

# 深層学習を用いたコーカソイドとモンゴロイドにおける 男女顔面形状に関する特徴分析

## Feature Analysis of Male and Female Facial Shapes in Caucasoids and Mongoloids Using Deep Learning

岡崎 理来† 原田 利宣‡  
Riko Okazaki Toshinobu Harada

### 1. はじめに

#### 1.1 背景・目的

形成外科では、病気や外傷を原因とした顔面の形状異常の修正、さらに、性同一性障害の患者の顔面形状を心の性と一致させるための手術が行われる [1-3]. これらの手術には、男性/女性として自然な顔に見えるという整容性という観点が重要である. 整容性とは医学用語として用いられる言葉であり、身体的な変形や凹みに対して姿や形を整えること、またはその形態のことを指す. 従来の研究では、顔面全体の各部位におけるボリュームや陰影において、整容性に影響のある特徴を明らかにした研究は少なく、形成外科医が経験的に制作したテンプレートや直感により手術が行われている. ゆえに、手術結果が画一的となる問題、医師の技術や経験、造形センスによって術後の顔面形状の完成度が大きく異なる問題がある. 術後の整容性は患者の HRQOL (health related quality of life life : 幸福度) に多大な影響を与えるため、男性/女性として自然な顔面の形状的特徴を明確化することは有用であると考えた. さらに、骨格は人種によって大きく異なる. よって、男性/女性として自然な顔面の形状的特徴を明確化するために、それぞれの人種における特徴を分析する必要がある.

また、近年では深層学習という深層構造のニューラルネットワーク (以下、NN) の学習技術が著しく発展している. それに伴い、NN の識別、分類能力は、特定タスクにおいて人間を上回ることがある. NN が対象を分類する場合、人が入力データの特徴を設計する必要はなく、NN が訓練データから特徴を設計、分類する. したがって正しく分類できた場合、NN が分類に必要な特徴を抽出できたといえる. また、画像認識の分野では、Ramprasaath らが、Grad-CAM と呼ばれる手法を提案し、画像の特徴部分の視覚化を行った [4]. この Grad-CAM は NN が持つ層の重みと勾配情報を用いることで、クラスごとの出力値に影響を与える特徴部分をヒートマップで視覚化することができる. これにより、NN が抽出した特徴が視覚的に共有され、人間が知見を得ることが可能となった.

次に、本研究の位置づけを明確にさせるべく、関連する既存研究を収集し、分類を行った. 人間の頭部から性別を

分類する研究では、田中らによる頭蓋骨形状の人類学的計測値から男女を分類する研究が存在するが、眼球や筋肉といった軟部組織を含んでおらず、実際に人が見る顔面での分類とは異なる [5]. また、顔面全体における陰影に関する研究では、中村らが深層学習を用いて顔面全体の陰影における日本人男女の特徴分析を行ったが、分析対象は日本人のみにとどまっている [6]. さらに、人種と性別の特徴の関連性に関する研究では、秋葉らが日本人とタイ人の顔画像を用いた顔印象の特徴抽出を行ったが、分析対象は遺伝的に近い日本人とタイ人とどまっている [7]. また、山田らは日本人と欧米人の顔面の断面画像を畳み込みニューラルネットワーク (以下、CNN) に学習させ、人種や男女の特徴となる部位を明らかにした [8]. 以上のように、人の顔面の認識や分類技術において深層学習による分類技術が用いられている. しかし、これらを顔面全体の整容性に応用させた研究や陰影を対象に分析した研究は少ない.

そこで本研究では、人間が顔面の形状を陰影で認識していることに着目し、顔面全体における陰影に関する研究 [6] を発展させる. 本研究における目的としては、CNN を用いて2つの人種の顔面形状から陰影という観点での「性別」および「人種」を分類するための特徴を明らかにすることである. 具体的にはコーカソイドとモンゴロイドの男性/女性それぞれ10人の顔面形状3次元 データを表示した画像を入力とし、性別と人種を教師信号とした CNN を学習させ、正しく分類できた CNN が、性別および人種の分類根拠とした特徴部位を明らかにする. さらに、実験協力者による性別および人種の分類実験を行い、CNN による分類の正答率と分類根拠を比較することで、CNN による分類の有用性について検証する.

#### 1.2 人種の定義

本研究で用いる人種の定義について概説する. 人種の定義については様々な議論があるが、本研究では、「人間の顔面形態において、重要な要素によってまとまって分類することができる集団」と定義し、四大人種の名称を使用することにした. 本研究で CNN による分類対象とする人種にモンゴロイドを代表して日本人を、コーカソイドを代表して欧米人を、人種の分類ラベルとして定義した.

