

# 関連語知識獲得のための 対話システム上の連想ゲームのデザイン

町田 雄一郎<sup>1,†1,a)</sup> 河原 大輔<sup>1,b)</sup> 黒橋 禎夫<sup>1,c)</sup> 颯々野 学<sup>2,d)</sup>

受付日 2015年7月2日, 採録日 2015年12月7日

**概要:** 本論文では, 高品質な関連語知識を獲得するために対話システム上に構築したゲーミフィケーションの枠組みについて述べる. 本枠組みは, 大規模コーパスから自動獲得した関連語知識の質を, 連想ゲームを利用して評価する. 連想ゲームは, プレイヤに関連語集合をヒントとして提示し, キーワードを当ててもらおうというものであり, 多くのプレイヤがキーワードを当てることができるのであれば, その関連語集合の質が高いと考える. これまでに100万ダウンロード以上されているスマートフォン上の対話システムに連想ゲームを実装し, 関連語知識の質を評価した. 1.5カ月分の大規模なゲームログを分析したところ, 高品質な関連語知識を判別できることが分かった.

キーワード: 関連語, 連想ゲーム, ゲーミフィケーション

## Design of Word Association Games Using Dialog Systems for Acquisition of Word Association Knowledge

YUICHIRO MACHIDA<sup>1,†1,a)</sup> DAISUKE KAWAHARA<sup>1,b)</sup> SADA O KUROHASHI<sup>1,c)</sup> MANABU SASSANO<sup>2,d)</sup>

Received: July 2, 2015, Accepted: December 7, 2015

**Abstract:** We present a design for acquiring word association knowledge of high quality on the basis of a game with a purpose (GWAP). We evaluate automatically acquired word associations using a word association game as a GWAP. In the word association game, a player is given a set of associated words as a hint and is asked to answer a word that can be associated with the hint. If many players can answer the correct keyword, we judge the set of associated words to be of high quality. This word association game was implemented in a smartphone-based dialog system, which has been installed into more than one million smartphones. Our analysis of numerous game logs demonstrated that our framework can effectively select word associations of high quality.

**Keywords:** word associations, word association game, a game with a purpose

### 1. はじめに

近年, テキストの意味解析が活発に研究されるようになり, 意味解析のためのリソース構築が重要となっている.

そのようなリソースの1つに, 語と語の関係を扱った知識(関連語知識)があり, 質の高い関連語知識を獲得・整理することが必要である. たとえば, 「ガラス」に対する関連語は「透明」「窓」「割れる」などである. このように語(キーワード)は自身と関連のある語(関連語)の集合を持っている.

関連語知識を扱ったリソースとしては, 古くから WordNet などのシソーラスを専門家が整備する研究が行われており, 様々な研究に貢献してきた. しかしながら, 大規模なシソーラスを専門家が人手で整備するには金銭的, 時間的にも大変なコストがかかってしまうことが問題である.

<sup>1</sup> 京都大学  
Kyoto University, Kyoto 606-8501, Japan  
<sup>2</sup> ヤフー株式会社  
Yahoo Japan Corporation, Minato, Tokyo 107-6211, Japan  
<sup>†1</sup> 現在, 株式会社リクルートライフスタイル  
Presently with Recruit Lifestyle Co., Ltd.  
<sup>a)</sup> machida@nlp.ist.i.kyoto-u.ac.jp  
<sup>b)</sup> dk@i.kyoto-u.ac.jp  
<sup>c)</sup> kuro@i.kyoto-u.ac.jp  
<sup>d)</sup> msassano@yahoo-corp.jp

また、作成後の長期間の継続的な整備も難しいため、一度作成したリソースの内容を更新するには困難がともなう。

近年では大規模コーパスを利用して、関連語知識を自動獲得する研究も行われている。自動獲得により大規模な関連語知識を獲得可能であるが、精度は人手によるものよりも低く、アプリケーションに応用する場合には悪影響を与える場合がある。

これらの問題は、人手による手法、機械的手法がそれぞれ持つ潜在的な問題であり、両者の利点をうまく合わせた手法をとる必要がある。本論文では、コーパスから自動獲得した関連語知識を集合知によって評価し、高品質な関連語知識を大規模に獲得する手法を提案する。集合知を利用することによって、大規模な関連語知識を多人数に評価してもらうことが可能となる。

集合知を利用する方法として、クラウドソーシングが最近よく使われる。クラウドソーシング<sup>\*1</sup>では Web サービスを通じて低コストかつ大規模に作業（ワーカー）を確保し、機械には難しい判断を人間に行わせることができる。しかし、大規模なタスクを実施するにはクラウドソーシングといえども金銭的コストの問題は避けることができず、またワーカーの品質を確保するための仕組みを整備することも必要である。そこで、本研究では、集合知として、作業をゲームとして提供するゲーミフィケーションという形態を利用する。ゲーミフィケーションは、ゲームを遊ぶ行為それ自体が何か別の作業となっている仕組みのことであり、ゲームを遊ぶプレイヤーは金銭的な利潤を目的とせず、楽しみを享受することを目的としている。そのため、クラウドソーシング以上に金銭的コストを抑えることができる。

本研究ではスマートフォン上の対話システムを通じて連想ゲームを実施し、プレイヤーから得られたログを利用することで、自動獲得した関連語知識の妥当性を評価する。たとえば、「ガラス」に対して「透明」「窓」「割れる」「薄い」などの関連語を自動獲得し、これらを連想ゲームの問題として提示した場合にプレイヤーが正しく「ガラス」と回答できるなら、この関連語は妥当なものであると考える。このようなゲームを利用し、関連語の自動獲得結果の評価を行う。

このような対話システムにおけるゲーミフィケーションの利用は、ゲーミフィケーション研究と対話システム研究の相互に貢献できるものである。対話、特に雑談対話の「会話の楽しみ」はゲーミフィケーションを促進する要素となり、またゲーミフィケーションの「ゲームの楽しみ」は雑談対話を促進する要素となる。本研究の主旨は、ゲーミフィケーションの利用による、自動獲得した関連語集合の評価であるが、ゲームの楽しみを付加することによって雑談対話を促進できるという点において、雑談対話の分野

<sup>\*1</sup> 本論文では、簡単な作業を低価格で依頼するマイクロタスク型のクラウドソーシングを指す。

にも有用な知見を与えることが可能であると考えている。

この手法によって高品質かつ大規模な関連語知識を獲得することができ、これらは語義曖昧性解消や比喩理解などの意味解析タスクに役立つリソースとなる。また、本手法によって妥当ではないと判断された関連語知識は、別途クラウドソーシングなどを利用することによって修正することが考えられる。

