

Implementasi Algoritma *Support Vector Machine* pada Deteksi Kebakaran Dini untuk Mencegah Terjadinya *False Alarm* Berbasis *Electronic Nose*

Ahza Pratama¹, Danang Lelono²

¹Program Studi Elektronika dan Instrumentasi, FMIPA UGM, Yogyakarta, Indonesia

²Departemen Ilmu Komputer dan Elektronika, FMIPA UGM, Yogyakarta, Indonesia

e-mail: ¹ahza.pra2002@mail.ugm.ac.id, ²danang@ugm.ac.id

Abstrak

Kebakaran adalah terjadinya api yang tidak dapat dikendalikan. Kebakaran merupakan sebuah kejadian yang tidak diinginkan. Pada umumnya sebuah bangunan fasilitas umum memiliki pendekripsi kebakaran dini berupa smoke detector. Namun dalam penerapannya, smoke detector sering mengalami false alarm akibat deteksi asap selain asap kebakaran. Oleh karena itu, diperlukan sistem deteksi asap yang lebih cerdas untuk membedakan asap kebakaran dan non-kebakaran guna mengurangi kemungkinan terjadinya false alarm menggunakan electronic nose.

Algoritma *Support Vector Machine* digunakan pada sistem electronic nose untuk mengklasifikasikan jenis asap. Proses ini meliputi perancangan hardware menggunakan sensor MQ2, MQ5, dan MQ7 serta pengujian dengan berbagai sampel asap, yaitu asap dari dupa, kain, rokok, dan kayu. Data dari masing-masing asap diperoleh dari pengambilan secara mandiri dengan pemanasan setiap sampel dalam chamber dengan jarak 30 cm dari sensor gas larik. Data dari setiap asap dikumpulkan dan dilakukan preprocessing sebelum dilatih.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu mengklasifikasikan jenis asap dengan akurasi sebesar 93%. Sistem mampu membedakan asap kebakaran dan non-kebakaran dengan baik, sehingga dapat mengurangi false alarm yang sering terjadi pada sistem pendekripsi kebakaran konvesional.

Kata kunci—Electronic Nose, *Support Vector Machine*, *False Alarm*

Abstract

Fire is an uncontrolled combustion event that is highly undesirable. In general, public facility buildings are equipped with early fire detection systems, such as smoke detectors. However, conventional smoke detectors often experience false alarms due to the detection of non-fire smoke. Therefore, a more intelligent smoke detection system is required to distinguish between fire and non-fire smoke to reduce false alarms using an electronic nose.

The *Support Vector Machine* (SVM) algorithm is implemented in the electronic nose system to classify different types of smoke. This process includes hardware design using MQ2, MQ5, and MQ7 sensors, as well as testing with various smoke samples, namely incense, fabric, cigarette, and wood smoke. Data from each type of smoke is collected through self-conducted sampling, where each sample is heated in a chamber at a distance of 30cm from the gas sensor array. The data is then preprocessed before being trained.

The test results show that the system can classify smoke types with an accuracy of 93%. The system effectively differentiates between fire and non-fire smoke, thereby reducing the false alarms that frequently occur in conventional fire detection systems.

Keywords—Electronic Nose, *Support Vector Machine*, *False Alarm*

1. PENDAHULUAN

Kebakaran adalah terjadinya api yang tidak dapat dikendalikan. Kebakaran merupakan sebuah kejadian yang tidak diinginkan. Oleh sebab itu, kebakaran dapat dikategorikan sebagai musibah atau bencana. Kebakaran dapat disebabkan oleh faktor alam maupun non-alam. Kebakaran dapat menimbulkan kerugian materi bahkan dapat mengakibatkan cacat fisik [1]. Pada tahun 2019, terdapat 1.355 kasus kebakaran di Jakarta. 557 kasus disebabkan oleh korsleting listrik, 107 kasus disebabkan oleh kompor gas, dan 51 kasus disebabkan oleh puntung rokok [2].

