# ラズパイと AI で掌から人を識別する装置の設計と製作

# Design and Fabrication of the human classification system from palm of the hand using Raspberry Pi hardware and AI methods

1245055 榊原 雅司 (プロセッサ回路の設計・制御研究室) (指導教員 綿森 道夫 准教授)

#### 1. 概要

近年、人工知能という言葉をよく聞くようになった。特に、 インターネットやメディアにおいては聞く機会が日に日に増 え、それと共に人工知能の分野に興味が湧いてくるようにな った。近年、顔認証と指紋認証を用いた人の判別はよく見る ようになり、身近なものだとスマートフォンのロック解除に よく用いられている。私の所属している研究室はプロセッサ 回路の設計と制御を行っており、ラズベリーパイにカメラと 人工知能アルゴリズムを搭載し、撮影、学習から判定までを 行うことができる装置の開発を目的と決めた。目標として、 表1のパターンを分類することを目指す。

表 1. 分類パターン

番号	パターン
0	[何も映っていない]
1	[榊原]
2	[綿森先生]
3	[その他]

#### 2. AI・ディープラーニングの理解

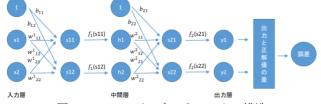


図 2.1 ニューラルネットワークの構造

図2.1にニューラルネットワークの計算の様子を示す。 データが入力層の $x_1$ 、 $x_2$ に入ってくると、それらの値に重み を掛け合わせた和 $s_{11}$ 、 $s_{12}$ に活性化関数 $f_1$ を与えた値を $h_1$ 、 $h_2$ に出力する。そして、先ほど計算した $s_{11}$ 、 $s_{12}$ の値を入力とし て重みを掛け合わせて活性化関数 $f_2$ を与えて最終的な出力層  $のy_1$ 、 $y_2$ に出力する。このように入力値と重みを積和演算し ていき、出力を予想していく。さらに、出力値と正解の値を 比較して、その誤差を求める。学習を重ねるにつれ、誤差が 小さくなるようにbとwの係数(重み)を変化させていく。これ がニューラルネットワークの行っている一連の計算処理であ る。他にも画像処理の CNN や RNN についても考察した。

### 3. 手のひらの識別に挑戦







図 3.2 撮影の様子

図 3.1 のようにガイド線を設けて、その線に沿って図 3.2 の ように手を撮影して、データの収集を行った。表1の番号0-2までの手を各400枚、番号3の画像を1200枚ほど撮影し、

学習データと検証データを 8:2 の割合で使用する。図 3.2 のよ うな conv2d(CNN)の 2 次元畳み込み層を用いて Tensorflow で ニューラルネットワークの構造を構築し、学習を行った。

```
model = keras.Sequential(
                   keras.layers.Conv2D(16, 3, padding='same', activation='relu'),
keras.layers.MaxPool2D(pool_size=(2, 2)),
keras.layers.Conv2D(64, 3, padding='same', activation='relu'),
keras.layers.MaxPool2D(pool_size=(2, 2)),
keras.layers.Flatten(),
keras.layers.Dropout(8.5),
                    keras.layers.Dense(4, activation='softmax'),
         ]
)
```

図 3.2 ニューラルネットワークの構造

生成された学習モデルと検証データを用いて、正答率を求 めると、約0.65となった。さらに判定精度を向上させるべく、 判定過程を図 3.4 から図 3.5 のように工夫した。出力層の 4 ノードに出力された値から SortmaxCrossEntropy 関数を用 いて、それぞれの値が 0~1 の合計 1 になるような確からしさ を出し、最も大きい値の番号を判定結果としていたが、判定 結果が連続して同じ判定であり、さらにその確からしさの値 が設定した閾値を超えた場合のみ、判定結果を表示するよう にすることで、判定の精度を向上させることができた。

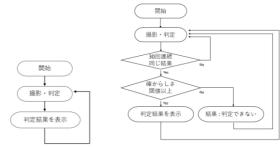


図 3.4 元のプロセス

図 3.5 工夫後のプロセス

# 4. 最終作品の構築

最終作品の外観と判定の様子を図4.1と図4.2に示す。装置 の中に手を入れると、リアルタイムで手の判定を行うことが できるようになっている。







図 4.2 判定の様子

# 5. 結論

手のひらを人の判定することができた。自分なりにニュー ラルネットワークの構造や分類パターン、判定プロセスなど をアレンジしていくことで、精度をより向上させることもで きた。Raspberry Pi の VNC サーバー機能を用いることで、遠 隔で判定結果を見ることができたり、ラズベリーパイ自体は 安価なので人認識の装置を低コストで実現することができる と考えられる。