† 和歌山大学大学院

‡ 和歌山大学

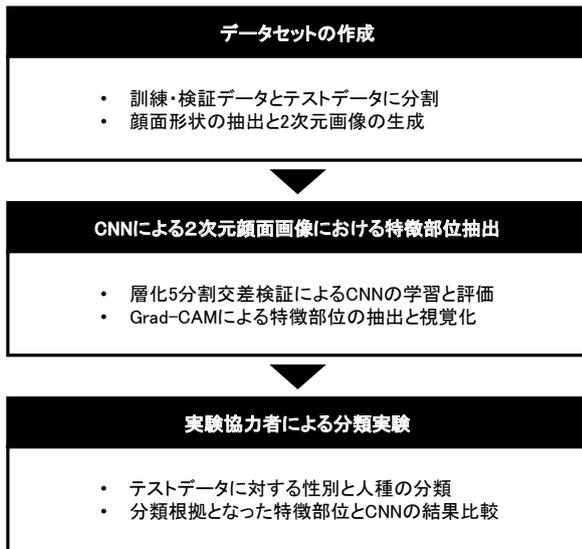


図1 分析の流れ

## 2. CNNによる顔面形状画像を用いた性別および人種分類のための特徴推定

### 2.1 分析の流れ

本研究の流れを図1に示す。分析は、データセット作成、CNNによる特徴部位抽出、実験協力者による分類実験の3段階に分かれる。

データセット作成の段階では、まず計測した3次元顔面形状データから分析対象のみを切り取る。次に、3次元顔面形状データを正中線から左右90度の範囲で1度刻みに表示した画像を得る。これを深層学習に用いるデータセットとし、訓練・検証データおよびテストデータに分割する。

CNNによる特徴部位抽出の段階では、作成したデータセットを用いてCNNの学習を行い、性別と人種を分類できるモデルを作成する。次に、学習したモデルを用いて入力画像の人種と性別の判別を行い、正答率について分析する。さらに、Grad-CAMを用い、分類基準となる特徴を可視化する。また、作成したモデルに対してClass Model Visualizationを使用し、学習した特徴を調べる。

実験協力者による分類実験の段階では、実験への協力を得た人間による、テストデータの人種と性別の分類実験を行い、CNNの結果と比較する。

ここで、本研究の研究対象の3次元顔面形状データは必要な部分以外を削除しているとともに、個人の特定が難しいグレースケール画像である。よって、本研究は人間に関わる実験を含んでいるが、『和歌山大学において行う研究倫理審査を要しないヒトを対象とする実験及び調査研究に関する取扱いについて』の第6条に該当する。また、本研究は、Northwestern UniversityにおけるIBR（研究倫理審査委員会）により承認され、実施した。

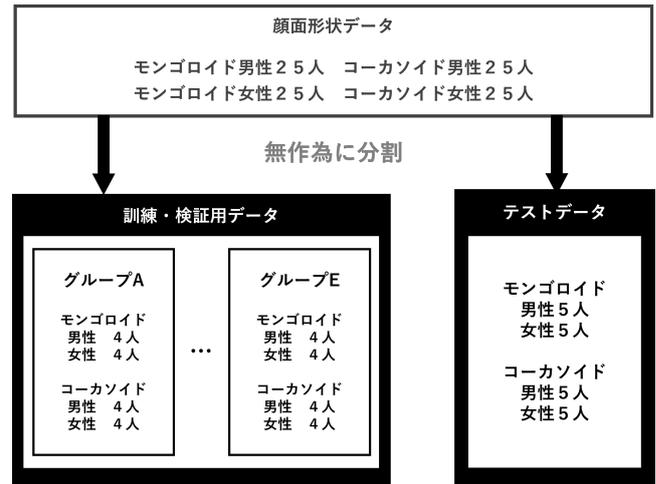


図2 訓練・検証データ、テストデータの分割

### 2.2 データセットの作成

本節では、分析に用いる2次元顔面画像のデータセットについて説明する。データセットの説明は、サンプルの詳細と分割方法、顔面形状の抽出、2次元顔面画像の生成・編集の3段階に分かれる。

#### 2.2.1 サンプルの詳細と分割方法

使用する顔面のデータは、20代から30代のモンゴロイドとコーカソイドの男女100名の顔面形状を計測したものである。モンゴロイドは男女各25名ずつ、コーカソイドは男女各25名ずつであり、これを訓練・検証データとテストデータに分割した(図2)。訓練・検証データはモンゴロイドとコーカソイドの男女各20名ずつ、テストデータは各5名ずつとした。また、限られたデータの中で行う検証であるため、信頼性を高めるために層化5分割交差検証を行った。そのために、訓練・検証データ内の計80名をランダムに各16名の5つのグループにデータに分割し、5回の検証結果を平均し、汎用性を評価した。

#### 2.2.2 顔面形状の抽出

3次元顔面形状データを顔のみのデータとするために、位置と傾きの調整および不要部分の削除を行った。なお、編集にはblenderのver. 3.5を使用した。

まず、3次元顔面形状データの向きをそろえるために、以下のような位置と傾きの調整を行った。

- ・座標系は右手座標系とする。
- ・正中線がYZ平面と平行になるように回転する。
- ・オトガイ前点と眉間点を結ぶ線分がXY平面と平行になるように回転する。
- ・左右頬骨体部の最も外側の点を結ぶ線分がXY平面と平行になるように回転する。
- ・頭部の前面は+Z方向を向くように回転する。
- ・鼻尖点は原点に合わせる。

