

カテゴリ情報を持つ文の分散表現による 逆引き辞書の精度向上

Inprovement in Accuracy of Reverse Dictionary by Predicting Target Word's Category

森永 雄也^{1*} 山口 和紀¹
Yuya MORINAGA¹ Kazunori YAMAGUCHI¹

¹ 東京大学
¹ The University of Tokyo

Abstract: 逆引き辞書は、ある概念を説明した文を入力するとその文が表す概念に対応する単語を出力するシステムである。Hill et al. (2016) は辞書データからの学習により、入力文に含まれる単語列のベクトル群を、行列、あるいは Recurrent Neural Network により変換して、入力文を単語の word2vec 分散表現空間のベクトルとして表現する関数を作成し、この関数によって入力の“解釈”を行い単語を検索する分散表現逆引き辞書モデルを提案した。本研究は、WordNet で定義されている lexname をカテゴリとして用いて、入力文が表す単語の（人が見れば推定可能な）カテゴリ情報を Hill のモデルが利用できていない可能性を指摘し、仮にこのモデルが正しいカテゴリ内の単語に絞って検索を行うことができれば精度が大きく向上することを示した。更に、Kim (2014) の Convolutional Neural Network によるテキスト分類を応用してカテゴリ情報を推定する手法、及びそれを用いたカテゴリ推定分散表現逆引き辞書モデルを提案し、検索精度を向上させることに成功した。

1 はじめに

一般的な辞書は、単語を定義にマッピングする。これとは逆に、ある概念の定義あるいは説明をその概念を表す単語にマッピングするシステムが逆引き辞書である。逆引き辞書により、舌先現象 (Tip of the Tongue Problem[8]) のような、意味はわかるが名前が思い出せない（あるいは知らない）という状況を解決することができる。クロスパードパズルのソルバ [2] としても応用例がある。逆引き辞書の困難な点は、入力候補である文が無数に存在することである。入力文はある単語の説明になっているという前提を考えると入力候補は限られるが、それでも同じ単語を説明する文を網羅することは難しい。例えば、WordNet[5] における ‘brother’ の定義は ‘a male with the same parents as someone else’ となっているが、逆引き辞書はこの定義文だけでなく ‘son of my parents’ という説明文についても ‘brother’ へのマッピングを行わなければならない。このため、逆引き辞書の実装には、未知の入力文と出力候補となる各単語との「近さ」を計算できる機構が必要となる。

Node-Graph Architecture モデル [9] は、辞書データを用いて「ある単語が別の単語の定義中に現れる」と

いう関係から単語の隣接行列を作り、得られたグラフ構造上で入力文中の単語を表すノード群から探索を行うことで逆引き辞書を実現するモデルである。このモデルにおいては、グラフのパスの長さが単語間の距離、辞書データ中での頻度の低さが単語の重要度とされ、入力文中でより重要な単語と距離が近い候補が優先的に出力される仕組みになっている。このモデルによる逆引き辞書は、扱う語彙を 3,000 語に絞った評価において、既存の商用逆引き辞書である OneLook Reverse Dictionary¹ を上回る性能を示している。

より大規模な語彙について実験を行ったものとして、分散表現逆引き辞書モデル [2] がある。このモデルは、word2vec 単語ベクトルと辞書データからの学習により、単語ベクトル空間に入力文を射影する、すなわち単語の意味空間上で入力文の意味を分散表現することによって「解釈」を行い単語を検索するモデルである。これは定義中の各単語の分散表現ベクトル群を入力として、定義される語に近いベクトルを出力する関数を学習するというものである。関数としては線形変換と Recurrent Neural Network (RNN) [4] による変換の 2 種類が用いられている。この関数によって入力文を「解釈」して検索を行う逆引き辞書は、人が記述した説明文を用いた評価において、OneLook Reverse Dictionary

*連絡先：東京大学 総合文化研究科
〒153-8902 東京都目黒区駒場3丁目8-1
E-mail: morinaga@graco.c.u-tokyo.ac.jp

¹<http://onelook.com/reverse-dictionary.shtml>

と比べ遜色のない性能を示した。本研究はこのモデルを用いて実験を行った。

逆引き辞書は、単語の説明による検索に特化した質問応答システムの一種と見ることもでき、従って一般的な高精度な質問応答システムの手法を応用することで性能の改善が期待できる。Watson [7] は、アメリカのクイズ番組 *Jeopardy!* において人間に勝利した質問応答システムである。Watson は質問文の分析によって答えのカテゴリを推定することで回答候補を絞り込み、候補内の順位付けに基づいて回答を行うという手法を採用している。Watson の詳細な仕様は公開されていないが、同様のアプローチを取ることは可能である。そこで著者らは、分散表現逆引き辞書モデルに入力文の分散表現とは独立なカテゴリ推定による絞り込み機能を加えることで精度が向上するのではないかと考えた。

まず、カテゴリ情報が分散表現逆引き辞書モデルの検索結果に与える影響を調べるために、カテゴリと word2vec 単語空間の関係を分析したところ、word2vec 空間においては様々なカテゴリに属する単語のベクトルが重なり合って分布していることがわかった。このことから、word2vec 空間上で文を分散表現すると、その文が表す概念の（本来は推定可能であったかもしれない）カテゴリ情報が抜け落ちてしまうことが予想できる。そこで、仮にカテゴリ情報を適切に推定できたとすると、分散表現逆引き辞書モデルによる単語検索のスコアが大きく上がることも確認できた。

この結果を受けて、本研究はカテゴリ推定と分散表現逆引き辞書モデルを併せたカテゴリ推定逆引き辞書モデルを提案する。

カテゴリ推定には word2vec 単語ベクトルを用いた Convolutional Neural Network (CNN) テキスト分類モデル [3] を利用する。このモデルを採用したのは、入力文を 1 つの分散表現に落とし込む前の情報、すなわち入力文に含まれる全単語ベクトルの情報を用いればカテゴリ情報を推定できるのではないかという考えに基づく。具体的には、WordNet から取った synset (WordNet における情報のユニットで、一つの「概念」に対応する) の定義と lexname (lexicographer file name, 45 種類のカテゴリタグ) の訓練用ペアデータから、word2vec 単語ベクトルを用いて、CNN によるテキスト分類モデルの学習を行い、カテゴリ推定器とした。

このカテゴリ推定器と分散表現逆引き辞書モデルを併せたのが、提案モデルであるカテゴリ推定分散表現逆引き辞書モデルである。Hill が配布しているユーザディスクリプションを用いた評価により、提案モデルのスコアが分散表現逆引き辞書モデルのスコアを上回ることが確認できた。この結果から、文章からカテゴリを推定し、推定したカテゴリ内の単語を対象に word2vec 空間上の分散表現で検索を行うことで、より精度の高い単語検索が可能であることが示された。

