

述語項の類似度に基づく 情報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}

大規模な Web ニュースから情報抽出を行い、述語項構造の類似度を利用して、柔軟な情報推薦を行う音声対話システムについて述べる。ドメインに応じて分布類似度と共起頻度に基づく述語項構造の要素・用言の関連度を定義し、この類似度に基づいてユーザの質問に適合した情報を検索することにより応答を行う。また、発話履歴における述語項構造との類似度を利用することによって、一定時間以上のユーザ発話の無音を検知した際にプロアクティブな情報提示を行う手法を提案する。この枠組みは述語項構造という一般的な情報構造と、コーパスから教師なしで獲得される述語項構造の類似度を用いており、高いドメイン移植性を有している。

Proactive Spoken Dialogue System based on Similarity of Predicate Argument Structures

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

We present a novel scheme of spoken dialogue systems which is capable of information presentation based on information extraction from large domain dependent texts as a web news using the similarity of predicate argument (P-A) structures. We calculate the relevance measure of predicates and that of arguments to define similarity of P-A patterns based on distributional analysis and word co-occurrence frequency. Using these measures, the system is able to select most relevant information to the user's request. 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、新聞社等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。情報検索を行う上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。

これに対して我々は、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枠組みを提案している^{1),2)}。この枠組みにおいて、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。

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、日々様々な話題（ドメイン）のテキストコンテンツが更新される Web ニュースを主な対象として、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する。そして、適切な情報抽出・推薦が行われるか評価を行う。

^{†1} 京都大学 情報学研究科
Kyoto University, School of Informatics

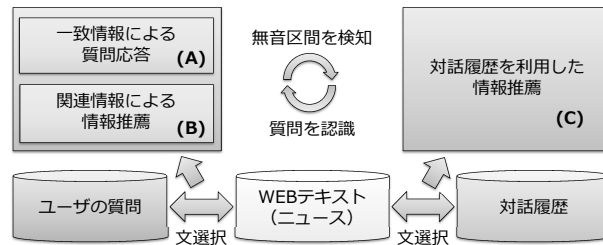


図1 本システムの対話戦略

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に取ったよ。	
	(無音)	
System:	ちなみに、能見は8月29日にも巨人・坂本を147キロで空振り三振に取ったよ。	(C)

図2 対話戦略に基づく応答生成例

2. 提案する対話システムの概要

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、応答を生成する。この詳細は、3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出した場合）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4章で述べる。

本システムの対話戦略を図1に、その対話例を図2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出した場合、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2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。

3. 述語項の類似度を用いた情報検索と応答生成

先行研究¹⁾で提案され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、情報の検索を行う。図3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。その上で、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。

3.1 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3に示す。例えば、「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み合わ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。

3.2 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。例えば、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

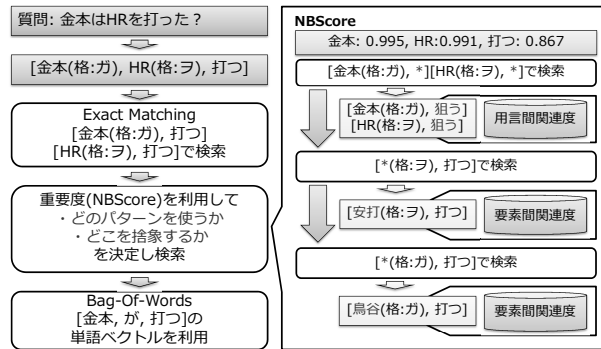


図3 述語項構造の段階的緩和によるマッチング

速度 $sim_{arg}(w_{arg_i}, w_{arg_j})$ を、以下のように共起する割合で定義する。

$$sim_{arg}(w_{arg_i}, w_{arg_j}) = \frac{C(w_{arg_i}, w_{arg_j})^2}{C(w_{arg_i}) \times C(w_{arg_j})} \quad (1)$$

$C(w_{arg_i})$ 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、より関連度の高いもの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。

3.3 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、同義の用言を手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手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（ドメインポータビリティ）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^{9),10)} 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

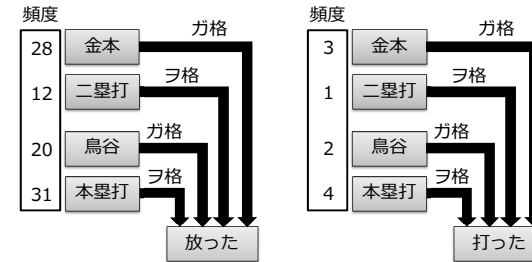


図4 述語項構造における分布類似度の例

似度を用いる。

分布類似度^{11),12)} 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、格と要素の組み合わせである格要素 $w_{role,arg}$ を用言 w_{pre} に対する分布として捉え、これらの頻度を利用する。この例を図4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。

$$sim_{pre}(w_{pre_i}, w_{pre_j}) = \cos_{pre}(\vec{u}_i, \vec{u}_j) = \frac{\vec{u}_i \cdot \vec{u}_j}{|\vec{u}_i| |\vec{u}_j|} \quad (2)$$

$$where \quad \vec{u}_i = (C(w_{role1,arg1}), \dots, C(w_{role1,argm}))$$

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、3.2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。文中に出現する内容語 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 $W_R(w_m) = \{w_{R1_m}, \dots, w_{Rn_m}\}$ とすると、単語 w_m のベクトル \vec{v}_m を

$$\vec{v}_m = (C(W_{L1_m}), \dots, C(W_{Ln_m}), C(W_{R1_m}), \dots, C(W_{Rn_m})) \quad (3)$$