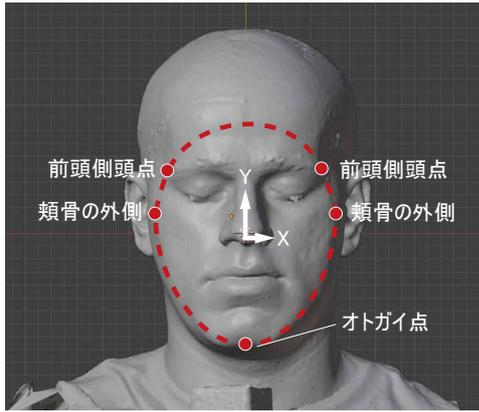


図3 分析対象

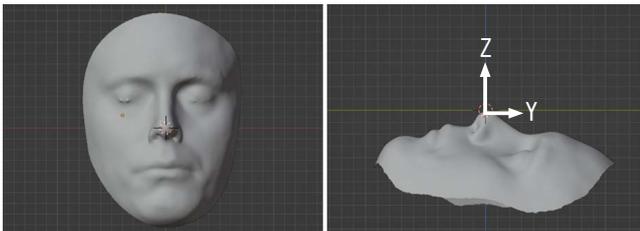


図4 3次元顔面形状データの編集例

次に、位置と傾きを調整したデータから、顔面形状のみのデータとするため、以下のように不要部分を削除した。

- ・ X 軸および Y 軸が左右の前頭側頭点、左右の頬骨体部の最も外側、オトガイ点の座をとり、Z 軸の値が一定のベジェ曲線を作成する (図 3)。
- ・ 作成した線を上下の底面とし、顔面形状を貫く柱オブジェクトを作成する。
- ・ ブーリアンモディファイアを用い、柱オブジェクトの外側にあるデータを削除する。
- ・ 残ったデータに顔面形状以外のものが含まれる場合は、別途手作業にて取り除く (図 4)。

### 2.2.3 2次元画像の生成・編集

編集した 3 次元顔面形状データから入力データとなる 2 次元顔面画像の生成と編集を行った。

まず、2 次元顔面画像の生成の手順について説明する。なお、生成には Blender の ver.2.79 および Python の bpy ライブラリを使用した。なお、座標の単位は m (メートル) とする。

- ・ 3 次元顔面形状データをグローバルランプサイズ 10 で設置する。傾きの設定は編集時と同じである。
- ・ ランプを座標  $(x, y, z) = (-3, 8, 7.5)$  に設置する。なお、この設定は人物画の良い光源の一つとされる 3/4 上方横 [9] に基づいている。この設定では明部および影部が最大限に発生する。
- ・ カメラを設定する。カメラの設定は正投影とし、アングルを XY 平面に対して平行にする。

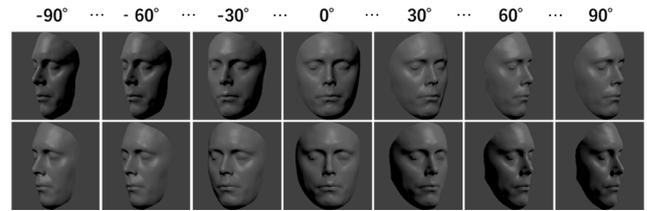


図5 1人の顔面形状データから生成される入力画像例

・ カメラを回転させながらレンダリングを行う。原点を中心として正中線から左右 90 度、1 度刻みでカメラを回転させながら 2 次元顔面画像を生成する。データ形式は BMP、サイズは 1,000pixel × 1,000pixel とした。

・ 生成後、ランプを YZ 平面に対して対称の座標となる  $(x, y, z) = (3, 8, 7.5)$  に設置しなおし、同様の設定で 2 次元顔面画像を生成する。

以上の手順から 1 名の 3 次元顔面形状データから 181 (角度) × 2 (光源数) = 362 枚の 2 次元顔面画像を生成した。以下、 $(x, y, z) = (-3, 8, 7.5)$  の光源設定を左光源、 $(x, y, z) = (3, 8, 7.5)$  の光源設定を右光源と呼ぶ。

次に 2 次元顔面画像内の顔面形状の大きさを揃えるための編集について説明する。編集後の画像は学習、分析に用いる画像である。なお、編集には Python の OpenCV ライブラリを使用した。

- ・ 画像の形状が含まれる領域の上下左右を矩形で切り抜く。
- ・ 切り抜いた画像の上下または左右のうち、ピクセル数の大きい方を求める。
- ・ 求めた大きさのピクセル数を持ち、元画像の背景画素値を持つ正方形画像を用意する。
- ・ 正方形画像の上に切り抜いた画像を重ね、正方形画像の中心と切り抜いた画像の中心が重なるようにする。
- ・ 重ねた画像を BMP, 500pixel × 500pixel で生成する (図 5)。

### 2.3 CNN 実装の詳細

本節では分類にもちいた CNN について説明する。ネットワーク構造の作成及び学習は Python の Keras ライブラリを使用した。畳み込み層側は VGG16 [10] モデルを使用した。初期パラメータは ImageNet を学習したものをを使用した。畳み込み層側 VGG16 の Block1 から Block3 までを初期値で固定した。全結合層側は Global Average Pooling - Dense1024 - ReLU - Dropout - Dense2 - Softmax とした。ここで、Dense の後に続く数字はその層のニューロンの数である。Dense1,024 層のノードの重みに対して Weight decay を設定し、L1 ノルムの強さは 0.01, L2 ノルムの強さは 0.8 とした。Dropout 層は 50% の割合で無効にさせるものとした。

