

オフィス内センサ環境を利用したワーカーの行動モデル化とその分析

佐藤 裕作 † 岡田 将吾 † 神谷 祐樹 ‡ 新田 克己 † 國枝 和雄 ‡
山田 敬嗣 ‡

† 東京工業大学 大学院総合理工学研究科 知能システム科学専攻

‡ 日本電気株式会社 C & C イノベーション研究所

1 はじめに

センサー技術の発達に伴い、長期にわたる安定したライフログの収集が可能になり、多くの企業においてその業務改善への活用が期待されている。本研究では、オフィス内センサ環境で長期にわたり蓄積した行動時系列のセットから、オフィスにおけるワーカーの日々の行動に内在する主要な時系列パターン (=固有行動パターン) の抽出を行い、それらのパターンに基づく、センサデータの時系列性・長期性を活かしたワーカーの行動の特徴抽出およびモデル化の検討を行った。固有行動パターンの抽出は、複数日分の行動時系列のセットに対して主成分分析を適用することによって行った [1][3]。実験の結果、獲得された少数の固有行動パターンで各ワーカーの行動時系列セットを再構築できることを示し、その精度がワーカーの身体的ストレスおよびストレス耐性と相関をもつことを明らかにした。また各ワーカーの行動を固有行動パターンの張る空間内での確率分布としてモデル化ができる可能性を示した。

2 オフィス内センサ環境によるワーカーの行動履歴の取得

本研究では、NEC C&C イノベーション研究所のオフィスにおいて、オフィス内センサー環境を利用して、ワーカー 1 人ひとりについて、オフィスにおける活動の主要な特徴である「PC 操作」、「ミーティング」、「その他」の 3 つの行動ラベルについて、それぞれを行っているか否かを {1,-1} の 2 値で表現した行動時系列の取得を行った [3]。単位時間は 1 分間とした。

PC 操作の有無の判定は、PC 操作ログの入力デバイス操作情報に注目し、対象の単位時間中にキー入力、クリック、マウスポインタの移動のいずれかが 1 度でも行われた場合、その時間を PC 操作中とした。

ミーティングの検出には、赤外線位置管理システムから得られる位置情報を用いた。検出ルールは、ワーカーの滞在場所とワーカー同士の距離に基づいている [2]。

PC 操作もミーティングも行われていない時間は、「その他」の行動を行っているものとした。

本論文では、18 人のワーカーに関する連続した 23 ヶ月間分のデータを扱う。なお、休日や外出日といった対象のワーカーがオフィスに不在の日や、センサデータに欠

損がある日のデータは除外した。分析に用いたサンプル日数は、ワーカー一人当たり平均で 269.1 日、のべ 4844 日分である。

3 分析結果

3.1 固有行動パターンの取得

ワーカー 1 人の 1 日分の行動時系列は $60 \times 24[\text{分}] \times 3[\text{ラベル数}] = 4320 (=H \text{ とおく})$ 次元の 2 値のベクトル Γ で表現される。サンプル日数を D とすると、行動時系列のセットは、 $B = [\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_D]$ と書ける。このデータセットの長期性と時系列性を活かした特徴抽出を行うため、 B に対して主成分分析を適用し、固有行動パターンの取得を行う [1]。個々の行動時系列の平均からの偏差 $\Phi_i = \Gamma_i - \frac{1}{D} \sum_{n=1}^D \Gamma_n$ ($i = 1, 2, \dots, D$) に対して、共分散行列 $\frac{1}{H} \sum_{n=1}^H \Phi_n \Phi_n^T$ を固有値分解することで、固有行動パターン $U = [u_1, u_2, \dots, u_H]$ と、それらに対応する固有値 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_H$ を得る。

3.2 固有行動パターンによる行動データの再構築

ワーカーの各日の行動は、大きな固有値に対応する固有行動パターンの張る行動空間内で近似することができる。全ワーカー分の行動時系列のセットから求めた固有行動パターンにより、各ワーカーの行動時系列を再構築した場合の精度を図 1 に示す。横軸は再構築に用いた固有行動パターンの本数を表している。6 本の固有行動パターンを用いた場合で初めて全ワーカーについて再構築精度が 80% を超え、14 本では 90% を超える。このことから、少数の固有行動パターンの重ね合わせで各ワーカーの行動時系列セットの大部分を表現できることが示された。

