

# ノンパラメトリックベイズモデルを用いた生理指標の時系列解析に基づく情動変化のダイナミクス推定

Dynamics estimation of the emotional change based on the time series analyzing by using nonparametric bayesian model

堀井隆斗 長井志江 浅田稔  
Takato Horii Yukie Nagai Minoru Asada

大阪大学大学院工学研究科  
Osaka University Graduate School of Engineering

Emotion one of the important elements for many cognitive functions(e.g. decision making and communication etc.). Emotional states are influenced by behavioral and physiological changes of one's body and are expressed by same channels. They change dynamically and complexly by environmental changes.

The purpose of this study was to propose computational models which are able to estimate the dynamics of emotional changes. We focused on thime series physiological indexes such as heart rate variability, respiration rate, and so on. A sticy hierarchical Diriclet process hidden Markov model which is a type of nonparametric Bayesian model was applied to address the above issue. This paper first presents an experimental method and proposed model, and then reports experimental result of the dynamics estimation of emotional changes in recalling the emotional states from a past experience.

## 1. はじめに

人は内・外的な要因による自身の動的な身体変化を情動反応として捉えるとともに、様々な感覚様式を通じて情動を表出する。表情や音声情報は強度の強い情動の変化を、また、心拍変動や発汗、呼吸量の変化などの生理的反応は不随意的な情動を表現する指標として知られている。

Rainville et al.[1] は成人の被験者に対して過去に感じた強い情動経験を想起させ、生理指標の変化を計測する実験から、情動状態を推定する手法を提案している。計測された生理指標は一定の時間窓毎に主成分分析を行い、特徴量を抽出することで被験者の情動状態推定に用いられる。また Monajati et al.[2] は被験者に情動を喚起する質問を行った際の生理指標変化を計測し、ニューラルネットワークの一種である Fuzzy-ART を用いて、被験者の情動状態の識別を行なっている。しかしこれらの研究では、生理指標を時間方向に圧縮することでそれぞれの特徴量を抽出しており、時々刻々と変化する情動変化のダイナミクスを克明に抽出することができない。また基本 6 情動(喜び、怒り、恐れ、悲しみ、驚き、嫌悪)などの特定のカテゴリを想定した状態推定のみを行なっており、連続的な情動状態の変化を推定するには至っていない。

そこで本研究では、人が情動反応を示している際の複数の生理指標を計測し、特定のカテゴリや時間窓を想定した離散的な状態推定ではなく、情動状態の変化や遷移などのダイナミクスを推定するために、それら指標の時系列情報を圧縮すること無く解析する手法の検討を行う。そして、情動の生成・変容のメカニズムを明らかにすることを目的とする。本稿では、ノンパラメトリックベイズモデルの一種である sticy Hierarchical Diriclet process Hidden Markov Model(sticy HDP-HMM)[3] をマルチモーダル情報を扱うことができるように改良したモデル [4] を用いて、情動状態が変化した際の時系列生理指標解析を行った結果について報告する。

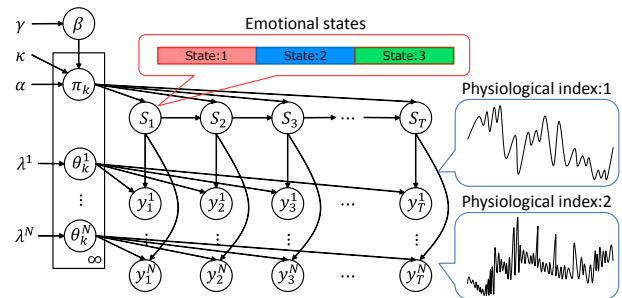


図 1: 提案する情動変化のダイナミクス解析手法の概要

## 2. 提案手法

### 2.1 生理指標計測実験の流れ

情動状態変化時の生理指標を計測するための実験を行う。今回は Rainville et al.[1] の実験を参考に、被験者に対して過去に感じたことのある強い情動経験を想起させることで情動状態の変化を促し、その際の生理指標(心電図や呼吸量等)を計測する。同時に複数の指標を計測することによって、単一の生理的变化の情報と比較して、詳細に情動変化を捉えることが可能になると考えられる。また、実験中に想起させる情動経験は基本 6 情動に関連するものとする。実験終了後、質問紙を用いることでどの程度情動経験が想起できたかを確認する。

### 2.2 解析モデル

実験において計測した生理指標を解析するために sticy HDP-HMM をマルチモーダル情報に対して拡張したモデル [4] を利用する。このモデルを情動変化の推定に用いる理由として、次の 2 点が挙げられる。まず、独立した複数の生理指標を同時に扱うことができる点である。情動状態の変化は複数の生理指標に影響を与えるが、それぞれの変化量や特徴、変化が現れるまでの潜時などは指標ごとに異なることが予想される。また対象とする情動状態によっても異なることが考えられるために、複数の生理指標を独立の情報として扱うことが重要である。次に、推定する状態の数を予め定める必要が無いという点である。通常いくつかの情動状態のみを推定する場合では、状態の

数を規定して解析を行う手法が用いられる。しかし本研究では、実験においては基本 6 情動を想定した刺激を与えるものの、解析の際には基本 6 情動を前提とした離散的な状態解析ではなく、情動変化の過程に現れる複数の状態変化を推定することを目的としている。そのため、予め状態数を規定すること無く観測データに応じて状態数が規定されるモデルを用いることが重要となる。

