

# 日常生活行動の観測実験と確率的因果構造分析

Observation of everyday life behavior and probabilistic causal structure analysis

白石 康星\*1\*2

Kosei Shiraiishi

西田 佳史\*2\*3

Yoshifum Nishida

本村 陽一\*2\*3

Yoichi Motomura

溝口 博\*1\*2

Hiroshi Mizoguchi

\*1 東京理科大

Tokyo University of Science

\*2 産業技術総合研究所

National Institute of Advanced Industrial Science and Technology

\*3 科学技術振興機構, CREST

Japan Science and Technology Agency, CREST

Abstract- In this research, we try to control human behavior for better life by changing environment. Causal relation of human behavior has been studied and investigated in applied behavior analysis research by Skinner. He thought that if we know the causal relation between the behavior and the environment, it is possible to change the behavior by operating the environment. In a word, it is necessary to know the causal relation between the behavior and the environment in order to control the behavior. The following were done in this research for that.(1) Constructing the sensor house and collecting the life log data.(2) Labeling the life log data by using a label of behavior.(3) Constructing a Bayesian Network by using the life log data.

## 1. 緒言

総務省の推計によれば、2050年には日本は2.5人に1人が65歳以上という超高齢社会になると予想されている。このような現状を受け、介護ロボットや生活支援システムなどの日常生活支援サービス技術の開発が今必要とされている。しかし、支援の対象となる日常生活行動を理解していなければ、そういったサービスの生活内への導入は困難である。では、日常生活行動を理解するためにはどうすればよいか。

そもそも日常生活行動は科学技術の分野において十分な理解がなされてこなかった。この原因としては日常生活行動を定量的に把握するためのセンサがなく、通常の生活環境において安定かつ長期的な計測が困難であったこと、そして不確かな日常行動を分析する手法がなかったことにある。一方近年のユビキタスセンサ・大容量記録媒体の登場や、ペイジアンネットワーク [本村 06] など統計数理手法の技術的発展によって、非拘束かつ長期的な生活行動の記録や、大規模かつ多種多様な生活行動データから因果構造モデルを構築するアプローチが利用可能になってきている。

本稿では、日常生活行動データを取得し、このデータを生活の質改善や生活支援サービスで利用可能にするための方法について述べる。また、筆者らが進めている大規模ライフログデータを計測するセンサハウスの構築と、センサハウスを用いたデータ取得と、行動と環境の確率的因果構造分析について報告する。

## 2. 日常生活行動因果分析手法の提案

行動分析学の創始者である B.F. Skinner(1904~1990) は行動の観察・データ収集を行い、可変パラメータである環境の属性と我々の行動との間の因果関係を見つけ、その知見に基づいて行動の予測・制御を試みていた [Skinner 1938]。ここで大切なのは、我々が観察可能な環境に行動の因果を求めたことにある。人の気持ちのセンシングは困難であるが、環境であれば定

量的なデータの収集および分析が可能である。そこで、本研究では最新のセンサ技術や統計数理手法を用いて、B.F. Skinnerの時代には困難であったような日常生活全体を視野に入れた日常生活行動観察および分析をおこなう。

日常生活行動の分析を行う際には二つのポイントが存在する。まず一つ目は環境と行動の情報が関連付けられたライフログデータを収集することである。環境のデータをいくら収集しても、その変化が行動の変化と結びついていなければ日常生活行動理解に結びつくような分析は困難なためである。二つ目は日常生活行動の不確かさを包括した分析方法の確立である。日常生活においては、決定論的な因果関係を見出すことは困難であるといえる。また、環境と行動の関係も単純な一対一対応の関係ではなく、複数の要素による複雑な因果関係であると考えられる。そのため、一対一の因果関係ではなく大規模データから確率的な因果構造を構築可能な方法が必要である。この二つのポイントを考慮し、以下に示す三つのアプローチによる日常生活行動因果分析手法を提案する。

