

生活リズム解析の
背景と目的

統計モデリングと
パターン抽出

統計モデリングと
パターン抽出

適用事例と結論

人間行動センシングデータに基づく生活リ ズム解析の論文紹介

山崎 隼大 (Hayato Yamazaki)
u320073@st.pu-toyama.ac.jp

富山県立大学 情報システム工学専攻

November 28, 2025

背景と目的

2/11

背景

高齢化社会において、独居高齢者の安全・安心を確保するため、生活のモニタリングと支援サービスが期待されている。

目的と課題

- ・ 焦電センサデータから、活動量や滞在場所といったマクロな視点で生活様式を記述する。
- ・ 個人の生活スタイルに依存する複数の典型的な生活パターンを自動抽出する。
- ・ 課題として、パターン数が個人によって異なるため、パターン数を指定しない抽出枠組みが必要となる。

生活リズム解析の
背景と目的

統計モデリングと
パターン抽出

統計モデリングと
パターン抽出

適用事例と結論

活動量に関する統計モデル

焦電センサの検知回数 (m : 非負整数) を活動量とし, 単位時間あたりの発生頻度を時変ポワソン過程で定式化する.

- ・発生頻度パラメータ λ が時間 t の関数 $\lambda(t)$ として時々刻々変化することを扱う.

ポワソン分布

$$p(m|\lambda) = \frac{1}{m!} \lambda^m \exp(-\lambda)$$

(ただし, λ は単位時間あたりの発生頻度)

時変ポアソン過程の尤度関数

イベント発生時刻の系列 $\{\tau_n\}_{n=1}^N$ が観測されたときの尤度
 $p(\{\tau_n\}_{n=1}^N | \lambda_0, f(\cdot))$ は、

$$p(\{\tau_n\}_{n=1}^N | \lambda_0, f(\cdot)) = \exp \left(- \int_0^T \lambda(t) dt \right) \prod_{n=1}^N \lambda(\tau_n)$$

時変ポアソン過程の尤度関数

イベント発生時刻の系列 $\{\tau_n\}_{n=1}^N$ が観測されたときの尤度
 $p(\{\tau_n\}_{n=1}^N | \lambda_0, f(\cdot))$ は、

$$p(\{\tau_n\}_{n=1}^N | \lambda_0, f(\cdot)) = \exp \left(- \int_0^T \lambda(t) dt \right) \prod_{n=1}^N \lambda(\tau_n)$$

$$\lambda(t) = \lambda_0 f(t) \quad \left(\int_0^T f(t) dt = 1 \text{ の場合} \right)$$

とすると、 T 期間の尤度は

$$p(\{\tau_n\}_{n=1}^N | \lambda_0, f(\cdot)) = \exp(-\lambda_0) \lambda_0^N \prod_{n=1}^N f(\tau_n)$$

で定式化される。

(ただし、 λ_0 は T 期間の総平均発生回数、 $\int_0^T f(t) dt = 1$ は確率密度関数としての正規化条件)

滞在場所に関する統計モデル

- 外出しているか否か (1: 外出, 0: 自宅) という二値データを扱う.
- 各時刻 t の外出パラメータを μ_t として, 時変ベルヌーイ分布で定式化する.

時変ポアソン過程の離散化尤度

$$p(\{h_s\}_{s=1}^S | \lambda_0, \mathbf{r}) = \exp(-\lambda_0) \lambda_0^N \prod_{s=1}^S r_s^{h_s}, \quad \sum_{s=1}^S r_s = 1, \quad r_s \geq 0$$

(ただし、 $N = \sum_{s=1}^S h_s$)

外出パターンの尤度 (時変ベルヌーイ)

一日の外出パターン $\mathbf{x} = \{x_t\}$ が生じる確率は、次式で表される.