Sebagaimana diatur dalam Pasal 4 Peraturan Menteri Pariwisata dan Ekonomi Kreatif Republik Indonesia Nomor PM.53/HM.001/MPEK/2013, Sesuai dengan Standar Usaha Hotel, setiap hotel harus memiliki sertifikat dan memenuhi persyaratan standar usaha hotel. Salah satu tujuan standar usaha hotel adalah untuk memberikan perlindungan kepada tamu, pengusaha, tenaga kerja, dan masyarakat dalam hal keselamatan, kesehatan, kenyamanan, keamanan, dan kemudahan serta pelestarian lingkungan hidup. Untuk menjaga keselamatan pengunjung dan penghuni, bangunan hotel harus memiliki sistem perlindungan yang melindungi tamu dan penghuni. Kemudian menurut Peraturan Menteri Pekerjaan Umum No.26/PRT/M/2008 tentang Persyaratan Teknis Sistem Proteksi Kebakaran pada Bangunan Gedung dan Lingkungan, sistem proteksi kebakaran pada bangunan gedung dan lingkungan adalah sistem yang terdiri dari peralatan, kelengkapan, dan sarana yang terpasang dan terletak di bangunan yang digunakan untuk tujuan sistem proteksi aktif, sistem proteksi pasif, dan metode pengelolaan dalam rangka melindungi bangunan dari kebakaran [3]. Salah satu bentuk proteksi kebakaran pada bangunan yaitu penggunaan *smoke detector* menggunakan electronic nose.

Dalam penerapannya, deteksi dini dari kebakaran pada bangunan masih perlu dievaluasi kembali. Tidak jarang pula terjadinya error yang menyebabkan alarm deteksi kebakaran berbunyi yang diakibatkan oleh asap selain asap kebakaran. Bunyi alarm yang salah dalam deteksi dini ini dapat disebut sebagai *false alarm*. *False alarm* merupakan kondisi dimana sebuah sinyal kebakaran berbunyi meskipun tidak terjadi sebuah kebakaran. *False alarm* dapat terjadi karena banyak hal. Salah satunya yaitu ketika alarm mendekripsi adanya asap sehingga menyebabkan trigger pada alarm kebakaran meskipun asap yang terjadi bukan karena kebakaran. *False alarm* dapat menyebabkan banyak kerugian karena berasal dari sinyal detektor asap yang tidak diinginkan seperti asap rokok atau asap dari luar [4].

Electronic Nose adalah sebuah instrumen yang dibuat untuk meniru indra penciuman yang berfungsi sebagai mekanisme non-separator. *Electronic Nose* terdiri dari larik sensor sebagai bagian instrumennya yang reaktif pada sistem deteksinya. Ketika terpapar senyawa yang mudah menguap, sensor pada *electronic nose* akan bereaksi dan memberikan perubahan sinyal listrik. Masing-masing sensor memiliki spesifikasi tertentu terhadap sensitivitas molekul yang menguap. Hal ini dikarenakan sifat dari odour atau aroma yang terdiri dari unsur dan senyawa yang menyebabkan pola sinyal yang dibaca sensor akan saling *overlapping* [5]. *Electronic nose* dapat diimplementasikan pada berbagai bidang seperti minuman [6], makanan [7], kosmetik [8], bahkan Kesehatan [9].

Data yang didapatkan dari pembacaan *electronic nose* dilakukan klasifikasi jenis asap menggunakan algoritma Supervised Learning. Algoritma Supervised Learning merupakan sebuah teknik pembelajaran mesin yang diawasi atau yang menggunakan data-data yang sudah diberi label oleh perancangnya [10]. Algoritma Supervised Learning yang digunakan dalam penelitian ini adalah Support Vector Machine (SVM).

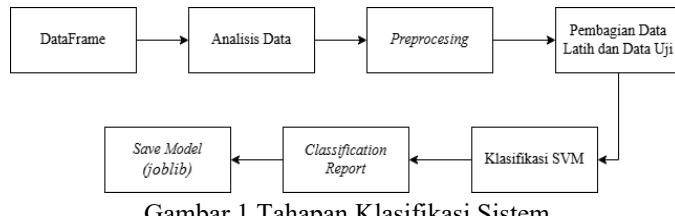
Secara umum, penggunaan electronic nose sebagai pendekripsi asap dalam ruangan telah banyak digunakan dan dikembangkan dengan baik. Namun, penerapannya sebagai klasifikasi asap masih sangat terbatas. Oleh karena itu, pada penelitian ini akan dikembangkan sebuah sistem dari implementasi klasifikasi asap non-kebakaran dan asap kebakaran menggunakan electronic nose. Ketika sistem mengenali sebuah asap non-kebakaran, maka sistem tidak akan memberikan output apapun. Ketika sistem mengenali sebuah asap kebakaran, maka sistem akan memberikan sebuah output berupa alarm. Hal ini guna mencegah terjadinya *false alarm*.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Analisis Sistem

Sistem ini menggunakan sensor gas larik MQ2, MQ6, dan MQ7 untuk mendekripsi asap, yang menghasilkan sinyal listrik dengan pola berbeda pada setiap jenis pembakaran. Sensor tidak dapat langsung mengklasifikasikan jenis asap, maka digunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk mengklasifikasikan data berdasarkan pola yang terbaca. Data yang dihasilkan dari pembacaan ketiga sensor digunakan sebagai dataset untuk training.

