

推論モデルの動的組み合わせにおける前処理関数の自動生成手法

伊藤 智仁[†] 田谷 昭仁[‡] 戸辺 義人[‡]

青山学院大学大学院理工学研究科理工学専攻[†]

青山学院大学理工学部情報テクノロジー学科[‡]

1. はじめに

様々なセンサを搭載した IoT (Internet of Things) 端末の普及により、実空間の現象やイベントを情報として取得することが容易になった。また、機械学習 (ML: Machine Learning) を用いた分析や予測は大量のデータをもとに予測モデルを学習するためデータを生成する IoT センサとの親和性が高く、様々な用途に利用されている。近年 ML モデルがインターネット上で公開されることも多く、Google Cloud Platform[1] のように機械学習を用いた Web サービスやアプリが公開されていれば、それをダウンロードするだけで、一般の利用者が画像認識、行動・感情認識を簡単に行うことができる。筆者らはこのような既存の単一目的の ML モデルを組み合わせ、より実用的な課題を解決する RW-DynRec[2]を提案した。RW-DynRec では ML モデルや雑音除去などの前処理を関数として登録しておき、利用者の質問にあわせて必要な関数を選択し、組み合わせでデータフローを自動生成し、推論結果を回答することができる。しかし、この手法では前処理のパラメータの柔軟性に課題があった。例えば、ハイパスフィルタの閾値として、0.3 Hz, 0.5 Hz など、パラメータごとに別の関数としてあらかじめ用意しておく必要があった。そのためパラメータの動的な変更ができず、また関数の数が多くなり、探索時間も増加する。

そこで本稿では、高階関数を利用してモデル組み合わせ時に与えられた条件から動的に前処理関数を生成する手法を提案する。高階関数とは関数を引数にとり関数を返す関数である。例えば、高階関数を活用するとある値を引数に受け取り、その値に応じて異なる関数を新たに生成することが可能となる。この高階関数の性質を前処理に活用することでパラメータを柔軟に変更しつつ新たに前処理をまとめて関数を生成することが可能となり、閾値ごとに関数を作成するがなくなる。必要なのは基本的な前処理のリストとその閾値だけでよくなり、システムが

作成するフローのフロー作成の効率化が期待できるだけでなく、ML モデルの最適な前処理の閾値を検出することが可能である。

2. 関連研究

異なるセンサの組み合わせによる精度向上の研究として、[3]ではベルトのバックルに搭載したカメラと3軸加速度を用いて行動認識を行なっている。[4]は加速度、ジャイロスコープ、地磁気を用いて人の行動認識を行っている。それぞれのデータを単独で使用する場合よりも組み合わせで使用の方が高い精度が得られることが報告されている。

3. システムモデル

3.1 ファンクションとデータの型

本稿ではデータを受け取って、データを出力するものを総称してファンクションとする。ファンクションには複雑な ML モデルや特徴量抽出をする信号処理を含む。さらに、センサ自体も時刻を指定されるとその時刻のセンサデータを返すファンクションとして定義する。このとき、センサデバイス1つにつき1つのファンクションが対応し、利用者や設置場所の情報は暗黙的に含まれるものとする。提案システムは利用者の質問を受け付けた後に、利用可能なデータから回答へ至るまでのファンクションのフローを生成する。生成されたフローに適切なデータを入力して出力を計算し、その結果を利用者に回答する。

本システムではあらかじめ、使用可能なファンクションとその入出力の型をパラメータの有無で種類を分けてリスト形式で登録しておき、ファンクションフローの生成時には登録されたファンクションを組み合わせで使用する。登録するリストは3種類からなる。1つ目は ML モデル、センサとその入出力の型。2つ目は前処理関数、その入出力の型と使用する前処理関数のシンボル。3つ目は前処理関数のシンボル、その入出力の型とその閾値である。

ファンクションとデータ型の全体は頂点集合をファンクションの集合とする有向グラフとみなすことができる。有向グラフにおける頂点と、その出力に含まれるデータ型を入力可能なファンクションは有向な辺で接続される。RW-DynRecではこのグラフの経路探索することで、後述する利用者の質問に回答できるファンクションフローを特定する。

