

## 実世界イベント理解に向けた語彙集合の構築と評価

亀井 剛次    柳 沢    豊\*1    前 川 卓 也  
岸 野 泰 恵    櫻 井 保 志  
須 山 敬 之    岡 留    剛\*2

センサネットワークにより実世界の現象がセンサデータとして観測可能となるが、どのような「できごと」が生じているのかを理解することは難しい。センサデータから実世界のできごとを観測し、理解するために、我々は観測データへのラベリングの実践を中心とした知識構築手法を提案してきた。本稿では、既提案手法による知識構築の実践について述べるとともに、その実践の中で得られた語彙集合とその利用状況の評価について紹介する。

### Construction and Evaluation of Event Vocabularies for Real-world Event Understanding

KOJI KAMEI, YUTAKA YANAGISAWA,\*1  
TAKUYA MAEKAWA, YASUE KISHINO,  
YASUSHI SAKURAI, TAKAYUKI SUYAMA  
and TAKESHI OKADOME\*2

A sensor networked environment is capable of observing real-world phenomena as sensor readings, however, there are difficulties in understanding real-world 'events.' To observe and understand real-world events from sensor readings, we proposed an incremental knowledge construction model that focused on labeling practice. This paper describes a practice of knowledge construction and an evaluation of the constructed vocabularies and their usage.

#### 1. はじめに

コンピューティング環境が実世界のできごとを理解できるようになることで、実世界の状況に応じたサービスを提供することが可能になる。そのようなアプリケーションでは、センサネットワークから情報を収集して実世界をモニタし、実世界で生じた状況変化（イベント）を検出し、その後、検出されたイベントに応じて様々なサービスが駆動される。

提供するサービスが事前に明確である場合、まずどのようなイベントを検出すればよいのかを検討した上で、そのイベントに合わせてセンサの機能や環境を設計することができる。一方、日常的な生活環境における様々なできごとを対象したいような場合には、どのようなイベントを対象とすべきなのかを事前に定めることは難しい。「何を検出すべきか」および「どのように検出ればよいのか」という二つの問題について自由度がありすぎる状態である。

実際には、その時点で利用可能なセンサの機能、センサからの情報収集方法という機能面での制約や、観測対象とする環境の性質（オフィスなのか家庭なのか、それとも公共空間なのか）などの制約が存在している。しかしながら、これらの制約を事前に完全に記述することは現実的ではないし、また、これらの制約は、機能の向上や対象の拡大によりを順次解消されるべきものである。

我々は、実世界環境に多機能の小型センサを大量に配することで、その環境内で生じるできごとを理解し、実世界のできごとをコンテンツ化して提供できる環境を目指している<sup>4)</sup>。どのようなコンテンツが必要となるのかは、アプリケーションまたはコミュニケーションの形態に応じて変化する事柄であり、柔軟なサービス開発を支えるフレームワークが必要となる。このフレームワークおよびセンサ環境は、「何を検出すべきか」および「どのように検出すればよいのか」というできごとに関する知識とは独立したものとして実装され、知識および検出方法が容易に拡張できることが望ましい。

知識構築に向けたアプローチとして、我々は、実験環境で観測されたできごとに対して人手で付与するラベル情報を中心として、認識対象とするできごとの語彙集合を構築すると同

†1 日本電信電話株式会社 NTT コミュニケーション科学基礎研究所

NTT Communication Science Laboratories, Nippon Telegraph and Telephone Corporation

\*1 現在、西日本電信電話株式会社

Presently with Nippon Telegraph and Telephone West Corporation

\*2 現在、関西学院大学理工学部人間システム工学科

Presently with Department of Human System Interaction, School of Science and Technology, Kwansai Gakuin University

時に、センサによるできごと検出方法の評価を進め、実世界理解のための知識を漸進的に構築する手法を提案している<sup>2)</sup>。

センサデータに対して人手で付与されたラベルは、実世界環境におけるできごとのコーパスとして利用することができる。また、ラベリングに用いる語彙の集合は、どのようなできごとが認識されるべきかという基準であり、できごとの検出方法およびできごと間の関係という形で実世界のできごと理解のための知識を構成する基盤となる。上述の知識に沿う形でセンサ系の実装を進めるとともに、できごとのコーパスを用いて検出結果を検証することで、検出系の実装の評価と改良および定義した語彙集合の評価と改良が可能となる。

