

深層学習を用いた人間行動識別における確度評価による階層化予測

0. 目次

1. 緒言

1.1 研究背景

1.2 研究概要

2. 研究手法

2.1 データI/O

2.2 モデル

2.3 確度の算出方法 2.4 評価方法

3. 結果と考察

3.1 結果

3.2 考察

4. 結言

4.1 まとめ

4.2 展望

5. 参考文献

6. 謝辞

7. 付録

7.1 使用したコード

7.1.1 実験の再現方法

7.2 モデルについて

7.2.1 モデルのハイパーパラメータの決定方法

1. 緒言

1.1. 研究背景

深層学習を用いた人間行動識別では、誤検知が重要な問題となっている。誤検知が発生すると、安全保障システムや健康モニタリングなどの分野で深刻な影響を及ぼす可能性がある。たとえば、正常な行動を異常として検知してしまうことが、適切な対応を難しくし、システムの信頼性を低下させる。

単一の予測のみではなく、階層化予測が重要である理由を強調する。階層化予測は、異なる精度や信頼性の予測を段階的に行うことで、誤検知のリスクを軽減し、高い精度での予測を行う。このアプローチは、システムの信頼性向上に貢献する。

人間行動識別におけるTransformerの応用研究として、その特性と利点を活かし、階層化予測への適用可能性を示す。Transformerがどのように行動認識の精度や信頼性向上に寄与するか、実例を提供する。

1.2. 研究概要

この研究は、深層学習と人間行動識別のベンチマークであるWISDMデータセットを用いて人間の行動を認識し、その予測の確度を評価し、信頼性の高さに応じた階層化予測を行う。

2. 研究手法

2.1. データI/O

WISDM(Wireless Sensor Data Mining)datasetは2010年に携帯電話を用いて人の行動状態と加速度を取得し、集めたデータセットである。

行動状態、x軸の加速度、y軸の加速度、z軸の加速度、タイムスタンプ、人間のIDがデータベース形式で保存されている。ラベルとして、以下の6つの行動状態がある。

Actiity	Counts	Percentage
Walking	10611	38.6%
Jogging	8552	31.2%
Upstairs	3069	11.2%
Downstairs	2511	9.1%
Sitting	1499	5.5%
Standing	1212	4.4%
Total	27454	100.0%

今回はこの6つの行動状態を目的変数とする。

入力データについて、データは時系列データであり サンプルングレートは20Hzである。
加えて、1データあたり80サンプル存在することから、1データは約4秒である。

つまり、加速度計から取得した4秒間のデータから人間の行動を予測するタスクであると言い換えることができる。

また、加速度データはx,y,zの3軸を持っており、それぞれ以下の画像の軸方向を持つ。

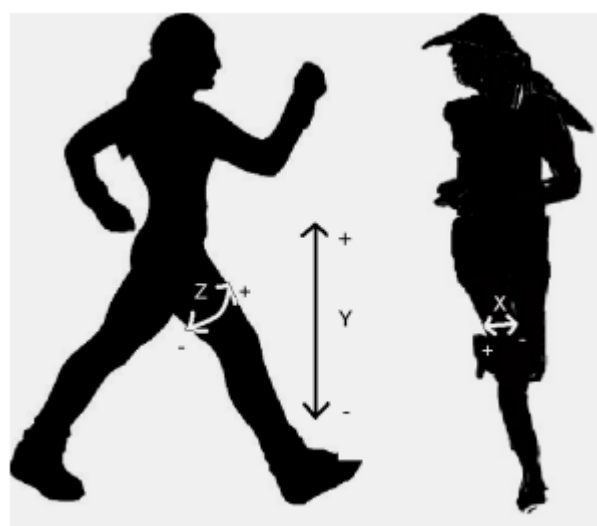


Figure 1: Axes of Motion Relative to User

データセット元論文から引用

値について、 -20m/s^2 から 20m/s^2 の範囲をとる。

これには重力を含んでいるため、常に鉛直方向に約 10m/s^2 程度のバイアス加わる。しかし、画像の軸のとり方からわかるように常にy軸にのみ重力加速度が加わっているわけではない。つまり、単純にy軸の値全てにマイナス10をしても重力加速度は無視できない。

