

テクニカルノート

# 音声ドキュメントを検索対象とした用語検索

森田 直樹<sup>1,a)</sup> 南條 浩輝<sup>2,b)</sup> 山本 凌紀<sup>3</sup> 馬 青<sup>1,c)</sup>

受付日 2016年9月16日, 採録日 2016年11月1日

**概要:** 動画検索のための音声ドキュメントからの用語検索について述べる. すなわち, 検索クエリ (説明文) が何の用語についての説明文であるかの推定を行う. 本提案手法は, 検索クエリと意味的に類似している音声ドキュメントの一部 (パッセージ) に求める用語があると仮定して, パッセージ選択と関連語抽出を行って用語候補とするものである. 具体的には, 発話の意味や内容によらず機械的に発話の数に基づいた単位をパッセージとして用いることを提案し, その有効性を調査する. 本実験では, 検索対象の音声ドキュメントとして CSJ の 2,702 件の講演音声を用いた. 実験により, 80%以上の用語を用語候補に含められること, および 40%程度の用語を用語候補の 20 位以内に出力でき, 提案手法の有効性を確認した.

**キーワード:** 音声ドキュメント, 非構造化文書, 用語検索, パッセージ検索, 関連語抽出

## Automatic Term Retrieval from Spoken Document

NAOKI MORITA<sup>1,a)</sup> HIROAKI NANJO<sup>2,b)</sup> RYOKI YAMAMOTO<sup>3</sup> QING MA<sup>1,c)</sup>

Received: September 16, 2016, Accepted: November 1, 2016

**Abstract:** Term retrieval from spoken document for video search is addressed. We assume that target terms likely occur at some parts of spoken document semantically similar to a given query, and try to find them by selecting passages and extracting related terms based on that assumption. As for passage unit, we propose an automatically divided unit which is just segmented according to the number of utterances. We evaluated the proposed method with 2,702 lecture speeches from Corpus of Spontaneous Japanese, and confirmed that 80% or more terms are found at an output candidate list, and almost 40% terms are listed within top 20.

**Keywords:** spoken document, unstructured document, term retrieval, passage retrieval, related terms extraction

### 1. はじめに

現在, 教育の ICT (Information and Communication Technology; 情報通信技術) 化が推進されている. 我々は, 授業を動画としてアーカイブ化し, それを自習・復習などの教材に役立てることを目的に研究を行っている [1].

そのためには動画の検索が必要であり, 一般的には検索は事前に動画に付けられたタグを利用して行われる. タグ付けは, 人間が行う場合と音声技術を利用して自動で行われる場合があり, 膨大なデータに対してタグ付けを行うためには後者が有望である. いずれにせよ, 自分が見たい動画をうまく検索するにはユーザはタグに使われる専門的な用語を使用することが重要である. しかし, 初めて勉強をするような学習項目である場合, ユーザが検索に重要な用語を用いることができないという問題に直面することが考えられる. この傾向は, 学びを必要とする子どもや留学生などで顕著に表れると考えられる.

この問題に対して, 我々は用語検索を行うことで解決を試みる. 具体的な解決策は, 動画検索するとき用語が分からない場合, 求める用語に対して思い浮かぶことを説明してもらい, そこから用語候補を出力することで支援を行

<sup>1</sup> 龍谷大学大学院理工学研究科  
Graduate School of Science and Technology, Ryukoku University, Otsu, Shiga 520-2194, Japan

<sup>2</sup> 京都大学学術情報メディアセンター  
Academic Center for Computing and Media Studies, Kyoto University, Kyoto 606-8501, Japan

<sup>3</sup> 龍谷大学理工学部  
Faculty of Science and Technology, Ryukoku University, Otsu, Shiga 520-2194, Japan

a) t15m007@mail.ryukoku.ac.jp

b) nanjo@media.kyoto-u.ac.jp

c) qma@math.ryukoku.ac.jp

うというものである．たとえば、「調音結合」が思い浮かばない場合に、「前後の音素で発音が変わってしまうこと」を入力してもらい、「それは『調音結合』ですね．調音結合で動画を検索します」のような検索を行う支援システムや、用語候補を複数出力してユーザーに提示してそこから選択させるといった支援を考えている．