本稿では、既に提案の知識構築手法の実践結果に関して、ラベリングの実践状況と現時点で構築されている語彙集合について紹介する。2節ではラベリングを中心とした知識構築手法の概要と初期の語彙集合の構築方法について述べる。以下、3節でラベリングの前提となるセンサ環境とラベリングツールについて紹介し、4節で実験環境におけるラベリングの実践状況と、語彙集合の拡張について報告する。

## 2. ラベリングを中心とした知識構築手法

### 2.1 実世界情報の取得

実世界情報の取得に向けての課題は、大きく二つに分けられる。語彙選定の課題と、検出方法の課題である。前者はどのような「できごと」を認識したいのかに依存し、後者はどのようなセンサデバイスを利用できるのかに依存する。それぞれの問題について、何らかの方法で初期値を設定し、それらの間のすりあわせを行ないながら、段階的に語彙の拡張と、検出方法の改良を進めるための枠組みが必要となる。

「できごと」の認識は、本質的には人間の認識に依存する。どのようなできごとを認識すべきかは、サービス構築者の視点から決定されることになるが、これがサービスの利用者の視点と矛盾することは望ましくない。サービス構築者においても、判断の基準となる何らかの指標が存在することで、認識すべき「できごと」の選択が容易になる。これにより実際に実装すべき認識モジュールを選択できる。

例えば「ドア」というモノに関するできごとを考えると、ドアの基本的な動きは「開く（開かれる）」、「閉じる（閉じられる）」であり、その他に「ロックされる」というできごとが考えられる。「外れる」「倒れる」という表現は使われ得るが、「落ちる」という表現が使われることはほとんど考えられない。このような「ドア」に関する知識に基き、「ドア」に関して用いる語彙を限定することが考えられる。

次にセンサデバイス側の制約に注目すると、近年 MEMS 技術を用いて、2次元または3次元の加速度センサおよび磁気方位センサがワンチップデバイスとして開発されており、小型の無線加速度センサノードの構築が容易になっている。様々なモノに対してこのようなセンサノードが取り付けられた状況を想定すると、個々のモノの姿勢変化や位置変化をリアルタイムに取得することが可能となる<sup>4)</sup>。このような状況においては、センサにより取得できる「できごと」として、物理的な運動に関する表現を想定することができる。例えば「落ちる」「水平に移動する」「回転する」などが対象となる。

センサネットワーク環境を構築する立場からは、認識したいできごとの語彙に合わせて、センサデバイスを選択し、改良することになる。このようにして構築されたセンサデバイスおよびセンサネットワークによるできごとの検出精度を評価するためには、何らかの正解集合が必要となる。ここでは、実世界のできごととして観測されたセンサデータおよび映像に対して、人手によりラベリングを行なうことで正解集合を構築することを考える。

ラベリング作業は、「検出されるべきできごと」が生じた区間を発見し、その区間に対して「できごと」に関する情報を付与する作業である。ラベリングの精度を保つためには、できごとに関する知識が作業員間で共有されていることが必要である。また、「できごと」があまりに詳細に定義されている場合、実際の作業が困難となり、正確なラベル付けが行えなくなることも考えられる。したがって、正解集合の精度そのものも、「できごと」の語彙に依存する。

センサデータからの自動抽出と、ラベリング作業、そしてできごとの語彙との関係として、我々は図1のような知識構築モデルを提案している。以下、このモデルを構成する各要素について概観する。

### 2.2 ラベリングを中心とした実世界知識構築手法

実世界で生じた物理現象は、センサネットワークで観測されるとともに、ビデオ映像として記録されるとする。図2は著者の研究グループが活動するオフィス環境であり、この環境中に配置されている様々のモノには小型のセンサが取り付けられており、また天井にはカメラが設置されている。