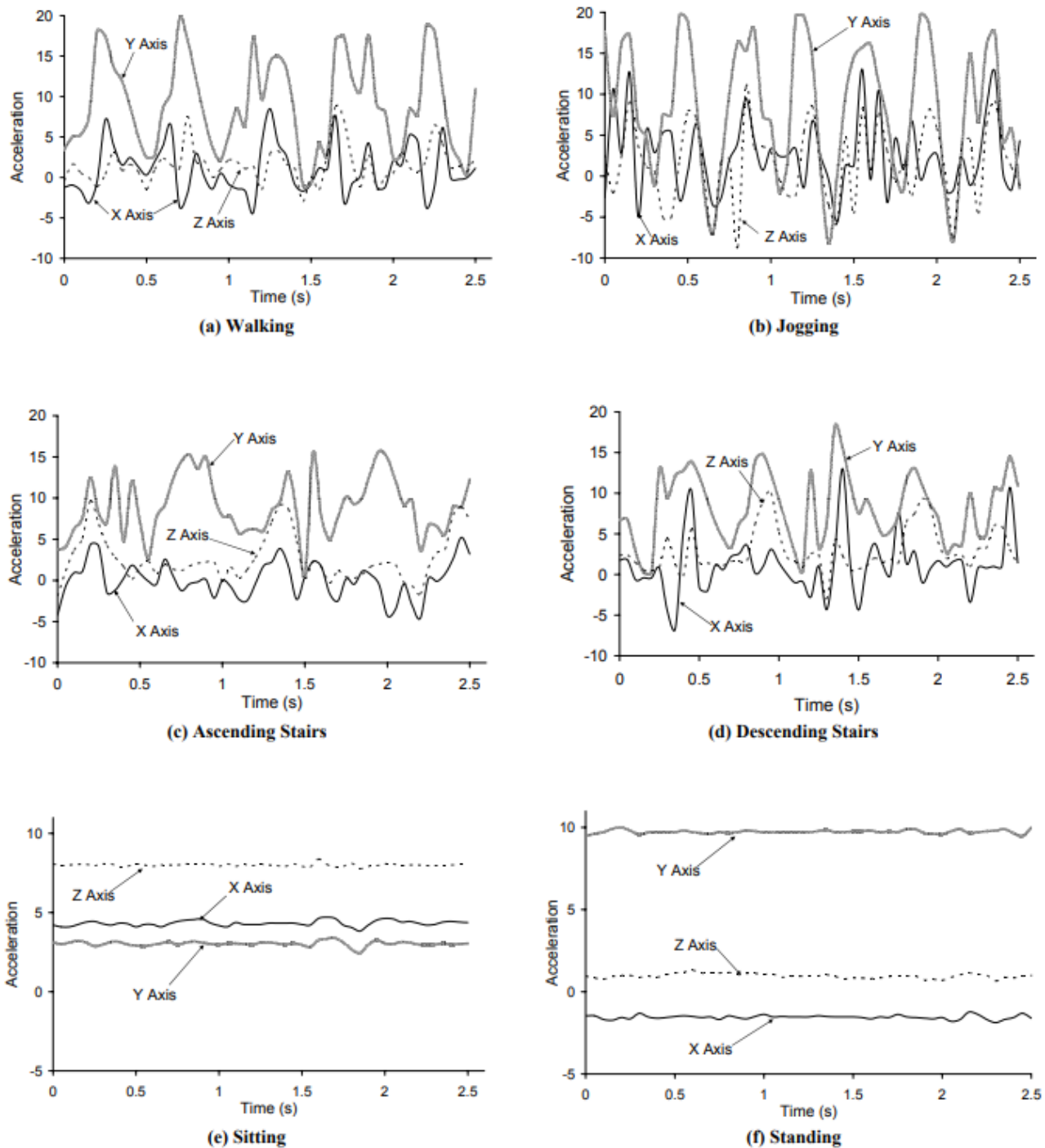


Figure 2: Acceleration Plots for the Six Activities (a-f)