これまでに用語検索は、主に辞書や Wikipedia などの「見出しとその定義文」を自身に含む文書（以下、本論文では構造化文書とする）を検索対象とした研究が多くなされている [2], [3], [4], [5], [6], [7]．しかし、動画検索タグとなるであろう専門的な用語や新語は辞書などに載っていないことが多く、辞書形式でない文書（非構造化文書）からでも用語を検出することが必要と考えられる．動画の検索においてタグ（索引語）を自動で付与することを考えたとき、索引語は動画中の語とすることが自然である．したがって動画検索のための用語検索においては、動画中の音声の認識結果（音声ドキュメント=非構造化文書）からの用語検索技術が重要である．

このような背景に基づき、本論文では、音声ドキュメントを検索対象とした用語検索手法を提案する．具体的には、求める用語の説明文を検索クエリとし、検索クエリと意味的に類似している音声ドキュメントの一部（パッセージ）に求める用語があると仮定して、パッセージ選択と関連語抽出を行って用語候補とする．関連する研究としては、単語や短いフレーズを回答するファクトイド型の質問応答（Question Answering）の研究 [8], [9] があげられる．これらは回答を求めるために Web などのテキスト文書を検索対象としており、音声ドキュメントを対象とした研究は見当たらない．本研究のように音声ドキュメントを対象とした用語検索の研究はこれまでに見られず、本手法は新規性を有する．

## 2. 音声ドキュメントからの用語検索

### 2.1 用語検索システム

本論文で提案する音声ドキュメントからの用語検索について述べる．概要を図 1 に示す．提案手法は、検索クエリ（説明文）を入力とし、その検索クエリと類似している音声ドキュメントの一部（パッセージ）の中に正しい回答となる用語が含まれていると仮定し、パッセージを選択して、そのパッセージ中の語それぞれにスコアを付けて用語候補とするものである．これは、文書選択システム、関連語選択システム、用語の抽出システムの3つから構成されるものである．次にそれぞれのシステムについて述べる．

#### 2.1.1 文書選択システム

文書選択システムは検索クエリ（説明文）と意味的に近い文書を類似度スコア順に選択する機能を持つシステムであり、いわゆる自然言語文を入力とする文書検索システムである．

#### 2.1.2 関連語の選択システム

与えられた文書集合のそれぞれから関連語を抽出する機能を持つシステムである．すなわち、説明文と類似度の高いパッセージから情報量などのスコアを基にパッセージ中から、そのパッセージ（≒説明文）と関連が深い語（関連語）を選択をする．

#### 2.1.3 用語の抽出システム

与えられた関連語群にスコアを付与し、用語らしさの高い順に出力する機能を持つシステムである．すなわち、パッセージ中の関連語をスコアの高い順に用語候補として出力する．個々の関連語は、文書選択誤りや関連語抽出の誤りにより、元の説明文と関連がない語（求める用語でない語）の可能性があるため、ここで用語らしさの順に並べ替える．

