

# 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 釣谷浩之

## 1. 緒言

事前に大量の教師データによる学習を要するAIを用いた検知/判別システムの導入が、製造業を始め各種産業において進んでいる。それらのシステムを稼働させるには、事前に教師データを大量に収集してAIへ入力する作業を要するため、工程の種類や生産規模によっては作業負担がAI導入前よりも増加する懸念がある。とくに、低価格製品を作る製造ラインや多品種・少量生産の製造ラインでそのような事態が起こりやすいと考えられ、近年発達が目覚ましいAI技術の恩恵をより受けにくくなっていると考えられる。検知/判別精度を保ちつつ教師データ量を大幅に削減できれば、工程の省力化に繋がる。

そこで、本研究では、既に取得済の教師データをもとに、それらのデータが取得された際の状況を考慮して新たな教師データを作成して教師データ群を拡張する方法を検討した。

## 2. 対象とするAIシステムおよび教師データの拡張方法

カラーカメラで撮影されたデジタル画像を2つのクラスに分別するAIシステムを対象とした。具体的には、畳み込みニューラルネットワーク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クラスに分別するシステムである。

撮影時の状況を考慮したデータ拡張の考え方として、

(1) カメラと撮影対象の幾何学的関係の変化、(2) カメラ内部のレンズ位置の変化、および(3) 現像段階における変化(画素信号の色空間特徴やゲインの変化)、の3点に着目した。これら3つの「変化」を仮想的に実現する方法として今回の試行では、元の画像に対して、(1) 画像の回転、(2) 画像のボカシ、または(3) 画像の鮮鋭化、を実施し、元の画像群に加えることでデータ拡張を行った。元の画像1枚に対してデータ拡張を1回のみ実施することとしたため、データ拡張後の画像枚数は元の画像枚数の2倍となる。

## 3. 拡張データによる分別実験

### 3.1 概要

2章で述べたAIシステムへ入力する画像群として、異なる24の画像群を用意し、それぞれの画像群に対してデータ拡張を実施した。分別実験は、(1) 拡張された画像

群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クラス目の正答率)を算出する、という手順で行い、これを3回実施して正答率の平均値を求めた。さらに、これを24の画像群について実施し、正答率の平均値を算出した。なお、データ拡張前の正答率の平均値は96.0%であり、この値をデータ拡張法の比較・評価のための基準値とした。

### 3.2 画像を回転させた場合

画像を指定した角度範囲内でランダムに回転させることにより作成した画像で、データ拡張した場合の正答率を図1に示す。±0.5度から±10度までは、正答率が基準値よりも大きくなり、より小さな角度の場合に正答率がより向上する傾向が見られた。±0.5度でデータ拡張する場合、元の教師データを50%減少させても正答率は基準値と同程度を維持できることがわかった。

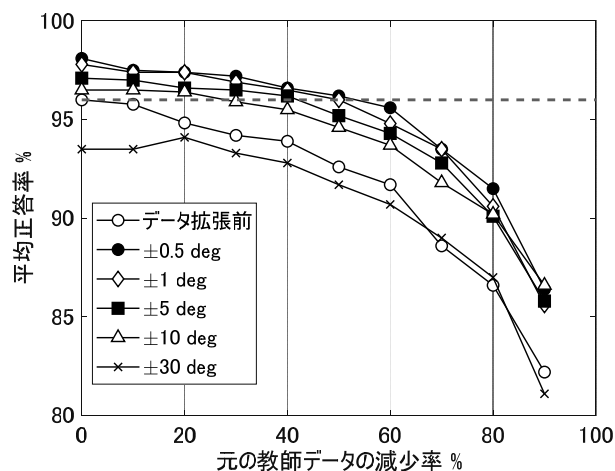


図1 画像の回転によりデータ拡張した場合の正答率

### 3.3 画像をボカした場合

画像を指定したパラメータでボカす(ガウスフィルタによりフィルタリングする)ことにより作成した画像でデータ拡張した場合の正答率を図2に示す。試行したすべてのパラメータにおいて正答率が基準値を上回った。とくに、 $\sigma = 0.1$ の場合に正答率が高くなり、このとき元の教師データを60%減少させても正答率は基準値と同程度を維持できることがわかった。

