

人の錯視に基づく Deep Learning を用いた対人工物顔検出手法の検討

久枝嵩^{†1} 中村嘉志^{†2}

概要: 画像に映り込んだ幾何模様をまるで人の顔のように認識してしまうシミュラクラ現象と呼ばれる人間の錯覚認識がある。この現象が人間の認識ならば、計算機も同様に幾何模様を人の顔として認識できるのではないかと考え、一般的な顔認識手法を用いてこれを試みた。しかし、顔として正しく認識させることは従来手法では困難であることが分かった。そこで本稿では、人の顔認識能力に注目した、人の顔に見える幾何模様を顔と認識するための新たな顔画像検出手法を提案する。具体的には、顔の部位の特徴点抽出を画像中で行うために、鼻、両目、口の各部位を k-means 法と幾何位置関係、人の顔からの最尤推定により決定する。その上で、本手法が有効であるかどうかを評価実験により検証する。しかし、顔認識の従来手法である Viola-Jones 法との比較により、本手法は特徴点の抽出に対して計算量が多いことが問題となることが分かった。そこで、近年注目されている Deep Learning を用いて特徴点を抽出することで計算量を抑えられるのではないかと考えた。Deep Learning を用いた時の顔の特徴点抽出の計算量を比較し、Deep Learning を用いることの有効性を本稿で示す。

1. はじめに

デジタル画像中に存在している物体が何であることを認識する画像認識技術が盛んに研究されている。その一つ分野としてデジタル画像中から人の顔を検出し、個人を認識する顔認識技術がある。顔認識技術において、現在最も一般的な手法に Viola と Jones が提案した Viola-Jones 法(以降、VJ 法)がある[1]。これは顔の中にある輝度情報に注目した Haar-like 特徴量の抽出と顔のある領域を検出できる弱識別器を多段式に組み合わせることによって、人の顔を検出する手法である。画像中に顔以外の物体や背景が映り込んでいたとしても識別器が顔と認識できる領域のみを切り分けるため、顔を正しく認識することができる。

近年では、デジタルカメラやスマートフォンの普及によって顔認識技術の応用研究が加速した。例えば、スマートフォンでは様々なアプリケーションを端末上で動かすことができるが、人の顔の表情を読み取ってより良いタイミングで自動的にシャッターを切って撮影を行うことのできる実用的なものや、髪型や服装はそのままに複数人の人物の顔の部位だけを入れ替えたりするエンターテインメント性を重視したアプリケーションがある。これらを可能としているのが顔認識技術である。

スマートフォンで撮影された画像には、撮影者が意図せずして映り込んだ風景や人物もある。街路樹や街灯の光であったり露出オーバーや手ブレによるいわゆる失敗写真であったりがある。しかし人は、そういった特定の物体に含まれている模様や輝度が通常の顔とは異なるものを見ても、まるでそれが顔だと誤認識したり逆に顔だと正しく認識できたりしてしまうことがある。これは心理学の分野でシミュラクラ現象と呼ばれる錯覚であり、人が先天的に有して

いる人の顔認識能力がその要因である。

シミュラクラ現象は、丸などの図形を逆三角形に3点配置することで発現することが分かっている。そこで VJ 法を用いて、その逆三角形の幾何模様を顔として認識させようとしたところ、顔としては正しく認識できないことが分かった[2]。これは、画像中の輝度が自然な人の顔、もしくは生物の顔が持つべきその分布を入力の前提としているためである。対して幾何模様は必ずしもそれに従っているとは限らない。

そこで本稿では、人の顔認識能力に着目し、人には顔として見える幾何模様を人と同様に顔として認識するための顔検出手法を提案する。提案手法では、VJ 法のように全体から顔以外の物体や背景を除外するのではなく、段階的に画像内の探索を行うことにより実現する。これにより、VJ 法が必須としている輝度分布によらない顔認識が可能となると考えられる。

