

# カテゴリマップを用いた 長時間モニタリングデータの 自動分類と可視化

## Classification and Visualization of Long-Term Life-monitoring Sensor Signals Using Topological Characteristics of Category Maps

○井口和哉\*, 間所洋和\*, 佐藤和人\*

○Kazuya Iguchi\*, Hirokazu Madokoro\*, Kazuhito Sato\*

\*秋田県立大学大学院システム科学技術研究科

\*Graduate School of Systems Science and Technology, Akita Prefectural University

キーワード： ビッグデータ (big data), 見守り支援 (support watching), 機械学習 (machine learning),  
適応共鳴理論 (adaptive resonance theory), 対向伝播ネットワーク (counter propagation networks)

連絡先： 〒 015-0055 秋田県由利本荘市土谷海老ノ口 8 4-4 秋田県立大学 システム科学研究化 機械知  
能システム学専攻 脳情報工学研究室

井口和哉, Tel.: 0184-27-2000, Fax.: 0184-27-2180, E-mail: m19a002@akita-pu.ac.jp

### 1. 緒言

社会の長寿高齢化が進む中で、介護現場では、増え続ける需要に対して、肉体的かつ精神的な負担から、介護者の人手不足が深刻化している。そうした中で、遠隔から高齢者を見守る情報通信システムや、それに付随する支援機器の研究開発が進められている。特に近年は、非拘束や不可視型のセンサによる被介護者のセンシングだけに留まらず、外部との通信機能を備えたネットワークロボット型のプラットフォームが登場し、高機能化が進んでいる。これらのセンサシステムは、複数の被介護者を同時に見守ることが可能であり、施設内の各所にいる複数の介護者に、リアルタイムかつ同時に情報を通知し、共有できるなどの利点がある。また、昼夜問わず

使用可能で、要介護者が自発的に助けを求める行動(ボタンを押す, 声を出す等)から得られる情報だけに依存しないという面もある<sup>1)</sup>。

就寝中の見守りに特化した場合は、介護者や入院患者がベッドから離れようとした際に、それを介護者や医療従事者に通報するセンサシステムは既に実用化が進んでおり、特に認知症患者の見守りプラットフォームとして臨床現場で幅広く使用されているしかしながら、このような機器は、被介護者に異常や異変が発生した際に、それらを検知して介護者に通報するため、対応が遅れた場合には、命にかかわる最悪の事態を招く恐れがある。

このような問題を解決するために、緊急時だけでなく、日常生活の行動パターン、具体的に

は生活リズムに着目した見守りシステムの研究が進んでいる。我々人間は個人ごとに異なる生活リズムがある。特に高齢者の場合は、生活リズムが少しでも崩れると、例えば夜に寝付けなくなり、睡眠不足に陥り、それ自体がストレスになり、場合によっては自律神経失調症等の疾患に陥ることもある。このように、生活リズムの変化や乱れは、健康状態に悪影響を与えかねないといえる。そこで、見守り支援システムを利用して生活リズムを把握できれば、高齢者の体調変化などの異変に迅速に気付くことができると考えられる。しかしながら、生活リズムに着目する場合には、複数のセンサから得られる膨大かつ長時間のデータを解析しなければならない。また、解析結果に対して、意味情報を付与しなければならない。

本研究では、見守り支援システムによって得られたセンサデータから、生活リズムとしてのパターン抽出を行うことを目的として、データ取得の評価実験に使用したネットワークロボット型の見守り支援システム、ならびに、普及を視野に入れた処理システムとして、機械学習法を実装した小型かつ低消費電力型のマイクロコンピュータについて記述するとともに、教師なし学習に基づく機械学習法を提案する。

具体的には、適応的カテゴリ写像ネットワークを用いて、カテゴリマップを作製し、被験者の生活パターンを可視化するとともに、カテゴリとして自動抽出する。

## 2. 関連研究

日常生活のモニタリングを目的とした先行研究として、様々な取り組み事例が報告されている。Ghayvatらは家電製品の電源部に電流センサ、椅子・ソファの脚部に荷重センサ、引き出し・洗濯機の蓋に接触センサを設置し、日常生活をモニタリングする手法を提案し、一般家庭と集合型介護施設で評価実験を実施した。正常

