

大量の教師データを要する検知/判別システムのための 学習作業の省力化に関する研究

機械情報システム課 金森直希*1、釣谷浩之

1. 緒言

大量の教師データで学習された AI を用いた検知/判別システムを稼働させるには、(1)品質の良い教師データを大量に収集し、(2)教師データに適切な処理を施し、(3)処理後の教師データを AI へ入力する、という一連の作業を要するため、これらの作業が検査工程担当者の大きな負担となっている。これらの負担が軽減できれば、省力化に繋がるとともに、これまで労力が見合わなかった製造工程のより広い対象に検知/判別システムを適用できる可能性が高まる。そこで、筆者らは、画像の分別を一例として、既存の教師画像をもとに、それらの画像が取得された際の状況を考慮した画像処理を行うことで新たな教師画像を作成する教師画像群拡張法を検討してきた¹⁾²⁾。

本報告では、これまでに得られた複数の有用な教師画像群拡張法の最適な組み合わせを求める最適教師画像群拡張法を提案し、複数のテスト用分別 AI を用いて本手法の効果を確認した。

2. 実験方法

2.1 分別テスト用 AI の概要

市販のデジタルカメラで撮影し縮小した画像(227×227ピクセルの RGB 画像)を2つのクラスに分別する AI を対象とした。より具体的には、畳み込みニューラルネットワーク(CNN)により画像の特徴を抽出し、SVM(サポートベクタマシン)により2クラスに分別する AI である。ベンチマークのために、異なる24個の分別 AI を用意した。すなわち、1つの分別 AI(CNN+SVM)を用意し、この AI を学習させ評価するための画像群を、2クラス分×24セット分用意した。

2.2 教師画像群の拡張

分別 AI は、教師画像群によって学習させられるが、このとき使用する教師画像群を適切に拡張することで分別正答率の向上を狙う(Fig. 1)。画像群の拡張方法を Fig. 2 に示す。元の画像群に含まれるすべての画像に対して、それぞれ n 列 m 層の画像処理を施し、拡張画像群を生成する。例えば、 $n=2$ のとき、画像枚数は元の画像の3倍となる。また、 $m=3$ のとき、列ごとに画像処理が若い層から順に計3回実施される。実施されるそれぞれの画像処理は、予め指定した使用可能な画像処理関数リスト(Table 1)か

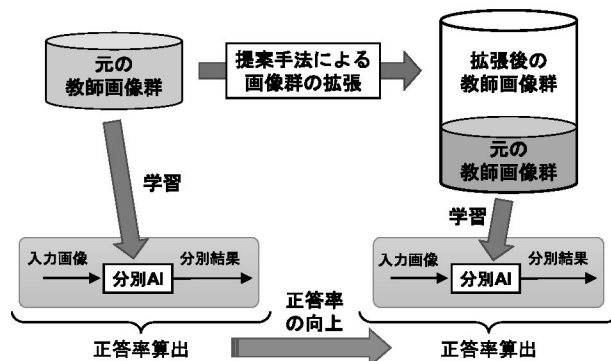


Fig. 1 画像群の拡張による正答率向上の考え方

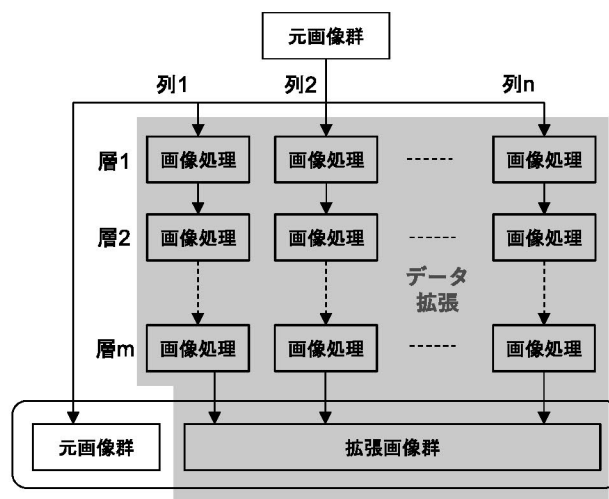


Fig. 2 画像群の拡張方法

Table 1 使用可能な画像処理関数

画像処理関数	パラメータ
ガウシアンフィルタ	標準偏差
水平方向シフト	シフト量(ピクセル数)
垂直方向シフト	シフト量(ピクセル数)
明度シフト	シフト量(%)
彩度シフト	シフト量(%)
色相シフト	シフト量(%)
鮮鋭化	標準偏差
拡張	拡張の比率
回転	回転角度

ら進化的計算手法の1つである遺伝的アルゴリズムによって適切なものが選択される(各画像処理に必要なパラメータも適切な値が選択される)。なお、本リスト中の画像処理関数は、これまでの筆者らの検討¹⁾²⁾で有効性が示されたものである。こうして、元の画像群に対して一連の画