以下本稿は次のように構成される。まず、2章では幾何模様から顔を検出するための手法をどのように考案したかについて明らかにする。3章では、提案手法のアルゴリズムの詳細を述べる。4章では、提案手法が顔に見える幾何模様を顔として検出する手法として適切かどうかを2つの段階に分けて検証および評価を行う。1つ目の検証では、提案手法と VJ 法で中心特徴点の抽出を行い、その可能枚数を比較する。2つ目の検証では、実際の人の顔と幾何模様の特徴点同士の距離の短さが顔の似ている評価になりえると考え、それを用いた類似度によって似ている幾何模様の自動選択を行う。これらの検証のために、人の顔に見える幾何模様として国立民族学博物館の展示資料データベース[3]に登録されている仮面画像 1,000 枚を用いることとした。5章では、提案手法の問題となっている計算量を減らすために Deep Learning を用いることを考えた。Deep Learning の中でも物体認識に有効である Regions with Convolutional Neural Network (以降、R-CNN) [4]を用いた

^{†1} 北陸先端科学技術大学院大学

Japan Advanced Institute of Science and Technology

^{†2} 国士舘大学理工学部 School of Science and Engineering
Kokushikan University

検証を行い、有効性を示す。最後に6章では、本稿の結論と今後の課題を述べる。

2. 幾何模様からの顔検出手法の考案

顔認識技術の代表的な手法として VJ 法がある。この手法は、人の顔は特徴となる部分さえ見れば顔と分かるという着想に基づいて実現されている。具体的には、人の顔は大まかに見ると輝度の差が大きいところが複数存在しており、それをパターン化することが可能であることを利用している。VJ 法は、この輝度パターンを学習させた識別器を利用することで顔を検出することを可能としたものである。この手法の最大の特徴は、輝度パターンに含まれていない箇所を高速に除外することにより短時間で顔を検出することができる点である。これにより、この手法が確立される以前と比較して、画像から顔を検出する速度が 15 倍速くなったと報告されている[1]。

しかし、図 1 で示すように、人の顔に見える幾何模様に対して VJ 法を用いて顔として認識させようとしても、人の顔として想定されている輝度パターンが画像中に含まれていない、もしくは逆に色情報や模様の形状が VJ 法の期待している輝度パターンと偶然一致してしまうことによって、想定外の箇所を顔として誤認識してしまうことが発生することがある。VJ 法の枠組みでこの問題を回避するには、認識したい画像の輝度パターンを学習させた識別器を作成すればよい。しかし、そのためには全ての画像の輝度パターンの識別器を事前に作成しなければならず、現実的ではない。

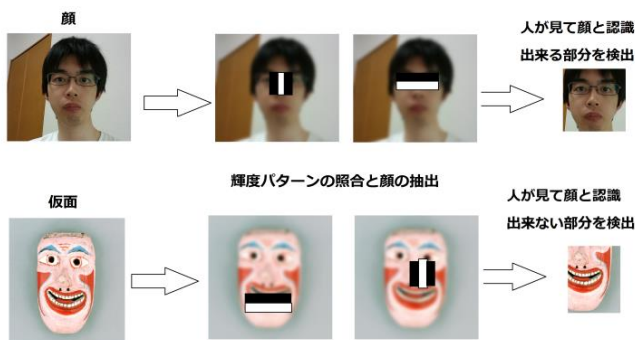


図 1 Viola-Jones 法を利用した場合の問題点(仮面画像の
 出典: 国立民族学博物館展示資料データベース[3])

そこで本稿では、輝度パターンによらずに幾何模様のみに着目することによって顔を認識する手法を考案した。VJ 法の着想では、顔の特徴となる部分さえ分かれば顔と分かるとされていた。この着想から発展して、顔の特徴点さえ捉えられれば形状や色情報によらず顔であると分かると考えた。