図1の左側はセンサ系によりできごとを認識するフローである。センサ系は、センサデータの変化として捉えられた物理現象に対して、その物理現象を運動や状態変化といったイベントとして同定する。信号が変化した区間を原始的なイベントとして検出し、個々の変化がどのような運動や状態変化に相当するのかを解析する。その後得られたイベントの系列から、実際のできごとを推定する。この流れの終端において、サービスとして提供されるコン

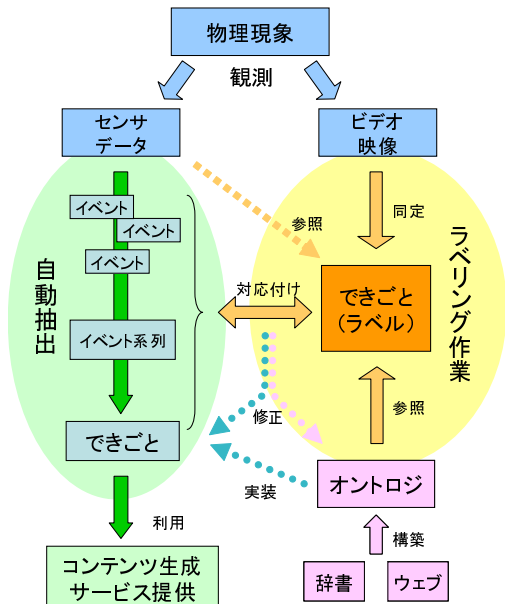


図1 人手によりラベル付けられたイベントコーパスに基づく知識構築モデル  
 Fig.1 Knowledge construction model based on manually labeled event corpus.



図2 実験用センサ環境  
 Fig.2 Experimental sensor environment

テンツが生成される．どのようなイベントやできごとを検出すべきかは，できごとのオントロジが規定する．

実世界で生じるできごとをセンサデータから推定するためには，まず，どのような「できごと」を認識したいのかが明確である必要がある．そして，その「できごと」は，どのように認識されればよいのかを定義する必要がある．そのような「できごと」に関する知識を蓄積したものを，本稿ではできごとのオントロジと呼ぶ．

一方，図1右側のラベリング作業は，人手によりビデオ映像からできごとを同定する作業である．作業者は，できごとのオントロジを参照して，何を同定すべきかを理解する必要がある．ラベリング作業者は，ビデオ映像を補うために，センサデータやセンサ系による自動抽出結果を参照して作業を進めることもあり得る．

ラベリング作業の結果は，センサ系で検出されたイベントやできごとと，人手により付与されるラベルとを対応付けて評価するために利用される．評価の結果を受けて，対応付けが不完全であるような場合について，センサ系の改良が進められることとなる．また，できごとの記述自体が不完全であると考えられる場合には，オントロジそのものを修正することも生じる．

このようにして，ラベリング作業を通して，センサによるできごとの推定の高度化と並行して，できごとに関する知識（オントロジ）を段階的に構築することで，センサデータ解釈のための知識を拡張することが可能となる．

### 2.3 初期オントロジの構築

提供しようとするサービスにおいて必要とされる語彙，すなわち認識したいできごとが，事前に明確であるような場合には，その要求を満たす認識方法を構築することができれば十分であろう．しかしながら，必要とされる語彙が事前に明確に規定できないような場合には，あらゆるできごとに対する認識方法を事前に構築することは不可能であるため，なんらかの方法で対象範囲を限定する，もしくはは少なくとも優先順位をつけるための指針が求められる．

センサネットワーク環境を用いて実世界の情報を取得するときに必要なとされる語彙は，サービス対象となる環境（部屋）やそこに含まれるモノに依存し，また認識可能なできごとは，そこで用いられるセンサデバイスの機能や性能に依存する．それらの制約をふまえて，最初から完全なオントロジを構築するのではなく，センサおよび認識手法の改良にもなって新たなできごとが認識可能となる度に順次拡張できるような手法で，オントロジを構築する必要がある．この拡張の初期集合となるオントロジの構築は，以下のようにして行なった．