T:1 日の観測量

$$p(\mathbf{x} | \boldsymbol{\mu}) = \prod_{t=1}^T \mu_t^{x_t} (1 - \mu_t)^{1-x_t}$$

典型的な生活パターンの抽出

6/11

提案手法

階層ベイズ法の一つであるディリクレ過程を用いた適応的クラスタリングを適用。

理由：パターン数を自動で指定することなく、データに適合する典型的な生活パターンを自律的に抽出することができる。

・ MCMC 法 (Gibbs サンプリング) により、各日のパターンカテゴリ z_d と対応するパラメータ θ_k を推定。

ディレクトリ過程

z_d : 潜在変数/クラスタ ID

$M()$: 多項分布

h : 観測量

$$z_d \sim \mathcal{M}(z_d|\pi), \quad h(d) \sim f(h(d)|\theta_{z_d})$$

適用事例 (1) 活動量解析

7/11

独居高齢者宅の台所での解析

- ・データ: 台所に設置された焦電センサの3ヶ月間の検知回数データ(1分間ごと).
- ・結果: 提案手法により **4 つの生活パターン**が抽出された.

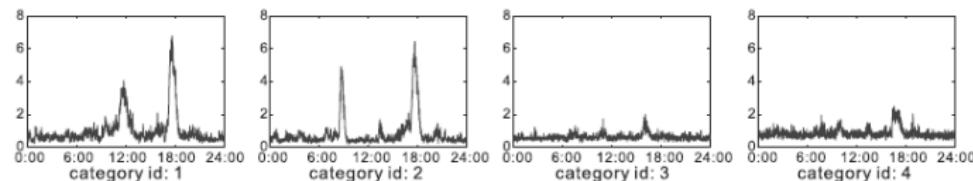


図 1: 抽出された 4 つの典型的な活動パターン $\lambda(t)$ の比較

考察

- ・抽出されたパターンから、朝食と昼食の準備が同時に発生することが少ないことや、活動量が非常に小さい日が存在することなど、平均的なパターンでは見えない特性が検知できた.

適用事例 (2) 外出行動解析とまとめ

8/11

20 代男性の外出行動解析

- ・データ: 20 代男性被験者の 239 日間の外出・帰宅時刻履歴.
- ・結果: **9 つの典型的な外出パターン**が抽出され, 全日数の 98% をカバー. パターンと曜日との相関性は低いことが確認された.

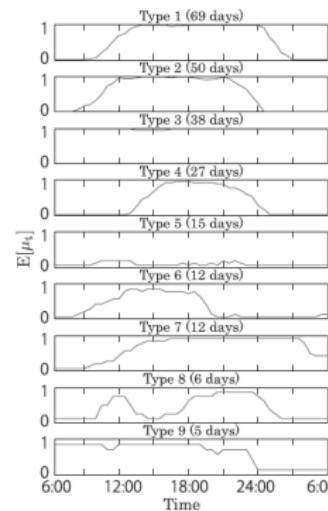


図 2: 抽出された 9 つの典型的な活動パターン $\lambda(t)$ の比較

生活リズム解析の背景と目的

統計モデリングとパターン抽出

統計モデリングとパターン抽出

適用事例と結論

適用事例 (2) 外出行動解析とまとめ

9/11

生活リズム解析の背景と目的
統計モデリングとパターン抽出
統計モデリングとパターン抽出
適用事例と結論

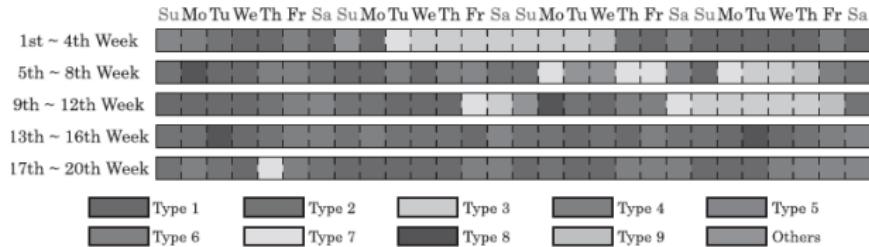


図 5 140 日間の生活パターンの変遷

図 3: 抽出された 9 つの典型的な活動パターン $\lambda(t)$ の比較

まとめ：本研究の貢献

本研究は、変動的な生活リズムを複数の典型パターンの混合として記述する枠組みを提案しました。ディリクレ過程を用いることで、パターン数を自動で決定し、データから適応的に抽出することに成功しました。この手法により、「低活動日」などの多様な生活実態が特定可能となり、見守り・支援サービスの基盤を提供します。

今後の課題

10/11

今後の方針

- ・個人に特化しない、より普遍的な異変検知モデルの開発（入れ子構造のディリクレ過程の導入など）.
- ・抽出したパターンモデルを用いた、居住者の快適性を考慮した、空調制御などのアプリケーション開発.
- ・社会的、天気、季節といった複合的な要因を組み入れた統計モデルの開発.