この提案手法の欠点としては、顔の特徴が不明瞭なものに対しては適用することができないことが挙げられる。そ

のため、VJ 法のように輝度情報を用いてパターン化するといった汎用性を持たせることが困難である。しかし一方、輝度分布が必ずしも人の分布のそれではなかったとしても、人が顔と見なせると既に分かっているものであれば顔を検出することが可能であると考えられる。

3. 人の顔に見える幾何模様からの顔特徴点の抽出

3.1 シミュラクラ現象

人には生まれながらに有している先天的な能力がいくつかある。産まれた瞬間に声を上げることで肺に初めて空気を取り込むといった原始反射もその 1 つである。この他にも、人が社会的な営みを行う上で欠かせない顔や表情の認識が挙げられる。

人が先天的に有する顔に関する反応を説明するため、丸い図形を 3 つ用意し、図 2 のように、それらの中心点が逆三角形で結ばれるように配置したとする。このとき、人は無意識に図形全体の配置をまるで人の顔であるかのように思い込んでしまうことがある。これは人が顔を認識する際に、顔に含まれている特徴を細かく認識するのではなく、全体を捉えて顔を認識しているためである[5]。この性質によって起こる錯覚認識はシミュラクラ現象と呼ばれている。この能力は、人が社会性を持つための重要な機能の 1 つである。これは、顔認識ニューロンと呼ばれる脳の器官が生後間もない頃から発達することで、人間とそうでない生物を見分けられるようになり、社会形成の基礎となる顔の認識を可能としているのである[6]。

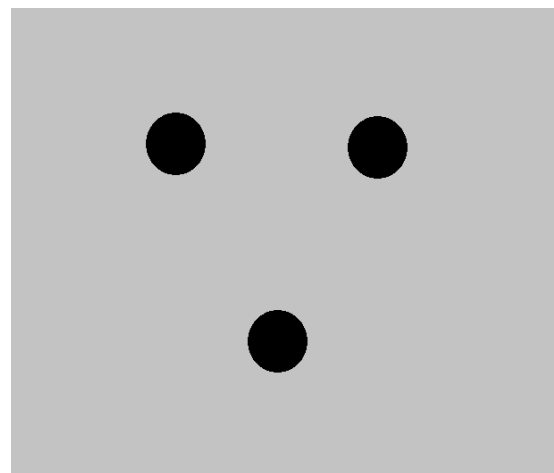


図 2 3つの丸い点で構成された図形

3.2 人の顔認識能力のアルゴリズム化

人は、顔の中の目や鼻といった部位の一部に着目するのではなく、全体を捉えることで顔を認識していると言える。そこで、各部位を個別に抽出したのち、部位同士を顔として認識するための全体の位置関係を探することを考える。本稿では、前述のシミュラクラ現象の 3 点から処理の簡略化

を目的として、逆三角形の中心点となる鼻を加えた、右目、左目、鼻、口の4点を用いることとした。これら4点の特徴点を抽出するために、1) その特徴点が含まれていると考えられる領域に画像を分割する。次に、2) 分割した画像中において特徴点の中心を探索することで中心特徴点を抽出する。最後に、3) その中心特徴点を用いて人の顔の特徴点位置をパターン化したものと比較する。比較の結果、最も近い位置関係を持っている人の顔の特徴点位置に近似するように顔全体の特徴点を最尤推定する。この3つの一連の処理を行うことで幾何模様の中から顔全体の特徴点を抽出し、顔として認識させる。

この手法の有効性を確認するために人の顔に近い人工物である仮面画像を幾何模様と見立てて実験を行う。ただし仮面は、人が見ても必ずしも顔だと認識できるものばかりではない。例えば、鼻や口の位置が逆三角形の幾何的構造からかけ離れた箇所にあるものも存在して人が見ても顔と認識できるか疑わしいものもある。そこで、評価実験では、人が見たときに顔と認識できるものであれば鼻は顔の中心にあると仮定して、画像の中心点を鼻であると見なすこととした。また、今回は正面を向いている仮面画像のみを用いることとした。