次に、学習時の設定について説明する。VGG16 の入力形状のため、画像サイズは 224pixel × 224pixel に変換される。バッチサイズは 8, エポック数は 30 とした。誤差関数

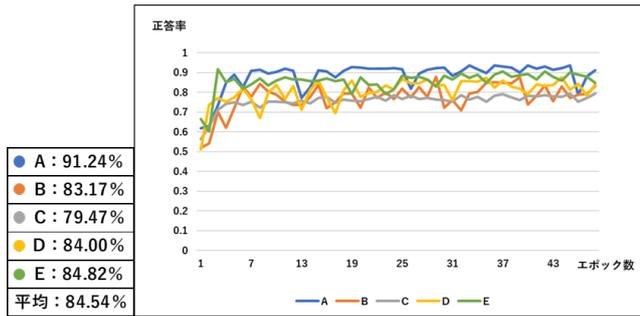


図6 層化5分割検証の結果

は categorical crossentropy crossentropy, 最適化アルゴリズムは SGD に Momentum90% を加えたものもちいた. 学習率は 0.0001 とした. 学習時, データ量の水増し, および手作業での 3 次元形状の編集によるずれを補正する目的で入力画像をランダムで拡大縮小 0% ~ ± 5%, 回転 0° ~ ± 5° とした. また, 50% の確率で入力画像を左右反転させた.

層化 5 分割交差検証の訓練データ数は 64 (コーカソイドとモンゴロイド男女各 16 名) × 181 (角度) × 2 (光源数) = 23, 168 枚, 検証データは 16 (コーカソイドとモンゴロイド男女各 4 名) × 181 (角度) × 2 (光源数) = 5,792 枚である. 層化 5 分割検証の結果, 平均して 84.54% の正解率となった (図 6). この結果から上記のハイパーパラメータに決定した. 決定したハイパーパラメータ訓練・検証データ全てを学習させたモデルを作成した.

#### 2.4 Grad-CAM による特徴部位抽出と視覚化

特徴推定のための手法の設定について説明する. 本研究で用いる Grad-CAM は, 入力画像において指定したクラスに分類するための特徴が顕著に現れている部分を視覚化する手法である. あるクラスの確率スコアを畳み込み層最終層の各出力で微分し, 特徴マップごとに平均化することで重み係数と特徴マップとの加重平均を計算する. その値を ReLU 関数に代入することで, そのクラスの分類について正方向の勾配を持つ画像内の領域を明らかにする. 結果はヒートマップとして元の画像に重ね合わせて表示することで視覚化できる. クラス  $c$  について, 畳み込み層最終層の出力特徴マップのサイズを  $Z$ , 確率スコアを  $y$ , 出力特徴マップを  $A_j$  とすると, 重み係数  $a_c^k$  は (1) 式で, Grad-CAM の値  $L_{\text{Grad-CAM}}^c$  は (2) 式で表される. また, Grad-CAM による視覚化では, 計算結果のヒートマップと元画像とを重ねて表示する. ヒートマップは Python の OpenCV ライブラリの COLORMAP\_JET を使用した. 元画像とヒートマップの重ね表示の割合は 1:1 とした. Class Model Visualization では, 入力画像を画素値 128 ± 20 の範囲でランダムに初期化し, 視覚化は出力層である Dense+Softmax(2) 層の Softmax 前の結果に対しておこなった. また, 入力画像最適化時の学習

率を 100, 繰り返し回数を 500 回とした. 結果を平均 0, 標準偏差 0.1 の正規分布にし, 0.5 以上を 0.5, -0.5 以下を -0.5 とし, 0.5 を加算, 255 を乗じて出力した.

$$a_c^k = \frac{1}{Z} \sum_i \sum_j \frac{\partial y^c}{\partial A_j^k} \quad (1)$$

$$L_{\text{Grad-CAM}}^c = \text{ReLU} \left( \sum_k a_c^k A^k \right) \quad (2)$$

### 3. CNN による特徴推定結果および人間による性別と人種の分類実験との比較

#### 3.1 汎化性能

訓練・検証データを学習させたモデルの, モンゴロイドの男女とコーカソイドの男女各 5 名ずつから生成した 2 次元顔面画像 7,340 枚のテストデータに対する正答率は 87.24% であった. また, 各光源・各角度による正解数の大きな偏りはなく, 各光源・各角度において 20 問中 13 問以上の正答であった. また, すべての角度のうち 94.7% の角度で正答数が 16 問以上, つまり 8 割以上の正答率となった.

この結果から, 作成した CNN モデルは顔面形状の各側面から性別を分類できていると判断した. したがって, CNN が獲得した特徴を調べることで, 分類の基準を得られることとなった.

#### 3.2 Grad-CAM による特徴部位視覚化

本節では, 分析結果を 2 次元顔面画像を用いて説明する (図 7). 図の上部に正面から左右に 30°, 60°, 90° ずつ傾けた入力画像, 中央に Grad-CAM 適用した画像, 下部に指定したクラスである確率の推移を表したグラフを配置している. 確率は最大値を 1.0 とした. 以後, 正しいクラスに分類できた確率が高いものを分類精度が高いと呼ぶ. また, Grad-CAM を適用した結果を頭蓋骨の形態学的特徴 [11] や頭部の軟部組織 [12][13][14][15] の特徴と比較することで, CNN により得られた特徴部位の妥当性や具体的な特徴を考察する.