語彙獲得の方針として、辞書などの自然言語研究のリソースや Web 上に存在する文章をコーパスとして利用することで、一般的な知識から「できごと」に関する語彙を抽出し、そのうちセンサでの観測が可能であるような語彙の集合を基本語彙とする。

実世界イベントの検索に向けた岡留の研究<sup>5)</sup>では、英語の電子語彙データベースである WordNet<sup>1)</sup>を用いて、運動に関する単語を抽出している。WordNet に含まれる単語のうち、運動および状態変化に関する 12 個の動詞を「種」として選択し、これらの単語から同義語リンクを辿ることで 160 の同義語集合を抽出し、これらをイベント概念を表わす「イベント記述子」として定義している。これらのうちで、実際にセンサデータの物理量を用いて表現可能なものが、センサから抽出可能なできごとの基本語彙となる。

環境内に存在するモノに依存する表現については、個々のモノを表す名詞に対して頻繁に用いられる動詞を探すことで得られる。例えば「ドア」というモノに対しては、「開く」「閉じる」という言語表現が用いられる。それに対して通常「落ちる」という言葉は用いられない。河原らによる大規模格フレーム<sup>3)</sup>は、Web から収集された 5 億文の自然言語記述から自動的に構築されたものである。この辞書を名詞から検索することで、個々のモノに対応するできごとの語彙を得ることができる。

モノ毎に定義する語彙集合として、格フレーム辞書からの検索結果のうち変化に関連する上位 5 個の動詞に加えて、移動可能なモノ一般に用いられる「持ち上げる」「運ぶ」「落とす」などを加えたものを初期集合として定めた。

結果として、センサ環境中に存在する 59 個のモノ (同種のモノが複数存在するためモノの種類としては 44 種類であった) に対して、モノとできごとの組み合わせとして 1294 種のタグを事前に定義してラベリングを行うこととした。個々のモノについて平均で約 20 個のできごとが定義されている。しかしながら、ここで初期値として構築した語彙集合のみですべてのできごとを記述できるものではなく、これらの語彙はラベリングの実践を通して適宜拡張する必要がある。ラベリングの実践結果として、この初期オントロジによるラベル付け結果の記述力の評価と、語彙の拡張については 4 節で説明する。

### 3. ラベリング実験環境

本節では実験用のセンサ環境と、ラベリングのためのラベリングツールについて説明する。

#### 3.1 実験用センサ環境

図 2 は実験環境の透視図である。この実験環境は我々研究スタッフが常用するオフィス環境であり、実験室内の様々な「モノ」にセンサノードが取り付けられている。対象物として

は、ドアや棚の扉、引き出しのように作り付けられたモノと、コップや本などの持ち運び可能なモノの両者が含まれる。実験室の天井には 4 台のカメラが取り付けられており、実験室内の映像を記録している。また床には圧力センサを配しており、人の移動状況を把握することができる。

本稿が想定しているセンサ環境での方針として「モノ」を中心としたセンシングを目指しており、現時点では人にセンサを取りつけることや、映像から状況を理解することは考慮していない (カメラ映像はラベリングおよびコンテンツの生成に用いている)。これは、RF-ID のごとく、多くのモノに対して小型のセンサノードが取り付けられている、あるいは組み込まれている状況を想定したものである。

モノに取り付けるセンサは、加速度、方位、照度センサと、無線通信モジュール、そして制御用のマイクロプロセッサを組み込んだ汎用のセンサノードとして開発している。現在、実験室内では、同時に 40 個程度のノードが稼働している。また、汎用のセンサノード以外にも、接触関係を検出するためのセンサ<sup>6)</sup>など、目的に応じた専用のセンサの開発を進めている。

#### 3.2 ラベリングツール

ラベリング作業は「検出されるべきできごと」が生じた区間を発見し、その区間に対して「できごと」に関する情報を付与する作業である。ラベリングの目的は、センサデータ解釈の正解集合となるコーパスの構築を通して、できごとオントロジを段階的に構築することにある。