*1 現 企画調整課

像処理が実施された後の画像群が、拡張された画像群となる。次に、この拡張された画像群および元の画像群を使って分別 AI を学習させ、この学習済の分別 AI を使ってテスト画像に対する分別正答率を算出する。

2.3 分別正答率の評価方法

分別正答率の評価は、1つの分別 AI について、(1)拡張済画像群(拡張前の画像群を含む)を教師用データと評価用データとに 7:3 の割合で分割し、(2)教師用データを使って AI を学習させ、(3)評価用データを使って AI の正答率(第 1 クラスの分別正答率)を算出する、という手順で行った。この正答率を前述の 24 個の分別 AI について算出し平均値を求めた。なお、拡張前のオリジナルの画像群による分別正答率の平均値は 96.0%であり、この値を最適画像群拡張法の比較・評価のための基準値とした。

3. 実験結果

提案した教師画像群の拡張法を用いて正答率を評価した結果を Fig. 3 に示す。横軸は、元の教師画像群の減少率であり、これは例えば、元の教師画像群の減少率が 40%である場合、元の教師画像群に対してランダムに 60%の画像数を選択し新たな元の教師画像群としたことを示している。したがって、画像群の拡張は、この新たな元の教師画像群に対して行ったものである。学習・評価を行った 1 列 1 層、2 列 1 層、3 列 1 層、および 2 列 2 層の最適画像群拡張において、教師画像群を 40%減少させた場合においても画像群の拡張前より正答率が向上した。とくに、3 列 1 層および 2 列 2 層の最適画像群拡張を行った際の正答率が大きく向上した。例えば、元の教師画像群を 20%減少させ、3 列 1 層の最適画像群拡張を実施した場合の正答率は 98.2%であり、このときの具体的な 3 つの画像処理は、(1)垂直方向シフト 5.92 ピクセル、(2)垂直方向シフト 1.04 ピクセル、および(3)回転 3.31 度であった(シフト量が小数点以下の場合、周辺のピクセル値を参照して算

出(線形内挿)された値が新たなピクセル値となる)。また、同様に元の教師画像群を 20%減少させ、2 列 2 層の画像群拡張を実施した場合の正答率は 97.8%であり、このときの具体的な 4 つの画像処理(列,層)は、(1,1)明度シフト-0.03%、(1,2)垂直方向シフト-0.94 ピクセル、(2,1)水平方向シフト 2.14 ピクセル、および(2,2)鮮鋭化 1.20 であった。

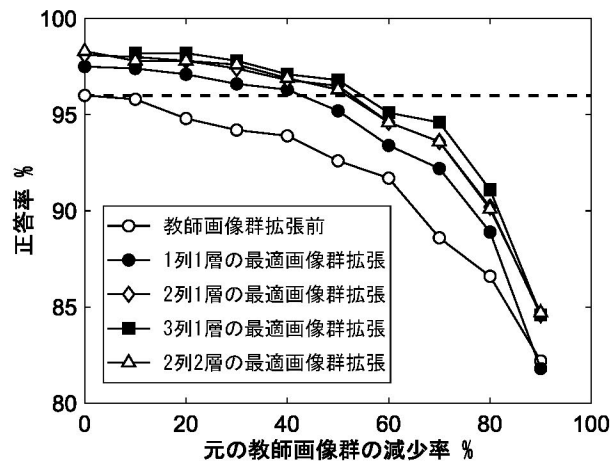


Fig. 3 拡張した画像群により学習した AI の正答率

4. 結言

取得済の教師画像群をもとに、正答率向上に有用な教師画像群を新たに自動作成する最適教師画像群拡張法を提案し、24 個のテスト用分別 AI を用いて本手法の効果を確認したところ、教師画像数を大幅に減少させた場合でも元の教師画像枚数と同程度あるいはそれ以上の正答率を得られた。したがって、画像検査工程で取り扱う教師画像枚数を、従来よりも大幅に削減できる可能性があり、検査工程の省力化が期待できる。

参考文献

- 1) 金森ほか: 富山県産業技術研究開発センター研究報告, 34 (2020), 86-87.
- 2) 金森ほか: 富山県産業技術研究開発センター研究報告, 35 (2021), 84-85.

キーワード: 教師データ、データ拡張、画像処理、深層学習、機械学習

Research on Labor Saving of Learning Work of Detection / Classification System that Requires a Large Amount of Training Data

Mechanics and Digital Engineering Section; Naoki KANAMORI*¹ and Hiroyuki TSURITANI

A useful extension of training images has been proposed to increase the percentage of correct answers for classification AI. Extend the training image by performing optimized serial and parallel image processing on the original image. Even when the number of original training images was significantly reduced, a high percentage of correct answers could be obtained.