

身体画像を用いた機械学習による骨格診断

原井 里奈^{1,a)} 井村 誠孝^{1,b)}

概要：本研究では、機械学習を用いた骨格診断を行う機械学習モデルおよびアプリケーションの開発を行う。Blender の人体モデルアドオン MB-Lab を用いて 3D 人体モデルを作成し、それらを用いて機械学習のためのデータセットを構築する。物体識別ネットワークモデルである EfficientNet をベースとした転移学習により、CG 画像に対して約 90%の正答率で骨格タイプの推定が可能な機械学習モデルを得ることができた。

1. はじめに

女性の体型を分類する指標の一つに骨格タイプがある。骨格タイプは、主にストレート・ウェーブ・ナチュラルの 3 タイプに分かれており、診断士に診てもらおうか、自己診断により判断する [1]。骨格タイプにより似合う服のシルエットや素材が分かれているため、女性は自分の骨格タイプに合わせて服装を選ぶことが多くなっている。しかし、診断士による診断は客観性が低く、診断士によって結果が変わる場合がある。そのため、正確な骨格タイプを知ることが難しい。従来研究として、骨格タイプがストレートである確率を提示する研究 [2] や、身体部位の計測から骨格タイプを導き出す研究 [3] が行われているが、骨格タイプを診断するまでには至っていない。本研究では、ユーザの写真から機械学習を用いて骨格タイプを推定する手法を提案し、誰でも手軽に骨格タイプが推定できるアプリケーションを構築する。

2. 骨格診断

骨格診断とは、肌の質感とボディラインの特徴から、体型を最もきれいにさせるファッションアイテムを導き出すメソッドである。身体の特徴の部位の特徴から総合的に判断し、骨格タイプを 3 タイプのうちいずれかに分類する。タイプは加齢とともに変化することはなく、体型の変化にも影響されないとされている。診断では、身体全体の重心バランスと身体のラインを見た後、手首や胸板の厚み、ウエストから腰にかけてのラインなど、特徴が出やすい部分へのボディタッチを行い、得られた情報をもとに分類が行われている。

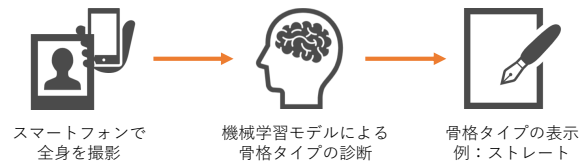


図 1 アプリケーションの概要

3. 提案システム

3.1 アプリケーションの概要

本研究では、ユーザの画像から、機械学習を用いて、どの骨格タイプの可能性が高いかを推定してフィードバックするスマートフォンアプリケーションを開発する。システム全体の概要を図 1 に示す。まず、ユーザは身体のラインが現れやすい服装を着用し、全身および骨格タイプの特徴が出やすい身体部位を撮影する。撮影された画像をもとに、骨格タイプの割合を表示するとともに、診断理由と、診断要因となった身体パーツを表示する。

3.2 機械学習に用いる学習データ

機械学習に用いる学習データとして、骨格タイプがわかっている身体画像データが必要である。実写画像でカメラアングルが統制されたデータを収集することは困難であるため、学習データにあらかじめ作成した 3D モデルをレンダリングした画像を用いる。機械学習用データには、3DCG ソフトウェアを用いて様々な体型の 3D モデルを作成して使用する。複数の有識者に、作成した 3D モデルのレンダリング像の骨格診断をしてもらい、各正解ラベルとして使用する。骨格タイプが既知となった 3D モデルを利用して、画像をレンダリングする際の画角や、身体部位の方向を変えるなどの条件を変更して画像を生成することにより、学習データ数を増大することが容易に行える。