「できごと」を認識するための基準は、オントロジとして意味の階層関係や発現パターンの制約関係が定義されている中で、実際にどの語を用いて表現するかに関する基準である。これはラベリングの粒度にも関連する。システムによるセンサデータの解釈はさまざまな粒度で並行に行なえばよいが、人手によるラベリングでは、まず粗い粒度でラベリングを行なった後に、段階的に詳細なラベリングを行なうなどの方針を立てる必要がある。

人手によるラベリングでは、また、判断が作業員個人の感覚に依存するため、ラベリング結果に揺らぎが生じる。そのため、同一のデータに対して複数の作業員がラベル付けを行ない、その結果を比較することでラベリングの精度を上げるとともに、作業員に対して適切な判断基準を示しているかを検証する必要がある。

粒度が細かい語彙を用いてラベリングを行なう場合には、できごとの区切りを認識することが困難な場合もあり得る。そのような場合には、ビデオ映像から粗い粒度でのラベリングのみを行なった上で、その区間内でセンサデータの解釈結果を人手で検証しながらコーパス

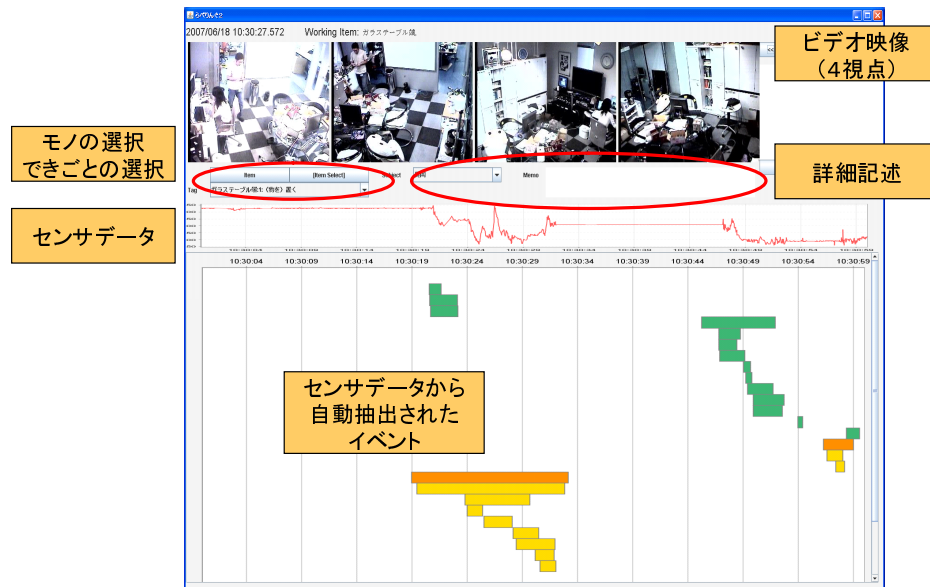


図3 ラベリングツールの画面  
Fig.3 Screenshot of labeling tool.

を構築することになる。

センサーデータ解釈のためのラベリング環境では、環境中に存在する多数のモノに対してセンサーノードが取り付けられており、それぞれが備える複数のセンサーから情報が取得される。これらの情報は、音声や映像と異なり、作業者が直接に理解できるものではない。作業者は主に、環境全体を見渡すための複数の映像を参照して「できごと」を探し、必要に応じてその「できごと」に関わるセンサーデータを参照して詳細な情報を得ることとなる。

図3にラベリングツールのスクリーンショットを示す。画面上部は実験環境全体を見渡すための4視点からの映像である。映像の下には、作業者が気づいた「できごと」を表現するためのインタフェースとして、モノの選択と、それに関わる「できごと」の選択のためのメニューが配置されている。作業者によって選択されたモノとできごとに応じて、関連するセンサーノードの波形データが表示される。選択メニューの右側は、できごとに関する付加情報の入力欄であり、行為者の名前と自由記述文入力のための項目を用意している。

