

## 情報量に基づく帰納的学習による音声対話処理手法の性能評価

木村 泰知<sup>†</sup> 荒木 健治<sup>†</sup> 栃内 香次<sup>††</sup>

<sup>†</sup> 北海道大学大学院 工学研究科 〒060-8628 札幌市北区北13条西8丁目

<sup>††</sup> 北海学園大学大学院 経営学研究科 〒062-8605 札幌市豊平区旭町 4-1-40

あらまし 我々は、実対話例から帰納的に学習する音声対話処理手法を提案する。従来の帰納的学習の共通部分と差異部分を拡張することで、効率的な学習を実現する。学習能力の向上は字面上に現れない共通を認識できることと考え、情報量、共起頻度、相互情報量に基づいて共通部分の定義を行う。音声対話には、間投詞、各人の表現の癖、雑音、音声認識の誤りが含まれる。このような表現が含まれる入力から、システムは発話者の意図を汲み取り、応答する必要がある。共通部分は表層的に多く出現する部分であり、差異部分は特徴ある部分と考えた場合、情報量の低い部分を共通部分、情報量の高い部分を差異部分と置き換えることができる。本手法に基づくシステムを構築し、ATRコーパスを用いた評価実験を行い、その結果を述べる。

## Performance Evaluation of Spoken Dialogue Processing Method Using Information based Inductive Learning

Yasutomo KIMURA<sup>†</sup>, Kenji ARAKI<sup>†</sup>, and Koji TOCHINAI<sup>††</sup>

<sup>†</sup> Graduate School of Engineering, Hokkaido University

Kita 13 Nishi 8, Kita-ku, Sapporo, 060-8628 Japan

<sup>††</sup> Graduate School of Business Administration, Hokkai-Gakuen University

Asahi-machi4-1-40, Toyohira-ku, Sapporo, 062-8605 Japan

**Abstract** We propose a spoken dialogue processing method that uses Inductive Learning in a dialogue example. We realize an efficient learning method by extending the definition of the previous Inductive Learning. We consider that the improvement of our system's learning ability is to recognize a common part. We define the common and different part based on the amount of information, co-occurrence and mutual information. In the spoken dialogue, there are an interjection, individual habit, noise, an erroneous recognition. A spoken dialogue system need to reply correctly in these conditions. In the amount of information, the common part can be replaced the high frequency part. We constructed the system based on the amount of information. In this paper, we describe the result of the experiment using ATR corpora.

### 1. ま え が き

近年、音声認識技術の進展に伴い、音声対話システムの研究もさかんに行われている。音声対話システムの構築には一般に対話システムを応用することが考えられる。対話システムは1960年代から研究されており、データベースを利用するシステム[1]や入力制限を行わないシステム[2]、照応や意味表現を用いて深層的な処理を行うシステム[3]、スクリプトを利用して推論を行うシステムなどが提案されている。これらは対象の限定を行い対象範囲内で正しい応答を行うか、対象の限定をせずに、はぐらかしながら対話を継続するかのいずれかである。対象限定をした場合には、新しい対象への適応や未知語処理が困

難であり、対象を限定しない場合には、ユーザが求めている応答を行えない場合が多い。

人間の音声対話を書き起こした場合、間投詞、言い誤り、人間には理解可能な非文が多く存在するため、キーボード入力による対話処理のように予め解析知識を与えることでは、話し言葉特有の現象に対応することは困難である。

最近の音声対話処理はタスクの設定を行い、Webを利用しての情報提供が多い。例えば、電話により天気情報を提供するJUPITER[4]がある。JUPITERは音声認識、言語理解、談話と対話モデリングにより構築されている。同様のシステムにTOOT[5]があり、Web情報を利用して電話による音声対話で

列車の情報提供を行う。このようにタスクの設定を行い、Web情報を利用することにより、最新の情報提供、客観的な評価、利用単語の制限を行うことができる。これらはデータベースからSQLにより情報抽出した結果からキーワードスポットティングを利用して応答文を生成する。しかし、必要な情報がWebに存在しない場合、応答は困難となる。