Dalam proses klasifikasi, SVM memanfaatkan konsep *hyperplane* untuk memisahkan kelas yang berbeda. Untuk meningkatkan performa, dilakukan normalisasi data menggunakan metode minmax, data dibagi menjadi data latih dan uji dengan rasio 80:20. Evaluasi model menunjukkan akurasi 94%, presisi 90%, dan recall 95%. Kinerja model dapat dioptimalkan lebih lanjut dengan menyesuaikan nilai C dan gamma. Tahapan klasifikasi sistem ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1 Tahapan Klasifikasi Sistem

2.2 Rancangan Sistem

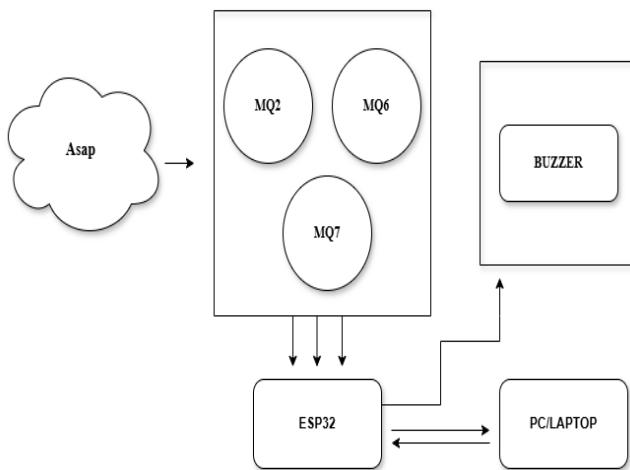
Dalam mendekripsi asap digunakan perangkat enose yang terdiri dari sensor gas larik untuk membaca nilai gas pada saat pengambilan sampel asap berlangsung. Sensor gas larik terdiri dari 3 sensor yaitu MQ2, MQ5, dan MQ7. Sensor larik didesain menggunakan software *eagle* dan selanjutnya dicetak hingga menjadi pcb.

Proses pengambilan data dimulai dengan membakar dupa, rokok, kayu dan kain. Asap dari masing-masing pembakaran digunakan sebagai sampel untuk pengukuran aroma menggunakan sensor gas larik yang telah dibuat. Sensor gas larik akan mendekripsi kadar dan komposisi gas yang dihasilkan oleh asap pembakaran pada masing-masing sampel yang diproses melalui ESP32. Serial monitor menampilkan data dari sensor gas larik yang masuk secara terus menerus dan disimpan dalam bentuk file csv. Data yang sudah diperoleh dan disimpan dalam file csv kemudian digabungkan dan diberi label sesuai dengan sampel yang diambil. File csv gabungan yang berisikan data sensor dan label kemudian dinormalisasikan untuk mengurangi *range* antar data sensor sehingga pembacaan dan identifikasi sensor lebih akurat.

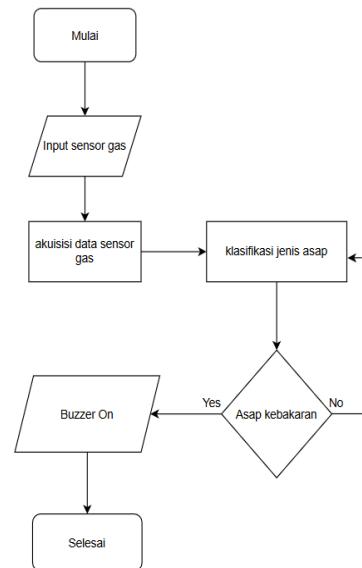
Dataset yang telah dinormalisasi akan diproses menggunakan algoritma SVM untuk dilatih dan diuji mengklasifikasikan jenis asap sehingga sistem dapat membedakan antara asap kebakaran dan asap lainnya. Setelah sistem dapat membedakan antara kedua asap, sistem

memberikan dua luaran yang berbeda. Ketika sistem mengidentifikasi asap non-kebakaran, maka tidak menghasilkan *output* apapun. Sedangkan ketika sistem mengidentifikasi asap pembakaran kain dan kayu, maka alarm berbunyi.