画面の下半分には、センサーデータを解釈して抽出されたイベントや、人手により付与され

たラベルを提示する。これらは、作成主体が異なるものの、時区間に対してできごとの情報を付加したものであるという点では同様に扱えるものである。最も低次元のイベントとしては、データの値に変化が見られる区間をアクティビティとして抽出したものが提示される。ラベリング作業者は、映像だけではできごとの開始時刻や終了時刻の判別が難しい場合には、このアクティビティ情報を参照して判断することができる。

#### 4. ラベリングの実践

2節で概説した知識構築モデルに沿って、3節で説明した実験環境およびラベリングツールを用いて、実世界知識の構築に向けたラベリングの実践を行なった。本稿では、付与されたラベルの量に関する分析と、実際にラベル付けに用いられた語彙の分析およびその拡張について述べる。

##### 4.1 ラベリング作業量の分析

2008年2月から5月にかけて収録した14日分の実験データを対象に、6名の作業者がラベルを付与した。一日あたりの実験データは210分である。これはセンサーノードのバッテリーの持続時間による。作業者毎に判断基準のずれが生じ得ることから、一日の実験データに対して2名の作業者が独立にラベルを付与することとし、またこの2名の組み合わせが固定されないように対象データを割り当てることとした。

各作業者（作業者A～作業者F）の各日の作業記録から得られた1時間あたりのラベリング進捗量（何分の実世界データに対してラベルを付与できたか）をまとめたものを図4に示す。

実績値として、作業者によらず平均して1時間あたり3.5分のデータに対してラベルを付与していた。1日の作業あたりの進捗にして20～25分であり、1日分（210分）の実験データ全てに対してラベルを付与するには10日程度の作業が必要となる。

各日の実験データ（それぞれ210分で14日分）に対して各日2名の作業者がそれぞれ付与したラベルの個数は、最大で2220件、最小は674件、平均は1388.5件であった。

同日のデータを2名の作業者が担当していることから、その両者が付与したラベル数を比較するために付与したラベル数の比を取る（ラベル数の少ない側の個数を多い側の個数で割ると、最小は0.51、最大は0.94で、平均は0.76、分散は0.017であった）。

実験環境内で生じる「できごと」は日によって差があるためにラベルの個数の多寡が生じるが、2名の作業者が付与したラベルの個数の比を見ることで、ラベリングの基準に問題がある可能性のあるデータを発見することができる。

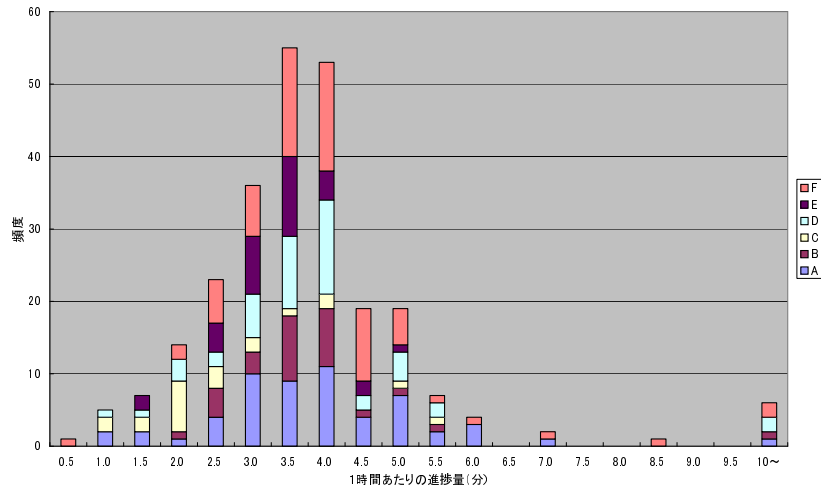


図 4 ラベリング進捗量の分布  
Fig. 4 Distribution of labeling speed.