我々は日常生活で行われるような雑談、すなわち話題が頻繁に変化する対話処理を目指している。Web情報を利用する場合、個人の詳細な情報がWebに記載されていることは少ないため、局所的な状況において適応することが必要である。個人や局所的な状況に適応するためには学習が有効と考えられる。しかし、学習に必要な知識として予め言語知識や規則を与えた場合、既存の知識による弊害が生じる。例えば、書き言葉の品詞情報を予め与えた場合、話し言葉には対処することは困難となり構文解析や意味解析に影響する。これを解決するために、言語特有の知識や規則を予め与えるのではなく、実際の対話例から対話規則を獲得することにより、話し言葉を処理することを考えている。これまで我々は、汎用的な学習能力を重視したGA-ILSD（遺伝的アルゴリズムを用いた帰納的学習による音声対話処理手法）を提案した[7][8]。しかし、表層的な単語単位での比較であるため、近似した例がない場合、帰納的学習だけでは獲得規則数が不十分であった。この問題を解決するために、本稿では帰納的学習の共通部分の識別方法を情報量に基づいて識別する手法を提案する。

帰納的学習の基本は「2つの事象に対して共通部分と差異部分を見分ける能力」を与えることである[9]。差異部分は共通部分が決定された後に決まり、共通部分の定義が根幹となる。さらに、学習能力を向上させるためにも、共通部分の拡張が必要と考えられる。本稿では、共通部分の定義を見直し、効率的な規則の獲得を検討する。従来の共通部分の定義は、「字面（あるいは単語単位）による比較」により一致した部分を共通部分としていた。学習能力の向上としては、初期段階において表層的な比較により共通部分と差異部分の弁別を行い、次第に共通部分の定義を拡張することが望まれる。しかし、現時点では共通部分の自動的な拡張は困難であるため、今回は共通部分の拡張として、情報量、共起関係、相互情報量に基づいて決定するという手法を与える。

情報量に基づき共通部分と差異部分を決定することにより、表層的なマッチングを行わないため効率的に規則を獲得できる。さらに、間投詞、言い誤り、人間に理解可能な非文に対処することが可能である。間投詞は個人ごとに表現や回数に違いがあり予め設定するのは困難であるが、比較的出現回数が多いため、情報量が小さくなることを利用する。本手法は情報量の高い部分に基づいて応答文を生成することで間投詞問題の解決を試みる。言い誤り、人間に理解可能な非文への対処は、予め知識を

表1 対話の例  
Table 1 Example of dialogue.

A	1	$\alpha\delta\nu\beta\epsilon$
B	2	$\kappa\epsilon\zeta\theta\eta$
A	3	$\alpha\delta\Gamma\pi\epsilon$
B	4	$\xi\sigma\zeta\theta\eta$

表2 従来の対話規則  
Table 2 Example of dialogue rules.

左辺 (A の発話内容)	→	右辺 (B の発話内容)
$\alpha\delta\nu\beta\epsilon$	→	$\kappa\epsilon\zeta\theta\eta$
$\alpha\delta\Gamma\pi\epsilon$	→	$\xi\sigma\zeta\theta\eta$

表3 従来の共通部分と差異部分獲得方法

Table 3 How to acquire previous common parts and different parts.

対話規則					
左辺			右辺		
$\alpha\delta$	$\nu\beta$	$\epsilon$	$\kappa\epsilon$	$\zeta\theta\eta$	
$\alpha\delta$	$\Gamma\pi$	$\epsilon$	$\xi\sigma$	$\zeta\theta\eta$	
差異部分 (対応関係)					
	$\nu\beta$		$\kappa\epsilon$		
	$\Gamma\pi$		$\xi\sigma$		
共通部分+変数 (文生成規則)					
$\alpha\delta$	@diff	$\epsilon$	@diff	$\zeta\theta\eta$	
@diffは変数					

与える手法とは異なり、対話例から学習することで解決する。ここでは、言い誤りを修正するのではなく、言い誤りを含んだ状態で応答規則を保持する。さらに、本手法では前回入力の差異部分も応答生成の条件とすることで、文脈を捉え一貫した対話の実現を試みる。

