

# 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

富山県立大学 工学部 電子・情報工学科  
1415048 福嶋瑞希

指導教員：奥原浩之

## 1 序論

現代、多くの人がスマートフォンやウェアラブルデバイスを持ち歩くことが一般的であり、急速な情報技術の発達から、個人の生活や行動をデータとして取得、記録することが可能となっている。スマートフォンやウェアラブルデバイスを使用して取得したライフログは、個人の生活に生かしたり、社会に生かしたりできると考えられている。

従来のライフログは手間がかかり、GPS を使用するためプライバシーの侵害という問題を引き起こす。本研究は、多くの人に広く受け入れられるライフログとして、手間がかからず GPS を使用しないライフログデータの取得を行うことと、取得したデータから類似性やイベント性を検出することを目的とする。個人情報保護に着目したライフログのため、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取得アプリケーションを開発・使用し、ビッグデータ構築・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

ライフログとは、個人の活動に関するログである [1]。ライフログには大きく分けて二つの問題点がある。

### ライフログの個人情報問題

ライフログデータとして主に用いられることが多いのは、GPS であると考えられる。GPS を用いることで、正確な位置情報を取得することができるため、いつ、どこに、どれくらいいるのかという情報をライフログデータに含むことができる。また、同時にツイートやその場で撮影した写真を取得することで、どんな行動を行っているか推測することができる。正確なライフログデータを取得できる反面、GPS の情報がネット上でどのように扱われているかユーザーは把握できず、一度情報が漏えいしてしまうと個人が特定されてしまうというリスクがある [2]。このような、GPS の含まれたライフログデータという個人の活動に関するログは、個人を特定することが安易であるため、個人情報の取り扱いに伴う義務が生じプライバシーの侵害という問題を引き起こす [1]。

### ライフログの煩雑問題

ライフログアプリケーションの中には、意識的にライフログデータを取得しなければならないアプリケーションが存在する。このようなアプリケーションはユーザーが自ら位置情報をマッピングしたり、ライフログのために食事風景の写真を撮ることを意識しなくてはならない [3]。ユーザーの主観的なライフログデータを取得できるが、ライフログデータを取得するのに手間がかかってしまうという問題を引き起こす。

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。また、画像認識 API を使用することで、MOVERIO のカメラ画像がもつ情報をテキストで取得できる。

## 3 行動識別

KH Coder [4] と R 言語を用いて、多変量解析からライフログデータの行動を識別し、自己組織化マップから時系列を可視化する。入力層と出力層の 2 つに分かれ、入力層から出力層への入力を  $x$ 、出力層のニューロンの番号を  $i$ 、参照ベクトルを  $m_i$  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距離で出力層のニューロンを競合させ、勝者ニューロン  $c$  の参照ベクトルと入力ベクトルを近づける学習を行う [5]。

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

また、勝者ニューロンに近いニューロンも参照ベクトルを同様に近づけ、 $h_{ci}$  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、 $r_i$  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、 $\alpha(t)$  は学習率係数、 $\sigma^2(t)$  は学習半径、 $t$  は学習回数である。

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

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

階層的クラスター分析、多次元尺度法、対応分析、共起ネットワークを用いてどのような行動があるのか考察することができ、自己組織化マップを用いることで行動パターンの類似性と、どうじにイベント性を考察できる。

## 4 提案手法

提案するシステムはデータ取得部と行動識別部から構成される。データ取得部で、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ライフログデータを取得する。データを取得するために、視界情報である MOVERIO のカメラ画像を一定時間ごとに自動で取得し、画像認識 API を用いて、画像情報をテキストに変換・記録するアプリケーションを開発する。行動識別部で、記録したデータを整理し、多変量解析を用いて解析・比較を行うことで、行動を識別し周期性を検出する。

