

## 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

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

Spoken Dialogue Processing Method Using Inductive Learning with Genetic Algorithm

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

あらまし 本論文では対話例から学習を行う音声対話処理手法について述べる。多くの音声対話システムはあらかじめ生成規則やデータベースを与えて処理を行うタスク指向であり、日常対話における雑談などの様々な話題を処理することは難しい。本手法はシステムとユーザのやりとりを対話例として、遺伝的アルゴリズムを用いた帰納的学習によってシステム応答とユーザ発話を対としたルールの獲得を行う。あらかじめ学習データを必要とせず、実対話例から獲得したルールにより応答を試みる。そのため、動的なデータから学習を行うことができ、データによる偏りを少なくする。本論文では本手法の有効性を明らかにするために、雑談を対象とし、音声対話に拡張した ELIZA 型システムと本手法によるシステムとの比較実験及び、複数被験者による実験を行った。その結果、比較実験で正応答と準応答の合計の割合が 66.3%から 76.1%に向上したことと、実対話例から獲得したルールを用いて有効な応答を行うことを確認した。この 9.8 ポイントの向上という結果は本手法が雑談に対して有効であることを示している。

キーワード 帰納的学習, 遺伝的アルゴリズム, 音声対話, 自由発話

### 1. ま え が き

最近、音声対話の研究や音声対話を利用した娯楽商品が注目を集めている。計算機が開発された当初から対話の研究は行われており、例えば古典的な対話システム ELIZA [1] がある。ELIZA はキーワードを巧みに用いて、精神病患者からの情報収集を行う。ELIZA はユーザの入力文に対して制限を行わない。そのため、ELIZA を使用した精神病患者の中には、実際の人間が応答していると錯覚する人もいた。しかし、静的な規則を用いているため、ユーザに適応した応答は困難で、長く使用するとユーザに不満が生じる。ELIZA と対照的に、ユーザの入力文を積み木の世界に制限した SHRDLU [2] がある。SHRDLU は積み木の世界において的確な応答を行うことができる。しかし、あらか

じめ人手により知識を与えているため、予期しないことには対応できず、対象範囲の拡張も困難である。

最近の非タスク指向型の対話の研究には、鬱病患者に対する新しい治療を目的とした対話システム [3] があり、ELIZA と比較した場合、より複雑な処理が行われている。シソーラス、セマンティックデータベース、トピックのトラック、照応を利用し、プロダクションルールを用いて応答を生成している。これらの処理は、鬱病の患者に対する新たな治療方法として有効と考えられる。しかし、テキスト処理であり、治療を重視しているためあらかじめ応答規則をすべて与えている。精神病患者以外の対話システムへ応用を行うには新たに応答規則を作成する必要があり、応答規則の作成が最も重要であるため労力とコストがかかる。

また、最近では音声認識の技術が進み、音声対話の研究もさかんに行われるようになった。中川らは、観光案内をタスクとした“富士山観光案内日本語音声対話システム” [4] を構築した。中川らのシステムは協調的応答を用いて、音声対話においても質の高い応答を実現している。しかし、あらかじめ観光案内のデータ

<sup>†</sup> 北海道大学大学院工学研究科, 札幌市  
Graduate School of Engineering, Hokkaido University, Kita  
13 Nishi 8, Kita-ku, Sapporo-shi, 060-8628 Japan

<sup>††</sup> 北海学園大学大学院工学研究科, 札幌市  
Graduate School of Engineering, Hokkai-Gakuen University,  
Minami 26 Nishi 11, Chuo-ku, Sapporo-shi, 064-0926 Japan

ベースを必要とし、一貫した記述やタスクごとのデータベースが必要となる。

これらの問題は、音声対話システムが人間の言語獲得 [5] を模倣できれば解決することができる。人間の言語獲得は日常対話から行われる。日常対話はタスク指向 [6], [7] ばかりでなく、雑談のような自然に行われる対話 [8] も多い。加藤らは ELIZA を音声対話に拡張し 3DCG の会話ロボット “茶飲み友達” を構築した [9]。加藤らは雑談の中での会話学習機能を追加したシステムも検討しているが、検討段階にとどまっている。雑談には様々な話題があり、非文法的な発話も行われるため、ELIZA のようなキーワードの利用も最初は有効であるが、ユーザを満足させるために実対話からの動的な適応が必要となる。

我々は従来より機械翻訳に遺伝的アルゴリズムを用いた帰納的学習 (Inductive Learning with Genetic Algorithm (GA-IL)) [10] の研究を行っている。GA-IL を用いた機械翻訳は、翻訳例に内在する規則を自動的に獲得し、翻訳処理を行う。更に、GA-IL は統計的手法や用例に基づく手法と比較し、少ないデータ量で学習を行う。統計的手法は頻度統計に従って物事を決定する。例えば、条件付確率により二つの語が同時に近くに現れる割合を統計的に調べ、連想的に推論する方法がある。この場合、統計的に調べるコーパスが大きければ適切な連想をするためには多くのデータを必要とすること、大局的な場面に有効であるが局所的な場面が多く存在する場面に適応することは困難であること、与えるデータによる偏りが生じることが問題である。用例に基づく手法は、用例を利用して処理されるが、すべてを用意することは困難である。したがって、一致する用例が存在しない場合には類似した用例を利用する。例えば、従来の用例の使い方ではパターンを決定するために、用例パターンと出現パターンに現れる語同士の意味の近さを計算している。この場合、類似したパターンをあらかじめもつ必要があり、質と量を兼ね備えたコーパスの収集に労力を要する。

本論文で、我々は、“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”を提案する。我々は本手法を “Spoken Dialogue processing method using Inductive Learning with Genetic Algorithm” (GA-ILSD) と呼ぶ。本手法は、実際に行われた対話例を追加していくことにより学習を行う。実対話例を使用することで、少ないデータにより有効な応答を行うことが可能である。あらかじめ学習データを必要としない

ため、人手によるコーパスの準備を必要とせず、データによる偏りが少なくなる。

本論文では雑談からの言語獲得を目的としている。評価実験では、GA-ILSD の学習の有効性を確認するため初期条件を一定にする。初期条件として GA-IL で使用するルール辞書を空の状態から始めた。GA-IL のルール辞書が不足している場合にも、応答処理を行うために二つの方法を用いた。GA-IL のルール辞書に適したルールが存在しない場合、本システムは ELIZA に基づくアルゴリズムを用いて応答を行う。これを ELIZA 型応答と呼ぶ。ELIZA 型応答はユーザとシステムの対話を継続し、対話例を獲得するために行う。本システムは対話例から応答のためのルールを獲得し、交叉・突然変異・淘汰・帰納的学習という五つの処理を用いて応答を行う。これを GA-IL 応答と呼ぶ。本システムでは対話を継続するに従い、GA-IL 応答が次第に増加する。我々は音声対話システムに GA-IL を適用することによって、実対話例からの学習で、ユーザに適応した有効な応答を確認した。ELIZA 型システムとの比較実験において、正応答と準応答の合計の割合が本手法を使用した結果、9.8 ポイント高い結果を示した。正応答とは意味的に正しい応答であり、準応答は表現が不自然であるが意味の通じる応答である。詳細は 4.1.1 で説明する。