データセット元論文から引用

次に、上記の画像から推察できるそれぞれの行動状態についての特徴をまとめる。

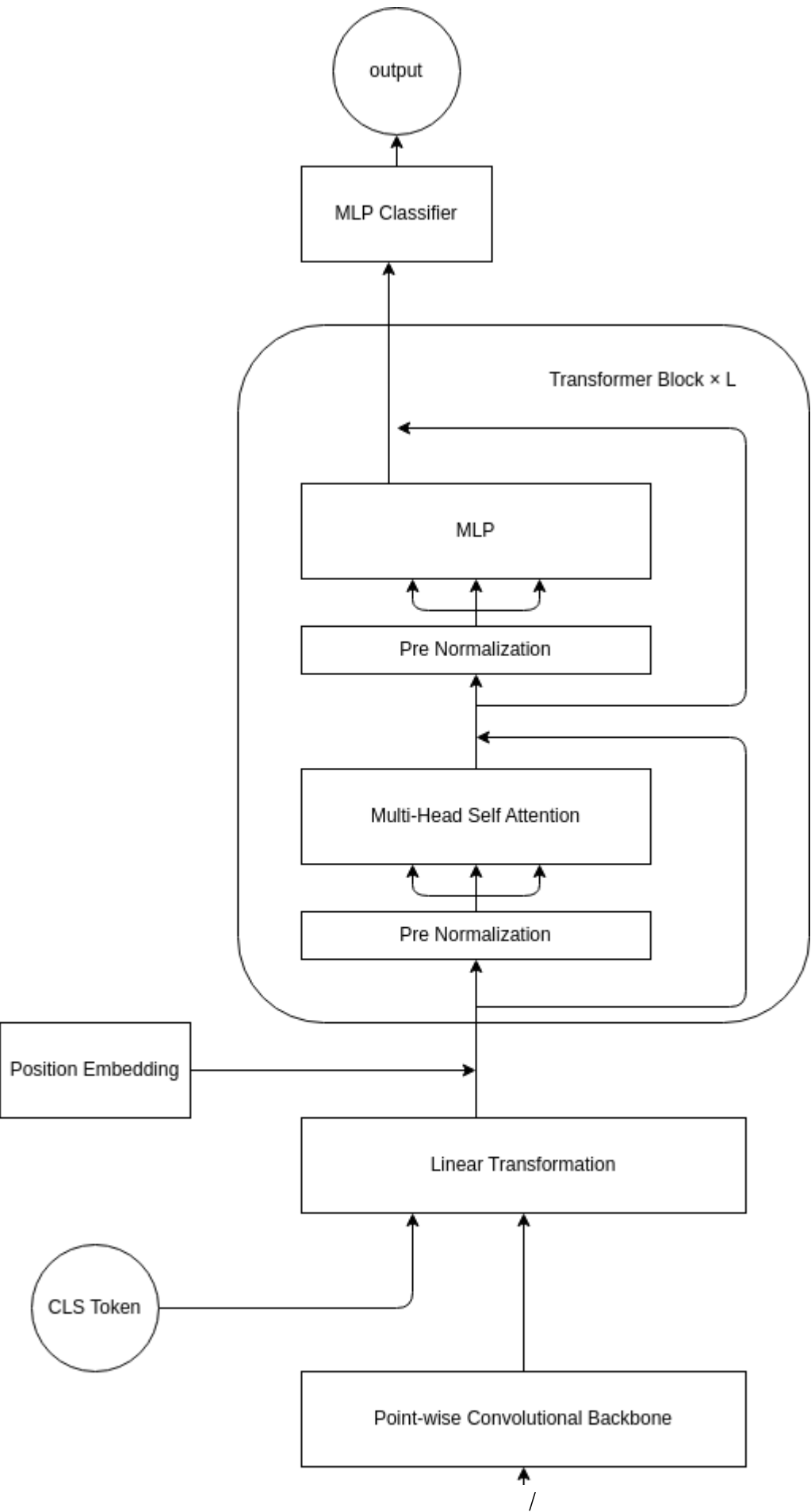
まず、「座る」と「立つ」の2種類は他4種類と明らかに異なる。「座る」「立つ」にはx y z 軸すべてコンスタントな値をとる。また、「座る」と「立つ」についても「座る」状態ではz軸の数値が大きく、「立つ」状態ではy軸の数値が大きいという違いがある。これは前述の重力加速度の影響だろう。