1. 環境と行動の情報が統合的に収集管理可能なセンサハウスの構築
2. 日常生活行動の観測実験による、大規模ライフログデータの収集
3. ペイジアンネットワークによる、確率的因果構造分析

## 3. センサハウスの構築

大規模ライフログデータ収集のため、実際のアパートの一室にセンサを配備することでセンサハウスを構築した。(図 1)



図 1: センサハウスの様子

連絡先: 白石康星, 産業技術総合研究所デジタルヒューマン研究センター, 〒135-0064 東京都江東区青海 2-41-6, 03-3599-8201, ko-shiraiishi@aist.go.jp

仮想的な生活空間ではないので、長期的な住み込みが可能であり、環境に慣れてからのライフログデータを収集することが可能である。配備したセンサは図2と以下に示すように、(1)(2)(3)(4)の設置タイプと(5)のウェアラブルタイプである。

1. 位置情報取得用の超音波式ロケーションセンサ
2. 家電消費電力 (ON/OFF) 取得用の消費電力計測システム
3. 温湿度計
4. 行動内容記録用の固定カメラ
5. 視野情報と発言取得用のウェアラブルアイカメラ

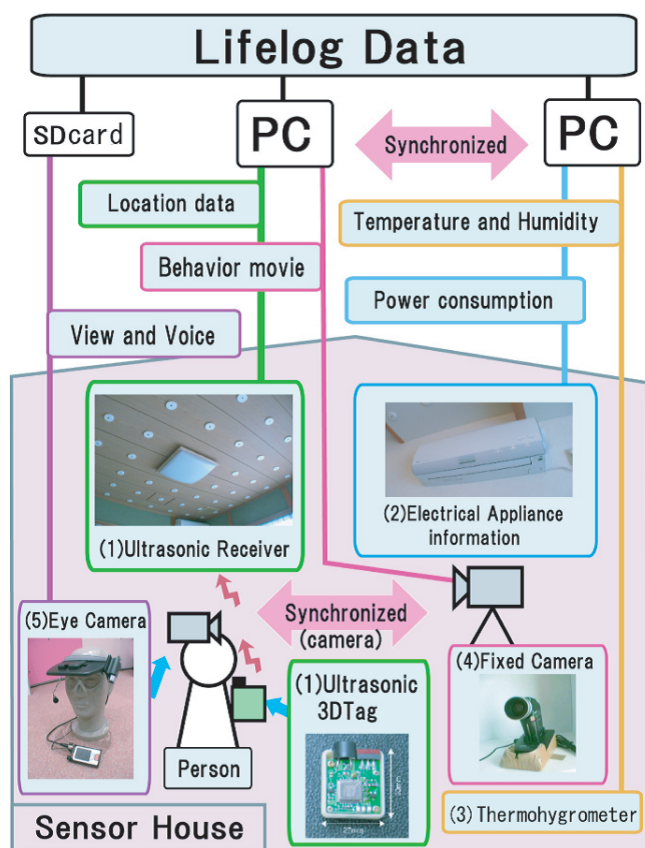


図 2: センサハウス構成図

設置タイプのセンサでは主に環境側のデータを収集する。超音波式ロケーションセンサは、人に装着されたタグの三次元的な位置を  $\pm 5\text{cm}$  の誤差で把握できるので、どの部屋にいるのかという情報だけでなく、どのモノの近くにいるか・生活導線はどうなっているか、などのことを知ることができる。ウェアラブルタイプのセンサでは固定カメラでは把握しにくい手元の動作や、大まかな視野を記録することができる。また被験者の発言を収集することでその時の気持ちや行動の目的は後で分析する際に使用する。

センサデータと行動の対応付け：センサハウスでデータを収集したとしても、それだけでは単にセンサデータと動画だけである。環境と行動の因果関係を見出すためには、得られたデータを環境の変化と行動の変化が対となったデータにする必要がある。そのために、本研究では動画に対する行動ラベル付け作業を行った。動画とセンサデータの同期はとれているので、その動画に対して行動ラベルを振ることでセンサデータ（環境の