## 2. 基本的考え

計算機上で人間の言語獲得過程を実現することを考える。一般的に行われているシステムに規則を与える対話処理の手法では、想定してない状況に直面した場合、応答が困難である。そこで、我々是对話を行うための規則を自動的に獲得する対話システムを工学的に実現することを考えている。このような言語獲得過程の実現は、あらかじめもつ能力と獲得すべき能力を考える必要がある。人間の各段階において言語獲得を考えた場合、獲得されている知識や能力に違いがある。どのような知識や能力を前提とするかによって獲得する知識は異なる。学習以前に与えられる能力は「二つの事物に対するの共通部分と差異部分を見分ける能力」と仮定する。更に、ユーザとシステムの対話の文字列から、「連続した対話の間に何らかの関係がある」と仮定し、共通部分と差異部分とを見分けることにより表層的な因果関係や文法に相当するものを獲得する。システムが対話例から未知の記号の獲得を行う一般的な説明をする。

表 1 対話の例  
Table 1 Example of dialogue.

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

表 2 対話の因果関係  
Table 2 Causal relationship of dialogue.

システムとユーザの対			
A		B	
$\alpha\delta$	$\nu\beta$	$\gamma\epsilon$	$\kappa\varepsilon$
$\alpha\delta$	$\Gamma\pi$	$\gamma\epsilon$	$\zeta\vartheta\eta$
表層的な因果関係			
$\nu\beta$		$\kappa\varepsilon$	
$\Gamma\pi$		$\xi\sigma$	
文生成の規則獲得			
$\alpha\delta$	@diff	$\gamma\epsilon$	@diff
			$\zeta\vartheta\eta$

@diff は差異部分を表している

表 1<sup>(注1)</sup>のように A と B が対話しているとする。その場合、A1 に対する B2 や A3 に対する B4 は何らかの因果関係をもっている。そのため、表 2 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。共通部分が下線部のように現れた場合は、差異部分に強い因果関係が含まれていると考えられる。更に、差異部分に代入可能な文生成の規則を獲得することができる。本論文では、表 1 の A と B をシステムとユーザに対応させて考える。実対話例を使用することで、状況に適応した対話を行い、内在する対話規則を獲得することができる。しかし、話題が変化しやすいため、様々な状況に適応した対話を行う必要がある。そこで、GA を人間の言語獲得過程における試行錯誤の過程と対応させて、導入した。GA は交叉処理による規則の自動生成や淘汰処理を行う。実際に行う方法は処理過程で説明する。

現時点では雑談（非タスク指向型対話）を対象にしているため、一般的な音声対話を処理することは困難である。しかし、将来的には制約の方法を工夫する等の方法により、タスク指向型対話も対象とできるよう研究を進める予定である。

### 3. 処理過程

#### 3.1 概要

本手法の処理過程を図 1 に示す。最初に、ユーザ発話市販の音声認識装置 [11] によって、テキスト形式に変換される。変換されたユーザの音声認識結果は形態素解析ツール JUMAN [12] によって形態素解析さ

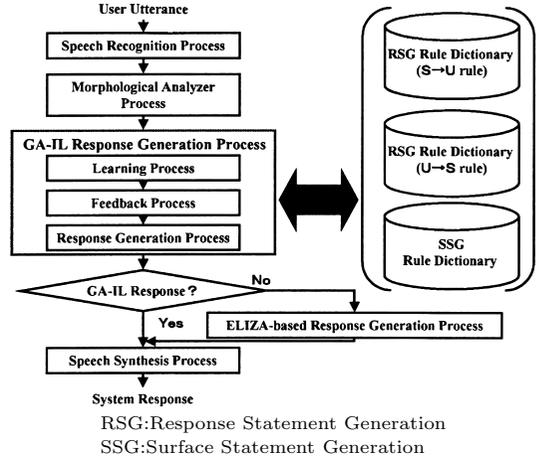


図 1 処理過程  
Fig. 1 Flow of the process.

れる。形態素解析結果は、品詞情報と区切り位置を決定する。区切られた単語は GA-IL ルールの内部表現の形式として利用される。GA-ILSD はユーザ発話に対して、GA-IL 応答か ELIZA 型応答のいずれかで応答を行う。GA-IL 応答生成部では、学習部により対話例からルールの獲得を行い、フィードバック部において獲得したルールの適応性を判断し、応答文生成部により獲得したルールから応答文を生成する。GA-IL 応答生成部で応答を行えない場合は、ELIZA 型応答生成部により ELIZA 型応答を行う。生成された応答文は、市販の音声合成ツール [13] を使用して音声による出力を行う。本システムは C 言語を用いてプログラミングし、Windows98 上で実装した。

#### 3.2 GA-IL 応答生成部

##### 3.2.1 学習部

###### a) ルール獲得

対話例からのルール獲得方法を図 2 を用いて説明する。ルールには応答文生成ルールと表層文生成ルールの 2 種類がある。応答文生成ルールはユーザとシステムの対話例からそこに含まれる自立語列の対として獲得する。獲得ルールからの応答文生成については 3.2.3 に記述する。日本語の形態素解析では、文章を自立語と付属語に分けて考えることが多い。付属語は、助動詞、助詞などで自立語と組み合わせ初めて

(注1): 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、人間が表 1 のような記号列を見たようなものではないかと思われるためである。

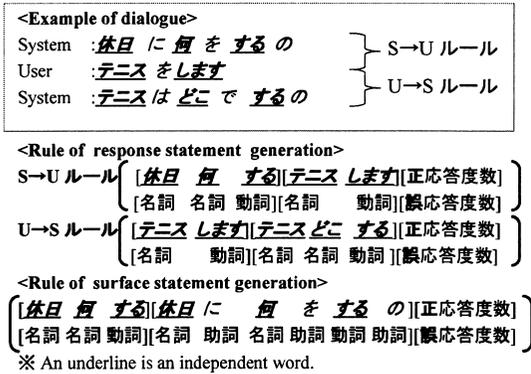


図 2 対話例からのルール獲得例

Fig. 2 Example of rules acquired from dialogue examples.