次章以降の構成は以下のようにになっている。第 2 章では先行研究である分散表現逆引き辞書モデルと CNN テキスト分類モデル [3] についての説明を行う。第 3 章では word2vec 単語ベクトルのカテゴリ分析を行い、分散表現逆引き辞書モデルの問題点と提案モデルの指針を明確にする。第 4 章では本研究で提案するモデルの詳細について述べる。第 5 章では実験の詳細と結果、考察を記述し、第 6 章で本研究のまとめと課題、今後の展望を述べて結びとする。

2 先行研究

本章では、本研究がベースとした分散表現逆引き辞書モデルとテキスト分類モデルを概説する。2.1 節では分散表現逆引き辞書モデルについて、2.2 節ではテキスト分類モデルについて述べる。以下、単語 w の（縦）ベクトルを v_w と書き、モデルへの入力を $s = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ とする。また、以下の $\phi(x)$ は活性化関数で、任意の非線形な微分可能関数を指すが、本研究では各先行研究に倣い $\phi(x) = \tanh(x)$ を採用している。

2.1 文の分散表現モデル

本節では入力文の分散表現モデルについて説明する。これにより分散表現した入力文のベクトルとの cosine 距離を用いて候補となる単語のランク付けを行い出力するのが分散表現逆引き辞書モデルである。

2.1.1 Bag of Words (BOW)

BOW 分散表現モデルは、入力文中の単語ベクトルの総和を線形変換したものを入力文の分散表現として出力するモデルであり、以下のように表される。ここで、 v の次元を D として、 W は $D \times D$ の行列で、 A_j は D 次元のベクトルである。

$$\begin{aligned} A_1 &= Wv_{w_1} \\ A_{i(>1)} &= A_{i-1} + Wv_{w_i} (= W \sum_{j=1}^i v_j) \end{aligned}$$

W は線形変換を行うので、長さ n の入力文に対してこのモデルで最終的に出力される ($=v_{w_n}$ まで読み込んだときの) ベクトル A_n は文中の単語ベクトルの総和に W をかけたものと同じベクトルである。従って、このモデルは語順を考慮しない (Bag of Words)。

モデル学習の際は、これによって計算した文の分散表現と教師例の単語ベクトルからコストを計算し、確率的勾配降下法によって W を更新する。コスト関数は cosine 距離と rank loss 関数の 2 種類である。rank loss

関数とは、以下のような関数である。ある文 s と目的の単語 t の rank loss は、

$$\max(0, 0.1 - \cos(v_s, v_t) + \cos(v_p, v_{\text{rand}}))$$

と定義される。ただし v_{rand} は v_t 以外からランダムに選ばれた単語ベクトル、 $\cos(a, b)$ は cosine 類似度関数である。

2.1.2 Recurrent Neural Network (RNN)

Recurrent Neural Network 分散表現モデル（以下 RNN 分散表現モデルと記述）は、入力文中の各単語ベクトルを順に読み込んで状態を更新し、最終的な状態を入力文の分散表現として出力するモデルである。このモデルでは、入力 s の $j (= 1 \text{ or } i > 1)$ 番目までの単語のベクトルを読みこんだ時の状態を A_j とすると、

$$\begin{aligned} A_1 &= \phi(Wv_{w_1} + b) \\ A_{i(>1)} &= \phi(UA_{i-1} + Wv_{w_i} + b) \end{aligned}$$

となる。ただし、 W と U は $D \times D$ の行列で、 A_j は D 次元のベクトルである。最後の v_{w_n} を読みこんだ A_n が最終的な文の分散表現となる。これは過去の状態を考慮しつつ新しい状態を計算するモデルであり、最終的な出力は語順が考慮された分散表現になることが期待できる。学習方法、コスト関数は前項と同じだが、更新する対象は W, U, b の 3 つである。

また、過去の状態に U を繰り返しかける影響で、RNN は古い入力の影響が非常に小さくなる（あるいは非常に大きくなる）という欠点がある。そこで Hill は、実装の際に Long Short Term Memory [10] を取り入れてこの問題に対処している。

2.2 テキスト分類モデル

2.2.1 Convolutional Neural Networks (CNN)

Convolutional Neural Networks テキスト分類モデル（以下 CNN 分類モデルと記述）は入力文中の各単語ベクトルから文全体の特徴ベクトルを一つ作り、softmax 関数によって分類先の確率を出すモデルである。

CNN 分類モデルにおいて、入力 s の特徴ベクトル C とカテゴリ i の確率 $p(i)$ は以下のように計算される。

$v_{w_j:w_{j+h-1}}$ は w_j から w_{j+h-1} までの h 個の単語の D 次元ベクトルを順に連結した $h \times D$ 次元の（縦）ベクトルで、 W_i も同様に $h \times D$ 次元の（横）ベクトルである。これは任意長の入力を固定長（=カテゴリ数）の特徴に変換し、softmax 関数によって各次元の和を 1 にす

ることで確率とするモデルになっている。

$$\begin{aligned} c_{i,j} &= \phi(W_i v_{w_j:w_{j+h-1}} + b_i) \\ c_i &= \max_j(c_{i,j}) \\ C &= (c_1, c_2, \dots, c_k) \\ p(i) &= \frac{\exp(c_i - \max_l c_l)}{\sum_m \exp(c_m - \max_l c_l)} \end{aligned}$$

このモデルにより算出した確率と訓練データを照らし合わせ、確率的勾配降下法によって学習を行う。

また、過学習を防ぐため、学習の際は W をランダムにマスキングしている（dropout）。

3 単語ベクトルの分析

この章では、カテゴリの絞り込みが分散表現逆引き辞書モデルでの検索結果に与える影響を調査するため、word2vec によって学習した単語ベクトルとカテゴリの関係について分析する。なお、逆引き辞書という用途上、用いるカテゴリ情報としては辞書による分類データが適切と考え、本研究では WordNet から取った synset ごとの lexname² をカテゴリ情報として使用している。なお、1 つの synset は複数の単語からなり、各単語は複数の synset に属することがあるため、1 つの単語が複数の lexname に属する場合もある。

3.1 単語のカテゴリ分析

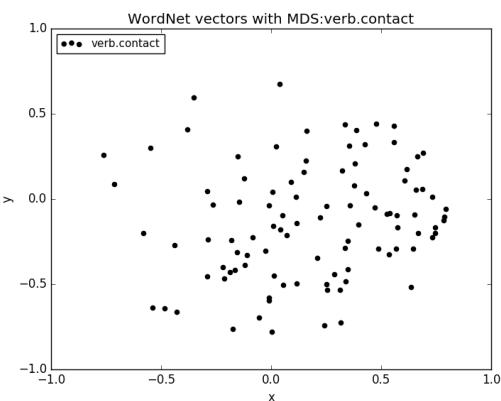


図 1: verb.contact に属する単語ベクトルの分布

本節では、word2vec 単語空間におけるカテゴリ間の関係を分析することにより、分散表現逆引き辞書モデルが推定カテゴリ情報を利用することで性能が改善で

²<https://wordnet.princeton.edu/man/lexnames.5WN.html>

きるのかを調査する。仮にカテゴリが入り組んでいたり、ある単語の周辺に異なるカテゴリの単語が多く存在していたならば、カテゴリ情報による改良の余地があると言える。

また、もしカテゴリが完全にランダムに割り当てられていれば、もちろんこれらの性質は満たされるが、ランダムなカテゴリを推定することは難しい。本節の調査が目的とするのは、少なくとも人が定義を見れば予想可能なカテゴリについて絞り込みの意味があるかを調べることである。