例えば、付与されたラベルの個数が最小(674個)であった日についてみると、2名の作業者が付与したラベルの個数の比は0.86であった。一方、付与されたラベルの個数が最大(2220個)であった日は、2名の作業者が付与したラベルの個数の比は0.67と差が大きかったことから、多くのラベルを付与した作業者の判断基準が他の作業者と比して細かったことが想定される。

少数のデータからではあるが、付与したラベル数は作業者毎に多寡の傾向が見られるため、今後、センサにより検出された変化区間との対応付けを通して、判断基準の擦り合わせを進める必要がある。

#### 4.2 ラベル付けに用いられた語彙の分析

実験当初のオントロジ中には、59個のモノに対して平均して20個程度のデキゴトが定義されていた。正確には、モノとデキゴトの組み合わせとして1292種が登録されている。同種の意味を持つデキゴトをまとめると107種類のデキゴトが登録されていた。

実験期間中に実際にラベルが付与されたモノの数は59個のうちの44個、モノの種類にして23種類であった。用いられたデキゴトの数は107種類のうちの77種類であった。

各日の実験データに対して実際に付与されたラベルの種類は、最大で214種類、最小で139種類、平均は171.4種類であった。全実験データを通して付与されていたラベルの総数は389種類であった。

対象期間を通じて最も多く付与されたラベルは、「白机」というモノに関して生じた「マウスを操作する」というデキゴトであり、全体で676件のラベルが付与されていた。これは全ラベルの13.9%に相当する。次に多かったのは「いす2」に対する「揺する」というデキゴトであり、これらは日常的に実験室内で作業している人物の行為に関するものである。上位10件のラベルは、「白机」「いす2」「いす」「実験室ドア」と名付けられたモノに対して付与されており、それらで全体の49.7%を占めていた。それぞれのモノに対して高い頻度で付与されたラベルとその回数を表表1に示す。

観察されたデキゴトに該当する適切な語彙が定義されていない場合、「その他」のラベルを付与し、自由記述のコメントを付加することとしていた。全体では9%のデキゴトが「その他」とラベル付けされていた。これを定義した語彙によるカバー率として考えると、77種の語彙で全体の91%のデキゴトを記述できていたことになる。

個々のモノに注目したときに、現行の語彙によるカバー率が低かった(「その他」とタグ付けられた比率が高かった)モノを表表2に上げる。

これらのモノに注目して「その他」のラベルに付与された自由記述コメントの分析を行ない、語彙の拡張について検討した。コメント欄の記述内容は、全体として35種のデキゴトに分類することができた。そのうちの15種のデキゴトは複数種のモノに対して共通して生じていたデキゴトである(表3)。この中には「いす」や「カップ」に対して当初より定義されていた語彙が含まれているが、初期オントロジの選定方針で漏れた語彙の中で共通性の高いデキゴトを再確認した形になる。

残りの20種のデキゴトは特定のモノに固有のデキゴトであった。掃除機やコーヒーメーカーで「その他」とラベル付けされた事例は、コーヒーメーカーのポットの着脱に関わる動作や、掃除機のホースや電源コードに関わる動作であった。当初の語彙ではそれぞれの「モノ」全体を考慮して単語を選定していたため、それぞれの構成部品(取り外し可能な部品)に関するデキゴトが語彙として含まれていなかったことによる。

#### 5. おわりに

本稿では、実世界イベント理解に向けた語彙集合の構築と評価について紹介した。センサネットワークを用いて実世界のできごとを理解し、活用するためには、できごとに関する知