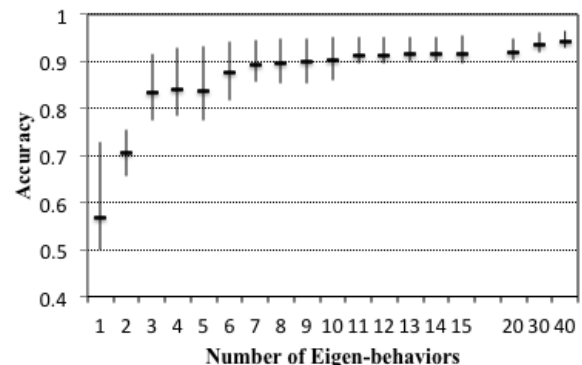


図 1 固有行動パターン数と行動時系列の再構築精度 (ワーカー最大値, 平均値, ワーカー最小値)

3.3 行動の再構築精度とストレス状態の相関分析

図 1 からは、固有行動パターンの本数が同じでも、ワーカーごとに再構築精度に差があることが分かる。再構築精度が高いワーカーはオフィス全体に典型的な行動をよ

Behavioral Modeling of Office Workers Using Indoor Sensor Environment

†Yusaku SATO †Shogo OKADA ‡Yuki KAMIYA †Katsumi NITTA ‡Kazuo KUNIEDA ‡Keiji YAMADA

†Department of Computational Intelligence and Systems Science, Interdisciplinary Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

‡NEC C&C Innovation Laboratory

くとり、日々の行動の規則性が高い傾向があると言え、逆に再構築精度が低いワーカーは他のワーカーと異なる行動をとることが多く、日々の行動の多様性が高い傾向があると言える。これらのワーカーごとの行動の差異と、そのワーカーのストレス状態との関係を明らかにするため、ワーカーの行動の再構築精度と、ストレスメータにより測定したストレス値とのピアソン積率相関係数を求めた(表1)。行動の再構築精度は身体的ストレスに対しては負の相関、ストレス耐性に対しては正の相関があることが分かる(再構築に固有行動パターン9本を用いた場合で $p < 0.05$, 12~40本を用いた場合で $p < 0.01$)。このことから、オフィス全体に典型的な行動をよくとり、日々の行動の規則性が高いワーカーほど、身体的ストレスが低く、ストレス耐性が高い傾向にあることが分かる。一方で、精神的ストレスとは有意な相関は見られなかった。

表1 行動の再構築精度とストレスデータの相関

		ストレスメータ値との相関係数 (p 値)		
		身体的 ストレス	精神的 ストレス	ストレス 耐性
固有 行動 パタ ーン の本 数	1	-0.15 (0.58)	0.03 (0.91)	0.18 (0.49)
	3	-0.36 (0.16)	-0.11 (0.67)	0.36 (0.15)
	6	-0.46 (0.063)	-0.10 (0.71)	0.44 (0.074)
	9	-0.57* (0.016)	0.00 (1.00)	0.56* (0.021)
	12	-0.71** (0.0015)	-0.11 (0.67)	0.68** (0.0024)
	20	-0.70** (0.0018)	-0.14 (0.61)	0.69** (0.0023)
	40	-0.68** (0.0029)	-0.02 (0.95)	0.69** (0.0023)

3.4 固有行動パターンに基づくワーカーのモデル化

ワーカーの各日の行動時系列は、固有行動パターンが張る行動空間内の1点として表すことができる。一人ひとりのワーカーが自らの行動のモデルに基づいて日々の行動時系列を生成するならば、その行動の生成モデルは行動空間内の確率分布として表現できると考えられる。

例として、ワーカー A, B の行動時系列のセットをプロットしたものを図2に示す。図2において、横軸は第1固有行動パターンに対応する得点、縦軸は第2固有行動パターンに対応する得点に対応している。灰色の点は全ワーカーの行動のプロット、黒の点は対象のワーカーの行動のプロットである。ワーカー A は行動の再構築精度が高くストレス値が低いワーカーの例であり、ワーカー B は行動の再構築精度が低く、ストレス値が高いワーカーの例である。ワーカー A は行動の分散が小さく、空間内の一カ所に行動が集中しているが、一方で、ワーカー B の行動は分散が大きく、日々の行動の多様性が高いことがわかる。