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

における w_{pre_i} の分布類似度ベクトル \vec{u}_i を

$$\vec{u}_i = (C'(w_{role_1, arg_1}), \dots, C'(w_{role_l, arg_m})) \quad (4)$$

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

$$C'(w_{role_l, arg_m}) = \delta \times C(w_{role_l, arg_m}) + (1 - \delta) \times \sum_{k \text{ s.t. } k \neq m} C(w_{role_l, arg_k}) \frac{\cos_{arg}(\vec{v}_m, \vec{v}_k)}{\sum_{j \text{ s.t. } j \neq m} \cos_{arg}(\vec{v}_m, \vec{v}_j)} \quad (5)$$

とする. $\delta(0.0 \leq \delta \leq 1.0)$ 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に用いるベクトル \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, $\cos_{arg}(\vec{v}_m, \vec{v}_k) \geq 0.5$ となる格要素の組み合わせのみを利用する. また, この計算は用言の頻度がしきい値以上のものについて行う.

3.4 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 $\vec{v}_i = \{C(w_{i_1}), \dots, C(w_{i_n})\}$ 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

$$sim_{BOW}(s_i, s_j) = \cos(\vec{v}_i, \vec{v}_j) = \frac{\vec{v}_i \cdot \vec{v}_j}{|\vec{v}_i| |\vec{v}_j|} \quad (6)$$

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.

3.5 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から学習し, 対話システムを構築した. 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, 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. 回答が全く生成されな

表 1 システムの応答の評価 (テキスト入力)

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) 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%

表 2 システムの応答の評価 (音声入力)

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%

い場合は「回答なし」とした. 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, 3.4 節で述べたように重要度が高いもの 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 1 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わかる. 完全マッチング (Exact Matching) によって応答を行った場合, 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. 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.

3.5.1 音声入力による評価

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^{*1}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2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モデルを用いることによって、音声認識誤りに対して頑健なマッチングができています。(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。

4. プロアクティブな情報推薦

4.1 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2(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、3.2節で定義した要素間関連度 $sim_{arg}(w_{arg_i}, w_{arg_j})$ に基づく類似度を、さらに、3.3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

$$sim_{sent}(s_i, s_j) = sim_{pre}(w_{pre_i}, w_{pre_j}) \times \frac{(NB(w_{pre_i}) + NB(w_{pre_j}))}{2} + \sum sim_{arg}(w_{arg_i}, w_{arg_j}) \times \frac{(NB(w_{arg_i}) + NB(w_{arg_j}))}{2} \quad (7)$$

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、

$$Score_{rec} = \sum_{i \in h} sim_{sent}(s_i, s_{rec}) \quad (8)$$

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情報推薦を生成する。

4.2 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問の応答の履歴について、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
- (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3に示す通り、(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わかる。

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

表 3 多数決による情報推薦の評価

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

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。

5. システムのドメインポータビリティ

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。

6. 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。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、述語項の構成要素及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。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、多岐に渡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) 吉野幸一郎, 河原達也: Web からの情報抽出を用いた音声対話システム, 情報処理学会研究報告, SLP-82-20 (2010).
- 2) Yoshino, K., Mori, S. and Kawahara, T.: Spoken Dialogue System based on Information Extraction using Similarity of Predicate Argument Structures, *Proc. SIG-DIAL*, pp.59-66 (2011).
- 3) Kawahara, T.: New perspectives on spoken language understanding: Does machine need to fully understand speech?, *Proc. IEEE-ASRU*, pp.46-50 (2009).
- 4) Akiba, T. and Abe, H.: Exploiting passage retrieval for n-best rescoring of spoken questions, *Proc. INTERSPEECH*, pp.65-68 (2005).
- 5) 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).
- 6) Dzikovska, M.O., Allen, J.F. and Swift, M.D.: Integrating linguistic and domain knowledge for spoken dialogue systems in multiple domains, *Proc. of IJCAI-03 Workshop on Knowledge and Reasoning in Practical Dialogue Systems* (2003).
- 7) Harabagiu, S., Hickl, A., Lehmann, J. and Moldovan, D.: Experiments with interactive question-answering, *Proc. ACL*, pp.205-214 (2005).
- 8) 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ュ, 情報処理, Vol.49, No.8, pp.912-918 (2008).
- 9) 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).
- 10) 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).
- 11) Harris, Z.: *Structural Linguistics*, University of Chicago Press (1951).
- 12) Dekang, L.: Automatic retrieval and clustering of similar words, *Proc. ACL and COLING*, pp.768-774 (1998).
- 13) Li, Y., McLean, D., Bandar, Z.A., O'Shea, J.D. and Crockett, K.: Sentence Similarity Based on Semantic Nets and Corpus Statistics, *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol.18, pp.1138-1150 (2006).