変化）と行動ラベル（行動の変化）の対応付けが可能となる。行動ラベル付けのために、生活機能分類の国際標準である ICF コード [ICF 2001] をもとに 59 項目の行動ラベルを定義した。

ラベル付け作業は動画 1 秒ごとに対して今の行動をラベル付けていくのだが、行動の開始・終了タイミングにずれが生じてしまう恐れがある。そこでラベル付けの信頼性を確認するために、観察者内の信頼性 [Martin 1990] の検証を行った。一人の観察者が同一のデータを 4 回解析し、その結果の各 2 組間の Pearson の相関係数を求めた結果、ラベルの相関係数の最小値が 0.91 という高い相関値であった。よって、観察者内の信頼性は高いと考えられる。

#### 4. 日常生活行動の観測実験

日常生活行動の観測およびデータ収集のため、23 歳男子学生を対象とした長期住み込み実験を行った。観測対象時間は主に起床 外出と帰宅 就寝までの時間とした。センサホーム内で被験者は図 3 のようにアイカメラと超音波タグを装着した状態で生活を行い、その様子を超音波タグの位置情報と家電の消費電力値、アイカメラ・固定カメラの映像で記録した。また分析のヒントを探るため、被験者にはできる限りその時の目的や気持ちの発言をお願いした。



図 3: 装着の様子 (アイカメラ・超音波タグ)

実験は 2007 年 8 月からセンサホームで行われ、現在約 2 か月分のライフログデータが収集完了している。また、収集した生活動画に対してラベル付け作業をおこない、現在 6 万秒分のラベル付け作業が完了している。ただし、これらは帰宅から就寝までのものである。本実験では実験の記録開始終了の作業は被験者に一任し、都合の悪い時などはいつでも実験を中断可能な状態で実験を行った。そのため起床から外出までの朝の時間帯ではデータの収集漏れが多く収集した時間自体も短いため、本論文では帰宅から就寝までに焦点を当てて行動因果分析を行うこととした。

#### 5. 確率的因果構造構築

##### 5.1 ベイジアンネットワーク

日常生活行動は時間や状況など様々な要因によって多様に変化するものであり、“環境が A ならば行動は必ず B が発生する”といったような決定論的因果構造を見出すことは困難であるといえる。そこで、決定論的ではなく、確率的に因果関係の分析を行うために、本研究ではベイジアンネットワークを用いて、日常生活行動の確率的因果構造分析を行う。ベイジアンネットワークとは因果関係を確率により記述するグラフィカルモデルの一つである。複雑な因果関係の推論を有向グラフ構造により表すとともに、個々の変数の関係を条件つき確率で表す確率推論のモデルである。また上記のようなモデルを構築したうえで確率推論を行うことで、複雑でかつ不確実な事象の可能性を予

測することができ、さらにその確率推論的中率を用いれば、そのモデルの評価を行うことも可能である。

### 5.2 説明変数候補の決定

ベイジアンネットワークで確率的因果構造を構築する際には、説明変数候補を我々が指定する必要がある。そこで、まず被験者の発言に注目し、「～ので/～から」などの理由を表す接続助詞を含む発言を抜き出した。「ので、から」を含む発言は2473発言中103件存在した。このうち、温湿度に関するものが39件、空腹・のどの渇き・疲れに関するものが17件、「風呂に入ったので・歯を磨いたから」などの前後の行動に関するものが9件、明るさに関するものが3件、「ここは寒いので」といった場所に関するものが3件、「寝るにはまだ早いので」という時間に関するものが2件存在した。その他「さみしいので、めんどうだから、汚いので」などが分類困難なものが30件存在した。以上を踏まえ以下の6つを説明変数候補として挙げ、モデル構築を行った。

1. 温湿度 温度をT, 湿度をHとして,  $1.8T - 0.55(1 - H/100)(1.8T - 26) + 32$  の式で求められる不快指数
2. 生理的状态 食べる飲むなどの行動が帰宅後に何回あったかという行動履歴
3. 前後の行動
4. 明るさ 帰宅後の分析なので照明の状態を利用
5. 場所 据え置き物のうち、どのモノの近くにいますか
6. 時間 帰宅後からの経過時間と時間帯

