

タブレット端末を使用したウェブテストにおける上方カメラからの

タップ画像を用いた受験者認証

Examinee authentication using tapping image for online testing using tablet device

村松 健太<sup>†</sup> 佐藤 充<sup>‡</sup> 安田 晶子<sup>‡</sup> 小方 博之<sup>‡</sup>

Kenta Muramatsu Mitsuru Satoh Syoko Yasuda Hiroyuki Ogata

## 1. はじめに

### 1.1 研究背景

近年、就職試験等の学力試験の手段として、会場外で受験可能なウェブテストを選択する企業が増えてきている。

ウェブテストは、受験者が会場に赴く必要がなく、手軽に受験でき、会社側も会場や試験監督の確保に関する手間が省けるため、双方にメリットがある。しかしながら、試験監督の不在により替え玉受験やカンニングなどの不正行為が容易となっているため、国家試験などの高い信頼性が必要とされる試験では採用され辛い現状がある。

こうした現状の中で、不正行為の中でも、特に替え玉受験という問題に焦点を当てた際、解決に最も適していると考えられているのが、バイオメトリクス認証である。

バイオメトリクス認証は個人の身体的・行動的な特徴から判定を行う本人認証の一種である。身体的・行動的な特徴は他者への譲渡が出来ず、かつ漏洩も難しいため、他の人物が替え玉になりすますことが難しく、効果的な替え玉受験の防止手段として期待されている。

### 1.2 研究目的

本研究では、通常は物体認識などに使用される畳み込みニューラルネットワークで、上方カメラからのタブレット端末をタップする手の画像を学習させることにより、身体的・行動的な特徴から本人認証が可能であるか検証を行う。

## 2. 畳み込みニューラルネットワークについて

畳み込みニューラルネットワークとは、特徴を抽出するための中間層を備えた深層学習の一種である。基本的な畳み込みニューラルネットワークの構成は、図 1 のようになっている。

畳み込みニューラルネットワークは、中間層においてフィルタを用いた畳み込み演算を行っているのが特徴である。この特徴によって、画像認識などにおいて学習により求める係数の数が少なくなり、計算量が減るため、全結合のみで特徴の抽出を行う場合に比べ、処理にかかる時間が少なくなるというメリットがある。

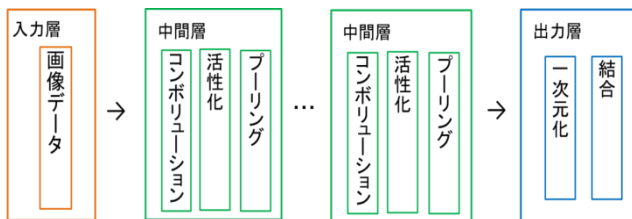


図 1 畳み込みニューラルネットワークの構成

## 3. 予備実験

岩田・平澤らの研究[1]において収集した、同一背景における左手の上方カメラによる 17 名分のタップ・ピンチ動作の画像約 1000 枚を、作成した畳み込みニューラルネットワーク[2]にかけることで、固定背景・固定箇所タップの場合における、畳み込みニューラルネットワークの有効性の検証を行った。

データセットはデータ数の多い上位 10 人分のデータを正解データとして、1 人を正解データ、残りの 16 名分のデータを不正解データとしたデータセットを 10 セット作成した。

予備実験で使用する畳み込みニューラルネットワークのハイパーパラメータは表 1 のように設定した。ここで、チャンネル数については中間層の数ごとに異なるため、中間層の順にそれぞれのチャンネル数を記載している。

表 1 予備実験に使用した畳み込みニューラルネットワークのハイパーパラメータ

画像サイズ	入力画像を150四方に正規化
stride値	3
畳み込み層の数	3層
各層のチャンネル数	32,32,64
損失関数	Binary-crossEntropy
最適化アルゴリズム	Adam
学習用データ	各データセット正解不正解50枚ずつ
検証用データ	各データセット正解不正解29枚ずつ

### 3.1 実験結果

学習を行った結果、検証データでの正答率は図 2 のようになった。全データセットでの平均正答率は 0.952、最低値は 0.948、最高値は 1 となった。この結果より、畳み込みニューラルネットワークは固定背景・固定箇所画像において受験者認証を行うのに有効であることが確認された。