各々の詳細については 4.2 節で述べる．

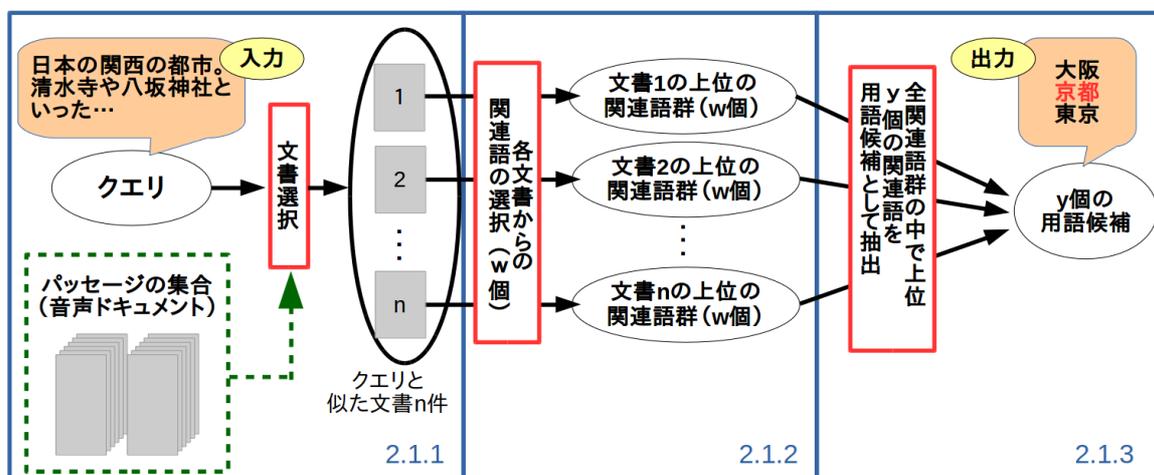


図 1 システムのイメージ図

Fig. 1 System overview.

## 2.2 検索対象の音声ドキュメントとパッセージ単位

本研究は音声ドキュメントを検索対象とするものであり、実験において、検索対象として講演音声の音声認識結果を採用する。具体的には、日本語話し言葉コーパス (CSJ: Corpus of Spontaneous Japanese) [10] の学会講演 987 件と模擬講演 1,715 件の合計 2,702 件の講演を検索対象とし、その音声認識結果には文献 [11] で用いられたものと同じのもの（講演ごとの音声認識率は 65~95% に分布）を利用する。

次に、パッセージについて述べる。提案する用語検索は、説明文に近い文書の一部（パッセージ）に正解となる用語があることを仮定しているため、パッセージの認定が必要である。従来の検索対象をテキストとした研究、たとえば質問応答では意味的にまとまっていると考えられる段落などをパッセージとすることができる。これに対し、音声ドキュメントには句読点や段落情報がないため、意味的な小さなまとまりを見つけること自体が難しい。そこで本研究では、無音（ポーズ）で区切られた音声（CSJ の IPU 単位）を発話と定義し、その発話を内容によらず発話の数だけに基づいてまとめてパッセージとし [11], [12], これを用いることにする。本論文では、パッセージの単位として、5, 10, 15, 30, 60 発話を採用する。たとえば、5 発話パッセージは連続する 5 発話を 1 パッセージとして扱うことに相当する。分割せずに講演全体を 1 パッセージとする場合も比較する。このような、音声ドキュメントからの用語検索において、検索対象を意味のまとまりを考慮せずに機械的に区切ったパッセージとし、その効果を調べた研究は見当たらず、本研究は新しい。

## 2.3 本提案手法の特徴

本提案手法は検索クエリが何についての文であるのか、たとえば、「クエリが場所についての質問をしている」といった質問解析を行わない点にも特徴がある。本研究が想定している状況は、用語が分からないユーザ（たとえば子供や外国人）が、用語に関する説明文を入力するという状況である。そのため、検索クエリである説明文が、文法に沿ったものでない可能性も高いと考えられる。このような場合、検索クエリを解析することは難しい。このため本研究では質問解析を行わない用語検索を試みる。

他の特徴として、提案手法は検索クエリとパッセージとの類似度のみを基に用語検索を行う点もあげられる。すなわち、検索対象となる音声ドキュメント以外の Web ページやソースなどといった知識源を必要としない単純な手法であるといえる。そのため、デジタル化された言語知識源の整備が進んでいないマイナー言語の音声ドキュメントからの用語検索にも本手法は利用可能であり、応用範囲も広いと考える。

以上のように、本研究の特徴は、動画中の音声認識結果

から用語検索を行う、質問解析をしない、音声ドキュメント以外の外部リソースを用いない点であり、このような困難な制約のもとで用語抽出を試みている点で新しい。

## 3. 評価指標

ここでは、用語検索の評価について述べる。

### 3.1 平均逆順位 (MRR)

用語検索の評価は正解用語が出力された順に基づいて行う。本タスクは正解用語が 1 つであるため、検索において正解が 1 つだけの場合に適した評価指標である平均逆順位 (MRR: Mean Reciprocal Rank) [13] を用いる。これは、式 (1) で定義されるものであり、正解用語が出力された順位の逆数の平均値である。値が大きいほど精度が高いことを示し、最大値は 1 である。

$$MRR = \frac{1}{Q_N} \sum_{q=1}^{Q_N} \frac{1}{tRank_q} \quad (1)$$

ここで  $tRank_q$  は検索クエリ  $q$  に対して、正解となる答えが用語候補として出力されたときの順位であり、 $Q_N$  は検索クエリの個数である。 $n$  件以内に見つからなかったときは  $\frac{1}{tRank_q} = 0$  として計算する。