以下、提案手法における3つの処理別に各節で詳細を述べる。

3.2.1 中心特徴点を抽出するための画像の領域分割

ここでは、顔の部位の中心特徴点となる4点の抽出手法について述べる。3.2節より鼻の位置は画像の中心にあると規定したため、ここでは鼻の中心特徴点は同定されているものとする。また、目は一般的に左右が線対称であることから左目の中心特徴点の抽出を代表として述べる。本章で述べる領域分割による中心特徴点の抽出の流れを図3にまとめる。

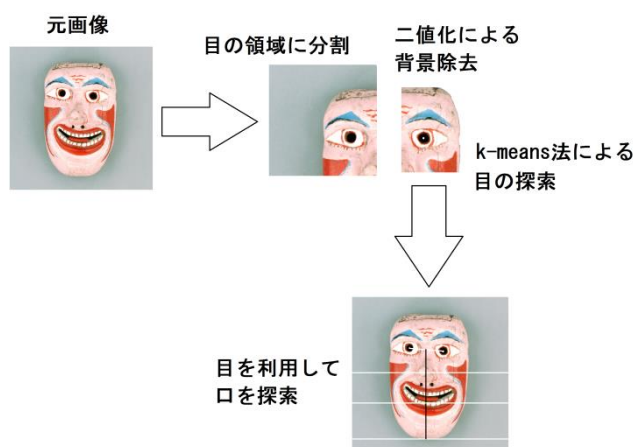


図3 領域分割による中心特徴点の抽出(仮面画像の典拠: 国立民族学博物館展示資料データベース[3])

前処理として、認識させる仮面画像を二値化する。二値

化とは、濃淡のある画像を白と黒の2階調に変換する手法のことである。ある閾値をあらかじめ決めておき、画像内にある画素がその閾値以下であれば白、閾値より大きければ黒のように画素情報を書き換える。この処理により、背景などをノイズとしてできる限り除外し、なるべく仮面のみを浮き立たせることができるようにした。

次に、中心特徴点となる4点の抽出を行うために、鼻の中心特徴点を手がかりに目と口の中心特徴点の抽出を考える。人の顔は、鼻より上側に目、鼻より下側に口があると考えられる。さらに、目は鼻を中心とする右側領域に左目が、左側領域に右目があると考えられる。そこで鼻から左側、右側、上側に垂線を伸ばして画像を3つの領域、すなわち鼻を原点とした第1象限、第2象限、第3と第4を合わせた象限の3つの領域に分割する。このとき第1象限に相当する領域に左目、以降、第2象限には右目、第3と第4象限を合わせた領域に口、がそれぞれ含まれていると推定できる。

3.2.2 顔の部位の中心特徴点の抽出

領域分割が完了したら次に、第1象限より左目の中心特徴点を抽出する。抽出には、k-means法を利用する。

k-means法とは、ある要素に対して重心を解析し、要素を範囲ごとにグループ分けする手法のことである。例えば、瞳の色が黒だという前提の下で目の抽出をするとき、矩形領域の四辺から距離的に最も近い黒色情報の重心を左目の中心特徴点とする。同様にして第2象限の右目の中心特徴点も同定する。

次に、第3象限と4象限を合わせた領域に含まれている口の中心特徴点を抽出する。シミュクラ現象が逆三角形で成り立っていることを利用して、口は両目の位置から逆三角形の幾何的位置にあると仮定する。そこで両目の瞳の中心を直線で結び、その線分の中点から垂線を下ろす。その垂線に対して左右の目の中心点から直線を伸ばして3点による交点を作る。この交点の角度が鼻と両目で構成された逆三角形の中心角のちょうど半分になる位置に口の中心特徴点があると仮定する。口の特徴点の仮定の手法を図4に示す。

なお、本稿では、顔の下限が既に定められているものとして口の中心特徴点を求めている。下限が定まらない、また、逆三角形に回転がかかったような幾何模様における特徴点の抽出は今後の課題とする。