本分析では、まず各カテゴリに属する単語群の word2vec ベクトルの分布を Multi Dimensional Scaling (MDS) によって可視化し、カテゴリ毎の大まかな分布を視覚的に調べた。45 種の各カテゴリに属する単語を 100 個ずつ（そのカテゴリに属する単語数が 100 以下の場合は全て）サンプリングし、プールする。サンプリングを行うのは計算量を減らすためである。プールした単語群の各単語の word2vec ベクトルの cosine 距離に基づいて 2 次元 MDS を作成した。

カテゴリ毎の MDS のうち、視覚的にまとまりが見られたのは noun.animal, noun.food, noun.plant の 3 カテゴリだけで、ほとんどのカテゴリでは図 1 のようにまとまりが見られなかった。

この結果からは、word2vec 単語空間においては多くのカテゴリが互いに重なり合っており、このことからある 1 つの単語を表す word2vec 空間のベクトルからカテゴリ情報を復元するのは難しいことが予想される。従って、文を word2vec 空間で分散表現する先行研究の分散表現逆引き辞書モデルがカテゴリ情報を考慮できていない可能性がある。

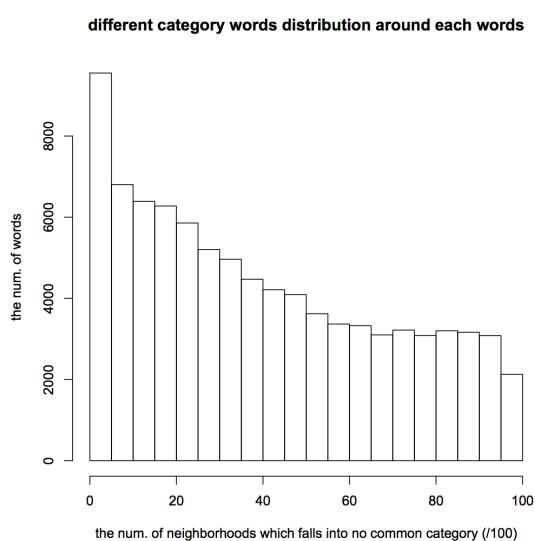


図 2: word2vec 空間に於いて、各単語の近傍 100 単語中で中心単語と同じカテゴリに属さない単語数の分布

次に、全単語の近傍（cosine 距離が小さい）100 単語を計算し、中心の単語と同じカテゴリに属さない単語の数を数えた。図 2 がこの結果のヒストグラムである。横軸が近傍 100 単語のうち中心とカテゴリを共有していない単語の数で、そのような中心単語の数が縦軸である。これを見ると、近傍に中心と同じカテゴリに属す単語が固まっている場合も多くあるが、近傍の半分以上が全く異なるカテゴリの単語であるような単語も無視できない数ある。従って、カテゴリ情報による検索空間の絞り込みで単語検索の精度が上がることが期待できる。

4 提案モデル

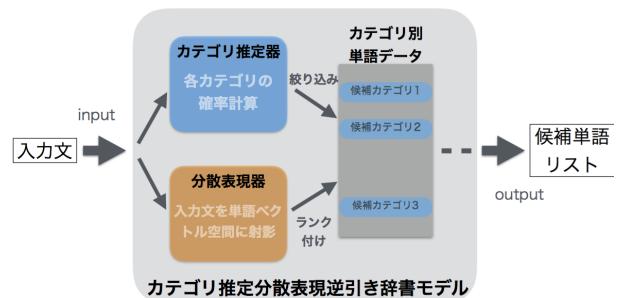


図 3: 本研究の提案するカテゴリ推定分散表現逆引き辞書モデル

本研究が提案するのは、分散表現逆引き辞書モデル [2] と CNN テキスト分類モデル [3] によるカテゴリ推定器を組み合わせたカテゴリ推定分散表現逆引き辞書モデルである。このモデルを図示したのが図 3 である。提案モデルは入力文を受け取るとその文が表す単語のカテゴリを推定し、推定したカテゴリ内の単語から入力文の分散表現を使って近いものを探すという検索システムになっている。

ここでは推定によって検索先のカテゴリをいくつに絞り込むかが問題となる。少数のカテゴリに絞り込んだ場合、絞り込み先に正解カテゴリが含まれている（＝推定に成功する）可能性は低くなるが、推定に成功した場合には目的の単語の順位が大きく向上することが期待できる。逆に多数のカテゴリに絞り込んだ場合、絞り込み先に正解カテゴリが含まれている可能性は高くなるが、推定に成功した場合の順位の向上は少数のカテゴリに絞り込んだときより劣ると考えられる。

カテゴリ推定に使用する CNN テキスト分類モデルでは、与えられた文に対してカテゴリごとにそのカテゴリに属する確率が求められるため、本研究ではこの確率情報をを利用して提案モデルの推定カテゴリ数を動的に決定することとした。

ある入力文 q の target word t_q がカテゴリ c_1, c_2, \dots, c_n に属す確率が $p_{c_1} \geq p_{c_2} \geq \dots \geq p_{c_n}$ (実験では $n = 45$) であったとする。このとき、 t_q が推定確率の上位 m カテゴリのどれにも属さない確率は $\prod_{i=1}^m (1 - p_{c_i})$ となる。提案モデルでは $\prod_{i=1}^m (1 - p_{c_i}) < k$ を満たす最小の m 個の上位カテゴリを採用する。この閾値 k をモデルのパラメータとして failure-rate という。

モデルの詳細なプロセスは以下の通りである。

入力：入力文（単語列） q

1. q が表す単語のカテゴリ別確率 $p_{c_1^q} \geq p_{c_2^q} \geq \dots \geq p_{c_m^q}$ を計算
2. failure-rate に従って確率が上位の m カテゴリ c_1^q, \dots, c_m^q を決定
3. q の分散表現 v_q を計算
4. c_1^q, \dots, c_m^q のどれかに属す単語をその単語のベクトルと v_q との cosine 類似度順に並べ替える

