

ヒューマン-エージェント・インタラクションにおける 相互適応過程の実験的検討

Experimental Study on the Process of Mutual Adaptation in Human-Agent Interaction

高岡勇紀[†], 尾関基行[†], 岡夏樹[†]
Yuki Takaoka, Motoyuki Ozeki, Natsuki Oka

[†] 京都工芸繊維大学
Kyoto Institute of Technology
takaoka@ii.is.kit.ac.jp

Abstract

Infants cannot convey needs, such as “milk” or “sleep”, well at first. However, infants come to be able to convey the needs well as infants grow up. It is thought that mutual adaptation between infants and their caregivers occurs during their growth. Similarly, when a way of conveying intentions from a robot to a human is not determined, does their mutual adaptation promote communication? We take a task, in which a robot tries to convey its intention to a human, as an object of study. We compare three cases: a human adapts to a robot (case 1), a robot adapts to a human (case 2), and a robot and a human adapt to each other (case 3). The ex results suggested that success probability of intentions conveyance decreases in order of case 1, case 2 and case 3. Additionally, we have found that the robot in case 3 gives higher anthropomorphic impression than other cases.

Keywords — development, artificial intelligence, mutual interaction

1. 研究背景

現在、実際に人の生活空間で活躍することを目的とした人型ロボットが多く開発されている。これらのロボットの多くが人とコミュニケーションを取ることを前提として開発が進められている。しかし、その多くが予め決められた動作からコミュニケーションに適した動作を選択し実行している。実際の活躍場面において、ロボットが人とのより自然なインタラクションを行うために、状況に応じて適切な動作を選択し、実行できることが大切である。特に人と直接インタラクションを行う場合、状況や過去の経験から学習し、人に適応していくことが大切である。このとき、考慮しなければならないこととして、人の適応能力があげられる。人とロボットがインタラクションを行う場面において、人は必ずロボットに適応する。具体的には、ロボットがどのような機能を持っ

ているのかロボットの外見や反応から推測または学習し、自身のロボットに対する行動を変化させる。したがって、人に合わせて学習するロボットが人とインタラクションを行う場合、このような相互適応が常に起こっている。HAI (Human-Agent Interaction) においてこの相互適応現象は重要な課題の一つと考えられ、この現象を考慮したエージェントの学習、行動決定を行うインタラクションの設計をすることが重要と考えられている[1]。

相互適応現象では互いに相手のモデルを獲得し、それにしたがって自身の行動を変化させる。このため、ある時点で獲得した相手のモデルにしたがって自身の行動を変化させても、次の時点では相手もモデルを変化させているため、先の適応が正しい適応とは限らないという問題が起こる。例として、ポップアップメニューが挙げられる。システム側の適応として、ユーザのよく使うアイテムを選択ししやすいように移動させることが考えられる。しかし、ユーザがよく使うアイテムの位置を覚えようとする適応を行った場合、その位置にはすでにアイテムは存在しない。このように相互適応の場面では相手の変化も考慮に入れた学習を行う必要がある。人の変化を考慮するためには人の変化がどのように起こるか知る必要がある。山田らは人とエージェントが相互適応するときの適応ギャップについて考察している[2]。人がエージェントに適応するためにエージェントのモデル化を行う際、その外見をもとにする。人とエージェントの継続的インタラクションのためには、エージェントの外見から人が作成したエージェントのモデルが持つ機能が実際エージェントが持つ機能よりも低くなるように設計するべきと述べている。

2. 研究目的

本研究は人との相互適応を通して、より自然なインタラクションを行う事ができるロボットの設計を目的とする。本研究でのロボットの設計は、人とのインタラクション中にロボット自身の意図を人

に伝えるための行動を獲得できるような学習方法を提案することである。人とロボットのインタラクションによって、ロボットの学習結果が最終的に収束することを目指し、その上で学習の速度や人に与える印象を考慮する。これにより人とロボット間のより自然なインタラクションができ、継続的なインタラクションに繋がると考えている。このためには相互適応現象を考慮し、さらにロボットがどのような適応をしているか人に伝わる必要がある。これらを実現できるロボットの学習方法を提案し、人とロボットのインタラクションにおける相互適応の実現を目指す。