### 3.2 平均逆ページ順位 (MRPR)

本研究では別の評価手法も定義する。この評価指標は、平均逆順位を拡張した (式 (2)) として定義されるものである。この式を平均逆ページ順位 (MRPR: Mean Reciprocal Page Rank) と呼ぶことにする。

$$MRPR = \frac{1}{Q_N} \sum_{q=1}^{Q_N} \frac{1}{tPageRank_q} \quad (2)$$

ここで  $tPageRank_q$  は検索クエリ  $q$  に対して、正解となる答えが用語候補として出力されたページである。なお、どのページにも見つからなかった場合は、 $\frac{1}{tPageRank_q} = 0$  として計算する。

本タスクが想定する実際の状況、すなわち複数の用語候補を提示してユーザに正解となる用語を選ばせる支援を考えた場合は、用語候補をざっと眺められる中に正解があればよく、その中での提示順は大きな問題でないと考えられる。したがって、本研究では 10 個ずつを 1 ページに提示すると仮定して、何ページ目に正解が出たかを評価することとする。MRR では 1 番目に出力されたとき、2 番目や 5 番目、10 番目に出力された場合にそれぞれ 1.0, 0.5, 0.2, 0.1 と計算され差が大きいと見なされるが、MRPR ではこれらはすべて 1.0 で計算される。ただし 10 番目と 11 番目では 1 ページ目と 2 ページ目であるので、それぞれ 1.0 と 0.5 のように計算される。

## 4. 評価実験

### 4.1 検索クエリ

テストデータとして、地名とカタカナ語をそれぞれ 25 個ずつ選んだ。これらの用語は、検索対象の音声認識の辞書にあり、テキスト中にも存在することを確認している。これらに対して 3 文からなるその説明文を付与した。説明文の例を以下に示す。

説明文の例

京都：  
日本の関西の都市。清水寺や八坂神社といった寺や神社の名所多い。古都と呼ばれ歴史的価値のあるものが多い。

マラリア：  
熱帯から亜熱帯に広く分布する原虫感染症。蚊を媒介として人に感染することが有名。悪い場合、意識障害や腎不全などを起こし死亡する。

これらの説明文が妥当であるかを調べるために日本人大学生 10 名に、説明文からもととの用語を正しく連想できるかテストしたところ 86% の正解率であった。この説明文は妥当であるといえる。本研究では、これらの説明文を検索クエリとして用いる。

### 4.2 実験条件

#### 4.2.1 文書選択および関連語の抽出

本実験では、文書選択および関連語の抽出は、bag-of-words によるベクトル空間モデル [14] に基づいて行う。

文書選択は、検索クエリと文書（またはパッセージ）間の類似度を SMART [12], [15] に基づいて与えて行う。具体的にはクエリ  $Q$  と文書  $D_i$  の類似度を、 $Q$  と  $D_i$  のそれぞれでの語  $t_k$  ( $1 \leq k \leq m$ ) の正規化出現頻度  $Q_{t_k}$  および  $d_{i,t_k}$  を用いて、式 (3) で類似度  $SMART(Q, D_i)$  を与え、この値が高い文書から順に選択を行う。 $m$  は索引語数であり、選択する文書数は 100 とする。

$$SMART(Q, D_i) = \sum_{k=1}^m (Q_{t_k} \cdot d_{i,t_k}) \quad (3)$$

ただし

$$d_{i,t_k} = \begin{cases} \frac{1 + \log(tf_{i,t_k})}{(1 - slope) \cdot pivot + slope \cdot utf_i} & \text{if } tf_{i,t_k} > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

$$Q_{t_k} = \begin{cases} \frac{1 + \log(qtf_{t_k})}{1 + \log(avqtf)} \log \frac{N}{n_{t_k}} & \text{if } qtf_{t_k} > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

