Klasifikasi Tingkat Kelayakan Tabung Gas 3KG Berbasis Citra Tekstur GLCM Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neigbors (K-NN)

Alvin Rainaldy Hakim[1], dan Ahmad Abdul Chamid[2]
[1,2,3]*Jurusan Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muria Kudus*
Gedung J Lantai 2, Jl. Lkr. Utara, Kayuapu Kulon, Gondangmanis, Kec. Bae, Kabupaten Kudus, Jawa Tengah 59327
E-mail : alvin.rainaldy@umk.ac.id[1], abdul.chamid@umk.ac.id [2]

Abstract* — *We most often encounter the 3 KG LPG gas cylinder on the market. This size gas cylinder is the only gas cylinder that the government and the Palin community subsidize. The 3 KG gas cylinder also most often explodes and is damaged. Therefore, there is a need for testing or research that discusses this. This research creates a system that can detect the level of suitability of GAS cylinders by comparing two methods, namely SVM and KNN. This research focuses on comparing the performance of the Support Vector Machine (SVM) and K-Nearest Neighbor (K-NN) algorithms in classifying the suitability of 3 kg LPG gas cylinders based on Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) texture features. The comparison results of the two algorithms show that both can obtain perfect accuracy values. However, K-NN is slightly superior here because K-NN obtained 100% accuracy results at K-1 at all angles before optimization. Even after optimization, K-NN still obtained 100% accuracy results, and the lowest accuracy value obtained by K-NN was 86.90% at K-9 and the 45o angle, which has been optimized using PSO. Meanwhile, SVM obtained the highest accuracy value of 100% at an angle of 45º, and the lowest accuracy was 98.61% at all angles except the 45º angle, which had been optimized using PSO. The thing that needs to be emphasized in this research is that PSO, under certain conditions, can reduce the accuracy value of an algorithm.

Abstrak* — Tabung Gas LPG ukuran 3 KG merupakan tabung Gas yang paling sering kita temui dipasaran. Tabung gas ukuran ini adalah satu-satunya tabung gas yang disubsidi oleh permerintah dan masyarakat palin. Tabung gas ukuran 3 KG juga merupakan sebuah tabung yang paling sering meledak dan mengalami kerusakan untuk itu perlu adanya sebuah pengujian atau riset yang membahas tentang hal ini. Penelitian ini membuat system yang mampu mendeteksi tingkat kelayakan tabung GAS dengan membandingkan 2 metode yaitu SVM dan KNN. Penelitian ini berfokus pada membandingkan performa algoritma Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbor (K-NN) dalam mengklasifikasi kelayakan tabung gas LPG 3 kg berdasarkan fitur tekstur Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). Hasil komparasi dari kedua algoritma tersebut menunjukkan bahwa kedua algoritma tersebut mampu memperoleh nilai akurasi sempurna. Namun disini K-NN sedikit diunggulkan dikarenakan K-NN memperoleh hasil nilai akurasi 100% pada K- 1 di semua sudut sebelum diptimasi, Bahkan sesudah diptimasipun K-NN masih mendapat akurasi 100% dan nilai akurasi terendah yang diperoleh K-NN sebesar 86,90% pada K-9 dan sudut 45o . yang sudah dioptimasi menggunakan PSO. Sedangkan SVM memperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 100% pada sudut 45o dan akurasi terendah 98,61 % pada semua sudut kecuali sudut 45o yang sudah dioptimasi menggunakan PSO. Hal yang perlu digaris bawahi pada penelitian ini yaitu PSO pada kondisi tertentu bisa menurunkan nilai akurasi suatu algoritma.