¹ 関西学院大学

^{a)} dce58636@kwansei.ac.jp

^{b)} m.imura@kwansei.ac.jp

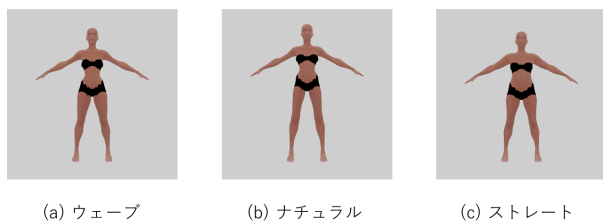


図 2 MB-Lab を用いて作成した身体モデルの例

4. 機械学習による骨格診断

4.1 機械学習用データの作成

3D モデルの作成は、3DCG ソフトウェア Blender の人体アドオン MB-Lab を用いた。体型を調整するパラメータのうち、骨格タイプの特徴に大きく関わる胸囲や首サイズなどを調整して 100 種類の 3D モデルを作成した。作成した 3D モデルのレンダリング画像に対して、14 名の女性に骨格診断を行ってもらった。そのうち、正答率が 65 % 以上の 16 種類の 3D モデルを学習用データとして使用した。図 2 は、(a) がウェーブ、(b) がナチュラル、(c) がストレートの骨格診断で得られた各骨格タイプのモデリング例である。機械学習には大量の画像データが必要となるため、骨格タイプを決定した 3D モデルの筋肉量と脂肪量を 2 パターンの方法で、ランダムに変更してモデルを増産した。パターン 1 では、1 種類当たり 100 体の 3D モデルを増産し、1600 枚の画像を用いて実験を行った。パターン 2 では、1 種類当たり 250 体の 3D モデルを増産し、4000 枚の画像を用いて実験を行った。

4.2 機械学習モデルの作成

機械学習モデルは、Python の機械学習フレームワーク Keras を用いて作成した。物体識別ネットワークの EfficientNet[4] を使用し、最終層のみを出力が 3 種類になる全結合層に変更したものをを用いて、2 パターンのデータを用いた実験を行った。

- (1) 16 種類のモデルをそのまま使用・データオーギュメンテーションを行う (学習用 1306 枚/検証用 326 枚)
- (2) 16 種類のモデルの脂肪量と筋肉量をランダムに変更する (学習用 4000 枚/検証用 1200 枚)

それぞれの検証用データの正答率はパターン 1 では 97%、パターン 2 で 90% という結果になった。図 3 と図 4 に学習過程における正答率の変化を示す。グラフの縦軸が正答率、横軸が学習回数であり、青色が学習用データの正答率の変化、オレンジ色が検証用データの正答率の変化を示している。



図 3 パターン 1 の機械学習モデルの学習精度推移

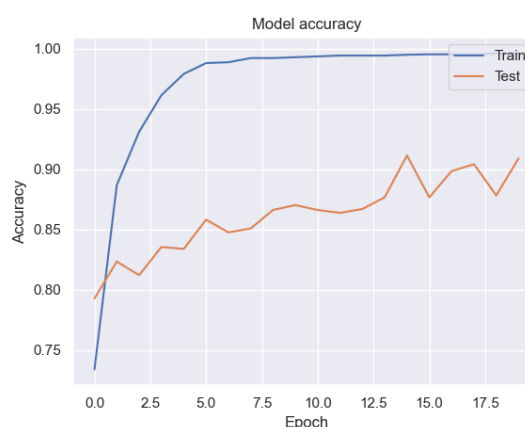


図 4 パターン 2 の機械学習モデルの学習精度推移

5. おわりに

本稿では、誰でも手軽に自身の骨格タイプを知ることができることを目的として、画像データから機械学習を用いて骨格タイプを推定することを提案した。今後は、実際の人間で精度の高い診断を行うため、3D モデルと実写真の差異を減らし、精度向上に努める。また、アプリケーション概要をもとに、アプリケーション化を行う。

参考文献

- [1] 一般社団法人 ICBI 骨格診断アナリスト協会: 骨格診断ファッションアナリスト 公式テキスト 改訂第 7 版, 三恵社 (2021).
- [2] 北川由貴: 骨格タイプ判別システムの開発, 大阪産業大学 デザイン工学部 卒業論文, (オンライン), 入手先 (<http://www0.ise.osaka-sandai.ac.jp/2015/12H035/>) (2015).
- [3] 開 菜緒, 秋岡明香: 骨格診断と顔タイプ診断システムの構築, 情報処理学会第 84 回全国大会, pp. 4-101-4-102 (2022).
- [4] Tan, M. and Le, Q. V.: EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks, *International Conference on Machine Learning*, 2019 (2019).