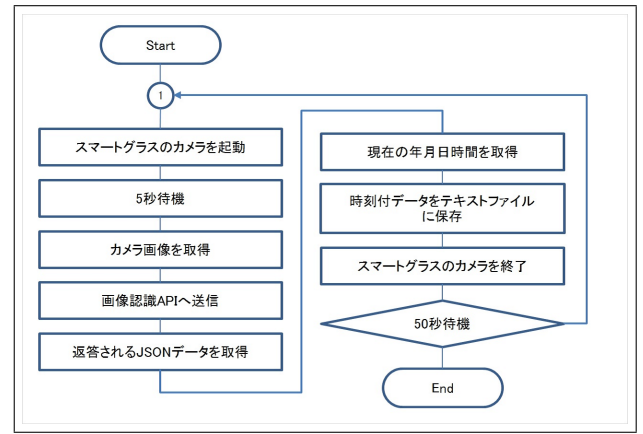


図 1: アプリケーションのフローチャート

## 5 シミュレーション結果ならびに考察

開発したアプリケーションを実際を使用して、ライフログデータを取得する。また、取得したデータを多変量解析を用いて、行動パターンの類似性やイベント性を検出する。

ライフログデータの取得日は 2018 年 1 月 27 日と 28 日の 10 時 30 分から 13 時 30 分の 180 分である。デバイスの充電が 100% である状態から充電が切れるまで取得を行ったため取得時間は 180 分となっている。なお、おおよそ一分に一回データを取得したが、デバイスの処理能力に波があることからデータ数は 190 となっている。

27 日に取得したデータをデータ 1、28 日に取得したデータをデータ 2 とする。データ 1 とデータ 2 の比較を行いやすくするため、データ 1 とデータ 2 を一つの csv ファイルにしたものをデータ 3 とする。

### クラスター分析

抽出語のなかで、最も似ている組み合わせから順番にクラスターにしていく方法である。

【データ 1】赤のクラスターは computer や keyboard が含まれることから PC 作業であり出現回数もその他のクラスターに比べると最も多いことがわかる。青のクラスター外出時のことを表していると考えられる。紫のクラスターはトイレに行くことを示しているように考えた。緑のクラスターは screenshot という単語だけで構成されている、これは視界に画面が大きく含まれている状態ではないかと推測する。

【データ 2】最も多いのは青のクラスターの PC 作業であることが分かる。データ 1 と比較すると、PC 作業を表す単語の中に desktop や keyboard は含まれず、laptop が含まれていることからノート PC での作業を確認できる。ピンクのクラスターは食事を表し、緑のクラスターはキッチンを表していると考えるが、PC

で動画を見ながら食事を行っていたため、食べ物以外の物体との関係性が強く表され、自室の私物である flyer や bottle など含まれてしまっている。

#### 多次元尺度法

抽出語間の関連性や類似性の強さをマップ上の点と点の距離に置き換えて、相対的な関係性を視覚化する手法である [6]。クラスター分析より、クラスター数はデータ 1 は 4、データ 2 は 5 とした。

【データ 1】PC 作業に関係する computer や desk という抽出語から構成されている一番大きいクラスター 01 と、クラスター 02, 03, 04 は距離が離れていることとクラスター分けから行動がはっきり分かれていることがわかる。なお、クラスター数を 3 にして出力を行うとクラスター 03 と 04 が一つのクラスターになったため、クラスター 03 は 02 よりも 04 に近いものと考えられる。

【データ 2】computer や screen から構成されるクラスター 01 と desk や flyer から構成される 02 は PC 作業と机上という行動を示すため、近い位置に配置されていることがわかる。クラスター 01 と 03 が近いのは、食事の際視界に PC が入り込んでいた影響だと考える。したがって、作業を行いながら食事を行っているのではないかと推測できるプロットとなっている。01 から少し離れた 04 に oven や microwave という抽出語があるため、オーブンや電子レンジを使用したことなどが考えられる。また、クラスター 05 は 01~04 より少し離れているためノイズではないかと考えられる。

データ 2 のほうがデータ 1 より、クラスター間のプロットの距離が近いことがわかる。このことから、実際に似たような行動を複数行っているか、行動を行っている際の視界情報が多いのではないかと考えられる。

#### 対応分析

近くに位置しているものは、関連が強いということを示す手法である。対応分析では、これといって特徴のない語が原点付近に密集することが多い。

【データ 1】computer や keyboard で構成される行動である PC 作業を行っていることが最も多く、データ 1 内で特徴的でないことがわかる。また、white や outdoor は原点より離れているため特徴的な行動を構成する抽出語であると考えられる。また、building や outdoor から室外での行動であることが考えられる。

【データ 2】データ 1 もデータ 2 も PC 作業を中心に行っているが、データ 2 は原点より少し離れたところに oven があり、food や white はより特徴的になっていることがわかる。このことから食事をとったことが推測できる。

【データ 3】データ 1、データ 2 共に同じくらい出現している抽出語、つまり特徴的ではない抽出語として indoor や computer が出現している。データ 1 からみて、データ 2 に含まれる table 等は関係性が強いが、food 等は関係性がないため特徴的であるように出力されている。同じようにデータ 2 からみて、データ 1 に含まれる snow 等は特徴的な語となっている。この比較より、データ 1 とデータ 2 には類似する行動もあることがわかる。