### 5.3 確率的因果構造の構築とその評価

前述の説明変数と行動とが対応付けられて記述されたライフログデータをもとに、確率的因果構造モデルを構築した。

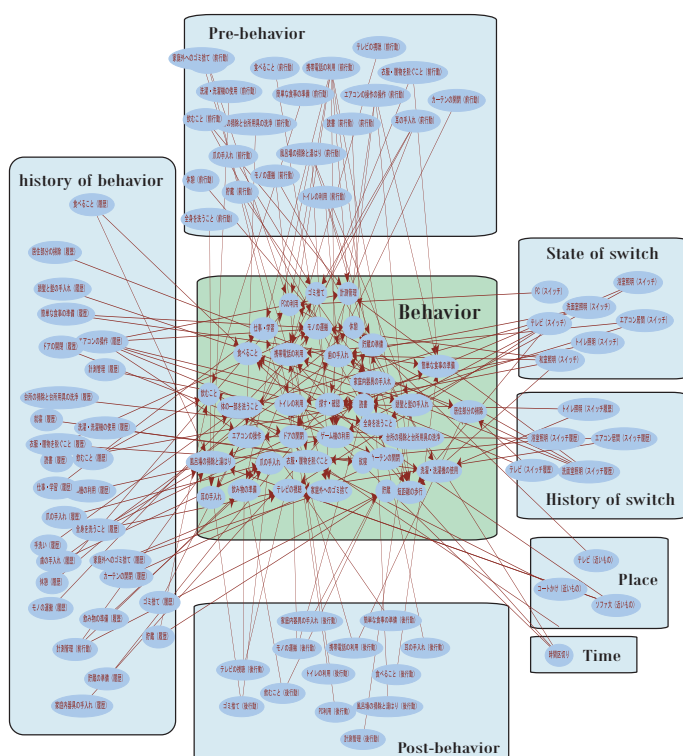


図 4: 日常生活行動の確率的因果構造

モデル構築は完了したが、このモデルが信頼しうるものなのかどうかを定量的に評価する必要がある。そこで本論文で

は、モデルの推論機能を用いて、その推論のF値(式1)を用いてモデルの信頼性を評価する。F値とは、Recall(再現率)とPrecision(適合率)の値の調平均であり、高ければ高いほどそのモデルを用いた推論結果が実際のものと適合しているといえる。本研究では推論結果が確率値によって得られるので、Recallを式2、Precisionを式3のように定義した。

$$F_a = \frac{2P_a R_a}{P_a + R_a} \times 100 \quad (0 < F_a < 100) \quad (1)$$

$$R_a = \frac{\sum_{t=1}^N I_{a(t)} \times A_{a(t)}}{\sum_{t=1}^N A_{a(t)}} \quad (2)$$

$$P_a = \sum_{t=1}^N \frac{I_{a(t)} \times A_{a(t)}}{I_{a(t)}} \text{ に示す。} \quad (3)$$

$A_a$  は時間 (t) において行動 (a) が発生したか否かを0と1で表した、いわば行動の正解データである。 $I_a$  は推論によって得られた行動 (a) の確率値である。つまり、実際に起きた行動がモデルの推論上ではどのくらいの確率で発生すると推論されているかを指標として評価を行った。各行動の評価結果を表1に示す。ただし実際に行動があったのは定義した59項目うちの36項目であった。そのため表1には36項目しか示していない。