か異常かを判定する独自のモデルを構築しているものの、無線ネットワークとIoT(Internet of Things)に基づくスマートホームのための通信環境に焦点が置かれてる。そのため、実験結果は単一トレンドの時系列表示に留まっている。また、介護施設での実験条件は詳細に示されているが、実験結果は示されていない<sup>2)</sup>。Riboniらは住宅内の様々な機器類に設置された環境センサと装着型センサによる複合センサシステムを提案し、軽度知的障害の高齢者を対象にフィールドテストを実施した。しかしながら、実験結果は当該論文では示されておらず、フィールドテストの方向性のみ議論に終始している。また、異常値の検出評価のみに留まっており、生活リズムに関するパターン抽出は対象としていない<sup>3)</sup>。

## 3. モニタリングシステム

### 3.1 システム概要

本研究で使用した見守り支援システムは、ベッドと枕に取り付けたセンサを用いて離床を判定する離床予測システムと、赤外線 (Infra Red: IR) 等の複数センサによって、生活行動をモニタリングする見守り支援ロボットから構成される。<sup>4)</sup> 主要機能として、独居高齢者の見守り、外出状況の確認、各センサから得られるデータの自動分析、異常・異変の検出と通報がある。通常時の観測項目は、離床予測システムにより、就寝・起床の時刻、寝たきり状態で無いことの確認、緊急通報の有無を調べ、見守り支援ロボットにより、在宅・外出の確認、テレビ・エアコンなどの操作および使用状況、宅内での移動頻度を調べる。また、緊急対応項目として、全体として、アラート発報の可否、駆けつけ対応者への自動通報、対象者からの緊急通報時の即時アラート発報を行い、見守り支援ロボットにより、特異データの検出、駆けつけ行動の優先順位の付与を行う。将来的な機能としては、プライバ

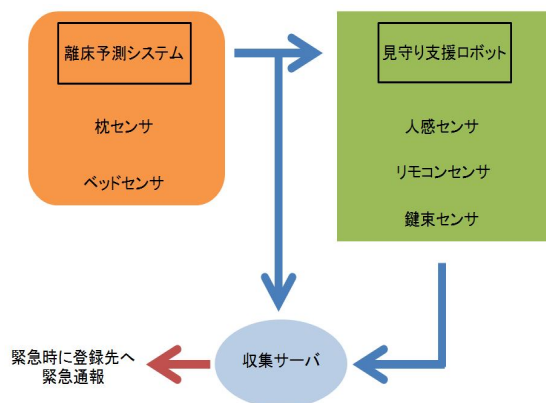


Fig. 1: 見守り支援システムの構成

シに配慮した上で、収集データをビッグデータとして活用することを考えている。

離床予測システムは、枕に内蔵する3軸加速度センサとベッドに布置する荷重センサから構成される。枕センサとベッドセンサを複合で用いることにより、就寝、離床行動、完全離床の三段階で離床を判定する。判定はリアルタイムに実施し、離床行動時と完全離床時には、無線通信ネットワークを介して介護者や医療関係者に通知する機能を具備している。また、枕センサは、枕を激しく振ることによって、緊急通報の発信器として機能する。

各センサから得られるデータは膨大であるため、取得されたセンサデータはデータ収集用のサーバへ転送され、管理される。

#### 4. カテゴリマップ

本研究では、データの位相構造をカテゴリマップとして可視化する適応的写像ネットワークを用いた。この手法は、教師なし学習に基づくオンライン学習により追加的にカテゴリを生成するとともに、カテゴリの時間的な特性に加えて、空間的な関係性をカテゴリマップとして可視化

する特徴を有する。このネットワークは本来、入力データをベクトル量子化するコードブックモジュール、カテゴリの候補となるラベルを適応的かつ追加的に生成するラベリングモジュール、カテゴリの空間的な関係性をカテゴリマップとして可視化するマッピングモジュールから構成される。本研究で処理対象とするセンサデータは、次元数がセンサ毎に固定であるため、コードブックモジュールは用いずに、入力データをラベリングモジュールとマッピングモジュールに直接入力する。

