machine (SVM)

ORIGINALITY REPORT

14%	13%	3%	3%
SIMILARITY INDEX	INTERNET SOURCES	PUBLICATIONS	STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	jurnalelektro.petra.ac.id Internet Source	7%
2	repository.untag-sby.ac.id Internet Source	1%
3	Submitted to Universitas Negeri Padang Student Paper	1%
4	newcomerscuerna.org Internet Source	1%
5	text-id.123dok.com Internet Source	<1%
6	Submitted to Universitas Sultan Ageng Tirtayasa Student Paper	<1%
7	docplayer.info Internet Source	<1%
8	github.com Internet Source	<1%
9	repository.usd.ac.id Internet Source	<1%
10	pdfcoffee.com Internet Source	<1%
11	Mhd Arief Hasan, Novia Bimby. "Analisis Sentimen Publik Terhadap Kenaikan Pajak PPN di Indonesia Tahun 2024 Menggunakan Algoritma Machine Learning", JURNAL FASILKOM, 2025 Publication	<1%

12	adoc.pub Internet Source	<1%
13	doku.pub Internet Source	<1%
14	journal.fkpt.org Internet Source	<1%
15	academic-accelerator.com Internet Source	<1%
16	mail.jsi.stikom-bali.ac.id Internet Source	<1%
17	repository.uin-suska.ac.id Internet Source	<1%
18	pelita-informatika.com Internet Source	<1%
19	Daniel B. Paillin, Galang Pradipta. "PENGARUH PENGGUNAAN SISTEM SCADA PADA KEANDALAN JARINGAN DISTRIBUSI PT. PLN AREA MASOHI", ARIKA, 2018 Publication	<1%
20	jurnal.untad.ac.id Internet Source	<1%

Exclude quotes Off

Exclude matches Off

Exclude bibliography On