

述語項の類似度に基づく 情報抽出・推薦を行う音声対話システム

吉野 幸一郎^{†1} 森 信介^{†1} 河原 達也^{†1}

日々更新される Web ニュースなどのテキストに対して、述語項構造に着目した情報抽出を行い、それに基づいて情報検索・推薦を行う音声対話システムについて述べる。まず、ドメインごとに有用な述語項構造パターンの抽出を行う指標を検討し、Naive Bayes 法に基づく抽出が有効であることを示した。また、抽出された述語項構造に完全に一致するものがない場合でも情報推薦ができるように、前述の指標に基づいて述語項の優先度を決定し、さらに、要素・用言に関して関連度を定義することによって述語項どうしの類似度を計算する。評価実験において、音声情報検索における典型的な従来手法である Bag-Of-Words (BOW) モデルと比較して、本手法がよりの確に応答生成を行えることが示された。上記に加えて、ユーザからの情報要求・発話がなくなった場合に、対話履歴中の述語項との類似度を利用してプロアクティブに情報提示を行う手法を提案する。本研究で提案する対話システムの枠組みは、述語項構造という普遍的な情報構造と、コーパスから獲得される類似度を利用しているため、高いドメイン移植性を有している。

Spoken Dialogue System Based on Information Extraction and Presentation Using Similarity of Predicate Argument Structures

KOICHIRO YOSHINO,^{†1} SHINSUKE MORI^{†1}
and TATSUYA KAWAHARA^{†1}

We propose a novel scheme of spoken dialogue systems which is capable of information presentation based on information extraction from large text data such as Web news using the predicate-argument (P-A) structure. Since P-A patterns are domain-dependent, we investigate a statistical measure for automatic selection of P-A patterns. Effective P-A patterns are successfully extracted using the Naive Bayes method. For flexible matching with the user's query, we define importance of each P-A pattern based on the above measure. We also calculate the relevance measure of predicates and that of arguments

to define similarity of P-A patterns. Using these measures, the system is able to select most relevant information to the user's request. In an experimental evaluation, the proposed approach realized more appropriate information presentations than the conversational Bag-Of-Words (BOW) method. We also propose a proactive presentation method, based on the similarity of P-A patterns and the dialogue history, which is invoked when the system detects a user's long pause. The proposed scheme of spoken dialogue systems realizes high domain portability, as the P-A structure is a general information structure and the similarity of P-A patterns are automatically extracted from a corpus.

1. はじめに

近年、Web 上に集積される情報は爆発的に増加しており、その情報にアクセスし、活用する機会も増大している。Web 上のテキストコンテンツは、新聞社などのニュースサイトから個人のブログまで膨大であり、しかも日々更新され続けている。このようなコンテンツの効率的な閲覧のために、音声による対話を用いて、ユーザの興味・関心に合った情報を案内するシステムが望まれる。

従来の音声対話システムの研究では、人手で定義した意味表現(テンプレート)を用いてユーザの意図理解を行うことが一般的であった。情報検索を行ううえで必要な情報の重要度や言語表現の揺れも、この枠組みの中で調整される。こうしたテンプレートを定義するための情報構造はドメインごとに異なるので、人手でテンプレートや関係を定義する枠組みは、さまざまなドメインで大規模なデータが存在する Web などのテキストに対して適用することが困難である。

これに対して本論文では、大規模テキストとユーザの発話に対して述語項構造解析を行うことで、普遍的な情報抽出を目指す。また、述語項間の類似度を定義することで、ユーザの要求に完全に一致する情報がなくても、ユーザの要求に近い情報を提示できるようにする。ただし、情報抽出に有用な述語項構造パターンと情報推薦のための述語項の類似度は、ドメインに依存すると考えられる。そこで本研究では、対象ドメインコーパス中の単語統計量に基づいた重要度と関連度を用いて、有用な述語項構造のパターンのテンプレートとその類似度を定義する。これにより、自動でテンプレートを定義しながら、柔軟な意図理解を実現

^{†1} 京都大学大学院情報学研究所
Graduate School of Informatics, Kyoto University

する。

さらに、音声対話システムにおける重要な機能として、ユーザに対するプロアクティブな情報推薦がある。これは、ユーザから情報要求・発話がなくても、システムから積極的にユーザに働きかけを行うことによって、興味を喚起するものである。本研究では、ユーザとの対話履歴における抽出情報との関連度が高い情報を検索することで、この機能を実現する。

本研究では、日々さまざまな話題のテキストが更新され、コンテンツが動的に変化する Web ニュースを主な対象とする。これによって、日々の情報を雑談のような形式で提供し、ユーザの質問に回答したり、ときには関連のある過去の情報を提示する対話エージェントの実現を目指す。新聞記事コーパスを利用することにより、上記の枠組みを実現したうえで、適切な情報抽出・推薦が行われるか評価を行う。

2. 提案する対話システムの概要

2.1 先行研究と本研究の位置づけ

これまで研究・実用化されてきた音声対話システムは、おおむね 2 種類に分類される¹⁾。フライト情報案内^{2),3)} やバスの運行案内⁴⁾ などのように関係データベース (RDB) を検索対象として実現できるタスクでは、タスク達成に必要な意味表現の定義や対話のフローの記述が容易である。しかし、この方法論は Web などの大規模なテキスト情報に対して適用することができない。それに対して、一般的な文書検索を用いた対話システムの研究^{5),6)} も行われてきたが、表層的なキーワードや係り受け関係、質問タイプのみに着目し、深い言語的解析や対話処理は扱われていない。その結果、対話の文脈やユーザの要求とは関係のない、不自然な回答が生成されることがあった。

これに対して本研究では、述語項構造に着目して情報抽出を行い、意味表現のスロットを自動で定義する。述語項構造は、「要素-格 用言」の関係性に基づいて意味表現を表すものである。これにより、RDB のような構造を持たず、規模も大きな Web 文書に対して、その意味表現を扱えるシステムの構築が可能である。述語項構造は質問回答システム^{7),8)} でも用いられているが、質問回答のパターンや質問のタイプに適合する述語項構造を事前に定義する必要があった。これに対して本研究では、ドメインにおいて有用な述語項構造のパターンをコーパスから自動で学習する。

また、我々は特定領域研究「情報爆発 IT 基盤」において、ユーザの意図・嗜好を対話的に顕在化しながら情報を提示するシステム (情報コンシェルジェ) の研究⁹⁾ を行ってきた。本研究ではさらに、述語項どうしの類似度に基づいて、ユーザの情報要求に直接的にマッチ

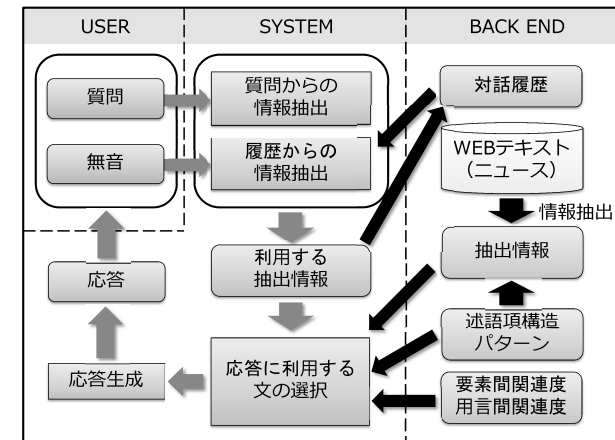


図 1 対話システムの概要

Fig. 1 Outline of the proposed dialogue system.

