JAIST Repository
https://dspace.jaist.ac.jp/

Title	自然言語を理解するソフトウェアロボットの適応的行動生成
Author(s)	瀬尾，若葉
Citation	
Issue Date	2008-03
Type	Thesis or Dissertation
Text version	author
URL	http://hdl.handle.net/10119/4296
Rights	
Description	Supervisor:丁 洛榮，情報科学研究科，修士

JAIST
JAPAN
ADVANCED INSTITUTE OF
SCIENCE AND TECHNOLOGY

Japan Advanced Institute of Science and Technology

修 士 論 文

自然言語を理解するソフトウェアロボットの適応的行動生成

北陸先端科学技術大学院大学
情報科学研究科情報システム学専攻

瀬尾 若葉

2008年3月

修 士 論 文

自然言語を理解するソフトウェアロボットの適応的行動生成

指導教官　丁 洛榮　准教授

審査委員主査　丁 洛榮　准教授
審査委員　松澤 照男　教授
審査委員　白井 清昭　准教授

北陸先端科学技術大学院大学
情報科学研究科情報システム学専攻

0610051 瀬尾 若葉

提出年月: 2008 年 2 月

Copyright ◯ 2008 by Wakaba Seo

概 要

本研究では, 自然言語による命令文によりロボットが行動を生成し, 環境の変化に適応した行動を学習する方法を提案した. 学習には事例ベース推論を用い, ロボットの行動履歴を蓄積することにより行った. また, ロボットが解決すべき問題として, 割込み処理, 未知語の学習, 行動の類推の３つを挙げ, 解決方法を提案した. そして, これらのアルゴリズムを搭載したシミュレーションシステムを構築し, ユーザからの自然言語による入力に対する, ロボットの行動をアニメーションで表示した. 本アルゴリズムにより, ロボットが命令の重要さを学習すること, 未知語を学習すること, 自律的な行動を生成することを示した.

目 次

第 1 章　序論 **1**
1.1 研究の背景 1
1.2 研究の目的 2

第 2 章　事例ベース推論 **3**
2.1 事例ベース推論の特徴 3
2.2 事例ベース推論の流れ 3

第 3 章　システムの概要 **5**
3.1 システム概要 5
3.1.1 言語解析 5
3.1.2 ロボットの行動決定 7
3.2 行動履歴データベース 9
3.2.1 関係データベース 9
3.2.2 行動履歴データベースの詳細 9

第 4 章　適応的行動生成アルゴリズム **12**
4.1 割込み処理 12
4.1.1 割込み処理概要 12
4.1.2 類似度 13
4.1.3 重要度 14
4.1.4 実行度 15
4.1.5 実行順の決定 15
4.2 行動の類推 17
4.2.1 行動の類推処理概要 17
4.2.2 確信度 18
4.2.3 ロボットの行動決定 18
4.3 未知語の学習 19
4.3.1 未知の物体名の学習概要 19
4.3.2 問い合わせ方法 20
4.3.3 未知の命令名の学習概要 21
4.3.4 問い合わせ方法 22

第 5 章　評価実験および考察 **24**
5.1　定義式の検証 24
5.1.1　実行度の検証 24
5.1.2　重要度による実行度の検証 24
5.1.3　距離の比による実行度の検証 26
5.1.4　類似度の検証 26
5.2　評価実験 29
5.2.1　割込み処理 29
5.2.2　行動の類推 31
5.2.3　未知語の学習（命令名） 32
5.2.4　未知語の学習（物体名） 35

第 6 章　結論 **38**
6.1　まとめ 38
6.2　今後の課題 38

第1章　序論

1.1　研究の背景

現在のロボット研究の目的は, 工場内などの限られた環境で特定の作業だけを行う, タスク指向ロボットの開発と, 人間の日常生活のようなオープンな環境で人間と協調して動作するコミュニケーション指向ロボットの開発に分類される. コミュニケーション指向ロボットは, 特定のタスクを実行するのではなく, パートナーとして我々の日常生活の中で活動するために, 人間と対話し, 互いの存在を認識しあう機能が求められる. ＮＥＣは 1999 年, 人のパートナーとなって, ともに暮らすことのできる存在を目指し, パーソナルロボット「PaPeRo」[2] を発表した. 「PaPeRo」は音声によるコミュニケーション能力を備えており, 人間と簡単な会話をすることで, テレビやインターネットの操作を行うことも出来る家庭用ロボットである. また,1999 年 6 月には SONY が自律型エンターテインメントロボット「AIBO」[3] を発売した. 「AIBO」は学習・成長機能を持ち, さまざまな性格に成長する. 現在, 病院やビルでは, ごみ運搬ロボットや警備ロボットなどが運用されており, 近い将来, さらに生活に密着した場所でロボットが働くことが予想される.

これまでのロボットは, 工場での作業のように, 与えられる命令があらかじめ決まっており, その通りに実行すればよかった. しかし, ロボットが人間の日常生活空間の中に進出し, 人間とともに行動する機会が増えると, 多種多様な環境の中で人間の指示を理解することが求められる. 現在の状況のみからではなく, 過去に経験した記憶の中に存在している情報を考慮することが求められたり, 未知環境のような, 行動に必要な知識を事前に持ち合わせておくことが不可能である状況下でも行動することが要求される. そのために, 自律行動を獲得する学習や適応が必要となる. 人間と共存するロボットであるので, ユーザとのインタラクションを活用して学習を行うべきである. ユーザとのインタラクションを介して経験を重ねるうちに自律性を高めることが求められる. また, 人間とコミュニケーションをしながらサービスを提供するシステムでは, 人間にとって自然なインタフェースである自然言語による対話機能が重要である. 自然言語はもっとも自然で表現力が豊かな対話の手段であることから, 自然言語を理解するシステムの実現が求められている. ロボットが広く普及するためには, 自然言語を理解して行動することが必要である.

1.2 研究の目的

前節で述べたように, ロボットが人間の日常生活空間の中で行動するためには, 自然言語を理解することや, ユーザとの対話により学習し, 自律性を高めることが必要である. そこで本研究では, 自然言語による命令文によりロボットが行動を生成し, 環境の変化に適応した行動を学習する方法を提案する. そして, シミュレーション環境上にロボットを配置し, ユーザが自然言語でロボットに命令を与えるシステムを構築する. 本研究の特徴は, ロボットがユーザとの対話により自律的に行動を学習することにある. そのために解決すべき問題として, 本研究では以下の 3 つをとりあげた.

- 割り込み命令が入力される
- 命令文に未知語が含まれる
- ロボットが自律的に行動出来ない

一つ目の問題は, ロボットが命令実行中にユーザからの割り込み入力が生じることである. この場合ロボットは, 実行中の命令と, 割り込み命令のどちらが重要か自律的に判断し, 命令の実行順を決定しなければならない. 二つ目の問題は, ユーザが未知語を含む命令を入力してしまうことである. ロボットはこの単語の意味を推測し, ユーザに問合せをすることで意味を学習することが求められる. 三つ目の問題は, ロボットが自律的に行動できないことである. ロボットは, 状況に合わせて取るべき行動を類推し, 学習しなければならない. これらの問題点を解決し, ユーザとの対話により行動や言葉を学習し, 自律的に行動するロボットのシミュレーションシステムを実現する.

第2章　事例ベース推論

前章では本研究の背景ならびに目的を述べた. 本章では本研究で用いた事例ベース推論について述べる. 2.1 節では事例ベース推論の特徴について述べ, 2.2 節では事例ベース推論の処理の流れについて述べる.

2.1　事例ベース推論の特徴

事例ベース推論は, 多くの事例を蓄積し, ある問題に対して, 類似事象を持つ事例を検索し, その問題に適合するように修正した後, 問題解決に修正した事例を適用する枠組みである. 事例ベース推論は, 獲得・経験した事例を多くの処理を必要とせず蓄積・適用が可能である点からリアルタイムに適した行動学習の方法であると言え, 事例ベースの利用によって事前知識なしで行動の事例を簡単に獲得できる利点がある.

2.2　事例ベース推論の流れ

事例ベース推論では, 解くべき問題が与えられると最も適合した事例が取り出され, それが問題に応じて適応修正され, 与えられた問題の解決案として提示される. そして, 提示された解決案は実際に与えられた問題に適用し評価され, 結果を事例ベースに格納する. 事例ベース推論の処理の流れを図 2.1 に示す. 以下に事例ベース推論の各フェーズについて詳細を述べる.

- 検索フェーズ

  解くべき問題に最も適応した事例を事例ベースから取り出す.

- 適応フェーズ

  検索フェーズで得られた事例に対し, 問題に応じた適応修正を行い, 与えられた問題の解決案として提示する.

- 評価フェーズ

  適応フェーズで与えられた解決案を, 実際に与えられた問題に適用し評価する.

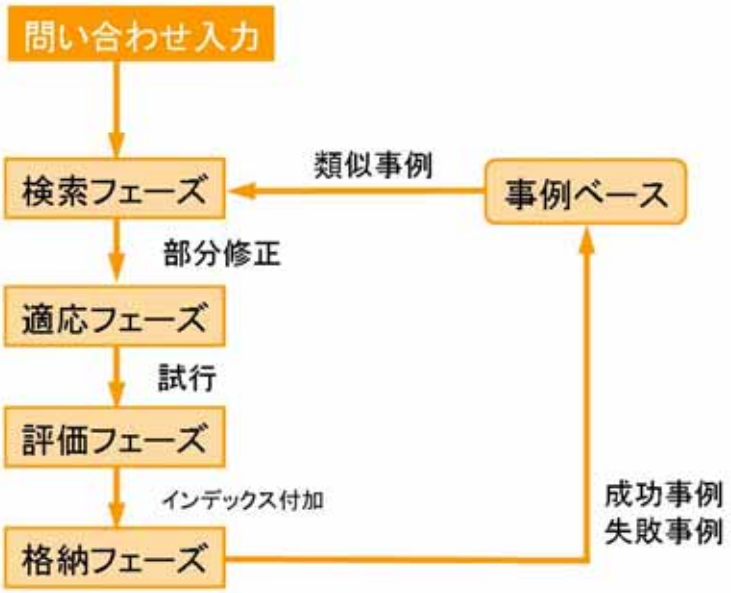


図 2.1: 事例ベース推論の流れ

- 格納フェーズ

  評価フェーズによって与えられた評価をもとに新しい事例として事例ベースに格納する.