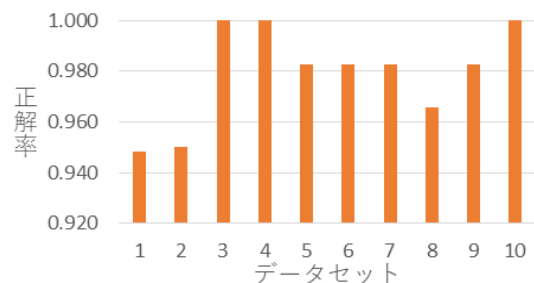


図 2 予備実験における学習結果

<sup>†</sup> 元成蹊大学 Graduate of Seikei University

<sup>‡</sup> 成蹊大学 Seikei University

## 4. タップ画像の収集

### 4.1 実験目的

複数背景・任意箇所かつ両手でのタップ画像での検証を行うため、2種類の背景に対して様々な人の複数箇所かつ両手でのタップ画像を収集する。

### 4.2 実験環境

タップ動作の上方カメラによる画像を取得するために、図3のような実験環境を作成した。

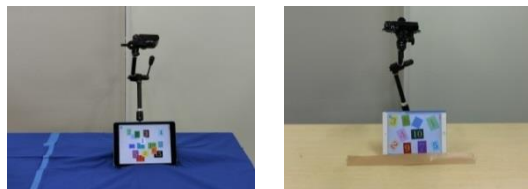


図3 青背景・木目調背景の実験環境

### 4.3 実験参加者

タッチデバイスを普通に操作できる大学生 37名(男 32名 女 5名)の協力を得た。

### 4.4 実験手順

- ① 実験参加者は机の前に置かれた椅子に座らせた。その後、実験者はタブレット端末に図4の画面を表示した。
- ② 実験参加者に画面上の数字を1~10まで順に右手人差し指を用いてタップさせた。また、実験者はその様子を上方よりハイスピードカメラを用いて240fpsで撮影した。
- ③ ②の手順と同様に左手の人差し指でも1~10番までタップを行わせ、その様子の撮影を行った。
- ④ 先ほどと異なる背景で撮影できるように、席替えを行った後、改めて2と3の作業を行い、別背景での右手左手のタップ動画の撮影を行った。



図4 タップ画面

## 5. 本実験

### 5.1 データセットの作成

収集実験で撮影した動画をフレーム分割し、図5のような静止画にした。このような画像群から絆創膏、絆創膏が映っているなど、手指形状以外の明らかな特徴を有する実験参加者 11名分のデータを除外し、予備実験と同じ方法で26人分のデータセットを作成した。



図5 タップ画像の例

### 5.2 ハイパーパラメータ

畳み込みニューラルネットワークのハイパーパラメータは表2のように設定した。

表2 本実験における畳み込みニューラルネットワークのハイパーパラメータ

画像サイズ	407×297
stride	3
畳み込み層の数	4層
各層のチャンネル数	128,128,256,256
損失関数	Binary-crossEntropy
最適化アルゴリズム	Adam
学習用データ	正解不正解2000枚ずつ
検証用データ	正解不正解200枚ずつ

### 5.3 認証結果

26人分のデータセットでそれぞれ学習を行った結果、検証データでの正答率は図6のようになった。全データセットでの正答率の平均値は0.999、最低値は0.987、最高値は1であった。

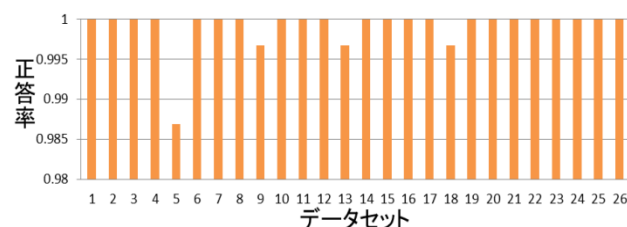


図6 学習結果

## 6. まとめ

上方カメラを用いて撮影した任意背景・任意箇所のタップ画像から、畳み込みニューラルネットワークを用いて本人認証を行うことは可能であることが分かった。今後の展望としては、より様々な環境下でのデータで学習を行い、より環境に左右されない学習を行えるようにすることがある。

### 参考文献

- [1] 渡邊 大輔, 小方 博之, 岩田 駿空, 平澤 友陽, 安田 晶子, “上方カメラを用いたタブレット端末におけるタッチジェスチャによる替え玉判別 (第3報: 左手のジェスチャの場合)”, 日本テスト学会第16回大会(2018).
- [2] “人工知能に関する断創録, VGG-16 の Fine-Tuning による犬猫認識(2)”, <http://aidiary.hatenablog.com/entry/20170110/1484057655> (2018年12月28日閲覧).
- [3] Francois Chollet., “Python と Keras によるディープラーニング”, 株式会社クイープ(訳), 株式会社マイナビ出版(2018)