ラベリングモジュールは、入力データに対して適応的にカテゴリを生成し、既存のカテゴリと類似するデータは、そのままカテゴリに追加されるように学習する。また、既存のカテゴリに類似する特徴がないデータには、新たなカテゴリを生成する。教師なし学習では、正解データとなるGT (Ground Truth) が事前に与えられないため、新規に追加されるユニットのインデックスがカテゴリの候補となる。

続いて、マッピングモジュールは、ラベリングモジュールで生成されるカテゴリの候補をラベルとして、対向伝播ネットワーク (Counter Propagation Networks: CPN) の写像学習によりカテゴリマップを作成する。本モジュールによって、カテゴリ同士の空間的な関係性がマップ上に可視化される。また、競合と近傍に基づいた学習によって、発生したノイズ信号を含む冗長なラベルは淘汰される。テストデータが入力された場合、ラベリングモジュールとの接続を解除し、本モジュールによって判定処理される。なお本モジュールは追加学習ができないので、新たな学習データが入力された際には、任意のタイミングで再学習を実行することになる。しかしながら、通常の再学習とは異なり、ネットワークが保持している結合荷重とラベルに加えて、新たにラベリングモジュールで生成されるカテゴリ候補のラベルを用いて学習する。これにより、過去の学習データを保存する必要は

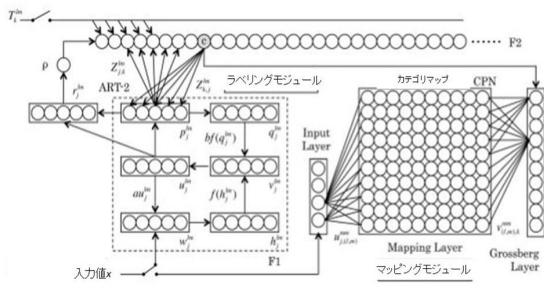


Fig. 2: カテゴリマップ 構造

なく、必要最小限のデータ数で高速学習が実現できる。5)

## 5. 評価実験

### 5.1 データセット

解析に用いたデータセットは、試作した見守り支援システムのプロトタイプを用いて取得した。本データ取得にあたり、モニタリング試験を実施した。試験期間は30日間、被験者は4名で行った。なお、現段階では、高齢者の見守りに向けた予備実験という位置付けとして、被験者は健常な20代の大学生とした。本実験では、見守り支援システム内の離床予測システムで得られた2種類のデータのうち、枕センサのデータを用いた。枕センサは離床予測に用いるだけでなく、非常時に、枕を強く振ることで、緊急通報装置として機能するため、本システムにおいて重要な役割を持っており、実用化に向けた観点から、枕センサから優先的に解析する必要があると考えたためである。モニタリングデータは、CSV形式に変換した後、30日分のセンサデータから、1週間分のデータを1時間単位のファイルに切り出して解析に用いた。

評価方法は、12時間分のデータを基準に、ラベリングモジュールの分類粒度 $\rho$ を0.99, 0.98, 0.95, 0.90, 0.80と5段階に変更した際の写像特

性について定性的に比較した。なお、マップサイズは、 $20 \times 20$  ユニットとしてカテゴリマップを作成した。続いて、分類粒度 $\rho$ を先行する実験で得られた最適値に設定した状態で、マップサイズを $20 \times 20$  ユニット、 $30 \times 30$  ユニット、 $40 \times 40$  ユニット、 $50 \times 50$  ユニット、 $100 \times 100$  ユニットの5段階に変更し、マップ表示の分布変化を評価した。また、CPNの学習回数を10,000回、20,000回、50,000回、100,000回、1,000,000回、3,000,000回の6段階に変更し、 $20 \times 20$  ユニットと $30 \times 30$  ユニットの2種類のマップサイズのカテゴリマップを生成し、学習回数の評価を行った。

### 5.2 分類粒度

#### 5.2.1 解析結果

分類粒度を5段階に変更した際のマッピング結果として、発火ユニットの頻度分布とそれぞれの閾値におけるカテゴリマップを示す。カテゴリマップは、色温度を用いて、発火の頻度とカテゴリを表示している。頻度分布では、色温度が高い赤色側で高頻度となり、色温度が低い青色側で低頻度となる。カテゴリに関しては、低温側が初期に生成されたカテゴリであり、色温度が高くなるにつれて、新しく生成されたカテゴリとなる。生成されたカテゴリ数は、マップの右側に示す縦棒の色数により表されている。