事例ベース推論では新しい問題が与えられると, その解法に成功しても失敗しても, 常にその結果をシステムの事例ベースに加えていく. このように, 事例ベース推論は知識獲得機能を内在しているので, 推論過程と学習過程が融合している手法だと言える. 本研究ではこの推論方法を用いて, ロボットの知識獲得, 行動類推を行う.

第3章　システムの概要

前章では, 本研究で用いた事例ベース推論について述べた. 本章では, 本研究のシステムについて述べる. 3.1 節ではシステムの概要を述べる. 3.2 節ではシステムに用いたデータベースについて述べる.

3.1　システム概要

本研究のシステムでは, シミュレーション環境上に配置したロボットに対し, 自然言語で命令を与える. シミュレーション環境上には, ロボットとともにテーブルやコップなどの物体があらかじめ置かれており, ユーザはロボットにキーボード入力により指示を与える. その結果はアニメーションとしてユーザに提示される. 図 3.1 が本システムの実行画面である. 動作の流れは, 言語解析, ロボットの行動決定, データベース格納の 3 つのステップに分類される. 以下に各ステップの概要を述べる.

1. 言語解析

   入力された文を解析し, 実際の命令とシミュレーション環境上の物体に照応させ, ロボットの実行指令へ変換する.

2. 行動決定

   言語解析により得られた命令情報をもとに, ロボットの行動を決定する. 一意に行動を決定できない等の問題がある場合は解決を行う.

3. データベース格納

   ロボットが行った行動と, それに対するユーザの評価をロボットの行動履歴データベースに格納する. このデータベースの詳細は 3.2 節で述べる.

3.1.1　言語解析

言語解析部では, 入力された文の解析を行い, ロボットの実行指令へ変換する. 以下に言語解析の 3 つのステップである形態素解析, 構文解析, 命令構成の各処理について詳細を述べる.

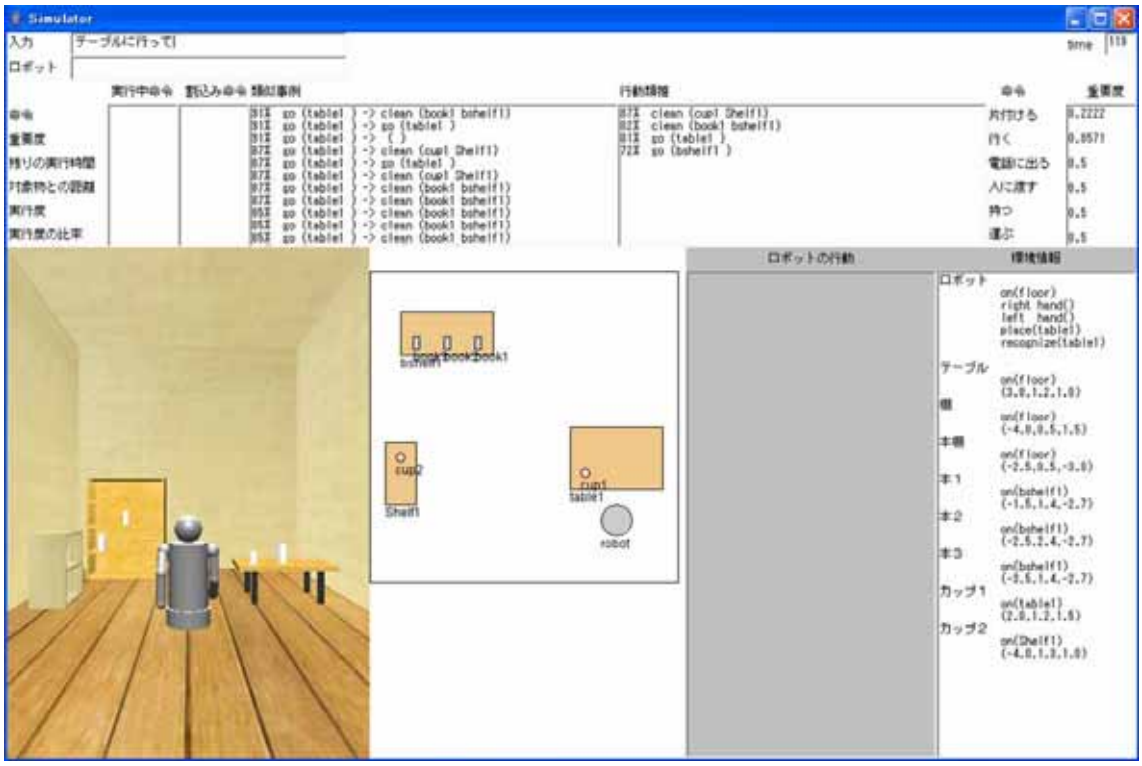


図 3.1: 実行画面

1. 形態素解析

   ユーザから与えられた命令文に対して形態素解析を行う. 形態素解析とは, 自然言語で書かれた文を形態素（言語で意味を持つ最小単位）の列に分割し, それぞれの品詞を判別する作業のことであり, 本研究では茶筅 [4] を用いて行う. 例えば,「本を本棚に片付けて」という入力は以下のように解析される.

本	名詞 - 一般
を	助詞 - 格助詞 - 一般
本棚	名詞 - 一般
に	助詞 - 格助詞 - 一般
片付け	片付ける　動詞 - 自立
て	助詞 - 接続助詞

2. 構文解析

   形態素解析によって得られた形態素に対し, 構文解析を行い, 命令実行時の対象物情報として名詞を, 命令情報として動詞を取得する.「本を本棚に片付けて」という入力は以下のように解析される.

入力 ”本を本棚に片付けて ”
名詞：本
名詞：本棚
動詞：片付ける

3. 命令構成

構文解析で得られた情報をもとに, シミュレーション環境上でロボットに実行させる命令の構成を行う. 構文解析により得られた「本」や「本棚」等の名詞は, シミュレーション環境上の物体に対応させるため, 物体名との照応を行う. 動詞は, ロボットが行うことの出来る命令との照応を行う. 「本を本棚に片付けて」という入力は以下のように対象物, 命令と照応される.

入力 ”本を本棚に片付けて ”
命令 ：片付ける （ＡをＢに片付ける）
対象物１：book1
対象物２：bookshelf1

3.1.2 ロボットの行動決定

言語解析部で与えられた命令をもとにロボットの行動を決定する. 本システムは, ユーザからの入力に対してリアルタイムに反応するため, ユーザからの入力に曖昧な点があることも考えられる. ロボットが一意に行動を決定出来ない場合, ロボットは取るべき行動を選択し, 決定しなければならない. そこで考えられる問題として, 本研究では以下のような点を扱う.

- 割込み処理

  ロボットが命令実行中に他の命令を入力された場合, ロボットは二つの命令のどちらを優先するべきか判断しなければならない. 本研究では, 割り込み入力された場合, ロボットが行動履歴から類似事例を検索し, 各命令の重要さを比較することにより命令の実行順を決定する.

- 未知語の学習

  自然言語で命令が与えられる場合, ユーザはロボットが理解できない単語を使用してしまうことがある. こういった場合, ロボットはその単語の意味を推測することが求められる. 本研究では, 未知語を含む命令が入力された場合, 類似の物体や命令から意味を推測し, ユーザに問い合わせを行うことで未知語の意味を学習する.

- 行動の類推

  ロボットが自律的な行動を行うには, ロボットが状況に合わせて取るべき行動を類推しなければならない. 本研究では, ロボットの行動履歴中の類似事例をもとに, 取るべき行動の類推を行う.

なお, 各問題解決アルゴリズムの詳細は 4 章で述べる.

3.2　行動履歴データベース

本節ではロボットの行動履歴を格納する行動履歴データベースについて述べる．このデータベースは，ユーザからの命令，ロボットが行った行動，その時の環境やロボットの状況，そしてユーザからの評価を格納するものである．

3.2.1　関係データベース

本研究では，行動履歴を格納するデータベースに関係データベースというデータ型を用いた．関係データベースとは関係モデルにもとづいて設計，開発されるデータベースであり，データベースを全て表の集まりとして見るようなデータモデルである．このモデルでは，データベースに格納する情報を，整合性を備え論理的に表現することができる．関係データベースの概念を図１に示す．関係データベースではそれぞれの表のことを関係と呼び，リレーションを構成する各要素を属性と呼ぶ．これに対し，属性のインスタンスである値を属性値と呼び，表の行を構成する書くインスタンスのことをレコードと呼ぶ．本研究では，関係データベースの１つのレコードとしてロボットの行動履歴を格納する．

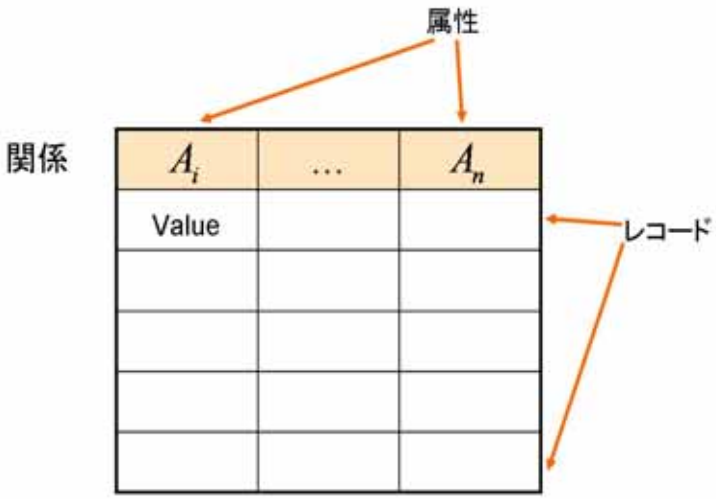


図 3.2: 関係データベースの概念

3.2.2　行動履歴データベースの詳細

ユーザから命令が与えられ，それに従いロボットが行動を起こした後，その履歴として行動履歴データベースに格納を行う．このデータベースに格納する情報は，命令情報，ロボット情報，シミュレーション環境情報の３つである．以下にそれぞれの詳細を述べる．

1. 命令情報

   ユーザから与えられた命令の対象物情報や, ロボットが行った行動の実行時間, ユーザからの評価の情報からなる. ここに格納される情報は以下の８つである.