ここで、

$tf_{i,t_k}$  は  $d_i$  中の  $t_k$  の出現数である。

$avtf$  は  $d_i$  における単語の出現回数の平均である。

$pivot$  は 1 文書中の異なり単語数の平均である。

$utf_i$  は  $d_i$  中の異なり単語数である。

$slope$  は補間係数 (0.2) である。

$qtf_{t_k}$  は  $Q$  中での  $t_k$  の出現回数である。

$avqtf$  は  $Q$  に含まれる単語の出現回数の平均である。

$N$  は検索対象文書数である。

$n_{t_k}$  は  $t_k$  を含む文書数である。

なお、文書選択システムは、文献 [16] に基づいて設計した。

関連語の抽出は次のように行う。選択された  $n$  ( $= 100$ ) 件の各文書  $d$  ( $1 \leq d \leq n$ ) のそれぞれをクエリ  $Q^d$  と見なして式 (5) に基づいて、 $Q^d$  中の  $t_k$  に関する統計量  $Q_{t_k}^d$  の値を求め、この値の降順でパッセージごとに関連語を一定数（本実験では 100）抽出する。

#### 4.2.2 用語の抽出

選択された各関連語  $t_k$  について、 $Q_{t_k}^d$  の合計値  $S_{t_k}$  を求めて (式 (6))、この値の降順で一定数（本実験では 1,000 個）を抽出し、それを用語候補とする。

$$S_{t_k} = \sum_{d=1}^n Q_{t_k}^d \quad (6)$$

### 4.3 実験結果

50 個の用語の説明文を用いて用語検索を行った。結果を表 1, 表 2 に示す。表 1 は、地名タスクの結果であり、表 2 はカタカナ語タスクの結果である。

1,000 件を出力したときの、再現率, MRR, MRPR を示している。

提案法, すなわち検索クエリと類似するパッセージを選び、そこから関連語を選択することで地名では 80% から 96%, カタカナ語では 52% から 76% の精度 (再現率) で正解となる用語を見つけることができている。パッセージの

表 1 地名検索結果 (上位 1,000 件)

Table 1 Place-term retrieval result (Top 1,000-rank).

パッセージ	再現率	MRR	MRPR
5 発話	80% (20/25)	0.1816	0.4694
10 発話	88% (22/25)	0.1674	0.5032
15 発話	96% (24/25)	0.1840	0.4770
30 発話	96% (24/25)	0.1909	0.4278
60 発話	96% (24/25)	0.1843	0.4501
1 講演	84% (21/25)	0.0697	0.1686

表 2 カタカナ語検索結果 (上位 1,000 件)

Table 2 Katakana-term retrieval result (Top 1,000-rank).

パッセージ	再現率	MRR	MRPR
5 発話	56% (14/25)	0.0574	0.2457
10 発話	68% (17/25)	0.0505	0.2324
15 発話	76% (19/25)	0.0777	0.3255
30 発話	68% (17/25)	0.0877	0.2905
60 発話	76% (19/25)	0.0745	0.2968
1 講演	52% (13/25)	0.0671	0.2479

単位が 5 発話や 10 発話のように短い場合は再現率が相対的に低かった。これは、短いパッセージを選択する際に選択精度が低いことや選択されたパッセージには用語がそもそも含まれていなかったことが原因と考えられる。一方、パッセージを長くした場合（講演単位にした場合）も、再現率は低い。これは、選ばれる関連語が講演全体に関する大局的なものとなる傾向があるためと考えられる。パッセージ単位を 15 発話から 60 発話（およそ 35 秒から 140 秒に相当すると考えられる）\*1にしたとき、再現率が最も高かった。これらの結果は、検索クエリと似ているパッセージには、検索クエリを指す用語が存在することを示唆しており、提案手法の妥当性を示している。また、講演全体をパッセージとして用語抽出をするよりも、意味や内容を考慮せずに機械的に区切ったパッセージから用語抽出をするほうが精度が良く、提案手法の有効性も確認できた。

次に、MRR, MRPR を用いて評価を行う。地名の実験では、パッセージ単位を 30 発話としたときに MRR が最も高く 0.1909 であった。MRPR が最も高かったのは 10 発話単位パッセージのときで、0.5032 であった。カタカナ語の実験では、パッセージ単位を 30 発話としたときに MRR が最も高く 0.0877 であった。MRPR が最も高かったのは 15 発話単位パッセージのときで、0.3255 であった。これらの結果を総合すると、15 発話単位パッセージを用いることで、再現率、MRR, MRPR とも高い結果が得られるといえる。

