

# 特定状況下における実世界行動ネットワーク構築

片岡 泰之<sup>†,††, a</sup> 中辻 真<sup>†, b</sup> 戸田 浩之<sup>†, c</sup>  
小池 義昌<sup>†, d</sup> 松尾 豊<sup>†, e</sup>

† 日本電信電話株式会社 NTT サービスエボリューション研究所

†† 東京大学 技術経営戦略学専攻

a) [kataoka.yasuyuki@lab.ntt.co.jp](mailto:kataoka.yasuyuki@lab.ntt.co.jp) b) [nakatsuji.makoto@lab.ntt.co.jp](mailto:nakatsuji.makoto@lab.ntt.co.jp) c) [toda.hiroyuki@lab.ntt.co.jp](mailto:toda.hiroyuki@lab.ntt.co.jp)

d) [koike.yoshimasa@lab.ntt.co.jp](mailto:koike.yoshimasa@lab.ntt.co.jp) e) [matsuo@weblab.t.u-tokyo.ac.jp](mailto:matsuo@weblab.t.u-tokyo.ac.jp)

**概要** 多様な端末の進化により、センサからユーザ行動を推定する技術が注目されている。しかし、従来手法で推定可能な行動は「睡眠する」や「自転車に乗る」など限定的である。そこで本研究は、センサでは直接観測できない行動推定を可能とする知識ベース(行動ネットワークと呼ぶ)の自動構築を目標とする。行動ネットワークは、名詞と動詞で構成されるノードと、行動と行動の関連性を表すエッジで構成される。行動ネットワークは、センサで観測された行動に該当するノードの隣接ノードを抽出することで不可観測な前後の行動予測に利用できる。本稿の目的は、大規模テキスト群とある状況を表す単語を入力として、ある状況特有の行動ネットワークを自動構築し、手動構築したものと比較して自動構築の有効性を検証することである。自動構築手法は、ある状況で出現確率が高いノードとエッジを優先的に抽出する。評価では「睡眠」という状況に着目し、手動及び自動で得られたノードに対して妥当性を5段階評価し、正解を設定する。手動構築データの比較対象として、オープンデータである ConceptNet5 と、本稿独自に実施した手動構築の実験で得られた行動ネットワークを比較し、自動構築の有効性を論ずる。

**キーワード** 知識獲得, テキストマイニング, 行動ネットワーク, 実世界行動予測, 情報推薦

## 1 はじめに

近年、ウェアラブル機器や Internet of Things の普及とともに、センサデータからユーザの現在の実世界行動を認識する技術が注目されている。こうした技術は、マーケティング応用やリハビリテーション支援 [6]、ライフログの記録支援<sup>1</sup>など、様々なサービスに適用されている。一方、我々は未来の実世界行動の予測に注目し、サービスや広告、訪問地などの推薦精度向上に寄与する行動認識技術を検討している。

Rodríguez ら [7] は、行動認識技術を広範に調査し、data-driven 技術と knowledge-driven 技術の二つに大別した。前者はセンサデータに対して教師あり学習を行うことで、事前に決められた行動を分類するアプローチである。一方、後者はユーザのコンテキストに関する情報と人間の行動の関連性を知識ベースに体系化することで、ユーザの次の行動を予測するアプローチである。そして、それぞれのアプローチを組み合わせた研究 [6] の有効性を示し、今後は行動間の意味を考慮する knowledge-driven 技術が重要となることを説いた。だが著者らの調べによると、行動間の意味が構造化されたデータの入手は困難である。現存するオープンデータとして ConceptNet5 [9] があるが、行動に関するデータの網羅性は低い。また人的コストをかけてデータを作成す

る場合でも、人手による知識生成は発想力に依存するため、網羅性を上げるのは難しいと考えられる。

本研究は、行動に関する知識を活用する knowledge-driven 技術で、センサでは観測できない行動を予測することを目標としている。そこでまずは、行動間の関係性を含む知識ベースを自動抽出することに注力する。この知識ベースを実世界行動ネットワーク(以下、行動ネットワーク)と呼ぶ。行動ネットワークは、ユーザの実世界における行動を表現するノードと、行動と行動の間の関連性を表現するエッジで構成される。例えば「起床する」↔「朝ご飯を食べる」は遷移の関連性を、「ホテルの予約をする」↔「旅行の準備をする」は手段と目的の関連性を表現しており、行動予測に応用できると考えている。

本稿の目的は、特定状況下における行動ネットワークを自動構築し、その上で以下の二点を検証することである。

1. 自動構築, 手動構築, オープンデータの三つのデータセットで得られる行動ネットワークの精度は?
2. 上記三つのデータセットの長所・短所は?

