

表6. サブ画像異常検出精度 (PR0%) におけるピラミッドレベルのアブレーション on MVTec

Used layers size:	(14)	(28)	(56)	SPADE
Carpet	93.5	93.4	91.0	94.7
Grid	80.9	88.0	89.1	86.7
Leather	96.6	97.5	97.3	97.2
Tile	74.5	65.9	73.8	75.9
Wood	84.7	87.7	87.5	87.4
Bottle	93.7	94.7	88.3	95.5
Cable	89.3	87.3	73.5	90.9
Capsule	90.5	92.8	91.4	93.7
Hazelnut	92.7	95.8	96.2	95.4
Metal nut	91.3	93.1	86.1	94.4
Pill	89.2	94.4	96.3	94.6
Screw	90.7	95.9	96.1	96.0
Toothbrush	90.9	93.5	94.5	93.5
Transistor	91.3	72.1	62.5	87.4
Zipper	90.9	92.4	92.5	92.6
Average	89.38	89.6	87.74	91.7

表7. 私たちのkNN検索状態の有効性を評価します。ここでは、ステージ1に従って選択された10個の最近傍またはランダムに選択された10個の最近傍を使用します。また、「Grid」クラスを表示し、ステージ1が一部のクラスでは他のクラスよりも重要であることを示します

	ステージ1：SPADE (10ランダム)	SPADE (10NN)
Grid	73.2	86.3
Average	89.2	91.4

PatchMatch [2] メソッドは、kNN検索の速度向上に局所性を活用しました。

異常検出における文脈の役割： 異常画像と抽出された正常画像の対応関係の品質は、抽出された特徴量の品質に強く影響されます。検出とセグメンテーションを扱う他の研究と同様に、文脈は非常に重要です。高解像度のセグメンテーションマップを実現するためには、局所文脈が必要です。このような特徴は、深層神経ネットワークの浅い層に一般的に存在します。局所コンテキストは、グローバルコンテキスト（つまり、オブジェクト内の部分の場所）を理解せずに一致させるには不十分です。グローバルコンテキストは神経ネットワークの最も深い層に一般的に存在しますが、グローバルコンテキストの特徴は低解像度です。異なる層からの特徴の組み合わせにより、グローバルコンテキストと局所解像度を両立させ、高品質な対応関係を可能にします。このアイデアは、Feature Pyramid Networks [22] のものと非常に類似しています。

実行時パフォーマンスの最適化： 当社の方法は、K近傍法（kNN）アルゴリズムに大きく依存しています。kNNの計算複雑度は、

Table 6. Pyramid level ablation for sub-image anomaly detection accuracy on MVTec (PRO %)

Used layers size:	(14)	(28)	(56)	SPADE
Carpet	93.5	93.4	91.0	94.7
Grid	80.9	88.0	89.1	86.7
Leather	96.6	97.5	97.3	97.2
Tile	74.5	65.9	73.8	75.9
Wood	84.7	87.7	87.5	87.4
Bottle	93.7	94.7	88.3	95.5
Cable	89.3	87.3	73.5	90.9
Capsule	90.5	92.8	91.4	93.7
Hazelnut	92.7	95.8	96.2	95.4
Metal nut	91.3	93.1	86.1	94.4
Pill	89.2	94.4	96.3	94.6
Screw	90.7	95.9	96.1	96.0
Toothbrush	90.9	93.5	94.5	93.5
Transistor	91.3	72.1	62.5	87.4
Zipper	90.9	92.4	92.5	92.6
Average	89.38	89.6	87.74	91.7

Table 7. Evaluating the effectiveness of our kNN retrieval state. We use here 10 nearest neighbours, chosen according to stage 1, or randomly selected. We also show the "Grid" class to indicate that stage 1 is more important to some classes than others

Stage 1: SPADE (10 Random) SPADE (10NN)		
Grid	73.2	86.3
Average	89.2	91.4

PatchMatch [2] method which used locality for significant speedup of the kNN search.

The role of context for anomaly detection: The quality of the alignment between the anomalous image and retrieved normal images is strongly affected by the quality of extracted features. Similarly to other works dealing with detection and segmentation, the context is very important. Local context is needed for achieving segmentation maps with high-pixel resolutions. Such features are generally found in the shallow layers of a deep neural networks. Local context is typically insufficient for alignment without understanding the global context i.e. location of the part within the object. Global context is generally found in the deepest layers of a neural network, however global context features are of low resolution. The combination of features from different levels allows both global context and local resolution giving high quality correspondences. The idea is quite similar to that in Feature Pyramid Networks [22].

Optimizing runtime performance: Our method is significantly reliant on the K nearest neighbors algorithm. The complexity of kNN scales linearly with