   - 時間
     ロボットが命令実行にかかった時間.
   - 命令名
     「片付ける」や「行く」など命令の名称.
   - 命令詳細
     命令の名称と対象物の情報.
   - 実行中命令
     命令が割込み命令だった場合に実行中であった命令とその詳細情報.
   - 割込み命令
     命令実行中に割込み命令を入力された場合, その命令情報.
   - ロボットの行動
     割込み処理であった場合にロボットが選択した行動.
   - 評価
     割込み処理であった場合にロボットが選択した行動に対するユーザの評価.
     成功の場合は「1」が, 失敗の場合は「0」が格納される.
   - 重要さ
     割込み処理であった場合に, 実行命令が他の命令と比較して重要であるか否か.
     重要と判断されれば「1」が, 重要でないと判断されれば「0」が格納される.

   命令情報を行動履歴データベース履歴に格納する場合の一例を表 1 に示す.

表 3.1: 命令情報の一例

時間	命令	命令詳細	実行中命令	割込み命令	ロボットの行動	評価	重要
10	運ぶ	get(book1 shelf)		go(table)	get(book1 shelf)	1	1

   この例では, 命令属性と, 命令詳細属性に, ユーザからの命令が「本を本棚に運ぶ」であったこと, 割込み命令属性に「テーブルに行って」という割込み命令が与えられたという情報が格納されている. ロボットの行動属性により, ロボットは「運ぶ」という命令を優先し, 評価属性によりユーザから成功と判断されたという情報が格納

されている．「運ぶ」という命令を選択し，成功の評価をされたので，この命令は重要であると判断され，重要属性には「1」という値が格納された．

2. ロボット情報

   ユーザから命令が与えられた際のロボットの情報からなる．シミュレーション環境上のロボットの位置や，手に物体を持っているか否か等の情報からなる．ここに格納される情報は以下の３つである．

   - 座標
     ロボットのシミュレーション環境上の座標．
   - 位置
     位置情報であり，ロボットが物体の近くにいるならばその物体の名称．
   - 持ち物
     ロボットが手に持っているものがあるならばその物体の名称．

   ロボット情報を行動履歴データベース履歴に格納する一例を表 2 に示す．

表 3.2: 命令情報の一例

座標	位置	持ち物
(-4.0,0.0,3.5)	table1	book1

   この例では，位置属性に，ロボットがテーブルの前にいたという情報が格納されており，持ち物属性にロボットが手に本１を持っていたという情報が格納されている．

3. シミュレーション環境情報

   ユーザから命令が与えられた際のシミュレーション環境の情報であり，シミュレーション環境上の各物体の位置情報からなる．シミュレーション環境情報を行動履歴データベース履歴に格納する一例を表 3.3 に示す．

表 3.3: シミュレーション環境情報の一例

テーブル	本棚	棚	本１	本２	本３	コップ１	コップ２	コップ３
floor	floor	floor	table1	bshelf1	bshelf1	table1	Shelf1	table1

   この例では，テーブル・本棚・棚は床の上，本１・コップ１・コップ３はテーブルの上，本２・本３は本棚，コップ２は棚にあるという情報を格納している．

第4章　適応的行動生成アルゴリズム

前章ではシステムの概要について述べた. 本章では適応的行動生成アルゴリズムについて述べる. 4.1 節では, 割込み命令が入力された際の処理について述べる. 4.2 節では, 未知語が入力された際の学習方法について述べる. 4.3 節では, ロボットが自律的に行動するための行動の類推方法について述べる.

4.1　割込み処理

本節では, ロボットが命令実行中にユーザから他の命令が入力された場合の処理について述べる. ロボットが命令を実行中に, 他の命令を入力された場合, ロボットは二つの命令のどちらを優先するべきか判断しなければならない. 本研究では, 割り込み入力された場合, ロボットが行動履歴から類似事例を検索し, 各命令の重要さを比較することにより命令の実行順を決定する. ロボットが行動の選択をする際に比較するものとして, 本研究では以下の 3 つを挙げた.

- 重要さ

  過去に行った行動とそれに対する評価から, その命令が重要であるかを判断し, 重要であると判断される命令を優先する.

- 実行時間

  すぐ終了しそうな命令を優先し, 時間がかかると考えられる命令を後に行う.

- 対象物との距離

  距離が近い物体に対する命令を先に行い, 遠い物体に対する命令を後から行う.

4.1.1　割込み処理概要

割込み処理では実行中命令, 割込み命令に対し, 類似事例検索を行い, 命令の重要さを比較することによりロボットの行動を決定する. 以下に割込み処理の 3 つのステップについて述べる.

1. 類似事例検索

   ロボットは実行中命令・割込み命令に対して，行動履歴データベースから類似事例の検索を行う．その際，類似度という，現在の状況と行動履歴の事例がどの程度類似しているかを示す度合いを定義し，類似度の高くなる事例の順に類似事例として取り出す．

2. 命令の優先度の比較

   実行中命令・割込み命令の優先度の比較を行う．その際，重要度という，他の命令と比較してどの程度重要であるかを示す度合いを定義し，各命令の重要さを求める．また，実行度という，ロボットが優先して実行すべき命令を判断する度合いを定義し，各命令の優先度を求める．

3. 行動決定

   実行中命令と割込み命令の実行度の比率により，ロボットは自律的に命令を実行するか，ユーザに問い合わせをするか決定する．

4.1.2 類似度

類似度は現在の状況と行動履歴の事例がどの程度類似しているかを示す度合いであり，類似事例の検索に用いる．i 番目の行動履歴と現在の命令の類似度 S_i を次の式 4.1 で定義する．

$$S_i \stackrel{\text{def}}{=} \frac{o_i + r_i + c_i}{3} \tag{4.1}$$

ただし，o_i は命令類似度，r_i はロボット状況類似度，c_i は環境状況類似度であり，類似度はこれら三つの平均で表される．以下にこれら三つの詳細を述べる．

- 命令類似度

  命令類似度 o_i は現在の命令と行動履歴の命令がどの程度類似しているかを示す度合いであり，次の式で定義する．

  $$o_i \stackrel{\text{def}}{=} \frac{s_i}{p_i} \tag{4.2}$$

  ただし，p_i は命令・対象物の合計数であり，s_i はそのうち命令・対象物が同一である数である．これにより，命令類似度は現在の命令と行動履歴の命令・対象物が一致している率を表している．

- ロボット状況類似度

  ロボット状況類似度 r_i は, 現在のロボット状況と行動履歴のロボット状況がどの程度類似しているかを示す度合いであり, 次の式で定義する.

$$r_i \stackrel{\text{def}}{=} \frac{1}{2}(\frac{1}{l_i} + \frac{a_i}{2}) \tag{4.3}$$

  ただし l_i は現在と行動履歴のロボットの距離であり, 現在のロボット座標が (x_1, y_1, z_1) であり, 行動履歴のロボット座標が (x_2, y_2, z_2) である場合,

  $l_i = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2}$ である. a_i は, ロボットが手に同じものを持っている数を表す.

- 環境状況類似度

  環境状況類似度 ci は, 現在の環境状況と行動履歴の環境状況がどの程度類似しているかを示す度合いであり, 次の式で定義する.

$$c_i \stackrel{\text{def}}{=} \frac{n_i}{b_i} \tag{4.4}$$

  ただし, b_i は現在の環境にある物体の数であり, n_i は現在の環境と行動履歴の環境において物体が同じ場所にある個数である. これにより, 環境状況類似度は現在と行動履歴の環境で各物体の場所が一致している率を表している.

4.1.3 重要度

類似度は他の命令と比較して度の程度重要であるかを示す度合いであり, 命令の重要さの比較に用いる. 重要度は, ロボットの行動履歴のうち, 割り込みであったものを用いて求める. ロボットが選択した行動, それに対するユーザの評価から, ユーザにとってどちらの命令が重要であったかによって判断する. 例えば, 割込み命令が与えられた際に, ロボットが割込み命令を優先し, ユーザから成功という評価を与えられた場合, ロボットは割込み命令の方が重要であったと判断する. 表 4.1 に行動履歴の例を挙げる.

