

砂時計型ニューラルネットワークによる顔画像の分類

青木 秀人[†] 大枝 真一[‡]

木更津工業高等専門学校 情報工学科本科[†] 木更津工業高等専門学校 情報工学科[‡]

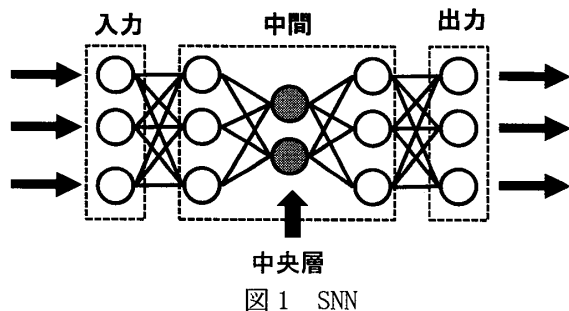
1. まえがき

ニューラルネットワークはパターン認識やデータマイニングなどのさまざまな分野で応用されている。そのニューラルネットワークの応用例のひとつとして情報圧縮や特徴抽出を行うために砂時計型ニューラルネットワーク (Sandglass Type Neural Network: 以下, SNN) が考案されている。先行研究[1, 2]では, SNN を用いて顔画像の学習を行っている。

本研究では SNN の 3 層目 (中央層) の出力を用いることで顔画像の分類を行う。また, 3 層目から任意の値を出力させ, 画像の生成を行う。

2. 砂時計型ニューラルネットワーク (SNN)

SNN は, 図 1 に示すような砂時計の形をした 5 層の階層型ニューラルネットワークである。入力層と出力層のニューロン数は同数であり, 中央層のニューロン数は極端に少なくなっている。出力値が入力値を復元し出力する恒等写像を学習させることにより高次元の入力データを 3 層目の中央層で圧縮して表現することが可能となる。中央層のニューロン数を 2 個とすると 2 次元平面上にプロットすることになる。この圧縮した値で表した空間を特徴空間という。本研究ではこの特徴空間を用いてデータ分類を行う。



3. 顔画像の学習

SNN で顔画像を学習させる場合, 画像のすべてのデータを訓練データとして与えると大規模な

ネットワークになってしまうため, 画像データを圧縮する必要がある。その方法として離散コサイン変換 (Discrete Cosine Transform: 以下, DCT) を用いてデータ圧縮を行う。DCT は, 画像を構成する離散信号を周波数成分に分解する信号変換手法である。画像が持つ大きな特徴は, 低周波成分部分に集中することから, 高周波成分を除去することにより, データ容量を圧縮する。

この手法を用いて, 顔画像を圧縮し, 学習を行う。一方で, この手法では低周波成分のみを用いて画像に復元することになるため, 復元した顔画像の輪郭がはっきりしない, ぼやけた画像となる。しかし, 人物, 表情を人間が認識することは可能である。

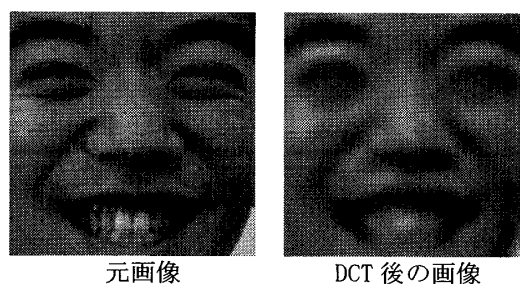


図 2 DCT により高周波成分を除去した画像

4. 計算機実験

SNN に与えるトレーニングデータとして DCT により 16×16 の低周波成分のみの画像を用いる。また, 画像の種類は“喜び”, “悲しみ”, “嫌悪”, “怒り”, “恐れ”, “驚き”の 6 つの基本感情のデータを与える。

4.1 SNN の特徴空間を用いた顔画像の分類

SNN にトレーニングデータを学習させ, 十分に誤差が低下したネットワークを作る。図 3 に SNN に顔画像を学習時の誤差曲線を示す。SNN で顔画像の学習に成功している。分類を行うテストデータとしては同一人物の画像でトレーニングデータに用いなかった 6 つの基本感情の画像を用いる。そのテストデータの中央層の出力とトレーニングデータの特徴空間上にプロットすることで分類を行う。図 4 に分類を行った SNN の特徴空間を示す。

Classification of a face image using Sandglass-Type Neural Network

[†]Hideto Aoki · Information Engineering Course, Kisarazu National College of Technology

[‡]Shinichi Oeda · Department of Information Engineering, Kisarazu National College of Technology

それぞれの顔画像の点が特徴空間上で全体的に広がっており、トレーニングデータの分類が行われている。特に表情自体の変化が大きい“喜び”や“驚き”では特徴空間上で離れた位置にある。また、テストデータはトレーニングデータの近くの座標にプロットされている。