2章では、本手法の共通部分と差異部分の獲得方法について述べる。3章では、本手法の獲得方法を予備実験により検討した結果について述べる。4章では、ATRコーパスを利用した評価実験について述べる。5章では、従来手法との比較の結果について述べる。最後に6章でまとめと結論を述べる。

## 2. 共通部分と差異部分

### 2.1 従来の共通部分と差異部分

表1のようにAとBが対話しているとする。ここで文字列にギリシャ文字を使用したのは、計算機上のシステムが未知の記号を処理するときに、その言語に関する知識が無ければ人間が表1のような記号列を見たような場合に相当すると考えられるためである。その場合、表2のようにA1の発話( $\alpha\delta\nu\beta\epsilon$ )に対するB2の発話( $\kappa\epsilon\zeta\theta\eta$ )やA3の発話( $\alpha\delta\Gamma\pi\epsilon$ )に対するB4の発話( $\xi\sigma\zeta\theta\eta$ )は何らかの因果関係を持っている。そのため、表3のようにAの入力に対してBを出力する規則とする。そのような規則の中で共通部分を探す。共通部分は下線部のように字面（または単語単位）の一致部分が現れた部分であり、共

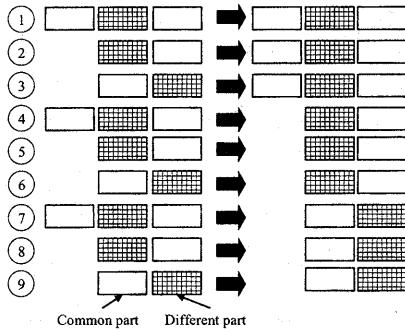


図1 分割パターン

Fig.1 The patterns of division.

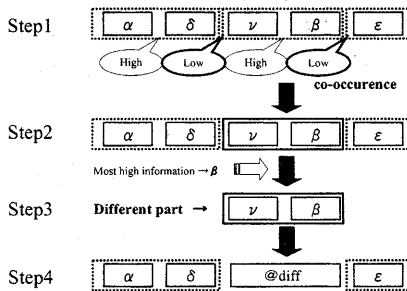


図2 本手法による共通部分と差異部分の獲得

Fig.2 Three pattern of division.

共通部分以外の部分を差異部分としている。差異部分は強い因果関係が含まれていると考えられる。さらに、差異部分を変数化し、代入可能な文生成の規則を獲得する。差異部分の意味としては、「特徴ある対応関係」であり、共通部分と変数の意味は「文生成規則（テンプレート）」である。差異部分を獲得する条件として、各辺で差異部分が1つの場合のみ獲得することとした。差異部分を複数獲得することも考えられるが、差異部分の対応関係が複数存在することとなり、再現する能力（「差異部分」と「共通部分+変数」を結合する能力）も低下するため、複数の対応関係を獲得することは文生成の能力を低下させることとなる。結合能力がない場合、分割数を多くすることは精度低下につながるため、差異部分を1つとした。2つの規則を比較する場合、差異部分が左辺（あるいは右辺）に1つ存在する分割方法は3パターンとなり、図1のように左辺と右辺があるので規則の獲得パターンは3(左辺パターン)×3(右辺パターン)で9パターンとなる。

## 2.2 情報量に基づく共通部分と差異部分

情報量に基づいて考えた場合、共通部分と差異部分を下記のように捉えることができる。

- 差異部分… 情報量の高い部分  
(特徴ある対応関係)

- 共通部分… 情報量の低い部分  
(文生成規則)

分割数は従来の帰納的学習に従い、3分割までとする。前節で述べたように、この理由は差異部分の対応関係を1対1とするためである。図2を利用して、共通部分と差異部分の識別方法を説明する。分割するためには隣接している単語の共起頻度を利用する。共起頻度の最も低い部分を分割点とする。図2の場合、 $\delta\nu$ 間と $\beta\varepsilon$ 間が分割点となる。3分割とするために、分割点は共起頻度の最も低い点の上位2点とする。 $\beta$ の情報量が最も大きい場合、差異部分は $\nu\beta$ となる。ただ、共起頻度の最も低い点が3つ以上存在した場合、最初の低い点と最後の低い点で分割する。これは統計処理におけるゼロ頻度問題に等しく、この問題に対しては「未知単語列は連続して現れる」というヒューリスティックを用いて解決する。未知単語列は連続して現れると仮定し、共起頻度の最も低い最初の点から最後の点までを1つの単語列とみなすこととした。