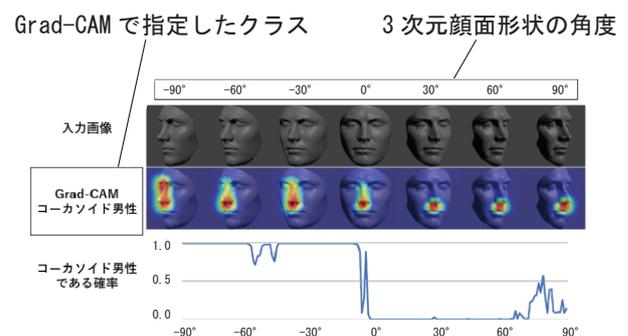


図7 Grad-CAM を用いた分類結果の解釈

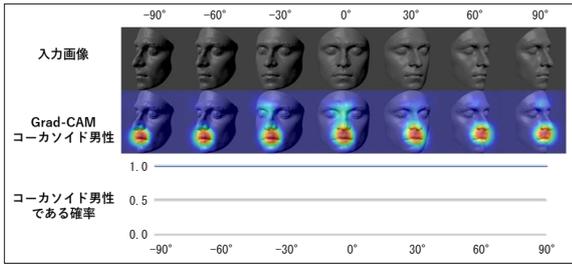


図 8 正答率の高いコーカソイド男性のテストデータ

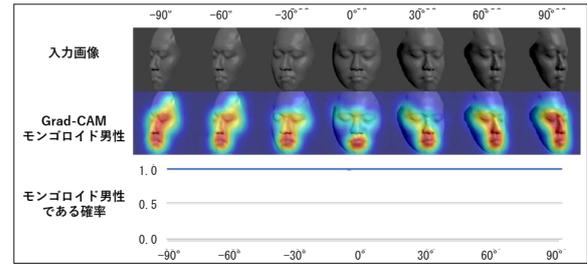


図 12 正答率の高いモンゴロイド男性のテストデータ

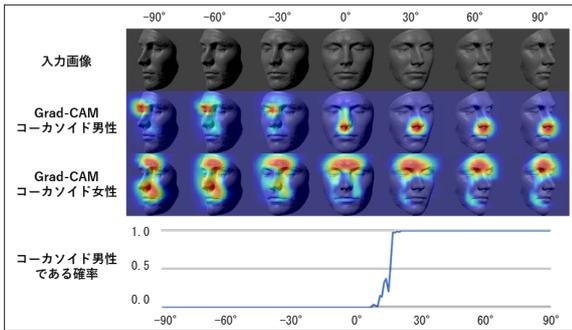


図 9 正答率の低いコーカソイド男性のテストデータ

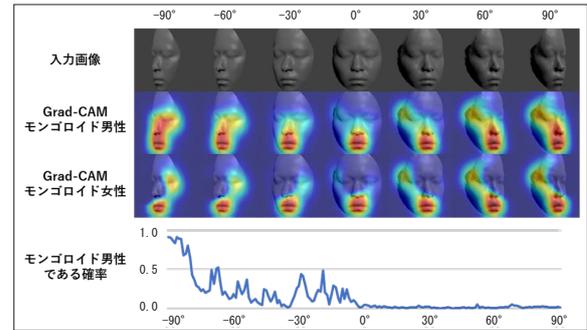


図 13 正答率の低いモンゴロイド男性のテストデータ

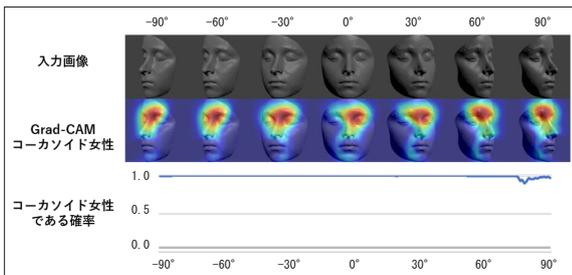


図 10 正答率の高いコーカソイド女性のテストデータ

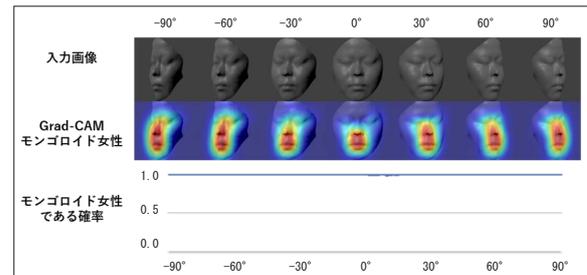


図 14 正答率の高いモンゴロイド女性のテストデータ

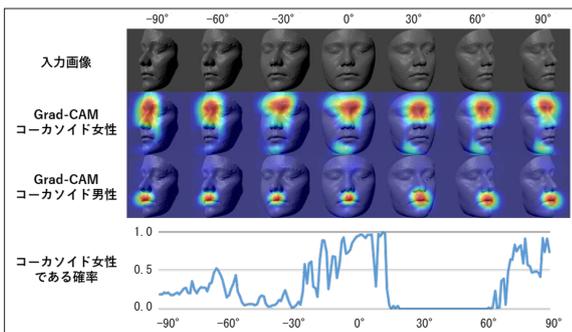


図 11 正答率の低いコーカソイド女性のテストデータ

### 3.2.1 コーカソイド男性の特徴

コーカソイド男性の分類精度が高いデータを図 8 に、分類精度が低いデータを図 9 に示す。図 8 に示すように、コーカソイド男性の場合、上口唇白唇部、その中でも人中部分に強いヒートマップの反応が見られた。また、弱いものの、鼻根にも反応が見られた。これらの部位を頭部の軟部組織の特徴と比較する。Melekber ら [12] によると、コーカソイドである北米人において、男性の鼻根における軟部組織は

女性と比べ厚い。また、鈴木 [13] によると、コーカソイドの鼻根はモンゴロイドと比べて軟部組織が著しく厚い。また、鼻部と顎が前方へ突出している。つまり、相対的に口元が後方に凹んでいる。このことから、上口唇部に、モンゴロイドとは異なる特有の陰影が現れていると推察できる。よって、鼻根が高く、上口唇部が後方へ凹み陰影が現れているほど、コーカソイド男性の分類スコアが高くなると推察される。

### 3.2.2 コーカソイド女性の特徴

コーカソイド女性の分類精度が高いデータを図 10 に、分類精度が低いデータを図 11 に示す。図 10 に示すように、コーカソイド女性の場合、鼻根、および陰影が濃く表れている眼窩上縁に強い反応が見られた。また、顎に弱く反応が見られた。この部位を頭部の軟部組織の特徴と比較する。鈴木 [13] によると、コーカソイドの鼻部はモンゴロイドと比べて鼻根や顎の軟部組織が著しく厚い。このことから鼻根が高く、顎が隆起する場合にコーカソイド女性スコアが高くなると推察される。

