

図3. (上段) MVTecデータセットのCableとGridカテゴリの画像における異常検出 (下段) STCデータセットにおける自転車の異常検出。

高いレベルを単独で使用する、解像度が低下するため性能が低下します。ピラミッド内のすべての特徴を組み合わせることで、最も良い性能が得られます。表7では、最初の段階で実行された「上位K個の近傍の正常画像を使用する」方法と、データセットからランダムに選択する方法を比較しました。kNN画像を選択することで性能が向上することが確認されました。これはすべてのクラスに等しく影響しません。例として、画像間で大きな変動がある「Grid」クラスについて数値を報告します。このカテゴリでは、kNN画像を使用する方が、ランダムにK画像を選択するよりもはるかに優れた性能を発揮します。

5 Discussion

整列による異常検出：現在のサブ画像異常検出手法の多くは、画像のオートエンコーディング用に大規模なパラメトリック関数を学習するアプローチを採用し、異常領域が適切に再構築されないという仮定に基づいています。このアプローチは一定の成功を収めていますが、私たちはよりシンプルなアプローチを採用しています。画像アライメント手法と同様に、他のサブ画像異常検出手法とは異なり、私たちの手法は特徴量の訓練を必要とせず、非常に小さなデータセットでも機能します。私たちの手法と標準的な画像アライメントの差異は、ターゲット画像とK個の正常画像の一部との対応関係を特定する点にあり、単純なアライメント手法では単一の正常画像全体を対応させるのとは異なります。アライメント手法との関連性は、例えばアライメント手法と組み合わせることで、私たちの手法の高速化に役立ちます。

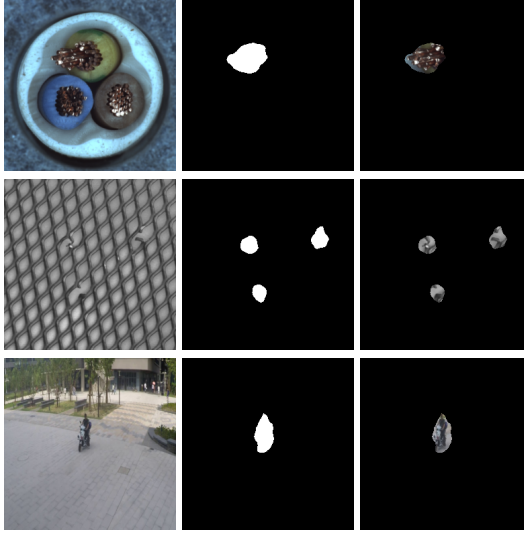


Fig. 3. (top rows) Anomaly detection on images from the Cable and Grid categories of the MVTec dataset (bottom) Detecting bike anomaly on the STC dataset.

the higher levels on their own results in diminished performance (due to lower resolution). Using a combination of all features in the pyramid results in the best performance. In Tab. 7, we compared using the top K neighboring normal images as performed by our first stage vs. choosing them randomly from the dataset. We observe that choosing the kNN images improves performance. This does not affect all classes equally. As an example, we report the numbers for the class "Grid" which has much variation between images. For this category, using the kNN images results in much better performance than randomly choosing K images.

5 Discussion

Anomaly detection via alignment: Most current sub-image anomaly detection methods take the approach of learning a large parametric function for auto-encoding images, making the assumption that anomalous regions will not be reconstructed well. Although this approach does achieve some success, we take a much simpler approach. Similarly to image alignment methods and differently from other sub-image anomaly detection methods, our method does not require feature training and can work on very small datasets. A difference between our method and standard image alignment is that we find correspondences between the target image and parts of K normal images, as opposed to an entire single normal image in simple alignment approaches. The connection with alignment methods, can help in speeding up our method e.g. by combining it with the