Model *Support Vector Machine* dilatih menggunakan data latih yang dihasilkan oleh sensor gas larik dan jenis asap yang masuk, untuk menemukan garis pembatas (*hyperplane*) dalam ruang fitur sensor gas larik yang dapat memisahkan kelas-kelas jenis asap yang berbeda. Kemudian model yang telah dibuat dilakukan uji coba dengan data uji yang telah disiapkan. Kinerja sistem akan dievaluasi berdasarkan *evaluation metrics* yang digunakan dalam klasifikasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-Score. Akurasi merupakan banyaknya prediksi yang benar dari total prediksi. Presisi merupakan banyaknya prediksi positif yang benar dari semua prediksi positif. Recall merupakan banyaknya prediksi positif yang benar dari total data yang sebenarnya positif. F1-Score merupakan rata-rata harmonik dari presisi dan recall. Melalui serangkaian pengujian seperti pembagian data menjadi data latih dan data uji, pelatihan model SVM dengan data latih, evaluasi kinerja sistem dengan *evaluation metrics* seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-Score, sistem akan dievaluasi untuk diukur kemampuannya dalam mengklasifikasikan jenis asap. Indikator keberhasilan sistem ketika sistem mampu mengklasifikasikan sampel asap menjadi dua jenis asap yaitu asap kebakaran dan non-kebakaran serta dapat memberikan respon pada buzzer. Nilai akurasi diharapkan mencapai lebih dari 90%. Jika hasil yang didapatkan kurang dari 90%, maka dilakukan penyesuaian pada parameter pelatihan hingga angka akurasi dapat mencapai lebih dari 90%. Rancangan perangkat keras sistem ditunjukkan pada Gambar 2 dan cara kerja sistem dapat diamati pada Gambar 3.



Gambar 2 Rancangan Perangkat keras



Gambar 3 Cara Kerja Sistem

2.3 Prosedur Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan peralatan dan bahan yang ditunjukkan pada tabel 1 dan Tabel 2 sebagai berikut.

Tabel 1 Alat Penelitian

| No | Nama | Keterangan |
|----|---------------------------|--|
| 1. | <i>Visual Studio Code</i> | <i>Text editor</i> untuk menuliskan program akuisisi data dan pembacaan data pada sensor gas |
| 2. | Python 3.8 | Bahasa Pemrograman untuk menjalankan pelatihan sistem |
| 3. | <i>Google Colab</i> | Text Editor untuk membuat sistem klasifikasi dari data sensor yang diperoleh |
| 4. | Sensor MQ2 | Berfungsi untuk mendeteksi gas LPG, propane, dan hidrogen dalam asap |
| 5. | Sensor MQ5 | Berfungsi untuk mendeteksi gas H ₂ , LPG, CH ₄ , dan CO |
| 6. | Sensor MQ7 | Mendeteksi CO di udara |
| 7. | Mikrokontroller ESP32 | Mengendalikan, membaca sensor, memproses dan menghubungkan ke komponen lainnya |
| 8. | Buzzer | Perangkat untuk membunyikan alarm |

Tabel 2 Bahan Penelitian

| No | Nama | Keterangan |
|----|-------|--------------------------------|
| 1. | Kayu | Sebagai sampel label kebakaran |
| 2. | Kain | Sebagai sampel non-kebakaran |
| 3. | Dupa | Sebagai sampel non-kebakaran |
| 4. | Rokok | Sebagai sampel non-kebakaran |

Proses pengambilan data dilakukan dengan membakar sampel-sampel dalam sebuah chamber berukuran 35 cm X 50 cm dengan tinggi 40 cm, kemudian sensor larik diletakkan diatas untuk dilakukan pengambilan data dari asap yang dihasilkan oleh sampel pembakaran. Dokumentasi pengumpulan data ditunjukkan pada Gambar 4