自動構築手法は、ユーザの行動がテキスト情報で記録される CGM(消費者作成メディア) と、ある状況を表す単語(以下、状況語と呼ぶ)を情報源に、全文書群と状況語を含む文書群におけるノードやエッジの出現確率に基づく。従来の行動マイニングの研究 [11] ではノードのみの出現頻度に注目しているが、今回はエッジの出現確率も考慮することで精度改善を試みる。自動獲得の有効性の検証では、状況を「睡眠」に限定し、行動に関するオー

Copyright is held by the author(s).

The article has been published without reviewing.

<sup>1</sup>MOVES, 実世界での滞在地や移動情報を記録可能。GPS 情報から移動手段を推定する機能も合わせ持つ。 <https://www.moves-app.com/>

プンデータである ConceptNet5 と人手作成データの三者間で比較評価を実施し、その精度と各データの特徴を報告する。

## 2 実世界行動ネットワークとは

本節では実世界行動ネットワーク (行動ネット) の概要を述べ、次に行動を表現するノードの要件や抽出処理方法を詳細に述べる。

### 2.1 行動ネットの概要

行動ネットはノードとエッジから構成され、各要素を以下のように定義する。

- ノード：自然言語で人間の行動をシンプルに表現
- エッジ：行動間に存在する関連性を表現

図1に、睡眠に関する行動ネットの具体例を示す。まず、ユーザの睡眠状況の推定は、fitbit<sup>2</sup>等に実装されており、心拍数や加速度から推定可能とされている。このことから、睡眠時刻や起床時刻を推定することも可能であると考えられる。次に、睡眠前の行動、睡眠後の行動を行動ネットから推定する。これにより、睡眠前に肌をケアする商品の広告提示するなど、ユーザの実世界における行動や興味に合わせた推薦システムへ応用できる。

本稿の報告ではエッジの意味ラベル予測は行わず、何かしらの関連性を示すラベルなし無向エッジで構成される行動ネットの抽出を行う。将来的には、行動と行動間の関連性の意味予測 (エッジにラベルを付与) を行うことで、ある状況の前後における行動予測の精度向上に寄与すると考えている。行動ネットと従来の行動予測技術であるベイジアンネットワーク<sup>3</sup>[10] はアプローチが異なる。ベイジアンネットワークはデータの統計情報を元に行動間遷移の確率を考慮している一方で、行動ネットは行動間遷移の意味を考慮するアプローチである。

### 2.2 行動 (ノード) の表現

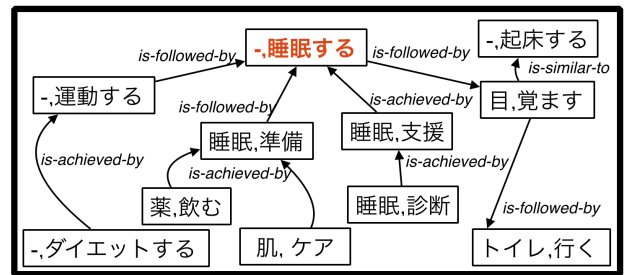
本節では、行動ネットのノードを構成する行動の自然言語表現に関して述べる。

#### 2.2.1 行動 (ノード) が満たすべき要件

ノードは、人間の行動という概念をシンプルに表現する。一般に、人間の行動は深層格を理解することで具体化される。つまり、ある動作行為と動作対象だけでなく、動作主や目的、場所や時間といった様々な要因を加える事で行動の具体的な意味解釈が可能となる。例えば、朝起きた時の「光を浴びる」は目覚めを目的とするが、ビーチにいる時の「光を浴びる」は日焼けを目的とするように、場所や時間、人によって行動の解釈が異なる事

<sup>2</sup>fitbit, <https://www.fitbit.com/jp>

<sup>3</sup>複数の確率変数の間の定性的な依存関係をグラフ構造で表し、個々の変数の間の定量的な関係を条件付き確率で表した確率モデル



#### 状況依存の行動ネットワーク抽出



図1 状況が「睡眠」の場合の行動ネットの例

が分かる。このように、統一的な意味解釈をさせるためには、行動表現には複雑な知識表現を必要とすると考えられる。本研究では、まずは可能な限りシンプルな知識表現で人間の行動の体系化を図り、応用例に応じて知識の拡張を図る。

