

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

Evaluation of Connectives Acquisition in a Humanoid Robot Using Direct Physical Feedback

長谷川 大 ラファウ ジェプカ 荒木 健治
Dai Hasegawa Rafal Rzepka Kenji Araki

*1北海道大学大学院 情報科学研究科

Graduate School of Information Science and Technology, Hokkaido University

Natural language is preferable medium for human-robot communication especially in the new era of cheap robots becoming more and more popular among users with no robot programming skills. For such people, teaching a humanoid robot would be easiest if performed as naturally as by playing with children - through natural language and physical interaction. As the first step for building a robot learning actions this way we chose acquisition of grammatical connectives' meaning. In our paper we describe our algorithm and show that the robot is capable of acquiring connectives used for connecting actions and learning their meaning in term of time.

1. はじめに

現在、ロボティクスの発展によってホンダの ASIMO[1] のようなヒューマノイドロボットが注目を集めている。しかし現状では、ヒューマノイドロボットを動作させるために、高度なプログラミングや専用のコントローラを操作して人間の意図を伝える必要がある。そのための技術を習得するためには特別な訓練が必要とされるため、コミュニケーションメディアとして汎用的とは言えない。一方、汎用性という観点から見ると、自然言語がこのメディアに最も適している。したがって我々は、ヒューマノイド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メカニズムが必要だと考える。

このメカニズムを実現するアプローチとして、我々は、理解の体系を固定したものとは捉えず、むしろ、学習過程や環境の変化に応じて変化していくものと捉えている。そこで、経時的に変化する理解の体系のためのメタ知識を設計するボトムアップアプローチである帰納的学習 [2] を用いる。帰納的学習は、経験を蓄積し、それらに共通する構造と共通しない差異を発見してルール化することにより、未知の入力にも対応できる可能性を持つ。また、ユーザが幼児に接するような自然な入力に近い入力をヒューマノイドロボットに対して行いながら学習が進むことが望ましい。

経験からルールを発見する流れとしては、大きな構造から先に発見していくような獲得メカニズムが自然であると考えられる。我々は、時間の概念が、行動を発現させる言語のうちで、最も大きい基礎的な構造の1つであると考え、本研究では、時間の概念が含まれている接続語を獲得するシステムの作成を目的とする。

2. 接続語と行動要素

本研究では、動詞を1つだけ含むような命令を行動要素と呼ぶ。この行動要素には2つの問題がある。1つは、意図の曖昧性である。例えば「右手を上げて」の場合、この命令をした人間が意図するのは「動作の最終的な状態」なのか、あるいは

「動作の変化量とその方向」なのか判断しなければならない。人間は、それまでのやり取りの履歴や現在の状況から判断してこの曖昧性を解消していると考えられるが、これは深い意味理解を必要としているため、現在の技術では自動的に判断することが難しい。本研究では行動要素を「動作の最終的な状態」のみ意図するものと限定する。もう1つの問題として、命令「右手を上げて」が「動作の最終的な状態」を意図するものとしたときに、どの高さまで手を上げれば良いのか、どのくらい手が広がってしまっても良いのか、つまり具体的にどの点を指すのかが判然としないという空間的な漠然性の問題がある。本研究ではこの問題をユーザが複数回教示したものの平均値を出力することによって解消する。

行動要素を2つ繋げるための表現を接続語 [3] と呼ぶ。例えば「右手を上げてから左手を上げて」の場合「右手を上げて」「左手を上げて」が行動要素であり、「～から～」が接続語であると定義する。

