

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Industri gas dan minyak bumi merupakan sektor strategis dengan proses operasional yang kompleks dan risiko teknis yang tinggi. Operasi industri ini memberikan rincian rinci beberapa parameter penting, seperti suhu, tekanan, aliran fluida, dan getaran peralatan, dalam bentuk data yang bergantung waktu. Data ini memberikan informasi status operasional secara *real-time* untuk sistem dan sekitarnya, menjadikannya alat utama untuk mendeteksi anomali yang dapat mengindikasikan kegagalan sistem, seperti komponen yang tidak berfungsi, perangkat yang tidak berfungsi, atau masalah operasional lainnya.[1].

Dalam konteks ini, anomali didefinisikan sebagai data yang menyimpang dari kondisi normal, mulai dari penyimpangan halus hingga data kompleks yang tidak terdeteksi dengan baik. Deteksi anomali yang akurat dan tepat waktu sangat penting untuk mengurangi kerugian finansial akibat pemadaman, malfungsi peralatan, dan meningkatkan produktivitas kerja. Namun, tantangan utama dalam mendeteksi anomali dalam data deret waktu dicirikan oleh volume yang besar, gangguan yang tinggi, hubungan antar variabel yang non-linier, dan pola variabel anomali yang tidak alami.

Berbagai metode tradisional, seperti pendekatan statistik *Interquartile Range* (IQR) untuk pembersihan *outlier*, telah digunakan dalam deteksi anomali. Meskipun efektif pada kasus tertentu, metode ini terbatas dalam menangani hubungan spasial-temporal yang kompleks, data berdimensi tinggi, dan pola anomali yang tidak teratur. Pendekatan berbasis *Recurrent Neural Network* (RNN) juga banyak digunakan pada data sekuensial, namun performanya dapat menurun pada dataset dengan noise tinggi atau anomali yang tidak terstruktur.

Pendekatan berbasis pembelajaran mendalam, khususnya Jaringan Saraf Tiruan Konvolusional CNN, menawarkan solusi yang efektif dalam mengatasi masalah ini[2][3]. CNN unggul menghasilkan representasi data yang lebih akurat dengan menganalisis fitur spasial dan temporal data deret waktu secara otomatis. Dalam studi ini, suhu dianggap sebagai faktor terpenting karena relevan sebagai indikator kritis untuk memantau keselamatan peralatan di industri gas dan pertambangan, seperti mendeteksi komponen yang terlalu panas atau tidak berfungsi. Sebaliknya, tekanan berfungsi sebagai faktor pendukung dan memberikan konteks untuk membangun hubungan antarparameter yang kompleks.

Selain CNN, *Support Vector Machine* (SVM) digunakan untuk klasifikasi anomali berdasarkan fitur yang diekstraksi oleh CNN. SVM dipilih karena kemampuannya dalam menangani data tidak seimbang, yang umum terjadi pada kasus anomali dengan jumlah kecil, serta kemampuan klasifikasi presisinya dengan kernel *non-linear* seperti RBF. Kombinasi CNN dan SVM dalam model *hybrid* memungkinkan ekstraksi fitur yang robust dan klasifikasi yang akurat, menjadikannya pendekatan yang efektif untuk deteksi anomali[4][5]. Sebelum pelatihan model, pembersihan data dilakukan untuk memastikan kualitas input. Metode *Interquartile Range* (IQR) digunakan untuk mengidentifikasi outlier ekstrem, seperti kesalahan sensor, yang dapat memengaruhi proses pelatihan dan analisis model. Setelah analisis, algoritma *Isolation Forest* digunakan untuk mengklasifikasikan data sebagai normal atau abnormal, memanfaatkan kemampuannya untuk mendeteksi data yang tidak teratur secara terstruktur. Studi ini memastikan bahwa deteksi anomali dilakukan pada data yang akurat, meningkatkan akurasi deteksi.

Studi ini menyoroti pengembangan model hibrida CNN-SVM untuk deteksi anomali dalam data deret waktu dari industri pertambangan dan gas, dengan penekanan pada peningkatan akurasi dan pengurangan alarm palsu, terutama untuk anomali yang berkaitan dengan magnitudo rendah atau campuran. Dataset yang digunakan untuk mengukur suhu dan tekanan merupakan rangkaian deret waktu yang digunakan untuk mengukur variabilitas temporal. Evaluasi performa dilakukan menggunakan metrik akurasi, precision, recall, F1-score, serta *Area Under the Precision-Recall Curve* (PR-AUC) untuk memastikan model yang dihasilkan robust dan siap diimplementasikan pada pemantauan kondisi peralatan secara *real-time*.

Diharapkan bahwa penelitian ini akan menghasilkan solusi deteksi anomali yang fleksibel, andal, dan dapat diterapkan untuk industri pertambangan dan gas, yang akan meningkatkan efisiensi operasional dan kepuasan pekerja melalui deteksi kegagalan sistem.

1.2 Topik dan Batasannya

Studi ini berfokus pada dua faktor: suhu dianggap sebagai faktor utama karena perubahan suhu dapat mengindikasikan potensi masalah seperti panas berlebih atau kebocoran gas. Tekanan fitur digunakan sebagai alat untuk memberikan konteks, misalnya ketika kejadian suhu terjadi bersamaan dengan penurunan tekanan yang dapat mengindikasikan kebocoran. CNN digunakan untuk menentukan hubungan spasial-temporal antara kedua parameter ini, sementara SVM digunakan untuk mengklasifikasikan hasil ekstraksi fitur sebagai normal atau abnormal.

1.3 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan model *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Support Vector Machine* (SVM) hibrida untuk meningkatkan akurasi deteksi anomali dalam data deret waktu dari industri pertambangan dan gas, khususnya untuk anomali yang terkait dengan magnitudo rendah atau pola

kompleks. Model ini menggabungkan kemampuan CNN untuk menganalisis fitur spasial dan temporal data (suhu) sebagai fitur utama dan tekanan sebagai fitur sekunder, dengan klasifikasi SVM yang kuat untuk menangani data yang tidak seragam. Data dianalisis menggunakan *Interquartile Range* (IQR) untuk mengidentifikasi *outlier* ekstrem, dan analisis anomali dilakukan menggunakan *Isolation Forest* sebelum pelatihan model. Model kinerja dievaluasi menggunakan metrik akurasi, skor F1, ROC-AUC, dan *Area Under the Precision-Recall Curve* (PR-AUC) untuk memastikan akurasi sehubungan dengan variabilitas data dan meningkatkan efisiensi operasional serta kinerja kerja di industri pertambangan dan gas.[7].