ビジランス閾値が0.99から0.98に変化した際にカテゴリ数が5個から4個に変化した。閾値が0.95から0.80の時のカテゴリマップには、カテゴリ数の変化がなかった。したがって、実験結果としては0.99, 0.98, 0.95の3段階のカテゴリマップを示す。なお、本実験ではカテゴリマップのサイズを変更していないため、発火ユニットの頻度分布は同じ結果となる。これらの実験結果から、カテゴリマップにおいて、使用頻度の高い発火ユニットに丸印を付けた結果を示す。

図4に示す結果では、カテゴリマップ左側に

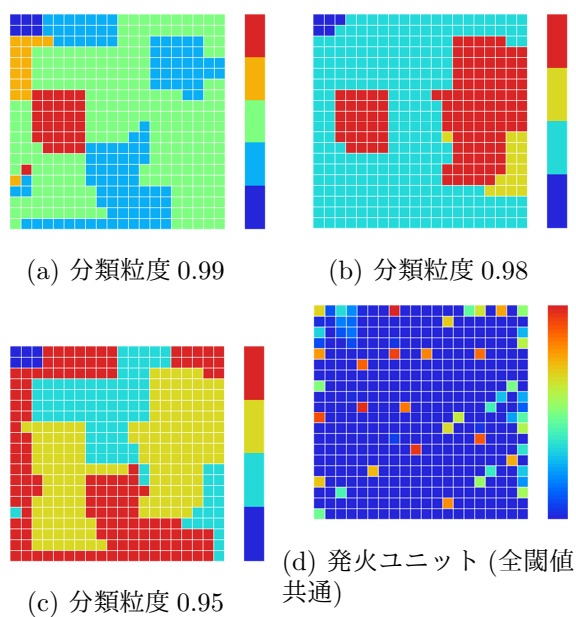


Fig. 3: 分類粒度別カテゴリマップと発火ユニット

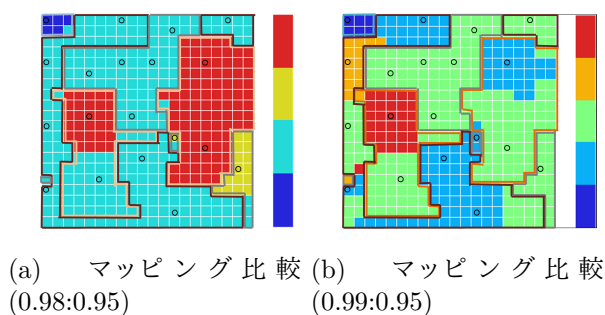


Fig. 4: マップ比較

あるオレンジ色で囲まれたユニットには0.95の際に1ユニットで構成され、2個の高頻度の発火ユニットが存在している。これが0.99になると2ユニットに分割され、それぞれに0.95の際に1ユニット内に含まれていた高頻度発火ユニットを1個ずつ含んでいる。また、0.95では高頻度の発火ユニットを含む形で分割されていたユニットが、0.98になると統合されて、灰色の1ユニットになっている。つまり、マッピングにあたって、使用した発火ユニットは、いずれの閾値でも変わらなかったが、カテゴリマップ内のユニットの境界について閾値による違いが表れたからと考えられる。

## 5.2.2 考察

閾値が0.98以上のカテゴリ数に変化が生じたことについては、0.98以下では、ラベリングされたデータが類似した特徴を持っていたが、0.99以上では、ラベルがカテゴリとしての差異を表現できる粒度に達したため、分割されたと考えられる。ビジランス閾値が0.95から0.80の時に、カテゴリマップに変化がなかったのは、入力データの特徴差が微小のため、カテゴリとして分類できる粒度に達しておらず、同一の4つのカテゴリとして分類されたと考えられる。

## 5.3 マップサイズ最適化

### 5.3.1 解析結果

20×20ユニットの結果はカテゴリ数が5個であったが、30×30ユニットのカテゴリ数は6個に増加した。しかしながら、40×40ユニットのカテゴリ数は5個に減少した。その後、50×50ユニット以降では、カテゴリ数は4個に減少した。また発火ユニットの分布は、20×20ユニットの発火分布を基準とし、20×20ユニット以降のマップサイズの発火分布と比較すると、マップ範囲は広がったにもかかわらず、発火分布の特徴は変化が少ない傾向にある。