## 3. 予備実験

### 3.1 予備実験の目的

この予備実験の目的は、ATRの音声対話コーパスから、情報量に基づく手法により共通部分と差異部分とに分割し、分割結果を評価することである。差異部分は発話の中で重要度の高い部分であり、共通部分は冗長な語が多く含まれる部分と考えられる。ここでは、本手法により獲得された差異部分の評価を行う。

### 3.2 処理過程

図3に予備実験の処理過程を示す。実験データは表4の通り、ATRコーパスの対話の書き下ろしコーパス、1,576文である。ATRコーパスに対して、予めJUMAN[11]を用いて各文の単語分割を行う。JUMANにより分割されたATRコーパスのデータを表5に示す。ここでは、品詞情報、構文情報、意味情報は利用せずに分割結果だけを用いる。単語単位に分割された対話に対して各単語ごとに頻度計算を行う。次に、隣接した単語の共起頻度の計算を行う。2.2節で述べたように、共起頻度に基づいて分割点を探索し、3分割とする。3分割中で最も情報量の大きい単語を含む部分を差異部分規則として抽出する。差異部分の対応関係を獲得した規則を「応答規則」と呼ぶ。また、共通部分と差異部分の変数に置き換えた規則を獲得する。この規則を「生成規則」と呼ぶ。

### 3.3 評価方法

ATRの音声対話コーパスをJUMANによる分割を最小単位として、被験者に各文を区切りの良い部分で3分割にしてみよう。被験者による分割と頻度計算による分割結果がどの程度一致しているかを評価する。さらに、3分割された音声対話コーパスを用意し、その分割された中で重要な部分を被験者が選択

表 5 獲得した差異部分の例  
Table 5 Example of acquired different rules.

コーパスの例	
通訳者	1 ありがとうございます、ニューヨークシティホテルでございます。
申込者	2 あもしもし、わたし 田中 弘子といたしますが、そちらの ホテルの 予約で 予約をしたいのですが。
通訳者	3 かしこまりました。 お客様のお名前 の スペルを いただけ ます でしょうか。
申込者	4 はい。 ティーエーエヌエーケイエーです。
通訳者	5 かしこまりました。 izzgo 滞在 の ご 予定 でしょうか。
申込者	6 はい、 八月 十日 から 八月 十六 日の 七日間 ですけど。
通訳者	7 はい、 十日 に えー こちら に ご 到着 という こと で ござい ます ね。
申込者	8 はい、 そうです。
単語頻度と共起頻度の例	
通訳者	1 (あり:109){103}{が:360}{103}{と:104}{41}{ござい:180}{8}{(、:1300){5}{(ニューヨークシティホテル:7){6}{で:487}{113}{ござい:180}{121}{(、:2243}
申込者	2 (あ:55){2}{もしも:9}{し:240}{9}{(、:1300){2}{わたし:7}{1}{(田中:39){3}{弘子:3}{1}{と:355}{9}{いい:25}{7}{ます:783}{41}{が:360}{69}{(、:1300){6}{そちら:22}{13}{(の:640){4}{ホテル:36}{6}{(の:640){28}{予約:128}{3}{(で:487){6}{予約:128}{44}{を:263}{8}{し:240}{57}{たい:81}{2}{(の:2)2}{が:360}{64}{(、:2243}
獲得した差異部分の例	
通訳者	1 [ニューヨークシティホテル]
申込者	2 [といたしますが、そちらのホテルの 予約で予約をしたいのですが。]
通訳者	3 [スペルを]
申込者	4 [ティーエーエヌエーケイエー]
通訳者	5 [ご滞在]
申込者	6 [はい、八月十日から八月十六日の七]
通訳者	7 [!いうことでございますね。]

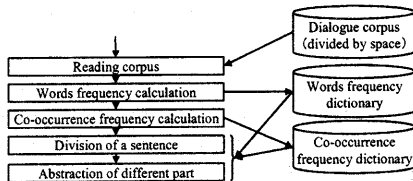


図 3 予備実験の処理  
Fig. 3 The process of preliminary experiment.