本稿では、単純化した表現は以下の二点の要件を満たす必要があると考える。

- 要件1 人間が動作主となる表現であること
- 要件2 行動を想起できる自然言語の表現であること

今回は人間の行動に注目し、現象変化に関する表現は排除する。例えば「窓が開く」という現象表現ではなく、「窓を開ける」動作表現を対象とする。また、曖昧な動作表現は可能な限り排除する。例えば「共有する」という行動表現のように曖昧な場合、「写真を共有する」のように目的語を付加することで具体化する。

#### 2.2.2 行動 (ノード) が満たすべき条件

本稿では、上記二点の要件を満たす行動の表現を得るための条件を設定した。これら条件を満たす行動表現をノードとして採用する。

- 条件1 必ず動詞を一単語含む表現であること
- 条件2 ガ格の深層格に動作主を取る動詞であること
- 条件3a 自動詞の場合は一単語の動詞のみであること
- 条件3b 他動詞の場合は一単語の目的語とペアであること

条件1は、行動の自然言語表現には用言が必要であるという前提に基づいている。

条件2は、要件1を満たすための条件である。例えば「違う」という動詞の用例は「色が違う」等で、ガ格の深層格は [対象] や [動作] であり [動作主] は存在しない。条件2で得られた動詞に応じて分類する。

条件3a, 3bは要件2を満たすための条件である。自動詞は、行動を想起できる表現になる傾向があると考えられ、一単語であるべきである。例えば、「寝る」という表現は要件1及び2を満たしていると考えられる。一方

単体の他動詞は、曖昧な行動表現になる傾向があると考  
えられ、目的語とペアであるべきである。

### 2.2.3 行動(ノード)の抽出処理

2.2.2 節の条件を満たす表現を自動抽出する処理につ  
いて述べる。尚、動詞の分類や深層格の分析は、動詞項  
シソーラス [12] を用いることで、2.2.2 節の条件のチェッ  
クが可能になる。

1. 文書に対して形態素解析 [5] と係り受け解析 [4] を実施
2. 動詞 or “サ変名詞+する” の用言を動詞として抽出
3. 動詞の用法でガ格に [動作主] を持つ用法かどうかを確認
4. 動詞が自動詞か他動詞か判断
5. 自動詞の場合、「サ変名詞+する」で抽出
6. 他動詞の場合、ヲ格で係る文節内の名詞とセットで抽出
7. 名詞抽出は、接尾語は接合した後に wikipedia のエン  
ティティに該当している場合にペアとして採用

最後に、上記の抽出処理では、抽出できない行動表現  
の代表例を列举しておく。

- 助詞がヲ格以外の文節と接続した行動表現  
→ e.g. 「外国に行く」「喜びに浸る」
- 他動詞で条件 1 と 2 を満たしている表現  
→ e.g. 「旅行する」は目的語を必要とする
- 動詞が動詞項シソーラスに存在しない場合  
→ e.g. 「二度寝する」や「峠を走り抜く」

## 3 行動ネットの自動構築手法

一般に共起ネットワークを作る時と同様、行動ネット  
の自動構築手法は以下の前提に基づく。

- 状況語を含む文書集合に出現しやすい行動は状況  
特有の行動である
- 同じ文書内に共通して出現しやすい行動は関連が  
ある

行動ネットの自動構築処理は、まず行動の共起ネット  
ワークを作り、次にノードとエッジの出現確率に基づい  
た統計的処理を加えて精度向上を図る。

### 3.1 文書間共起に基づく抽出手法

2.2.3 節で解説した抽出処理を用いて、注目する文書  
集合  $D$  内の各文書から得られたノードを用いて行動-文  
書行列  $X \in \mathbb{B}^{n \times m}$  を定義する。但し、得られたノード  
数を  $n$ 、文書数を  $m$  としている。この時、行動共起行  
列  $A$  は、

$$A = XX^T \in \mathbb{N}^{n \times n} \quad (1)$$

により算出される。この時、対角要素  $A_{i,i}$  は行動  $a_i$  が  
出現する文書数を表し、非対角要素  $A_{i,j}$  は行動  $a_i$  と行  
動  $a_j$  が共起した文書数を表す。尚、 $A$  は対称行列とな  
る。対角要素  $A_{i,i}$  の値をノード  $a_i$  に対する重みとして  
考慮し、非対角要素  $A_{i,j}$  の値をエッジ  $a_i$  と  $a_j$  に対す  
る重みとして考慮する。こうしてノードの集合とエッジ