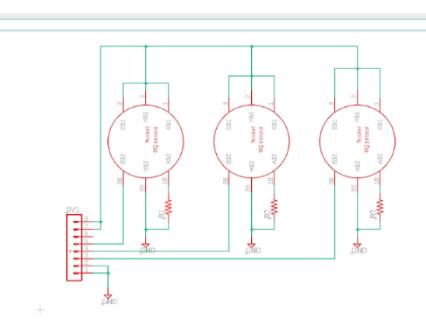


Gambar 4 Proses Pengumpulan Data

2.4 Implementasi Perangkat Keras

Pembuatan rangkaian elektronik dan integrasi antar pin-pinnya dibuat menggunakan software Eagle Autodesk. Langkah awal dilakukan pembuatan skematik, kemudian didesain sebuah PCB sesuai dengan skematik yang dibuat. Implementasi perangkat keras pada penelitian ini bertujuan untuk merancang dan merealisasikan sistem fisik yang dapat mendukung pengumpulan data dari lingkungan. Proses dimulai dengan perancangan Printed Circuit Board (PCB) menggunakan aplikasi EAGLE, yang memungkinkan desain sistem elektronik dengan penempatan komponen yang efisien dan terintegrasi. Desain PCB mencakup jalur koneksi untuk komponen utama, seperti sensor dan mikrokontroler, serta memastikan kompatibilitas antarkomponen. Setelah desain selesai, PCB dicetak menggunakan metode fabrikasi yang sesuai untuk menghasilkan papan sirkuit fisik yang siap digunakan.

Tahapan berikutnya adalah pemasangan komponen elektronik pada PCB, termasuk tiga jenis sensor gas, yaitu MQ2, MQ6, dan MQ7. Sensor-sensor ini dipilih berdasarkan karakteristiknya dalam mendeteksi berbagai jenis gas, seperti gas mudah terbakar, gas karbon monoksida, dan gas lain yang relevan dengan penelitian. Setiap sensor dipasang pada lokasi yang telah ditentukan di PCB dengan menggunakan teknik soldering untuk memastikan koneksi yang kuat dan stabil. Selain itu, mikrokontroler sebagai pengendali utama sistem juga diintegrasikan pada PCB, dengan konfigurasi yang memungkinkan komunikasi data antara sensor dan perangkat lunak. Desain skematik dari sensor larik dan dokumentasi hasil pembuatan sensor ditunjukkan pada Gambar 5 dan Gambar 6.



Gambar 5 Desain Rangkaian Sensor



Gambar 6 Rangkaian Sensor

2.5 Implementasi Perangkat Lunak

Data yang telah dikumpul kemudian digabung dan diberi label. Setelah itu, dataset dinormalisasikan untuk mengubah nilai-nilai dalam dataset agar berada dalam skala antara 0 dan 1. Dilakukan normalisasi untuk mengurangi skala yang berbeda antar fitur, sehingga model pembelajaran mesin dapat bekerja lebih baik. Metode normalisasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah minmax scaling. Kemudian, data dibagi menjadi data latih dan data uji. Data dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji untuk mengevaluasi kinerja model secara lebih objektif dengan menggunakan data yang tidak terlibat dalam pelatihan. Setelah itu, data dilatih menggunakan algoritma SVM.

2.6 Implementasi SVM

Pada Implementasi SVM, digunakan beberapa *library* seperti *NumPy* (komputasi numerik), *Pandas* (manipulasi data), *Scikit-learn* (pembagian data dan pelatihan model), *StandardScaler* (normalisasi data), dan *SVC* (model SVM). *GridSearchCV* digunakan untuk menemukan parameter optimal SVM seperti *C*, *gamma*, dan *kernel*. Setelah model dilatih,

accuracy_score dan *classification_report* digunakan untuk evaluasi kinerja, dan *Joblib* digunakan untuk menyimpan model.

2.7 Pengujian Sistem

Pengujian sistem dimulai dengan mengupload program pembacaan sensor pada ESP32, kemudian dihubungkan dengan program python yang berjalan di komputer. Dalam proses ini, terminal python akan menampilkan informasi mengenai data sensor yang diterima dari ESP32, termasuk jenis asap yang terdeteksi serta keterangan apakah terdeteksi kebakaran atau tidak. Data sensor yang diperoleh mencakup informasi dari sensor MQ2, MQ6, dan MQ7 yang digunakan untuk mendeteksi berbagai jenis asap seperti asap kayu, asap dupa, asap kain, dan asap rokok. Program python kemudian menganalisis data tersebut menggunakan model SVM yang telah dilatih dan disimpan dalam bentuk file PKL sebelumnya untuk mengklasifikasikan jenis asap. Jika model mendeteksi asap kayu, sistem akan mengirimkan sinyal ke ESP32 untuk mengaktifkan buzzer sebagai tanda adanya kebakaran. Dengan demikian, sistem dapat memberikan notifikasi secara *real time* mengenai kebakaran dan mengaktifkan peringatan dini berupa buzzer secara otomatis seperti yang ditunjukkan pada Gambar 7.