意味をもつため、単独では意味をもたない。応答文生成ルールは音声の誤認識への対策と微妙な表現の変化にも頑健な処理を行うために、単独で意味をもつ自立語のみを用いる。システムの「休日何をするの」に対し、ユーザが「テニスをします」と発話した場合、GA-ILSD はシステム応答とユーザ発話に含まれる自立語列を対とした「休日 何 する : テニス します」と品詞情報・正応答度数・誤応答度数を応答文生成ルールとして獲得する。品詞情報については b) で詳しく説明する。システム応答に対するユーザ発話からはユーザに適応した規則を獲得することが可能である。ユーザ発話「テニスをします」に対して「テニスはどこでするの」とシステムが応答した場合は、システムが既に応答を行うことができている。しかし、この対話例から更に新たなルール獲得を行うためユーザ システム (U S) の対の獲得を行う必要がある。ユーザ発話に対するシステム応答から獲得した応答文生成ルールを「U Sルール」とし、システム応答に対するユーザ発話から獲得した応答文生成ルールを「S Uルール」とする。表層文生成ルールは、応答文生成ルールの自立語列に付属語を加え、自然な応答文を作成する。図 2 の対話例では、「休日 何 する : 休日 に 何 を する の」に加えて品詞情報・正応答度数・誤応答度数が獲得される。

b) 品詞情報の分類について

ユーザ発話の音声認識結果を自立語と付属語に分ける。付属語として、“助詞”、“空白”、“助動詞”、“判定詞”、“句点”、“読点”、“括弧”、“未定義語”、“接続詞”を扱う。自立語として、“助数辞”、“感動詞”、“形

容詞”、“動詞”、“記号”、“副詞”、“名詞”、“指示詞”、“連体詞”を扱う。形態素解析ツール JUMAN には“人名”、“数詞”、“地名”、“片仮名”、“組織名”、“名詞性名詞助数”、“その他”、“アルファベット”が存在するが、名詞として処理した。これは、少量データにおける適応を考えているため、品詞情報を詳細に分類した場合データスパースネスにより学習が行われなくなるためである。追加処理として、「研究開発」のように名詞が連続する場合には、「研究」と「開発」を結合する。“接頭辞”、“接尾辞”は自立語と結合して、一つの自立語とした。品詞情報はユーザ発話の認識の際とシステム応答が行われる時点で獲得する。品詞情報の使用方法は各処理ごとに説明する。

c) 帰納的学習

帰納的学習の処理手順を以下に示す。

(1) 学習対象ルールの選択

ルール辞書中から、両辺に、共通部分を持ち、差異部分を一つもつルールのペアを選択

(2) ルールの生成

差異部分のみを抽出したルール

差異部分を変数に置き換えたルール

(3) ルール獲得が行われなくなるまで上の二つの処理の繰返し

帰納的学習では差異部分が一つであるルールのペアを学習対象としている。これは、差異部分が二つある場合には、差異部分の因果関係を特定できないためである。図 3 の例のように、(a) の四つの応答文生成ルールが存在した場合を考える。正応答度数・誤応答度数は省略する。「学校 何 する : 勉強 します」と「休日 何 する : テニス します」のルールを比較した場合、差異部分が左辺と右辺に一つ存在する。差異部分の対を抽出したルール「学校 : 勉強」「休日 : テニス」と、差異部分を変数とした「@0 何 する : @0 します」を獲得する。残りの (a) のルールからも同様に行われ (b) のルールが獲得される。(b) の一番下の二つのルールから、更に (c) のルールを獲得することができる。

d) 遺伝的アルゴリズム

GA は J.Holland により導入された手法で、生物進化の原理に着想を得たアルゴリズム [14] である。本手法では、各ルールを個体 (染色体) と考え、各単語を遺伝子に対応させている。GA により、適応度の低いルールが淘汰され、新しいルールが交叉・突然変異によって獲得される。

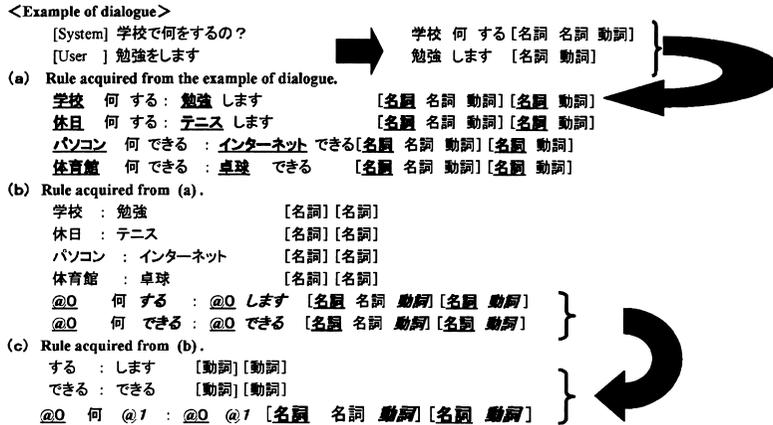


図 3 帰納的学習によるルール獲得例  
 Fig.3 Example of rules acquired by inductive learning.

(1) 淘汰

淘汰とは適応度の低い個体（染色体）を削除する操作である。淘汰処理は 3.2.2 のフィードバック部で行っている。適応度は各個体の環境への評価であり、淘汰処理やルール選択に利用される。以下の評価関数によってルールの適応度を計算する。

$$\text{適応度 (\%)} = \frac{\text{正応答度数}}{\text{正応答度数} + \text{誤応答度数}} \times 100 \quad (1)$$

(2) 交叉

交叉とは二つの親の染色体を組み換えて子の染色体を作る操作である。対象ルールは、比較するルール中の両辺に「共通の品詞列」（2 単語以上）が存在するルールである。文の構造が失われることを避けるため、品詞列の共通部分で行う。共通の品詞列に対して、マスク（0：交叉なし，1：交叉あり）をランダムに設定し、一様交叉を行う。対象ルールに対して品詞列の共通部分の範囲で表 3 のように交叉を行う。

(3) 突然変異

突然変異とは遺伝子を一定の確率で変化させる操作である。突然変異率 2%でランダムに行う。

(4) 世代

10 世代行う。新しいルールが生成できない場合は 10 世代に満たなくとも終了する。

3.2.2 フィードバック部

システムは誤りキーワードを利用し、前回のシステム応答を生成したルールの評価を行う。誤りキーワードは、システムが自動的にルールを評価するための指針となる単語である。誤りキーワードの決定方法に

表 3 交叉によるルール獲得の例

Table 3 Example of rules acquired by crossover.

	左辺の自立語列			右辺の自立語列		
親 1	学校	何	する	勉強	します	
	名詞	名詞	動詞	名詞	動詞	
親 2	今週	スケジュール		月曜日	出張	ある
	名詞	名詞		名詞	名詞	動詞
マスク	0	1		1	0	
子 1	学校	スケジュール	する	出張	します	
子 2	今週	何		月曜日	勉強	ある

については、3.4.1 で記述する。ユーザ発話に誤りキーワードが含まれている場合は前回の応答に使用されたルールに対して誤応答度数に 1 を加算し、含まれていない場合には正応答度数に 1 を加算する。システムはこれらの正応答度数と誤応答度数を使用して、適応度を計算する。淘汰の条件は評価関数 (1) において、75%以下のルールである。

3.2.3 応答文生成部

システムは、ユーザ発話の音声認識結果と応答文生成ルール辞書中の各ルールの左辺を比較し、応答の候補ルールを抽出する。条件を満たす応答文生成ルールが存在する場合、ルールの右辺から応答文の生成を行う。応答文生成ルールの右辺の自立語に対して、表層文生成ルールを用いて付属語を加えて応答文を作成する。ルール決定の優先順位を以下に示す。

- (1) 65% 以上の一致率で、最も高いルールを選択
- (2) 一致率の同じルールが複数存在する場合、適応度が高いルールを選択
- (3) 適応度の同じルールが複数存在する場合、最

表 4 応答文生成の例  
Table 4 Example of generation of the response sentence.