ングしない情報も利用することによって、ユーザの意図・嗜好に沿った情報提示の実現を目指す。情報コンシェルジェにおける重要な機能として、ユーザに対するプロアクティブな情報推薦があるが、従来のシステム¹⁰⁾ においては、文書の中から特徴的な文章を提示するにとどまり、必ずしも文脈やユーザの意図に沿った回答を生成しているわけではなかった。そこで本研究においては、ユーザとの対話履歴における述語項構造と類似したテキストを検索し、情報推薦を行う。

2.2 提案システムの構成

本研究で提案するシステムの構成を図 1 に示す。本システムは、Web 上で日々更新されるニュースサイトのテキストを情報源として利用する。

まず、事前に Web から収集したテキストに対して、述語項構造解析を用いた情報抽出を行う。ユーザ発話に対しても同様の解析を行い、抽出した情報間のマッチングを行うことで、ユーザの要求に最も関連の深いテキストを選択し、回答を生成する。この詳細は、4 章で述べる。さらに、ユーザの発話が止まった場合 (システムが一定時間以上の無音を検知した場合) に、ユーザとの直前の対話履歴を利用して情報推薦を行う。この情報推薦においても述語項構造の類似度を用いて、対話の履歴と関連する情報を検索して推薦する。この詳細は 5 章で述べる。

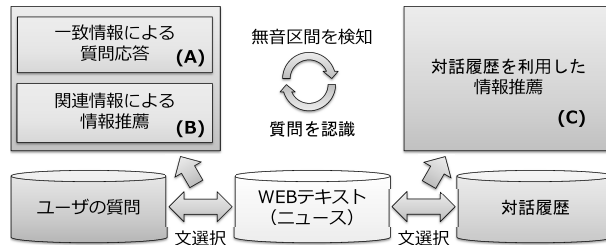


図2 本システムの対話戦略
Fig. 2 Dialogue management.

User:	阪神は勝った？	
System:	阪神は七回に金本、松本の代打攻勢で勝ったよ。	(A)
User:	能見は投げた？	
System:	能見が7回無失点で勝ち投手になったよ。	(B)
User:	能見は三振を取った？	
System:	能見は2死一、二塁では阿部を内角スライダーで三振を取ったよ。	
	(無音)	
System:	ちなみに、能見は8月29日にも巨人・坂本を147キロで空振り三振を取ったよ。	(C)

図3 対話戦略に基づく応答生成例

Fig. 3 Example of dialogue based on dialogue management.

本システムの対話戦略を図2に、その対話例を図3に示す。本システムでは、ユーザの発話とテキストから抽出した情報の間でマッチングを行い、完全に一致する情報があれば、その情報に基づいて応答を生成する(A)。完全に一致する情報がなければ、ユーザ発話に対して最も近い情報を検索し、応答を生成する(B)。さらに、一定時間以上の無音を検知した場合、対話履歴を用いて関連する情報を検索し、応答を生成する(C)。図3の例では、(A)の場合、「阪神(格:ガ) 勝つ」という述語項の一致から、応答を生成している。(B)の場合、「能見(格:ガ)*」という述語項の部分的な一致から応答を生成している。(C)の場合、直前のシステムの応答の「能見が(格:ガ), 三振(格:ニ)取る」という述語項構造を利用して、情報推薦を生成している。

2.3 述語項構造解析を適用する際の問題点と解決策

述語項構造解析を用いた情報抽出を、情報検索型対話システムに適用する際に2つの問題がある。第1に、すべてのテキストに対して述語項構造解析を行うと膨大な数の述語項構造が得られるが、その多くが応答や推薦に有用ではないことである。どの述語項構造パターンが重要であるかはドメインに依存する。そこで本研究では、当該ドメインの特徴的な述語

項構造パターンをコーパスから教師なしで抽出する手法を検討する。この詳細については3章で述べる。

第2の問題は、述語項構造の単純な一致を見るだけでは、必ずしもユーザの情報要求に応えられないことである。大規模なデータベースにおいても、述語項における要素・格・用言の3つ組が完全に一致する場合はそれほど多くない。RDBを用いた音声対話システムにおいては、一致する情報を見つけれない場合、「該当する情報はありません」と応答することが一般的であった。述語項構造の一致を利用する情報検索システムにおいても同様の問題が生じるが、一致する情報がない場合に「該当する情報はありません」と応答するのではなく、制約条件を緩和して関連する情報を提示できることが望ましい。そこで、要素・用言に対して関連度を定義することで、述語項の類似度を利用した検索を実現する。この詳細は4章で述べる。

3. 述語項構造解析に基づく情報抽出

本研究ではテキストから情報抽出を行い、その意味表現をとらえた応答を生成するために、述語項構造を用いる。述語項構造は、古くから自然言語処理の分野で利用されており、古典的な対話システムにおいては、必要な述語項構造を手で定義したものが一般的に利用されていた。近年では統計的手法による大規模で一般的な述語項構造解析の研究が進んでおり、いくつかの自然言語処理タスクで利用されている¹¹⁾⁻¹³⁾。本研究では、述語項構造解析のパーザとしてKNP¹⁴⁾,*1を用いる。

述語項構造解析に基づく情報抽出の例を図4に示す。要素とその係り先である用言、その関係性として格を抽出する。その際、1つの用言に対して複数の要素と格が存在するが、その組合せもあわせて保持する。本論文においては、図4のような、用言に対する要素の木を述語項構造とし、その中の要素と格の組合せを述語項と呼ぶ。また、情報抽出のためのドメイン依存のテンプレートを、述語項構造パターン(3.3節で述べる固有表現のクラス化を含む)と呼ぶ。

大規模テキストから述語項構造を収集すると、非常に多くのパターンが抽出されるが、情報検索・推薦の対話で有用なものはドメインに依存する。たとえば、野球ドメインでは「A選手が 打つ」や「Bチームが 連勝」など、経済ドメインでは「A社株が ストップ高」や「B社とC社が 提携する」などの表現である。パーザが出力する大量のパターン

*1 <http://nlp.kuee.kyoto-u.ac.jp/nl-resource/>

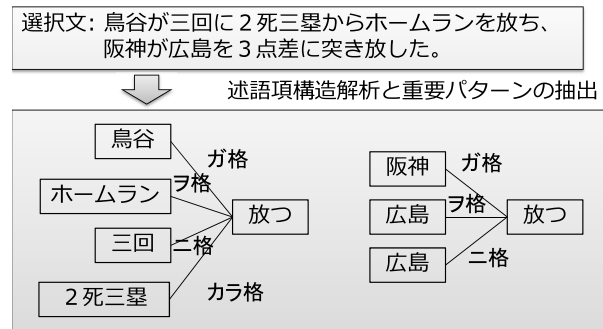


図 4 述語項構造の解析例

Fig. 4 Example of predicate-argument structure.