***Kata Kunci*—Klasifikasi, KNN, SVM, GLCM, PSO, Tabung Gas LPG**

I. PENDAHULUAN

Indonesia, sebagai negara berkembang dengan populasi lebih dari 272 juta jiwa pada tahun 2021 (137,5 juta laki-laki dan 134,7 juta perempuan menurut data [1], memiliki kebutuhan sumber daya alam yang sangat besar, terutama sumber daya tak terbarukan seperti minyak dan gas alam. Sumber daya ini, yang membutuhkan jutaan tahun untuk terbentuk, sering digunakan untuk kebutuhan sehari-hari masyarakat, khususnya untuk memasak. Salah satu alat yang paling umum digunakan adalah tabung gas LPG ukuran 3 kg, yang disubsidi oleh pemerintah sehingga harganya terjangkau dan menjadi pilihan utama masyarakat Indonesia. Tabung gas LPG 3 kg mengandung senyawa gas propana (C3H8), propilena (C3H6), isobutana (C4H10), dan butilena (C4H8) [3], yang merupakan gas alam tak terbarukan. Pada suhu lingkungan, senyawa ini berwujud gas, tetapi pada tekanan tinggi atau suhu rendah, berubah menjadi cairan tidak berwarna, tidak berbau, dan tidak berasa. Tabungnya terbuat dari baja karbon berbentuk silinder dengan tekanan internal 760-1030 KPa [2]. Tabung yang layak edar harus memiliki bobot kosong 5 kg dan masa edar 5 tahun [11]. Namun, tabung ini sering mengalami kerusakan atau ledakan, sehingga diperlukan pengujian untuk menentukan kelayakan penggunaannya. Tabung gas LPG dianggap memiliki penampilan buruk jika memenuhi kriteria seperti warna cat buram atau pudar, cat mengelupas

lebih dari 20%, atau logo tabung hilang/tidak terbaca. Tabung dinyatakan tidak layak pakai jika:

(1) tidak memenuhi standar keselamatan (bocor, valve penyok, bodi penyok),
(2) terdapat lekukan, luka, atau pelembungan pada dinding tabung,
(3) ada bekas terbakar pada bodi,
(4) korosi (karat) lebih dari 15% luas permukaan,
(5) kerusakan pada hand guard atau footring.

Tabung juga dianggap kadaluwarsa jika melewati masa edar, yang dapat dilihat dari bulan dan tahun berlaku [3]. Banyak masyarakat awam beranggapan bahwa tabung gas masih layak digunakan selama tidak bocor, padahal kriteria kelayakan jauh lebih kompleks.

Untuk mengatasi masalah ini, penelitian dilakukan untuk mendeteksi tingkat kelayakan tabung gas LPG 3 kg menggunakan ekstraksi fitur Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). GLCM adalah metode yang efektif untuk mendeteksi tekstur permukaan berdasarkan tingkat keabuan (skala 1-255) pada piksel yang berdekatan, dengan jarak diukur dalam satuan piksel dan orientasi sudut 0°, 45°, 90°, dan 135° [4]. Fitur GLCM meliputi kontras, homogenitas, korelasi, dan energi, yang mampu menganalisis karakteristik permukaan tabung secara mendetail. Penelitian sebelumnya, seperti yang berjudul "Identifikasi Kualitas Fisik Tabung LPG 3 kg menggunakan Blob Detection dan Fitur Warna RGB to HSV" [3], hanya berfokus pada deteksi warna hijau pada tabung menggunakan metode Blob Detection dan ekstraksi HSV, dengan akurasi tertinggi 86,67%. Penelitian ini kurang menyeluruh karena hanya mengandalkan warna tanpa mempertimbangkan tekstur atau kerusakan fisik lainnya.

Penelitian ini menggunakan algoritma klasifikasi Support Vector Machine (SVM) dan K-Nearest Neighbor (KNN) untuk membandingkan akurasi deteksi kelayakan tabung. Kedua algoritma dioptimasi menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO) untuk meningkatkan performa. Sebuah studi relevan dari "European Journal of Remote Sensing" berjudul "Comparison of Support Vector Machine, Random Forest and Neural Network Classifiers for Tree Species Classification on Airborne Hyperspectral APEX Images" [4] menunjukkan bahwa SVM memiliki akurasi tertinggi (77%) dibandingkan Random Forest (68%) dan Neural Network (62%) dalam mengklasifikasi jenis tanaman liar berdasarkan citra hiperspektral. Penelitian ini mengambil inspirasi dari pendekatan tersebut untuk menerapkan SVM dan KNN pada deteksi kelayakan tabung gas. Pengambilan data dilakukan dengan memotret tabung gas LPG 3 kg dari PT. Pertamina di Semarang pada kondisi cuaca cerah antara pukul 11.00-14.00 WIB, menggunakan kamera pada ketinggian 0,5 meter dengan intensitas cahaya 100-500 lux dan latar belakang polos (hitam atau putih) untuk hasil foto optimal [5].

