

## キャリブレーションレスな行動センシングを実現する 深層学習モデルの開発

研究代表者： 長谷川 達人（工学系部門・講師）

共同研究者： 四谷 淳子（看護学系部門・教授）

概 要	
本研究の目的は、センシングと深層学習を用いて、看護師らの行動センシングを行う技術を高精度化する手法を実現することである。行動センシングの分野では、個人差が推定精度に悪影響を及ぼすことが多い。本研究では、個人依存をキャリブレーションレスに解決する手法として、深層距離学習を用いた行動認識モデルを新たに提案する。距離学習は画像認識の特に顔認証でよく利用される手法であり、一般的な分類問題を学習するのではなく、画像間の距離（類似度）を学習する。似ているデータを近く、大きく異なるデータを遠くするようにモデルを訓練する。距離学習は行動認識において個人差を考慮した特徴表現を抽出できると考え、モデルの開発、評価を行った。実験の結果、従来手法と比べ推定精度を大幅に改善することを示した。	
関連キーワード	行動認識, 深層距離学習, CNN

### 研究の背景および目的

看護師の業務負荷の把握することで、人員配置や業務改善に繋げる活動が重要視されつつあるが、業務負荷を自動で定量的に計測することは容易ではない。申請者らは先行研究において、ウェアラブルデバイスを用いて看護師の業務負荷を推定する研究を行っており、比較的高い精度で推定が実現できることを確認している。一方、ウェアラブルセンシングは着脱の度に着用位置が微妙にずれてしまったり、着用者が変わったりすることで、推定精度が低下するという課題がある。一般的にはこれを解決するために、着用の際に必ずセンサのズレを調整するキャリブレーション処理を行うが、着脱毎に実施するのは手間である。

そこで、本研究ではキャリブレーションを行うことなく、個人依存による推定精度低下を抑制する新しい深層学習モデルを開発する。本研究の特色は、実用的なセンシングに向けてキャリブレーション

を行わずに高精度を実現する手法を新たに開発する点である。

本研究の意義は、キャリブレーションという手間のかかる作業を排除する手法を開発することで、実際の業務内で行動センシングを行う際のハードルを圧倒的に下げられるということである。行動センシングは様々な日常活動や業務負荷量を自動で記録し可視化する上で有用な技術ではあるが、着用者が直接その恩恵を感じづらい側面がある。そのため、行動センシングを行うことを面倒に思う傾向があり、特に毎回キャリブレーションを要するとなると継続的に使用してもらうことが難しい。本研究により一番大きな手間となるキャリブレーション作業を排除することで、実際の業務内でもストレスをかけることなく現実的な行動センシングを実現でき、より一層の行動センシングの普及に貢献することができる。

### 研究の内容および成果

#### 提案手法

本研究では triplet loss を用いた距離学習を行動認識に適用する。triplet loss では基準となるデータを Anchor, Anchor と同クラスのデータを Positive, Anchor と別クラスのデータを Negative と呼ぶ。triplet loss では、特徴表現において Anchor と Positive を近づけ、Anchor と Negative を margin に依存する距離だけ遠ざけるように訓練される。triplet loss の式を以下(1)に示す。

$$L_{\text{triplet}} = \max(0, d_p - d_n + m) \quad (1)$$

$d_p$  は特徴表現における Anchor data と Positive data との L2 ノルム,  $d_n$  は特徴表現における Anchor data と Negative data との L2 ノルムである。

行動認識研究を広く調査した結果、triplet loss を用いた事例は見つからなかった。そこで、行動認識に triplet loss を導入し、特徴表現を学習する手法として図 1 の 3 種類を提案する。I では特

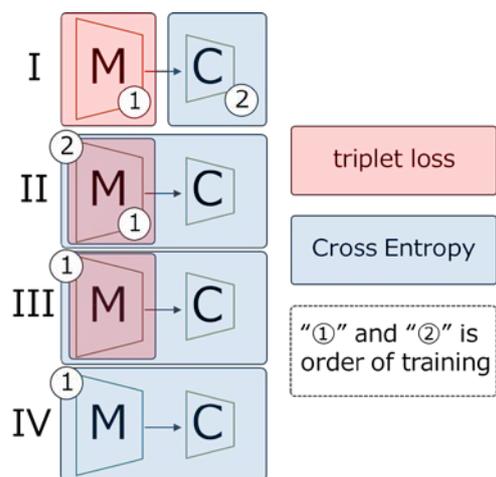


図 1. 提案する 3 種のモデル (I-III) とベースラインモデル (IV)