表 4 実験データ  
Table 4 Experiment data.

コーパス名	ATR コーパス
ファイル名	TAS13010.JTE~TAS23002.JTE
ファイル数	76 ファイル
内容	ホテル予約
文数	1576 文

する。その選択された結果と差異部分の一致度を評価する。評価データは、1,576 文中の先頭 200 文とした。被験者は、男性の理系大学院生 1 名 (被験者 A)、女性の文系学部生 1 名 (被験者 B) の計 2 名である。

### 3.4 実験結果と考察

差異部分の獲得結果の例を表 5 に示す。この例を用いて ATR コーパスから差異部分を獲得する過程を説明する。表 5 の (あ

表 6 予備実験の評価

Table 6 The evaluation of preliminary experiment.

分割の評価		
被験者	A	B
一致数	71	57
一致率	17.75%	14.25%
差異部分の評価		
被験者	A	B
一致数	111	121
一致率	55.5%	60.5%

り:109){103}{が:360}は「あり」の出現回数 109 回、「が」の出現回数 360 回、「あり」と「が」の共起回数 103 回という意味である。この例の中で、(、:1300){5}{(ニューヨークシティホテル:7)と(ニューヨークシティホテル:7){6}{(で:487)の共起回数が最も小さいので、分割点となる。分割した中で最も情報量の大きな単語が含まれる「ニューヨークシティホテル」が差異部分となる。このようにして獲得した差異部分を表 5 に示す。差異部分は重要な部分を抽出する意味を含んでいるため、差異部分だけで対話内容を理解することも可能と考えられる。音声対話の場合は特に、間投詞や雑音など多くの冗長な語が含まれるので何が重要語であるかを判断することが必要となる。例えば、表 5 のように「スペルを」と尋ねられたときに答えるべき重要

な部分は「ティーエーエヌエーケーエー」である。本手法により差異部分の獲得を評価するために3分割の評価実験と重要部分選択の実験結果を表6に示す。被験者AもBも20%以下であり、分割精度が低い。しかし、表5より、差異部分の獲得は重要な部分が抽出されていることが多い。例えば、「あもしもし、わたし 田中 弘子 といいます が、そちらの ホテルの 予約で 予約 を したい のです が。」を例に考えた場合、JUMANにより分割された単語数は25個である。この例において3分割することを考えた場合、分割数は ${}_{24}C_2 = \frac{24 \times 23}{2 \times 1} = 276$ パターン存在する。これを考慮すれば、比較的良好な分割といえる。今回利用した200文中の分割可能な箇所総数は2935箇所であり、平均分割可能な点は $2935/200=14.675$ 、各文に約15箇所の分割点があることになる。この場合、分割パターンは ${}_{15}C_2 = \frac{15 \times 14}{2 \times 1} = 105$ になる。ランダムに分割箇所を決定した場合の正解率は1%未満となる。

3分割された中から重要部分の選択評価を目的とした実験結果は6割近い結果となった。3つの選択肢のため、高い結果とはいえない。この原因は3分割中でも強制的に1つ選択させたためと考えられる。重要部分は必ず1つではない場合もあるため、このような結果になったと考えられる。実際の対話システムでは前回入力における差異部分を考慮することで、精度の良い応答生成を試みる。

## 4. 評価実験

### 4.1 実験の目的

ここでは、獲得規則から応答文の生成を行う。使用するデータを表4に示す。「共通部分」と「差異部分+変数」の結合について評価を行うことが目的である。生成された応答文を4つに分類することにより、評価を行う。応答文生成とは、獲得された応答規則（差異部分の対応関係規則）から適した規則の選択を行い、生成規則（共通部分+変数の規則）と結合することにより、応答文を生成することである。