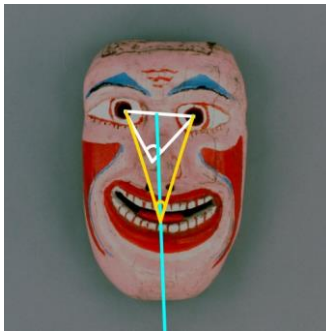


図 4 逆三角形の構造を利用した口の推定手法(仮面画像の
 出典: 国立民族学博物館展示資料データベース[3])

3.2.3 最尤推定による顔全体の特徴点の決定

3.2.2 節までで、鼻、左右の目、口の4つの中心特徴点が画像の上で同定された状態となっている。この画像に対して、人の顔を3次元空間の特徴点と捉えてパターン化した Point Distribution Model[7] (以降、PDM) を用いて顔の特徴点を推定する。PDM とは、ある特定の物体が取りうる特徴点の範囲を予め規定したモデルのことである。このモデルを利用して、特定の物体が映った画像から特徴点を割り出すことができる。

本稿では、図5に示すような人の顔の特徴点を用いて、4つの中心特徴点を最も良く表すことのできる顔全体の特徴点を最尤推定する。このとき、データとして最小二乗法によって顔の特徴点をベクトルに変換したデータベースを予め用意する。最小二乗法とは、あるデータがN個与えられたとき、そのデータ群の近似関数をデータ群の誤差の二乗の和の最小を求めることによって定める手法である。

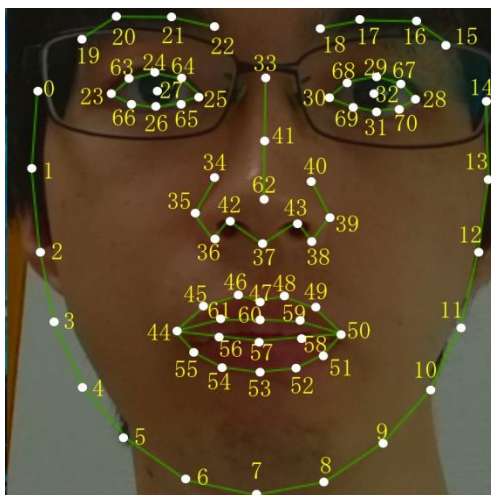


図5 顔の特徴点の例

このデータベースに利用する直線の例を左目の特徴点を用いて説明する。図5では中心点を除くと左目の特徴点として8点(28~31, 67~70)が取られている。具体的に、正面から見て最も数字が若い箇所から時計回りに点28, 点31, 点69, 点30, 点68, 点29, 点67の8点のことである。

近似関数は2次元の直線なので、 $y=ax+b$ となる。これら傾き a と切片 b の各係数を8点の特徴点から求めることにより、左目の特徴点を最もよく表すベクトルを導出することができる。

本稿で用いた人の顔全体の特徴点は、図5を基準としてここから眉(15~18, 19~22), 唇の厚み(44~49, 50~55), 鼻筋(33, 41, 62)を除くこととした。なぜなら、図2に示したような幾何模様を顔と見なす戦略にこれからは関係ないからである。以上を踏まえて、PDMで利用されている人の顔全体の特徴点より輪郭15点, 右目8点, 左目8点, 鼻筋を除いた鼻9点, 口の外側を除いた口8点の合計48点で構成される特徴点を用いることとした。

4. 幾何模様からの人の顔認識の評価

提案手法によって幾何模様から顔の検出が可能であるかどうかを評価するために、本章では2段階に分けて評価実験を行う。

まず、顔の部位である鼻、左右の目、口の4点の中心特徴点が正しく抽出できているかを評価する。そのために従来手法であるVJ法との比較を行い、それぞれ正しく特徴点が抽出できた画像数を比較して定量的評価を行う。従来手法より提案手法の数が多ければ、顔に見える幾何模様から顔と見なせる特徴点の抽出ができていると言える。