3. システム概要

3.1 ヒューマノイドロボット

ヒューマノイドロボットは図1に示す近藤科学株式会社の

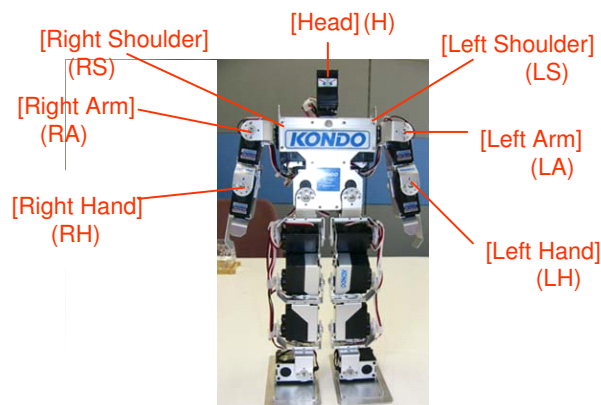


図 1: KHR2-HV

KHR2-HV[4] を使用する。KHR2-HV は 17 のモータを持って

連絡先: 連絡先: 北海道大学大学院 情報科学研究科 メディアネットワーク専攻 言語メディア学研究室,
〒060-0814, 札幌市北区北14条西9丁目, Tel: 81-11-706-7389

いて、センサー類は一切装備してなく、認識できるのはモータの角度のみである。そのため、外界の環境の情報から判断し、フィードバックしてモータの値を調整することをしていないので、自律的に平衡を保って立っていることができない。本研究では、ヒューマノイドロボットが倒れないように下半身のモータは常に固定して使用している。使用しているモータは、右腕の3つのモータ ([RS]:Right Shoulder, [RA]:Right Arm, [RH]:Right Hand) と左腕の3つ ([LS]:Left Shoulder [LA]:Left Arm [LH]:Left Hand) のモータと頭の1つ ([H]:Head) のモータで、全部で7つである。それぞれのモータは0~9の値にデジタル化している。

3.2 システムフローチャート

そしてシステムのフローチャートは図2に示すようになるが、以下にシステムの説明を加える。

1. 命令をキーボードにより入力する。
2. 今までに得た用例や、獲得したルールを適用する。
3. 行動を出力して、人手により評価を行う。正解なら新しい用例として追加する。不正解なら人手により正しい行動を教示し、新たな用例として追加。
4. ルールや用例が適用できなかった場合、人手により行動を教示(3.4参照)を行い、新たな用例として追加する。
5. それまでの用例から、ルールを獲得する。

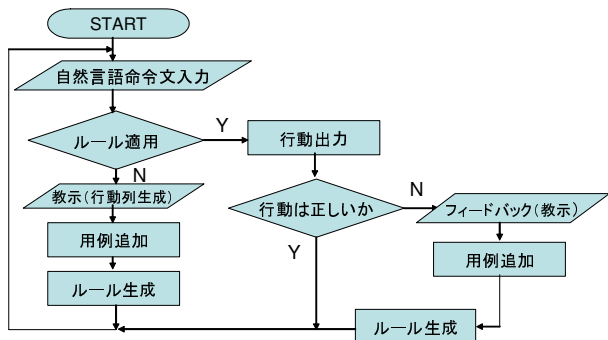


図2: システムフローチャート

3.3 用例

本手法では、形態素解析された自然言語命令文とヒューマノイドロボットの行動行列の対を用例とする。自然言語命令文はMeCab[5]により形態素解析されて、動詞を基本形に直し、助詞は消去している。これは語尾や助詞の表現の多様性を吸収し、学習効率を向上させる目的で行っている。そして、行動行列は各モータの値から生成された28行8列の行列とする。各列がそれぞれ各モータに対応し、1秒おきにモータの値を計測し、秒数が行に対応している(図3)。1秒前の計測と比較して変化のないモータにはxを入れる。28行というのはハードの制限である。

3.4 教示

教示の方法は、人間が直接ヒューマノイドロボットの腕や頭を動かすことにより行う。

行動の教示方法については、様々な方法が既に考えられている。例えば、動作を視覚的に見せて模倣させる教示方法[6][7]