4.2 SNN の特徴空間を用いた顔画像の生成

4.1 と同様に誤差が十分に低下したネットワークの特徴空間から、ある画像とある画像の間の点を選択し、学習済みのネットワークの 3 層目の出力として与え、画像の生成を行う。図 5 に特徴空間から選択した点を含む SNN の特徴空間、また、図 6 に選択した点から出力した画像を示す。

図 6 の画像は低周波成分のみでぼやけていることや人の表情のため、はっきりとは判断することができないが、生成した画像は怒りに似ているといえる。

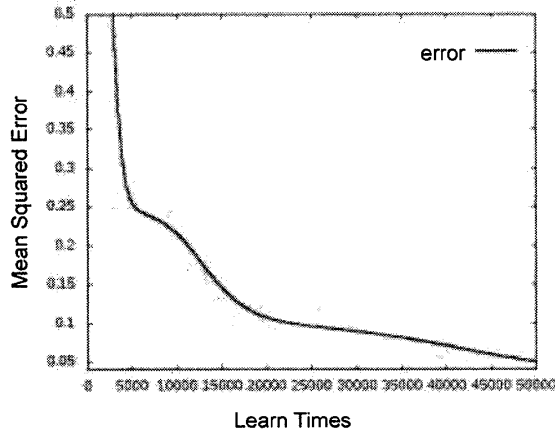


図 3 SNN に顔画像を学習時の誤差曲線

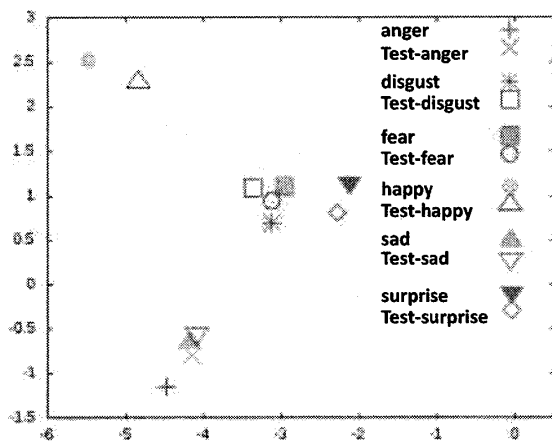


図 4 テストデータを含む SNN の特徴空間

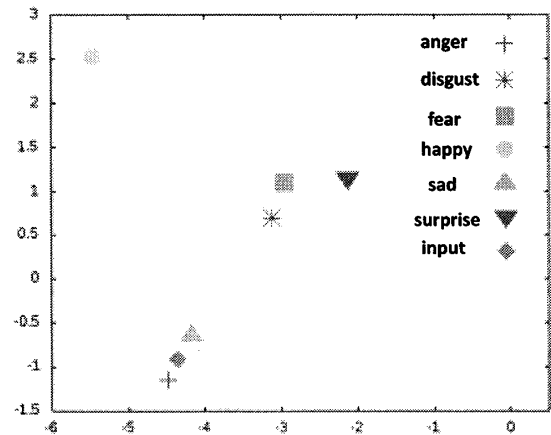


図 5 画像を生成する点を含む SNN の特徴空間

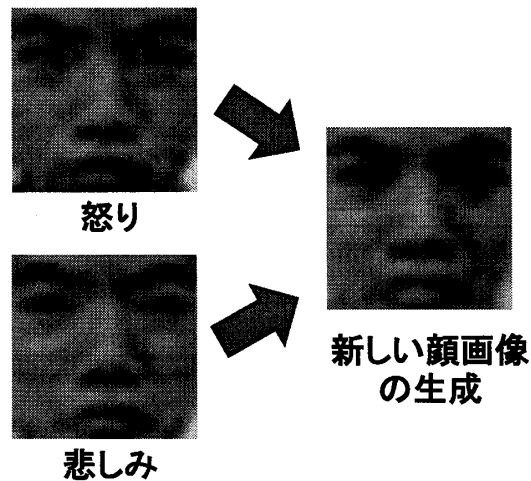


図 6 特徴空間から生成した画像

5. まとめ

SNN の特徴空間を用いて顔画像の分類ではテストデータが全てトレーニングデータ近くにプロットされたことから分類に成功した。また、SNN の特徴空間を用いた顔画像では新しい顔画像の生成ができた。今後は鮮明な画像を得るために SNN に学習させるデータ数を増やし学習させる予定である。

謝辞 本研究は科研費(19700226)の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] 小山達矢, 大枝真一, “GA 及び IA による砂時計型ニューラルネットワークの最適化”, 情報処理学会, 第 70 回全国大会, 6V-4, 2008 年.
- [2] 小山達矢, 大枝真一, “砂時計型ニューラルネットワークを用いた特徴空間の構築”, 情報処理学会, 第 71 回全国大会, 5Q-4, 2009 年.