出力：cosine 類似度について上位 100 単語

5 実験

本章では、分散表現逆引き辞書モデルにカテゴリの情報を与えることによる精度の変化について調べた。5.1 節では 2.1 節に基づいた文の分散表現モデルの学習と精度の評価を行い、5.2 節で仮に入力文が表す target word の属すカテゴリ内で分散表現逆引き辞書が検索を行った場合大きく精度が向上することを確認した。しかし実際は正しいカテゴリ情報は不明であり、従ってカテゴリ情報を推定する必要がある。5.3 節では 2.2 節に基づいた文のカテゴリ分類モデルの学習を行い、5.4 節では分散表現と分類についての 2 つの学習結果を併せた本研究の提案するカテゴリ推定分散表現逆引き辞書モデルの実験結果を示す。

5.1 分散表現逆引き辞書モデルの学習

この節では 2.1 節に基づいた分散表現逆引き辞書モデルの学習と評価 ([2] の再現実験) について述べる。ここで用いた訓練用データの一部 (word2vec ベクトルデータ) と評価用データは Hill が配布しているもの³を使用した。訓練データには約 370,000 語の 500 次元 word2vec 単語ベクトルと、教師例辞書データとして約 540,000 個の（単語：定義）のペアを用いた。ベクトルなどと同様、辞書データも Hill によって配布されている。

³<http://www.cl.cam.ac.uk/~fh295/dicteval.html> で配布されている。

るが、タグなどの処理が不十分であったため、配布データ中で定義されている全単語について、Wordnik API⁴からアクセス可能な全フリー辞書から定義を取り直し、本節の教師例辞書データとした。また、配布データには（クロスワードソルバとしての用途のため）より一般的な単語に対応できるよう Wikipedia のデータも含まれていたが、本データにはこれらのデータは含まれていない。（逆引き辞書の用途としては、学習に用いるのが Wikipedia を除いた辞書データのみでも大きく結果に変動はないと判断した。）なお、辞書データ中に現れる単語のうち、単語ベクトルがないものは無視した。また、学習には Hill が公開している実装⁵を利用した。

学習したモデルの評価指標としては、実際に検索を行った場合に目的の単語が上位 1 個/10 個/100 個に入っていた割合 (accuracy@1/10/100) と順位の中央値をスコアに用いた。検索空間は WordNet に定義のある全単語（約 90,000 語）である。Hill は 66,000 語の語彙リストを用いて検索空間を設定していたが、本研究は WordNet のカテゴリ情報を利用するためこのような設定とした。また、評価用のデータとしては、配布されている WordNet 辞書データ (seen/unseen) と人による記述（以下、ユーザディスクリプションと書く）の 3 種類を用いたが、そのうち検索対象の語の単語ベクトルがわかつてないものは除いた。seen は分散表現逆引き辞書モデルの訓練データに含まれるもの、unseen は含まれないものである。ベースラインとしては、入力文中のストップワード⁶（以下、sw と略すことがある）を除いた各単語のベクトルの和をその文の分散表現として採用する word2vec add モデルを用いた。

表 2 の上 3 つのブロックが評価結果である。1 つ目のブロックが学習に用いた一部の辞書データ (seen)、2 つ目のブロックが学習に用いなかった一部の辞書データ (unseen)、3 つ目がユーザディスクリプションを使った評価スコアである。[2] の論文に掲載されている結果との差として、辞書データによる評価スコアがユーザディスクリプションによる評価スコアよりも顕著に低い (Hill の研究結果によれば辞書データによる評価スコアがユーザディスクリプションによる評価スコアを上回っていた)。辞書の定義中には答えとなる単語が括弧の中に書かれている場合があるが、本研究は学習・評価の際、定義中の括弧で囲まれた部分を削除しているため、このような結果になったのではないかと考えられる。辞書の定義よりもユーザディスクリプションの検索スコアが良いという結果は、単語ベクトルは人間の書いた文書コーパスから学習されたものであるため、単語ベクトルを用いた検索は辞書の定義よりも人

⁴<http://developer.wordnik.com>

⁵<https://github.com/fh295/DefGen2>

⁶<http://www.ranks.nl/stopwords> の DefaultEnglishstopwordslist を使用

間による記述であるユーザディスクリプションに適しているのだと解釈できる。また、ユーザディスクリプションによる評価についても全体的なスコアが先行研究よりもやや低くなっているが、これはより検索空間が広い（およそ1.5倍になっている）ことと学習データが少ないことが原因の可能性がある。

モデルごとの評価としては、BOW モデルは seen と unseen のスコアに大きな差がなくユーザディスクリプションについても比較的良いスコアを記録していることから汎化性能があり、RNN モデルは seen から unseen に移ると（特に accuracy@100 と median について）大きくスコアが悪化することからやや過剰適合の傾向が見られることが言える。また、BOW モデル、RNN モデルどちらも、ユーザディスクリプションによる評価スコアは rank loss をコスト関数とした方が良い値を示している。

5.2 各単語が属す單一カテゴリ内での検索スコア（ユーザディスクリプション）

モデル	accuracy@1/10/100	median
w2v add (sw, ideal)	0.05 / 0.50 / 0.84	10
BOW cosine (ideal)	0.16 / 0.56 / 0.88	7
BOW rank (ideal)	0.17 / 0.57 / 0.89	6
RNN cosine (ideal)	0.16 / 0.46 / 0.71	13
RNN rank (ideal)	0.15 / 0.48 / 0.76	11

表 1: カテゴリ推定分散表現逆引き辞書モデルの近似理想スコア

本研究の目的は、ユーザディスクリプションを使った検索の精度がより良くなるような逆引き辞書システムを構築することである。本研究はこのための手段としてカテゴリ推定をモデルに組み込むが、本節ではユーザディスクリプションについてこのカテゴリ推定が理想的に動作した場合のスコアを近似的に調べる予備実験を行い、カテゴリ推定を組み込むという方針でどれくらいスコアが上がる見込みがあるのかを調べて提案モデルの目標値とした。

「カテゴリ推定が理想的に動作する」とは、どの入力文に対してもその文が表す単語の唯一のカテゴリを正しく推定し、そのカテゴリのみに検索空間を絞り込むということである。ここでの注意として、検索対象となる単語は複数の概念の意味を内包するため複数のカテゴリに属し得るが、検索のための記述はその中の特定のカテゴリに属する概念としての単語を探すことを試みている（と本研究では仮定している）。従って、正解となるカテゴリはどんな入力に対しても一つだけしか存在しない。

表 1 は、前節で学習した分散表現逆引き辞書モデルが、検索対象となる語が属する單一カテゴリ内で検索を行った場合のスコアを調べたものである。なお、1つの単語が複数のカテゴリに属する場合は、どのカテゴリがその記述に適切な真の正解かを判別するのが難しかため、それぞれのカテゴリで検索した場合の順位の中央値をその単語の検索順位とした。これはカテゴリ推定が理想的に動作する場合の近似になっている。

この近似理想スコアを表 2 の 3 つ目のブロックと比較すると、いずれのモデルも單一カテゴリ推定に成功すれば大きく精度が向上することがわかる。これが提案モデルの目標スコアとなる。

