

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。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、本研究では昨年度より、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ている。本報告では、昨年度とは異なるデータ拡張法について検討・試行した結果を述べる。

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) カメラレンズの移動、および(3) 現像段階における変化(画素信号の色空間特徴の変化)、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) 画像の色相・彩度・明度の移動、(2) 画像の拡縮、または(3) 画像の水平・垂直移動、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(各画像は227×227ピクセルのRGB画像)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 色相を移動させた場合

画像の色相のみを移動させて作成した画像でデータ拡張した場合の正答率をFig.1に示す。色相を多少移動させると正答率が向上する傾向が見られ、色相を1%移動させた場合に正答率が最も向上した。色相を1%移動させて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。

なお、図示しないが、彩度および明度を多少移動させた場合も、色相を移動させた場合と同様の傾向が見られた。

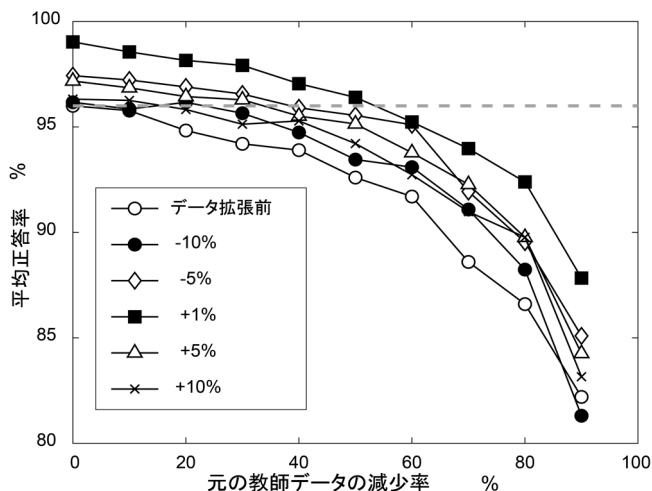


Fig. 1 色相移動によりデータ拡張した場合の効果

3.3 画像を拡縮した場合

画像を拡縮した画像でデータ拡張した場合の正答率をFig.2に示す。画像を多少大きくした場合に正答率が基準値を上回った。とくに、1.1倍の場合に正答率の向上が最も顕著となり、このとき元の教師データを30%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。なお、図示しないが、画像を垂直移動させた場合も、水平移動させた場合と同様の傾向が見られた。

3.4 画像を水平移動した場合

画像を水平移動した画像でデータ拡張した場合の正答率をFig.3に示す。試行したすべてのパラメータにおいて

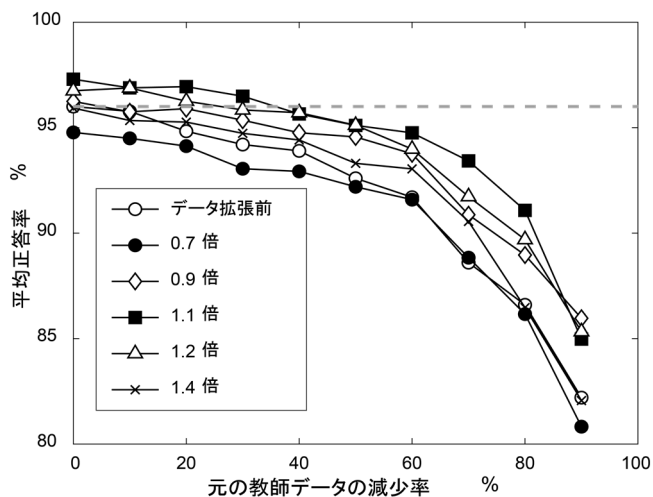


Fig. 2 画像の拡張によるデータ拡張の効果

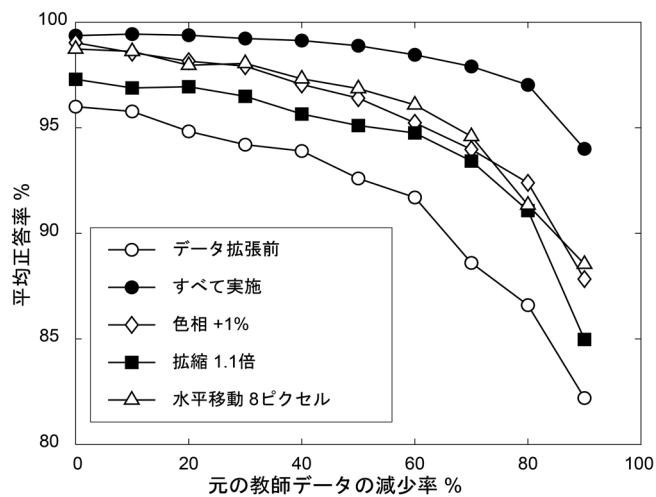


Fig. 4 すべてのデータ拡張法を適用した場合の効果

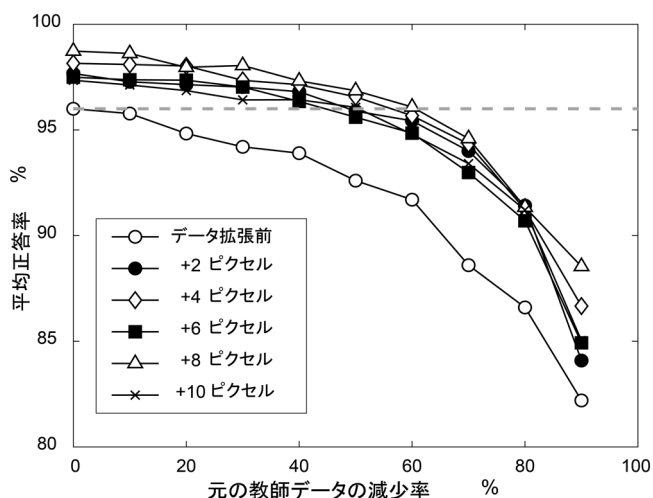


Fig. 3 画像の水平移動によるデータ拡張の効果

正答率が基準値を上回った。とくに、8ピクセル移動させた場合に正答率が最も向上し、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。

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 Fig. 4 に示す。元の画像に対して色相・彩度・明度の移動、縮小、

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

水平・垂直の移動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7倍になっている。今回検討した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。

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、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。

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.

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.