をすべて利用することは効率が悪いだけでなく、音声認識誤りや解析誤りなどに対する頑健性の点でも好ましくない。したがって、ドメインに依存してそのような情報抽出のためのテンプレートを作成する必要性が指摘されている^{15),16)}。しかし、ドメインごとに人手でテンプレートを作成する方法論では、Web に存在するさまざまなドメインに対して自動的に適用できない。そこで、汎用的なパーザを用いた述語項構造解析の結果から、特定のドメインにおける重要なテンプレートとして、述語項構造パターンを自動で抽出する方法を提案する。

本研究では有用な述語項構造のパターンを教師なしで抽出するために、TF-IDF 法と Naive Bayes 法の 2 つの統計的尺度を検討した。

3.1 TF-IDF 法による重要度

TF-IDF 法は、単語を w_i 、ドメインを t としたとき、以下の式で定義される。

$$tfidf(w_i, t) = P(w_i|t) \cdot \log \frac{C(d)}{C(d: w_i \in d)} \quad (1)$$

ここで d は文書 (= ニュース記事) である。この式の中で、TF 項 $P(w_i|t)$ は、単語 w_i の出現確率

$$P(w_i|t) = \frac{C(w_i, t) + \alpha}{\sum_j (C(w_j, t) + \alpha)} \quad (2)$$

として求められる。本論文において、 $C(x)$ はコーパスにおける x の頻度として定義する。ここで、 $C(w_i, t)$ は、ある単語 w_i がドメイン t において出現する回数である。 α はディリ

クレ過程 (Chinese Restaurant Process) を用いたサンプリング¹⁷⁾ によって推定される。IDF 項 $\frac{C(d)}{C(d: w_i \in d)}$ は、単語 w_i の文書出現確率の逆数に対数をとったものとして定義され、

$$\frac{C(d)}{C(d: w_i \in d)} \approx \frac{C(d) + \beta}{C(d: w_i \in d) + \beta} \quad (3)$$

により求められる。ここで、 $C(d)$ はあるドメインの文書数であり、文書出現頻度 $C(d: w_i \in d)$ はその単語がいくつかの文書で出現したかの数である。 β は α と同様に、ディリクレ過程を用いたサンプリングによって推定する。

述語項構造に対する評価値は、各要素と用言に対して求めた上記の値の相乗平均によって求める。

3.2 Naive Bayes 法による重要度

この手法では、単語 w_i が現れたときにドメイン t である確率 $P(t|w_i)$ を以下のように推定する。

$$P(t|w_i) = \frac{C(w_i, t) + D_t \gamma}{C(w_i) + \gamma} \quad (4)$$

$C(w_i, t)$ はドメイン t の中で単語 w_i が出現した回数である。また、 D_t はドメインごとのコーパスサイズを考慮するための正規化係数で、以下の式で与える。

$$D_t = \frac{\sum_j C(w_j, t)}{\sum_k C(w_k)} \quad (5)$$

γ は、前節の α 、 β と同様に、ディリクレ過程を用いたサンプリングによって推定する。

述語項構造に対する評価値は、各要素と用言に対して求めた上記の値の相乗平均により求める。

3.3 固有表現のクラス化

上記の手法は、コーパスを用いた教師なし学習であるが、新聞記事における固有表現は時期によって頻度が異なり、コーパスの偏りの影響を大きく受ける。また、Web テキストや新聞記事には、日々新しい固有表現が出現するため、それを考慮した頑健なパターン抽出を行う必要がある。そこで、固有表現の中で、出現頻度が高い人名・組織名・地名においてクラス化を行う。

特定のドメインで頻出する固有表現は、述語項構造における他の要素と相乗平均をとる前にクラス化してしまうと、当該ドメインでその固有表現が特徴的であるという特性が失われてしまう。また、あるドメインで重要な述語項構造パターンは、単語同様に学習コーパス中に頻出する。そこで、単純に単語をクラス化するのではなく、述語項構造パターンに対して

表 1 述語項構造パターンの抽出手法の評価
Table 1 Evaluation of predicate-argument structure pattern filtering.

モデル	素性	適合率	再現率	F 値
ベースライン	-	44.4%	100%	61.5%
TF-IDF 法	用言	58.7%	84.0%	69.1%
	要素	65.8%	73.0%	69.2%
	要素+用言	51.3%	84.3%	63.8%
	(cf) クラス化なし(要素)	63.2%	62.9%	63.0%
Naive Bayes 法	用言	60.1%	87.9%	71.4%
	要素	66.1%	79.4%	72.2%
	要素+用言	87.8%	72.6%	79.5%
	(cf) クラス化なし(要素+用言)	87.1%	68.1%	76.5%

固有表現のクラス化を行う。たとえば、「金本-が 打つ」「鳥谷-が 打つ」という 2 つの述語項構造パターンは、「(人名)-が 打つ」の形にクラス化し、この述語項構造パターンの評価値は、この形で表せるすべての述語項構造パターンの評価値の和とする。この値は、人名をクラス化してから「(人名)-が 打つ」の評価値を求める場合と異なることに注意されたい。

3.4 述語項構造パターンのテンプレート抽出手法の評価

提案手法を、日本のプロ野球のニュース記事に対して適用し、評価を行った。学習セットを毎日新聞記事データベース (CD-毎日新聞データ集 2008) におけるプロ野球ドメイン記事 9,910 文と (Naive Bayes 法に対しては) それ以外のドメインの記事 719,666 文とし、3.1 ~ 3.3 節で述べたモデルの学習を行った。また、毎日新聞の Web サイト*1 における 2010 年 4 月 21 日 ~ 23 日の記事に対して、当該ドメインの対話において有用と考えられる述語項構造パターンを 1 名の作業者がアノテーションを行い、テストセットとした。このテストセットからは述語項構造パターンが 559 個抽出され、人手によるアノテーションによって 248 個を正解とし、これらの適合率・再現率・F 値を求めた。なお、選別に用いる評価値の閾値は、テストセットの 10% をヘルドアウトして、F 値が最も高くなる値に設定した。ベースラインは選別をいっさい行わず、述語項構造をすべて用いた場合であり、再現率は 100% になるが、適合率は低い。TF-IDF 法と Naive Bayes 法それぞれの値を計算するための素性として、用言と要素をそれぞれ単独で用いる場合と、同時に用いる場合を比較した。その結果を表 1 に示す。

*1 <http://mainichi.jp>

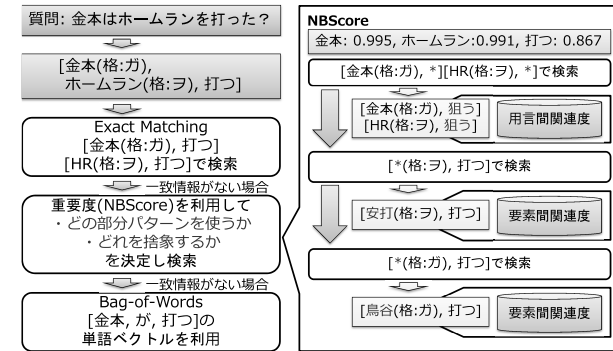


図 5 述語項構造の段階的緩和によるマッチング
Fig. 5 Partial matching based on similarity of predicate-argument structure.