表 3 にパッセージ単位を 15 発話としたときの各用語が出力された順位を示す。地名タスクとカタカナ語タスクで 10 位 (1 ページ) 以内に正しい用語が出力されたものはそれぞれ 9 件と 7 件であり、20 位 (2 ページ) 以内に出力されたものはそれぞれ 12 件 (全体の 48%) と 9 件 (全体の 36%) であった。ユーザが分からない用語のうち 40% 程度を 2 ページ以内に出力することができている。

また、15 発話程度の長さのパッセージを選択し、そこから関連語を選ぶことで 80% 程度 (43/50) の用語を見つけられることが分かった。

今後の課題として、1,000 位以内に正解がなかったものへの対応、具体的には、複合語の一部だけが見つかってい

\*1 単純に CSJ の講演全体の長さをパッセージ数で割った。

表 3 用語ごとの検索結果 (パッセージ 15 発話)

Table 3 Term retrieval results for each term (passage = 15-utterance).

地名	出現順位	カタカナ語	出現順位
中国	1	サリン	2
スペイン	1	キーワード	3
シドニー	1	マラソン	3
ラスベガス	2	カリキュラム	5
エジプト	5	マラリア	5
高崎	6	コミュニケーション	8
広島	7	アルゴリズム	10
イギリス	9	バイオリン	12
千葉	9	コーパス	85
成田	11	ユーザー	116
ドイツ	17	プリンター	132
群馬	17	ノード	141
東京	33	コイル	167
吉祥寺	41	サンプル	181
アメリカ	43	ターゲット	189
熱海	44	スピーカー	198
名古屋	50	コスト	201
メキシコ	73	プライド	357
カナダ	139	レントゲン	596
イラン	151	アーティスト	*
シンガポール	231	オリーブオイル	*
京都	237	スターバックス	*
静岡	459	デシベル	*
八王子	813	パスポート	*
モンゴル	*	ビット	*

正解となる用語の出現順位を表す

\*: 順位が 1,000 位以内に正解がなかった

るケース (オリーブ オイル と スター バックス) への対応や、ユーザが質問を変えたり長くしたりすることをうながす対応を研究したい。さらに、正解となる用語が見つけれられたものの、出力順位が 20 位よりも低いものも多く、用語候補の順位付け (用語の抽出) に課題が大きいことが分かった。今後はこの部分の改良も行っていきたい。

## 5. まとめ

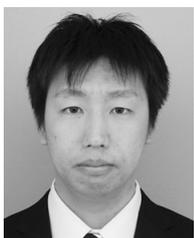
動画検索のための、音声ドキュメントからの用語検索の研究を行った。検索クエリと類似度の高い自動分割パッセージ (15 発話単位、およそ 35 秒に相当) を見つけ、そのパッセージ中に用語が含まれると仮定して用語を抽出する手法を検討し、提案法が妥当であり、有望であることを示した。

