

GoogLeNet の転移学習による CNN を用いたフィルムの欠陥検出

永田研究室 F117038 谷口 このみ

1. 目的

現在の工業製品における検査工程では検査員の体調や気分によって判定基準にばらつきが出るという問題点がある。この問題を解決するために、CNN を用いた欠陥検出の研究が進められている。本研究では、ラップフィルム製品の欠陥検出を行うことができる CNN について検討する。より高い分類性能を得るために 2014 年に ILSVRC で優勝した学習済み CNN である GoogLeNet の転移学習により新たに 2 クラス分類用の CNN を設計する。第 1 層から第 10 層の重みは更新せずそれ以外の重みを更新する場合と、全層の重みをすべて更新した場合の分類性能を比較する。

2. 研究内容

はじめに、生産ライン上で撮影したラップフィルム製品の画像に対して、ラップフィルム部分のみを学習させるためにテンプレートマッチングを適用し、ラップフィルムの特徴となる部分のみを抽出する画像処理を行う。テンプレートマッチングを行うために、事前にオリジナル画像のラップフィルム部分のみをクロッピングし、テンプレート画像を作成する。テンプレート画像を、オリジナル画像に対して 1 ピクセルずつラスタースキャンさせ、相関係数が高い領域を抽出する。これにより、640×480 ピクセルのラップフィルム製品の元画像から 347×347 ピクセルでラップフィルム部分のみを抽出することができる。次に、GoogLeNet の転移学習により新たに CNN を設計する。GoogLeNet は本来、入力画像に含まれる特徴を 1000 カテゴリに分類ができるように学習されているが、本研究においては良品と不良品の 2 カテゴリ分類に対応できるように全結合層部を置き換える。第 1 層から第 10 層までの層の重みを更新させない CNN を GoogLeNet_ON、全層の重みを更新した CNN を GoogLeNet_OFF とする。これらの CNN の訓練時に使用する画像データセットとして良品画像 34,482 枚と不良品画像 2,233 枚を用いる。なお、採集の難しさから不良品の画像には方向性を持たない水平方向反転により生成させた画像も含まれている。このような画像の水増し処理は画像拡張と呼ばれており、その適用は非常に重要である。この 2 つの CNN の共通の学習条件としてミニバッチ 30、最大エポック 2 に設定する。訓練済みの GoogLeNet_ON と GoogLeNet_OFF それぞれの汎化性能を評価するため、テスト用の画像データセットとして訓練には使用していない良品画像 4,035 枚、不良品画像 21 枚を用いて分類実験を行い、分類結果を基に定量的な比較を行う。

3. 結果

表 1, 2 にはそれぞれ、GoogLeNet_ON と GoogLeNet_OFF の分類結果を表す混同行列を示す。表 1 より GoogLeNet_ON では良品のデータセットに含まれていたのにもかかわらず不良品として認識された画像は 2 枚であり、不良品のデータセットに含まれていたのにもかかわらず良品として認識された画像は 4 枚であった。また、表 2 より GoogLeNet_OFF では良品のデータセットに含まれていたのにもかかわらず不良品として認識された画像は 2 枚であり、不良品のデータセットに含まれていたのにもかかわらず良品として認識された画像は 1 枚であった。以上の結果から、GoogLeNet_OFF の方が GoogLeNet_ON よりも誤認識枚数が少なかったため、ラップフィルム製品の欠陥検出においては全層の重みを更新した GoogLeNet_OFF の方が分類性能は高いことが確認できた。

Table 1 Confusion matrix classified by GoogLeNet_ON

		Predicted label	
		Anomaly	Normal
True label	Anomaly	17	4
	Normal	2	4033

Table 2 Confusion matrix classified by GoogLeNet_OFF

		Predicted label	
		Anomaly	Normal
True label	Anomaly	20	1
	Normal	2	4033