

Deep Learning を応用した不良品検出の基礎研究

永田研究室 F114029 徳野 健太

1. 目的

多層のニューラルネットワーク (DNN) は、その学習の難しさから 90 年代半ばから最近になるまで関心が低く、ネットワークの性能を引き出すためのパラメータ調整や理論的な裏付けに乏しい現状にあったが、近年の GPU の登場にみられる計算機能力の著しい向上、オートエンコーダや ReLU (活性化関数) などのネットワークアーキテクチャの改良により深層学習の有効性が広く認知されるようになった。特に、画像認識の分野に特化された多層の畳み込みニューラルネットワーク (DCNN) は、画像認識の問題全般に対する最も有効な手法として位置付けられている。本研究では、樹脂成形の製造過程で発生した亀裂やバリ現象などの欠陥を検査するために 15 層からなる DCNN を設計し、多数の訓練データで学習させた後の検査実験により基本性能を評価した。

2. 研究内容

図 1 には本研究で設計した 5 つのカテゴリ分けが可能な 15 層からなる DCNN を示す。第 1 層には 256 階調のグレイスケールの画像 ($200 \times 200 \times 1$) が入力され、正規化される。第 2, 5 層は $5 \times 5 \times 1$ の解像度を有する 32 個のフィルタであり、第 8 層は同様に 64 個のフィルタを持つ畳み込み層である。畳み込み層では、フィルタと呼ばれる特徴抽出器が左上から右下にストライドに指定された画素数をシフトしながら、訓練画像に適用される。第 3, 6, 9, 12 層には $f(u) = \max(0, u)$ で与えられる正規化線形ユニット (ReLU) と呼ばれる活性化関数を配置した。さらに第 13 層の最終的な判断を行う全結合層を経て第 14 層では正規化指数関数である Softmax 関数により各カテゴリに対するスコア (確率) を出力できるようにした。本研究では、良品と 4 種類の不良品 (突起, 欠け, クラック, バリ) のグレイ階調画像 (200×200 ピクセル) をそれぞれ 10,000 枚用意し、5 カテゴリの訓練用データとして DCNN に学習させ、学習させた重みを持つ DCNN は sssNet_1 というファイルに保存した。汎化性を評価するために各カテゴリ 200 枚の未学習の画像を用いてカテゴリ分けを行わせた。

3. 結果

各カテゴリ 200 枚の未学習データで評価をしたところ、各カテゴリ 97% 程度の認識率で効果的かつ正確に分類分けできた。次に各カテゴリで誤認識となった 6 から 9 枚の画像を各 10,000 枚の初期学習データに新たに追加し、sssNet_1 の重みを使って追加学習させて sssNet_2 を得た。この sssNet_2 を使って新たな未学習データを評価させると 100% の認識率でカテゴリ分けを行うことができた。DCNN では、学習させる (異なる特徴を持つ) データ数が多いほど認識精度も向上させることができるようである。今回基本設計した DCNN が実際の検査プロセスに適用できるように研究を続けていきたい。

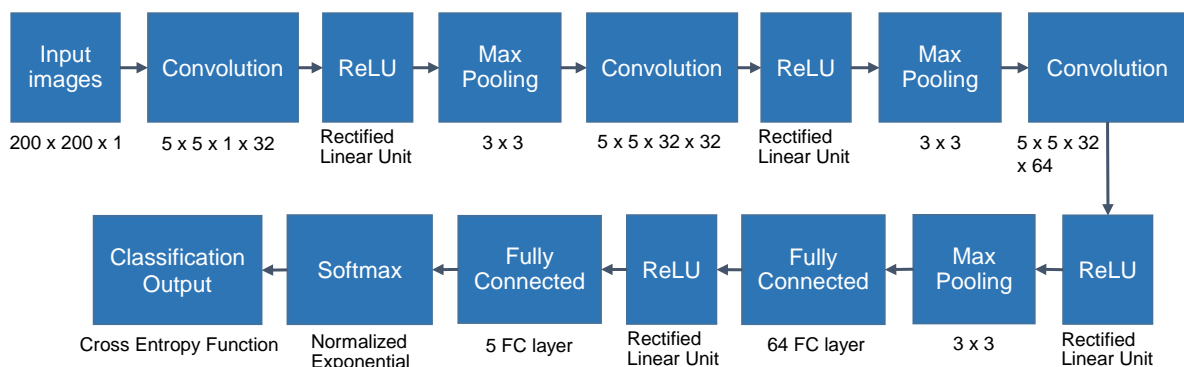


図 1 設計した 15 層からなる深層畳み込みニューラルネットワークのブロック線図