### 5.3.2 考察

カテゴリマップのマッピングユニット数が増加するにつれて、カテゴリ数が減少した。これは、写像空間としての描画範囲が増えたことによって、カテゴリマップが高粒度になったので、カテゴリの分類が詳細になったためと考えている。これにより、30×30ユニットではカテゴリ数が増加した。しかしながら、カテゴリの分類が詳細化するほど、学習回数を増加させないと未学習データは増えてしまう。本研究では学習回数を統一しているために、30×30ユニットでは十分であるが、40×40ユニット以降から不足

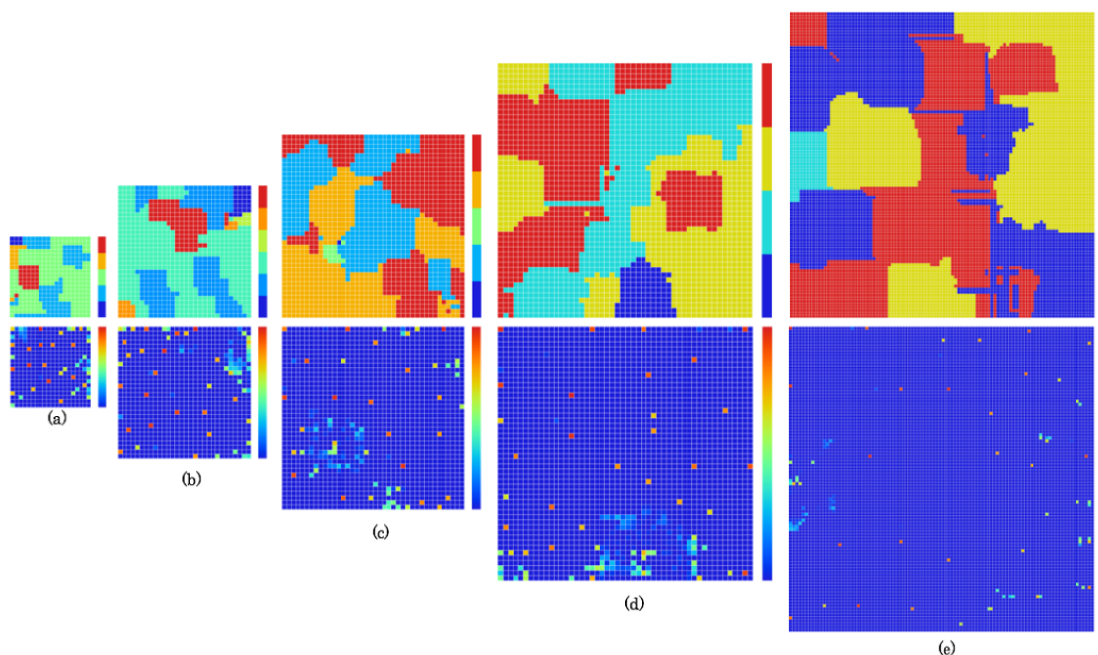


Fig. 5: マップサイズ変更結果 : (a)20×20,(b),30×30,(c)40×40,(d)50×50,(e)100×100

すると考えられる。よってカテゴリの分類を詳細に行うことが不可能となり、カテゴリ数が減少したと考えられる。そこで、学習回数を変更した場合のカテゴリマップについて検証する。

## 5.4 学習回数

### 5.4.1 解析結果

学習回数を増やすことによって、発火ユニットマップ内の使用頻度の低いユニットの数が減っているのがわかる。また、それに応じて、カテゴリ数も変化していることがわかる。

### 5.4.2 考察

学習回数が増えることによって、発火ユニットマップ内の使用頻度の低いユニットが減った。カテゴリマップ作成において、データの学習を行う際に、データをランダムに選択し、マッピング作成の学習を行う。本研究で使用するセンサーデータのデータ量は2,140,000個あり、データ量が膨大であるため、学習回数が解析するデー