表 4.1: 行動履歴の例

実行中命令	割込み命令	ロボットの行動	評価	重要な命令
clean(cup shelf)	go(table)	go(table)	成功	go(table)

表 4.1 の行動履歴は, ロボットが「コップを棚に片付ける」という命令を実行中に「テーブルに行く」という命令が割り込みで入力され, ロボットが「テーブルに行く」を優先し

た所, ユーザに成功と評価されたので,「テーブルに行く」という命令の方が重要であると判断したという事例である. i 命令の重要度 I_i は以下の式で定義した.

$$I_i \stackrel{\text{def}}{=} \frac{s_i + f_i}{t} \tag{4.5}$$

ただし,t は i 命令に対する割り込み事例数, s_i,f_i は,t のうち i 命令が他の命令より重要であるとユーザに判断された事例数, s_i は i 命令を他の命令より優先した場合の成功数, f_i は他の命令を i 命令より優先した場合の失敗数である.

4.1.4 実行度

実行度はロボットが優先して実行すべき命令を判断する度合いであり, 実行中命令と割込み命令の実行順の決定に用いる. 各命令の重要さ, 実行時間, 対象物との距離を比較するために, 実行中命令の実行度 D_1, 割込み命令の実行度 D_2 をそれぞれ次の式で定義した.

$$D_1 \stackrel{\text{def}}{=} \frac{I_1}{(t_1 - t)l_1} \tag{4.6}$$

$$D_2 \stackrel{\text{def}}{=} \frac{I_2}{t_2 l_2} \tag{4.7}$$

ただし,I_1,I_2 は各命令の重要度, t_1,t_2 は各命令の類似事例の実行時間,t は実行中命令の経過時間である. 式 4.6 の $(t_1 - t)$ は実行中命令の残りの実行時間を表している. l_1,l_2 は, 各命令の対象物との距離であり, 現在のロボット座標が (x, y, z) で, 実行中命令の対象物の座標が (x_{o1}, y_{o1}, z_{o1}) であり, 割込み命令の対象物の座標が (x_{o2}, y_{o2}, z_{o2}) である場合, $l_1 = \sqrt{(x - x_{o1})^2 + (y - y_{o1})^2 + (z - z_{o1})^2}$, $l_2 = \sqrt{(x - x_{o2})^2 + (y - y_{o2})^2 + (z - z_{o2})^2}$ である. 各命令の実行度は命令の重要度と, 残りの実行時間の逆数, 対象物との距離の逆数の積である.

4.1.5 実行順の決定

実行中命令と割込み命令の実行度の比率によりロボットの行動を決定する. 実行度の比率とロボットの行動の関係を表 5.1 に示す. 実行中命令と割込み命令の実行度の比率の違いが大きい場合, ロボットは比率が大きい命令を選択し, 自律的に行動する. 実行度の比率の違いが少ない場合, ロボットはユーザに問い合わせを行う. その際, 比率の大きいほうの命令を挙げ, そちらを選択するかユーザに訪ねる. 実行度の比率がほとんど同じ場合は, どちらを選択すべきか両方の命令を挙げ, ユーザに問い合わせを行う.

表 4.2: 実行度の比率とロボットの行動

実行度の比率		ロボットの行動
A 命令	B 命令	
80 〜 100	0 〜 19	自律的に命令実行　　A 命令
60 〜 79	20 〜 49	ユーザへ問い合わせ　　“ A 命令を実行しますか？”
40 〜 59	40 〜 59	ユーザへ問い合わせ　　“ A と B 命令のどちらを実行しますか？”
20 〜 39	50 〜 79	ユーザへ問い合わせ　　“ B 命令を実行しますか？”
0 〜 19	80 〜 100	自律的に命令実行　　B 命令

4.2 行動の類推

ロボットが自律的な行動を行うには,状況に合わせて取るべき行動を学習し,類推しなければならない. 本節では,ロボットの行動類推について述べる. 行動の類推はロボットの行動履歴データベースの類似事例から行う. ロボットが行動を類推する際に用いる材料として,本研究では以下の３つを挙げた.

- 行動履歴から類推

  行動履歴を用いて類推を行う. 現在の命令と同じ命令を過去に与えられた際,その次に与えられた命令の情報から,今回も同じ命令が与えられるのではないかと類推する.

- 過去のロボットの状況から類推

  現在のロボット状況と類似した状況である場合に与えられた命令と同じ命令が与えられるのではないかと類推する.

- 環境の状況から類推

  現在の環境状況と類似した状況である場合に与えられた命令と同じ命令が与えられるのではないかと類推する.

4.2.1 行動の類推処理概要

行動類推では,行動履歴データベースから類似事例を検索し,類似事例から次に実行すべき命令を求め,ロボットの行動を決定する. 以下に行動の類推処理の３つのステップについて述べる.

1. 類似事例検索

   ロボットは現在の命令に対し,行動履歴データベースから類似度を用いて類似事例の検索を行う. 類似事例とともに,その次に与えられた命令の情報も取得する.

2. 実行すべき行動の類推

   得られた類似事例と,その次に与えられた命令の情報から,ロボットが実行すべき命令の類推を行う. その際,確信度という,ロボットが次に実行する命令を判断する度合いを定義し,確信度の高くなる命令を次に実行すべき命令と類推する.

3. 行動決定

   確信度が一番高くなる命令からロボットの行動を決定する. 確信度の高さにより,ロボットは自律的に命令を実行するか,ユーザに問い合わせをするかを決定する.

4.2.2 確信度

確信度はロボットが次に実行する命令を判断する度合いであり, ロボットが行うべき命令の類推に用いる. i 命令の確信度 A_i を次の式 4.8 で定義する.

$$A_i \stackrel{\text{def}}{=} \frac{\sum_i s_i}{t} \tag{4.8}$$

ただし,t は類似事例数,s_i は類似事例の次に i 命令が実行された事例の類似度である. この式により, より類似している状況で与えられた行動の確信度が高くなる.

4.2.3 ロボットの行動決定

確信度の一番高い行動からロボットが取るべき行動を決定する. 確信度とロボットの行動の関係を表 5.1 に示す. 確信度が高い場合, その命令を選択し, 自律的に行動する. 確信度が低い場合, ロボットはユーザに問い合わせを行う.

表 4.3: 確信度とロボットの行動

確信度（%）	ロボットの行動
70 〜 100	自律的に命令実行　　A 命令
50 〜 69	ユーザへ問い合わせ　　“ A 命令を実行しますか？”
0 〜 49	ユーザの命令を待つ

4.3 未知語の学習

ユーザが自然言語で命令を入力する場合, ロボットが理解できない単語を使用してしまうことがある. こういった場合, ロボットはその単語の意味を推測することが求められる. 本研究では, 未知語を含む命令が入力された場合, 類似している物体や命令から意味を推測し, ユーザに問い合わせをすることで未知語の意味の学習を行う. 未知語が入力された際に, ロボットが学習を行う対象は以下の 2 つである.

- 未知の物体名

  ロボットは, シミュレーション環境上にある物体と同義語である未知語の学習を行う. ユーザから未知の物体名を含む命令を与えられた場合, ロボットは環境情報, 行動履歴から, 未知語の意味する物体を推測する. 推測された物体が複数ある場合, ロボットは絞り込みを行うため, ユーザに問い合わせを行う.

- 未知の命令名

  ロボットは, ロボットが行うことの出来る命令と同義語である未知語の学習を行う. ユーザから未知の要求が与えられた場合, ロボットは類似している命令から未知語の意味を推測し, ユーザに問い合わせを行い学習する.

4.3.1 未知の物体名の学習概要

命令文に未知の物体名が発見されると, 意味の推測を行い, ユーザに問い合わせることにより未知語の意味を学習する. 以下に未知語の学習処理の 3 つのステップについて述べる.

1. 命令解析

   命令を解析し, 未知語の有無を調べる. 未知語が発見されると, その一つ一つに対し, 未知語の解消処理が行われる.

2. 未知語の意味推測

   未知語がどの物体の事を指しているのか, 推測を行う. その際, ロボットの位置, 過去にユーザから与えられた命令の 2 点を判断基準とする. 以下にそれらの詳細を述べる.

   - ロボット位置から推測

     ロボットの位置から物体名の推測を行う. 例えば未知語を含む命令が与えられた時, ロボットがテーブルの前にいる場合, ユーザがテーブルの上にある物体のう何れかのことを指しているのではないかと推測する.

- 命令から推測

  未知語を含む命令と同じ命令が行動履歴にあるか検索を行い, 同じ命令の対処物と同じ物体の事を指しているのではないかと推測する.

3. ユーザ問い合わせ

   推測された対象物の中から, 未知語が指している物体を一つに絞り込むために, ユーザに問い合わせを行う. 問い合わせを行う際には, 各対象物の色や, 形状, 模様の属性情報を用いる.

4.3.2 問い合わせ方法

ユーザに問い合わせをすることにより未知語の指している物体を特定する処理について述べる. その際, 各物体の属性情報を用いる. システムにあらかじめ与えられているシミュレーション環境上の各物体の属性情報を表 4.4 に示す. 各物体に対して, 物体の色情報, 模様情報, 形状情報, 高さ情報が与えられている. ユーザに問い合わせをする際には, 物体の属性情報を用いる. 例えば, 色属性を用いる場合は,「何色ですか？」と問い合わせ, 模様属性を用いる場合は,「模様は何ですか？」と問い合わせる.

表 4.4: 各物体の属性情報

名称	属性 [色]	属性 [形状]	属性 [模様]	属性 [高さ]
本 1	青	四角	無地	10cm
本 2	緑	四角	無地	15cm
本 3	赤	四角	無地	20cm
コップ 1	青	円形	無地	10cm
コップ 2	緑	円形	花柄	15cm
コップ 3	赤	円形	無地	12cm

各物体で問い合わせに用いる属性情報は色属性・形状属性・模様属性の 3 つあり, ロボットはそのうちの一つを選択して問い合わせを行う. 問い合わせる属性によって絞り込まれる対象物の数が決まるので, 属性の選択が重要である. そこで, より対象物を絞り込める属性を選択し, 問い合わせを行う. 対象となっている物体の属性情報の分類を行い, より多くの種類に分類される属性を選択する. 例えば, 対象物が, 表 4.4 の 6 つである場合, 色属性情報は物体を 3 種類に分類し, 形状属性, 模様属性は 2 種類に分類する. そこで, ロボットは種類の多い色属性を選択する. 色属性の問合せを行い, ユーザから回答が得られると, ロボットは 1 回の問い合わせで対象物を, 最大でも 2 つに絞り込めるが, 他の属性を選択した場合, それより多くなってしまう可能性がある.