3. 2 利用者の入力

システムは利用者の求める情報とその条件を入力インターフェースで受け付ける。入力は4項目:What, Where, When, Whoであり、この4つの値に対応するデータを出力するファンクションをシステムが動的に選択する。Whatには利用者が求める情報として、行動や感情を指定する。Where, When, Whoは求める条件を入力する項目であり、それぞれ、センサの設置場所、データの取得時刻、センサの所有者を指定する。これらの条件は指定しないことも可能である。

4. 利用者への回答生成手法

4. 1 ファンクションフローの生成

利用者の質問への回答の生成は4段階に分けられる。まず、利用者の求める情報を出力するMLモデルのみのファンクションフローFを生成する。次に、FのMLモデルに必要な前処理関数のファンクションフローF'を生成しFに追加する。その後、Fに必要なセンサのファンクションフローF''を生成しFに追加する。最後に指定された条件を満たすデータをファンクションフローFに入力し、結果である利用者の求める情報のデータを計算しこれを回答として出力する。

4. 2 ファンクションの実行とデータ合成

生成したファンクションフローにデータを入力することで、利用者の質問に対する回答を計算できる。ここでファンクションフローにデータを入力する際初めて前処理関数に閾値が設定される。この閾値はユーザがあらかじめリストに登録した値である。

5. 評価

ファンクションとして以下に示すMLモデル、信号処理フィルタ、センサを追加した。LSTM(long short-term memory)を使用した行動推定で評価を行なった。加速度データの前処理にハイパスフィルタ、ローパスフィルタを使用し、センサはスマートフォンに搭載されている加速度センサを使用した。入力 what に行動を指定し、

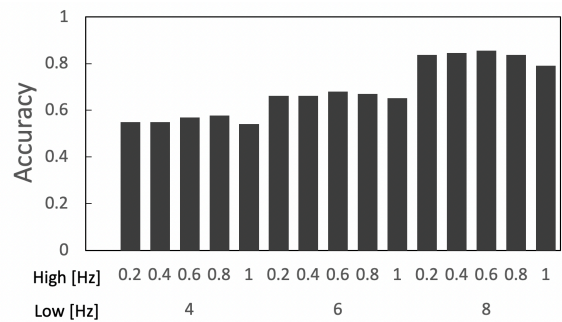


図1. 評価結果

standingとwalkingを予測させた。ハイパスフィルタの0.2 Hzから1 Hzまで0.2 Hz刻み、ローパスフィルタは4 Hz, 6 Hz, 8 Hzで遮断周波数を設定しそれぞれ実行した。

実験の結果を図1に示す。結果としてハイパスフィルタ、ローパスフィルタの閾値が0.6 Hz, 8 Hzとなるときの正解率が最大の0.84%である。

6. 結論

MLモデル、センサ、信号処理を動的に組み合わせ利用者の実空間に関する問い合わせに応えるシステムRW-DynRecにおけるパラメータと高階関数を活用して動的に前処理関数を生成する手法を提案した。これによりMLモデルの最適な前処理の閾値を検出することが可能である。

今後、使用できるMLモデルや条件を増やすことでさらなる拡張が期待できる。

参考文献

- [1] Google, “Google Cloud Platform”. <https://console.cloud.google.com/>.
- [2] K. Shimoda, A. Taya, and Y. Tobe, “Combining public machine learning models by using word embedding for human activity recognition,” in Proc. of the 17th Workshop on Context and Activity Modeling and Recognition (CoMoRea), pp.1-6, March 2021.
- [3] Y. Cho, Y. Nam, Y.-J. Choi, and W.-D. Cho, “Smartbuckle: human activity recognition using a 3-axis accelerometer and a wearable camera,” in Proc. of the 2nd International Workshop on Systems and Networking Support for Health Care and Assisted Living Environments, pp.1-3, June 2008.
- [4] H.F. Nweke, Y.W. Teh, G. Mujtaba, U.R. Alo, and M.A. Al-garadi, “Multi-sensor fusion based on multiple classifier systems for human activity identification,” Human-centric Computing and Information Sciences, vol.9, no.34, pp.1-44, Sept. 2019.