徴抽出器 M を triplet loss で訓練し、その後重みを固定し、行動認識の Cross-Entropy loss で C を訓練する。II では、I と同様 M を triplet loss で事前訓練し、その後重みを固定せずに M と C 全体を Cross-Entropy loss で再訓練する。III は II の手法を同時に訓練する。すなわち、triplet loss と Cross-Entropy loss を足し合わせたものを全体の Loss とし、M と C を同時に訓練する。IV は M と C 全てを Cross-Entropy loss で訓練する手法で、いわゆる従来の CNN による行動認識モデルである。IV をベースラインとし、提案手法である I-III の有効性を検証する。

#### 評価実験

基本行動認識を対象に提案手法の制度を検証する。基本行動のデータセットは HASC [4] が収集したベンチマークデータセットを使用する。データセットに含まれる行動クラスは、停止、歩行、走行、スキップ、階段登り、階段降りの 6 種である。この時系列加速度センサデータから、128 サンプルを 1 フレーム、ストライドを 64 サンプルとして時系列分割を行った。チャンネル数は {x, y, z} 3 軸で、周波数は 100Hz のものを使用した。

表 1. 検証用ユーザ 10 パターンに対する推定精度の要約統計量

	I	II	III	IV
mean	0.159	0.799	0.900	0.819
median	0.159	0.826	0.904	0.822
min	0.155	0.562	0.837	0.797
max	0.162	0.843	0.917	0.829

80 人の訓練用データで訓練したモデルを用いて、別の 80 人の検証用データに対する推定精度を検証した。推定精度の妥当性の検証のため、訓練用、検証用のユーザの組み合わせを 10 通り検証し、検証用ユーザに対する推定精度 10 試行の要約統計量でモデル間の精度差を議論する。

検証結果を表 1 に示す。提案手法間で比較すると III が最も高い精度となった。行動クラス間の類似度をうまく triplet loss から獲得しつつ、行動認識の Cross-Entropy loss で全体を同時に調整することで適切にモデルが訓練されたものと考えている。III についてはベースラインである IV と比較しても約 8% 高い精度を達成した。すなわちモデルの訓練方法を変えるだけで、キャリブレーションレスに推定精度の向上を実現することができたといえる。

#### おわりに

本研究では、キャリブレーションレスに個人依存による行動認識の推定精度低下を抑制する手法として、距離学習を用いた手法を提案し、その有効性を検証した。距離学習を用いた 3 種の提案手法を比較検証し、以下の 2 つの知見が得られた。

- 3 種類の距離学習手法のうち、通常の行動認識と同時に triplet loss を用いる訓練手法が推定精度、可視化の面でも優れた結果となることを明らかにした。
- 行動認識において、距離学習を適切に行うことで、タスクやデータによっては行動推定精度の向上を図ることを明らかにした。

今後は様々なモデルでの検証、距離学習の性質を生かした行動認識の問題解決に取り組んでいきたい。

### 本助成による主な発表論文等、特記事項および競争的資金・研究助成への申請・獲得状況

#### 「主な発表論文等」

1. M. Mizuno, T. Hasegawa, "Deep Metric Learning for Sensor-based Human Activity Recognition", In Proc. of the ICIT 2019, Shanghai, China, 2019. (**Best Presentation**)
2. 桂田 連, 長谷川 達人, "深層距離学習を用いた加速度センサデータからのコンテキスト推定", 情報処理学会第 82 回全国大会, 金沢, 2020.3.
3. 近藤 和真, 長谷川 達人, "Octave Convolution を用いたセンサによる行動認識手法", DICOM2020, 高知, 2020.

#### 「競争的資金・研究助成への申請・獲得状況」

1. 科研費基盤 C【分担】、「社会課題を解決できる AI/IoT 技術者育成のための実践的演習教材の開発」, 429 万円, 採択
2. JST ACT-X 「数理・情報のフロンティア」, "行動センシングにおけるラベルなしデータを用いたドメイン適応", 450 万円, 不採択
3. エレコム財団, SCAT 研究費助成, 「行動センシングにおける個人適応のための深層学習モデルに関する研究」, 250 万円, 不採択