表 1 各行動のF値

行動名	F値	行動名	F値
PCの利用	96.7	全身を洗うこと	96.0
仕事・学習	95.9	ゲーム機の利用	92.3
家庭外へのゴミ捨て	90.6	居住部分の掃除	87.0
読書	86.5	テレビの視聴	86.2
休憩	84.2	爪の手入れ	79.1
歯の手入れ	78.7	頭髮と髭の手入れ	77.2
耳の手入れ	76.5	計測管理	73.8
就寝	73.7	探す・確認	73.6
家庭内器具の手入れ	73.4	貯蔵の準備	72.1
トイレの利用	70.4	ゴミ捨て	68.7
携帯電話の利用	68.2	洗濯・洗濯機の使用	60.9
短距離の歩行	57.6	風呂場の掃除と湯はり	56.8
衣服・履物を脱ぐこと	52.6	体の一部を洗うこと	50.9
飲み物の準備	47.7	簡単な食事の準備	47.5
食べること	46.6	モノの運搬	44.8
飲むこと	44.2	貯蔵	31.8
台所と台所用具の洗浄	31.1	カーテンの開閉	14.6
エアコンの操作	11.4	ドアの開閉	9.2

この結果を見るとF値が90を超えるものから10にも満たないものと、かなりばらつきがあることがわかる。これは、説明変数候補が十分ではなかったことが原因であるといえる。例えば、最もF値の低かった「カーテンの開閉」の場合、おそらくカーテンの開閉状態が重要な説明変数であると考えられるが、今回構築したモデルにはその説明変数は含まれていなかった。今回使用したモデル構築の枠組みでは、対話的なモデル構築が可能であり、説明変数の十分性を分析し、不足している場合には、説明変数候補を追加することにより、モデルの再構築を進めることが可能である。また、発言の中に「さみしい・めんどくさい」など分類困難なものがあったが、こういった状態が「さみしい」なのかを定量的に表現し説明変数化できれば、より生活行動を理解しうるモデルの構築が可能であると考えられる。F値のよかったものはその確率的因果構造が信頼しうるも

のであると考えられ、得られたベイジアンネットワークを用いて、確率的因果構造の分析が可能である。

## 6. 確率的因果構造分析

F 値の良かった行動はその確率的因果モデルが結果的には信頼しうるものであるといえる。ここでは F 値の高かった “全身を洗うこと” に関する分析をおこなう。

### 6.1 全身を洗うこと：F 値 96.0

ICF で全身を洗うことと分類される行動は、本稿の場合、入浴を意味する。説明変数候補としては (トイレの利用:前行動)(携帯電話の利用:前行動)(耳の手入れ:後行動)(浴室照明:スイッチ) モデル構築時に選択された。前後の行動がどの関係が強いことから、入浴は非突発的であり、行動の文脈性が強い行動であると考えられる。逆にいえば、行動文脈性のある行動は他の行動を説明変数とすることで予測精度の高いモデルを構築しやすいと考えられる。

また、現在入浴しているかどうかを推論するだけでなく、現在の状態から次に入浴するかどうかを推論することも可能である。先ほど構築したモデルとは別に、“後行動：入浴”の確率的因果モデルを構築した。

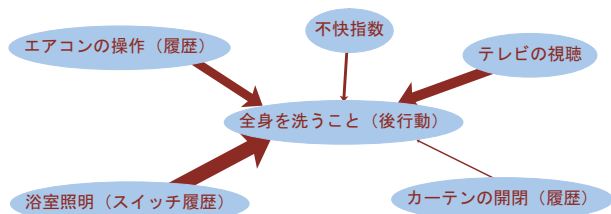


図 5: 入浴予想モデル

このモデルにおいて、テレビの視聴を TV の ON/OFF の状態と置き換えられるならば、説明変数候補の 4/5 が環境情報として定量的に収集可能なものであるといえる。このことは、例えば不快指数・エアコンの操作履歴・浴室照明の履歴・TV の状態をシステムが検知し、次に入浴行動が発生する確率が高いと判断した場合、介護ロボットが「お風呂にしますか？」と入浴の手伝いを確認するような、生活者の次の行動を“察”することが可能になるといえる。このモデルの推論では、Recall : 0.75, Precision : 0.76, F 値 : 75.5 であったことから、上記のようなシステムの実現の可能性も示せたといえる。