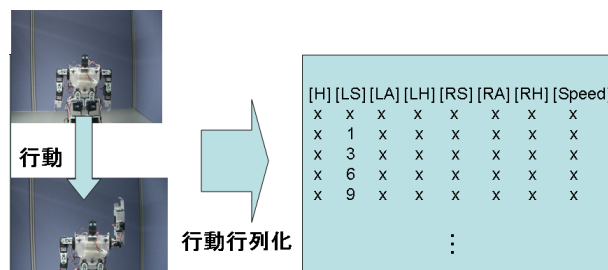


図3: 行動行列

や、人間の動作をモーションキャプチャで計測した情報を教示データにする方法[8]がある。しかし、これらはハードの限界を超えた、ヒューマノイドロボットには不可能な動作を教示してしまう可能性があり、そのような動作は実際にロボットに再現させても失敗してしまう。我々は、実世界に存在するヒューマノイドロボットを実際に動作させることによって、常にハードの能力の許容範囲内の動作を教示することができ、ロボットは確実にそれを再現できる。

4. 接続語獲得アルゴリズム

4.1 行動要素と接続語を含む命令の識別

ユーザからの入力によって得た用例の中から自動的に行動要素と接続語を含む命令を識別する。用例全体から任意の3用例を取り出す。それぞれの自然言語文を用例文A、用例文B、用例文Cとする。このとき用例文Aの文字列中に用例文Bと用例文Cが同時に含まれる場合、用例文B、Cを行動要素と認識し、用例文Cを接続語を含む命令を認識する。

4.2 帰納的学習によるルール生成

本研究では、行動要素を差異部分、接続語部分を共通部分とみなし、接続語を含む命令を変数化する。自然言語命令は行動要素部分を変数化する。行動行列については、まず行動要素の行動行列から最終的なモータの値を抽出し、その値が達成された行を変数化する(図4)。

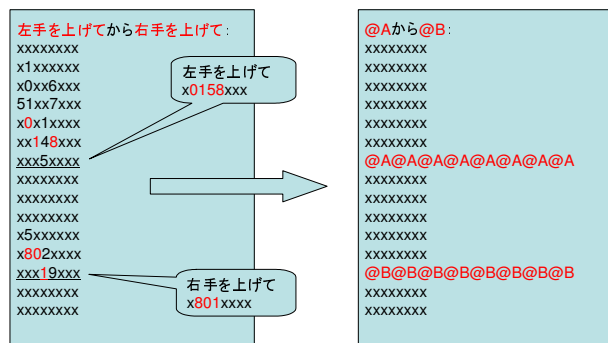


図4: 行動要素と接続語を含む命令の識別

変数化された接続語を含む命令をルールとするが、その際各ルールに適応度を付与する。複数個同じルールが生成された場合、そのルールは信頼性の高いルールとみなし、適応度を高くする。

4.3 ルール適用と行動出力

行動要素の場合は、一致する全ての用例の行動行列から最終位置を抽出し、その平均を出力する。接続語を含む命令の場合は、獲得済みのルールを用いて出力を導く。ルールは適応度の一番高いものを適用する。変数に当てはまる行動要素は、その行動要素に一致する全ての用例の行動行列から最終位置を抽出し、その平均を出力する。

4.4 フィードバック

フィードバックはルール適用による出力行動に対して行われる。教示者が出力行動が誤っていると判断した場合、正解行動を教示する。その教示によって新たな行動行列が生成され、プリミティブ部分を変数化した上で、フィードバックされたルールの行動列となる。

5. 実験

第一著者自身が60文の命令をヒューマノイドロボットに入力し、行動を出力させ、評価と教示を行った。命令は行動要素が1つかまたは2つ含まれる命令に限定した。さらにその際の行動要素は「アイーンをする」「敬礼をする」「左手を腰に置く」「両手を頭に置く」「首を振る(右を向く)」の5つのみとした。この5つは事前に「ヒューマノイドロボットにどんな命令をしたいと思いますか?」というアンケート結果から、行動要素の定義に合致するものを選択した。出力に対する評価は以下の4段階評価で行った。

- 1: 思い通りの行動だった場合(正応答)
- 2: 思い通りではないが修正する必要がない場合(準応答)
- 3: 誤った行動で修正する必要がある場合(誤応答)
- 4: 初めてする命令で行動が何も出力されない場合(無応答)