提案手法によって、再現率の低下を抑えながら、適合率を大きく向上させることができている。特に、Naive Bayes 法で要素・用言を素性に用いる場合、ベースラインと比較して、F 値で約 18 ポイントの向上が見られる。TF-IDF 法と比べても、Naive Bayes 法の方が F 値で約 10 ポイント上回っている。これは TF-IDF 法が特定の文書に偏在するパターンを選ぶ手法であるのに対して、Naive Bayes 法が当該ドメインのさまざまな文書に特徴的に出現するパターンを選択する手法であるためと考えられる。また、クラス化についても一定の効果が確認できた。この結果から、以降の情報抽出における重要度の定義として、Naive Bayes 法を利用して求めたスコア (NBScore ; 式 (4)) を利用する。

4. 述語項の類似度を用いた情報検索と応答生成

前章で述べた述語項構造パターンによる情報抽出の結果を利用して、情報 (ニュース記事の文) の検索を行う。図 5 にその概要を示す。まず、ユーザ発話の述語項構造に完全に一致する情報を検索する。そのような情報が見つからない場合、部分的に一致する情報を検索するためにマッチングの条件を徐々に緩和する。具体的には、重要度 (NBScore) の低い要素・用言から順に捨象 (ワイルドカード扱い) する。そのうえで、複数の候補がマッチングすれば、関連度の高いものを選択する。それでもマッチングできない場合、最終的には、従来手法の Bag-Of-Words (BOW) モデルによる検索までバックオフを行う。

4.1 重要度を用いた部分マッチング

述語項構造に基づくマッチングの例を図 5 に示す。たとえば、「金本 (格:ガ) ホームラ

ン(HR)(格:ヲ)打つ」という情報要求がユーザから与えられた場合、まずシステムは、「金本(格:ガ)打つ」「ホームラン(格:ヲ)打つ」という完全なパターンでのマッチングを行う。これを完全マッチング(Exact Matching)と呼ぶ。完全マッチングではユーザ発話に適合した情報を検索できるものの、実際のデータにおいては述語項構造の組合せが完全に一致する情報は少なく、情報を検索できない場合が多い。

そこで、部分マッチング(Partial Matching)による検索の拡張を行う。部分マッチングにおいては、ユーザ発話の述語項構造において、重要度(NBScore)の低い要素または用言を捨象し検索を行う。前述の例においては、「金本」「ホームラン」「打つ」の重要度を比較して、重要度の最も低いものを捨象する。もし「金本」を捨象した場合は「鳥谷(格:ガ)打つ」など、「ホームラン」を捨象した場合は「安打(格:ヲ)打つ」のように関連度が高い要素を含む述語項構造を検索する。一方、用言を捨象した場合は、「金本(格:ガ)凡退」「ホームラン(格:ヲ)狙う」などの、関連度が高い用言を含む述語項構造を検索する^{*1}。

4.2 要素の関連度を用いた検索の拡張

部分マッチングを行うと数多くのマッチング結果が得られるので、その中からどれを選択するか決定する指標が必要となる。たとえば、前述の例で「金本」を捨象すると、すべての選手がマッチング候補となる。そこで、格要素については、単語 w_{arg_i} と w_{arg_j} の要素間関連度 $sim_{arg}(w_{arg_i}, w_{arg_j})$ を、以下のように共起する割合で定義する。

$$sim_{arg}(w_{arg_i}, w_{arg_j}) = \frac{\{C(w_{arg_i}, w_{arg_j})\}^2}{C(w_{arg_i}) \times C(w_{arg_j})} \quad (6)$$

$C(w_{arg_i})$ はコーパス中の w_{arg_i} の出現頻度であり、 $C(w_{arg_i}, w_{arg_j})$ は文書(本研究では1つのニュース記事)において w_{arg_i} と w_{arg_j} の共起した頻度である。「格+用言」の部分パターンを検索に利用する場合、質問文に含まれる要素(arg_i)に関連度の高いもの(arg_j)を優先して応答に利用するのが適当と考えられる。前述の例では、同じ記事に出現する選手、結果として同一のチームの選手が優先されることになる。

4.3 用言の関連度を用いた検索の拡張

用言についても、完全に一致しない場合に対応できる必要がある。特に、「打った」「放った」のような同義表現を扱える必要があるが、これはドメインに依存する。そのために、同

*1 本手法は yes/no タイプの質問を想定しているが、格が一致した場合 WH 型の質問にも答えることができる。たとえば、「誰がホームランを打ちましたか」という質問からは、「誰(格:ガ)、ホームラン(格:ヲ)、打つ」という述語項構造が得られ、「誰」を「人名クラス」にマッチングするようになれば、「(人名)(格:ガ)、ホームラン(格:ヲ)、打つ」というパターンを利用し質問に答えることができる。

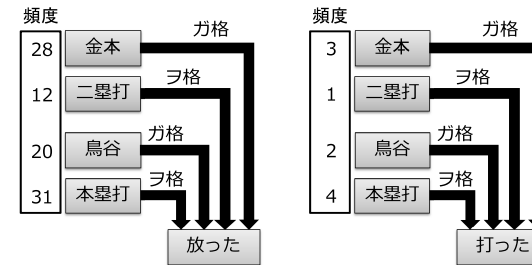


図6 述語項構造における分布類似度の例
Fig. 6 Example of distributional analysis.

義の用言を人手で定義したドメイン類義用言辞書を用いることが考えられる。このような辞書を用いると、定義されている同義関係には確実に対応できるが、すべての同義関係を人手で記述することは非常に困難である。また、この同義関係で対応できる用言はきわめて限られ、同義以外の関連した情報の検索を行うことは不可能である。さらに、ドメインごとに新しい辞書を人手で定義する必要があり、新しいドメインに対する移植性を著しく低下させる。

そこで、用言間の関連度をコーパスから自動で獲得し、これを検索に利用する手法を考える。これまでにコーパスから類義用言の自動獲得を行う手法^{(18),(19)}が研究されており、本研究ではこれらの手法を応用する。具体的には、述語項構造における用言に係る要素の分布類似度を用いる。