## 2. 関連研究

### 2.1 関連語知識の獲得

コンピュータ上で高度な自然言語処理を行うためには、人間が言語理解に利用している常識的な関係の知識を整理する必要がある。これまで様々な手法で、整理、獲得が行われてきている。単語間には上位・下位、部分・全体といった関係の種類があり、これらによって単語を分類した辞書であるシソーラスに関する研究は古くから行われている。たとえば、WordNet [2] は同義関係にある単語を synset としてまとめ、定義や他の集合との関連を人手で整備している。このような構造化された言語資源は、他の言語処理タスクにしばしば応用されている。

WordNet や Wikipedia などを利用して関連語知識を自動的に獲得する手法も提案されている。DBpedia [10] は Wikipedia の Infobox の情報を利用して固有名に対する属性を抽出している。YAGO2 [6] は WordNet の synset と Wikipedia の記事やページカテゴリを利用してオントロジを構築している。Matsuo ら [9] は、検索エンジンを利用しカイ二乗値を利用して関連度を定義し、ネットワークに対してグラフクラスタリングを行うことで関連語を獲得している。進ら [20] は Web コーパスと Wikipedia の 2 種類の知識源から、名詞の共起情報を計算し、名詞関連語を獲得している。進らは、上位・下位や部分・全体といった関係の種類は特に規定せず、「各名詞は、自身と関係がある名詞（関連語）の集合を持つ。それぞれの関連語との関係の強さを 0~1 の実数値で表す」という単純なモデルで関連語を定義している。Rapp [13] は、関連語集合が与えられたときに、キーワードを推定するという reverse association タスクの手法を提案している。この手法は、コーパス中の共起情報から計算した関連語知識に基づいており、7 語程度の関連語が与えられたときに、最も精度良くキーワードが推定できることを報告している。

### 2.2 自然言語処理における集合知の利用

近年では、インターネットサービスを介して世界中の不特定多数の人間に安価に作業を依頼することのできるクラウドソーシングサービスの出現により、多くの研究でクラウドソーシングが利用されている。自然言語処理においては、Snow ら [14] が様々な自然言語処理のアノテーションタスクをクラウドソーシングで獲得し専門家によるものと

比較したところ、クラウドソーシングでも高い精度のアノテーションが獲得できることを示している。クラウドソーシングでは、ワークは金銭的な報酬をモチベーションとして作業を行うことに対し、ゲーミフィケーションでは、プレイヤーがゲームを行うその行為自体が何か別の作業となっており、プレイヤーのモチベーションはゲームで遊ぶことで得られるゲームの楽しみの享受である。そのため、金銭的なコストを抑えることができる点と、クラウドソーシングに比べ、スパムワークが少ないという点で優れている。ゲーミフィケーションの仕組みは von Ahn [17] によって提案され、Game with A Purpose (GWAP) という言葉で表現されており、様々な研究で、ゲーミフィケーションの有効性が示されている。たとえば、Foldit [1] ではタンパク質の構造解析を立体パズルとしてユーザに行わせた。参加したユーザは数十万人規模で、研究者の作成したタンパク質の構造解析プログラムを短期間で上回る結果を出した。ESP ゲーム [18] は 2 人のプレイヤーが参加し、画像のラベルを同時に入力し、互いに同じラベルをつけることができれば得点が獲得できるというものである。

自然言語処理でもゲーミフィケーションを活用した研究がいくつか行われている。照応解析 [5]、いい換え [12]、Semantic Network の作成 [8]、語義のラベル付け [16]、がテキストベースのゲームで行われている。また、単語間の関係をスロットマシンで評価する研究 [4] や、ESP ゲームをもとにした、2 人プレイヤーゲーム [19] が提案されている。また、ビデオゲームを用いて言語リソースを構築する研究も行われている [7], [15]。これらの研究では、関連研究に多いテキストベースのゲームではなく、現代では馴染み深いビデオゲームによってアノテーションを獲得している。また、報酬型クラウドソーシングでアノテーションを行ったときよりもゲーミフィケーションを利用した方が精度が向上したことが報告されており、ゲーム設定によっては、ゲーミフィケーションは非常に有効なものであることが示されている。

しかし、テキストベースのゲームは作業としての側面が強くゲームとしての楽しみが少ない。また、複数プレイヤーの参加が必要な仕組みは、ゲーム性は高いものの、つねにアクティブユーザを一定数かかえておく必要がある点が問題である。本格的なビデオゲームでの実施は、これらの点を克服しているが、簡単なアノテーションであれば、空き時間に簡単に遊べるゲームの方が多くのプレイヤーを獲得できる可能性がある。

ゲーミフィケーションを利用した先行研究と、提案手法との大きな違いは対話システムを利用している点である。先行研究では、プレイヤーのモチベーションとしては「ゲームの楽しみ」という部分にあった。しかし、本研究ではプレイヤーのモチベーションとして対話システムと雑談を楽しむ「会話の楽しみ」という、雑談欲求も利用しており、こ

のような雑談対話を利用したモチベーション形成もゲーミフィケーションには有効であると考えられる。

### 3. 関連語知識の自動獲得

本章では、関連語知識を自動獲得する手法について説明する。獲得された関連語知識は 4 章で示す連想ゲームを用いて評価する。まず、本研究で扱う関連語知識に関して 3.1 節で定義し、名詞・動詞・形容詞の関連語知識を獲得する。さらに 3.2 節では、連想ゲームにおける効率的な出題を目的とした関連語知識のクラスタリングを行う。

#### 3.1 関連語の定義と自動獲得

単語間の関連を整理する方法は、次のように大別できる。

- (1) シソーラスなど、あらかじめ上位・下位などの関連の種類を定義しそれに合わせて分類するもの
- (2) 分布類似度の利用などで、特に同義関係に着目しコーパスから同義語を抽出するもの
- (3) 関連の種類によらず、関連の度合いを定義し、分類するもの

本研究で扱う関連語知識は上記 (3) であり、キーワードを最も一般的に使われる意味ととらえたときに、何らかの観点（たとえば、同義、類義、反義、同位、上位下位、全体部分、手段、材料など）で、キーワードから想起されやすい語を関連語とする。もし偏りのない理想的な大規模コーパスが存在するならば、そのコーパス中においてキーワードと強く共起する語を抽出すれば関連語になると考える。どの程度までを関連語と見なすかはあらかじめ定義しないが、連想ゲームのプレイヤーの回答を集約した結果によって関連語の範囲を決めることができるのも本手法の強みと考えられる。