3.2.3 モンゴロイド男性の特徴

モンゴロイド男性の分類精度が高いデータを図 12 に、分類精度が低いデータを図 13 に示す。図 12 に示すように、モンゴロイド男性の場合、口唇部と鼻翼に強いヒートマップの反応が見られた。これを頭部の軟部組織の特徴と比較する。吉野 [14] によるとモンゴロイドはコーカソイドと比べ鼻尖部の軟部組織が薄い。また、顎が前方へ突出していないことで、相対的に口部が前方に突出している。加えて、木村ら [15] によるとモンゴロイドの女性と比べると口部の軟部組織が厚い。よって、鼻翼が小さく、口部全体が前方に突出し、さらに口唇が厚いほどモンゴロイド男性の分類スコアが高くなると推察される。

3.2.4 モンゴロイド女性の特徴

モンゴロイド女性の分類精度が高いデータを図 14 に示す。なお、今回の実験においてモンゴロイド女性の分類精度が低いデータは存在しなかった。図 14 に示すように、モンゴロイド女性の場合、鼻翼、上口唇白唇部に強い反応が確認できた。これらの部分を頭部の軟部組織の特徴と比較する。吉野 [14] によるとモンゴロイドはコーカソイドと比べ鼻翼が小さい。また、モンゴロイド男性と顎が前方へ突出していないことで、相対的に口部が前方に突出している。よって、鼻翼が小さく、口部全体が前方へ突出しているほどモンゴロイド女性の分類スコアが高くなると推察される。

3.3 Class Model Visualization の結果

コーカソイド男性、コーカソイド女性、モンゴロイド男性、モンゴロイド女性、それぞれのクラスに Class Model Visualization を適用させた結果、およびそれぞれに Grad-CAM を適用させた結果を図 15 に示す。

いずれも何を示しているかは不明瞭であるが、Grad-CAM を使用すると図のようになることから、コーカソイド男性クラスの結果画像は上口唇白唇部、中でも人中窩を示して

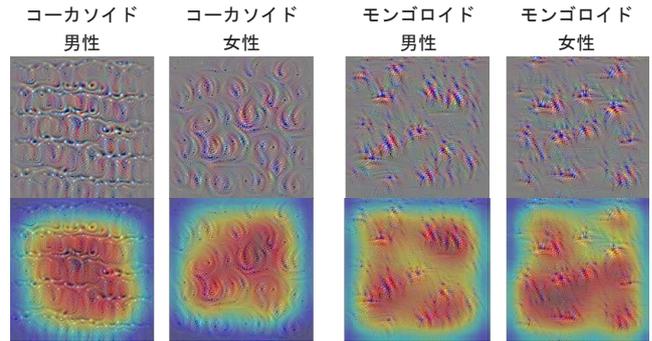


図 15 Class Model Visualization の結果画像

いと推察できる。同様に、コーカソイド女性クラスの結果画像は、眉間、眼窩上縁の窪みを示し、モンゴロイド男性およびモンゴロイド女性クラスは口部全体を示していると推察できる。