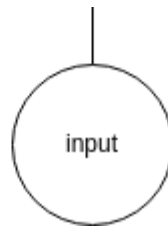
他の4つについては、「歩く」は1/2秒の周期でピークがあり、x軸は他のy z軸より常に小さい値をとっている。「走る」は1/4秒の周期でピークが存在し、y軸について負の値が「歩く」より顕著である。「下り階段」ではy軸の加速度が小さく、1/2秒の周期がある。「上り階段」ではy z軸に3/4秒の周期があり、これは足の進みが他より遅いことを表している。

モデルの訓練データに19217(70%)、検証データに824(3%)、テストデータに7413(27%)のデータを用いた。訓練データとテストデータに関しては完全にランダムに分割し、テストデータと検証データに関しては、ラベルの分布が等しくなるように分割した。

2.2. モデル

モデルには、Conv. Backbone Transformer を用いた。Conv. Backbone Transformer は、Convolutional Neural Network (CNN) と Transformer を組み合わせたモデルである。以下にアーキテクチャを示す。





各ブロックの説明は以下の通り。

Position Embeddingは、位置エンコーディングのことで、入力データの位置情報を学習可能な埋め込みに変換する。

PreNormalizationは、入力データに対して正規化を行う。

MSAは、Multi-Head Self-Attentionの略で、TransformerのSelf-Attentionを複数のヘッドで行う。

MLPは、Multi-Layer Perceptronの略で、全結合層を複数重ねたものである。

Transformerブロックでは、すべての変換に残差接続と正規化を行う。

これは、Transformerのアーキテクチャに従っており、学習の安定化に寄与する。

以下に処理の定式化を行う。

```
# PointwiseConv1d
loop four times
    x_i = GERU(Conv1d_Layer(x_i))

# Liner transformation
x_i = E * x_i

# Position Embedding
x_i = x_i + E_pos
x = Concat(cls, x_1, x_2, ..., x_n)

# Transformer
loop L times
    x = MSA(PreNormalization(x)) + x
    x = MLP(PreNormalization(x)) + x

# output
y = MLP(cls)

where
    E = R^80*1024
    E_pos = R^1024
    MSA = Concat(head_1, head_2, ..., head_n) * W_o
    head_i = SelfAttention(x) * W_i
    SelfAttention(x) = softmax((x * W_q)(x * W_k)^T) * (x * W_v)
    softmax(x) = exp(x) / sum(exp(x))
```

まずConvolutional Neural Network (CNN) によって入力データの前処理を行う。点単位畳み込み層（活性化関数：GERU）を用いて3チャンネルの入力を25チャンネルに変換し線形変換によって80次元を1024次元にエンコードする。この処理によって、入力データの特徴を抽出し、次元を増やす。

次に、多クラス分類を行うため、入力データにCLSトークンを加え、位置エンコーディングとして学習可能な埋め込みを行う。

次にTransformer層に入力を行う。Transformerとは、自然言語処理の分野で用いられるモデルである。Transformerの処理を簡単に説明すると、入力をエンコーダに入れると、エンコーダは入力をエンコードし、CLSトークンを含む出力をMLPで最終加工して予測ラベルを返す。