謝辞 本研究は科研費 (課題番号 25330368, 15K00254) の助成を受けた。文書選択システムの構築には GETA [17] を使用した。

## 参考文献

[1] 南條浩輝, 高橋 徹, 西崎博光: 初等教育授業音声の利

- 活用のためのアーカイブ技術の基礎的検討, 日本音響学会研究発表会講演論文集 (春季), 3-P-17 (2016).
- [2] 粟飯原俊介, 長尾 真, 田中久美子: 意味的逆引き辞書『真言』, 言語処理学会第 19 回年次大会発表論文集, pp.406-409 (2013).
- [3] Ma, Q., Tanigawa, I. and Murata, M.: Retrieval Term Prediction Using Deep Belief Networks, *The 28th Pacific Asia Conference on Language, Information and Computing (Paclac 28)*, pp.338-347 (2014).
- [4] 馬 青, 谷河息吹, 村田真樹: Deep Belief Network を用いた検索用語の予測, 自然言語処理, Vol.22, No.4, pp.225-250 (2015).
- [5] Ma, Q., Tanigawa, I. and Murata, M.: Retrieval Term Prediction Using Deep Learning Methods, *The 30th Pacific Asia Conference on Language, Information and Computation (Paclac 30)* (2016).
- [6] 山島祥子, 大庭隆伸, 阪内澄宇: 音声入力による人名想起支援: その言語的特徴の分析, 音響学会講演論文集 (春季), 3-4-7 (2014).
- [7] 内木賢吾, 佐藤理史, 駒谷和範: 日本語クロスワードを解く: 性能向上の検討, 2013 年度人工知能学会全国大会, Vol.27, pp.1-4 (2013).
- [8] 金井 明, 佐藤 充, 石下円香, 森 辰則: factoid 型質問応答における異なる Web 検索エンジンの組合せの効果, 14 回言語処理学会年次大会発表論文集, pp.1013-1016 (2008).
- [9] Sasaki, Y.: Question Answering as Question-Biased Term Extraction: A New Approach toward Multilingual QA, *Proc. 43rd Annual Meeting on Association for Computational Linguistics, (ACL '05)*, pp.215-222 (2005).
- [10] 前川喜久雄: 言語研究における自発音声, 日本音響学会研究発表会講演論文集 (春季), pp.19-22 (2001).
- [11] Akiba, T., Aikawa, K., Itoh, Y., Kawahara, T., Nanjo, H., Nishizaki, H., Yasuda, N., Yamashita, Y. and Itou, K.: Construction of a test collection for spoken document retrieval from lecture audio data, *IPSSJ-Journal*, Vol.50, No.2, pp.501-513 (2009).
- [12] 西尾友宏, 南條浩輝, 吉見毅彦: 講演音声ドキュメント検索のための擬似適合性フィードバック, 情報処理学会論文誌, Vol.55, No.5, pp.1573-1584 (2014).
- [13] 奥野 陽, グラム・ニュービッグ, 萩原正人: 自然言語処理の基本と技術, 翔泳社, ISBN:9784798128528 (2016).
- [14] 北 研二, 津田和彦, 獅々堀正幹: 情報検索アルゴリズム, 共立出版株式会社, ISBN:4-320-12036-1 (2002).
- [15] 小作浩美, 内山将夫, 井佐原均, 河野恭之, 木戸出正継: WWW 検索における複数検索結果の結合処理とその評価, 情報処理学会論文誌データベース, Vol.44, No.SIG 8 (TOD 18), pp.78-91 (2003).
- [16] 南條浩輝, 弥永裕介, 吉見毅彦: 広域文書類似度と局所文書類似度を用いた講演音声ドキュメント検索, 情報処理学会論文誌, Vol.53, No.6, pp.1654-1662 (2012).
- [17] 汎用連想計算エンジン GETA, 入手先 (<http://geta.ex.nii.ac.jp>).



森田 直樹 (学生会員)

2015 年龍谷大学理工学部数理情報学科卒業。現在, 同大学大学院修士課程に在籍中。



南條 浩輝 (正会員)

1999 年京都大学工学部情報学科卒業。2001 年同大学大学院情報学研究科修士課程修了。2004 年同大学院情報学研究科博士後期課程修了。同年龍谷大学理工学部助手。2007 年同助教。2015 年 8 月より, 京都大学学術情報メディアセンター准教授。音声認識・理解, 音声ドキュメント処理の研究に従事。電子情報通信学会, 日本音響学会, 日本バーチャルリアリティ学会, 外国語教育メディア学会, IEEE 各会員。2009 年日本音響学会粟屋潔学術奨励賞受賞。



山本 凌紀

2015 年龍谷大学理工学部情報メディア学科卒業。



馬 青 (正会員)

1983 年北京航空航天大学自動制御学科卒業。1987 年筑波大学大学院修士課程理工学研究科理工学専攻修了。1990 年同大学院博士課程工学研究科電子・情報工学専攻修了。工学博士。郵政省通信総合研究所, 独立行政法人通信総合研究所 (現国立研究開発法人情報通信研究機構) 主任研究官, 主任研究員を経て, 2003 年 4 月より, 龍谷大学理工学部教授。自然言語処理, 機械学習の研究に従事。言語処理学会, 電子情報通信学会, 日本神経回路学会各会員。