3.4 実験協力者による顔面形状画像をもちいた人種および性別分類と特徴

本節では、実験協力者による分類実験について説明する。CNN による特徴推定の結果との比較のために、実験協力者に CNN と同様のデータを用いた課題をさせた。具体的には、Google form を用いて、テストデータの 2 次元顔面画像から人種および性別の分類し、解答させる。さらに、画像内で人種および性別の分類における分類根拠となった領域をそれぞれ線で囲わせた。また、全体を通しての主な分類根拠を尋ねた。用いた 2 次元顔面画像は左光源の 20 (人数) × 5 (正面, 左右 30°, 左右 60°) = 100 枚である。この 2 次元顔面画像データをランダムに 5 つに分割し、A から E の 5 通りの問題を作成した。また、各問題に対して 2 名ずつ、計 10 名の実験協力者 (男性 5 名, 女性 5 名) から回答を得た。その結果、対象とした 100 枚の画像の CNN の正解率が 87.24% であるのに対し、実験協力者の正解率は 67.5% であった。

表 1 正解数と全体を通した分類根拠の例

問題	実験協力者	正解数 (20問中)	人種の主な分類根拠	性別の主な分類根拠
A	1	13	眼窩上縁：深ければアメリカ人 鼻：高ければアメリカ人	頬：頬骨に丸みがあれば女性
	2	17	口：口元が出るのが日本人	顎：発達していれば男性 頬：彫が深ければ男性
B	3	11	眼窩上縁：深ければアメリカ人 鼻：鼻筋が通っていれば男性 全体：平らであれば日本人	口：唇に肉感が強ければ男性
	4	17	眼窩上縁：窪みが深ければアメリカ人 鼻：鼻筋が深いと欧米人	頬：法令線に丸みがあれば女性 角ばっていれば男性 全体：全体に丸みがあれば女性

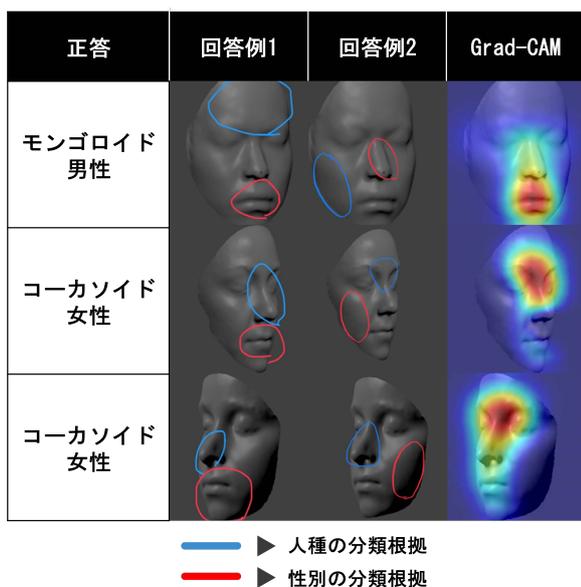


図 16 実験協力者と CNN とともに正答した画像のカテゴリ根拠

正答率に差が生まれた原因を考察するため、CNN と実験協力者のカテゴリ根拠を比較する。個々の実験協力者の正答率と実験協力者に回答させた全体を通じての主なカテゴリ根拠を表 1 に示す。人種のカテゴリにおいては、眉弓、眉間の隆起やそれによる眼窩上縁の深さ、鼻の高さがカテゴリ根拠として多く用いられた。性別のカテゴリにおいては、全体の丸みや部位に曲線が感じられるかがカテゴリ根拠として多く用いられた。眉間や眼窩上縁、鼻の高さなどは CNN と実験協力者の共通のカテゴリ根拠としてもちいられていることが分かる。また、実験協力者は CNN が多く用いた口部を根拠として挙げる例は少ない一方、CNN がもちいない頬や顎、全体的な丸みを帯びた印象を根拠として挙げる例が多い。

図 16 は実験協力者 2 名と CNN がともに正答した画像に対するカテゴリ根拠となった領域と Grad-CAM を適用させたものの比較である。画像内の青線および赤線は実験協力者がペイントソフトを用いて描いたものである。青い線で囲われた部分は人種のカテゴリにおけるカテゴリ根拠、赤い線で囲われた部分は性別のカテゴリにおけるカテゴリ根拠となった部分である。結果から、実験協力者と CNN がともに正答した場合でも、カテゴリ根拠となった部位は必ずしも一致しないことがわかる。さらに、実験協力者の場合は人種と性別のカテゴリでそれぞれ別のカテゴリ根拠を示したが、CNN は多くの場合 1 つの箇所でのみ分類していた。カテゴリ根拠として、実験協力者は部位の境界ととれる急激な明度変化を持つ領域をカテゴリ根拠とする事例が多い。また、部位の境界や陰影の境界を線としてとらえた上で、その線が丸みを帯びているか、または、角ばっているかをカテゴリ根拠とする事例が多い。しかし、緩やかな陰影の明度変化をカテゴリ根拠とする例は少なかった。CNN と同

様の領域をカテゴリ根拠としている例であっても、CNN はより細かい部位に着目し、分類している場合もあった。

これらの結果から、CNN による分類と実験協力者、つまり人間による分類は、眉間や眼窩上縁などの急激な明度変化が表れている部位をカテゴリ根拠とした点では共通するものの、口部の緩やかな明度変化をカテゴリ根拠とした点では異なっていた。この点が CNN と実験協力者の正答率の違いに影響していると考えられる。

