

1-14 環境認識ライフログからの行動パターン解析 による類似性・イベント検出

奥原研究室

1415048 福嶋 瑞希

1. はじめに

個人情報保護に着目したライフログアプリケーション開発のため、スマートグラスと画像認識 API を用いたリアルタイム視界情報翻訳アプリケーションを開発・使用し、ビッグデータ構築を行う。多変量解析を用いて、ライフログの行動パターンの類似性・イベント検出を行う。

2. ライフログとスマートグラス

ライフログは、個人の活動に関するログであるため、ライフログデータから個人を特定できる場合プライバシーの侵害という問題を引き起こす [1]。手間のかからないライフログのため、メガネ型ウェアラブルデバイスであるシースルーモバイルビューアー MOVERIO BT-300 を使用する。

3. 行動識別

本研究では行動を識別する手法として、視界情報をテキストに変換することにより、データ量を削減しプライバシーに配慮した、負担のない [2] 行動識別を行う。フリーソフトウェア KH coder [3] を使用し、階層的クラスター分析、多次元尺度構成法、対応分析、共起ネットワークを用いて取得データの解析を行う。また、自己組織化マップ (SOM) を作成しライフログデータの時系列を可視化する。SOM は入力層と出力層の 2 つに分かれて競合学習を行う [4][5]。入力層から出力層への入力を x 、参照ベクトルを m_i (i は、出力層のニューロンの番号) と定義し、入力ベクトルと各ニューロンの参照ベクトルとのユークリッド距離で出力層のニューロンを競合させる。勝者ニューロンを c とすると、式 1 で表される。

$$c = \arg \min_i \{ \|x - m_i\| \} \quad (1)$$

勝者ニューロンは自らの参照ベクトルと入力ベクトルを近づける学習を行う。また、勝者ニューロンに近いニューロンについても、同じ入力から何かを学習しようと活性化するため、参照ベクトルを同様に更新させる (式 2)。

$$m_i(t+1) = m_i(t) + h_{ci}(t) \cdot \{x(t) - m_i(t)\} \quad (2)$$

また、 h_{ci} は勝者ニューロンとの距離によりガウス関数で減衰する係数であり、式 3 で定義される。ここで、

r_i は i 番目のニューロンの出力層上での位置、 r_c は勝者ニューロンの出力層上での位置を示す。また、 $\alpha(t)$ は学習率係数、 $\sigma^2(t)$ は学習半径という。ともに学習を収束させるため学習回数 t で減衰する係数である。

$$h_{ci} = \alpha(t) \cdot \exp \frac{-\|r_c - r_i\|^2}{2\sigma^2(t)} \quad (3)$$

4. 提案手法

視界情報として MOVERIO のカメラ画像を取得し、画像認識 API を用いて画像情報をテキストに変換することを提案する。

5. シミュレーション結果ならびに考察

平常日とイベント日のライフログデータを多変量解析を用いて比較する。解析と比較により、テキストデータを視覚的に理解する。

6. まとめと今後の展望

提案アプリケーションの開発と多変量解析、比較を行うことができた。今後の展望として、ユーザーの取得タイミングを組み込んだライフログデータ取得アプリケーションの開発を挙げる。

参考文献

- [1] 新保史生. ライフログの定義と法的責任 個人の行動履歴を営利目的で利用することの妥当性. 情報管理, Vol. 53, No. 6, pp. 295–310, 2010.
- [2] 川上晃平. スマートグラスを利用した授業支援システムの開発. 2017.
- [3] 耕一樋口. テキスト型データの計量的分析: 2 つのアプローチの峻別と統合. 理論と方法, Vol. 19, No. 1, pp. 101–115, mar 2004.
- [4] 自己組織化マップを用いた気象要素の分類と予測. <http://www.gifu-nct.ac.jp/elec/deguchi/sotsuron/oka/oka.html>, 2011. 閲覧日 2018,1,7.
- [5] 自己組織化特徴マップ (som). <http://www.sist.ac.jp/kanakubo/research/neuro/selforganizingmap.html>. 閲覧日 2018,1,31.