の集合をそれぞれ  $V$  と  $E$  で表現すれば、行動ネットは  
 $G = (V, E)$  で表される。

上記手法について、文書集合  $D$  を注目する状況語を含  
む文書群  $D^{\{c\}}$  に対して得られた行動共起行列を  $A^{\{c\}}$ 、  
全文書集合  $D^{\{g\}}$  に対して得られた行動共起行列を  $A^{\{g\}}$   
とする。但し、行列  $A^{\{c\}}$  が持つ index は  $A^{\{g\}}$  と対応す  
るものとする。

### 3.2 ノードとエッジのオッズ比に基づく抽出手法

これまでの処理の問題は、状況語に対して共起する行  
動だけでなく、状況語とは因果関係なしに文書全体で頻  
出する行動も抽出されてしまうことである。今回はあ  
る状況に特有の行動に注目するため、全文書群  $D^{\{g\}}$  と  
状況語を含む文書群  $D^{\{c\}}$  における行動の出現頻度の違  
いは重要な特徴量となる。以降では、具体的な処理を述  
べる。

まず、全文書群  $D^{\{g\}}$  からノード  $a_i$  (行動) が出現する  
確率  $P^{\{g\}}(a_i)$  と、状況語を含む文書群  $D^{\{c\}}$  からノード  
 $a_i$  が出現する確率  $P^{\{c\}}(a_i)$  のオッズ比で行動  $a_i$  の重要  
度を算出する。行動  $a_i$  の重要度  $s_i^{\{a\}}$  は、以下の式で算  
出される。

$$s_i^{\{a\}} = \frac{P^{\{c\}}(a_i)(1 - P^{\{g\}}(a_i))}{(1 - P^{\{c\}}(a_i))P^{\{g\}}(a_i)} \quad (2)$$

$$P^{\{c\}}(a_i) = \frac{A_{i,i}^{\{c\}}}{\sum_i A_{i,i}^{\{c\}}}, P^{\{g\}}(a_i) = \frac{A_{i,i}^{\{g\}}}{\sum_i A_{i,i}^{\{g\}}} \quad (3)$$

次に、エッジに対してもノードの重要度算出と同様の  
処理を行う。つまり、全文書群  $D^{\{g\}}$  に対して状況語を  
含む文書群  $D^{\{c\}}$  で出現確率が高いエッジは、ある状況  
で特徴的な関連性であると考え、これにより特徴的な  
行動ネットを得る。ノード  $a_i$  と  $a_j$  の間のエッジに対す  
る重要度  $s_{i,j}^{\{e\}}$  は同様に、

$$s_{i,j}^{\{e\}} = \frac{p^{\{c\}}(\{a_i, a_j\})(1 - P^{\{g\}}(\{a_i, a_j\}))}{(1 - p^{\{c\}}(\{a_i, a_j\}))P^{\{g\}}(\{a_i, a_j\})} \quad (4)$$

$$P^{\{c\}}(\{a_i, a_j\}) = \frac{A_{i,j}^{\{c\}}}{\sum_j A_{i,j}^{\{c\}}}, P^{\{g\}}(\{a_i, a_j\}) = \frac{A_{i,j}^{\{g\}}}{\sum_j A_{i,j}^{\{g\}}} \quad (5)$$

と算出される。但し、オッズ比の評価の前処理として、  
 $A^{\{c\}}$  と  $A^{\{g\}}$  それぞれの対角要素  $A_{i,i}$  (ノード情報) と非  
対角要素  $A_{i,j}$  (エッジ情報) について出現頻度が、下位  
10%以下のものは削除する。この処理により、出現頻度  
が低いノードとエッジそれぞれの重要度が不適切に高く  
評価されることを回避する。