5.3 カテゴリ推定器の学習

この節では 2.1 節に基づいた CNN テキスト分類モデルによる CNN カテゴリ推定器の学習について述べる。訓練データには約 370,000 語の 500 次元 word2vec 単語ベクトル（前節と同じもの）と、教師例として約 120,000 個の（カテゴリ：定義）のペアを用いた。カテゴリデータは WordNet の各 synset についての lexname と定義をペアにしたもので、前節で用いた教師例辞書データとは異なるデータである。このカテゴリは noun.animal, noun.body, verb.cognition など、45 種類ある。モデルの学習には Harvard NLP による実装⁷を利用した。

10 分割交差検定によるモデルの評価は、訓練データにおける分類成功率（最も分類確率が高い 1 カテゴリの正解率）が平均 93%、テストデータにおける分類成功率が平均 83% という結果となった。このテストデータは訓練データと同様 WordNet から取った定義とカテゴリのペアだが、逆引き辞書に適用する際は定義ではなくユーザディスクリプションを分類する必要があるため、このテストスコアよりもやや精度が下がることが予想される。しかし現状ではユーザディスクリプションとカテゴリのペアデータを用意できていない⁸ため、ユーザディスクリプションの分類成功率は今後検証する予定である。

5.4 カテゴリ推定分散表現逆引き辞書モデルの評価と考察

この節では 5.1 節と 5.3 節で学習した 2 つのモデルを併せて、第 4 章で提案したカテゴリ推定分散表現逆引き辞書システムを作り、評価を行った。パラメータである failure-rate は、{1, 0.5, 0.4, 0.3, 0.2, 0.1, 0.05, 0.01,

⁷<https://github.com/harvardnlp/sent-conv-torch>

⁸Hill が配布しているユーザディスクリプションには検索対象語とその説明しかないので、複数のカテゴリに属する検索対象語については被験者がどのカテゴリを想定して記述したのかを確定できない。

モデル	訓練データ	評価データ	accuracy@1	accuracy@10	accuracy@100	median
w2v add (stopword)	-	辞書 (seen)	0.02	0.16	0.40	194
BOW cosine	(単語：定義)	辞書 (seen)	0.07	0.28	0.50	99
BOW rank	(単語：定義)	辞書 (seen)	0.07	0.27	0.49	105
RNN cosine	(単語：定義)	辞書 (seen)	0.10	0.28	0.50	98
RNN rank	(単語：定義)	辞書 (seen)	0.10	0.29	0.48	97
w2v add (stopword)	-	辞書 (unseen)	0.01	0.16	0.43	206
BOW cosine	(単語：定義)	辞書 (unseen)	0.04	0.25	0.48	113
BOW rank	(単語：定義)	辞書 (unseen)	0.05	0.25	0.49	104
RNN cosine	(単語：定義)	辞書 (unseen)	0.04	0.16	0.38	276
RNN rank	(単語：定義)	辞書 (unseen)	0.05	0.21	0.43	191
w2v add (stopword)	-	ユーザ	0.01	0.23	0.61	56
BOW cosine	(単語：定義)	ユーザ	0.04	0.29	0.62	44
BOW rank	(単語：定義)	ユーザ	0.07	0.32	0.61	40
RNN cosine	(単語：定義)	ユーザ	0.08	0.29	0.48	128
RNN rank	(単語：定義)	ユーザ	0.07	0.30	0.51	80
w2v add (sw) CNN	(カテゴリ:定義)	ユーザ	0.02 (\nearrow 0.01)	0.32 (\uparrow 0.09)	0.68 (\uparrow 0.07)	30 (\downarrow 26)
BOW cosine CNN	(単語：定義) + (カテゴリ：定義)	ユーザ	0.06 (\uparrow 0.02)	0.35 (\uparrow 0.06)	0.67 (\uparrow 0.05)	32 (\downarrow 12)
BOW rank CNN	(単語：定義) + (カテゴリ：定義)	ユーザ	0.09 (\uparrow 0.02)	0.36 (\uparrow 0.04)	0.65 (\uparrow 0.04)	30 (\downarrow 10)
RNN cosine CNN	(単語：定義) + (カテゴリ：定義)	ユーザ	0.10 (\uparrow 0.02)	0.29 (\rightarrow 0)	0.49 (\nearrow 0.01)	108 (\downarrow 20)
RNN rank CNN	(単語：定義) + (カテゴリ：定義)	ユーザ	0.08 (\nearrow 0.01)	0.33 (\uparrow 0.03)	0.52 (\nearrow 0.01)	86 (\uparrow 6)

表 2: 学習モデル・データ別評価スコアまとめ（ユーザユーザディスクリプション。提案モデルのスコアには CNN カテゴリ推定を加えたことにより元のモデルのスコアから上昇/下降した値を矢印付きで示した。）

0.005, 0.001} を候補値として、分類器の学習に用いなかった WordNet のデータで実際に検索した際に最も accuracy@1/10/100 の平均値が高かったものを採用した。具体的な値は、全モデルについて failure-rate= 0.01 である。

表 2 の最下区块 (...CNN というモデル) がユーザディスクリプションを用いた提案モデルの評価結果である。表の 3 つ目の区块にある CNN カテゴリ推定なしの分散表現逆引き辞書モデルのスコアと比較して、いずれのモデルもほとんどのスコアが向上している（スコアの後ろの括弧内に上昇値を記載している）。分散表現逆引き辞書モデルのベースラインであった word2vec add モデルが CNN カテゴリ推定と最も親和性が高く (=スコアの上昇幅が大きい)、特に accuracy@100 については最も高い値を記録しているのが興味深い。しかし、実際に逆引き辞書を使用する際には高順位の候補しか見ない場合も多くあると考えられ、その場合に重要なのは accuracy@1/10 である。この観点では、RNN cosine

CNN と BOW rank CNN の逆引き辞書モデルが良い性能を示した。特に、BOW rank CNN は accuracy@1/10 を含めて全体的にスコアが高くなっている。

この結果から、辞書データから学習したカテゴリ分類器により推測したカテゴリ情報を加えることで、分散表現逆引き辞書モデルの精度を改良できることが示された。このカテゴリ推定機能は Node-Graph Architecture モデル [9] のような異なる検索機構にも応用可能であり、精度改善が期待できる。

本結果の問題点として、表 1 の理想スコアに大きく迫れていないことがある。これはユーザディスクリプションのカテゴリ推定精度があまり高くないことに起因する。failure-rate=0.01 の際の絞り込み先カテゴリ数の平均は 8.3 個で、絞り込み先のどのカテゴリにも目的の単語がなかった場合は全 200 個記述中 9 個であった。カテゴリ推定の精度を上げ、絞り込みカテゴリ数を減らしつつ絞り込み失敗数を抑えることでより理想スコアに近づくことが今後の課題である。本研究が採