次に, 対象物が分類される属性の種類が同じである場合の処理について述べる. 各属性が分類する対象物が同じである場合, どの属性情報を用いて問い合わせても分類される対象物の種類が同じになってしまう. そこで, ロボットは行動履歴からどの物体の事を指しているのか推測してから問い合わせをするべきである.

未知語が示す物体は, 過去にその物体に対して同じ命令を与えられた回数が多い対象物であると推測する. そこで, その物体であると絞り込むことの出来る属性を選択して問合せを行う. 例えば, ユーザから ”ジョッキを棚に片付けて ”という命令があり, 対象物が表 4.5 に示す 3 つである場合, 各属性は対象物を 2 種類に分類する. どの属性も 2 種類であるので, 行動履歴から, 問い合わせるべき属性の推測を行う. この例では, 過去に ”コップ 3 を棚に片付けて ”という命令を与えられた回数が 3 回であり, 対象物の中で一番多いので, コップ 3 がジョッキであると推測する. そこで, コップ 3 を未知語が示す対象物であると絞り込める属性を選択する. この場合, 色属性はコップ 3 のみ赤で, 他の対象物は青である. そこで, 色属性の問合せを行う.

表 4.5: 各物体の属性情報

名称	属性 [色]	属性 [形状]	属性 [模様]	属性 [高さ]	行動履歴数
本 1	青	四角	無地	10cm	0
コップ 1	青	円形	花柄	10cm	1
コップ 3	赤	円形	無地	12cm	2

4.3.3 未知の命令名の学習概要

命令文に未知語による命令が発見されると, ロボットが行うことの出来る命令のうちのどれかと同義語であると推測し, ユーザに問い合わせることにより意味を学習する. 以下に未知の命令名の学習処理の 3 つのステップについて述べる.

1. 命令解析

   命令を解析し, 未知語の有無を調べる. また, 構文解析により, 未知語とその使い方を取得する.

2. 未知語の意味推測

   未知語がどの命令を指しているのか, 推測を行う. その際, 命令文の構文, ロボットの行動履歴の二点を判断基準とする. 以下にそれらの詳細を述べる.

- 構文から推測

  入力された命令の構文から物体名の推測を行う．未知語の命令と同じ使い方をする命令の事を指しているのではないかと推測する．

- 行動履歴から推測

  未知語の命令と同じ対象物に対する命令が行動履歴にあるか検索を行い，その命令の事を指しているのではないかと推測する．

3. ユーザ問い合わせ

   推測された命令の中から，構文が同じであるもの，同じ対象物に対する行動履歴の数が多いものを選択し，ユーザに問い合わせを行う．

4.3.4 問い合わせ方法

ユーザに問い合わせをすることにより未知語の指している命令を特定する処理について述べる．ロボットが行うことの出来る命令とその用法を表 4.6 に示す．未知の命令が与えられた場合，これら六つの命令のうちのどれかと同義語であると推測し，問い合わせを行う．その際に，問い合わせをする命令の選択方法について述べる．まず，各命令の用法と，未知語の命令の用法の比較を行う．

表 4.6: 命令と用法

命令	用法
片付ける	Aを Bに 片付ける
行く	Aに 行く
出る	電話に 出る
渡す	Aに 渡す
持つ	Aを 持つ
運ぶ	Aを Bに 運ぶ

例えば，「本を本棚にしまって」という命令を与えられ，「しまう」という命令が未知語である場合，表 4.6 の用法と，「AをBにしまう」という「しまう」の用法を比べる．この場合，「片付ける」と「運ぶ」と命令の用法が同じであるので，この二つのどちらかの命令のことを指しているのではないかと推測できる．そこで，次に「片付ける」と「運ぶ」という命令のどちらを問い合わせるか決定する．ここでは，行動履歴を用いる．行動履歴を検索し，未知の命令と同じ使われ方をした命令があるか検索する．この場合，「本を本棚に片付ける」と，「本を本棚に　運ぶ」という命令が与えられたか検索する．行動履歴を検索した結果，過去にこのような使われ方をした履歴があれば，その履歴の多さでどちらを問

い合わせるか選択する．履歴の多い命令の方が，同じ使われ方をする可能性が高いと判断し，その命令を問い合わせする命令として決定する．「本を本棚に　片付ける」という履歴の方が多い場合，ロボットは「本を本棚に片付けますか？」と問い合わせる．それに対して同意が得られた場合，「しまう」は「片付ける」と同義語であると学習する．同意が得られなかった場合，次に可能性のある「運ぶ」という命令を選択し，問い合わせを行う．

第5章　評価実験および考察

これまでの章は，本研究で提案した手法などについて述べてきた．本章では，提案した手法の評価を行う．8.1 節では，本研究で定義した式の検証について述べる．8.2 節では，構築したシミュレーションシステムの評価について述べる．

5.1　定義式の検証

本節では，割込み処理・行動の類推のために定義した式の検証を行った．以下に，類似度・重要度・実行度の３つの検証について述べる．

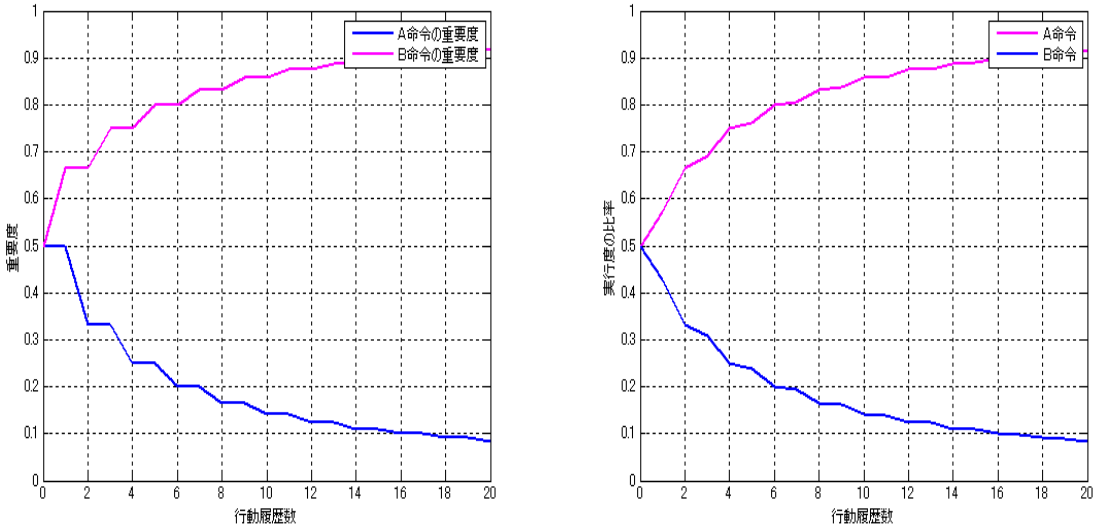
5.1.1　実行度の検証

実行度はロボットが優先して実行すべき命令を判断する度合いであり，割込み処理において実行中命令と割込み命令の実行順の決定に用いられる．ここでは，実行度を構成している各パラメータの変化によるロボットの行動を検証した．

5.1.2　重要度による実行度の検証

実行度を構成するパラメータの１つである重要度を変化させた場合の実行度の変化について検証を行った．図 5.1.2(a) はＡ命令とＢ命令という２つの命令に対して，Ａ命令がＢ命令より重要であるという割込み事例を与え続けた場合の重要度の変化である．各命令の重要度の初期値は 0.5 であり，行動履歴の増加により，重要であるとされたＡ命令の重要度が増加し，Ｂ命令の重要度が減少する．この場合のＡ命令とＢ命令の実行度の比率を図 5.1.2(b) に示した．実行度は重要度との積で表されるため，実行度は２つの命令の重要度の比率により変化する．ロボットの行動はＡ命令とＢ命令の実行度の比率により決定される．表 5.1 に，行動履歴数による実行度の比率とロボットの行動を示した．重要度の初期値は 0.5 であるため，実行度の比率はどちらも 0.5 であり，ロボットはどちらの命令も同程度に実行すべきだと判断し，ユーザにどちらを選択すべきか問い合わせる．行動履歴数が 2 になると，Ａ命令の実行度の比率が 0.6 を超えるため，ロボットはＡ命令の方を優先すべきと判断し，そちらを実行すべきか問い合わせる．行動履歴数が 6 になると，Ａ命令の実行度の比率が 0.8 を超えるため，ロボットはＡ命令を実行すべきと判断し，自律的に実行する．

よって，ロボットは２回目の事例から優先すべき命令を判断し，６回目の事例から自律的に行動を実行すると言える．



(a) 重要度　　(b) 実行度の比率

図 5.1: 行動履歴と重要度・実行度の比率の変化

表 5.1: 実行度の比率とロボットの行動

行動履歴数	実行度の比率		ロボットの行動
	A 命令	B 命令	
0	0.500	0.500	ユーザ問合せ“ A と B どちらの命令を実行しますか？”
1	0.571	0.428	ユーザ問合せ“ A と B どちらの命令を実行しますか？”
2	0.666	0.333	ユーザ問合せ“ A 命令を実行しますか？”
3	0.692	0.308	ユーザ問合せ“ A 命令を実行しますか？”
4	0.750	0.250	ユーザ問合せ“ A 命令を実行しますか？”
5	0.761	0.239	ユーザ問合せ“ A 命令を実行しますか？”
6	0.800	0.200	自律的に命令実行　A 命令
7	0.806	0.194	自律的に命令実行　A 命令
8	0.833	0.166	自律的に命令実行　A 命令