最後に、以下の制約条件を満たすノードとエッジを選  
定し、 $N$  個のノードとそれらノード間のエッジによって  
行動ネットを構築する。

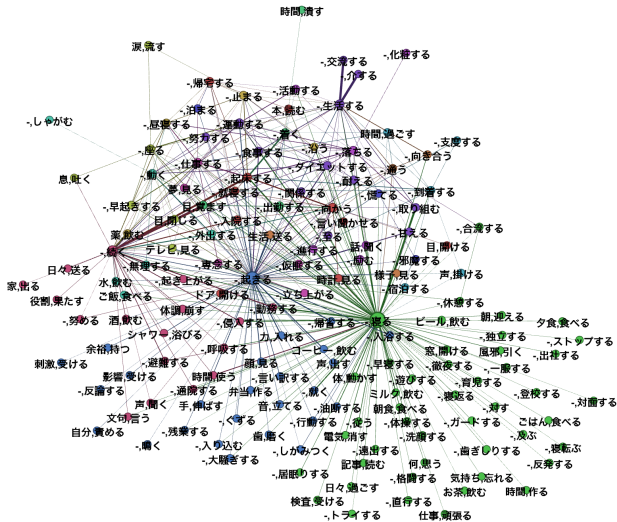


図2 提案手法で得られた行動ネットワーク

1. ノード  $a_i$  の重要度  $s_i^{\{a\}}$  (オッズ比) の対数が平均以上であること。つまり以下の数式を満たすこと。

$$\log(s_i^{\{a\}}) \geq \frac{\sum_i \log(s_i^{\{a\}})}{n^{\{c\}}} \quad (6)$$

2. ノード  $a_i$  とその隣接するエッジのオッズ比  $s_{i,j}^{\{e\}}$  の最大値が閾値  $\gamma$  以上であること

これは、特定状況下の行動ネットワークを構成するノード(行動)だけでなくエッジ(行動間の関連性)も特徴的であればいけないという制約条件である。

## 4 実験と評価

本節では、1節で述べた二点の検証項目を評価する。本稿では、「睡眠」という状況に注目した行動ネットワークについて評価する。

### 4.1 実験データと正解ラベル

今回は、行動ネットワークの評価をノードに対してのみ実施する。まず下記のstepで正解を定義し、正解に対して1節で述べた問題設定を検証する。

- step1 自動構築による行動ネットワークの生成  $G_1$
- step2 手動構築による行動ネットワークの生成  $G_2$
- step3 オープンデータによる行動ネットワークの生成  $G_3$
- step4 「睡眠」と関連する正解ラベルの付与

#### 4.1.1 自動構築による行動ネットワークの生成

step1の具体的な実施方法を述べる。情報源のCGMは、2014年5月1日~2014年5月12日の期間中に得られたweb上の日本語のブログである。文書集合は「睡眠」という単語を含む文書群  $D^{\{c\}}$  から自動獲得して得られた行動ネットワークから、 $G_1$  を生成する。但し、取得ノ

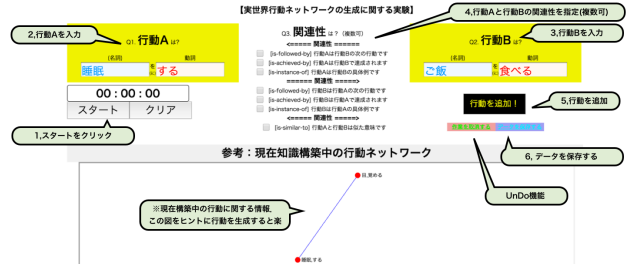


図3 行動ネットワーク抽出のためのwebインタフェース

ド数は  $N = 214$  とし、閾値  $\gamma$  は、 $\gamma = 0.0$  から  $1.0$  まで  $0.2$  刻みで結果を比較し最良の結果を示す閾値  $\gamma = 0.6$  を採用した。得られた行動ネットワークの一例を図2に示す。睡眠の基本的な行動である「寝る」「起きる」といったノードが抽出されていることが確認できる。尚、可視化アルゴリズムは ForceAtlas<sup>4</sup> を用い、色はモジュラリティ最大化によるクラスタリングの結果を、ノードの大きさはノードの次数を表している。

#### 4.1.2 手動構築による行動ネットワークの生成

step2の具体的な実施方法を述べる。今回は二十代の男性三名、女性二名の計五名の研究者を被験者とし、行動ネットワークを抽出する作業を依頼した。具体的には、「睡眠中とその前後における行動と、それら行動間の関連性を列挙する」作業である。作業中は以下の二点に可能な限り留意してもらった。