用した CNN によるカテゴリ推定手法は文構造を無視しているため、文法情報を組み込んだ分類手法を適用できればより良い推定ができる可能性がある。

6 結論

本研究は、先行研究による word2vec 空間での文の分散表現が、その文が表す単語のカテゴリの情報を利用できていない可能性を指摘し、仮に正しいカテゴリの情報がわかつていれば、分散表現逆引き辞書モデルの検索精度が大きく向上することを確認した。そこで著者らは、CNN によって文が表す単語のカテゴリを推定する手法と、それを用いたカテゴリ推定分散表現逆引き辞書モデルを提案し、検索精度が向上することを確認した。提案手法はカテゴリの絞り込みを行わない任意の逆引き辞書モデルに応用可能であり、汎用性が高いと言える。

前章の考察で挙げたように、カテゴリ推定の性能が十分でないため、逆引き辞書全体としてのスコア向上が若干にとどまっていることが本研究の問題点の 1 つである。さらに、本研究は WordNet の語彙とカテゴリを前提としているため、WordNet にない単語は検索できない。また、WordNet の lexname 以外により適切な(=推定が簡単かつ word2vec 空間に適度な広がりを持つ) 単語のカテゴリがある可能性もある。

本研究の展望として、主に 2 通りの方針が考えられる。1 つ目は、文構造を利用したカテゴリ推定、インタラクティブな検索モデルの実装などによって検索空間絞り込みの精度を上げることで逆引き辞書としての検索性能を向上させる方針である。インタラクティブな検索モデルとは、カテゴリ推定がうまくいきそうにない場合(絞り込み先カテゴリ数が一定値以上の場合など)にはユーザに単語のカテゴリを尋ねるようなもので、絞り込みの精度を補うことができる。この場合はユーザの入力文と正解カテゴリのセットが情報として得られるため、それを用いた再学習によって更にユーザディスクリプションに適した分類器が構成できると期待されるが、大規模な被験者実験が必要となる。2 つ目は、提案モデルの逆引き辞書以外の用途への応用である。例えば、Wikipedia のデータを学習データに取り入れ、Wikipedia 内のカテゴリと WordNet のカテゴリを統合することで新たなカテゴリを作ることができれば、[2] で応用されていたクロスワードパズルのソルバとしての活用が可能になる。

謝辞

本研究の一部は、学際大規模情報基盤共同利用・共同研究拠点、および、革新的ハイパフォーマンス・コ

ンピューティング・インフラの支援による。

参考文献

- [1] Mikolov, Tomas., et al.: Distributed representations of words and phrases and their compositionality. *Advances in neural information processing systems*, pp. 3111–3119 (2013)
- [2] Hill, Felix., et al.: Learning to Understand Phrases by Embedding the Dictionary. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, Vol. 4, pp. 17–30 (2016)
- [3] Kim, Yoon.: Convolutional Neural Networks for Sentence Classification. *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, pp. 1746–1751 (2014)
- [4] Mikolov, Tomas., et al.: Recurrent neural network based language model. *Interspeech*, Vol. 2, p. 3 (2010)
- [5] George, A., Miller.: WordNet: A Lexical Database for English. *Communications of the ACM* Vol. 38, No. 11, pp. 39–41 (1995)
- [6] Arora, Sanjeev., et al. : A latent variable model approach to PMI-based word embeddings. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, Vol. 4 pp. 385–399 (2016)
- [7] Ferrucci, David., et al.: Building Watson: An overview of the DeepQA project. *AI magazine*, Vol. 31(3), pp. 59–79 (2010)
- [8] Schwartz, Bennett L., and Janet Metcalfe. : Tip-of-the-tongue (TOT) states: Retrieval, behavior, and experience. *Memory & Cognition*, Vol. 39(5) pp. 737–749 (2011)
- [9] Thorat, Sushrut., Choudhari, Varad.: Implementing a Reverse Dictionary, based on word definitions, using a Node-Graph Architecture. *Proceedings of COLING 2016, the 26th International Conference on Computational Linguistics: Technical Papers*, pp. 2797–2806 (2016)
- [10] Hochreiter, Sepp., Jürgen, Schmidhuber.: Long short-term memory. *Neural computation*, 9(8), pp. 1735–1780. (1997)

意思決定における活用を想定した過去の経験想起支援に関する検討

Consideration of Supporting User's Reminiscence for Decision-Making

田中 和広¹ 高間 康史²

Kazuhiro Tanaka¹, Yasufumi Takama²

¹株式会社 野村総合研究所

¹Nomura Research Institute, Ltd.

²首都大学東京大学院システムデザイン研究科

²Graduate School of System Design, Tokyo Metropolitan University

Abstract: 人が食事を選んだり、何かを購入したりする際の意思決定において、自身の過去の経験を想起し、それを元に判断を下すことがある。我々は、ユーザによる過去の経験想起を支援することで、意思決定を円滑にするシステムの実現を目指とする。本発表では、天気予報を元にした服選びという意思決定の支援を想定し、気温や天候などの体感に関する想起の可能性や特徴について調査した結果を報告する。

1. はじめに

食事の際に料理を選ぶ、ECサイトで物を購入する等、日常生活において意思決定をする場面は多い。その意思決定において、自身の過去の経験に関する記憶を元に、判断を下すことがある。例えば、ここ数日の食事を思い出して最近食べていない料理を選ぶ、今までに自分が読んだ本を思い返して面白いと思った本の作者の新作を購入する、等である。

我々はこのような過去の経験に関する想起を支援することで、意思決定を円滑にするシステムの実現を目指している。その一環として、天気予報を元にした服選びという意思決定を想定し、ユーザの記憶にある過去の天気や気温を想起させ、それと天気予報の天気や気温を直感的に比較させることで、どのような服装にするかを決める支援を試みる。それに向けて、本稿では気温や天候等の体感に関する想起の可能性や特徴について調査した結果を報告する。

2. 関連研究

ユーザによる過去の想起を支援する研究には、コミュニケーション促進支援や認知症者の支援を目的とした研究がある[1][2]。これらの研究は、記憶を直接的にエピソードとしてユーザに語らせる目的としているが、我々の研究は記憶に基づくエピソードは意思決定の判断材料として間接的に活用して

おり、想起した記憶の活用方法の点で、これらの研究とは異なる。

また、ユーザの意思決定を支援する研究として情報推薦[3]があり、主な手法には内容に基づくフィルタリングと、協調フィルタリングがある。内容に基づくフィルタリングは、購入履歴や閲覧履歴等から推測される、またはユーザから明示的に指定される嗜好パターンと、対象のアイテムの特徴を比較し、ユーザが好むと思われるものを推薦する手法である。これに対して、協調フィルタリングは、過去に購入・評価したアイテムが類似する他のユーザに購入・評価されているアイテムを推薦する手法である。これらの手法にて、推薦の精度を向上させるためには、ユーザの属性、嗜好、行動の傾向といったユーザのプロファイルを的確に推定するアルゴリズムを構築する必要があり、ユーザの普段の行動や嗜好をいかにシステムへの取り込みかが課題となる。