次に、顔全体の特徴点を最尤推定した仮面画像の顔特徴点と人の顔画像から抽出した顔特徴点との距離を比較し、特徴点同士の距離の総和が最も短いものを抽出する。この距離が短ければ短いほど人の顔と仮面のそれが似ていると言えるのではないかと考えたからである。この選択された仮面画像が、人から見て似ているかどうかを被験者に評価してもらい、これを定性的評価とする。もし、似ている仮面画像が選択できているならば、顔に見える幾何模様から正しく特徴点を決定できていると考えられる。

以上の2つの評価実験を行うために、従来手法としては画像処理ソフトウェアとして一般的に普及しているOpenCV[8]を用いた。また、2つ目の実験にて使用する人の顔の特徴点の抽出には顔認識ソフトウェアであるFaceTracker[9]を用いた。FaceTrackerでは人の顔の特徴点として66点を抽出しているが、3.2.3節で示したように、本稿では48点を顔の特徴点として用いる。

4.1 幾何模様からの顔認識の定量的評価

実験の結果、従来手法では1,000枚中271枚の画像で正しく特徴点が抽出できたのに対し、提案手法では823枚のそれで正しく特徴点が抽出できていた。これより、幾何模様から顔の特徴点を抽出する手法として、提案手法が従来手法よりも有効であることが分かった。一方、この評価実験において処理時間を比較したところ、提案手法は従来手

法と比べて時間が大幅にかかった。従来手法は約 5 秒で完了したのに対し、提案手法は約 31 分であった。なお、実験に使用した計算機は、Windows 7 OS を搭載した一般的な PC で、CPU が Intel 製 Core i7-4770 3.40GHz、主記憶 16GB の仕様のものである。提案手法では、最終段階の PDM を用いた顔全体の特徴点の最尤推定は約 1,861 秒であり全体の処理の 99%以上が最尤推定で費やされていた。

4.2 幾何模様と人の顔の類似性に関する定性的評価

提案手法によって特徴点の抽出が正しく行われた 823 枚の仮面画像と、インターネット上から無作為に選出した 12 名の実際の人間の顔画像を用いて、それぞれの人の顔に似ていると最尤推定される仮面画像の自動選択を行った。

類似度と被験者の評価値とその平均の最小二乗を取った近似直線を示したものを図 6 に示す。

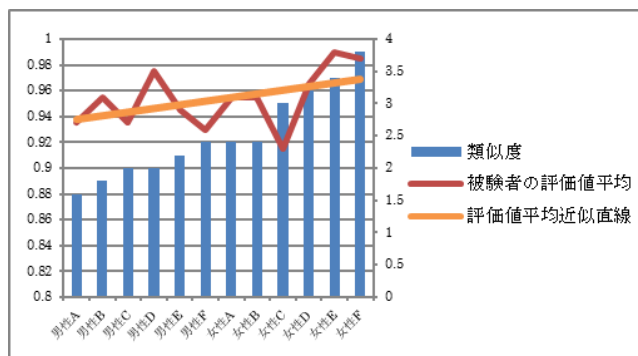


図 6 類似度と被験者の評価値とその平均図

図 6 より、類似度が大きいほど被験者の評価が高くなっている顔画像が多い。このことから、顔全体の部位の位置の近さ、つまり特徴点同士の距離の短さが人の類似評価と相関があると言える。これより、仮定していた特徴点の距離が短いほど顔が似ているという考えは正しいと言える。また、被験者の評価が 4 を超える、もしくは 2 を下回る仮面画像は今回の実験では存在しなかった。原因として、人が顔の類似評価を行うとき、顔の部位の位置といった全体の判断だけではなく、顔の色や表情、部位の形状などの部分の判断も行っていることが考えられる。このことから、人が顔の類似評価を行うときの材料として、特徴点同士の距離の長さだけでは十分とは言えないが、大まかに似ていることを判断することは可能であると言える。