- (A) 様々なユーザを想定して睡眠の行動を想起すること
- (B) 行動の表現は2.2.2節で述べた条件を満たす必要があること

本作業を各自一時間ずつ実施し、情報入力時の経過時間を記録した。これらの作業を、図3で示すwebインタフェースを用いて実施した。これにより、被験者は列挙作業中の行動ネットワークを視覚的に確認しながら行動を連想させることが可能となる。こうして手動で生成された行動ネットワークを  $G_2$  とする。

#### 4.1.3 オープンデータによる行動ネットワークの生成

step3の具体的な実施方法を述べる。行動に関するオープンデータとして、Havasiら[9]のconceptNet5<sup>5</sup>がある。conceptNet5では、名詞や動詞を含むconceptという抽象概念をノードとして扱う。名詞はDBpediaやWordNet, Wikitionary等のLinked Dataを統合している。動詞は、OMCS(Open Mind Common Sense)プロジェクト<sup>6</sup>のクラウドソーシングにより知識獲得したデー

<sup>4</sup>ForceAtlasはGephiの標準として使われているグラフ可視化アルゴリズム

<sup>5</sup>conceptNet5はオープンデータとして公開されている。<http://conceptnet5.media.mit.edu/>

<sup>6</sup>Japanese Open Mind Common Sense, 人間が共有する常識的な背景知識や感覚をデータベース化することを目的としている

表1 各評価値と代表的なノード

評価5	(-, 寝る), (電気, 消す), (布団, 敷く), (いびき, かく), (風邪, 治す)
評価4	(携帯, 充電), (-, 入浴する), (体, 拭く), (SNS, チェック), (白湯, 飲む)
評価3	(ご飯, 食べる), (コーヒー, 飲む), (服, 選ぶ), (-, 言い訳する), (準備, 始める)
評価2	(スイッチ, 入れる), (野菜, 切る), (肌, 目指す), (-, 油断する), (-, 登山する)
評価1	(家族, 撮る), (体重, 落とす), (カフェ, 行く), (航空券, 買う), (資料, 作る)

タから得ている。特に、日本国内における OMCS プロジェクトの Web アプリ<sup>7</sup>では行動の情報を収集することも可能で、これらのデータも統合されている。例えば、

「寝る—(*HasPrerequisite*)→目を閉じる」  
 「寝る—(*MotivatedByGoal*)→健康」

といった行動間の関連性や行動と名詞の関連性を示すデータがある。

今回は conceptNet5 のデータソースから「寝る」を起点に、2リンク先の全ての行動表現の concept をノードとして抽出した。但し、ノードは 2.2.3 節で述べた行動ネットの処理を施し、条件に該当しないものは削除した。こうして得られた行動ネットを  $G_3$  とする。

#### 4.1.4 「睡眠」との関連性を5段階評価

step4 の具体的な実施方法を述べる。6つの閾値  $\gamma$  で構築した  $G_1$ 、さらに  $G_2$  と  $G_3$  の全ノードに対して、睡眠中あるいはその前後の行動に関連があるかを5段階評価した。評価では様々なユーザー像を想定することを前提とし、関連度合いを被験者の主観で5段階評価した。尚、5段階評価はブラインドテストで実施した。参考までに、評価値毎の行動の例を表1に示す。今回、評価は第一著者が行い、評価値が3以上のノードを正解とした。結果、合計681個のノードに対して385個のノードが正解と判断された。

### 4.2 評価結果

#### 4.2.1 三つのデータセットでの精度比較

自動構築、手動構築、オープンデータの三つのデータセットで得られたそれぞれの行動ネットの精度を表2に示す。

結果、適合率、再現率、F値全てで自動構築の精度が一番良い精度となった。手動構築の適合率は0.659と低い値となった。これは、今回用いた被験者が関連する「寝る」を起点にリンク数が長い行動を推論する傾向があったことに起因しており、web インタフェースが悪影響を与えたと考えられる。ConceptNet5では、「睡眠」で最も基本的な行動である「寝る」の隣接ノード数は37であり、他のデータセットと比較してデータ数が少ない。そのために2リンク先まで拡張してノード数を増やしたが、その影響で適合率は下がった。尚、一リンク先ま