次にこの2人のワーカーの行動生成モデルの構築を試みる。行動モデルには、ガウシアン混合分布を用いた(図3)。第1固有行動パターンから第6固有行動パターンまでに対応する6次元の得点に対してフィッティングを行い、混合数の決定はベイズ情報量規準(BIC)に基づいて行った(図4)。ワーカー A では混合数4、ワーカー B では混合数3でBICが最小となり、それぞれ異なる混合数でモデル化された。また図4より、再構築精度が高いワーカー A のモデルではBICが小さいことから、モデルへの適合率がワーカー B のそれよりも高いことが確認できる。

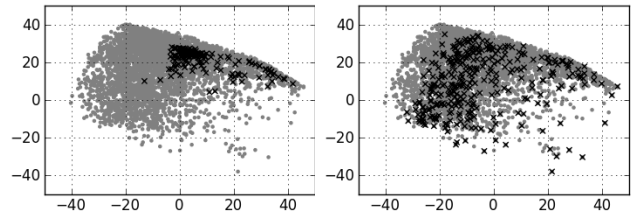


図2 ワーカーごとの行動の分布の差異 (左:ワーカー A, 右:ワーカー B)

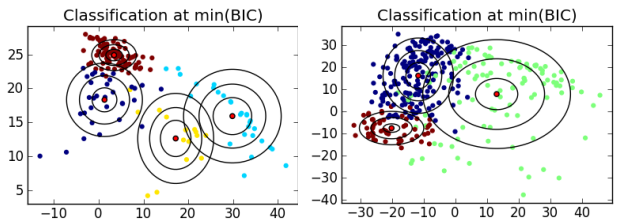


図3 ガウシアン混合分布による行動モデルの推定 (左:ワーカー A, 右:ワーカー B)

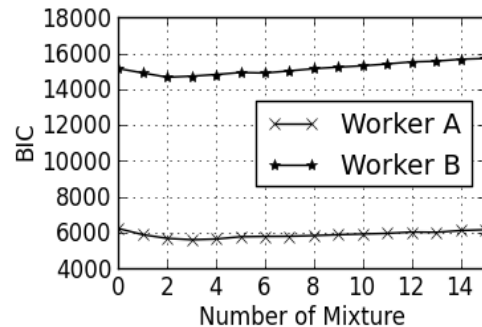


図4 GMM 混合数とベイズ情報量規準 (BIC)

4 まとめ

オフィス内センサ環境から得られるワーカーの長期の行動時系列セットから、ワーカーの日々の行動に内在する固有行動パターンの抽出を行った。獲得された6本の固有行動パターンで、各ワーカーの行動時系列セットを80%以上の精度で再構築出来ることを示した。また行動の再構築精度と、ワーカーのストレスメータによる測定値の相関分析をしたところ、身体的ストレスおよびストレス耐性との有意な相関 ($p < 0.01$) が得られた。このことからオフィス全体に典型的な行動をよくとり、日々の行動の規則性が高いワーカーほど、身体的ストレスが低く、ストレス耐性が高い傾向にあることが示された。さらに、各ワーカーの行動時系列を固有行動パターンの張る空間内で比較することで、その分布の差異を確認し、ワーカーの行動を行動空間内の確率分布としてモデル化できる可能性を示した。

参考文献

- [1] Nathan Eagle, Alex Sandy Pentland, "Eigenbehaviors: identifying structure in routine" *Behav Ecol Sociobiol* 2009; **63** 1057-1066.
- [2] 注連, 河合, Bojduj, 國枝, 山田, "滞り場所を考慮したコミュニケーション検出システム", *GNWS* 2008;
- [3] 佐藤, 岡田, 神谷, 新田, 國枝, 山田, "長期のセンサデータに基づくオフィスワーカーの固有行動パターンの獲得とその分析", *ICM/LOIS 研究会 IEICE Technical Report* 2012;