本研究ではまず、複数のロボットの学習方法を提案し、実際に人とインタラクションを行う実験を通して、学習方法ごとに人の印象や学習の早さに違いがあるか比較した。本稿ではその結果及び考察を示す。次に、先の複数のロボットの学習方法から1つを改良し、母子間インタラクションを参考にした相互適応を設計した。評価実験については現在実験参加者を募り実験中である。本稿ではその実験構想について述べる。

3. 関連研究

小松らは人間どうしのインタラクションの観察結果に基づき、意味獲得モデルを構築した[4]。人との間での相互適応を実現するために、人の適応の仕方を推定し、推定したものと人の発話の韻律情報を利用することでこのモデルを構築している。また、岡らは適応のためのインタラクションを設計するうえで参考になるものとして、母子間のインタラクションを挙げている[3]。母子間インタラクションでは乳幼児が養育者に対し適応するだけでなく、養育者側も乳幼児の能力に応じた振る舞いを行うようになる。この認知能力に相当の差がある2者のインタラクションは人とエージェント間のインタラクションを設計するうえでヒントになると述べている。このように、人とインタラクションを行うとき、人の適応をエージェントの言動によって適切な適応に変化させることも、相互適応を考慮したインタラクション設計を考える上で重要である。

長田らはエージェント同士の意図推定に基づく協調行動の計算モデルを、行動決定レベルの選択というアイデアに基づいて構築している。行動決定過程として、他者意図の推定に基づく行動決定(レベル1)だけではなく、自身の意図を変更しないこと(レベル0)と、「他者による自己の意図の推定」の推定(レベル2)を組み合わせ、これらを適切に選択するメタ戦略モデルを提案している[5]。

横山らは自己と他者が互いに働きかける双方向

の社会的インタラクション場面はお互いに他者のモデルを持ちそれに対して心的な働きかけをすることで他者の状態を自己の目的に合うように誘導しようとする計算過程として表すことが出来るとし、これを能動的な他者意図理解と定義している[6]。

4. 実験によるロボットの学習方法の検討

4.1 推測レベルの定義

人とのインタラクションにおいて、長田らの研究のようなロボット側の適応を調節する研究に着目し、相互適応を考慮したインタラクション設計を行うことを目指す。長田らはそれぞれのレベルにおいて他者のレベルを想定している。しかし、実際にロボットが人とインタラクションを行うとき、人のレベルを推定することは難しい。そこで、我々はロボットの行動決定のための推測レベルを次のように定義した。

レベル0 : 自身の意図を伝えるために決められた行動をとる。

レベル1 : 相手の行動から相手の判断基準を推定し、推定した判断基準に従って自身の行動を決定する。

レベル2 : レベル1同様、推定した判断基準に従って自身の行動を決定する。レベル2ではさらに実行した行動に対する相手の学習内容を推定し、自身の行動決定に反映させる。

ロボットがインタラクション中に自身の推測レベルを変化させることで相互適応現象を考慮した学習ができると考えた。そこで推測レベルごとに人の適応(印象)に変化があるか、学習がどのように進むか、実験を行い確かめることとした。実験場面としてロボットの行動による人への意図伝達場面を想定し、インタラクション中のロボットの推測レベルを固定にした。

本実験は、ロボットが実験参加者に「手さし」行動により意図を正確に伝えられるよう、実験参加者とのインタラクションを通して学習できるか確かめることを目的とする。

4.2 実験タスク

ロボットが実験参加者に対し伝えたい意図は以下の3つとした。

意図A : リンゴが欲しい

(ロボットの近くに置いてほしい)

意図B : リンゴをあげる

(実験参加者の近くに持って行ってほしい)

意図C：リンゴはいない
(目の前から除けてほしい)