また、最適化手法はAdam、損失関数は交差エントロピー誤差を用いた。

モデルのバリエーションとして、Transformer層の数Lを3, 5, 7とし3つのモデルを作成した。

2.3. 確度の算出方法

モデルの予測結果の確度を算出する。確度の計算方法は以下の条件を満たす変換を行った。

- 0以上1以下の値をとる
- 総和が1である

深層学習において、出力結果にソフトマックス関数を適用することで、上記の条件を満たす変換を行うことができる。しかし、ソフトマックス関数は指数関数の性質上、値が大きくなると急激に増加する。そのため、極端な値をとることがあり、確度の算出に適さない。

そこで、今回はMin-Max Scalingを行い、その後総和で割ることで確度を算出した。

以下に定式化を行う。

```
# Min-Max Scaling
x = (x - min(x)) / (max(x) - min(x))

# Probability
x = x / sum(x)
```

2.4. 評価方法

以下の指標を用いて、モデルの評価を行った。

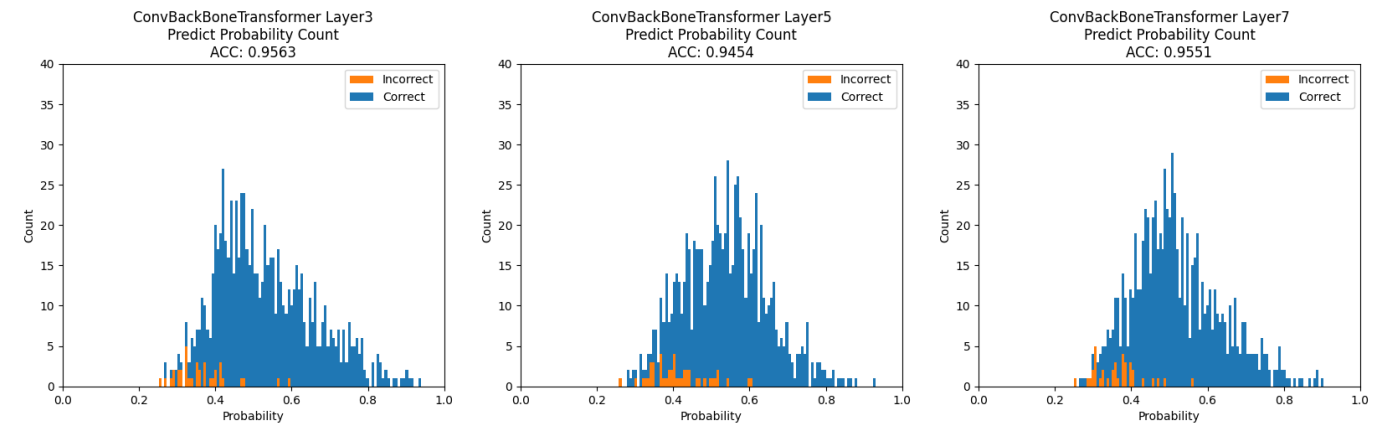
- ACC(Accuracy)：正答率
- RCL(Recall)：再現性（見落率）
- PRC(Precision)：特異性（的中率）
- F1-Score：RCLとPRCの調和平均