5.1.3　距離の比による実行度の検証

実行度を構成するパラメータの一つは距離の逆数である．実行度は距離の逆数との積で表されるため，２つの命令に対する実行度の比率は，距離の比により変化する．距離以外のパラメータを固定した場合の，２つの命令に対する距離の比率の変化による実行度の比率の変化を図 5.2 に示す．一方の命令の距離の比率が高くなると，その命令の実行度が減少する．Ａ命令の距離の比率が 0.5 である場合，両命令の実行度は 0.5 となり，ロボットはどちらの命令も同程度に実行すべきと判断するため，ユーザにどちらを選択すべきか問い合わせる．Ａ命令の距離の比率が 0.4 以下になると，Ａ命令の実行度の比率が 0.6 を超えるため，ロボットはＡ命令の方を優先すべきと判断し，そちらを実行するか問い合わせる．Ａ命令の距離の比率が 0.2 以下になると，Ａ命令の実行度の比率が 0.8 を超えるため，ロボットはＡ命令を実行すべきと判断し，自律的に行動する．よって，一方の命令の対象物との距離の比が 0.4 以下になると優先すべき命令の判断を行い，0.2 以下になると，自律的に行動を実行すると言える．

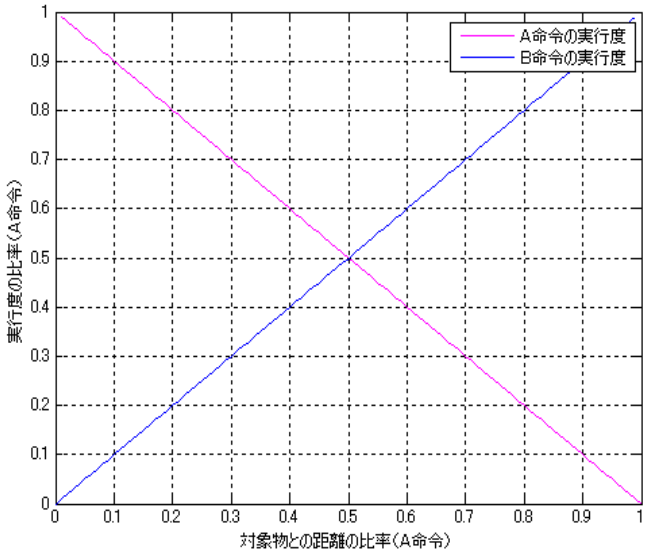


図 5.2: 距離の比率と実行度

5.1.4　類似度の検証

類似度は，現在の状況と行動履歴の事例がどの程度類似しているかを示す度合いであり，類似事例の検索に用いる．システムに命令文を入力し，類似度順に並べ替えられた行動履歴を検証する評価実験を行った．行動履歴として１５の命令をシステムに与えた後，「コップを棚に片付けて」という命令を与えた．類似度が高い順に得られた類似事例を表 5.2 に

示す．また，各類似事例の類似度を構成する環境状況類似度・ロボット状況類似度・命令類似度の詳細を図 5.3 に示す．命令が同じである事例の類似度が高くなり，より類似している事例として取り出せると言える．また，これらの３つの類似度の範囲と変化量を表 5.3 に示す．変化量が一番多かったのは命令類似度であることから，命令類似度が一番影響を及ぼし，類似事例は命令が類似している順に並んだことが分かる．

表 5.2: 「コップを棚に片付ける」の類似事例

類似順	類似度（%）	行動履歴（命令）
1	84	片付ける（コップ　棚）
2	83	片付ける（コップ　棚）
3	77	片付ける（コップ　棚）
4	72	片付ける（コップ　本棚）
5	69	片付ける（本　本棚）
6	68	片付ける（本　棚）
7	66	片付ける（本　本棚）
8	62	行く（コップ）
9	61	片付ける（本　本棚）
10	61	行く（コップ）
11	59	行く（コップ）
12	59	行く（テーブル）
13	49	行く（テーブル）
14	59	運ぶ（本　テーブル）
15	49	運ぶ（本　テーブル）

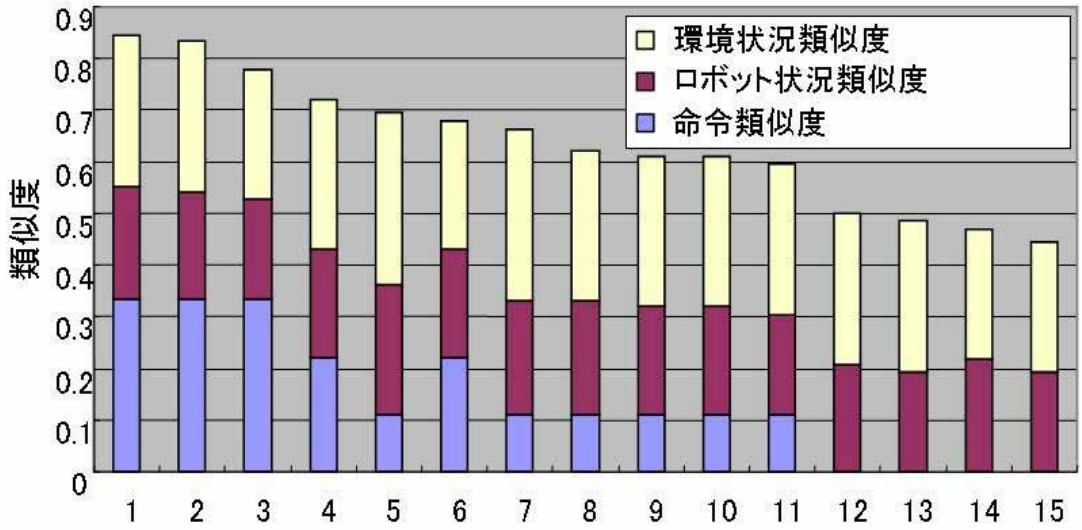


図 5.3: 類似度

表 5.3: 類似度の範囲と変化量

	範囲	変化量
環境状況類似度	0.25 ～ 0.33	0.08
ロボット状況類似度	0.19 ～ 0.25	0.06
命令類似度	0 ～ 0.33	0.33

5.2 評価実験

前節では, 本研究で定義した式の検証を行った. 本節では, 前章の適応的行動生成アルゴリズムを実装したシステムに命令を入力し, 実験を行った.

5.2.1 割込み処理

ロボットが命令の実行中である時に, 割込み命令を与える実験を行った. 行動履歴を蓄積する前後で同じ命令を与え, 学習による行動の変化を検証した. 学習前のロボットの行動, 学習による各命令の重要度の変化, 学習後のロボットの行動を示す.

- 学習前

  まず, 行動履歴が無い学習前の状態で実験を行った. 入力した命令は「本を持って」と「スイッチを押して」の 2 つである. ロボットは本を持つという命令実行中にスイッチを押すという割込み命令を与えられた. この場合の 2 つの命令の情報を表 5.4 に示す. 学習前であるので, どちらの命令の重要度も初期値の 0.5 である.

表 5.4: 命令情報（学習前）

		実行中命令 本を持つ	割込み命令 スイッチを押す
重要度	I	0.5	0.5
実行時間	t	13 [s]	11 [s]
距離	l	4.4 [m]	4.0 [m]
実行度	l	0.61	0.38

この実験の対話の流れを表 5.8 に示す. ユーザから 2 つの命令が与えられた後, ロボットはユーザにどちらの命令を優先すべきか問い合わせた. これは,「本を持つ」命令の実行度が 0.6 を超えたため, そちらを優先すべきかユーザに問い合わせるべきだと判断したからである. ただし, 実行度は 0.8 未満だったため, 自律的には行動しなかった.

表 5.5: 対話の流れ

ユーザ	：	本を持って.
ユーザ	：	スイッチを押して.
ロボット	：	割込み命令です. ”本を持つ ”を優先しますか？

- 学習

  システムに割込み命令などの事例を与え，重要度を学習させた．この学習での行動履歴数は 47 であり，そのうちの割込み事例数は 32 であった．各命令の重要度の変化を図 5.4 に示す．また，ここで与えた各命令の事例数の詳細を表 5.6 に示す．各命令に対し，割込み事例数と，その命令が重要であると判断された事例数，重要でないと判断された事例数を表示した．

図 5.4: 重要度の変化

表 5.6: 事例の詳細

	割込み事例数	重要である	重要でない	重要度
片付ける	4	3	1	0.666
行く	6	2	4	0.375
スイッチを押す	5	5	0	0.857
置く	0	0	0	0.500
持つ	6	0	6	0.125
運ぶ	1	0	1	0.666

- 学習後

  学習前と同じ命令を与える実験を行った．この場合の 2 つの命令の情報を表 5.7 に示す．

表 5.7: 命令情報（学習後）

	実行中命令 本を持つ	割込み命令 スイッチを押す
重要度 I	0.125	0.857
実行時間 t	13 [s]	23 [s]
距離 l	4.4 [m]	4.0 [m]
実行度 l	0.18	0.81

この場合の対話の流れを表 5.8 に示す．ユーザから２つの命令が与えられた後，ロボットは「スイッチを押す」命令が優先だと判断し，ユーザに問わ合せをせずに自律的に行動した．これは，「スイッチを押す」命令の実行度が 0.8 を超えためである．

表 5.8: 対話の流れ

ユーザ	：	本を持って．
ユーザ	：	スイッチを押して．
ロボット	：	割込み命令です．”スイッチを押す ”を優先します．
ロボット	：	命令実行　”スイッチを押す ”