実験はすべて「ロボットは3つの意図のうち1つを選択し、実験参加者に伝えようとする」という設定で行う。実験参加者にはあらかじめ、ロボットが伝えようとする意図は上記の3つであることを伝えておく。

ロボットは3つの意図から1つ意図を決定し、「リンゴ」がおいてある位置に向けて手を伸ばす。このとき、3つのパラメータを変化させる。

- ・手をリンゴへ伸ばすときの手のひらの向き
(以下手の向き)
- ・手を伸ばしたまま腕を上下に振るときの振幅
(以下上下振幅)
- ・手を伸ばしたまま頭を左右に振るときの振幅
(以下左右振幅)

本実験では手をリンゴへ伸ばしてから、腕を上下に振ると同時に頭を左右へ動かすまでを「手さし」とする。手さし行動のパラメータ(行動パラメータ)は(手の向き, 上下振幅, 左右振幅)を組とする。

実験参加者はロボットの手さしを観察し、その行動が3つの意図のうちどの意図からの行動かを推測する。実験参加者は推測した意図に沿うように、リンゴを動かす。ロボットによる実験参加者の行動認識はリンゴの位置で認識する。実験参加者には、以下のいずれかの行動をとるよう指示する。ロボットの行動が意図Aによるものと推測した場合は位置A(図1参照)に、意図Bによるものと推測した場合は位置B(図1参照)に、意図Cによるものと推測した場合は位置C(図1参照)にリンゴを置く。他にリンゴを初期位置に戻す行動(図2の⑦で説明する)がある。実験風景を図1に示す。

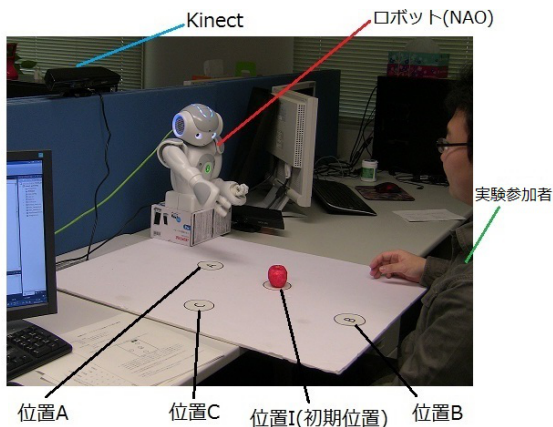


図1 実験風景

4.3 学習及び実験の流れ

本実験では意図ごとに行動パラメータ(手の向き, 上下振幅, 左右振幅)を確率変数とした確率分布を設定する。確率分布として3次元正規分布を仮定し、ロボットは伝えたい意図の分布に従って行動を決定する。人とのインタラクションを通して、分布を更新し、各意図を伝えるための行動として適切な行動パラメータを学習する。分布の更新にはベイズ推定を用いる。実験で得られたデータからベイズ推定により分布の更新(学習)を行う。各意図ごとの事前分布における平均値には事前に行った予備実験の結果を用いた。予備実験ではロボットの行動パラメータをランダムに決定し、3つの意図のうちどの意図を表しているかを実験参加者に解答してもらった。多変量正規分布のベイズ推定については付録Aに示す式を用いる。実験の流れを図2に示す。以下の説明における番