誤応答と無応答の場合は評価の後に正しい行動を教示した。ここで、正応答と準応答を合わせて有効応答と呼ぶ。

結果は図5に示すように、60文終了の時点で、正応答が0.3、準応答が0.1、合わせて有効応答が0.4、誤応答が0.2、無応答が0.4となった。正応答の例としては「アイーンして」や「敬礼してから首を振って」、「敬礼する少し前に左手を腰に置いて」、「両手を頭に置くと同時に首を振って」などがあり、行動要素だけの命令(「アイーンして」「敬礼して」など)も正応答を示した。誤応答の例としては「首を振ると思わせて両手を頭に置いて」や「敬礼しないで左手を腰に置いて」は最後まで誤った出力であった。

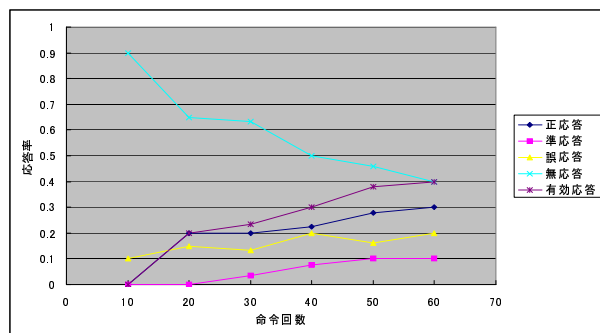


図5: 実験結果

6. 考察

図5より、命令回数が増加すると共に、無応答率が減少し、有効応答率が増加する傾向にある。このことより学習が進んでいることがわかる。さらに誤応答率が終始0.1から0.2の間の低い値を示していることから、フィードバックが良好に機能していると考えられる。本実験において、「～してから～」や「～する前に～」や「～と同時に～」などの単純な順序に関する接続語についてはそのルールを獲得可能であることが確認することができた。さらに、「～してからちょっと待つて～」などの時間的な長さの違いなども獲得可能であることが確認することができた。一方で、「～しないで～」や「～と思わせて～」など獲得が困難であることも明らかになった。これは、ある行動行列の中である行動要素が達成されたこと達成されなかったことを認識する精度が問題であると考えられる。

7. おわりに

本研究ではヒューマノイドロボットに自然言語で命令し行動させるために、まず帰納的学習によって接続語の意味を獲得するシステムを作成し、実験による評価を行った。その結果、本システムが接続語獲得システムとして有効であることを確認することができた。しかし、「～しないで～」などの否定の意味を含む接続語の獲得が困難であることも明らかになった。さらに本研究では、接続語の獲得アルゴリズムの性能を評価するために、行動要素の定義を制限して実験を行った。今後の課題として、行動要素の定義を広げ、まだ未分化のままである行動要素自体の構造も獲得可能であるような手法の開発が挙げられる。

参考文献

- [1] 本田技研工業株式会社:ASIMO(アシモ)
<http://www.honda.co.jp/ASIMO>
- [2] Kenji Araki and Koji Tochinal: Effectiveness of Natural Language Processing Method Using Inductive Learning, Proceedings of the IASTED International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing:295-300,(2001).
- [3] 岩淵 匡, 桜井光昭, 武部良明, 森田良行: 『日本文法用語辞典』, 三省堂
- [4] 近藤科学株式会社:KHR2-HV,http://www.kondo-robot.com/html/KHR2HV_KIT.html
- [5] MeCab: Yet Another Part-of-Speech and Morphological Analyzer, <http://mecab.sourceforge.jp/>
- [6] Maja J. Mataric:Getting Humanoids to Move and Imitate, IEEE Intelligent Systems, pp.18-24,(2000).
- [7] Stefan Schaal:Is Imitation Learning the Route to Humanoid Robots?,Trends in Cognitive Science,Vol 3,No 6,pp.233-242,(1999).
- [8] 中澤 篤志, 中岡 慎一郎, 池内 克史, “ モーションキャプチャデータからの舞踊プリミティブの抽出, ” 第19回日本ロボット学会学術講演会講演論文集, (2001).