分布類似度^{(20),(21)}とは、類似した文脈に出現する単語は類似した意味を持つという考えに基づくもので、本研究では、類似した格要素を持つ用言は類似した意味を持つと仮定する。述語項構造における要素・格・用言の3つ組のうち、格と要素の組合せである格要素 $w_{role,arg}$ を用言 w_{pre} に対する分布としてとらえ、これらの頻度を利用する。この例を図6に示す。一般的な分布類似度の計算では、これらの組をベクトルとして、ベクトルどうしの類似度をコサイン距離によって求める。そこで、用言 w_{pre_i} と w_{pre_j} の用言間関連度 $sim_{pre}(w_{pre_i}, w_{pre_j})$ を次のように定義する。

$$sim_{pre}(w_{pre_i}, w_{pre_j}) = \cos_{pre}(\vec{u}_i, \vec{u}_j) = \frac{\vec{u}_i \cdot \vec{u}_j}{|\vec{u}_i| |\vec{u}_j|} \quad (7)$$

where $\vec{u}_i = (C(w_{role_1, arg_1}), \dots, C(w_{role_l, arg_m}))$

しかし、述語項構造における格要素のようなコーパスにおいてスパースな素性を用いる

場合には、単純なベクトル空間モデルはコーパスの偏りに大きく依存する。そこで、格要素どうしの関連度を利用することによって、スムージングを行う。この関連度は、4.2 節で定義した要素間関連度と異なり、コーパス全般での類似性を見るために、テキスト中の前後の単語の頻度ベクトル（単語 bi-gram の分布類似度）のコサイン距離を用いて定義する。コーパスに出現するすべての内容語（ n 個）について、内容語 w_m の直前に現れる内容語のリストを $W_L(w_m) = \{w_{L1_m}, \dots, w_{Ln_m}\}$ 、直後に現れる内容語のリストを $W_R(w_m) = \{w_{R1_m}, \dots, w_{Rn_m}\}$ とし、単語 w_m のベクトル \vec{v}_m を

$$\vec{v}_m = (C(w_{L1_m}), \dots, C(w_{Ln_m}), C(w_{R1_m}), \dots, C(w_{Rn_m})) \quad (8)$$

とする。 w_m と w_k の関連度はそれらのベクトル \vec{v}_m, \vec{v}_k のコサイン距離 $\cos_{arg}(\vec{v}_m, \vec{v}_k)$ として定義する。この要素どうしの関連度を利用して、用言間関連度 $sim_{pre}(w_{pre_i}, w_{pre_j})$ における w_{pre_i} の分布類似度ベクトル \vec{u}_i を

$$\vec{u}_i = (C'(w_{role_1, arg_1}), \dots, C'(w_{role_l, arg_m})) \quad (9)$$

として再定義する。ここで $C'(w_{role_l, arg_m})$ は、

$$C'(w_{role_l, arg_m}) = \delta \times C(w_{role_l, arg_m}) + (1 - \delta) \times \sum_{k \text{ s.t. } k \neq m} C(w_{role_l, arg_k}) \frac{\cos_{arg}(\vec{v}_m, \vec{v}_k)}{\sum_{j \text{ s.t. } j \neq m} \cos_{arg}(\vec{v}_m, \vec{v}_j)} \quad (10)$$

とする。 δ ($0.0 \leq \delta \leq 1.0$) はいくつかの値を試行し、経験的に $\delta = 0.6$ と定めた。これによって、用言間関連度の分布類似度を用いるベクトル \vec{u}_i として、コーパス中に出現した格要素の分布に加えて、それらに類似した格要素の分布を素性として加えることができ、スパースネスの問題を軽減できる。ただし、格要素どうしの類似度をすべて用いると、爆発的に増加してしまうので、 $\cos_{arg}(\vec{v}_m, \vec{v}_k) \geq 0.5$ となる格要素の組合せのみを利用する。また、この計算は用言の頻度が閾値以上のものについてのみ行う。

4.4 Bag-Of-Words (BOW) モデルによる検索

部分マッチングによる検索でも候補が見つからない場合、典型的な従来手法である Bag-Of-Words (BOW) モデルによる検索を行う。これは、文（または文書） s_i に出現する単語の頻度ベクトル $\vec{v}_i = \{C(w_{i1}), \dots, C(w_{in})\}$ のコサイン距離に基づく。すなわち、 s_i と s_j の類似度 $sim_{BOW}(s_i, s_j)$ を

$$sim_{BOW}(s_i, s_j) = \cos(\vec{v}_i, \vec{v}_j) = \frac{\vec{v}_i \cdot \vec{v}_j}{|\vec{v}_i| |\vec{v}_j|} \quad (11)$$

とする。ただし、質問文 s_i の長さが短い場合、そこに含まれる単語の数は限られ、結果とし

て複数の候補がマッチングする場合が多い。その場合、文の述語項構造の重要度 ($NBScore$) が高いものを優先して選択することにした。

4.5 キャッシュモデルによる話題の管理

話題の管理は、自然な対話を行ううえで重要である。本システムでは、ユーザ発話で主格（ガ格）が省略された場合、直前の発話でガ格として用いられた単語を補うことで対話を継続する。野球のドメインにおいては、どのチームを応援しているか、どの選手について興味があるかなどの情報も有用であると考えられるが、ドメインに依存するので一般的に定式化するのには困難である。

4.6 述語項構造における部分木のマッチングを用いた応答生成

これまでに説明してきた手法で検索された述語項構造を有する文から応答を生成するが、ニュース記事のような文章から選択された文をそのまま応答に用いると、非常に冗長な対話文が生成されてしまう。そこで、検索された述語項構造に含まれる用言を中心に、その用言に係る部分木だけを利用して応答を生成する。これにより、ユーザの意図する応答を簡潔に行うことができる。たとえば、「鳥谷は打った？」という質問に対して、図 4 に示す例のように「鳥谷が三回に 2 死三塁からホームランを放ち、阪神が広島を 3 点差に突き放した」という文が検索された場合、従来のベクトル空間モデルでは、この文を出力する以上のことは難しかった。しかし、述語項構造がマッチングした部分である「鳥谷（格：ガ）放つ」に対応する部分文のみを利用することにより、「鳥谷が三回に 2 死三塁からホームランを放ちました」という応答を行うことができる。

4.7 情報検索と応答生成の評価

重要度 ($NBScore$) と単語間関連度（要素間関連度と用言間関連度）を学習し、対話システムを構築した。学習コーパスは毎日新聞記事データベース 10 年分（CD-毎日新聞データ集 2000–2009）のプロ野球関連記事（195,677 文）と、それ以外のドメインの記事からランダムに選択された同量の文で構成した。システムの評価のために、毎日新聞社 Web サイトの 2010 年 9 月 19 日～26 日の記事の内容について設問を 201 問用意した。

システムの応答のうち、対話の文脈を考慮して適切な述語項構造からなる文を 1 つ提示できた場合を「的確」とした。それに対して、適切な述語項構造を含んでいるものの、複数の述語項構造を含む文を提示し、ユーザの質問に対する適切な回答を 1 つに絞りきれなかった場合を「曖昧」とし、誤った述語項構造からなる文のみを出力した場合を「誤り」とした。回答がまったく生成されない場合は「回答なし」とした。たとえば、「金本がホームランを

表 2 システムの応答の評価 (テキスト入力)
Table 2 Evaluation of system response (text input).