実験結果より、提案手法によって抽出した特徴点は、人の顔であると判断するに足るものであることが分かった。また、特徴点同士の距離の短さは顔の部位の位置としての類似性を表しているため、人が顔を評価する際の類似評価の一要素として影響していることが分かった。これらにより、提案手法が、幾何模様の中から顔画像を有効に検出することが可能であると言える。

5. Deep Learning による改善

5.1 R-CNN を用いた顔検出

提案手法によって仮面画像からの顔検出が行えることが分かったが、計算量が非常に膨大になってしまうという問題が発生した。その問題を解決する手法として Deep Learning を用いることを考える。

Deep Learning の中でも、Convolutional Neural Network (以降、CNN) は、画像認識として一般的に利用されている。この手法を利用した新しい物体認識手法として提案されている R-CNN を用いることで計算量の膨大を減らすことができるのではないかと考えた。

R-CNN とは、画像中から物体を検出することを目的として考案された物体認識の手法の 1 つである。認識対象が写っている入力画像に対して Selective Search を用いることで、画像の中から物体候補領域の抽出を行い、その候補領域に対して CNN による認識を更に行うことで対象とする物体が写っている領域を認識することができるものである。この手法が物体中に含まれている物体の認識まで行うことができることから提案手法と似ているのではないかと考えた。

5.2 R-CNN を用いた人工物からの顔の部位の検出

R-CNN を仮面画像に適用することを考える。仮面画像に含まれている顔の部位を学習させることで、右目、左目、口、輪郭を取得する。ここでは学習過程の代表例として右目の検出を例に部位の検出について説明を行う。

R-CNN の学習において、物体候補領域の抽出を行い、その候補領域を CNN に掛けることで更に認識をさせたものを複数の Support Vector Machine (以降、SVM) を用いて学習し、物体そのものの特徴点抽出とクラス識別を行っている。

R-CNN を用いた学習の途中経過と右目の認識に成功したものを図 7 に示す。



図 7 右目の学習途中(左)と認識成功(右)の例(仮面画像の出典: 国立民族学博物館展示資料データベース[3])

学習途中の段階でも、右目に相当する左側の目と考えられる箇所の認識に成功している点において、提案手法の部位の決定が R-CNN を用いることで自動的に行うことが可

能となった。部位の決定をしたあとはこの学習によって特徴点が正しく抽出できた枚数が R-CNN を使わない手法の 832 枚に比べて 961 枚に向上させることができた。

R-CNN では 1 画像の学習に対して約 15 分かかるが、学習が完了している場合は 1000 枚の仮面画像を認識するのに約 5 秒と従来手法の計算量にまで下げることができた。これは R-CNN を使わない場合が 31 分の計算量であったことから大幅に削減できた。また、R-CNN を使わない手法では認識できなかった画像も認識させることができるようになったことから R-CNN は提案手法の改善策として適当であったと考えられる。

5.3 R-CNN を用いたときの問題点

R-CNN によって仮面画像から顔の部位を抽出することは可能となったが、2 点の問題があることも分かった。1 つは、学習に対しては非常に時間がかかることである。もう 1 つは、部位として学習してあるものしか認識できないということである。

それぞれの問題の解決手法として、学習時間の問題については、R-CNN をより高速化させた Faster R-CNN[10]に変更することが考えられる。学習済みの物体のみしか認識できない問題については、その問題が起こる要因として本稿の提案手法の元となっているシミュラクラ現象の発現に必要な 3 つの点の構成物体を事前に知っておく必要があることが挙げられる。その 3 つの点の構成物体がなんであるかを知らなくても、その画像に含まれている顔を検出することを可能とするためには更なる検討が必要であると考えられる。しかし、この問題が解決できれば、事前に情報を得ることなく人工物から顔の検出が可能となるのではないかと考える。