### 4.2 応答規則の構成

応答生成規則は応答規則と生成規則の2つに分けられる。図4に応答規則の構成を示す。応答規則は差異部分の対応関係を獲得したものである。差異部分は1対1ではなく、前回に入力された差異部分も応答規則に含まれる。前回入力された差異部分を利用する目的は、一貫した対話を実現するためである。

### 4.3 処理過程

図5に評価実験の処理過程を示す。予備実験により獲得された規則を利用して、入力文に対する応答生成を行う。入力文を単語頻度と隣接共起頻度を利用して、予備実験と同様に差異部分を抽出する。抽出された差異部分と一致する規則の応答を選択する。複数存在した場合には文脈情報として前回入力の差異部分と比較する。選択された規則に対して、生成規則を利用し

て、自然な表現に近づける。生成規則はテンプレートになっており、応答規則の右边を代入することで応答文を生成する。結合する場合、自己相互情報量の大きな規則を適用する。自己相互情報量を式(1)に示す。

$$\text{自己相互情報量 } M(x, y) = \log \frac{P(x, y)}{P(x)P(y)} \dots (1)$$

$P(x, y)$  は単語  $x$  と単語  $y$  の共起確率

$P(x)$  単語  $x$  の出現確率

$P(y)$  単語  $y$  の出現確率

### 4.4 評価方法

学習データとテストデータを同じデータで評価を行う。データは表4である。応答生成に利用する規則は図4のように差異部分の対応関係を持つ応答規則と重要単語に肉付けする生成規則が存在する。入力文から差異部分の抽出を行い、応答規則の左辺とexact matchにより適した応答規則を選択する。その応答規則の右辺と生成規則の変数部分に応答規則の右辺を代入する。代入条件は4.3節で述べたように、自己相互情報量を利用する。

応答文の生成結果を4つに分類し評価を行う。評価の例を表7に示す。パターン1はコーパス中データと同じ応答を生成できた文である。パターン2は意味がほぼ等しいが、表現が異なる文である。パターン3は内容に間違いがないが、表現不足の文である。パターン4は誤っている文である。

### 4.5 実験結果と考察

実験結果を表9に示す。パターン1~3までの応答は意味がかわるので正応答とすると、正応答率は61.9%であった。パターン1はコーパス中のデータを再現しているだけであるが、パターン2ではコーパス中には存在しない応答文を生成している。これは生成規則の有効性を示している。さらに、本実験では優先順位第1位の結果のみの評価としている。応答を画面出力する対話であれば、複数の候補を出力可能であるが、音声対話の場合、優先順位1位のみを評価する必要がある。この部分を考慮した場合、正応答率は高いといえる。

パターン2の例を表8に示す。パターン2の場合の応答は、コーパス中のデータと比較し、丁寧な応答である。応答規則（差異部分）を生成規則（「共通部分+変数」）と結合するために、相互情報量を利用した。相互情報量は、共起頻度が高い規則を結合するよりも、出現頻度が少なくても情報量が高い規則を結合するため、結合部分に違和感のない文を生成することができたと考えられる。

本実験はクローズドコーパスを用いての評価であるため、実際に人間との対話を行いオープンデータでの評価を行う必要がある。

## 5. おわりに

我々は日常生活で行われるような通常の対話、話題が頻繁に

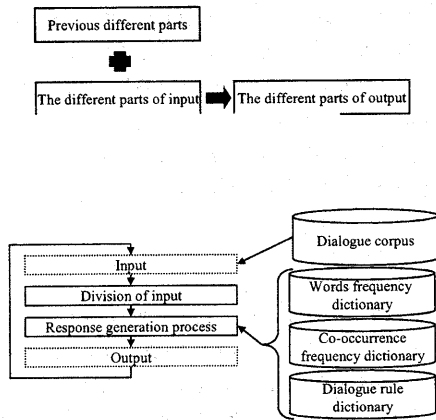


図5 結合実験の処理過程  
Fig. 5 Flow of the process.