Penelitian ini bertujuan membandingkan akurasi SVM dan KNN, dengan fokus pada pengaruh optimasi PSO terhadap performa keduanya. Fokus penelitian ini sendiri adalah kenaikan hasil akurasi terhadap citra tabung Gas LPG ukuran 3 kg dengan metode KNN dan SVM baik sebelum dioptimasi maupun sesudah dioptimasi menggunakan PSO.

II. METODE PENELITIAN

A. Metode Pengumpulan Data

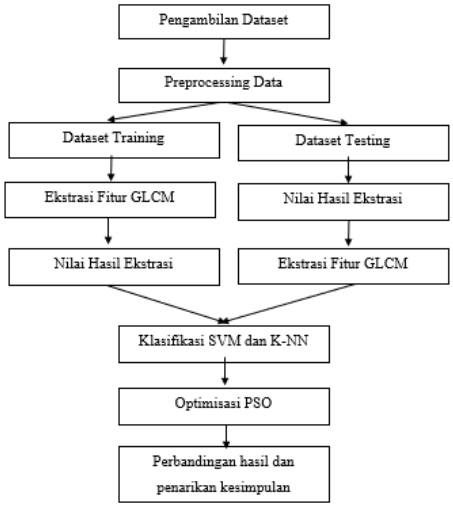
Pengambilan data pada penelitian kali ini dengan menggunakan kamera DSLR dengan resousi CMOS 18MP (1920x1080),

Gambar 1 : kiri : Tabung Gas Tidak Layak, Kanan : Tabung Gas layak Edar

Dataset yang digunakan berjumlah Data training yang akan digunakan dalam penelitian kali ini berjumlah 80 dengan masing-masing pembagian yaitu 40 data tabung layak dan 40 tabung tidak layak edar, Sedangkan Data testing sendiri terdiri dari 40 citra yang terdiri dari 20 citra tabung gas tidak layak dan 20 citra tabung gas yang sudah layak edar.

B. Metode yang Digunakan

Format dan simpan citra grafis Anda menggunakan program pemrosesan grafis yang sesuai dan legal. Sesuaikan ukuran dan resolusi dari citra tersebut agar setiap tulisan maupun bentuk obyek yang terkandung di dalamnya tetap dapat dibaca atau dibedakan. Gambar hasil fotografi maupun *grayscale* harus disiapkan dalam resolusi 400dpi dan disimpan tanpa proses kompresi, 8 bits per piksel (*grayscale*).



Gambar 2 : Alur Penelitian

Alur proses penelitian untuk mendeteksi kelayakan tabung gas LPG menggunakan metode machine learning.

Proses dimulai dengan pengambilan dataset, yang kemudian dibagi menjadi dua bagian: dataset training dan dataset testing. Dataset training digunakan untuk melatih model, sedangkan dataset testing digunakan untuk menguji performa model yang telah dilatih.

Langkah berikutnya adalah preprocessing data, yang dilakukan untuk mempersiapkan data agar dapat diolah lebih lanjut. Setelah preprocessing, dataset training menjalani proses ekstraksi fitur GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix) untuk menghasilkan nilai hasil ekstraksi, yang mencakup fitur seperti kontras, homogenitas, korelasi, dan energi. Sementara itu, dataset testing juga melalui proses ekstraksi fitur GLCM untuk mendapatkan nilai hasil ekstraksi yang serupa. Setelah data training dan testing di ekstrasi kemudian data dibagi dengan perbandingan 70% dan 30% antara data training dan testing.

Hasil ekstraksi dari kedua dataset kemudian digunakan untuk klasifikasi menggunakan dua algoritma, yaitu SVM (Support Vector Machine) dan K-NN (K-Nearest Neighbor). Setelah proses klasifikasi, dilakukan optimasi PSO (Particle Swarm Optimization) untuk meningkatkan performa kedua algoritma tersebut. Langkah terakhir adalah perbandingan hasil dan penarikan kesimpulan, di mana hasil akurasi dari SVM dan K-NN yang telah dioptimasi dibandingkan untuk menentukan algoritma mana yang lebih baik dalam mendeteksi kelayakan tabung gas LPG, serta mengevaluasi pengaruh optimasi PSO terhadap performa klasifikasi.