本研究では、進ら [20] が提案するモデルを利用して関連語知識を自動獲得する。進らは、Web テキストと、Wikipedia の第 1 段落（重要説明箇所）での共起情報から、単語間の関連の種類にかかわらず、2 つの単語間の関連の強さを次のように定義されたスコアで測っている。ここで共起とは、1 文内に  $w_1$ ,  $w_2$  が出現した場合をカウントしたものである。キーワード  $w_1$  とその関連語候補  $w_2$  が与えられたとき、まず、Web テキストにおける単語ペア  $(w_1, w_2)$  の共起頻度と、 $w_1$  の重要説明箇所における  $w_2$  の出現頻度の和をとり、これを  $f(w_1, w_2)$  と表す。 $f(w_1, w_2)$  は  $w_1$  に関する文脈の集合における  $w_2$  の頻度と見なすことができ、 $w_1$  の関連語獲得時に用いる。次に、このように獲得した共起頻度から以下のような  $CoScore(w_1, w_2)$  を計算する。

$$\begin{aligned} CoScore(w_1, w_2) &= f(w_1, w_2) \cdot PMI(w_1, w_2) \\ &= f(w_1, w_2) \cdot \log \frac{\frac{f(w_1, w_2)}{f(ALL)}}{\frac{f(w_1)}{f(ALL)} \cdot \frac{f(w_2)}{f(ALL)}} \end{aligned}$$



ここで、 $f(w_i)$  は単語  $w_i$  の頻度を、 $f(ALL)$  はすべての単語の頻度の合計をそれぞれ表す。PMI は  $w_1$  と  $w_2$  の自己相互情報量である。ここで、 $CoScore$  は単語どうしが相対的によく共起し、かつコーパス全体にわたる出現頻度もある程度大きいときに高くなる。そのため、ある単語から簡単に連想できるような単語の関連度が高くなるようなモデルとなっている。進らはこの  $CoScore$  が高いものから 25 個を関連語として獲得し、さらに最大値が 0.9 となるように以下のように  $CoScore$  を正規化した  $NormalizedScore$  を関連度として用いている。

$$NormalizedScore(w_1, w_2) = 0.9 \cdot \frac{CoScore(w_1, w_2)}{CoScoreMax(w_1)}$$

ここで、 $CoScoreMax$  はキーワード  $w_1$  に対して計算された  $CoScore$  の中で最大のものである。

進らは名詞に対する関連語を獲得していたが、本研究では、名詞・動詞・形容詞に対して関連度を計算することで、あるキーワードに対する名詞関連語・動詞関連語・形容詞関連語を獲得した。たとえば、「ガラス」の形容詞関連語として、「透明だ」「美しい」「モダンだ」「特殊だ」などが獲得された。コーパスは 4.2 億文の Web テキストと Wikipedia の第 1 段落を使用した。また、進らは関連語に対してクラスタリングをしていないが、本研究では、連想ゲームにおける効率的な出題を目的として関連語のクラスタリングを行う。クラスタリングについては次節で詳説する。

### 3.2 関連語のクラスタリング

次に自動獲得した関連語を意味のまとまりでクラスタリングする。たとえば、「りんご」の名詞関連語には「果物」「バナナ」「みかん」のような「果実」に関するものもあれば、「味」「蜜」など「味覚」に関する関連語が混在している。これらをまとめて、「果実クラスタ」、「味覚クラスタ」を作成することで関連語集合の構造化を行う。

このような構造化を行う理由は、知識を構造化するという本来の目的に加えて、連想ゲームによる関連語自動獲得結果の評価において、効率的な出題を行うためである。たとえば、「りんご」の関連語に「果物」「果実」「バナナ」「みかん」という「果物クラスタ」ができていれば、すべてをゲームに出題しなくても、「果物」「バナナ」などの一部の単語を出題するだけで、「りんご」と「果物クラスタ」の関連がおおむね妥当かどうかを調べることができる。もし、「りんご」の関連語の多くが「工場」「製品」や「食品」「生産」などであれば、このうちの数語を出題するだけでも「りんご」を連想することが難しくなり、自動獲得結果の妥当性が低いことを判定できる。このように、関連語をクラスタリングすることによって、ヒントとして提示する関連語数を減らすことができ、効率的な出題が可能となる。

このような構造化を行うため、本研究では自動獲得した関連語集合からグラフ構造を構築しクラスタリングを行

う。たとえば、「ガラス」の形容詞関連語として「透明だ」「クリアだ」が獲得されているが、「透明だ」をキーワードとして形容詞関連語を獲得すると、「クリアだ」が獲得されている。このように、意味の近い単語どうしは互いに関連語の関係にあることが多く、この構造を利用してグラフ構造を構築することが可能である。構築したグラフ構造に対しては、Girvan-Newman アルゴリズム [3] を使用する。Girvan-Newman アルゴリズムは、グラフ上のエッジの密度が高くなるようにクラスタリングを行う手法であり、分割尺度に Modularity を用いることで、事前に分割するクラスタ数を与えなくてもよいという特性がある。また、自動獲得した関連語集合の情報のみによって実現できる。

#### 3.2.1 グラフの構築手法

あるキーワードの関連語集合と、さらにそれぞれをキーワードとしたときの関連語集合までを利用し、次の手順でグラフを構築する。

- (1) 単語をノードとし、それぞれ関連語の関係にあればエッジを張る。エッジの重みとして関連度を用いる。
- (2) 次数が 1 のノードを削除する。
- (3) キーワードの直接の関連語間の重みに 1 を加える。

このようにして構築されたグラフは、互いに関連のある単語間にエッジが密に張られている構造を持っており、この構造を利用してクラスタリングを行う。次数 1 のノードを削除し、キーワードの直接の関連語の重みを増やしているのは、このような操作を行うことで、キーワードの直接の関連語が効果的にクラスタリングされることが期待されるからである。

#### 3.2.2 Girvan-Newman アルゴリズム

Girvan-Newman アルゴリズムでは、ネットワーク中のエッジの媒介中心性に着目し、分割結果の良さの指標である Modularity が最も高くなる分割を出力とする。具体的なアルゴリズムを次に示す。

- (1) 各エッジの媒介中心性を計算する。
- (2) 媒介中心性が最大のエッジを除去する。
- (3) Modularity  $Q$  を計算する。

以上のステップを、ネットワーク内のエッジの数だけ実行する。このとき、各段階で計算された Modularity  $Q$  が最大となる分割を最終的な出力とする。

#### 3.2.3 エッジの媒介中心性

エッジの媒介中心性は、そのエッジが、どれだけ多くの最短経路上にいるかで定義され、あるネットワーク上のエッジ  $e$  の媒介中心性  $g(e)$  は以下のように定義される。

$$g(e) = \sum_{s \neq t} \frac{\sigma_{st}(e)}{\sigma_{st}}$$

ここで  $\sigma_{st}(e)$  はノード  $s$ ,  $t$  間の最短経路中、エッジ  $e$  を通るものの数であり、 $\sigma_{st}$  はノード  $s$ ,  $t$  間の最短経路の総数である。

表 1 「ガラス」の形容詞関連語クラスタリング結果  
Table 1 Clusters of associated adjectives with “glass”.