<sup>7</sup><http://omcs.jp/>

<sup>7</sup>ナージャとぞなぞ、対話的にゲームをすることで Linked Data を増やす Web アプリケーション、<http://nadya.jp/>

表2 比較評価結果

データセット	ノード数	エッジ数	適合率	再現率	F 値
手動構築	214	312	0.659	0.366	0.471
ConceptNet5	139	224	0.532	0.192	0.282
自動構築*	214	317	<b>0.682</b>	<b>0.374</b>	<b>0.483</b>

\*自動抽出ノード数  $N = 214$ 、エッジの閾値  $\gamma = 0.6$  を設定

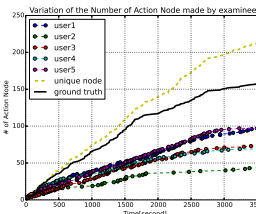


図4 手手で抽出した行動ネットの評価

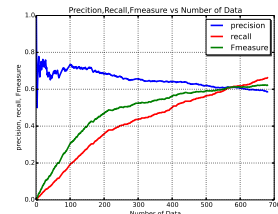


図5 ノード数を増やした場合の自動構築精度

でのノード (隣接ノード) に限定した評価では、適合率 0.919, 再現率 0.088, F 値 0.161 となり、適合率こそ高くなるが、情報の網羅性は確保できなくなる。

#### 4.2.2 各データセットの長所と短所

第一に、手動構築の知識生成の限界について言及する。手動構築で網羅的な情報抽出を目的として複数人で長時間作業をしても、発想力の限界から抽出される情報には上限があると考えられる。その影響を考察するために、step2 の情報抽出の量と時間の関係を図4に示す。点線は抽出されたユニークノード数の時間変化を、実線はその中で正解と判断されたノード数の時間変化を表す。正解ノードの時間変化は、最初の10分間の抽出数は4.11個/分であるが、最後の10分間では0.51個/分と大幅に減少している。また、開始から約45分後に、抽出ノード数が上限に達してしまっていることも確認できる。これは、人的コストをかけて知識抽出を行っても十分な結果は望めないことを示唆している。

第二に、conceptNet5 の特徴を述べる。conceptNet5 は、著者らが把握している日本語唯一の行動に関するオープンデータであるが、そのデータ数は多くない。例えば「寝る」と隣接するノード (行動) は37個、「睡眠する」の場合は5つ、「就寝する」の場合は2つであり、総じて行動のデータ数は少ないと言える。しかしながら、前述のとおり1リンク先までの情報に関しては適合率が高く、かつエッジに意味ラベルが付与されている。そのため、情報の網羅性以外に関しては有用であると考えられる。

第三に、自動構築の有用性を示す。第一の有用性は、抽出ノード数を任意に選択することで、柔軟に行動ネットを抽出できる点である。再現率を優先する場合は、抽出ノード数  $N$  を増やすことでその効果が得られる。 $N$  を増やした場合の精度の変化を図5に示す。適合率こそ減少傾向であるものの、再現率がデータ数を増やすにつれて上がり、結果としてF値は最大0.622となった。これは、F値で手動構築に対して0.151、ConceptNet5に

対して0.340勝る結果である。一方、適合率を優先する場合は  $N$  を低い値にすれば良い。例えば、抽出ノード数  $N$  を30にした場合、適合率は0.733となり向上する。第二の有用性は、任意の状況に対応できることである。実験では「睡眠」に注目したが、任意の状況語を入力することであらゆる状況の行動を自動抽出できるため、知識生成に人手コストが発生しない。

## 5 関連研究

### 5.1 人手による行動オントロジの作成

人手によって行動と固有名詞との関連性を生成するプロジェクトとしては、MITのOpen Mind Common Sense(OMCS)[8]がある。その後、ConceptNetと名称を変え[3]、他言語化への対応やSQLへの対応を行うことでバージョンを更新してきた。2014年現在では、ConceptNet5[9]に更新しており、DBpediaやFreeBase、WordNetなどの大量のwebページから抽出された知識を融合している。DBpediaに代表されるような、固有名詞とそれらの関係を示す構造データは既に存在する一方で、行動とそれらの関係を示す構造データは存在していない。従って、ConceptNet5内における行動に関する知識は、OMCSのクラウドソーシングによる人手生成に依存している。別の研究としては、室内でのロボットの自動制御を目的に人の日常生活における行動の抽出をする研究[2]もあるが、同様にクラウドソーシングで人手で生成することを前提としている。