C. *Eksperiment*

Pada tahapan penelitian ini, saya akan melaksanakan dua eksperimen utama untuk menguji performa klasifikasi dalam mendeteksi kelayakan tabung gas LPG ukuran 3 kg. Eksperimen pertama akan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) sebagai metode klasifikasi awal. Data yang telah diproses melalui ekstraksi fitur GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix) akan digunakan sebagai input untuk algoritma SVM. Setelah model SVM dilatih dan diuji, langkah selanjutnya adalah melakukan optimasi menggunakan Particle Swarm Optimization (PSO). Optimasi ini bertujuan untuk meningkatkan performa model dengan menyesuaikan parameter-parameter SVM, seperti nilai kernel atau margin, sehingga diperoleh hasil yang lebih optimal dalam hal akurasi klasifikasi.

Setelah hasil optimal dari eksperimen pertama dengan SVM dan PSO tercapai, penelitian akan dilanjutkan dengan eksperimen kedua. Pada tahap ini, metode klasifikasi yang digunakan akan diganti menjadi K-Nearest Neighbor (K-NN). Dataset yang sama, yang telah melalui proses ekstraksi fitur GLCM, akan digunakan untuk melatih dan menguji model K-NN. Proses ini melibatkan penentuan nilai K (jumlah tetangga terdekat) yang sesuai untuk klasifikasi. Setelah model K-NN selesai diuji, optimasi kembali dilakukan menggunakan PSO untuk menyempurnakan parameter K-NN, seperti nilai K atau metrik jarak yang digunakan (misalnya Euclidean distance), sehingga akurasi klasifikasi dapat dimaksimalkan.

Tahapan terakhir dari penelitian ini adalah penarikan kesimpulan, yang berfokus pada analisis perbandingan performa antara kedua algoritma, yaitu SVM dan K-NN, setelah keduanya dioptimasi menggunakan PSO. Perbandingan ini akan dilakukan dengan mengukur nilai akurasi masing-masing algoritma berdasarkan hasil pengujian terhadap dataset testing.

Selain juga akan dilakukan analisis mendalam untuk mengevaluasi kelebihan dan kekurangan masing-masing metode, termasuk pengaruh optimasi PSO terhadap performa kedua algoritma. Hasil dari perbandingan ini akan memberikan wawasan tentang algoritma mana yang lebih unggul dalam mendeteksi kelayakan tabung gas LPG, serta dampak optimasi PSO terhadap akurasi klasifikasi, termasuk potensi penurunan akurasi dalam kondisi tertentu sebagaimana ditemukan pada penelitian sebelumnya. Kesimpulan ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi yang jelas mengenai metode yang paling efektif untuk aplikasi praktis dalam pengujian kelayakan tabung gas LPG.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. *Dataset Yang Digunakan*

Karena Data Citra yang di gunakan untuk mengimplementasikan hasil dari penelitian ini yaitu dengan menggunakan 120 Citra terdiri yang akan split 70% data training dan 30% data testing. Dataset berupa gambar tabung gas dari keempat sisi tampak depan, tampak belakang, samping kiri dan samping kanan.

Gambar 4. 7 : Citra pada tabung gas layak

1. Tampak Depan Tabung Gas
2. Tampak Belakang Tabung Gas
3. Tampak Samping Kanan Tabung Gas
4. Tampak Samping Kiri Tabung Gas

Seperti yang dilihat pada Gambar 4.1 dataset diambil pertabung dari kempat sisi agar bisa mencakup seluruh permukaan tabung. Hal ini dilakukan agar proses ekstrasi dapat mencakup keempat sisi tabung gas karena tabung gas itu sendiri memiliki 4 sisi yang berbeda.