ユーザ：パソコンで何をするの      パソコン 何 する					
(a) 応答文生成ルール抽出					
1	パソコン 何 できる	インターネット できる	名詞 名詞 動詞	名詞 動詞	1 0
2	パソコン	インターネット	名詞	名詞	2 0
3	@0 何 する	@0 します	名詞 名詞 動詞	名詞 動詞	1 1
4	パソコン 何 する	インターネット します	名詞 名詞 動詞	名詞 動詞	0 0
(b) 応答文生成ルール選択					
1	パソコン 何 できる	インターネット できる	名詞 名詞 動詞	名詞 動詞	1 0
2	パソコン 何 する	インターネット します	名詞 名詞 動詞	名詞 動詞	0 0
(c) 表層文生成ルール選択					
1	インターネット します	インターネット を します	名詞 動詞	名詞 助詞 動詞	2 0
2	インターネット します	インターネット に します	名詞 動詞	名詞 助詞 動詞	1 2

システム：インターネットをします  
 応答文生成ルールの 4 はルール 3 にルール 2 を代入した結果

も新しく獲得されたルールを選択

一致率は、ユーザ発話の音声認識結果の自立語列とルール辞書の自立語列との自立語数の比較を行い、自立語の個数の多い方を分母とし、一致した個数を分子として計算する。

表 4 には応答文生成例を示す。ユーザが「パソコンで何をするの」と発話した場合、システムは「パソコン 何 する」と自立語に分割を行う。応答文生成ルールから分割されたユーザ発話の自立語に対して一致しているルールを (a) のように抽出する。その時点で変数を含んだルールも抽出し、(a) の 3 番目のような変数が存在する場合は、品詞情報に一致するように 2 番目のルールを変数に代入し、4 番目のルールが作られる。優先順位に従いユーザ発話と 65%以上の一致率の中で、「パソコン 何 する：インターネット します」のルールが選択される。そのルールの右辺と一致する表層文生成ルールを選択するが、(c) のように二つ以上存在する場合は適応度で判断し、今回の例では「インターネットをします」がシステムの応答となる。

3.3 ELIZA 型応答生成部

システムが GA-IL 応答を行うことができない場合に、ELIZA 型応答が行われる。ELIZA 型応答生成部は対話を継続し、対話例を獲得することが目的である。この処理で、システムはユーザ発話の結果を読み込み、あらかじめ与えたキーワードの検索を行う。キーワードの決定方法については 3.4.1 で記述する。

ELIZA 型応答生成部の生成規則の分類カテゴリーを以下に示す。

- (1) 挨拶
- (2) 質問

表 5 ELIZA 型ルールの例  
Table 5 Examples of ELIZA-based rules.

キーワード	カテゴリー
おはよう	挨拶
こんにちは	挨拶
挨拶カテゴリーの応答ルール	
ルール 1	@ keyword あなたの @ random_adj @ adj ことを話してくれませんか
ルール 2	@ howareyoulst
random_adj ルール	
ルール 1	最近の
ルール 2	興味深い
adj ルール	
ルール 1	いい
ルール 2	面白い
howareyoulst ルール	
ルール 1	調子はどうですか
ルール 2	元気ですか

- (3) 誤り
- (4) 天気
- (5) パソコン
- (6) 飲食
- (7) 学校
- (8) 状態
- (9) スポーツ

挨拶に関する具体的な応答生成処理を表 5 のルールを用いて説明する。@ keyword は発話中に存在するキーワードである。@ random\_adj, @ adj は形容詞、@ howareyoulst には挨拶関連のルールをあらかじめ与えている。ユーザが「おはよう」と発話した場合、「おはよう」が挨拶カテゴリーのキーワードに存在するため、挨拶ルールから応答文を生成する。ルール 1 の「@ keyword あなたの @ random\_adj @ adj ことを話してくれませんか」の中に「@ keyword(おはよ

う)」、「@ random\_adj(最近の)」、「@ adj(いい)」を代入し、「おはよう あなたの最近のいいことを話してくださいませんか」が応答となる。もう一度ユーザが「おはよう」と発話した場合、howareyoulst ルールから「調子はどうですか」が応答になり、同じ応答の繰返しを避けている。

ほかには、2 単語未満でキーワードが含まれない場合、「わかりやすく話してください」などの発話を促す応答や、「あなた」と「私」の代名詞の変換処理があり、ユーザ発話の引用には形態素解析ツール JUMAN で獲得した品詞情報を利用している。

### 3.4 予備実験

#### 3.4.1 キーワードについて

ELIZA 型応答生成部のキーワードと誤りキーワードの抽出方法を説明する。基本的に ELIZA キーワードを模倣しているが、ELIZA は「自殺」「ドラッグ」のように雑談に対して利用困難なキーワードが多いため、キーワードの選択を行い、予備実験により修正した。予備実験として男性 4 名と女性 3 名が ELIZA 型システムと 30~50 ターン程度の対話を行った。ELIZA 型対話処理を目的としていないため、キーワードの個数は必要最低限に設定した。ELIZA 型規則作成の判断基準として、単語の出現頻度と対話内容を重視した。単語単位の分割は形態素解析ツール JUMAN で行った。単語の出現頻度を名詞に限定し調べ、2 回以上出現した利用可能な単語、または関連性のある単語をキーワードとしている。例えば、「サッカー (2 回)」が出現したため、「バスケットボール」や「野球」などをスポーツ関連のキーワードに加えた。誤りキーワードも同様に考え、出現頻度により設定した。その結果、ELIZA 型キーワード 196 個・フィードバック部で使用する誤りキーワード 40 個となった。

#### 3.4.2 一致率について

システムが応答に使用するルールの決定方法について考える。一致率は使用ルールの決定において最も優先順位を高く設定している。システムは、「ユーザ発話の音声認識結果の自立語列」と「応答文生成ルールの左辺の自立語列」を一致率により比較する。一致率の設定によって対話に変化が起こる。しかし、音声対話と本手法の利点を考えた場合、100%(exact match) が有効とは限らない。その理由を以下に示す。

- ルール中に音声の誤認識結果が含まれること。
- 100%以外にも有効な応答を行える可能性があること。

表 6 一致率の予備実験結果

Table 6 Results of the preliminary experiment

音声認識率						
一致率					x	
50%	72.3%		4.0%		23.8%	
65%	52.5%		6.5%		41.0%	
80%	63.0%		6.5%		30.5%	
100%	40.1%		8.4%		51.5%	
応答率						
	正応答率 (%)		準応答率 (%)		誤応答率 (%)	
一致率	E	G	E	G	E	G
50%	10.9	25.2	3.5	11.9	12.4	36.1
65%	22.0	15.5	12.0	11.0	23.5	16.0
80%	32.0	7.0	19.0	7.5	25.0	9.5
100%	19.0	5.5	16.5	4.5	42.0	12.5

E:ELIZA 型 G:GA-ILSD

: 正音声認識率

: 付属語以外は正しい音声認識率

x: 誤音声認識率

表 7 GA-IL 応答の応答数

Table 7 Total of the GA-IL response.