3. 結果と考察

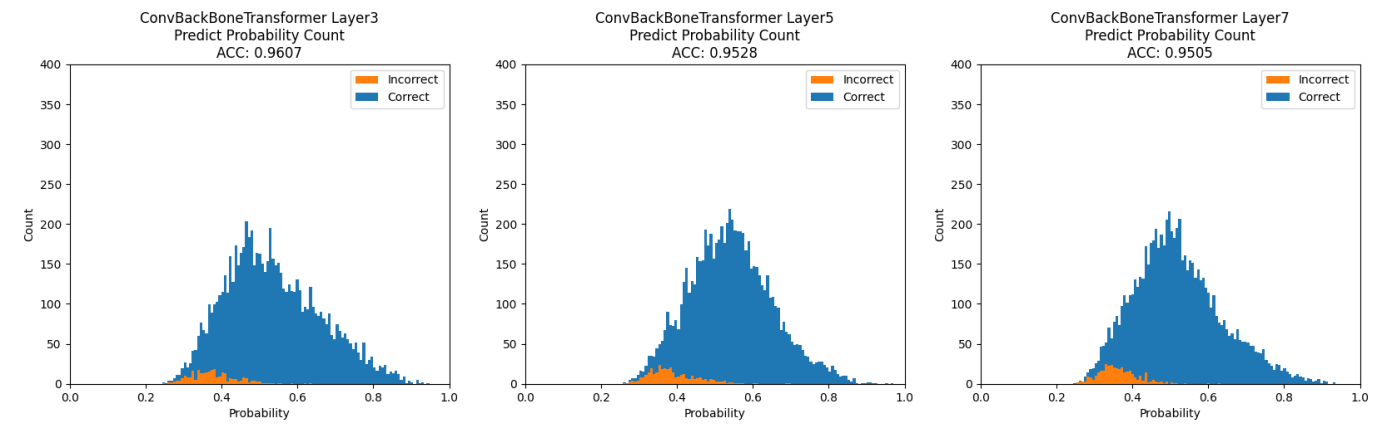
3.1. 結果

まず、それぞれのモデルの予測結果の確度分布を示す。

検証データ



テストデータ



検証データ、テストデータから確度の小さい部分に誤検知が多く存在している。

クラスA、クラスB、クラスCの三段階の階層化予測を行った。

	Percentage	ACC	RCL	PRC	F1-Score
クラスA	72.0%	99.5%	98.6%	99.0%	98.8%
クラスB	22.4%	95.0%	94.3%	95.2%	94.7%
クラスC	5.9%	43.8%	40.2%	36.5%	36.8%
合計	100%	95.3%	93.2%	93.8%	93.4%

- クラスAの予測 各モデルが99%の精度を担保できる閾値でテストデータに対して予測を行った。 検証データから得られた99%の精度が得られる閾値を元に決定した。 全テストデータ7413個に対し、5320個のデータが99.6%の精度で正しく予測された。 これは、全体の72%に相当する。
- クラスBの予測 クラスAで予測されなかったデータについてモデル間で多数決を行い、全一致したデータを予測とした。 全テストデータ7413個に対し、1659個のデータが95.0%の精度で正しく予測され