B. *Preprocessing Data*

Jika Tahapan preprocessing data meliputi dua langkah utama yang dirancang untuk mempersiapkan citra agar sesuai dengan kebutuhan pengolahan menggunakan GLCM:

1. Mengubah citra RGB menjadi Grayscale: Proses ini mengkonversi citra warna RGB (Red, Green, Blue) menjadi citra Grayscale dengan menggunakan rumus sederhana (R + G + B)/3. Hasilnya adalah rentang nilai keabuan dari 0 hingga 255, di mana 0 mewakili hitam total dan 255 mewakili putih penuh. Langkah ini sangat penting karena

GLCM hanya dapat memproses citra Grayscale atau hitam-putih berdasarkan array dan sudut tertentu, sehingga memastikan data siap untuk analisis tekstur.

2. Mengubah ukuran citra: Citra awal dengan resolusi tinggi (5184 x 3486 piksel) dan ukuran file besar (3-8 MB) gambar diubah menjadi 480 x 480 piksel. Proses resize ini dilakukan untuk mengurangi beban komputasi pada sistem, mencegah masalah seperti hang atau not responding, serta mempercepat waktu pengolahan data tanpa secara signifikan memengaruhi akurasi hasil klasifikasi. Perubahan ukuran ini dapat dilakukan menggunakan fungsi `imgresize (480,480)`, setelahnya citra siap dihitung menggunakan GLCM.

Sebagai contoh, sebuah citra RGB 3x3 (misalnya R:240, G:90, B:90) akan dikonversi menjadi nilai Grayscale seperti 140, diikuti oleh nilai lainnya seperti 98, 49, dan seterusnya berdasarkan perhitungan rata-rata RGB per piksel. Hasil konversi ini menunjukkan perubahan visual yang jelas dari citra berwarna menjadi citra hitam-putih, yang kemudian dioptimalkan dengan resize untuk efisiensi komputasi.*text*".

C. Ektrasi Fiur GLCM

Gambar yang sudah melalui tahapan preprocessing selanjutnya akan di ekstrasi menggunakan GLCM dengan fitur (Contrast, Homogeneity, Correlation dan Energy). Perhitungan nilai GLCM seperti yang sudah dijelaskan pada BAB III adalah perhitungan untuk memperoleh suatu nilai berdasarkan fitur agar bisa dijadikan suatu parameter pada pengklasifikasian suatu data. Ekstrasi dilakukan menggunakan MATLAB 2014a sebagai tools dan nilai dari keempat fitur GLCM tersebut nantinya akan diklasifikasikan menggunakan SVM dan K-NN

No	Nama Image	Contrast	Homogeneity	Correlation	Energy
1.	Image_1	0,015980619	0,992022196	0,994714833	0,459877802
2.	Image_2	0,014886519	0,992589837	0,994432412	0,499398037
3.	Image_3	0,016826734	0,991604572	0,993694353	0,438094297
4.	Image_4	0,015434853	0,992285774	0,993936787	0,436319286
5.	Image_5	0,017046916	0,991507061	0,994812121	0,451020107
6.	Image_6	0,016645184	0,991698101	0,994469241	0,460651246
7.	Image_7	0,016241666	0,991895543	0,993978186	0,441564582
8.	Image_8	0,013587534	0,993206233	0,994869646	0,437962949
9.	Image_9	0,015980619	0,992022196	0,994567145	0,370221037
10.	Image_10	0,020686731	0,989689344	0,994549855	0,464578317
11.	Image_11	0,016812777	0,991634826	0,993927844	0,44207793
12.	Image_12	0,017674748	0,99119194	0,994714833	0,459877802
…	…	….	….	….	….
120	Image_120	0,98676196	0,981749339	0,994840144	0,993359353

Tabel 1 : Hasil Ekstrasi Fitur dengan GLCM.

Hasil dari ekstrasi fitur GLCM akan berupa nilai dengan indicator masing2 sepeti Contrast, Corelation, Homogeneity dan Energy. Selanjutnya data-data tersebut akan diklasifikasi menggunakan SVM dan KNN untuk dibandingkan hasil nilai akurasi dari keduanya.