マッチングの種類	的確	曖昧	誤り	回答なし	適合率	再現率	F 値
Exact	29.9%	0.5%	1.5%	68.1%	93.8%	30.3%	45.8%
Exact+Partial	66.2%	5.0%	20.3%	8.5%	72.5%	71.1%	71.8%
Exact+Partial+BOW	69.7%	5.0%	25.3%	0.0%	70.1%	74.6%	72.3%
(cf) NBScore なし	61.2%	4.5%	34.3%	0.0%	61.4%	65.6%	63.5%
(cf) BOW	46.8%	13.9%	39.3%	0.0%	49.8%	60.7%	54.7%
(cf) SOW	54.2%	11.4%	34.3%	0.0%	55.2%	65.6%	60.0%

打ちましたか」という質問に対して「金本がホームランを放つ」「阿部^{*1}がホームランを打つ」という候補があった場合、前者の場合を「的確」としている。これらの割合を調べるとともに、適合率・再現率・F 値も計算した。適合率は、システムが出力した応答の述語項構造（曖昧の場合は複数）のうち「的確」なものの割合であり、再現率は、用意した設問に対して「的確」な応答をできたものの割合である。F 値は適合率と再現率の調和平均である。

従来手法として、Bag-Of-Words (BOW) モデルと、BOW において単語の出現順序を考慮した Sequence-Of-Words (SOW) モデルを比較した。なお、これらの手法において複数の候補が（同一スコアで）マッチングした場合は、4.4 節で述べたように重要度が高いものの 1 つを選択するようにした。テキスト入力に対する結果を表 2 にまとめる。

提案手法では、BOW モデル・SOW モデルと比較して、ユーザの質問に対して回答を的確に提示できている割合が大幅に増加しており、簡潔で直接的な応答ができていることが分かる。完全マッチング (Exact Matching) によって回答を行った場合、ユーザの質問に対して的確な応答を選択できている反面、回答が得られない場合も多い。部分マッチング (Partial Matching) によって、「回答なし」が減って正解率は向上したが、一方で誤ったり、冗長な回答も生じたりした。BOW モデルまで遡った場合は 8.5% と少ないが、これにより「回答なし」はほぼなくなり、的確な応答を選択できる場合も増えている。すなわち、提案手法の (Exact+Partial+BOW) では、完全マッチングを部分マッチングと BOW によって補完しているといえる。参考のために、部分マッチング (Partial Matching) を行う際に Naive Bayes 法を利用して求めた述語項の重要度 (*NBScore*; 式 (4)) を用いず、ランダムに要素の捨象を行う場合を評価した (表 2 の「NBScore なし」)。この結果、3 章で提案した述語項構造パターンの抽出が有効であることが示された。

*1 評価の際に「阿部」が「金本」とは異なる球団の選手であるという知識・文脈に基づいて判断している。

表 3 システムの応答の評価 (音声入力)
Table 3 Evaluation of system response (speech input).

マッチングの種類	的確	曖昧	誤り	回答なし	適合率	再現率	F 値
Exact	19.4%	1.0%	0.5%	79.1%	89.1%	20.4%	33.2%
Exact+Partial	57.2%	6.0%	18.9%	17.9%	65.8%	63.2%	64.5%
Exact+Partial+BOW	64.1%	6.5%	29.4%	0.0%	61.7%	70.6%	65.9%
(cf) BOW	39.8%	9.4%	48.8%	0.0%	42.9%	49.3%	45.9%
(cf) SOW	46.3%	10.4%	43.3%	0.0%	48.3%	56.7%	52.2%

次に、テキスト入力と同じ質問を 1 話者によって読み上げ、その音声認識結果を用いて評価を行った。今回は音声認識システムとして、Julius^{*2}デコーダとドメイン適応した言語モデルを用いた。質問文の単語認識率は 79% であった。結果を表 3 にまとめる。

テキスト入力の場合と比較して、全般的に的確な応答の割合が音声認識誤りの分だけ低下している。ただし、提案手法 (Exact+Partial+BOW) ではその低下は小さい。テキスト入力と音声入力を比較すると、完全マッチングにおいて「的確」の割合が 10% 以上低下しているが、(Exact+Partial+BOW) においては低下幅が 5% にとどまっている。特に BOW モデルを併用することによって、音声認識誤りに対して頑健なマッチングができている。(Exact+Partial) の段階では、テキスト入力と比較して音声入力の場合「回答なし」が 2 倍程度になっているが、BOW モデルを用いることによって、応答できない場合がなくなっている。一方、BOW のみを用いる場合と比較しても、「的確」の割合と F 値はかなり高くなっている。

5. プロアクティブな情報推薦

5.1 述語項構造の類似度を用いた情報推薦

本システムでは、図 3 (C) に示したように、ユーザとの対話で一定時間以上のポーズを検出した際にそれまでの対話履歴を利用して、過去の記事から関連した内容の文を提示する。これにより、現在のユーザの興味に沿った情報提示を行うことが期待できる。

プロアクティブな情報推薦を的確に行うために、述語項構造を用いた文間関連度を定義する。まず、固有名詞でガ格が一致するものだけを検索対象とする。これは、直前の対話の内容から大きく外れた文を選択しないようにするための制約である。また、「投手が」などの一般的なパターンを用いると、無関係な話題の文を選択するおそれが高いためである。ガ格が一致する文の述語項構造において、同じ格を持つ要素どうしについて、4.2 節で定義した

*2 <http://julius.sourceforge.jp>

要素間関連度 $sim_{arg}(w_{arg_i}, w_{arg_j})$ に基づく類似度を、さらに、4.3 節で定義した用言どうしの関連度 $sim_{pre}(w_{pre_i}, w_{pre_j})$ を計算する。要素・用言が一致している場合は類似度を 1 とする。さらに、重要度 ($NBScore$) を重みとして、これらの重み付き和を求める。比較する単語が異なる場合は、それぞれの重要度の平均を重みとして利用する。すなわち、文 s_i, s_j の類似度 $sim_{sent}(s_i, s_j)$ を

$$sim_{sent}(s_i, s_j) = sim_{pre}(w_{pre_i}, w_{pre_j}) \times \frac{(NB(w_{pre_i}) + NB(w_{pre_j}))}{2} + \sum sim_{arg}(w_{arg_i}, w_{arg_j}) \times \frac{(NB(w_{arg_i}) + NB(w_{arg_j}))}{2} \quad (12)$$

と定義する。ここで、 $NB(w_i)$ は w_i の $NBScore$ である。さらに、ユーザの発話とシステムの応答の両方を含めた対話の履歴 (過去 h 発話) を考慮する。推薦に利用する文候補を s_{rec} としたとき、

$$Score_{rec} = \sum_{i \in h} sim_{sent}(s_i, s_{rec}) \quad (13)$$

のスコアが一番高い文を求める。これによって選択された文と、その文が作成された日付を用いて、図 3 (C) の例のように、情報推薦を生成する。

5.2 被験者実験による情報推薦の評価

提案した情報推薦手法を評価するために、被験者実験を行った。前章の実験で用いた 201 問のうち、「的確」と評価された 140 問の質問と応答の組をそれぞれ履歴 ($h = 2$) として、前節で述べた処理を適用した結果、固有名詞とガ格の制約から、55 問について情報推薦が得られた。これらについて、それまでのユーザの質問、システムの応答、システムからの情報推薦 (1 文のみ) を提示し、対話の文脈を考慮して適切な推薦がなされたか評価してもらった。具体的には、大学院生 3 名によって、

- (1) 提示された情報は推薦として適切か (客観的判断)
 - (2) 提示された情報について、ユーザとしてどう感じるか (主観的判断)
- の 2 点について評価してもらった。

評価 (1) では、提示された情報の (履歴を考慮した) 適切性について以下の 4 段階で評価してもらった。

- (a) 適切
- (b) 適切だが、文法的誤りがある (日本語として違和感がある)
- (c) 適切だが、冗長である

表 4 多数決による情報推薦の評価

Table 4 Evaluation of proactive information presentation.