### 5.2 大規模テキストからの行動情報の自動獲得

倉島ら[11]は、NPとVPで構成される人間の行動を、データ構造(時間、空間、行動、対象、感情)で構造化した。その上で、興味深い行動の推薦として、リフト値を用いた手法を提案した。一方本稿では、行動の前後関係に着目し、行動をノードとするグラフで行動を体系化し、関連性を考慮した知識の獲得手法を提案している。

Fukazawaら[1]は、手段と目的の関係にある行動の関係性を自己相互情報量を用いて自動構築する手法を提案した。しかしながら、その手法は、名詞句を同じとする行動に限定しており、ある行動に関連する行動を網羅的に抽出する手法とはいえない。一方本稿では、任意のNPを用いることが可能であり、人間の行動に関してより広範な知識の構築が可能である。

## 6 おわりに

本稿では、特定状況下における実世界行動ネットワークを自動構築する手法を提案し、その精度評価を行った。精度評価では、「睡眠」という状況に注目し、自動構築手法、手動構築手法、オープンデータ(conceptNet5)の三者を比較評価した。評価の結果、本稿で提案した自動構

築手法の精度は、手動構築やオープンデータに対して適合率、再現率、F値全てで勝る精度を示した。また、抽出ノード数を増やした場合は、適合率は若干さがるものの再現率が大幅に上がるためにF値で手動構築に対して0.151、オープンデータに対して0.340勝ることを確認した。

今後の課題は、自動構築の精度向上と行動間の関連性の予測である。特に前者については抽出精度の向上だけでなく、情報源のCGMにユーザ属性推定を追加することで、より個人化した行動ネットの構築とその検証も課題である。

## 参考文献

- [1] Y. Fukazawa and J. Ota. Automatic modeling of user's real world activities from the web for semantic ir. In *Proceedings of the 3rd International Semantic Search Workshop in WWW2010*, page 5. ACM, 2010.
- [2] R. Gupta and M. J. Kochenderfer. Common sense data acquisition for indoor mobile robots. In *AAAI*, pages 605–610, 2004.
- [3] C. Havasi, R. Speer, and J. Alonso. Conceptnet 3: a flexible, multilingual semantic network for common sense knowledge. In *Recent Advances in Natural Language Processing*, pages 27–29, 2007.
- [4] T. Kudo and Y. Matsumoto. Fast methods for kernel-based text analysis. In *Proceedings of the 41st Annual Meeting on Association for Computational Linguistics-Volume 1*, pages 24–31. Association for Computational Linguistics, 2003.
- [5] T. Kudo, K. Yamamoto, and Y. Matsumoto. Applying conditional random fields to japanese morphological analysis. In *EMNLP*, volume 4, pages 230–237, 2004.
- [6] D. Riboni and C. Bettini. Cosar: Hybrid reasoning for context-aware activity recognition. *Personal Ubiquitous Comput.*, 15(3):271–289, Mar. 2011.
- [7] N. D. Rodríguez, M. P. Cuéllar, J. Lilius, and M. D. Calvo-Flores. A survey on ontologies for human behavior recognition. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 46(4):43, 2014.
- [8] P. Singh, T. Lin, E. T. Mueller, G. Lim, T. Perkins, and W. L. Zhu. Open mind common sense: Knowledge acquisition from the general public. In *On the Move to Meaningful Internet Systems 2002: CoopIS, DOA, and ODBASE*, pages 1223–1237. Springer, 2002.
- [9] R. Speer and C. Havasi. Representing general relational knowledge in conceptnet 5. In *LREC*, pages 3679–3686, 2012.
- [10] T. van Kasteren and B. Krose. Bayesian activity recognition in residence for elders. In *Intelligent Environments, 2007. IE 07. 3rd IET International Conference on*, pages 209–212, Sept 2007.
- [11] 倉島健, 藤村考, and 奥田英範. 大規模テキストからの経験マイニング. *電子情報通信学会論文誌*, 92(3):301–310, 2009.
- [12] 竹内孔一, 乾健太郎, 竹内奈央, and 藤田篤. 意味の包含関係に基づく動詞項構造の細分類. *言語処理学会第14回年次大会発表論文集*, pages 1037–1040, 2008.