GA-IL 応答				
一致率	正応答数	準応答数	誤応答数	合計
50%	51	24	73	148
65%	31	22	32	85
80%	14	15	19	48
100%	11	9	25	45

- 他の獲得ルールに使用機会がなくなること。
- 効率的なルールの獲得が困難になること。

ここでは、一致率を 50%、65%、80%、100% で実験を行う。初期条件は、あらかじめ学習が行われた辞書を用いた。その初期状態から、ユーザが 200 ターン行った結果を比較する。その実験における音声認識結果と応答率を表 6 に示す。ここで、音声認識率が異なっているためすべてを平等に扱うことは難しい。公平な判断をするために、「GA-IL 応答を使用した際の正応答の割合」で比較を行った。「GA-IL 応答の割合」を表 7 に示す。50%の一致率の場合、GA-IL 応答が増加する。そのため新しいルールを効率良く獲得できるが、誤応答の割合が 49.3%(73/148) で一番高かった。80%や 100%のように一致率が高い場合、誤応答は少ないが、正応答が更に少なくなる。65%の正応答の比率が最も高いことを確認した。そのため、65%の一致率が雑談に適していると考えられる。

## 4. 評価実験

### 4.1 ELIZA 型システムとの比較

#### 4.1.1 評価方法

評価実験は音声対話で行う。これは、「話し言葉」が

「書き言葉」の延長ではないと考えているためである。「書き言葉」は冗長な単語が少なく、文法の扱いも比較的容易である。「話し言葉」では、音声認識の雑音から始まり、間投詞、倒置、言い直し、話し言葉ならではの単語の出現順序などユーザが意識しても回避できない状況が必然的に含まれる。したがって、本手法のような表層的表現からの学習が必要と考え、音声対話による評価実験とした。音声対話による雑談の研究を行う際の障害は、対象問題を設定することが難しいことであり、次のようなことが考えられる。

- (1) どんな雑談を行うか
- (2) どのように評価するか

雑談は対話の中で、どのような位置にあるかを考える必要がある。対話はタスク指向の対話と明確な目的をもたない対話に分けることができる。雑談は後者であり、タスクの達成及び、目的の達成によって評価を行うことはできない。

我々が考えた雑談らしさの定義を以下に示す。

- (1) 自由な発話を行えること。
- (2) 新たな話題に展開可能なこと。
- (3) 対話から情報を獲得し、それ以降の話題に生かせること。
- (4) 知識がない状態でも対話の継続が可能なこと。

応答の評価を行うには、被験者が上記を踏まえ、自然でかつ適切な応答と判断するか否かである。これは主観的な評価になる。雑談は正解の応答が客観的に明確であるような問題とは異なった扱いが必要である。このため、判断基準を与え、各応答に対して被験者が主観的に判断を行う。被験者がシステムの応答に対して行う評価を正応答、準応答、誤応答、の三つに分類した。

- (1) 意味的に正しい応答

表現が自然・・・正応答

表現が不自然・・・準応答

- (2) 意味的に誤りである応答・・・誤応答

この基準に従い、被験者は音声出力されたシステム応答を評価する。表 8 は被験者が行った応答評価の例を示す。

#### 4.1.2 実験方法

この実験では、GA-IL 応答生成部を除いた ELIZA 型応答のみを行うシステムと GA-ILSD によるシステムの比較を行う。そのため、1 人の被験者が二つのシステムに対してそれぞれ評価実験を行う。被験者は 1,000 ターン程度対話を行う。GA-ILSD の応答の評

表 8 応答の評価例  
Table 8 Example of evaluation of response.

正応答	
USR	面白いことを話しましょうか
SYS	面白いことはいいですねえ
準応答	
USR	帰りたいですね
SYS	うちのですね
誤応答	
USR	面白いことは好きですよ
SYS	面白いことはことなるえ

音声認識結果そのまま表示

価は以下の六つに分類することができる。

- ELIZA 型応答生成部から生成された正応答
- GA-IL 応答生成部から生成された正応答
- ELIZA 型応答生成部から生成された準応答
- GA-IL 応答生成部から生成された準応答
- ELIZA 型応答生成部から生成された誤応答
- GA-IL 応答生成部から生成された誤応答

ELIZA 型システムの応答の評価は GA-IL 応答を行わないため、の三つに分類される。

#### 4.1.3 初期条件

GA-ILSD が十分な辞書をあらかじめもつ場合は、システムは ELIZA 型応答生成部を使用せず GA-IL 応答生成部のみで応答を行うことも可能である。しかし、本論文では GA-ILSD の学習の有効性を確認するため、初期条件を一定にする。ここでは、GA-IL 応答生成部の辞書を空の状態から実験を始めた。

#### 4.1.4 実験結果

ELIZA 型システムの有効な応答率( )を図 4 に示す。そして、GA-ILSD の有効な応答率( )を図 5 に示す。図 6 では、GA-ILSD による実験の 50 応答ごとの GA-IL 応答と ELIZA 型応答の割合を示す。

#### 4.1.5 考察

GA-IL を適用することで、正応答と準応答の合計の割合が 66.3%から 76.1%に向上した。表 9 からわかるように、GA-ILSD の実験における音声認識率は ELIZA 型システムに対する実験の音声認識率より低いにもかかわらず、有効な応答が上回った。我々は本手法が雑談において有効であることを確認した。しかし、今回の実験では 1 人の被験者を対象としたため、個人差については評価していない。そこで、我々は次の実験で複数被験者による GA-ILSD の使用に対する個人差を評価した。

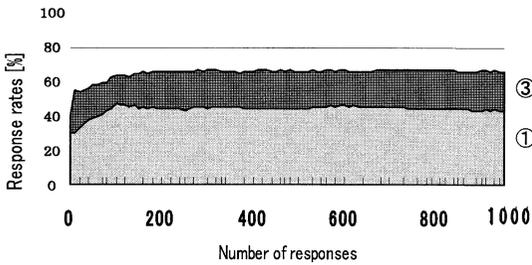


図 4 ELIZA 型システムの有効応答率  
Fig. 4 Effective response rates of ELIZA-based system.

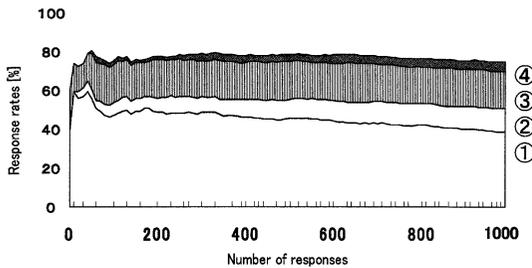


図 5 GA-ILSD システムの有効応答率  
Fig. 5 Effective response rates of GA-ILSD system.