タ量より少ない場合、学習データの分布に沿ったサンプリングが行われていないと考えられる。そのため、分布の複雑度にもよるが、学習回数は解析に使用するデータ量以上に設定することが、本手法による可視化に有効であると考えられる。

## 6. 結言

本研究では、見守り支援システムによって得られた長時間モニタリングのセンサーデータから、適応的写像ネットワークを用いて、カテゴリマップを作成し、可視化結果と発火分布について分析した。その成果としては、分類粒度を変更した場合に、カテゴリマップにおける高頻度の発火ユニットの分布について、カテゴリと対応した分割の特性を明らかにした。また、マッピングサイズを変更する場合、サイズの拡大に伴って表現範囲が広がるが、可視化結果に対する学習回数の依存性が生じることを明らかにした。さらに、長時間のモニタリングデータを可視化するには、マップ生成に用いるデータの分布

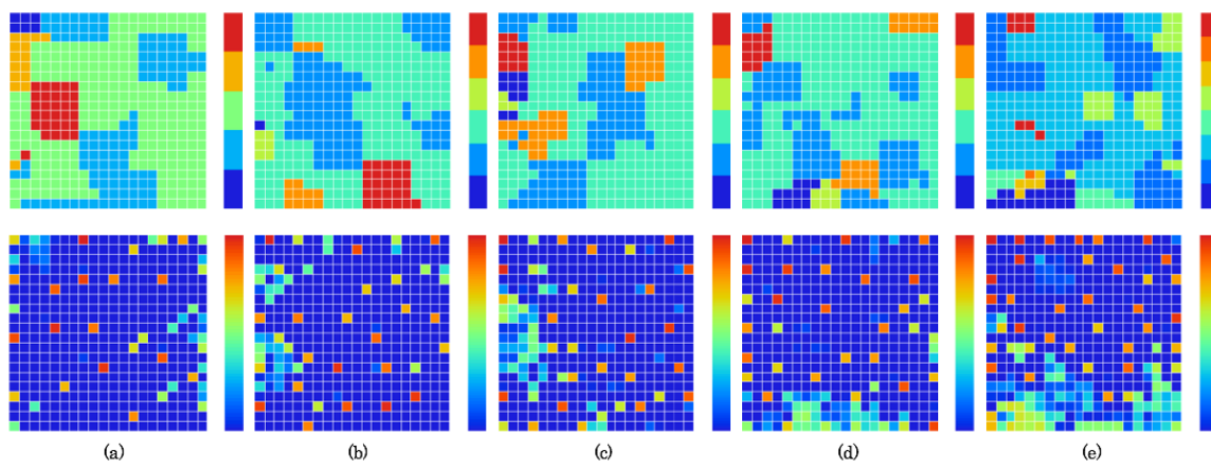


Fig. 6: 学習回数変更結果 : (a)10,000 回,(b),50,000 回,(c)100,000 回,(d)1,000,000 回,(e)3,000,000 回

にもよるが、データのサンプル数以上の学習回数が必要となることを示す結果が得られた。

今後の課題としては、今回解析したデータは12時間分であったが、より長期間のデータの解析を行う。また、解析に用いるデータセットを増やすため、被験者数を増加して実験を行う。また実用に向けて、高齢者を対象とした、施設等での実験を行う必要がある。

## 参考文献

- 1) 内閣府 平成 28 年版高齢社会白書
- 2) H. Ghayvat, S. Mukhopadhyay, X. Gui and N. Suryadevara, "WSN- and IOT-Based Smart Homes and Their Extension to Smart Buildings," *Sensors*, vol.15, no.5, pp.10350–10379, 2015.
- 3) D. Riboni, C. Bettini, G. Civitarese, Z.H. Jangua, and V. Bulgari, "From Lab to Life: Fine-grained Behavior Monitoring in the Elderly's Home," *Proc. IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communication Workshops*, pp.342–347, 2015.
- 4) 和崎克己, 新村正明, 下井信浩 "高齢者見守りネットワークに用いる宅内センサ・エージェントの機能と設計," *LIFE2016*, 2016.9.6
- 5) 間所洋和, 佐藤和人 "データの位相構造をカテゴリマップとして可視化する適応的写像ネットワーク," *知能と情報 (日本知能情報ファジィ学会誌)*, Vol.26, No.6(pp.903-912), 2014.