

ABSTRAK

Severe slugging merupakan salah satu fenomena gangguan aliran fluida multifasa yang sering terjadi pada sistem perpipaan produksi minyak bumi. Gangguan ini memicu fluktuasi fase gas dan lonjakan fase *liquid* yang menyebabkan aliran tidak merata. Dampak buruk gangguan ini fatal bagi fasilitas produksi bahkan mampu menyebabkan penurunan laju produksi hingga dihentikannya operasi produksi secara tiba-tiba (*shutdown*). Untuk mengatasi masalah tersebut, dibutuhkan tidak hanya langkah mitigasi konvensional yang reaktif, tetapi juga pendekatan proaktif untuk mencegah keadaan memburuk. Langkah proaktif ini diwujudkan dalam bentuk model deteksi dini *severe slugging* yang akan mengidentifikasi fase awal fenomena gangguan *severe slugging* dan memberi peringatan. Walaupun beberapa penelitian sebelumnya telah menggunakan model *deep learning*, algoritma tersebut membutuhkan daya komputasi besar. Ditambah dengan karakteristik data operasi produksi lapangan yang sangat tidak seimbang, penelitian ini didorong untuk membangun model deteksi dini yang jauh lebih efisien namun tetap akurat menggunakan algoritma XGBoost.

Pengembangan model menerapkan metode eksperimental kuantitatif menggunakan 3W Dataset yang memuat kurang lebih 70 juta baris observasi *time-series*. Pra-pemrosesan data melibatkan interpolasi data untuk menangani data kosong dan rekayasa fitur dinamis melalui metode *rolling window* untuk mengekstraksi fitur tren rata-rata, standar deviasi, *skewness*, dan gradien, serta memanfaatkan kemampuan bawaan algoritma terpilih dalam menangani nilai kosong secara langsung tanpa proses tambahan. Eksperimen menguji berbagai kombinasi parameter yaitu ukuran jendela observasi, jeda waktu peringatan dini, dan pengabaian fase transisi. Model klasifikasi dibangun menggunakan algoritma XGBoost yang dilakukan pengoptimalan dengan *sample weight* untuk mengatasi ketidakseimbangan data. Kemudian, untuk membantu validasi model, dilakukan *deployment* model ke dalam antarmuka interaktif berbasis Streamlit.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa performa optimal model dicapai oleh kombinasi parameter ke-5 (120 detik ukuran jendela observasi, 60 detik jeda waktu peringatan dini, dan 120 detik fase transisi) dengan membiarkan nilai kosong secara *native* dan tanpa proses pemangkasan fitur. Model ini menghasilkan tingkat akurasi maksimal dengan nilai F1-*macro* sebesar 99,53% dan *False Alarm Rate* (FAR) yang rendah (0,3244%). Lebih lanjut, hasil analisis *feature importance* XGBoost memvalidasi fitur standar deviasi tekanan *downhole* PDG sebagai prediktor fisis terkuat untuk mendeteksi fase awal *slugging*. Model ini terbukti proaktif dalam menyediakan jeda intervensi operasional selama 1 menit bagi operator untuk melakukan mitigasi. Kontribusi utama dari penelitian ini berupa kerangka model peringatan dini yang berkomputasi ringan, akurat, dan aplikatif guna menjaga tingkat keselamatan fasilitas produksi minyak bumi.

Kata Kunci: *Severe Slugging*, XGBoost, Deteksi Dini

ABSTRACT

Severe slugging is a multiphase fluid flow disturbance phenomenon that frequently occurs in petroleum production piping systems. This disturbance triggers gas phase fluctuations and liquid phase surges, causing uneven flow. The adverse effects of this disturbance are fatal to production facilities, potentially causing a decline in production rates or even a sudden halt in production operations (shutdown). To overcome this problem, not only are reactive conventional mitigation steps required, but also a proactive approach to prevent the situation from deteriorating. This proactive measure is realized in the form of an early detection system for severe slugging, which will identify the initial phase of the severe slugging phenomenon and provide a warning. Although several previous studies have utilized deep learning models, these algorithms require significant computational power. Coupled with the highly imbalanced nature of field production operation data, this research is driven to build an early detection system that is much more efficient yet remains accurate by utilizing the XGBoost algorithm.

The model development applies a quantitative experimental method using the 3W Dataset, which contains approximately 70 million rows of time-series observations. Data preprocessing involves data interpolation to handle missing data and dynamic feature engineering through the rolling window method to extract features such as mean trend, standard deviation, skewness, and gradient, as well as leveraging the selected algorithm's built-in capability to handle missing values directly without additional processing. The experiment tests various parameter combinations, namely observation window size, early warning lead time, and the omission of the transition phase. The classification model is built using the XGBoost algorithm, which is optimized with sample weights to address data imbalance. Subsequently, the Waterfall system development methodology is used to integrate the model into a Streamlit-based interactive interface.

The evaluation results show that the model's optimal performance is achieved by the 5th parameter combination (120 seconds of observation window size, 60 seconds of early warning lead time, and 120 seconds of transition phase) by retaining missing values natively and without any feature reduction process. This model yields maximum accuracy with an F1-macro score of 99,53% and a low False Alarm Rate (FAR) of 0,3244%. Furthermore, the results of the XGBoost feature importance analysis validate the standard deviation feature of the downhole pressure at the PDG as the strongest physical predictor for detecting the initial phase of slugging. This model is proven to be proactive in providing a 1-minute operational intervention window for operators to perform mitigation. The main contribution of this research is a computationally lightweight, accurate, and applicable early warning model framework to maintain the safety level of petroleum production facilities.

Keywords: *Severe Slugging, XGBoost, Early Detection*