一方、我々の意思決定支援においては、ユーザのプロファイルはユーザ自身の記憶の中に入り、それらを活用するために、ユーザの想起に繋がるトリガをシステムが提示する。そのため、システムによるユーザのプロファイルの推定が不要となる。その上、ユーザの想起に繋がるトリガは、スマートフォン等の普及により写真やSNS等の形でユーザ自ら記録していることが多い。そのため、情報推薦と比較して、システムへユーザの情報を取り込む負荷が少なくなると考えられる。

表 1 : 調査結果

協力者	実施日	想起対象日(1)				想起対象日(2)				想起対象日(3)				想起対象日(4)				想起対象日(5)			
		最高気温	最低気温	日付	出来事想起	気温想起	日付	出来事想起	気温想起	日付	出来事想起	気温想起	日付	出来事想起	気温想起	日付	出来事想起	気温想起	日付	出来事想起	気温想起
1	6/16(金)	29°C	18°C	2016/5/5	x	x	2016/5/8	x	x	2016/6/11	x	x	2016/7/23	x	x	2016/10/2	○	△			
2	6/16(金)	29°C	18°C	2016/5/4	x	x	2016/5/22	○	△	2016/6/4	△	x	2016/7/23	x	x	2016/10/2	x	x			
3	6/17(土)	28°C	19°C	2016/5/4	x	x	2016/6/11	○	○	2016/7/23	○	○	2016/9/25	△	○	2016/10/2	○	○			
4	6/17(土)	28°C	19°C	2016/5/5	x	x	2016/6/12	○	○	2016/7/16	○	○	2016/9/25	x	x	2016/10/2	△	x			
5	6/18(日)	23°C	18°C	2016/4/17	○	○	2016/5/3	x	x	2016/6/5	△	○	2016/9/19	△	△	2016/10/1	x	x			
6	6/18(日)	23°C	18°C	2016/4/17	○	△	2016/5/3	△	x	2016/6/5	△	x	2016/9/19	x	x	2016/10/1	x	x			
7	6/18(日)	23°C	18°C	2016/4/17	△	x	2016/5/3	○	○	2016/6/5	○	○	2016/9/19	x	x	2016/10/1	x	x			
8	6/24(土)	29°C	19°C	2016/5/4	○	○	2016/7/16	○	○	2016/7/23	○	△	2016/9/25	x	x	2016/10/2	○	○			
9	6/24(土)	29°C	19°C	2016/5/4	x	x	2016/6/11	△	x	2016/7/23	x	x	2016/9/25	○	△	2016/10/2	○	○			
10	6/25(日)	26°C	21°C	2016/7/9	○	○	2016/7/23	x	x	2016/8/28	○	○	2016/9/11	x	x	2016/9/18	○	○			
11	6/26(月)	25°C	21°C	2016/7/9	○	○	2016/8/27	○	○	2016/8/28	○	○	2016/9/24	○	○	2016/9/11	x	x			

表 2 : アンケート結果

協力者	1-1.	1-2.	2-1.	2-2.	3-1.	4-1.	4-2.	5-1.
1	4	2	3	3	3	2	4	2
2	4	2	1	4	4	4	4	1
3	3	3	4	3	4	1	1	1
4	5	4	5	3	4	4	4	2
5	4	2	2	4	4	4	5	4
6	4	2	4	4	4	2	2	4
7	4	3	4	3	5	4	4	2
8	2	4	3	4	5	3	2	1
9	4	4	1	5	3	4	3	1
10	4	5	2	5	3	4	5	1
11	3	2	2	4	5	4	4	1

3. 調査

本研究の目的は、天気や気温に関する記憶の活用によるユーザの服選びという意思決定の支援である。実現にあたっての課題は、ユーザの想起に繋がる手掛けかりをシステムが提示できない場合や、ユーザが過去の出来事をあまり記憶していない場合、写真等の記録が残っていない場合には有効な支援ができないことである。そこで、どのような場合であれば意思決定への効果が期待できるか確認するため、20歳代後半の11人（男性：7人、女性：4人）を対象にインタビュー形式で調査を実施した。調査では、調査当日の最高・最低気温と近い過去の土日祝祭日の日付（以後、想起対象日と呼ぶ）を取得し、その日の思い出を協力者に話してもらった。協力者には、事前に過去約1年以内の範囲で特定の日の思い出を話してもらうことと、それを思い出すために必要なもの（写真、手帳、スマートフォン等）を持参するよう依頼した。調査は、2017年6月16日(金)～6月26日(月)に実施し、想起対象日は約1年前の日（2016年5月～7月頃）と、同様の気温であるが季節が異なる日（2016年9月～10月頃）を合計5件選出した。調査を実施した結果を表1に示す。また、協力者へのインタビュー形式の調査終了後、協力者自身の普段の行動について確認するため、以下の項目について5段階尺度でアンケートに回答してもらった。アンケート結果を表2に示す。なお、表2の番号は、下記の通り番号に対応している。

【思い出について】

1-1. 過去の思い出をよく思い出す（振り返る）方ですか。

1-2. 過去の出来事をよく覚えている方だと思いますか。

【写真について】

2-1. 写真をよく撮る方ですか。

2-2. 写真を人から共有してもらうことが多いですか。

【休日の活動について】

3-1. ここ1年は、休日に外へ出かけて活動することが多かったと思いますか。

【気温について】

4-1. 普段の服選びの際に、天気予報を見たりして、外気温を気にする方ですか。

4-2. 普段から暑さ、寒さには敏感な方ですか。

【積極的な日々の記録について】

5-1. 日記やブログを含むライフレグを日々積極的に記録する習慣はありますか。

4. 調査結果・考察

表1は調査協力者ごとに調査実施日、調査実施日の最高・最低気温、想起対象日ごとの日付、その日の出来事を想起できたか（○：出来事と詳細まで想起できた、△：出来事は想起できたが、詳細まで想起できなかった、×：出来事を想起できなかった）、その日の天気、気温、服装を想起できたか（○：想

起できた、△：何となく想起できた、×：全く想起できなかった)を記載している。今回の調査は過去の出来事の想起を調査することを目的としているため、調査を依頼する際に普段外へ出掛けて活動することが少ない人は調査の対象外として、実験協力者を選定した。このことは、表2の項目3-1で7割以上の協力者が4以上、全員が3以上と回答していることからも確認できる。

普段活動が多い協力者であっても、写真やスケジュール等の手掛かりが無い日は何も思い出せないとコメントが多く、表1の全協力者の全想起対象日55件において、出来事想起が×である22件の内、手掛かりが無かった件数が16件であった。残りの6件については、残っていた記録がただの仕事のメールや、「飲み会」等の具体的でないスケジュール、ペットと遊んでいる等の日常的な写真、又は「英会話」等の定常的なスケジュールの場合であり、具体的な想起に至る手掛かりでは無かった。