生活リズム解析の
背景と目的

統計モデリングと
パターン抽出

統計モデリングと
パターン抽出

適用事例と結論

参考文献

生活リズム解析の
背景と目的

統計モデリングと
パターン抽出

統計モデリングと
パターン抽出

適用事例と結論

- 1) D. Blei and M. Jordan, Variational Methods for the Dirichlet Process, Proc. of ICML (2004)
- 2) A. Kono and I. Kai and C. Sakato, and L. Rubenstein: Frequency of going outdoors predicts long-range functional change among ambulatory frail elders living at home, Archives of Gerontology and Geriatrics, 45-3, 233/242 (2007)
- 3) M. Gupta and S. Intille, and K. Larson: Adding GPS-Control to Traditional Thermostats: An Exploration of Potential Energy Savings and Design Challenges, Proc. of Pervasive Computing, 95/114 (2009)
- 4) 下坂正倫, 佐藤知正, 森武俊: 活動量センサの長期記録からのディリクレ拡張時変ポisson過程に基づく生活パターンマイニング, 第 10 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会論文集, 800/803(2009)
- 5) D. J.C. MacKay: Information Theory, Inference, and Learning Algorithms, Cambridge University Press (2003)
- 6) 富永将至, 下坂正倫, 福井類, 佐藤知正: 階層ベイズ法による外出時間帯の典型パターン抽出, 第 12 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会論文集, 2084/2087(2011)
- 7) J. Gill and D. Hangartner: Bayesian circular-linear regression, Seminar on Bayesian Inference in Econometrics and Statistics (2009)
- 8) P. Damien and S. Walker, A Full Bayesian Analysis of Circular Data Using the von Mises Distribution, Canadian J. of Stats., 27-2, 291/298 (1999)
- 9) A. Kottas: Dirichlet Process Mixtures of Beta Distributions, with Applications to Density and Intensity Estimation, Proc. of Workshop on Learning with Nonparametric Bayesian Methods (conjunction with ICML) (2006)
- 10) J. Moller and A. Syversveen, and R. Waagepetersen: Log Gaussian Cox processes, Scandinavian J. of Stats., 25-3, 451/482 (1998)
- 11) R. Adams and I. Murray, and D. MacKay: Tractable nonparametric Bayesian inference in Poisson processes with Gaussian process intensities, Proc. of ICML (2009)
- 12) A. Ihler and P. Smyth: Learning Time-Intensity Profiles of Human Activity using Non-Parametric Bayesian Models, Advances in NIPS 19, 625/632 (2007)
- 13) J. Krumm and A. Brush: Learning Time-Based Presence Probabilities, Proc. of Pervasive, 79/96 (2011)
- 14) A. Ihler and J. Hutchins and P. Smyth: Adaptive event detection with time-varying Poisson processes, Proc. of KDD 2006, 207/216
- 15) T. Ferguson: A Bayesian Analysis of Some Nonparametric Problems, Annals of Stats., 1-2, 209/230 (1973)
- 16) M. Escobar and M. West: Bayesian density estimation and inference using mixtures, J. of the American Stats. Assoc., 90-430, 577/588 (1995)
- 17) H. Noguchi and R. Urushibata and T. Sato and T. Mori, and T. Sato: System for Tracking Human Position by Multiple Laser Range Finders Deployed in Existing Home Environment, Aging Friendly Technology for Health and Independence, 226/229 (2010)
- 18) A. Rodriguez and D. Dunson, and A. Gelfand: The Nested Dirichlet Process, J. of the American Stats. Assoc., 103-483, 1131/1144 (2008)
- 19) <http://ics.t.u-tokyo.ac.jp/software/>