

ABSTRACT

Automated visual inspection systems are vital components, yet they face challenges regarding defect data scarcity. Unsupervised anomaly detection using Convolutional Autoencoders is widely utilized, but static bottleneck models suffer from a fundamental flaw of over-generalization that causes defect detection failures. This research aims to design, implement, and validate an Adaptive Bottleneck Autoencoder model equipped with a Gating mechanism as a computationally efficient surface defect detection solution without manual latent space dimension tuning. The methodology employs a quantitative-experimental design on the public MVTec AD dataset, specifically the Grid and Zipper categories, using a modified Autoencoder architecture with a single Sigmoid-activated Sparsity Gating Network trained via a joint DSSIM and L1-Norm (Sparsity Loss) function. Experimental results demonstrate that the model dynamically suppresses anomaly representations, achieving pixel-level evaluation performance (Mean AUROC) of 0.8632 for the Grid dataset and 0.7457 for Zipper, while successfully localizing anomalies with qualitative precision on error maps. Feature filtering computation proves efficient by operating in constant time within a lightweight architecture containing only 2,939,641 parameters and an 11.21 MB file size. Integrating the Gating mechanism into the Autoencoder effectively overcomes over-generalization and holds high potential for real-time edge-computing-based inspection systems on manufacturing lines.

Keywords: Anomaly Segmentation, Adaptive Bottleneck, Autoencoder, Gating Mechanism, Unsupervised Learning.

ABSTRAK

Sistem inspeksi visual otomatis menjadi komponen vital, namun dihadapkan pada tantangan kelangkaan data cacat. Pendekatan *unsupervised anomaly detection* menggunakan *Convolutional Autoencoder* sering diandalkan, tetapi model dengan ukuran *Bottleneck* statis memiliki kelemahan fundamental berupa generalisasi berlebih yang menyebabkan kegagalan dalam mendeteksi cacat. Penelitian ini bertujuan untuk merancang, mengimplementasikan, dan memvalidasi model *Adaptive Bottleneck Autoencoder* yang dilengkapi mekanisme *Gating* sebagai solusi deteksi cacat permukaan yang efisien secara komputasi tanpa perlu menyesuaikan dimensi ruang laten secara manual. Metodologi yang digunakan adalah desain eksperimental-kuantitatif pada dataset publik *MVTec AD*, khususnya kategori *Grid* dan *Zipper*, menggunakan arsitektur *Autoencoder* yang dimodifikasi dengan *Sparsity Gating Network* beraktivasi *Sigmoid* tunggal dan dilatih menggunakan fungsi kerugian gabungan dari DSSIM serta L1-Norm (*Sparsity Loss*). Hasil pengujian menunjukkan model mampu menekan representasi anomali secara dinamis, mencapai performa evaluasi tingkat piksel (*Mean AUROC*) sebesar 0.8632 untuk dataset *Grid* dan 0.7457 untuk *Zipper*, serta berhasil melokalisasi anomali dengan presisi secara kualitatif pada visualisasi *error Map*. Komputasi penapisan fitur terbukti efisien karena berjalan dalam waktu yang konstan dengan arsitektur ringan dengan hanya 2.939.641 parameter dan ukuran berkas 11,21 MB. Integrasi mekanisme *Gating* pada *Autoencoder* berhasil mengatasi generalisasi berlebih secara efektif dan potensial diaplikasikan pada sistem inspeksi berbasis *edge computing* secara *real-time* di lini manufaktur.

Kata Kunci: *Autoencoder*, *Adaptive Bottleneck*, Mekanisme *Gating*, Pembelajaran Tanpa Pengawasan, Segmentasi Cacat Permukaan.