D. Klasifikasi SVM

Dalam penelitian ini, data sebanyak 120 dibagi menjadi data training dan testing dengan rasio 70:30, sesuai standar. Pengklasifikasian menggunakan SVM dilakukan dengan Nilai C menentukan toleransi kesalahan data, sangat memengaruhi akurasi pada SVM linear. Hasil akurasi SVM tanpa optimasi: 88.89% untuk sudut 0°, 45°, 90°, dan 135° (Tabel 4.15). Kesamaan akurasi menunjukkan rentang nilai GLCM pada keempat sudut hampir identik.

E. Klasifikasi K-NN

Penomoran Setelah klasifikasi SVM selesai, eksperimen dilanjutkan dengan K-NN, menguji nilai K dari 1 hingga 9 (K-1, K-3, K-5, K-7, K-9) dengan perhitungan manual terlebih dahulu pada 10 dataset (9 training, 1 testing) untuk mengidentifikasi kelemahan K-NN. Jarak Euclidean dihitung, misalnya antara Image_1 dan Image_10 (0,056188), lalu ditentukan kelas berdasarkan K terdekat (untuk K-1, hasil "Layak"). Hasil akurasi K-NN: 100% pada K-1 (semua sudut) dan K-3 (sudut 0°, 135°), dengan terendah 86,90% pada K-9 (sudut 90°). K-NN unggul dibanding SVM.

F. Particle Swarm Obtimization (PSO)

Particle Swarm Optimization (PSO) adalah algoritma optimasi berbasis populasi yang terinspirasi dari perilaku sosial burung atau ikan, diperkenalkan oleh Kennedy dan Eberhart pada 1995. PSO menggunakan partikel yang bergerak dalam ruang pencarian untuk menemukan solusi optimal, dengan memperbarui posisi dan kecepatan berdasarkan personal best (pbest) dan global best (gbest). Algoritma ini sederhana, efisien, dan cocok untuk masalah optimasi kompleks. Dalam penelitian kelayakan tabung gas LPG 3 kg, PSO mengoptimasi parameter SVM dan K-NN, meskipun kadang menurunkan akurasi, seperti pada K-NN (K=9, sudut 45°). PSO banyak digunakan dalam pengolahan citra dan optimasi teknik,

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini menggunakan MATLAB dan RapidMiner untuk menguji apakah PSO meningkatkan atau menurunkan akurasi. Kendala utama adalah MATLAB dapat not responding jika resolusi gambar terlalu besar, karena beban komputasi meningkat seiring resolusi. K-NN dan SVM mencapai akurasi tertinggi 100%, dengan K-NN unggul karena akurasi 100% pada K-1 (semua sudut) sebelum dan sesudah optimasi PSO, terendah 86,90% (K-9, sudut 45°). SVM mencapai 100% pada sudut 45°, terendah 98,61% pada sudut lain pasca-PSO. PSO dapat menurunkan akurasi dalam kondisi tertentu [20].

LAMPIRAN

A. CITRA TABUNG GAS LAYAK EDAR

B. CITRA TABUNG GAS TIDAK LAYAK EDAR

DAFTAR PUSTAKA

[1] Heri Sunaryo, "Advorcacy Groups for Indonesian Women Migran Worker's Protection," Jurnal Kependudukan Indonesia, vol. 1, no. 1, pp. 1 - 20, 2020.

[2] Ika Kurniaty, Heri Hermansyah, Potentian Utilization of LPG (Liquied Petroleum Gas) as Fuel For Vechile Motorcycle Users, Indonesia: Semnastek (Seminar Nasional Sains dan Teknologi), 2019.

[3] Erwin Yudi Hidayat, Teguh Budi Prasetyo, "Identifikasi Kualitas Fisik Tabung LPG 3 kg menggunakan," JURNAL EKSPLORA INFORMATIKA, pp. 77 - 87, 2022.

[4] Edwin Raczko , Bogdan Zagajewski, "Comparison of support vector machine, random forest and neural network, classifiers for tree species classification on airborne hyperspectral APEX, images," European Journal of Remote Sensing, vol. 50, no. 1, 2023.

[5] Laura Safira, Budhi Irawan, Casi Setianingsih., "K-Nearest Neighbour Classification and Feature Extraction GLCM for Identification of Terry's Nail," The 2021 IEEE International Conference on Industry 4.0, , 2021.