クラスタ 1	明るい, 綺麗だ, 透明だ, 鮮やかだ, 白い, 美しい, 繊細だ, クリアだ, 色取り取りだ
クラスタ 2	無機質だ, シンプルだ, モダンだ, おしゃれだ, 高級だ, スタイルリッシュだ
クラスタ 3	洒落だ, オリジナルだ
クラスタ 4	厚い, 強度だ, 粉々だ, 脆い, 薄い, 微細だ, 特殊だ, 丸い
クラスタ 5	涼しい

### 3.2.4 Modularity

Modularity は分割結果の良さの指標であり, ここでは  $Q$  と表す. エッジの総数が  $M$  で,  $\{g_1, \dots, g_N\}$  というクラスタがあるグラフを考えたとき,  $Q$  は以下のように定義される.

$$Q = \sum_i^N (e_{ii} - a_i^2)$$

ここで,  $e_{ii}$  は総エッジ数に対する両端がクラスタ  $g_i$  に含まれるエッジの割合で,  $a_i$  は少なくとも一方が  $g_i$  に含まれるエッジの割合であり, 以下のように定義される.

$$e_{ij} = \sum_{s \in g_i} \sum_{r \in g_j} \frac{A_{sr}}{2M}$$

$$a_i = \sum_j^N e_{ij}$$

ここで  $s, r$  はそれぞれクラスタ  $g_i, g_j$  内のノードであり,  $A$  は隣接行列である. また, 隣接行列の各成分をエッジの重みとし,  $M$  をグラフ中のエッジの重みの合計値とすることで重み付きグラフに対する Modularity を定義することができる.

このようにして構築した関連語グラフに対して Girvan-Newman アルゴリズムを適用した. 実装には python-igraph<sup>\*2</sup>を利用した. 例として「ガラス」の形容詞関連語に対するクラスタリング結果を表 1 に示す. 100 個のキーワードに対するクラスタリング結果をクラウドソーシングを用いて評価したところ, purity が 0.87, inverse purity が 0.91 であった. この結果から, クラスタリングの精度は十分に高く, 連想ゲームの効率的な出題が可能であると考えられる.

## 4. 連想ゲームのデザイン

本章では, 自動獲得した関連語知識の妥当性を評価するための連想ゲームのデザインについて述べる.

基本的なアイデアは, 人間であれば, 関連語の自動獲得結果が妥当ならば関連語集合を見るだけで, キーワード, もしくはそれに近いものを連想できるだろうというものである. そこで, プレイヤーに自動獲得した関連語集合をヒントとして提示し, キーワードを当ててもらおうという連想ゲー

ムを実施する. プレイヤーの回答とキーワードを比較し, 一致している, もしくは類似しているものが多ければ, 自動獲得結果は妥当であると判断できる.

このように, 本手法は, キーワードとその関連語 1 つ 1 つを対象に妥当性を評価するのではなく, あるキーワードに対する関連語の自動獲得結果全体の妥当性を判断する. このような手法をとることによって, 1 つのキーワードの評価に多くの判定を必要としないという利点がある. 本手法によって妥当ではないと判断された関連語集合については, 別途クラウドソーシングなどを利用することによって, 関連語 1 つ 1 つを確認, 修正することが考えられる.

連想ゲームの出題は, スマートフォンアプリの対話システム上で行う. これは, 1 章で述べたように, 対話システムの利用による「会話の楽しみ」がゲームを促進する要素となり, また逆に, 「ゲームの楽しみ」が対話を促進する要素となるからである. 対話システムの詳細は次節で述べる.

### 4.1 対話システムを利用した出題

近年の音声認識技術の向上とスマートデバイスの普及により, 音声対話システムが日常的に利用されるようになった. たとえば, Siri<sup>\*3</sup>はスマートフォンやタブレットなどのモバイル端末上で動作する対話システムとして, 多くのユーザーに使用されている. 一般的に, 対話はタスク指向対話と雑談対話に大別することができる. タスク志向対話はアプリの起動など, あるタスクを遂行することを目的としており, 雑談対話は, 特定の情報を提供するわけではなく, ユーザーと雑談を行うことを目的としている. 人間の日常の対話はタスク指向対話と雑談対話が混在したものであるといえる. 近年の音声対話システムにおいても, システムにはタスク指向の発話だけでなく, 多くの雑談が投げかけられることが分かっており, ユーザーは音声対話システムに便利さを求めているだけでなく, 会話を楽しむことを目的としても話しかけることが明らかになっている. 現在の雑談対話はエンタテインメントの側面が強いが, 将来的には商取引などでの信頼感の醸成や嗜好獲得, 医療や介護の場面で癒しや安らぎなどへの応用が期待されている. そこでユーザーの雑談欲求を満たすために様々な機能が搭載され始めており, 挨拶を返したり, 相槌を打つことや, Web から獲得した知識を利用した返答を行うなどの試みがなされている. また, 「話をして」や「歌って」といった幅広い発話にも対応することでユーザーとの対話を活性化させている.

そこで本研究では, 連想ゲームを Yahoo! JAPAN が提供している音声対話スマートフォンアプリである Yahoo! 音声アシスト<sup>\*4</sup> (以下では音声アシストと呼ぶ) の雑談対話機能の 1 つとして提供する. 音声アシストは, 対話エージェントを通じて検索などのタスク指向対話や, 占いなど

<sup>\*3</sup> <http://www.apple.com/jp/ios/siri/>

<sup>\*4</sup> <http://v-assist.yahoo.co.jp/>

<sup>\*2</sup> <http://igraph.org/python/>

の雑談対話機能も備えており、ダウンロード数も 100 万件を超えている。連想ゲームはユーザが問題を見て回答を発言するだけの簡単なものであるため、プレイするための作業的ハードルは低い。また、音声アシストはテキスト入力にも対応しているため、発言することが憚られるような場面でも遊ぶことができ、テキストベースのゲームとしても遊ぶことができる。

#### 4.2 出題方法

連想ゲームの出題は、まず最初に、名詞関連語クラスタ、動詞関連語クラスタ、形容詞関連語クラスタのそれぞれから 2 語ずつ、合計 6 語をヒントとして表示する。これは、一度にたくさんの関連語をスマートフォンの画面上に表示すると、読むのに時間がかかるためである。ここでプレイヤーの回答がキーワードと一致していないならば、関連語を追加し、合計 12 語を表示して再度出題する。本ゲームでは、この 2 回で正しいキーワードを回答できなければ、連想ゲームを終了する。この 2 回という設定は、1 回だけでは正答するのが難しい、ゲームはテンポよく進めることが望ましいという点を考慮して決定した。