図 1 にグラフィカルモデルと解析手法の概要を示す。モデルの詳細に関しては文献 [4] と [3] を参考にされたい。

### 3. 実験

提案手法の有用性を確認するために、生理指標の計測実験と解析を行った。生理指標計測実験では、被験者に過去の怒り情動に関する情動経験を想起させた。実験時間は約 300 秒であり、実験開始後の 0～120 秒までは安静状態を維持し、120～240 秒で情動経験を想起させ、残りの実験時間では再度安静状態を維持するように指示した。生理指標の計測には BIOPAC SYSTEM 社の MP150 を利用する。今回の実験では心電図、脈波、呼吸量の 3 つの生理指標について実験中の全ての時刻で計測を行い、心電図からは心拍変動 (Heart Rate Variability: HRV) を算出し特徴量として利用した。それぞれの生理指標のサンプリング周波数は 1kHz である。

図 2 に、ある被験者の実験開始後 90～150 秒の間における生理指標とその解析結果を示す。図中上部のグラフが各時刻における sticy HDP-HMM による状態推定の結果であり、下部のグラフが HRV、脈波、呼吸量の 3 つの生理指標を表している。また生理指標のグラフにおいて、赤い背景部分は被験者が怒り情動経験を想起させるように指示されている区間である。

分節化された各状態において、持続時間の長い state:6 と state:7 に注目し、HRV を用いてそれぞれの状態における交感 - 副交感神経活動の比を算出した。一般に、交感 - 副交感神経活動の比は HRV の周波数スペクトル強度を用いて計算されるため、長い時間窓の設定や時間軸方向の圧縮が必要となる指標である (例えば [1] の解析では約 80 秒の時間窓を設けている)。この値が高いほど、交感神経系の反応が活発であり、興奮状態にあることを示す。また比較のために、被験者が情動経験の想起を開始した時点から state:7 の状態を含む約 10 秒間 (区間 1) と情動想起を開始した時点から state:7 に分節化されるまでの時間 (区間 2) における交感 - 副交感神経活動の比も算出した。

表 1 に各状態と区間における交感 - 副交感神経活動の比を示す。まず state:6 と state:7 における交感 - 副交感神経活動の比を比較すると、state:7 の値が高く、興奮状態にあることがわかる。この結果から、この 2 つの状態が、安静状態と怒りの情動状態を表現していると考えられる。また区間 1 と state:7 における特徴量を比較すると、state:7 の値が高いことがわかる。従来手法 [1][2] では解析に一定の時間窓を必要とするため、情動の変化点検出に遅れが発生する可能性があるが、提案手法では時間軸方向の圧縮を行わずに状態推定を行うために、より素早く情動の変化点が抽出できていることがわかる。ただし、状態推定の結果では非常に短い時間の分節も抽出されており、ハイパーパラメータの設定等によっては生理指標変化のノイズに敏感になってしまうという問題もある。次に、区間 2 における特徴量を検討した。その結果、区間 2 の値が最も低く、また state:6 と同じであることから、この区間は安静時と同様の状態であると考えられる。実際に情動経験を想起させた際には被験者の情動状態が瞬時に変化することは無く、

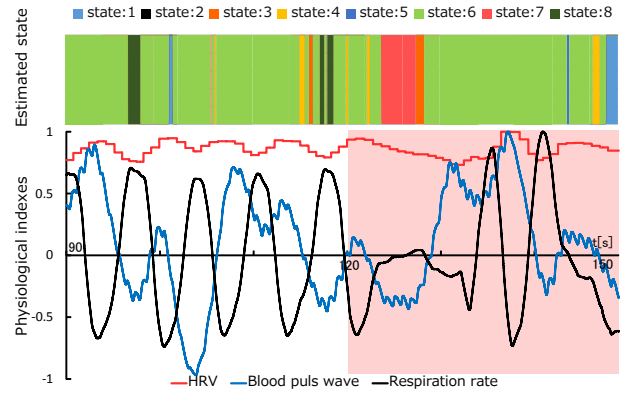


図 2: 解析結果

表 1: 各状態や区間における交感 - 副交感神経活動の比

| 対象状態・区間 | 交感 - 副交感神経活動の比 |
|---------|----------------|
| state:6 | 0.39           |
| state:7 | 0.44           |
| 区間 1    | 0.42           |
| 区間 2    | 0.39           |

ある程度の時間遅れを伴って情動変化が発生する。以上より、今回の解析結果は従来手法と比較して柔軟な時間区分で情動の変化点を抽出し、情動変化の潜時や持続時間等のダイナミクスを推定することができていると考えられる。

### 4. おわりに

本研究では、情動変化のダイナミクスを推定するために、ノンパラメトリックベイズモデルの一種である sticy HDP-HMM をマルチモーダル情報に拡張したモデルを用いて時系列生理指標の解析を行った。モデルによって分節化された各状態において、生理指標から情動推定に利用される特徴量を算出し比較した結果、提案モデルは時系列生理指標から情動変化に関連する分節点を抽出可能であることがわかった。

今後の課題として、分節化された生理指標の各状態に実際の情動状態をより詳細に接地させると共に、各状態間の関係性を抽出する必要性が挙げられる。またノイズの除去や時系列データにおける二重分節構造 [5] の仮定など、より複雑で高次元情動の変化を抽出する手法について提案を行いたい。

### 謝辞

本研究の遂行にあたり、科学研究補助金 (課題番号 24000012 と 24119003) の補助を受けた。

### 参考文献

- [1] P. Rainville et al. *International Journal of Psychophysiology*, Vol. 61, No. 1, pp. 5–18, 2012.
- [2] M. Monajati et al. *International Journal of Intelligence Science*, Vol. 2, No. 24, pp. 166–176, 2012.
- [3] E. B. Fox et al. In *Proc. of the 25th International Conference on Machine Learning*, pp. 312–319, 2008.
- [4] T. Horii et al. In *Proc. of 9th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction Workshop on HRI: A Bridge between Robotics and Neuroscience*, pp. 1–2, 2014.
- [5] 谷口忠大. 人工知能学会誌, Vol. 27, No. 6, pp. 569–579, 2012.