#### 4. まとめ

本研究により以下の成果が得られた。

- (1) 作成した CNN は顔面形状の 2 次元顔面画像から人種および性別を分類できた。
- (2) Grad-CAM を用いることで、CNN がカテゴリ根拠とした部位が明らかになった。コーカソイド男性は鼻根と上口唇部に、コーカソイド女性は眉弓や眉間、顎に、モンゴロイド男性は口唇部と鼻翼に、モンゴロイド女性は鼻翼と上口唇白唇部に着目し分類していた。
- (3) CNN のカテゴリ根拠と人間によるカテゴリ根拠には差があった。CNN は急激な陰影の明度変化と緩やかな明度変化の両方に着目し、分類を行っていた。一方で、人間による分類では急激な陰影の明度変化は共通するものの、緩やかな明度変化に着目する例は少なかった。よって、眉間や鼻といった立体的な部位をカテゴリ根拠とする点は共通していたが、CNN が大きなカテゴリ根拠としていた口部全体のなだらかな凹凸をカテゴリ根拠とする例は少なかった。そして、この共通点と差異が、両社の正答率とその相関に反映している可能性があることが示された。

今後の課題としては以下が考えられる。

- (1) 本研究の分析対象はコーカソイドとモンゴロイドであり、用いた 3 次元顔面形状データの国籍には偏りがあった。さらにモデルの性能を向上させるため、データの数や種類を増やす必要がある。
- (2) 本研究では明らかにならなかった、男女を超えた人種の特徴、および人種を超えた性別の特徴を明らかにする必要がある。
- (3) 本研究では顔面全体における特徴を明らかにしたが、各部位の影響の大きさは明らかになっていない。顔の一部を欠いた状態で学習を行い、正答率を比較することで分類における各部位の重要性を明らかにする必要がある。
- (4) 現実では光源の向きや強さが様々である。よって、光源の異なる 2 次元顔面形状画像を用いて、環境がもたらす正答率やカテゴリ根拠となる領域の変化を明らかにすることで実際の環境での整容性を明らかにできると考える。

- [1] Luis Capitán, Daniel Simon, Kai Kaye, Thiago Tenorio: Facial Feminization Surgery: The Forehead. Surgical Techniques and Analysis of Results, Plastic and Reconstructive Surgery, Vol.134, Issue 4, p.p.609-619, 2014.
- [2] Douglas K.Ousterhout:Feminization of Forehead: Contour Changing to Improve Female Aesthetics, Plastic and Reconstructive Surgery, Vol.79, Issue 5, p.p.701-711, 1987.
- [3] Kitaro Ohmori: An Application of Craniofacial Surgery to Aesthetic Surgery: Following the Path of Legendary Professor John Marquis Converse, The Journal of Craniofacial Surgery, Vol.30, No.1, 2019.
- [4] Ramprasaath R. Selvaraju Michael Cogswell Abhishek Das Ramakrishna Vedantam Devi Parikh and Dhruv Batra, Grad-CAM: Visual Explanation from Deep Networks via Gradient based Localization 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), p.p.618-626, 2017.
- [5] 田中武史, 原和郎小泉清隆: 判別関数による現代日本人頭骨の性別判定法, 札幌医学雑誌, Vol.48, No.6, p.p.582-593, 1979.
- [6] 中村光良: 深層学習を用いた日本人男女の顔形状に関する特徴分析, 和歌山大学卒業研究, 2019.
- [7] 秋葉将和: 顔の人種・性別認知と顔印象特徴の抽出に関する研究, 人工知能学会誌, Vol.27, No.1, 2012.
- [8] 山田 大稀, 原田 利宣, 山田 朗, ニクヒル シャー, エミリーチュワ, ソフィア アリソン: 2つの人種間ならびに男女間の顔面形状における深層学習を用いた特徴部位抽出と曲線分析, 日本感性工学会論文誌, 2024, 23巻, 2号, p.p. 131-139, 2024
- [9] A. ルーミス著, 北村孝一訳: やさしい人物画 人体構造から表現方法まで, マール社, p.70, 1976.
- [10] Karen Simonyan, and Andrew Zisserman: Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, ICLR2015, arXiv:CV/1409.1556, 2015.
- [11] 高津光洋: 検死ハンドブック, 南山堂, p.p.261-263, 1996.
- [12] Melekber Çavuş Özkan, Fatma Yeşil, İnci Bayramiçli, Mehmet Bayramiçli: Soft Tissue Thickness Variations of the Nose, A Radiological Study, Aesthetic Surgery Journal, Vol.40, Issue 7, p.p. 711-718, 2020.
- [13] 鈴木尚: 日本人の面皮の厚さ, 人類史, Vol.60, No.1, p.p.7-11, 1948.
- [14] 吉野 峰生, 頭蓋と顔の個人識別, 日本鑑識科学技術学会誌, 1997, 2巻, 2号, p.p.45-55, 2010.
- [15] 木村 佳乃, 岡崎 健治, 超音波診断装置を用いた顔面軟部組織の厚さの測定: 日本人頭蓋骨の復顔への応用をめざして, Anthropological Science (Japanese Series), 2018, 126巻, 1号, p.p.37-54, 2018.