連想ゲームは以下の手順で出題する。

- (1) 音声アシストの通常の対話処理状態で、プレイヤーが「連想ゲームしよう」などと話しかけることで出題処理に入る\*5。
- (2) キーワードを 1 語ランダムに選択する。
- (3) 名詞関連語クラスタ群、動詞関連語クラスタ群、形容詞関連語クラスタ群のそれぞれからクラスタを 1 つずつランダムに選択する。
- (4) 選択された 3 つのクラスタから、関連度が高い順に 2 語をヒントとして採用し、問題を出題する。
- (5) プレイヤーが回答する。
- (6) 回答の判定を行う。プレイヤーの回答がキーワードと一致していたら終了し、通常の対話処理に戻る。一致していない場合は、もう一度、手順 (3) と (4) を実施してヒントを増やし、問題を再出題する。なお、ここで追加するヒントは、(3) で出題したヒント (クラスタ) 以外から選択する。
- (7) プレイヤーが回答する。
- (8) 回答の判定を行う。いずれの判定でも終了し、通常の対話処理に戻る。

以下では、連想ゲームの 1 つの出題をプレイと表す。各プレイは最大 2 回の回答からなる。

実験では、関連語知識のキーワードのうち、Web 上での頻度で上位 3,000 位~10,000 位のもののうち、自動獲得された関連語集合が「妥当である」と著者が判断したものを 85 語、「妥当でない」と判断したものを 15 語の合計 100 語

\*5 音声アシストで連想ゲームが遊べることはユーザには広報されている。

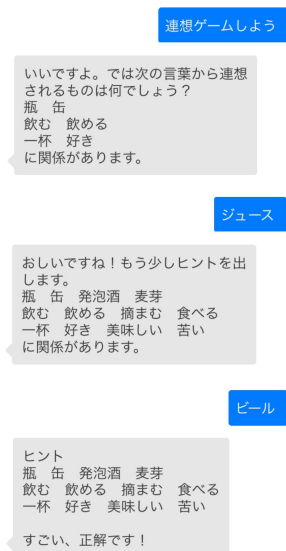


図 1 実際の連想ゲーム：正解のとき (青はプレイヤーの発言)  
 Fig. 1 Word association game. Blue balloons mean utterances of the player.

を出題した\*6。これは、自動獲得結果が良質なものの割合を高くすることによってゲーム性を高め、多くの人に連想ゲームをプレイしてもらうための設定である。連想ゲームを実際に連続運用するときには、これまでに妥当性が高いと判明したキーワード集合と未評価のキーワード集合を 1 対 1 程度の割合で出題すれば十分であると考えている。

#### 4.3 回答の判定基準

プレイヤーの回答は「Exact」、「Near」、「Bad」の 3 種類で判定する。プレイヤーの回答と、キーワードが完全に一致していた場合が「Exact」であり、回答とキーワードが類似していた場合が「Near」である。なお、以降では類似性の高い語を類義語と表現する。類似性は以下の 2 つの基準で評価する。まず 1 つは分布類似度を利用した類似性の評価である。本研究では、柴田ら [21] によって 6 億ページの Web コーパスから作成された分布類似度データベースを利用しており、類似度 0.1 以上であれば類義語であると判断した。2 つ目は word2vec を利用した基準である [11]。本研究では、1,000 万文の Web テキストから 500 次元の単語ベクトルを推定したものを利用し、キーワードと Cosine 類似度の高い上位 30 個を類義語であると判断した。この 2 つの基準のいずれかで、類義語であると判断された回答に対してシステムは「Near」と見なす。

図 1 に、実際のアプリ上での連想ゲームのやりとりを提示する。この図では、プレイヤーの回答が 1 回目に「Near」、2 回目に「Exact」であった場合である。プレイヤーの回答「ジュース」はキーワード「ビール」の類義語であると判断され、システム上でもプレイヤーのモチベーションを上げる

\*6 実験ではシステム上の問題で、このうち 87 語のみが出題された。



表 2 1.5 カ月分の連想ゲームログの統計情報

Table 2 Statistics of game logs for a month and a half.

プレイヤー数	14,823 人
実プレイヤー数	9,997 人
プレイ回数	19,438 回
Exact 回答数	6,930 回答
Near 回答数	4,470 回答
Bad 回答数	10,895 回答
回答時間最頻値	20.0 秒
1 人あたりの平均プレイ回数	1.9 回
最大プレイ回数	59 回

ように反応している。

## 5. 連想ゲームによる関連語知識の評価

本章では、連想ゲームのプレイヤーから収集したログを分析することによる関連語知識の評価について述べる。

連想ゲームは 2014 年 12 月中旬から本番環境で動作しており、今回は、87 語のキーワードに対する関連語を連想ゲームとして出題した。以下では、現時点で取得できた約 1.5 カ月分の大規模なログを分析した結果について説明する。

### 5.1 ログから得られる情報

連想ゲームのログからは、発話時刻、プレイヤー ID、プレイヤーの発話内容を取得することが可能である。まとめたものを表 2 に示す\*7。プレイヤーは 14,823 人いたが、1 回目の回答で不正解したままゲームを止める（タイムアウトする）プレイヤーもあり、1 回以上最後までプレイしたプレイヤー数（実プレイヤー数）は 9,997 人であった。実プレイヤー 1 人あたりが連想ゲームをプレイする平均回数は 1.9 回であった。また、1 人あたりの最大プレイ数は 59 回であり連想ゲームを大量にこなす人もいる。「Exact」「Near」「Bad」回答数は、1 回目と 2 回目の出題での回答を含んでいるため、その和はプレイ回数と一致しない。

ゲームログからは発話時刻が取得でき、プレイヤーが回答にかかる時間を計算することもできる。本研究ではゲームログ取得の都合上扱うことができなかったが、連想ゲームで遊ぶ前後の発話まで分析することで、より詳細にプレイヤーの傾向を分析することや、連想ゲームを行うプレイヤーのモチベーションを知ることができる可能性もあり、今後、詳細な分析を行う必要がある。

### 5.2 回答の集約方法

関連語集合の評価には、各キーワードごとのプレイヤーの

\*7 プレイヤー ID はゲームログから獲得した端末 ID から識別し、プレイヤー数はプレイヤー ID の数とした。システムの仕様により端末 ID の付与に失敗する場合があります。実際の 1 人あたりのプレイ数はより多い可能性がある。また、プライバシー上、プレイヤー ID からプレイヤーの詳細は取得できず、プレイヤー数には本論文の著者も含まれている。