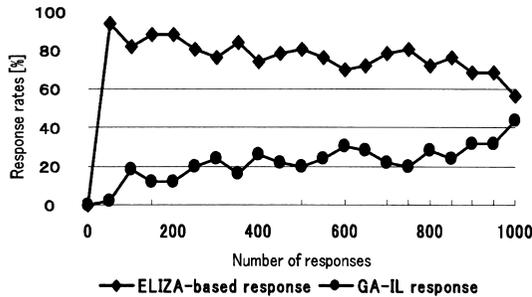


図 6 ELIZA 型応答と GA-IL 応答の比率  
Fig. 6 Rates of the ELIZA-based response and the GA-IL response.

表 9 比較実験での結果  
Table 9 Results of comparative experiment.

音声認識率		
		x
ELIZA 型	61.6 %	8.1 %
GA-ILSD	57.0 %	9.5 %
		30.3 %
		33.5 %
応答率		
ELIZA 型	43.3%	-
GA-ILSD	39.3%	12.0%
		23.0%
		5.3%
		18.2%
		5.6%

表 10 複数被験者実験  
Table 10 Results of multiple users experiment.

音声認識率					
	A	B	C	D	E
	53.5%	51.7%	48.9%	37.5%	61.2%
	3.4%	4.6%	10.1%	13.1%	7.1%
x	43.0%	43.6%	40.9%	49.4%	31.5%
応答率					
	A	B	C	D	E
	19.3%	21.4%	36.0%	22.7%	14.1%
	13.6%	14.1%	1.4%	7.9%	1.4%
	20.6%	16.4%	25.9%	14.5%	38.1%
	3.3%	6.5%	2.8%	7.2%	9.4%
	31.7%	26.0%	25.5%	28.8%	25.2%
	11.5%	15.7%	8.3%	18.9%	11.7%

表 11 複数被験者実験における自立語数  
Table 11 Number of independent word in multiple users experiment.

使用された自立語数					
	A	B	C	D	E
自立語数	682	547	1054	549	651

#### 4.2 複数被験者による GA-ILSD の評価

評価方法及び、初期条件は 4.1 と同様である。

##### 4.2.1 実験方法

被験者は音声対話システムの使用経験がない工学部の学生 5 人が行う。それぞれの被験者は、500 ターン行われるまで対話を続ける。我々はその 5 人の被験者をそれぞれ A,B,C,D,E と呼ぶ。

##### 4.2.2 実験結果及び考察

この実験における各被験者の音声認識結果及び、応答率を表 10 に示す。GA-IL の有効応答 (+) が被験者 C を除いて 10% 以上であった。辞書が空の状態から始めたため、500 ターンの間で 10% 以上の GA-IL の有効応答は高い数値である。後半には学習による応答も頻繁に行われ、GA-IL 応答が増加している。実対話例からのルールの獲得を評価するため、GA-IL のルール辞書を空の状態から始めた。初期条件であらかじめ学習した辞書を与えた場合では、有効な GA-IL 応答は空から始める以上に増加し、局所的な対話にも適した応答を行うことができる。被験者 C の場合、GA-IL の有効応答 (+) が少なかった。これは、対話内で使用された自立語数に関係があると考えられる。表 11 からわかるように、被験者 C が使用した自立語数が他の被験者より多い。これは、繰り返して同一の自立語を使用した発話が少ないことを含んでいる。同じような表現が繰り返されなければ、システムは適したルールを見つけることが難しい。獲得したルール

表 12 被験者 C の対話例  
Table 12 Example of dialogue by the subject C.

被験者 C	
USR	1 モーニング娘って知ってますか
SYS	2 モーニング娘についてすごいと思うの？
USR	3 モーニング娘はすごいと思いますよ
SYS	4 関係続けてくださいすごいと何
USR	5 またひとり脱退するんですよ、 (マタヒトリダッタイスルデスヨ)
SYS	6 脱退って聞いたことがあるようないな
USR	7 またモーニング娘は七人らしいですよ
SYS	8 思うことについてもっと話してよ
USR	9 なんか寂しいよね

を比較した場合も、共通部分が少ないため学習が進まなかったと考えられる。被験者 C は学習の途中の段階である。被験者 C を除けば、複数の被験者に対して GA-ILSD を用いて有効な応答を確認できた。しかし、被験者 C に対して有効な GA-IL 応答が行われなかったのではない。表 12<sup>(注2)</sup>のような GA-IL 応答を含むことによって雑談らしい対話を行うことができている。表 12 中の「関係続けてくださいすごいと何」は良い応答とは考えられないが、被験者 C は準応答と判断している。このシステム応答に対して被験者 C は「また 1 人脱退するんですよ」と発話した。この発話内容は「何がすごいのか」に対する発話と考えられる。音声対話の場合、話し言葉のため単語の出現順序に対する許容範囲が広く、音声による判断となることから、テキストとは判断が異なると考えられる。

「人間-人間」の雑談の場合、当事者間で満足している雑談に対して、第三者が「正誤」を判断することには違和感がある。「人間-計算機」で実験を行う場合、「人間」自身が判断する必要があり、複数被験者による評価実験を行った。しかし、各応答評価の信頼性が不確かなため、次節で実験の応答結果を複数人で評価する。

#### 4.3 複数被験者による比較実験の評価

##### 4.3.1 評価方法及び、実験方法

ELIZA 型システムと GA-ILSD によるシステムとの比較実験の結果から評価データを抽出する。公平さを保つために、抽出の基準は 100 ターンにつき、先頭から 20 ターンのデータを抽出する。可能な限り実験環境と近づけて評価を行う必要があるため、音声合成による応答を判断する。実験中のユーザ発話の音声認識結果とシステムが生成した応答文を音声合成し、評価を行う。ユーザ発話の音声認識結果には誤りを含むため、修正した。評価の被験者は新たに理系の大学生

表 13 一致率  
Table 13 The rates of match.

ELIZA 型				
被験者	F	G	H	I
一致率	41.2%	38.1%	36.6%	33.1%
GA-ILSD				
被験者	F	G	H	I
一致率	52.5%	65.0%	59.5%	52.0%

表 14 応答評価  
Table 14 The evaluation of the response.