### 6.2 応用：照明の消し忘れ検出の試み

ライフログデータの収集中に、被験者が何度か浴室照明を消し忘れる事態が発生した。消し忘れ発生検出が可能となれば省エネに有用であると考えられる。そこで本研究では、消し忘れ検出のためのモデル構築を試みる。消し忘れ検出は、“本来であれば消されるべき照明が実際には点けばなしになっている”という、予測と実際に差がある状態を検知することで可能になると考えられる。そこで、消し忘れのない本来の照明状態を予測するモデルが必要となる。そのために、ライフログデータのなかで浴室照明の消し忘れが発生した時間を見つけ、その時間の照明状態を ON ではなく OFF の状態に修正したデータを用いてモデルを構築した。構築したモデルを図 6 に示す。

このモデルを用いて照明状態の予測を行った。“予測では OFF だが実際の照明状態が ON であれば消し忘れが発生している”と考え、その差を見ることで消し忘れ検出を行った。結

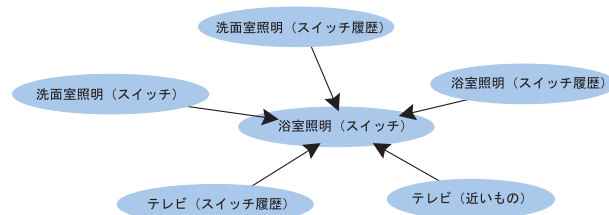


図 6: 消し忘れの確率的因果モデル

果、Recall : 0.98, Precision : 0.41, F 値 : 57.5 という評価が得られた。Precision が低く Recall が高いという結果は、消し忘れの検出は取りこぼしなく行えるが誤検出も多い、ということを示している。この場合、生活者への情報提供による “気づき支援” が可能であると考えられる。例えば、消し忘れを検出した際「浴室の電気が点けばなしですが大丈夫ですか？」と生活者に伝えることで消し忘れの防止に役立つといえる。

## 7. 結論

本研究では、日常生活行動理解の第一歩として、日常生活行動の観測実験とその観測データを用いた確率的因果構造分析を行った。具体的には、以下の 3 つを行った (1) 環境と行動の情報が統合的に収集管理可能なセンサハウスの構築 (2) 日常生活行動の観測実験による、大規模ライフログデータの収集 (3) ベイジアンネットワークによる、確率的因果構造分析。

まず、観測実験のために実際のアパートの一室にセンサを埋め込むことでセンサハウスを構築した。そして、超音波ロケーションセンサやウェアラブルアイカメラなどのセンサを用いて、約 2 ヶ月間の行動観測実験を行った。また、定量的に扱うために収集した動画を行動ラベル化する作業を行った。現在 6 万行分の行動ラベル化が完了しており、分析はそのデータを用いて行った。分析は、ベイジアンネットワークによる確率的因果構造を構築することで行った。構築したモデルの評価は推論の F 値で行い、構築したモデルの平均 F 値は 64.1 という値を得た。そのうち、F 値の良かった “入浴” に関しては 96.0 という高い F 値が得られた。その構造は、入浴行動の前後の行動との関係が強く、現在の状態から後の入浴を予測する場合でも F 値 75.5 という値で推論を行うことができた。また、実験中に発生した照明の消し忘れに注目し、その消し忘れを検出するモデルを構築した。消し忘れ検出は Recall : 0.98, Precision : 0.41, F 値 : 57.5 の値で検出を行うことができた。このことから、本手法を用いることで日常生活行動の理解や、生活を支援するシステムの構築の可能性が示されたといえる。

## 参考文献

- [Skinner 1938] Skinner, B.F. “Verbal behavior of organisms”, New York: Appleton-Century-Crofts, 1938
- [本村 06] 本村陽一, 岩崎弘利, “ベイジアンネットワーク技術：ユーザー・顧客のモデル化と不確実性推論”, 電機大出版, 2006
- [ICF 2001] WHO, International Classification of Functioning, Disability and Health, 2001.
- [Martin 1990] R. Martin, P. Baydson: “行動研究入門”, 東海大学出版会, 1990.