6. おわりに

本稿では、人の顔認識能力に着目し、人には顔として見える幾何模様を計算機上で顔として認識させるための顔検出手法の提案を行った。提案手法の有効性を示すために、幾何模様を代表して人工物でありながら人から見ても顔だと認識しやすい仮面画像 1,000 枚を用いて 2 つの評価実験を行った。1 つ目の実験では、輝度分布によらずに顔を検出するために必要な各部位の中心特徴点の抽出が可能であることを示した。2 つ目の実験では、特徴点同士の距離の短さをを用いた人の顔との類似比較の結果、被験者 15 名の評価平均が 3 以上（最大 5）であったことから、類似性が高いと人が評価できる顔画像を選び出すことも可能であることを示した。これら 2 つの評価実験の結果、提案手法を用いることで幾何模様の中から顔画像を有効に検出することが可能であることが示すことができた。

今後の課題としては以下のことが考えられる。まず、提案手法の元となったシミュラクラ現象において、本来は顔

に見えてしまう幾何模様の部位は最低 3 点で構成されているが、提案手法では 4 点を用いている。そのため、任意の画像に対して提案手法が正しく効果を発揮するかどうかについては疑問が残る。これについては、引き続き調査をする予定である。次に、定量的評価実験において提案手法の PDM による最尤推定の計算量が大きいことが分かった。これについては、最尤推定を行う条件を変更する、例えば、両目の形が相似であることを利用して動的に PDM を構築・適用することで片目分の処理時間の削減が可能であると考えられる。しかしながら、PDM の最適化だけでは大幅な削減は困難であるため、アルゴリズムの抜本的な見直しが必要である。そこで、パターン化できる図形的な構造の検討や探索領域をより小さくする代わりに繋がりを重視する方策が考えられる。その一案として、機械学習を取り入れることを考え、Deep Learning の中でも物体認識を得意としている R-CNN を用いて改善を試みた。その結果、計算量においては従来手法に近づく改善をすることが可能になったことが分かった。また、提案手法と比較して物体に含まれている顔の認識率を 16% 向上させることも可能であることが分かった。今後より直感的に近い特徴点の抽出についても、Deep Learning による物体認識を適用することで可能とできるのではないかと考えている。

参考文献

- [1] Viola, P. and Jones, M.: Rapid Object Detection Using Boosted Cascade of Simple Features, Proc. Computer Vision and Pattern Recognition, pp.511-518 (2001).
- [2] 久枝嵩: 顔認証を用いた本人画像からの類似ヒューマノイド画像の自動選択システムの研究, 平成 27 年度国土館大学理工学部卒業論文 (2016).
- [3] 国立民族学博物館: 標本資料詳細情報データベース, 国立民族学博物館 (オンライン), 入手先 < <http://htq.minpaku.ac.jp/menu/database.html> > (参照 2015-04-01).
- [4] Girshick, R. Donahue, J. Darrell, T. and Malik, J.: Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation, Proc. Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 580-587 (2014).
- [5] Maurer, D., Grand, R. and Mondloch, C.: The many faces of configural processing, Trends in Cognitive Sciences, Vol.6, No.6, pp.255-260 (2002) .
- [6] Haxby, V., Hoffman, A. and Gobbini, I.: The distributed human neural system for face perception, Trends in Cognitive Sciences, Vol.4, No.6, pp.223-233 (2000).
- [7] Viola, P. and Jones, M.: Robust Real-Time Face Detection, International Journal of Computer Vision, Vol.57, No.2, pp.137-154 (2004).
- [8] Itseez: OpenCV, OpenCV (online), available from < <http://opencv.org/> > (accessed 2015-04-01).
- [9] Saragih, J., Lucey, S and Cohn, J.: Deformable Model Fitting by Regularized Landmark Mean-Shift, International Journal of Computer Vision, vol.91, No.2, pp.200-215 (2011).
- [10] Ren, S., He, K., Girshick, R., Sun, J.: Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks, Proc. Advances in Neural Information Processing Systems 28, pp.91-99 (2015).