評価	個数
(a) 適切	32
(b) 適切だが、文法的誤りがある	4
(c) 適切だが、冗長である	2
(d) 不適切	8

- (d) 不適切

3 名の評価が 3 通りに分かれた設問 9 個については評価から除外し、46 個の設問の評価を多数決によって決定した。その結果は表 4 に示すとおり、(a) 「適切」と評価されたものが 32、(b) 文法的誤りや (c) 冗長性があったものも含めると「適切」と評価されたものが 38 あり、これらの割合は 82.6% となった。提案手法により、おおむね適切な推薦が生成されていることが分かる。

評価 (2) では、提示された情報に関して「ユーザとしてうれしいと思うか」について、

- (1) そう思わない
- (2) どちらかといえばそう思わない
- (3) どちらかといえばそう思う
- (4) そう思う

の 4 段階で評定してもらった。この評価スコアの平均は 3.33 となり、おおむね意味のある推薦が生成されているといえる。

6. システムのドメイン移植性

提案する枠組みでは、あらかじめ対話を行うドメインを規定して、そのドメインに応じたシステムの構築を行う。異なるドメインに移行する場合、そのドメインに対応した学習データ (= ドメインコーパス) を与えることによって、ほぼ自動的に必要な要素を構成することができる。本研究では、ニュース記事を対象としているため、新聞記事データベースを用いる。新聞記事データベースはさまざまな話題の記事を含んでおり、記事が分類されてタグ付けされているため、ドメインに応じてデータ中のタグを用いてテキストを選択できる。学習データに対するアノテーションは不要である。なお、音声対話システムにおけるドメイン移植性の先行研究としてデータベース検索型の対話を扱った研究^{23),24)}があるが、本研究ではより汎用的な文書検索を対象としている。

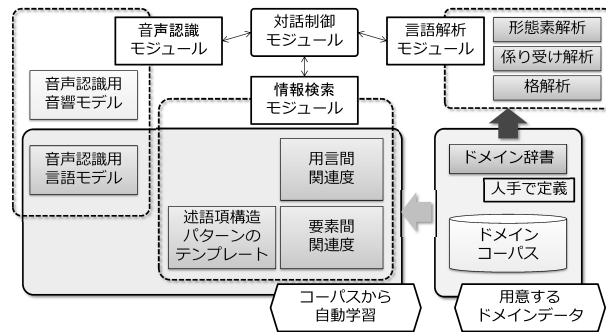


図7 システムのドメイン移植性

Fig. 7 Domain portability of the system.

以下、各モジュールごとに具体的な適用手順を説明する。また、この概要を図7に示す。

6.1 言語解析ツールのドメインへの適応

ドメインコーパスの解析に際して、当該ドメインの固有表現辞書を用意することによって、言語解析や固有表現のクラス化の精度向上が見込める。今回はプロ野球ドメインにおいて、人名 2,141 個、組織名 129 個、地名 77 個、その他 141 個の固有名詞辞書を追加した。これらのエントリは、Web 上の選手名鑑や Wikipedia などから人手で収集し追加した。このように辞書を追加したうえで、ドメインコーパスの言語解析（形態素解析、係り受け解析、格解析）を行った。今回用いた 10 年分のプロ野球ドメインの新聞記事を高性能のワークステーション（CPU：Xeon(i) 3.33 GHz、メモリ：12 GB）で解析した結果、のべ 40 時間程度を要した。この解析は、並列化による時間短縮が可能である。

6.2 音声認識用言語モデルのドメインへの適用

音声認識を行う際に、当該ドメインの発話をカバーできるように言語モデルを学習する必要がある。そのために、当該ドメインコーパスを用いる。なお、新聞記事テキストを音声対話システムの言語モデル学習に用いる場合、文体・表現が大きく異なるという問題がある。本研究では、名古屋大学 CIAIR 音声データベース^{*1}から、CIAIR-HCC（車内対話音声データベース）の書き起こしテキストを加えて、対話における文体・表現をカバーしている²⁵⁾。この音声認識用言語モデルの学習は、先述の計算機環境で 2 時間程度を要した。

*1 <http://db.ciair.coe.nagoya-u.ac.jp/>

6.3 情報検索モジュールのドメインへの適用

本システムにおいては、述語項構造パターンのテンプレート、要素間関連度、用言間関連度をドメインに応じて学習する必要がある。これらの学習は前章までに述べた手法で自動化され、当該ドメインコーパスと固有名詞辞書を用いて行うことができる。これらの学習にはのべ 26 時間程度を要した。この学習も並列化が可能である。

7. まとめ

本研究では、述語項構造に着目した情報抽出を利用することによって、Web 上のニュース記事から、情報検索・推薦を行う音声対話システムを構築した。ドメイン依存の重要な述語項構造パターンは自動で抽出し、また柔軟なマッチングを可能にするために述語項どうしの類似度を自動で定義した。そのために、述語項構造解析によって抽出されるパターンの重要度と、述語項の構成要素および用言どうしの関連度をタグなしコーパスから学習する手法を提案した。これによって、ユーザの要求に関係の深い応答を適切に選択して応答することができる。

本手法は、従来のキーワードに基づく音声対話型情報検索を、意味表現を扱える形に拡張したともとらえられる。また、述語項構造パターンの選別は頑健な音声言語理解を実現する手段ととらえられる。この結果、ユーザの質問に対する的確な応答の割合が、典型的な従来手法である BOW モデルよりも向上することが確認された。具体的には、テキスト入力で F 値 17.6 ポイント、音声入力でも F 値 19.6 ポイントの改善を実現した。

また、ユーザに対するプロアクティブな情報推薦を行うために、述語項構造の類似度を用いた関連情報の検索手法を提案した。主格（ガ格）を必須格とし、それ以外の格の類似度として要素間関連度と用言間関連度を利用した。これによって、文脈に沿った適切な情報推薦が行えることを確認した。

本研究で提案した枠組みは、RDB や意味表現・同義語などの知識を人手で構築する必要がなく、コーパスから教師なしで学習された統計量によって構成される。そのため、多岐にわたるドメインに適用することが容易で、今後複数のドメインを対象とした音声対話システムへの拡張も期待できる。

参考文献

- 1) Kawahara, T.: New perspectives on spoken language understanding: Does machine need to fully understand speech?, *Proc. IEEE-ASRU*, pp.46-50 (2009).