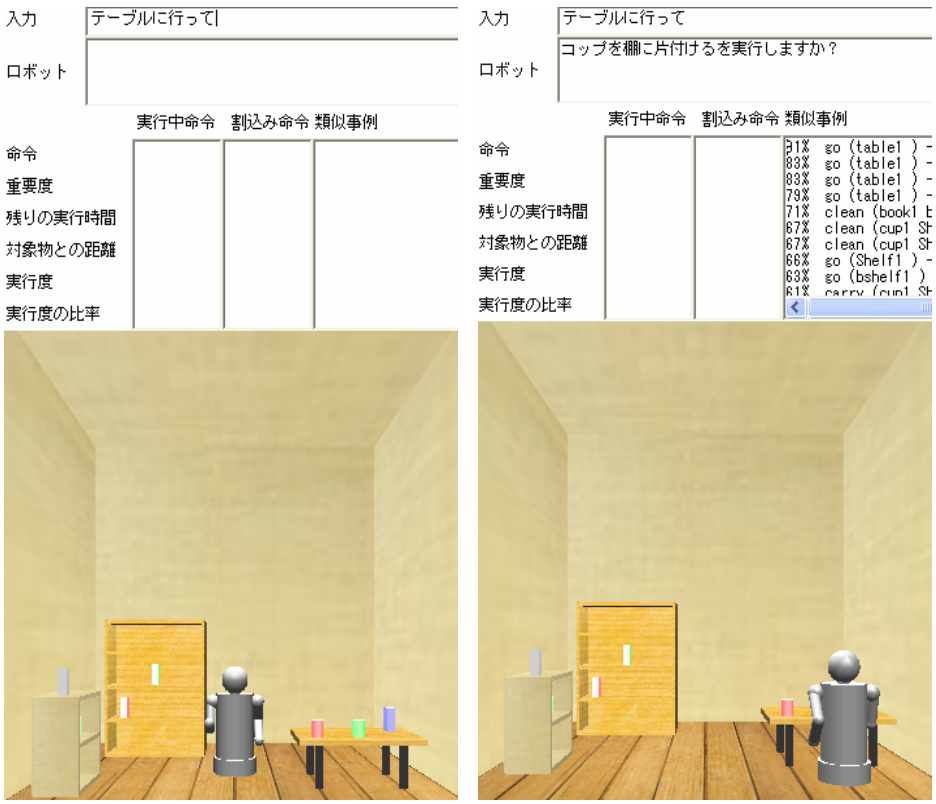
この実験により，ロボットは行動履歴から各命令の重要度を学習し，行動を適応させることが出来ることを示せた．

5.2.2 行動の類推

ロボットに行動履歴を蓄積させ，学習させた際に自律的な行動生成が可能であるか実験を行った．行動履歴を蓄積する前後で同じ命令を与え，学習による行動の変化を検証した．ロボットには「テーブルに行って」という命令を与え，行動履歴が無い場合の行動と 15 の行動履歴を与えた後の行動を比較した．図 5.5 は学習前後の実行画面であり，同じ命令を与えた際のロボットの行動を示した．ロボットは，行動履歴から行動を類推するので，行動履歴が無い状態で命令を与えられてもそれを実行するのみである（図 5.5(a)）．１５の行動履歴を与えた後に同じ命令を与えると，ロボットから「”コップを棚に片付ける”を実行しますか？」という問合せを得られた（図 5.5(b)）．この時のロボットが取得した類似事例を表 5.9 に示す．また，ロボットの類推結果を表 5.10 に示す．

行動を類推した結果，確信度が一番高くなった事例は「コップを棚に片付ける」であり，その確信度は 71 %となった．確信度が 70 %を超えたので，ロボットはこの命令が与えられ

る可能性が高いと類推し，ユーザに問合せを行うと判断した．この実験により，ロボットは行動履歴から次に行動すべき命令を学習することを示せた．



(a) 学習前　　(b) 学習後

図 5.5: ロボットの行動の変化

5.2.3 未知語の学習（命令名）

未知語である命令を入力し，学習させる実験を行った．ロボットに未知語である”じまう”という単語を含む命令を与えた．ロボットが行うことの出来る命令は６つであり (表 5.11)，これらの命令の同義語である命令名を学習することが出来る．ここで，システムに「雑誌を本棚にしまって」という命令を入力した．この場合のロボットとユーザの対話の流れを表 5.12 に示す．

表 5.9: 類似事例

	類似度 (%)	命令	次の命令
1	91	行く　（テーブル）	片付ける　（本　本棚）
2	88	行く　（テーブル）	片付ける　（コップ　棚）
3	83	行く　（テーブル）	片付ける　（コップ　棚）
4	83	行く　（テーブル）	片付ける　（コップ　棚）
5	79	行く　（テーブル）	行く　（本棚）
6	71	片付ける　（本　棚）	押す　（スイッチ）
7	71	片付ける　（コップ　棚）	持つ　（コップ）
8	67	片付ける　（コップ　棚）	行く　（テーブル）
9	67	片付ける　（コップ　棚）	持つ　（本）
10	66	行く　（棚）	行く　（テーブル）

表 5.10: 類推結果

	確信度 (%)	命令
1	71	片付ける　（コップ　棚）
2	65	片付ける　（本　本棚）
3	60	押す　（スイッチ）
4	60	行く　（本棚）
5	60	行く　（テーブル）

表 5.11: 命令一覧

命令	用法	行動履歴数
片付ける	Aを Bに 片付ける	5
行く	Aに 行く	0
押す	Aを 押す	0
置く	Aに 置く	0
持つ	Aを 持つ	0
運ぶ	Aを Bに 運ぶ	1

表 5.12: 対話の流れ

ユーザ　：本を本棚にしまって.
ロボット：”しまう ”が未知語です. 片付けると同じですか？
ユーザ　：はい.
ロボット：命令実行します　”本を本棚にしまう.”

この対話内容の詳細を以下に述べる.

1. ユーザ：本を本棚にしまって.

   ロボットは命令を解析し, 命令名でない”しまう”が未知語であると認識する.

2. ロボット：しまうが未知語です.

   ”しまう”はロボットが行うことの出来る命令と同義語であると推測し, 対話をすることによりどの命令のことを指しているのか絞り込もうとする. まず, 構文から推測を行う. 構文解析から, 用法は「Aを Bに しまう」であり, 対象物は”本”と”本棚”であることが分かる. そこで, 同じ用法の命令が存在するか確認する. この場合, 「Aを Bに 片付ける」と「Aを Bに 運ぶ」が同じ用法である. そこで, この２つの命令のどちらかであると推測し, この２つの中から問い返す命令を選択する. ここでは, 行動履歴の検索を行う. ２つの命令のうち, 今回の入力と同じ使われ方をした命令の個数を求める. よって, 「本を 本棚に 片付ける」と「本を 本棚に 運ぶ」という行動履歴の検索を行う. この場合のそれぞれの行動履歴数を表 5.11 の行動履歴数に示した. 表 5.11 により, 「しまう」と同じ使われ方をした回数はそれぞれ, 「片付ける」は５回, 「運ぶ」は１回であった. そこで, ロボットは多く使われていた「片付ける」が「しまう」と同じである可能性が高いと推測し, ユーザに問い合わせる命令として選択する.

3. ロボット：片付けると同じですか？

4. ユーザ：はい．

   ロボットの質問に対し，ユーザから同意が得られたので，「しまう」は「片付ける」と同義語であることが分かる．そして，「しまう」の意味を学習し，命令を実行する．

5. ロボット：命令実行します　”本を本棚にしまう．”

この実験では，未知語であった「しまう」という命令を，行動履歴を用いることにより，ユーザとの１回の対話により学習したことを示せた．

5.2.4　未知語の学習（物体名）

未知の物体名をロボットに学習させる実験を行った．システムに，未知語である物体名を含む命令を入力し，その意味を学習するか検証した．ロボットに未知語である”雑誌”という単語を含む命令を与えた．この時のシミュレーションの実験環境を図 5.6 に示す．

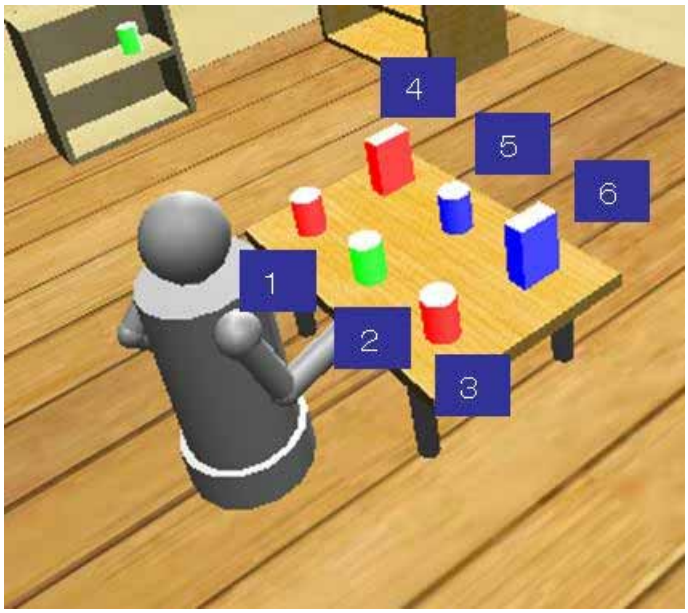


図 5.6: シミュレーション環境

ロボットの前にはテーブルがあり，その上に６つの物体が載っている．テーブルの上の各物体の名称と属性情報を表 5.13 に示す．この状況でシステムに，未知語を含む命令文である「雑誌を持って」という命令を入力した．この場合のロボットとユーザの対話の流れを表 5.14 に示す．

表 5.13: 対象物

番号	名称	属性 [色]	属性 [模様]	属性 [形状]
1	コップ１	赤	無地	円
2	コップ３	緑	無地	円
3	コップ５	赤	無地	円
4	本４	赤	無地	四角
5	コップ４	青	花柄	円
6	本１	青	無地	四角

表 5.14: 対話例

ユーザ　：雑誌を持って.
ロボット：雑誌が未知語です. 雑誌は何色ですか？
ユーザ　：赤です.
ロボット：雑誌の形状は何ですか？
ユーザ　：四角です.
ロボット：本４は雑誌であると学習しました.
ロボット：命令実行します　”雑誌を持つ.”