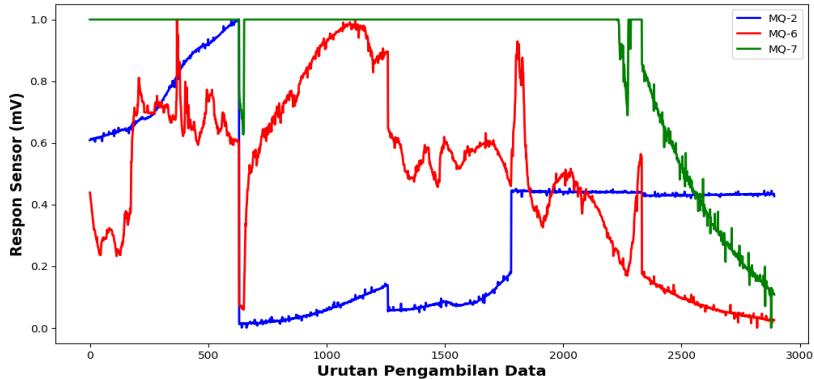
```
Data mentah dari ESP32: 4095,1657,4095
Nilai sensor mentah: [4095.0, 1657.0, 4095.0]
Hasil prediksi: kayu - Kebakaran!
Data mentah dari ESP32: 4095,1653,4095
Nilai sensor mentah: [4095.0, 1653.0, 4095.0]
Hasil prediksi: kayu - Kebakaran!
Data mentah dari ESP32: 4095,1651,4095
Nilai sensor mentah: [4095.0, 1651.0, 4095.0]
Hasil prediksi: kayu - Kebakaran!
Data mentah dari ESP32: 4095,1648,4095
Nilai sensor mentah: [4095.0, 1648.0, 4095.0]
Hasil prediksi: kayu - Kebakaran!
Data mentah dari ESP32: 3010,1648,4095
Nilai sensor mentah: [3010.0, 1648.0, 4095.0]
Hasil prediksi: kayu - Kebakaran!
```

Gambar 7 Output Program

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Preprocessing

Data yang diperoleh dari pengukuran oleh sensor gas larik dan pemrosesan oleh ESP32 dikonversikan ke dalam file csv dan digabungkan kemudian diberikan label sesuai dengan sampel yang diukur. Kolom pada file csv terdiri atas data dari sensor MQ2, MQ6, MQ7, dan label masing-masing sampel. Dataset yang telah digabungkan dan diberi label kemudian dinormalisaikan menggunakan metode minmax supaya jarak antar data tidak terlalu jauh.



Gambar 8 Grafik Sensor Setelah Normalisasi

Gambar 8 merupakan hasil *preprocessing* dengan menggunakan metode minmax. Sumbu x pada grafik menunjukkan urutan pengambilan data dan sumbu y menunjukkan data respon sensor dengan jarak antara 0 dan 1. Dapat dilihat bahwa hasil normalisasi menunjukkan perbedaan respon dari masing-masing kelas.

3.2 Tahapan Klasifikasi

Dataset yang dikumpulkan digabungkan menjadi satu file CSV dan dimuat ke dalam DataFrame menggunakan pustaka Pandas untuk memudahkan pemrosesan. Data kemudian dianalisis dengan pengecekan distribusi, penghapusan pemisah yang tidak diperlukan, dan variabel yang tidak relevan. Preprocessing dilakukan dengan normalisasi data agar rentangnya berada antara 0 dan 1, serta encoding label menjadi bentuk numerik. Setelah itu, data dibagi menjadi dua bagian, yakni data latih (80%) dan data uji (20%), dengan jumlah data latih sebanyak 2314 dan data uji sebanyak 579.

Model Support Vector Machine (SVM) digunakan untuk klasifikasi dengan kernel RBF, yang membantu model menangani data yang kompleks. Proses klasifikasi ini melibatkan pengaturan parameter seperti cost dan gamma untuk menghasilkan model optimal. Setelah model diuji, dilakukan evaluasi menggunakan classification report, yang mencakup metrik seperti presisi, recall, dan f1-score. Model yang telah dilatih kemudian disimpan menggunakan joblib, memungkinkan untuk digunakan kembali tanpa perlu pelatihan ulang.