- 2) Dahl, D.A., Bates, M., Brown, M., Fisher, W., Hunicke-Smith, K., Pallett, D., Pao, C., Rudnicky, A. and Shriberg, E.: Expanding the Scope of the ATIS Task: The ATIS-3 Corpus, *Proc. ARPA Human Language Technology Workshop*, pp.43–48 (1994).
- 3) Pieraccini, R., Tzoukermann, E., Gorelov, Z., Gauvain, J.-L., Levin, E., Lee, C.-H. and Wilpon, J.G.: A Speech Understanding System Based on Statistical Representation of Semantics, *Proc. IEEE-ICASSP*, Vol.1, pp.193–196 (1992).
- 4) 安達史博, 河原達也, 奥乃 博, 岡本隆志, 中嶋 宏: VoiceXML の動的生成に基づく自然言語音声対話システム, 情報処理学会研究報告, SLP-40-23, pp.133–138 (2002).
- 5) Akiba, T. and Abe, H.: Exploiting passage retrieval for n-best rescoring of spoken questions, *Proc. INTERSPEECH*, pp.65–68 (2005).
- 6) Misu, T. and Kawahara, T.: Bayes Risk-based Dialogue Management for Document Retrieval System with Speech Interface, *Speech Communication*, Vol.52, No.1, pp.61–71 (2010).
- 7) Dzikovska, M.O., Allen, J.F. and Swift, M.D.: Integrating linguistic and domain knowledge for spoken dialogue systems in multiple domains, *Proc. IJCAI-03 Workshop on Knowledge and Reasoning in Practical Dialogue Systems* (2003).
- 8) Harabagiu, S., Hickl, A., Lehmann, J. and Moldovan, D.: Experiments with interactive question-answering, *Proc. ACL*, pp.205–214 (2005).
- 9) 河原達也, 川島宏彰, 平山高嗣, 松山隆司: 対話を通じてユーザの意図・興味を探り情報検索・提示する情報コンシェルジェ, 情報処理, Vol.49, No.8, pp.912–918 (2008).
- 10) 翠 輝久, 河原達也, 正司哲朗, 美濃導彦: 質問応答・情報推薦機能を備えた音声による情報案内システム, 情報処理, Vol.48, No.12, pp.3602–3611 (2007).
- 11) Shen, D. and Lapata, M.: Using Semantic Roles to Improve Question Answering, *Proc. EMNLP-CoNLL*, pp.12–21 (2007).
- 12) Wang, R. and Zhang, Y.: Recognizing Textual Relatedness with Predicate-Argument Structure, *Proc. EMNLP*, pp.784–792 (2009).
- 13) Wu, D. and Fung, P.: Can Semantic Role Labeling Improve SMT?, *Proc. EAMT*, pp.218–225 (2009).
- 14) 河原大輔, 黒橋禎夫: 自動構築した大規模格フレームに基づく構文・格解析の統合的確率モデル, 自然言語処理, Vol.14, No.4, pp.67–81 (2007).
- 15) Grishman, R.: Discovery Methods for Information Extraction, *Proc. ISCA & IEEE Workshop on Spontaneous Speech Processing and Recognition*, pp.243–247 (2003).
- 16) Ramshaw, L.A. and Weischedel, R.M.: Information Extraction, *Proc. IEEE-ICASSP*, Vol.5, pp.969–972 (2005).
- 17) Teh, Y.W., Jordan, M.I., Beal, M.J. and Blei, D.M.: Hierarchical Dirichlet Processes, *Journal of the American Statistical Association*, Vol.101, pp.1566–1581 (2006).
- 18) 柴田知秀, 黒橋禎夫: 文脈に依存した述語の同義関係獲得, 情報処理学会研究報告, NL-199-13 (2010).
- 19) Pantel, P., Crestan, E., Borkovsky, A., Popescu, A.-M. and Vyas, V.: Web-Scale Distributional Similarity and Entity Set Expansion, *Proc. EMNLP*, pp.938–947 (2009).
- 20) Harris, Z.: *Structural Linguistics*, University of Chicago Press (1951).
- 21) Dekang, L.: Automatic retrieval and clustering of similar words, *Proc. ACL and COLING*, pp.768–774 (1998).
- 22) Li, Y., McLean, D., Bandar, Z.A., O’Shea, J.D. and Crockett, K.: Sentence Similarity Based on Semantic Nets and Corpus Statistics, *IEEE Trans. Knowledge and Data Engineering*, Vol.18, pp.1138–1150 (2006).
- 23) 小暮 悟, 中川聖一: データベース検索用音声対話システムにおける移植性の高い意味理解部・検索部の構築と評価, 情報処理学会論文誌, Vol.43, pp.714–733 (2002).
- 24) 駒谷和範, 鹿島博晶, 田中克明, 河原達也: 複合的言語制約に基づくキーフレーズ抽出を用いた汎用的なデータベース検索音声対話プラットフォーム, 情報処理学会論文誌, Vol.44, pp.1333–1342 (2003).
- 25) 翠 輝久, 河原達也: ドメインとスタイルを考慮した Web テキストの選択による音声対話システム用言語モデルの構築, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J90-D, pp.3024–3032 (2007).

(平成 23 年 4 月 8 日受付)

(平成 23 年 9 月 12 日採録)



吉野幸一郎 (学生会員)

2009 年慶應義塾大学環境情報学部卒業。2011 年京都大学大学院情報学
研究科修士課程修了。同年同大学院博士後期課程に進学。現在に至る。音
声言語処理, 自然言語処理に関する研究に従事。言語処理学会会員。



森 信介（正会員）

1998年京都大学大学院工学研究科電子通信工学専攻博士後期課程修了。同年日本アイ・ピー・エム（株）入社。2007年京都大学学術情報メディアセンター准教授。京都大学博士（工学）。1997年情報処理学会山下記念研究賞受賞。2010年情報処理学会論文賞受賞。2010年第58回電気科学技術奨励賞受賞。言語処理学会会員。



河原 達也（正会員）

1987年京都大学工学部情報工学科卒業。1989年同大学院修士課程修了。1990年同博士後期課程退学。同年京都大学工学部助手。1995年同助教授。1998年同大学情報学研究科助教授。2003年同大学学術情報メディアセンター教授。現在に至る。この間、1995年から1996年まで米国・ベル研究所客員研究員。1998年から2006年までATR客員研究員。1999年から2004年まで国立国語研究所非常勤研究員。2001年から2005年まで科学技術振興事業団さきがけ研究21研究者。2006年から情報通信研究機構短時間研究員・招へい専門員。音声言語処理、特に音声認識および対話システムに関する研究に従事。京大博士（工学）。1997年度日本音響学会粟屋潔学術奨励賞受賞。2000年度情報処理学会坂井記念特別賞受賞。情報処理学会連続音声認識コンソーシアム代表、IEEE SPS Speech TC委員、IEEE ASRU 2007 General Chair、言語処理学会理事、を歴任。情報処理学会音声言語情報処理研究会主査。日本音響学会、情報処理学会各代議員。電子情報通信学会、人工知能学会、言語処理学会、IEEE各会員。