[6] Prasanta Pratim Bairagi, Prof. (Dr.) L. P. Saikia, "Development of a LPG Monitoring and Development of a LPG Monitoring and Wireless Sensor Network," Proceedings of the Fourth International Conference on Inventive Systems and Control (ICISC 2020), p. 6, 2020.

[7] Ashfaq Hussain, Ajay Khunteta, "Semantic Segmentation of Brain Tumor from MRI Images and SVM Classification using GLCM Features," Proceedings of the Second International Conference on Inventive Research in Computing Applications (ICIRCA-2020), pp. 38 - 43, 2020.

[8] Felipe O. Barino and Alexandre Bessa dos Santos, "LPG interrogator based on FBG array and Artificial Neural Network," IEEE SENSORS JOURNAL, VOL. XX, NO. XX, MONTH X, XXXX , p. 8, 2020.

[9] João B. A. Gomes, Joel J. P. C. Rodrigues, Jalal Al-Murtadi, Joel J. P. C. Rodrigues, "An IoT-based Smart Solution for Preventing

Domestic CO and LPG Gas Accidents," Center of Excellence in Information Assurance (CoEIA), 2020.
[10] Wawan Ardi Subakdo, Yuwono Ario Nugroho, "In-Bound and Out-Bound Logistics on 3 KG LPG Distribution in Indonesia," Seminar Nasional Sains dan Teknologi , Vols. T - 20, pp. 1 - 10, 2020.
[11] RD. Kusumanto, Alan Novi Tompunu, "Digital Image Processing To Detect Objects Using RGB Normalization Model Color Processing," National Seminar on Applied Information & Communication Technology (Semantics 2020), p. 7, 2020.
[12] Zeeshan Abbas, Mobeen-ur-Rehman, Shahzaib Najam, S.M. Danish Rizvi, "An Efficient Gray-Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) based Approach Towards Classification of Skin Lesion," IEEE, vol. 8, no. 2, pp. 317 - 321, 2019.
[13] Aditya Budi Pradana, Prawito Prajitno, "A Portable Surface Roughness Measurement System Using Laser Speckle Imaging Based on GLCM," 2019 6th International Conference on Instrumentation, Control, and Automation (ICA), vol. 6, pp. 100 - 105, 31 July – 2 August 2019.
[14] Okfalisa, Mustakim, Ikbal Gazalba, Nurul Gayatri Indah Reza, "Comparative Analysis of K-Nearest Neighbor and Modified K-Nearest Neighbor Algorithm for Data Classification," 2017 2nd International Conferences on Information Technology,, pp. 294 - 300, 2017.
[15] Eka Rahayu Setyaningsih, Indah Listiowarni, "Categorization of Exam Questions based on Bloom Taxonomy using Naive Bayes and Laplace Smoothing," 3rd East Indonesia Conference on Computer and Information Technology (EIConCIT), vol. 4, pp. 330 - 333, 2021.
[16] Zulfian Azmi, Muhammad Dahria, "Decision Tree Based Algorithm For Decision-Making," SAINTEK, vol. 8, pp. 157 - 164, 2021.
[17] Fadhel Akhmad Hizham, Yanuar Nurdiansyah, Diksy Media Firmansyah, "Implementation of the Backpropagation Neural Network (BNN) Method in the Classification System for Student Graduation Timeliness (Case Study: Information Systems Study Program, University of Jember)," SAINSTEK, vol. VI, no. 2, pp. 97-105, 2018.
[18] Indri Monika Parapat, Muhammad Tanzil Furqon, Sutrisno, "Penerapan Metode Support Vector Machine (SVM) Pada Klasifikasi Penyimpangan Tumbuh Kembang Anak," Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, vol. 2, pp. 3163-3169, 10 Oktober 2018.
[19] Firman Tempola, Miftah Muhammad, Amal Khairan, "Comparison of Classification Between Knn And Naive Bayes In Determining Volcanic Status With K-Fold Cross Validation," Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK) , vol. 5, no. 5, pp. hlm. 577-584 , 2018.
[20] Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks, 4, 2021. doi:10.1109/ICNN.