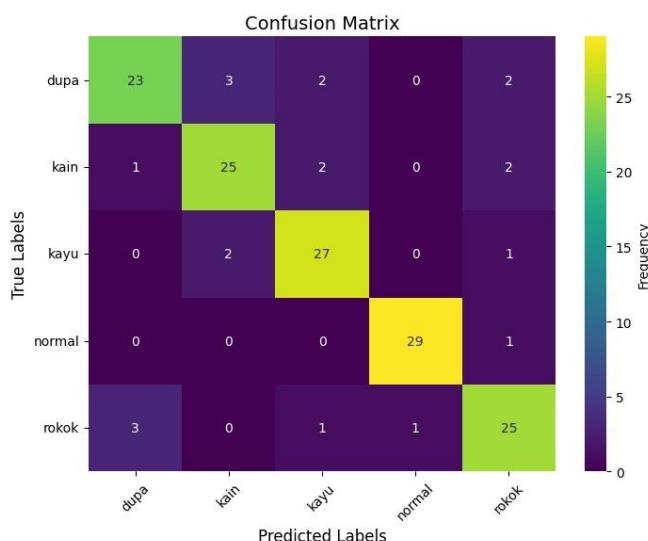
3.3 Pengujian

Pengujian model dilakukan terhadap pembakaran dari sampel gas secara *realtime* menggunakan metode SVM. Pengujian model menggunakan *electronic nose* dengan sensor larik akan mendeteksi asap hasil pembakaran ke lima sampel yaitu asap kayu, dupa, rokok, kain, dan udara normal dan menghasilkan pembacaan berupa sinyal tegangan. Sinyal tegangan yang didapatkan dianalisis dan diklasifikasikan menggunakan model yang telah dibuat. *Classification Report* adalah salah satu cara untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi, yang memberikan berbagai metrik evaluasi untuk setiap kelas dalam masalah klasifikasi. *Classification Report* meliputi *precision*, *recall*, F1-score, *Support*, *Accuracy*, *Macro Average*, dan *Weighted Average* seperti yang ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3 *Classification Report Train Model*

| Kelas | Precision | Recall | F1-Score | Support | Accuracy |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|----------|
| Dupa | 98% | 98% | 99% | 113 | 98% |
| Kain | 94% | 97% | 95% | 105 | 94% |
| Kayu | 98% | 99% | 100% | 138 | 98% |
| Normal | 97% | 100% | 98% | 103 | 97% |
| Rokok | 97% | 95% | 96% | 120 | 97% |
| Macro Avg | 98% | 98% | 98% | 579 | |
| Weightrd Avg | 98% | 98% | 98% | 579 | |

Setelah dilatih, sistem yang dikembangkan diuji secara realtime untuk diuji apakah sistem dapat berfungsi seperti yang diinginkan. Sistem yang diuji secara realtime kemudian dievaluasi menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* merupakan metode evaluasi model yang memberikan data tentang seberapa baik model dapat melakukan klasifikasi pada data yang diberikan, dengan membandingkan hasil prediksi model dan nilai yang sebenarnya.



Gambar *Confusion Matrix* Pengujian Model Secara *Realtime*

Gambar 9 menunjukkan hubungan antar kelas pada klasifikasi jenis asap secara *realtime* menggunakan model SVM yang telah dikembangkan. *Confusion Matrix* digunakan untuk memperoleh nilai TP, FP, TN, dan FN. Nilai TP, FP, TN, dan FN yang diperoleh dari *Confusion Matrix* digunakan untuk mendapatkan nilai akurasi, presisi, dan F1-Score pengujian sistem seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4

Tabel 4 Classification Report Testing Model

| | TP | FP | FN | TN | Accuracy | Precision | F1-Score |
|------|----|----|----|-----|----------|-----------|----------|
| Dupa | 23 | 4 | 7 | 116 | 92% | 85% | 80% |
| Kain | 25 | 5 | 5 | 115 | 92% | 83% | 83% |

| | | | | | | | |
|--------|----|---|---|-----|-----|-----|-----|
| Kayu | 27 | 5 | 3 | 115 | 93% | 84% | 87% |
| Normal | 29 | 1 | 1 | 119 | 98% | 96% | 96% |
| Rokok | 25 | 6 | 5 | 114 | 92% | 80% | 81% |

4. KESIMPULAN

Sistem pendeteksi kebakaran dini berbasis enose telah dirancang menggunakan model SVM untuk mengklasifikasikan jenis asap, dengan analisis dilakukan terhadap sensor larik yang terdiri atas sensor MQ2, MQ6, dan MQ7 dengan menggunakan metode SVM. Model ini menunjukkan performa yang cukup baik, dengan akurasi rata-rata sebesar 93% pada saat pengujian, meskipun kelas dupa dan rokok menunjukkan kinerja yang sedikit lebih rendah. Sistem ini berfungsi dengan baik, di mana ketika mendeteksi asap kayu sebagai sampel kebakaran, sistem akan memberikan sinyal untuk membunyikan buzzer sebagai alarm.