ELIZA 型					
	実被験者	F	G	H	I
正	44.2%	80.4%	73.4%	42.7%	39.2%
準	22.1%	14.1%	10.1%	20.6%	25.1%
誤	33.7%	5.5%	15.1%	34.7%	35.7%
GA-ILSD					
	実被験者	F	G	H	I
正	57.0%	73.5%	83.5%	64.5%	42.5%
準	23.0%	20.0%	0.5%	20.5%	29.5%
誤	20.0%	6.0%	15.5%	14.5%	27.5%

3 名及び、大学院生 1 名の合計 4 名とした。この被験者を F,G,H,I と呼ぶ。評価基準については、4.1.1 と同様である。

##### 4.3.2 実験結果及び考察

表 13 は、システムと対話した被験者の判断と、4 名の被験者が判断した一致率である。一致率とは、各応答に対する「比較実験を行った被験者の評価」と「比較実験の対話を聞いた 4 名の評価」との一致の割合である。評価の結果、一致率は低かった。原因の一つは対話実験を行った被験者のみならず、4 名の被験者も揺れているためである。そこで、4 名の判断で一番多い判断結果と比較した。結果は 44.2% (ELIZA 型) と 66.5% (GA-ILSD) となり向上がみられるが、高い結果ではない。原因は、雑談を対象としたため「当事者の評価」と「第三者が対話結果から行う評価」の実験環境の違いによるものと考えられる。更に、ELIZA 型と GA-ILSD で判断に差が生じている。これは、GA-ILSD システムの応答が比較的判断しやすく、ELIZA 型システムの応答は正しいかどうか判断しにくいと考えられる。

「抽出の結果」に対して、全体の中での正応答と準応答の比率は「66.3% (ELIZA 型)」、76.1% (GA-ILSD)」で、「1000 対話の結果」に対しては「66.3% (ELIZA 型)」、80.0% (GA-ILSD)」である。この結果は比較実

(注2): 音声認識結果を表示しているため、誤った認識結果は括弧中に正しいユーザ発話を片仮名で記述する。

表 15 誤りキーワードの正使用率  
Table 15 Correct use rates of erroneous keyword.

誤りキーワードについて					
	A	B	C	D	E
出現数	75	98	28	47	21
正使用数	72	82	17	37	17
正使用率	96.0%	83.7%	60.7%	78.7%	81.0%

験の結果とほぼ変わらないため、この判断結果を利用して応答の評価を行った。応答率を表 14 に示す。4名の正応答と準応答の合計を平均した結果、GA-ILSD が 83.6%、ELIZA 型が 76.4%であった。7.2%の向上になり、GA-ILSD は全体的に向上している。正応答の割合も、本システムは増加傾向にある。ただし、被験者 H を除くと、ELIZA 型は 80.8%、GA-ILSD は 83.2%となり、評価方法に検討の余地がある。これらの結果から、個々の応答評価には揺れがあるが全体としては向上していると考えられる。

#### 4.4 考察

##### 4.4.1 誤りキーワード

複数被験者の実験では 5 人の合計で約 2,500 ターン行われ、誤りキーワードが検出されたのは 269 回であった。誤りキーワードは、システム作成時にあらかじめ決定した単語である。表 15 に複数被験者実験における誤りキーワードの、出現数、正使用数、正使用率を示す。正使用率からわかるように、誤りキーワードがユーザ発話中に存在した場合、正しい処理が行われていることが多い。しかし、誤りキーワードの使用により生じた問題が存在する。被験者 B の場合、誤りキーワードの存在に気づき、誤った応答であれば故意に誤りキーワードを含んだ発話を繰り返した。

全体的に誤った処理の原因としては「違う話をしましょう」とユーザ発話が行われた場合、誤りキーワードに「違う」が含まれているため、前回のシステム応答を誤応答として処理してしまう。この解決策としては、誤りキーワードとして使用できる場合と使用できない場合を区別し、使用制限を設けて向上させることも考えられるが、根本的な解決にはならない。人間が正誤を判断する場合、発話以外の情報から獲得することも考えられる。システム応答の正誤を獲得するために、触覚（叩く）のような他の感覚情報から獲得する方が、ユーザの言語の特徴に依存せず動的に適応すると考えられる。

##### 4.4.2 ELIZA 型応答

ELIZA 型応答において、頑健な処理を行えないこ

表 16 ELIZA 型応答の誤りの分類  
Table 16 Classification of erroneous ELIZA-based response.

	A	B	C	D	E
	9.6%	6.3%	2.6%	9.7%	10.9%
	0.6%	1.7%	1.2%	0.8%	1.6%
x	21.5%	18.0%	21.7%	18.3%	12.7%
合計	31.7%	26.0%	25.5%	28.8%	25.2%

： 正音声認識  
： 付属語以外は正しい音声認識  
x： 誤音声認識

表 17 同じ応答の繰り返し  
Table 17 Repetition of the same response.

USR	1	雨は嫌いです
SYS	2	天候が変わるかもよ
USR	3	そうだと嬉しいのですが
SYS	4	続けてください
USR	5	最近は雨よりも雪の多いです
SYS	6	雨だったらどうしよう
USR	7	明日は雨が降るらしいですよ
SYS	8	雨になってもいいかもね
USR	9	雨が降ってほしくないなあ
SYS	10	天候が変わるかもよ

とがある。表 16 には、ELIZA 型応答の誤応答を音声認識で分類した結果を示す。音声認識が誤った場合に ELIZA 型応答は誤応答になりやすい。ELIZA 型応答生成部により誤応答を生成した場合にも実対話例としてルールの獲得を行うため、GA-IL 応答の誤りの原因になっている。音声認識が正しい場合においても、ELIZA 型応答が誤ることがある。原因としては、ELIZA 型応答生成部の生成規則では対処できないためである。例えば、表 17 のように同じカテゴリーのキーワードが連続した場合、短期間に同一の応答が行われ誤応答と判断された。

##### 4.4.3 GA-IL 応答

ELIZA 型応答との違いについて考察する。応答文生成ルールは S U ルールと U S ルールが存在する。3.2.1 で説明したように実対話例から両ルールとも獲得を行えるが、U S ルールは ELIZA 型応答生成部により生成可能な応答とも考えられる。GA-IL 応答の中で、ELIZA 型応答生成部を用いて生成可能な応答と生成不可能な応答の分類を行う。生成可能な応答とは、U S ルールを獲得状況と同一の単語列で使用した応答である。表 18 は、複数被験者実験の中で GA-IL 応答の正応答と準応答に対して、ELIZA 型応答生成部による応答生成が「可能」か「不可能」かを分類した結果である。ELIZA 型応答生成部では生成不可能な (GA-ILSD 特有の) 応答が、約 500 ター

表 18 GA-IL 応答の分類  
Table 18 Classification of the GA-IL response.

	ELIZA 型応答	A	B	C	D	E
正 GA-IL	不可能	8	34	4	14	4
正 GA-IL	可能	67	40	3	25	3
準 GA-IL	不可能	6	17	11	26	31
準 GA-IL	可能	12	17	3	10	15
GA-IL 有効応答合計		93	108	21	75	53

表 19 ユーザの使用している表現の例

Table 19 Example of the representation used by a user.

USR	1	そうだ
SYS	2	何がそうになってなんだよ

表 20 時期に適応した応答の例

Table 20 Example of the response adapted to the time.