#### 共起ネットワーク

線がつながっている語が共起関係にあり、その繋がりにのみ着目する [7]。この時、二文章間の類似度である Jaccard 係数が 0.2 以上の共起関係を描写している。

【データ 1】computer や monitor など PC 作業を表す抽出語どうしは線で結ばれているため、共起関係があることがわかる。また、electronics と black とも、クラスターは違っているが共起関係があることがわかる。

【データ 2】データ 1 と比較すると、Jaccard 係数が 0.2 以上の強い共起関係を持つ抽出語が少なく、クラスターも少なくなっていることがわかる。

【データ 3】データ 1 とデータ 2 はともに table, desk, computer, indoor という抽出語と共起関係があり、両方とも Jaccard 係数が 0.2 以上の強い共起関係をもつのは PC 作業を表す抽出語であり、類似性のある行動が確認できる。

#### 自己組織化マップ

似たものを近くにプロットしていく中で指定されたクラスターに分かれる手法である。クラスター数はデータ 1 は 4、データ 2 は 5 とした。

【データ 1】この SOM とテキストデータを照らし合わせると、青のクラスターは PC 作業を表し、緑のクラスターはトイレ、赤の

クラスターは外出を表していると考えることができた。なお、外出時もトイレにいる際も視界は白色が多く、white という単語が共通するため、プロットが近いのだと考えた。また、紫のクラスターは a screen shot of a computer や a close up of a computer などの PC 作業の中で出現したノイズのようなテキストから構成されていたが、これはコンピュータースクリーンに近づいて作業を行っている際に表示するテキストであり、青と紫のクラスターは同じ PC 作業を表している。

【データ 2】黄色のクラスターは食事、紫のクラスターは書類が置いてあること、赤のクラスターはキッチンや部屋においてある家具を表していた。青のクラスターは PC 作業をあらわし、緑のクラスターはデータ 1 と同じくコンピュータースクリーンに近づいて作業を行っている際に表示するテキストから構成されているため、青と緑のクラスターは同じ PC 作業を表している。また、クラスター間を大きくまたぐ線などもあり、常に同じ行動を行っていても、視界に入る物体の変化から線が乱雑になっていると感じた。

【データ 3】データ 1 は赤色の線分、データ 2 は青色の線分で示す。クラスター数はデータ 1 とデータ 2 のクラスター数を合わせ 9 とした。データ 1 とデータ 2 の時系列は類似性が低いことがわかる。理由として、同じ PC 作業であってもデスクトップ PC とノート PC という別の PC を使用した作業であるため同じ行動の中でも視界に写る物体が違いから行動が区別されているからであると考えられる。また、赤い線と青い線が両方ともつながっている時間のテキストを確認すると、コンピュータースクリーンに近づいて作業を行っていることや person という単語が入るテキストが含まれていた。これは PC 画面に映った人の画像や、自宅のポスターを認識していると考えられる。

階層的クラスター分析、MDS、対応分析、共起ネットワークの解析から、データを構成する行動の検出、類似する行動とそうではないイベント性のある行動を検出することができた。また、SOM の解析から、同じ行動でも視界に写る物体の違いから行動の類似性やイベント性を検出できた。この結果から、同じ行動でも使用する場所や物体の変化によって別行動として認識させることができるため、GPS を使用せず、ライフログデータに位置情報を付加できると考えられる。よって、個人情報保護に着目し取得したライフログデータから類似性やイベント性を検出できたと考えられる。

## 6 結論と今後の課題

個人情報保護に着目したライフログデータから類似性やイベント性を検出できた。今後の課題として、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、長時間のライフログデータ取得にデバイスが耐えうるようプログラムを改善することが挙げられる。

## 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] 啓之田中, “位置情報の規律のあり方: スマートフォン時代の利便性とプライバシー”, 人間社会研究, Vol. 11, pp. 75–85, 2014.
- [3] 北村圭吾, 山崎俊彦, 相澤清晴, “食事ログの取得と処理—画像処理による食事記録—”, 映像情報メディア学会誌, Vol. 63, No. 3, pp. 376–379, 2009.
- [4] 樋口耕一, “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, 2004.
- [5] 岡晋之介, “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>, 閲覧日 2018, 1, 7.
- [6] 齋藤堯幸, “多次元尺度構成法”, 計測と制御, Vol. 22, No. 1, pp. 126–131, 1983.
- [7] 田中京子, “KH Coder と R を用いたネットワーク分析”, 久留米大学コンピュータジャーナル, Vol. 28, pp. 37–52, 2014.