表1の出来事想起が○である24件は、写真や具体的な想起に繋がるスケジュールの記載があり、それを手掛かりに想起することが多かった。その一方で、想起対象日当日の手掛かりは無いが、別の日の情報を元に、想起対象日の出来事を思い出す場合があった。例えば、想起対象日前日の新居を探す予定から、想起対象日にも新居を探しに行き、見学に行った家のことや夜は涼しかったことを想起できた場合や、想起対象日の翌週に旅行に行っており、想起対象日はその打合せをしたという記憶から、友人とのやり取りを遡って確認し、想起できた場合が存在した。但し、これらの例では、手掛かりへのアクセスや出来事の想起に多くの時間を要した。これらの結果から、想起対象日だけでなく別の日であっても、関連する手掛かりがあれば想起対象日の出来事を想起できる可能性があり、システムが手掛かりへのアクセスを簡便にすることで、支援が可能であると考えられる。

また、本調査の主眼である、天気や気温又は自分の服装に関して、表1の気温想起が○である件数は21件で全体の約4割、気温想起が1つ以上○であった協力者は11人中8人で全体の約7割であり、想定よりも多かった。気温想起が○である21件の内、自分の服装が書いた写真があった場合が10件、気温に関して敏感なユーザ（表2の項目4-2で5と回答した協力者5および10）の回答が5件であった。その他、想起対象日に自分の着ている服装が話題となつた場合や、1年に1度の特別なイベントの日等といった思い出が強い日にも、出来事を鮮明に記憶しているために、自分が身に付けていたものを詳細に想起できる場合が観察された。

また、出来事を詳細に思い出せない場合であっても、服装を想起した場合があった。協力者3の2016/9/25においては、出来事想起が△であったが、気温想起が○であった。これは想起対象日の前日に千葉で友人の結婚式へ出席した後に実家の京都へ帰った時の服装を記憶していたため、想起対象日当日の服装も記憶していたが、実家に帰った理由や具体的な出来事を思い出せなかった。また、協力者5の2016/6/5でも同様に、出来事想起が△であったが、気温想起が○であった。これは、近所のカフェで勉強をしていたという定常的な活動であったため、想起対象日の具体的な出来事を想起できなかったが、服装は調査当日の服装よりもラフであったと回答しており、どのような服装であったかの回答を得られた。これらの結果より、天気や気温、自身の服装の記憶に関しては、先述のように条件が限定されるが、想起に繋がる可能性があることが分かった。特に自分が書いた写真により想起対象日の天気や気温を思い出す場合が比較的多かったが、近年はLINEやFacebook等で写真を共有する場合が多く、今回の調査でそれらのサービスで共有された写真により想起する場合があった。表2の項目2-2で4以上と回答した協力者が11人中7人いることからも、他者が持つ写真等の活用が天気や気温の想起の手掛かりとして有効となる可能性がある。

今回の調査では、天気や気温に関する記憶の調査を目的としたため、調査実施日と同様の時期と、気温は近いが季節が異なる時期を想起対象日として選出したが、季節の違いによる想起の差異は見られなかつた。一方で、半年～1年ほど前の出来事であっても気温の想起が観察されたことで、気温等の体感に関する想起がある程度以前の記憶でも利用できる可能性を見出すことができた。出来事を想起できるかと、天気や気温、服装まで想起できるか、との間の関係については、出来事想起が○である24件の内、気温想起が○である件数が19件、△が5件であり、出来事を詳細まで想起できた場合に気温や服装まで想起できる割合が非常に高かつた。また、出来事想起が△である9件の内では、気温想起が○である件数が2件、△が1件であり、割合があまり高くなかった。これは出来事を詳細に想起できることと、天気や気温といった体感を想起できることの間に関係がある可能性もあるが、調査を実施した日が暑くなり始めた時期であり、気温がわかりやすい季節であったため、想起対象日の気温を想起しやすかつた可能性もある。この点については今回の調査では不明瞭であるため、今後更に調査を実施し、より精査すべき点である。

また、今回の調査では、直近2ヶ月以内の日付

(2017年4月～6月)は想起対象日としなかったが、直近の日付の方がより記憶に残っている可能性が高いと思われる。そのため、システムを実装した際に調査を実施し、体感に関する想起の活用の可能性について精査したい。

5. おわりに

本稿では、過去の経験の想起による意思決定支援の可能性を検討するために、気温や天候などの体感に関する想起の可能性や特徴を調査した。調査した結果、調査実施日と同様の気温である過去の特定の日における出来事の詳細は、55件中24件で想起された。出来事の詳細をより想起させるために、想起に繋がる手掛かりへのアクセスしやすさの向上やアクセス時間の短縮の点について、システムによる支援が可能と考えられる。また、天気や気温、服装等については、55件中21件で想起された。特にユーザが写った写真を提示することで、天気や気温、服装を想起する効果を上げられる可能性を見出すことができた。このことから、近日の天気予報と共に、それと同様の気温であった過去の日の出来事を想起させる手掛かり、特にユーザ自身が写った写真をシステムが提示することで、天気予報の天気や気温をより直感的に感じさせる支援が可能と考えられる。今後は、今回得られた知見を元にシステムを実装すると共に、そのシステムを用いて気温や天候などの体感に関する想起の支援の可能性を、より詳細に調査したい。また、今回の調査にて、協力者は写真とスケジュールを確認することが多かったが、他の情報も活用できる可能性がある[4]。システムにより写真やスケジュール以外の情報へのアクセスを簡便にすることも、システムを実装する上での課題したい。また、LINEやFacebookにより、他者から共有された写真を閲覧する協力者がいたが、必ずしも自分が写っている必要はなく、他者の思い出と自分の思い出が結びついている場合にも、手掛かりとなる可能性がある[5]。想起対象日に自分の手掛けりが無かつた場合、他者の経験に関する記録を提示することで、想起の支援となり得るかについても調査したい。

参考文献

- [1] 山崎和紘、泉朋子、仲谷善雄: 思い出共感促進による認知症者と家族のコミュニケーション支援、情報処理学会全国大会講演論文集, Vol. 76, No. 4, pp. 163-164, (2014)
- [2] 斎田萌、川嶋稔夫、木村健一: 思い出コミュニケーションを促進する都市写真の共同鑑賞法、第30回人工知能学会全国大会, 3P1-9in2, (2016)
- [3] 神鳴敏弘: 推薦システムのアルゴリズム(2), 人工知能学会誌, Vol.23, No. 1, pp. 89-103, (2008)
- [4] 仙波圭大、三橋謙太、村上晴美: 多様な情報源の統合と知識空間の作成による記憶想起支援、第25回人工知能学会全国大会, 1F4-04, (2011)
- [5] 鬼玉昌子、赤池英夫、角田博保: 記憶想起支援を目的としたライフレグ共有システムの提案と評価、情報処理学会研究報告, Vol. 2015-HCI-161, No. 5, pp. 1-7, (2015)