USR	1	もうすぐ今年一年もあります (モウスグコトシイチネンモオワリマス)
SYS	2	クリスマスは
USR	3	あと何週間かできます

ンの間で 2.8~10.2% 確認できた。これは、GA-ILSD に特化した有効応答の結果である。

実対話に適応した応答の例を説明する。表 19 では、ユーザが使用している表現を用いてシステム応答が行われている。表 20 では、クリスマスの質問を行っている。12 月の時期に依存した応答である。

表 21 の「親友」は適切な反応ではないが、被験者 C は準応答と判断している。ここでは応答の正誤ではなく、ルールの獲得方法に注目する。ELIZA 型応答生成規則として「親友」に関するルールをあらかじめ与えてはいないため、対話例から学習により獲得されたルールである。表 22 の対話例で唯一「親友」を含んだユーザ発話が存在する。この対話例から獲得したルールが「友達 誰 こと : 私 親友」である。獲得されたルールを利用し、本システムにより「友達 矛盾 いい 気持ち : 親友」が獲得された。GA を利用しているため「矛盾」という単語が存在するが、入力文と 75% の一致率のため「親友」と応答する。対話例からルールが獲得されるため、「友達 気持ち いい 奴 : 親友」が獲得される。もし、ここで「親友なの？」など助詞を付加する表層文生成ルールが存在した場合、正応答と判断される可能性がある。ELIZA 型応答生成規則に依存しない応答であり、ルール獲得において有効と考えられる。

これらは実対話例からのルール獲得により、ユーザ

表 21 言い換えの応答例

Table 21 Example of the response of the paraphrase.

USR	1	友達とお先を飲むんだ (トモダチトオサケヲノムンダ)
SYS	2	友達気持ちいい人だろうね
USR	3	友達は気持ちいい奴だよ
SYS	4	親友

表 22 対話例

Table 22 The example of dialogue.

U	私には友達があります
S	友達って誰のことなの？
U	が私の親友(ワタシノシンユウ)
獲得ルール	友達 誰 こと 私 親友

表 23 誤音声認識結果を含む応答

Table 23 Response containing erroneous recognition result.

SYS	1	だんだん区長が悪くなってくるな(区長 口調)
USR	2	そうでもないと思うんだよなあ

に対して動的に適応する特徴である。対話はリアルタイムに進んでいくため対話中で動的に適応することが必要であり、その可能性を示すことができた。

#### 4.4.4 音声認識特有の誤り

現状の技術では音声認識誤りが含まれることは避けられない。しかし、音声で応答の正誤を判定するため「きょうはいい火種」のような音声認識結果の誤りも、音声合成結果は「キョウハイイヒダネ」と聞き取れるため正しい応答となる場合がある。表 23 のように、獲得したルール中に音声の誤認識結果が含まれている場合でも、正応答と判断されることがある。上記の例とは反対に、音声合成により「今日は(こんにちは)」として使用する単語が「今日は(きょうは)」になることもある。このような誤応答を回避するために、音声認識と音声合成の整合性が必要である。

## 5. む す び

我々は、音声対話システムにおいて人間の言語獲得を模倣することを目的にした。システムとユーザの実対話例から学習を行うため、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。本論文では、雑談を対象に評価実験を行い、実対話例から学習することで実際のユーザが使用している表現や季節に依存した応答などを行えることを確認した。評価実験の結果、本手法を用いた音声対話システムは、正応答と準応答の合計が 76.1% であった。本手法の有効性を評価するために ELIZA 型システムと比較した

結果, ELIZA 型システムでは正応答と準応答の合計が 66.3% となつて, GA-IL を適用することによる 9.8 ポイントの向上を確認した. この実験結果は本手法が雑談 (非タスク指向型対話) に対して有効であることを示している.

本論文では雑談を対象としたが, 今後はタスク指向型の対話処理を考えている.

## 文 献

- [1] J. Weizenbaum, "ELIZA—A computer program for the study of natural language communication between man and machine," *Commun. ACM*, vol.9, no.1, pp.36–45, 1966.
- [2] T. Winograd, *Understanding Natural Language*, Academic Press, 1972.
- [3] K.M. Colby, "Human-computer conversation in a cognitive therapy program," in *Machine Conversations*, ed. Yorick Wilks, pp.9–19, Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [4] 伊藤敏彦, 小暮 悟, 中川聖一, "協調的応答を備えた音声対話システムとその評価," *情処学論*, vol.39, no.5, pp.1248–1257, 1998.
- [5] 錦見美貴子, *言語を獲得するコンピューター*, 共立出版, 東京, 1998.
- [6] R.W. Smith and S.A. Gordon, "Effects of variable initiative on linguistic behavior in human-computer spoken natural language dialogue," *The Association for Computational Linguistics*, vol.23, no.1, pp.141–167, 1997.
- [7] 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.
- [8] 岡田美智男, "何気ない行為を科学する," *bit*, vol.30, no.12, 共立出版, 1998.
- [9] 加藤誠巳, 谷 洋介, 桐越孝之, 菅田裕紀, "音声認識・音声合成を用いた Eliza 型 3DCG 会話ロボット茶飲み友達に関する検討," *情処第 57 回全大*, 6C-3, 1999–10.
- [10] 越前谷博, 荒木健治, 桃内佳雄, 栃内香次, "実例に基づく帰納的学習による機械翻訳手法における遺伝的アルゴリズムの適用とその有効性," *情処学論*, vol.37, no.8, pp.1565–1579, 1996.
- [11] 西村雅史, 伊東伸泰, 山崎一孝, "単語を認識単位とした日本語の大語彙連続音声認識," *情処学論*, vol.40, no.4, pp.1395–1403, 1999.
- [12] 黒橋禎夫, 長尾 真, "日本語形態素解析システム JUMAN," version3.61, 1999.
- [13] T. Saito, "Automatic construction of synthesis unit inventories using a reference unit inventory," *IPSJ Technical Report*, SLP15–2, Feb. 1997.
- [14] D.E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison Wesley, 1989.

(平成 12 年 7 月 24 日受付, 11 月 17 日再受付)



木村 泰知 (学生員)

平 8 北海学園大・工・電子情報卒. 平 13 同大学院工学研究科修士課程了. 現在, 北大大学院工学研究科博士後期課程在学中. 自然言語処理に興味をもつ.



荒木 健治 (正員)

昭 57 北大・工・電子卒. 昭 63 同大学院博士課程了. 工博. 同年, 北海学園大学工学部電子情報工学科助手. 平 1 同講師. 平 3 同助教授. 平 10 同教授. 平 10 北大・工・電子情報工学専攻助教授. 自然言語の機械学習と機械翻訳に関する研究に従事. 情報処理学会, 日本認知科学会, 人工知能学会, 言語処理学会, IEEE, ACL, AAAI 各会員.



桃内 佳雄 (正員)

昭 40 北大・工・精密卒. 昭 42 同大学院修士課程了. 同年 (株) 日立製作所入社. 昭 47 北大大学院博士課程単位取得退学. 昭 48 北大大学院情報工学専攻助手, 昭 59 講師, 昭 61 助教授, 昭 63 北海学園大学工学部電子情報工学科教授. 自然言語の理解と生成に関する研究に従事. 工博 (北大). 情報処理学会, 日本認知科学会, 人工知能学会, 計量国語学会, 言語処理学会各会員.



栃内 香次 (正員)

昭 37 北大・工・電気卒. 昭 39 同大学院工学研究科電気工学専攻修士課程了. 現在, 北大・工・電子情報工学専攻教授. 主として音声情報処理, 自然言語処理の研究に従事. 工博. 情報処理学会, 日本音響学会各会員.