た。これは、全体の22.4%に相当する。

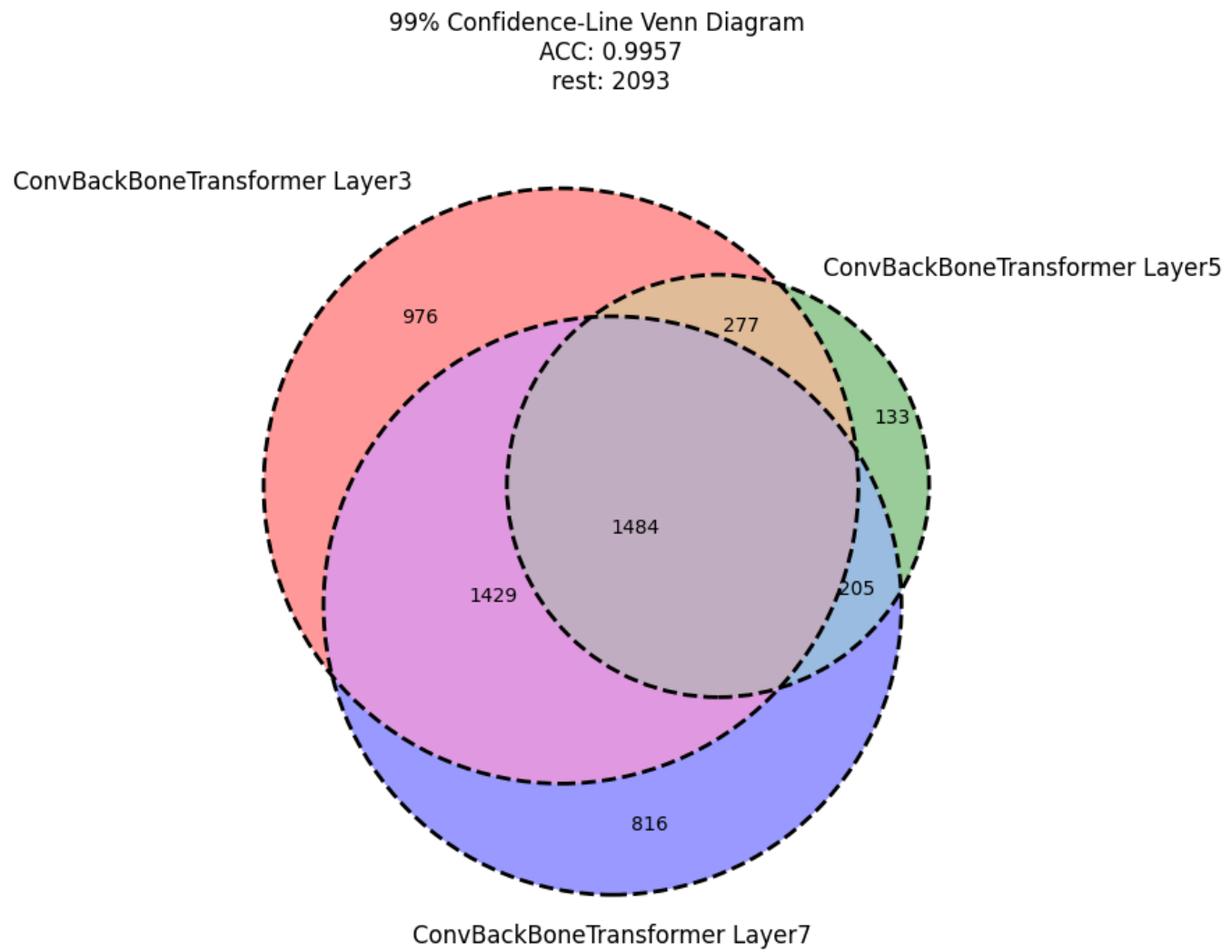
- クラスCの予測 クラスA、クラスBで予測されなかったデータについて最もパラメータ数の多いモデルで予測を行った。全テストデータ7413個に対し、434個のデータが43.8%の精度で正しく予測された。これは、全体の5.9%に相当する。
- クラス全体の予測 合計の精度は、95.28%である。

3.2. 考察

他論文との比較を行う。他論文で提唱されているのはあくまで全体の精度であり、階層化予測の精度については言及されていない。

しかし階層化予測の重要性について、

以下にモデルの予測したインデックスのベン図を示す。



全体の精度としてSOTAは、9%である。

これは、本研究の95.28%を上回る精度である。しかし、階層化予測については、本研究の99.6%を上回る精度を示す論文は存在しない。

SoTAについて詳しく調査する
主張は

- ・Transformerの応用
- ・予測の階層化

4. 結言

4.1. まとめ

今回の研究では、人間行動識別における確度評価による階層化予測を行った。その結果、全体の精度は95.28%であった。これ自体については、SOTAには及ばないが、階層化予測によって、クラスAの予測については99.6%の精度で予測できている。これは、SOTAを上回る精度である。

4.2. 展望

改善点として、

- 多数決アルゴリズムはモデルの数に応じて精度工場が見込めるためモデルの数を増やす
- クラスCの予測については、さらに細分化したクラスを作成し精度向上の上澄みを取る
- 最終どうしてもないクラスCの処理については、特化したモデルを作成する

5. 参考文献

CNNのKaggle : <https://www.kaggle.com/code/paulopinheiro/human-activity-recognition-1d-cnn> CNNの論