表7 評価の例

パターン	表現一致
パターン1	意味一致
パターン2	意味一致
コーパス	鈴木直子です。
応答生成	はい、鈴木直子といます。
パターン3	意味不足
コーパス	かしくまりました。カードのナンバーと期限をお願ひできますか。
応答生成	かしくまりました。カードのナンバーを
パターン4	意味不明
コーパス	はい。十一月の末日までとなっております。
応答生成	八月十一月の末日までお願ひします。

変化する対話処理を目的として、個人や局所的な状況に適応するために情報量に基づく帰納的学習手法を提案した。本稿では学習能力を向上させるために、共通部分の定義を拡張し、共通部分を情報量、共起関係、相互情報量に基づいて決定した。評価実験において正応答率61.9%と確認され、共通部分と差異部分の識別を効率良く行えることを確認した。

今後は、実際に人間とシステムの間で音声対話実験を行う予定である。

#### 文 献

- [1] Green, B.F., Wolf, A.K., CHOMSKY, C. and LAUGHERY, K., 'Baseball: an automatic question answerer' in E.A. Feeigenbaum and J. Feldman(eds) .
- [2] J. Weizenbaum, "ELIZA - A Computer Program for the Study of Natural Language Communication Between Man And Machine", Communications of the Association for Computing Machinery, vol.9, no.1, pp.36-45, 1966.
- [3] T. Winograd, "Understanding Natural language", Academic Press, 1972.
- [4] Victor Zue, Stephanie Seneff, James Glass, Joseph Polifroni, Christine Pao, Timothy J. Hazen and Lee Hetherington, "JUPITER: A telephone-based conversational interface for weather information," IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, Vol. 8 , No. 1, January 2000.

表8 パターン2の例

Table 8 Examples of pattern No.2.

応答生成	あはい、確かにそうですね。
正解	はい、そうです。
応答生成	あ無理を言ってますみません。じゃあ、それで結構です。
正解	あ、あ無理を言ってますみません。じゃあ、それではよろしくお願ひいたします。
応答生成	はい、こちらニューヨークシティホテルでございます。
正解	ありがとうございます、ニューヨークシティホテルでございます。
応答生成	かしくまりました。失礼ですが、お客様のお名前は。
正解	はい、失礼ですが、お客様のお名前は。
応答生成	田中様、どういったご予約をご希望でしょうか。
正解	はい、田中様。いつご予約をご希望ですか。
応答生成	かしくまりました。それでは確認いたします。
正解	はい。では、確認いたします。

表9 実験結果

Table 9 Result of the experiment.

パターン1	(201/787)=25.5%
パターン2	(228/787)=28.9%
パターン3	(56/787)=7.1%
パターン4	(303/787)=38.5%

- [5] Diane Litman, Shimei Pan and Marilyn Walker, "Evaluating Response Strategies in a Web-Based Spoken Dialogue Agent.", In Proceedings of ACL/COLING 98, 1998.
- [6] A. Stent, J. Dowding, J. M. Gawron, E. O. Bratt, and R. Moore, "The Command Talk Spoken Dialogue System", Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, vol.37, pp.183-190, 1999.
- [7] 木村泰知, 荒木健治, 桃内佳雄, 柄内香次, "遺伝的アルゴリズムを用いた帰納的学習による音声対話処理手法", 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J84-D-II, No.9, pp.2079-2091, 2001.
- [8] Y. Kimira, K. Araki and K. Tochinai, "Spoken Dialogue Processing Method with Learning Capability of Independence of Language", Proceedings of the IASTED International Conference APPLIED INFORMATICS, pp.259-264, February, 2002, Innsbruck, Austria.
- [9] K. Araki and K. Tochinai, "Effectiveness of Natural Language Processing Method Using Inductive Learning", Proceedings of the IASTED International Conference ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND SOFT COMPUTING, pp.295-300, May, 2001, Cancun, Mexico.
- [10] 鹿野清宏, 伊藤克己, 河原達也, 武田一哉, 山本幹雄, "音声認識システム", オーム社, 2001.
- [11] 黒橋 禎夫, 長尾 真, "日本語形態素解析システム JUMAN" version3.61, 1999.