この対話内容の詳細を以下に述べる.

1. ユーザ：雑誌を持って.

   ロボットは命令を解析し, 対象物の名称でない, ”雑誌”が未知語であると認識する.

2. ロボット：雑誌が未知語です.

   現在の環境状況から,”雑誌”はテーブル上の物体を指していると推測し, 対話により, どの物体のことを指すのか絞り込もうとする. そこで, 問い返す属性の選択をするために, テーブル上の物体の情報である表 5.13 から, 各属性情報とそれが分類する対象物の種類を求める. 例えば, 色属性は対象物を３種類に分類し, 模様属性は対象物を２種類に分類し, 形状属性は対象物を２種類に分類する. ロボットは, 対話回数を少なくするために, 一番多くの種類に分類できる色属性を選択し, 問い合わせを行った.

3. ロボット：雑誌は何色ですか？

4. ユーザ：赤です.

   ユーザからの回答により, 雑誌の色は赤であることから, 対象物は表 5.13 の 1 番, 3 番, 4 番のいずれかであることが分かる. しかし, 一つに絞り込めなかったので, 再度問合せを行う. この 3 つの属性情報では, 模様属性は一種類にしか分類しないが, 形状属性は 2 種類に分類することが出来る. そこで, 形状属性の問合せを行う.

5. ロボット：雑誌の形状は何ですか？

6. ユーザ：四角です.

   ユーザからの回答により雑誌の形状は四角であることが分かり, 形状が四角の物体は現在の対象物では本 4 しかないことにより, 本 4 が雑誌であると学習する. そして, 命令を実行する.

7. ロボット：命令実行します　”雑誌を持つ”

この実験では,”雑誌”という未知語で呼ばれた物体を, テーブル上にあった 6 つの物体の中から, ユーザとの 2 回の対話により学習したことを示せた.

第6章　結論

6.1　まとめ

本研究では,本研究では,自然言語による命令文によりロボットが行動を生成し,環境の変化に適応した行動を学習する方法を提案した.事例ベース推論という推論過程と学習過程が融合した手法を用い,ロボットに行動履歴を蓄積させることで,行動の学習を行った.また,ロボットが解決すべき問題として,割込み処理,未知語の学習,行動の類推の３つを挙げ,解決方法を提案した.その際,ロボットが行動を選択する際に用いる,式の定義を行った.そして,これらのアルゴリズムを搭載したシミュレーションシステムを構築した.このシステムでは,ユーザからの自然言語による入力に対し,ロボットの行動をアニメーションで表示した.そして,提案したアルゴリズムと用いた式の評価を行った.そして,本アルゴリズムにより,ロボットが命令の重要さを学習すること,未知語を学習すること,自律的な行動を生成することを示した.

6.2　今後の課題

本システムは自然言語により入力するため,ユーザの多様な表現を理解することが求められる.人間は空間を表現する際にも多くの表現を用いる.ユーザが命令する時に使用すると考えられる表現を表 6.1 に示した.

表 6.1: 空間表現

	例
距離情報	近く,遠く,そば,ここ,そこ,あそこ
方向情報	左右,上下,こちら,そちら,あちら
接触情報	隣,内,外,まわり

このような空間表現もシステムは理解できるようにするべきである.また,「遠い」や「大きい」などの程度を表す語句は,実際に指令を実行するときには具体的な値を持たなければならない.しかし,ユーザはこの値を指定しないため,漠然性が存在してしまう.一

般に, このような値は対象物によってその度合いが変化するので, システムは人間にとって自然な度合いを使用できるようにするべきである.

謝辞

本研究を進めるにあたり，ご多忙中にも関わらず，常に熱心にご指導ご鞭撻を頂いた北陸先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 丁洛榮准教授に心から深く御礼申し上げます．また，日々の様々な面で助言やご協力を下さった丁研究室の博士後期課程，前期課程の皆様に御礼申し上げます．

参考文献

[1] 石黒 浩, 神田 崇行, 宮下 敬宏, ”コミュニケーションロボット” オーム社, 2005.

[2] 日本電気株式会社:PaPeRo, http://www.incx.nec.co.jp/robot

[3] ソニー株式会社:AIBO, http://www.sony.jp/products/Consumer/aibo

[4] 松本裕治, 北内啓, 山下達雄, 平野善隆, 今一 修, 今村友明, ”日本語形態素解析システム『茶 筅』version2.3.3 使用説明書”, 奈良先端科学技術大学院大学松本研究室, 2003 年 8 月.

[5] 徳永 陽, 橋本 泰一, 徳永 健伸, 田中 穂積, ”事例ベース推論によるロボットの行動命令に含まれる不明確性の解消”, 情報処理学会第 67 回全国大会, Vol.2,pp.123-124 2005.

[6] 稲邑 哲也, 稲葉 雅幸, 井上 博允, ”ユーザとの対話に基づく段階的な行動決定モデルの獲得”, 日本ロボット学会誌, Vol.19 No.8, pp.983-990, 2001.

[7] 新山 祐介, 徳永 健伸, 田中 穂積, ”自然言語を理解するソフトウエアロボット :傀儡”, 情報処理学会論文誌, Vol.42,No.6,pp.1359-1367, 2001.

[8] 田中 穂積, ”言語理解と行動制御”, 科学研究費 学術創成研究 平成 14 年度 研究成果報告書, 平成 15 年 3 月.

[9] 頼光 正典, 松田 憲幸, 瀧 寛和, 安部 憲広, ”ロボット行動学習への事例ベースの適用”, 電子情報通信学会技術研究報告. AI, 人工知能と知識処理, Vol.100, No.199(20000712) pp.33-38.

[10] 船越 孝太郎, 徳永 健伸, 田中 穂積, ”自然言語理解アニメーションシステム: K3”, インタラクション 2006, 2006. Mar.

[11] 山肩 洋子, 河原 達也, 奥乃 博, ”ロボットとの音声対話のための信念ネットワークを用いた適応的言語理解”, 人工知能学会研究会資料, SIG-SLUD-A201-3, 2002,

[12] 山肩 洋子, 河原 達也, 奥乃 博, 美濃 導彦 ”音声対話システムにおける物体指示のための信念ネットワークを用いた曖昧性の解消”, 人工知能学会論文誌, Vol.19, No.1 F(2004) pp.47-56.

[13] 徳永 陽, 徳永 健伸, 田中 穂積, "インタラクティブな学習によるロボットの行動命令に含まれる不明確性の解消", 人工知能学会研究報告, SIG-SLUD-A303. pp.1-6. 2004. Mar,

[14] 田中 穂積, 徳永 健伸, "ロボットとの会話-人工知能からのアプローチ-", 情報処理, 44(12):1247-1252,2003.

[15] 徳永 健伸, 田中 穂積, "ロボットにおける言語理解", 日本音響学会誌, Vol.63, No.1(2007),pp.35-40.

[16] 田中 穂積, "音声対話理解技術とソフトウエアロボットの行動", 日本音響学会講演論文集, pp.645 – 648. 2005. Mar.

[17] 徳永 健伸, 田中 穂積, "ヒューマノイドロボットを用いた行動教示による接続語獲得手法の性能評価", 第 21 回人工知能学会全国大会論文集, 1F2-7, 2007 .

[18] 岡田 豊史, 開 一夫, 安西 祐一郎, "ロボットコマンド学習システム Acorn-II とその評価", 人工知能学会誌, Vol.9, No.6(19941101) pp.882-889.

[19] 上田 博唯, 山崎 達也, "ユビキタスホーム:日常生活支援のための住環境知能化への試み", 日本ロボット学会, Vol.25,No.4,pp.494-500,2007.

[20] 本村 陽一, 原 功, 田中 久美子, "学習知能ロボットにおける状況依存エージェントの協調", 日本ソフトウェア科学会マルチエージェントと協調計算ワークショップ (1999).

[21] 徳永 健伸, 小山 智史, 斎藤 豪, 奥村 学, "エージェントとの対話における空間表現の漠然性の扱い", 言語処理学会第 10 回年次大会, pp.540 – 543. 2004. Mar.

[22] 滝澤 正夫, 槇原 靖, 白井 良明, 島田 伸敬, 三浦 純, "サービスロボットのための対話システム", システム制御情報学会誌, Vol.16,No.4,pp.174-182,2003.

[23] 岡崎 篤, 船越 孝太郎, 徳永 健伸, 田中 穂積, "仮想空間中のエージェントとの対話による行動制御", 情報処理学会第 65 回全国大会論文講演論文集, 2003. Mar.

[24] 上田 博唯, 美濃 導彦, 近間 正樹, 佐竹 純二, 小林 亮博, 宮脇 健三郎, 木戸出 正継, "家庭内ユビキタスネットワークと対話型ロボットの協調による人ロボットインタラクション", http://www.irc.atr.jp/ieice_nwr/

[25] 南 孝, "ロボットの空間状況認識のための物体間のトポロジー関係を用いた表現記述と関係推論", 北陸先端科学技術大学院大学, 修士論文, 2007.