5. SARAN

Untuk pengembangan sistem ke depan, dataset perlu diperluas dengan menambahkan lebih banyak jenis sampel asap guna meningkatkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan serta memperbaiki performa identifikasi asap. Selain itu, diperlukan penerapan metode klasifikasi lain sebagai pembanding terhadap metode SVM yang digunakan saat ini, sehingga dapat diperoleh evaluasi yang lebih menyeluruh terhadap efektivitas model. Penambahan jumlah sensor juga disarankan agar sistem memiliki lebih banyak variasi data dari setiap jenis asap yang dianalisis, sehingga meningkatkan akurasi dan keandalan sistem dalam mendeteksi kebakaran secara dini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. K. Nento, B. P. Asmara, and I. Z. Nasibu, “Rancang Bangun Alat Peringatan Dini Dan Informasi Lokasi Kebakaran Berbasis Arduino Uno,” *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, vol. 3, no. 1, pp. 13–18, Jan. 2021, doi: 10.37905/jjeee.v3i1.8339.
- [2] C. S. MT, U. Marfuah, D. Sunardi, and A. Purnamasari Dewi, “Evaluasi Pelatihan Pencegahan dan Penanggulangan Kebakaran di Lingkungan Rumah Tangga,” *Prosiding Konferensi Nasional Pengabdian Kepada Masyarakat dan Corporate Social Responsibility (PKM-CSR)*, vol. 3, pp. 470–478, Dec. 2020, doi: 10.37695/pkmcsr.v3i0.820.
- [3] M. Heri Zulfiar and A. Gunawan, “Evaluasi Sistem Proteksi Kebakaran pada Bangunan Hotel UNY 5 Lantai Di Yogyakarta,” *Semesta Teknika*, vol. 21, no. 1, 2018, doi: 10.18196/st.211212.
- [4] M. Muharam, M. Latif, B. Baharuddin, and I. Richaflor, “Pencegahan Kesalahan Alarm dalam Sistem Pendekripsi Dini Kebakaran dan Pemadamkan Berbasis Internet of Things,” *JITCE (Journal of Information Technology and Computer Engineering)*, vol. 4, no. 02, pp. 53–62, Sep. 2020, doi: 10.25077/jitce.4.02.53-62.2020.
- [5] D. Lelono, L. S. Adi, A. Dharmawan, J. E. Istiyanto, and Moh. I. Ananta Timur, “Classification of the Coffee Roasting Level Based on Electronic Nose,” in *2022 8th*

- International Conference on Science and Technology (ICST)*, IEEE, Sep. 2022, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICST56971.2022.10136263.
- [6] A. Dutta, B. Tudu, R. Bandyopadhyay, and N. Bhattacharyya, “Black tea quality evaluation using electronic nose: An Artificial Bee Colony approach,” in *2011 IEEE Recent Advances in Intelligent Computational Systems*, IEEE, Sep. 2011, pp. 143–146. doi: 10.1109/RAICS.2011.6069290.
 - [7] B. V A, M. M. George, M. A. Sibichan, M. Raj, and K. Prasad, “Freshness Evaluation of Beef using MOS Based E-Nose,” in *2023 International Conference on Intelligent Data Communication Technologies and Internet of Things (IDCIoT)*, IEEE, Jan. 2023, pp. 792–797. doi: 10.1109/IDCIoT56793.2023.10053399.
 - [8] T. Eamsa-ard, M. M. Swe, T. Seesaard, and T. Kerdcharoen, “Development of Electronic Nose for Evaluation of Fragrance and Human Body Odor in the Cosmetic Industry,” in *2018 IEEE 7th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE)*, IEEE, Oct. 2018, pp. 363–364. doi: 10.1109/GCCE.2018.8574831.
 - [9] Y. Xue, Y. Xiong, W. Yu, S. Mou, H. Wan, and P. Wang, “A Spiking Neural Network-based Olfactory Bionic Model for Periodontal Diseases Screening by Exhaled Breath with Electronic Nose,” in *2022 IEEE International Symposium on Olfaction and Electronic Nose (ISOEN)*, IEEE, May 2022, pp. 1–4. doi: 10.1109/ISOEN54820.2022.9789617.
 - [10] R. Saravanan and P. Sujatha, “A State of Art Techniques on Machine Learning Algorithms: A Perspective of Supervised Learning Approaches in Data Classification,” in *2018 Second International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS)*, IEEE, Jun. 2018, pp. 945–949. doi: 10.1109/ICCONS.2018.8663155.