表 1 個々のモノに対して頻繁に付与されたラベル  
Table 1 Frequently used labels for each object

モノの名前	語彙の総数	ラベルの総数	デキゴト 1	頻度 1	デキゴト 2	頻度 2	デキゴト 3	頻度 3	デキゴト 4	頻度 4
白机	17	11570	マウスを操作する	6766	キーボードをたたく	1798	(机の上に)置く	595	(机上から)持ち上げる	572
いす 2	12	10613	揺する	3248	回転させる	2928	その他	1718	座られる	668
いす	18	6746	揺する	2433	回転させる	1421	もたれかかる	616	体を起こす	448
実験室ドア	9	3296	開ける	1580	閉じる	1542	触る	71	その他	52
ガラステーブル	10	1692	(机上から)持ち上げる	643	(机上に)置く	597	その他	257	揺する	64
円卓のいす 2	15	1154	揺する	630	その他	87	もたれかかる	82	座る	63
収納扉 1	9	927	閉じる	399	開ける	396	(センサを直接触る)	44	もたれかかる	25
ポット	8	663	(カップに)注ぐ	394	(ポットに)注ぐ	57	閉じる	54	開ける	52
収納扉 1 の中	5	420	取り出す	246	入れる	82	触る	36	その他	29
カップ 1	9	870	飲む	241	置く	192	持ち上げる	167	持ち歩く	140
コーヒーメーカー	9	812	(カップに)注ぐ	192	その他	166	置く	143	取り出す	139
掃除機	12	499	その他	151	(掃除機を)かける	67	持ち運ぶ	63	片付ける(たたむ)	46
セロハンテープ	7	424	その他	145	動かす	100	テープを切る	71	テープを引く	67
ファイル 1	11	453	その他	142	動かす	92	置く	75	閉じる	37
カップ 2	9	669	置く	141	持ち歩く	130	持ち上げる	120	触る	21

表 2 既存語彙によるカバー率が低かったモノ (0.8 未満)  
Table 2 Objects with relatively less vocabulary coverage (less than 0.8)

モノの種類	ラベルの頻度	既存語彙によるカバー率
スリッパ	334	0.347
ゼロハンテープ	424	0.658
ステープラー	220	0.686
ファイル類	453	0.687
掃除機	499	0.697
コーヒーマーカー	812	0.796

表 3 抽出されたデキゴトのうち複数のモノに対して共通に用いられたもの  
Table 3 Extracted events commonly used with several object categories

手で触る	揺する
置く	手を離す
水平に移動する	倒す
持ち上げて移動する	(他のモノが) ぶつかる
手に取る	上に置いたモノを取り去る
持ち上げる	上にモノを置く
持ち歩く	上で何かを書く
回転させる	

識が構築されている必要がある。本稿では、我々がこれまでに提案してきた、観測データへのラベリングを中心とする知識構築手法を実践し、構築途上の語彙集合の評価結果について報告した。

初期値として構築した語彙集合は、ラベリングの対象となるデキゴトの 90% 以上を記述できるものであった。記述できなかった語彙の多くは、複数のモノの関係に関わるデキゴトや、モノの構成部品に関わるデキゴトであった。

今後の課題としては、これらの語彙およびラベリング結果を元に、今後はセンサ環境よるイベント検出方法の改良を進めることが重要である。特に、初期の語彙集合でカバーされなかった複数の物体が関連するデキゴトや、複合的なデキゴトに関する取り組みを進めることを考えている。

## 参 考 文 献

- 1) Fellbaum, C.(ed.): *WordNet: An Electronic Lexical Database*, Bradford Books (1998).
- 2) 亀井剛次, 柳沢 豊, 前川卓也, 岸野泰恵, 櫻井保志, 岡留 剛: センサデータ解釈のための拡張可能な知識構築手法, 情報処理学会研究報告 (2008-UBI-18), pp.47-54 (2008).
- 3) Kawahara, D. and Kurohashi, S.: Case Frame Compilation from the Web using High-Performance Computing, *Proceedings of the 5th International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC2006)* (2006).
- 4) Okadome, T., Kishino, Y., Maekawa, T., Kamei, K., Yanagisawa, Y. and Sakurai, Y.: Real-Time Creation of Web Content about Physical Objects and Events using Sensor Network, *Ubiquitous Computing and Communication Journal*, Vol.Special Issue on Ubiquitous Sensor Networks, pp.1-8 (2007).
- 5) 岡留 剛, 前川卓也, 服部正嗣, 柳沢 豊: センサネットワーク環境における実世界イベント検索システム, 情報処理学会論文誌, Vol.48, No.7, pp.2351-2361 (2007).
- 6) 柳沢 豊, 前川卓也, 岡留 剛: neighborSense: 相対的な位置関係を用いた実世界の状況把握, 情報処理学会研究報告 (2007-UBI-14), pp.55-61 (2007).