文 : <https://arxiv.org/pdf/1809.08113.pdf>

ViT : <https://arxiv.org/pdf/2010.11929.pdf>

元データの論文 : https://www.cis.fordham.edu/wisdm/public_files/sensorKDD-2010.pdf

元Convbbt : <https://ieeexplore.ieee.org/document/9393889>

Conformer : <https://www.mdpi.com/1424-8220/22/10/3932>

ConvBB-BiLSTM : <https://qiita.com/NakagawaRen/items/b3f7727e9528866c371f>

6. 謝辞

今回の研究を進めるにあたり、懇切丁寧にご指導を頂いた鳥取大学工学部機械物理系学科の計算理工学研究
室小谷岳生教授、同研究室の藤井一輝さんに深く感謝致します。

7. 付録

7.1. 使用したコード

今回使用したコードは、以下のリポジトリにて公開している。コードはすべてPythonで、深層学習用ライブラリであるPytorchを用いて実装を行った。

https://github.com/rakawanegan/humanactivityrecognition_portfolio

7.1.1 実験の再現方法

実験結果はすべて、**result**ディレクトリに保存されている。また、実験に必要なコードについても同階層の**raw**ディレクトリに保存されている。

追加で変更を行い、実験を希望する場合には**run.py**を実行すること。初回実行時に限り以下のリンクよりデータをダウンロードすることに留意。

https://www.cis.fordham.edu/wisdm/includes/datasets/latest/WISDM_ar_latest.tar.gz

実行時には、**--path**オプションに実験したいモデル名を指定する。参照先は**main**ディレクトリ。用意しているモデルについては、以下の通り。

モデル	説明
convbbt	Conv. BackBone Transformer ※デフォルト
cnn1d	Convolutional Neural Network
vit1d	Vision Transformer
transposition_convbbt	入力データの転置を行ったConv. BackBone Transformer
optuna_convbbt	Optunaを用いたハイパラ最適化を行うConv. BackBone Transformer
optuna_vit1d	Optunaを用いたハイパラ最適化を行うVision Transformer
optuna_convtransformer	軽量化したConv. BackBone Transformer

以下に使用例を示す。

```
$ python run.py --path convbbt --git push
```

また、デフォルトではオフにしているが、リモート先を変更した上で実行している場合に限り**--git**オプションに**push**を渡すことによって実験結果を即リモートにpushすることができる。これにより、リモートのGitHubのpush時の通知を有効にしている場合、実験結果が通知される。Optunaを用いた実験を行う場合には非常に長い時間の実験となるため、このオプションを有効にすることを推奨する。

7.2. モデルについて

今回実験にあたり、Conv. Backbone Transformer を用いている。しかし、他にもいくつかのモデルを用いて実験を行った。以下にそのモデルについて説明する。

- CNN
- Vision Transformer

いずれも、Conv. Backbone Transformer と比較をすると確度評価による階層化予測の精度が低下する。

理由として、

- CNNは確度分布が一様であるため、多数決アルゴリズムによる階層化予測が困難であること。
- ViTはモデル自体の精度が低いこと。

が挙げられる。

7.2.1 モデルのハイパーパラメータの決定方法

モデルのハイパーパラメータの決定には、Optunaを用いた。Optunaとは、ベイズ推定を用いたハイパーパラメータの最適化を行うPythonライブラリ。Optunaを用いることで、グリッドサーチやランダムサーチよりも効率的にハイパーパラメータの最適化を行うことができる。探索空間を定義し、目的関数を定義することで、ハイパーパラメータの最適化を行うことができる。時間または回数を指定して探索を行うことができる。

Conv. BackBone Transformer について探索結果を以下に示す。

パラメータ	値
optimizer params	
lr	0.0001
betas	(0.9, 0.999)
eps	1e-08
weight_decay	0
amsgrad	False
model params	
hidden_ch	25
hidden_dim	1024
heads	8
mlp_dim	1024
dropout	0.01
emb_dropout	0.01