回答で、頻度の高い上位 5 つの回答を利用する。これは音声対話を利用しているために発生する、意図しない発話や、音声認識のミスなどを除外するためである。これらに加え、「わからない」のような回答は事前に削除した。「わからない」を削除した理由は、具体性のある回答を優先的に採用するためである。採用した 5 つの回答に対して以下のように定義した正答率を計算した。

$$\text{正答率} = \frac{|Exact| + |Near|}{|Exact| + |Near| + |Bad|}$$

ただし、|Exact| は「Exact」と判定された回答の頻度であり、他も同様である。また、1 回目と 2 回目の回答は区別せずに集約した。

連想ゲームは、関連語知識の性質上、プレイヤーからの回答はキーワード以外にもキーワードの類義語も多く含まれる。実際に、キーワードの類義語が回答の多くを占める場合であっても、関連語集合の質が悪くない場合が多々あるため、|Near| を用いて正答率を計算することによって、そのような場合を考慮するようにした。

たとえば、キーワード「アイスクリーム」に対するプレイヤーの回答で頻度の高い上位 5 つの回答が、「アイスクリーム：55、ケーキ：33、アイス：32、プリン：19、ソフトクリーム：17」であり（数字は頻度）、そのうち「ケーキ」「アイス」「プリン」が Near と判定されたときは、 $Exact = 55, Near = 33 + 32 + 19 = 84, Bad = 17$  となり、 $\text{正答率} = \frac{55+84}{55+84+17} = 0.891$  となる。正答率に着目してログを分析することで、自動獲得結果の妥当性を評価した。基準として、認識ミスなど除外しきれなかったノイズ\*8や、類義語として正しく判定できなかった語の存在を考え、正答率が 0.3 よりも大きいキーワードの関連語集合を「妥当である」、正答率が 0.3 以下のキーワードの関連語集合を「妥当でない」と定義した。この 0.3 という閾値は、予備実験において、ランダムに設定した問題セットに対していくつかの閾値を試した結果、最も妥当だと判断して決定した。0.3 という低い閾値になった原因は、本来は類義語であるものが「Near」と判定できないケースが多かったためである。今後、「Near」と判定するカバレッジを改善する手法を検討する必要がある。この点については、5.4 節においても述べる。

上記のようにプレイヤーの回答を正答率を利用してまとめる作業を、回答集約と表現する。

### 5.3 人手評価との一致度

回答集約によって得られた判定が、人手で付けたラベルとどれだけ一致するかを測定した。4.2 節で示したように、出題したキーワード 87 語の関連語集合に対しては、著者が人手で「妥当である」、「妥当でない」の 2 値のラベルを付

\*8 キーワード「ガラス」に対する「カラス」など、音声認識が高頻度に間違える回答は除外しきれなかった。

表 3 人手ラベルとの評価

Table 3 Comparison with human annotations.

		人手評価	
		妥当である	妥当でない
ログ	妥当である	70	6
	妥当でない	6	5

表 4 正答率が高かった例

Table 4 Examples of players' answers with a high precision.

キーワード	出題例の一部	プレイヤーの回答	正答率
イベント	会場 フライ 情報 各種 知らせる 盛る 祭る 盛り上げる スペシャル ビッグ オフィシャル 最新	イベント, 41 パーティー, 19 コンサート, 16	0.907
	記念 企画 情報 各種 楽しむ 楽しめる 祭る 盛り上げる ワンマン 盛大 無事	祭り, 12 運動会, 9	
	知らせる 盛る 祭る 盛り上げる スペシャル ビッグ オフィシャル 最新		
アイスクリーム	チョコレート ケーキ 水菓子 ミルク 味わう 薫る 添える 焼く 美味しい 甘い 新鮮 たっぷり	アイスクリーム, 55 ケーキ, 33 アイス, 32	0.891
	牛乳 生クリーム デザート ヨーグルト 混ぜる 溶ける 食べる 作る 濃厚 滑らか 冷たい 暑い	プリン, 19 ソフトクリーム, 17	
	チョコレート ケーキ 牛乳 生クリーム 味わう 薫る 混ぜる 溶ける 美味しい 甘い 濃厚 滑らか		

けている。「妥当である」を正例として Precision, Recall, F 値を計算したところ, Precision : 0.92, Recall : 0.92, F 値 : 0.92 であった. 内訳を表 3 に示す. この結果は, 回答集約によって得られた判定が人手のラベルと 90%以上一致することを示しており, 連想ゲームによって関連語の自動獲得結果の質が判定できることを示唆している. 次節で, 回答の実例をふまえて連想ゲームに対する考察を行う.

#### 5.4 正答率の高いものに対する分析

正答率の高さは基本的には関連語集合の妥当性の高さを表していると判断できる. 表 4 に正答率が高かった回答を示す. ここで, プレイヤの回答のうち太字のものは「Exact」と判定されたもので, 下線のもの「Near」と判定されたものである. キーワード「アイスクリーム」に対するプレイヤーの回答は, 「アイスクリーム : 55, ケーキ : 33, アイス : 32, プリン : 19, ソフトクリーム : 17」であり, 「アイスクリーム」の同義語である「アイス」「ソフトクリーム」や「ケーキ」「プリン」などの関連語が回答されている. 自動獲得された関連語集合を見てみても, 「アイスクリーム」の関連語として妥当なものが多くとれており, 正答率の高さをもって関連語集合の妥当性の高さを評価できると考えられる. また, 現状の基準では「アイスクリーム」の類義語である「ソフトクリーム」を「Near」として判定することができなかつたため, 類義語判定のカバレッジは今後向上させる必要がある.

また, 正答率がある程度高い問題セットでは, プレイヤの回答集合から同義語, 類義語以外の新たな関連語を獲得することができると考えられる. たとえば, 表 4 のキーワード「イベント」では, 最多回答が「イベント」となっているが, 「イベント」以外の回答にある「パーティー」「コ

表 5 正答率が低かった例

Table 5 Examples of players' answers with a low precision.

キーワード	出題例の一部	プレイヤーの回答	正答率
直線	距離 馬 曲線 脚 伸びる 結ぶ 抜け出す 差す 垂直 ジグザグ 長い 速い	競馬, 101 足, 7 馬, 7 競馬場, 6 マラソン, 5	0.0
	番手 馬身 距離 馬 向く 走る 伸びる 結ぶ シンプル 丸い 垂直 ジグザグ		
	番手 馬身 曲線 脚 向く 走る 抜け出す 差す シンプル 丸い 長い 速い		
テーマ	講演 今回 作品 展示 沿う 読る 纏める 掲り下げる 永遠 重要 身近 主要	大学, 29 宇宙, 10 stap 細胞, 10 海, 7 化学, 6	0.0
	講演 今回 共通 討論 沿う 読る 取り組む 学ぶ 永遠 重要 様々 幅広い		
	研究 論文 講演 今回 決める 描く 沿う 読る 壮大 深い 永遠 重要		

ンサート」「運動会」は「イベント」の関連語でもある. 事前に「パーティー」や「コンサート」といった語は自動獲得されていたが, 「運動会」は関連語とは見なされていなかった. このように連想ゲームを行うことで新たな関連語を獲得することができる.