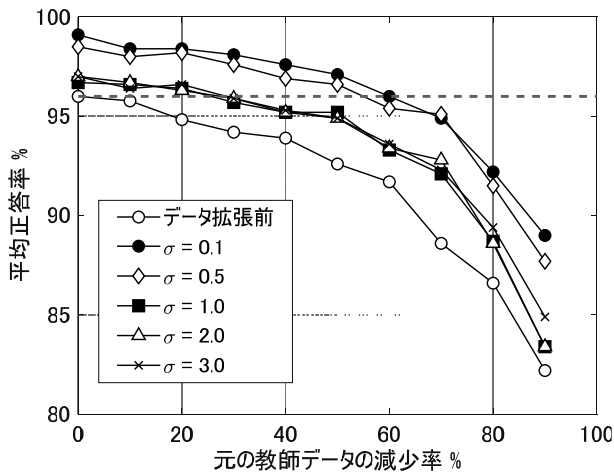


図2 画像のボカしによるデータ拡張の効果

### 3.4 画像を鮮鋭化した場合

画像を指定したパラメータで鮮鋭化することにより作成した画像でデータ拡張した場合の正答率を図3に示す。試行したすべてのパラメータにおいて正答率が基準値を上回った。とくに、 $r=0.5$ の場合に正答率が高くなり、このとき元の教師データを60%減少させても正答率は基準値と同程度を維持できることがわかった。

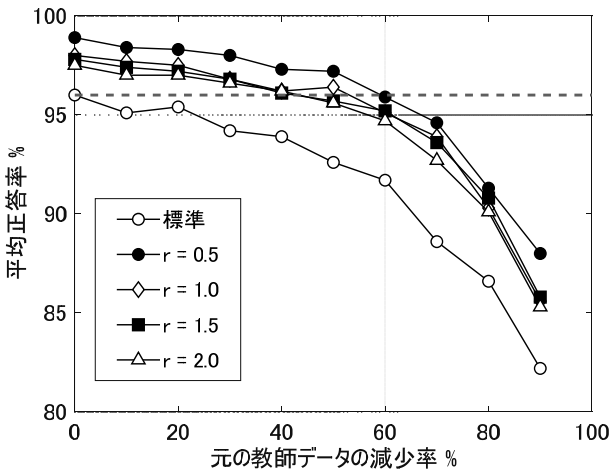


図3 画像の鮮鋭化によるデータ拡張の効果

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 and Hiroyuki TSURITANI

For the AI teacher image group with a significantly reduced number of images, data expansion was performed considering the geometrical relationship between the camera and the shooting target, the camera lens position, and the pixel signal processing process. As the results of passing through the classification system, it was possible to obtain the same classification accuracy as in the case of the original number of teacher images.

### 3.5 データ拡張法をすべて実施した場合

3.2~3.4 節でそれぞれ最も正答率が高くなった場合のデータ拡張法をすべて実施した場合の正答率を図4に示す。元の画像に対して回転、ボカし、および鮮鋭化をそれぞれ実施して画像を集約したものであり、データ拡張後の画像数は元の4倍になっている。今回検討した3つのデータ拡張法をすべて実施した場合、いずれかのデータ拡張法1つを実施した場合よりも正答率が高くなった。今回の試行では、元の教師データを80%減少させても正答率は基準値と同程度を維持できることがわかった。

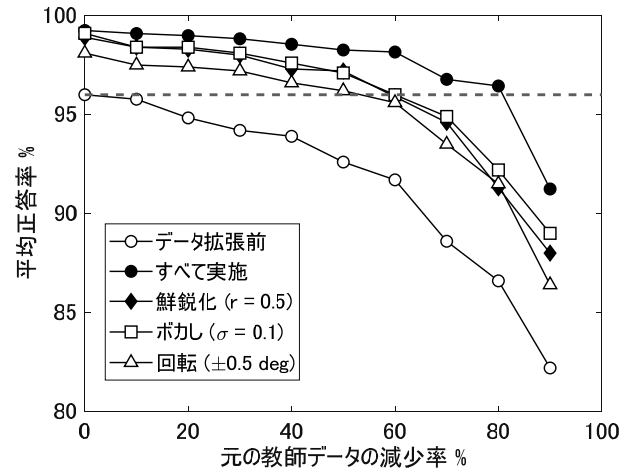


図4 画像の回転・ボカし・鮮鋭化によりデータ拡張した場合の正答率

## 4. 結言

既に取得済の教師データをもとに、それらのデータが取得された際の状態を考慮して新たな教師データを作成して教師データ群を拡張する方法を検討し、画像分別システムを対象として具体的な3つのデータ拡張法を試行したところ、今回のAIシステムおよび画像群においては、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の分別精度を維持できることがわかった。