#### 5.5 正答率の低いものに対する分析

表 5 に, 正答率が 0.3 以下であったキーワードを示す. これらの例の回答においては, 「Exact」と「Near」に判定されたものは存在せず, 正答率は 0 であった. 基本的には正答率の低さは関連語の自動獲得結果の妥当性の低さを表している. たとえば, キーワード「直線」は正答率が低い. プレイヤの回答を見てみると, 「競馬 : 101, 足 : 7, 馬 : 7, 競馬場 : 6, マラソン : 5」と「競馬」関連の単語を回答していることが分かる. このことから, 「直線」の関連語の自動獲得結果は「競馬」を連想させるものであり, これは「直線」の関連語としての妥当性が低かつたことが分かる. このように正答率が低かつたものに着目することで, 質の低い関連語集合を特定することが可能である.

また, 妥当性の低い関連語集合を特定するだけでなく, プレイヤの回答を獲得手法に対するエラー分析と見なすこともできる. 自動獲得により, 「競馬」を連想させる単語が獲得されてしまった理由として, テキストのドメインが「競馬」に関するものに偏っていたためであると考えられる. ゲームフィクションのログを利用することで単なる妥当性の評価だけではなく, プレイヤの回答からどのような文脈の単語が獲得されているのかという情報も得ることができるため, エラーの傾向を判断することができる.

#### 5.6 プレイヤに関する分析

連想ゲームを行うプレイヤーの傾向を分析する観点として回答時間と回答数を考え, 人手評価との F 値を計算することで分析を行う. たとえば, クラウドソーシングでは回答時間が短い場合や, 回答数が多い場合にはそのワークが作業を真剣に行っていない可能性が高い. そのため連想ゲームに参加したプレイヤーの回答傾向を知ることは, ゲーム



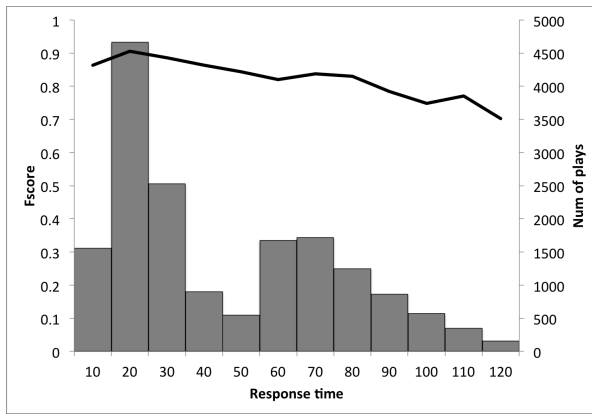


図 2 回答時間別に集計した回答数と F 値 (棒グラフは人数, 折れ線グラフは F 値を示す)

Fig. 2 Number of plays and F-score for each response time bin. The bar graph represents the numbers of plays, and the line graph represents the F-scores.

フィクションとしての連想ゲームの有効性を分析するうえで重要である。

まず、プレイヤーが回答にかけた時間別に「妥当である」を正例とし、人手評価との F 値を計算し分析を行った。あるプレイヤーの連続する発話の間隔を回答時間と呼び、10 秒刻みにして分析を行った。ここで回答時間が 120 秒を超えるような場合は回答数が少なかったため、120 秒以下の場合のみを対象として分析した。回答時間別の回答数と、回答時間別の F 値を結果を図 2 に示す。横軸は回答時間で、棒グラフは回答数を示し、折れ線は F 値を表している。まず、棒グラフで示した回答時間と回答数の関係に着目すると、多くの場合は 20 秒程度で回答を行うが、60 秒程経過してから回答する人も見られ、2つの傾向があることが見て取れる。これは連想の早さにはプレイヤー個人の能力や、キーワードの連想しやすさが影響しているからであると考えられる。一方、折れ線で示した F 値の変化を見てみると、80 秒あたりまでは F 値にはそれほど大きな変化はないが、それ以降は減少する傾向にある。このことからプレイヤーの能力や、問題によって回答時間には変化があるが、回答にかかる時間が一定時間内であれば、妥当性の評価にはあまり影響しないことが予想される。そのため回答に時間がかかりすぎてしまう場合は評価の精度が下がるため、評価には利用しないことや、回答に制限時間を設けることで、テンポ良くゲームを進めたり、ゲーム性を上げたりするような工夫を行える可能性がある。

次にプレイヤー 1 人あたりの回答数と、「妥当である」を正例として計算した F 値の関係に着目して分析を行った。プレイヤー 1 人あたりの回答数別の F 値を図 3 に示す。F 値にはばらつきが見られるが、回答数が多くなるほど減少するという傾向は見られない。ゲーミフィケーションと同様に群衆の知識を利用しているクラウドソーシングでは、ワーカのモチベーションが金銭であるため、回答数が多い

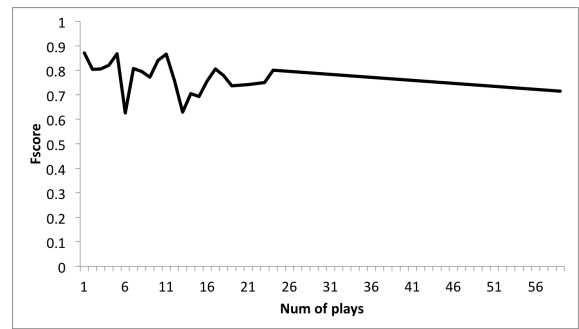


図 3 回答数別に集計した F 値

Fig. 3 F-score for each number of plays per player.

ワーカは作業を真剣に行っていない可能性が高い [14]。一方、連想ゲームのログからは回答数が多くても、作業を不真面目に行っている様子は見られず、ゲームに真剣に取り組んでいると思われる。これは連想ゲームのモチベーションが「ゲームの楽しみ」の享受であることが大きな要因として考えられ、連想ゲームからは質の高い判定を獲得できる枠組みであると考えられる。

## 6. まとめと今後の展望

本研究では、意味のまとまりで構造化された関連語知識を自動構築し、それをゲーミフィケーションを利用して評価した。関連語知識に関しては、コーパスからの共起情報を利用して獲得する既存手法を拡張し、名詞関連語・動詞関連語・形容詞関連語を自動獲得した。また、関連語の相互の関係に着目したグラフ構造の構築法を提案し、グラフクラスタリングアルゴリズムを適用することで、大まかな意味ごとにまとまった関連語知識の構築を行った。さらに、構造化された関連語知識を評価するため、音声対話を利用した連想ゲームを考案した。連想ゲームをスマートフォン上の対話システムに実装し、多くのプレイヤーからゲームログを収集した。このゲームログを集約することで、自動獲得された関連語知識の妥当性の評価ができることを示し、また、評価以外にも新たな関連語の獲得や、エラー分析が可能であることを示した。提案した連想ゲームの結果から、単純にクラウドソーシングを利用してアノテーションをする方法よりも金銭的なコストを削減することが可能であることも明らかになった。

本論文の実験では、100 キーワード (実際には 87 キーワード) の関連語についての評価しか行わなかった。今後は、ある程度ログが貯まって確からしい評価が得られるたびに、キーワード・関連語を入れ替える枠組みにすることによって、関連語知識の評価を大規模に行う予定である。

また、本手法によって妥当ではない判断された関連語知識について、別途クラウドソーシングなどを利用することによって修正することを検討したいと考えている。

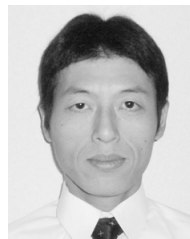
参考文献

- [1] Cooper, S., Treuille, A., Barbero, J., Leaver-Fay, A., Tuite, K., Khatib, F., Snyder, A.C., Beenen, M., Salesin, D., Baker, D. and Popovic, Z.: The challenge of designing scientific discovery games, *Proc. 5th International Conference on the Foundations of Digital Games*, pp.40–47 (2010).
- [2] Fellbaum, C.: *WordNet: An Electronic Lexical Database*, Bradford Books (1998).
- [3] Girvan, M. and Newman, M.E.J.: Community structure in social and biological networks, *Proc. National Academy of Sciences*, Vol.99, No.12, pp.7821–7826 (2002).
- [4] Herdağdelen, A. and Baroni, M.: Bootstrapping a Game with a Purpose for Commonsense Collection, *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.*, Vol.3, No.4, pp.59:1–59:24 (2012).
- [5] Hladká, B., Mírovský, J. and Schlesinger, P.: Play the Language: Play Coreference, *Proc. ACL-IJCNLP 2009*, pp.209–212 (2009).
- [6] Hoffart, J., Suchanek, F.M., Berberich, K., Lewis-Kelham, E., de Melo, G. and Weikum, G.: YAGO2: Exploring and Querying World Knowledge in Time, Space, Context, and Many Languages, *Proc. 20th International Conference Companion on World Wide Web*, pp.229–232 (2011).
- [7] Jurgens, D. and Navigli, R.: It's All Fun and Games until Someone Annotates: Video Games with a Purpose for Linguistic Annotation, *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, Vol.2, pp.449–464 (2014).
- [8] Lafourcade, M.: Making people play for Lexical Acquisition with the JeuxDeMots prototype, *SNLP'07: 7th International Symposium on Natural Language Processing*, Pattaya, Chonburi, Thailand, p.7 (2007).
- [9] Matsuo, Y., Sakaki, T., Uchiyama, K. and Ishizuka, M.: Graph-based Word Clustering Using a Web Search Engine, *Proc. EMNLP2006*, pp.542–550 (2006).
- [10] Mendes, P., Jakob, M. and Bizer, C.: DBpedia: A Multilingual Cross-domain Knowledge Base, *Proc. LREC2012* (2012).
- [11] Mikolov, T., Sutskever, I., Chen, K., Corrado, G.S. and Dean, J.: Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality, *Proc. NIPS 26*, pp.3111–3119 (2013).
- [12] Poesio, M., Chamberlain, J., Kruschwitz, U., Robaldo, L. and Ducceschi, L.: Phrase Detectives: Utilizing Collective Intelligence for Internet-scale Language Resource Creation, *ACM Trans. Interact. Intell. Syst.*, Vol.3, No.1, pp.3:1–3:44 (2013).
- [13] Rapp, R.: Corpus-based Computation of Reverse Associations, *Proc. LREC'14*, pp.1380–1386 (2014).
- [14] Snow, R., O'Connor, B., Jurafsky, D. and Ng, A.Y.: Cheap and Fast – but is It Good?: Evaluating Non-expert Annotations for Natural Language Tasks, *Proc. EMNLP2008*, pp.254–263 (2008).
- [15] Vannella, D., Jurgens, D., Scarfini, D., Toscani, D. and Navigli, R.: Validating and Extending Semantic Knowledge Bases using Video Games with a Purpose, *Proc. ACL2014*, pp.1294–1304 (2014).
- [16] Venhuizen, N.J., Basile, V., Evang, K. and Bos, J.: Gamification for Word Sense Labeling, *Proc. 10th International Conference on Computational Semantics (IWCS 2013)*, pp.397–403 (2013).
- [17] von Ahn, L.: Games with a Purpose, *IEEE Computer*, Vol.39, No.6, pp.92–94 (2006).
- [18] von Ahn, L. and Dabbish, L.: Labeling images with a computer game, *CHI*, pp.319–326 (2004).
- [19] von Ahn, L., Kedia, M. and Blum, M.: Verbosity: A Game for Collecting Common-sense Facts, *Proc. SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '06*, pp.75–78 (2006).
- [20] 進 義治, 黒橋 禎夫: 名詞関連語知識に基づく文章のグラフ表現とその応用, 言語処理学会第 20 回年次大会, pp.1007–1010 (2014).
- [21] 柴田知秀, 黒橋 禎夫: 超大規模ウェブコーパスを用いた分布類似度計算, 言語処理学会第 15 回年次大会, pp.705–708 (2009).



町田 雄一郎

2013 年京都大学総合人間学部卒業。2015 年同大学院情報学研究科知能情報学専攻修士課程修了。同年株式会社リクルートライフスタイル入社，現在に至る。



河原 大輔 (正会員)

1997 年京都大学工学部電気工学第二学科卒業。1999 年同大学院修士課程修了。2002 年同大学院博士課程単位取得認定退学。東京大学大学院情報理工学系研究科学術研究支援員，独立行政法人情報通信研究機構主任研究員を経て，2010 年より京都大学大学院情報学研究科准教授。自然言語処理，知識処理の研究に従事。博士（情報学）。



黒橋 禎夫 (正会員)

1994 年京都大学大学院工学研究科電気工学第二専攻博士課程修了。博士（工学）。2006 年 4 月より京都大学大学院情報学研究科教授。自然言語処理，知識情報処理の研究に従事。言語処理学会 10 周年記念論文賞，同 20 周年記念論文賞，第 8 回船井情報科学振興賞，2009 IBM Faculty Award 等を受賞。2014 年より日本学術会議連携会員。



颯々野 学 (正会員)

1991年京都大学工学部電気工学第二学科卒業。同年より富士通研究所研究員。1999年より1年間、米国ジョージ・ホプキンス大学客員研究員。2006年よりヤフー株式会社勤務。自然言語処理の研究開発に従事。2008年京都

大学大学院情報学研究科知能情報学専攻博士後期課程修了。博士(情報学)。