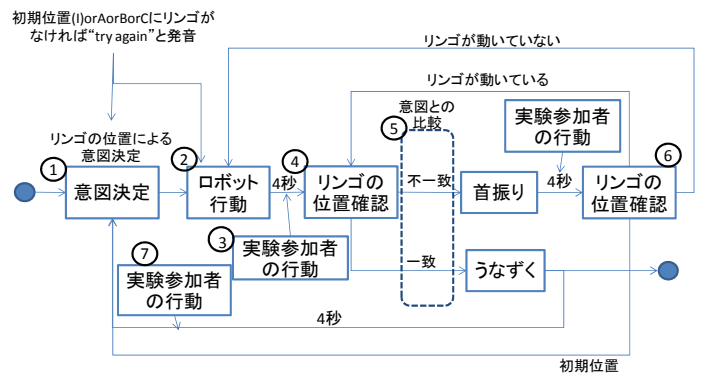


図2 実験流れ図

- ①ロボットの意図決定：リンゴの位置を認識し、リンゴが初期位置にある場合は3つの意図から、位置A,B,Cのいずれかにある場合は、その位置が表す意図を除く残り2つの意図からランダムにロボットの意図を1つ決定する。
- ②ロボットの行動：4.4節で説明する実験設定に従って行動パラメータを決定し、手さしを実行する。
- ③実験参加者の行動：ロボットの行動を実験参加者が観察する。実験参加者は観察したロボットの行動がどの意図によるものか推測し、推測した意図を表す位置にリンゴを移動する。実験参加者へはどの意図か判別できなかった場合は、リンゴを動かさなくてもよいとあらかじめ伝えた。
- ④ロボットによるリンゴの位置確認：ロボットの行動から4秒後リンゴの位置をロボットが認

識する。リングが動いている場合、止まるまで待機し、その後もう一度認識する。

- ⑤**意図との比較**：ロボットの意図とリングの位置を比較する。一致している場合、ロボットはうなずく。異なる場合は首を横に振る。
- ⑥**ロボットによるリングの位置確認**：首振り後、実験参加者の行動認識のためリングの位置を確認する。リングが動いていない場合は再度行動決定を行う(②へ)。リングが位置A,B,Cのいずれかに動いている場合はロボットの意図と比較する(⑤へ)。リングが初期位置に戻された場合は①にもどる。
- ⑦**実験参加者の行動**：ロボットのうなずきにより、実験参加者が正しかったと感じた場合は初期位置にリングを戻す。実験参加者へは「ロボットの行動に対する自分の行動が正しかったと感じた時点でリングを初期位置に戻してください」とあらかじめ伝えた。

4.4 実験設定

今回の実験は3つの設定で実験する。各実験設定は第4.1節で定義した推測レベル0~2と対応している。

4.4.1 実験1：人だけが適応 (推測レベル0)

実験1ではロボットの各意図を表す行動パラメータを固定する(学習なし)。各意図を表す行動パラメータは予備実験で得られた平均値を利用する。意図ごとに決められた行動しかとれないロボットが自身の意図をどの程度伝えられるようになるか実験により確認する。

4.4.2 実験2：ロボットだけが適応 (推測レベル1)

実験2ではロボットの各意図を表す行動パラメータを変化させる(学習あり)。各意図ごとに行動パラメータを確率変数とするロボットの行動を決定するための確率分布を用意し、得られたデータにより学習(分布更新)する。初期分布の平均値には予備実験で得られた平均値を利用する。ただし実験2では、ロボットは自身の意図と実験参加者の行動を比較せず、自身のとった行動と実験参加者が推測した意図の組み合わせを学習する。このため、この設定のロボットは実験参加者の行動に対し必ずうなずく。

4.4.3 実験3：相互適応 (推測レベル2)

実験3では実験2同様、ロボットの各意図を表す行動パラメータを変化させる(学習あり)。初期分布の平均値には予備実験で得られた平均値を利用する。実験参加者の行動がロボットの意図と一致している場合は、その意図を表す行動として実行した行動に近い行動が選択されやすくなるよう学習を行う。異なっていた場合は首を振り、分布の平均値を一定値移動させる。例として、ロボットが意図Aを実験参加者に伝える場合を考える。意図Aを表す行動パラメータの分布に従って行動パラメータを決定する(このパラメータの組を行動Pとする)。行動Pを実行し、それを見た実験参加者がりんごを位置Bに移動した場合、ロボットは自身の意図と異なる行動を実験参加者がとったことにより首を振る。ここで今回の実験設定において定義した推測レベル2では実行した行動に対する相手の学習内容を推定し、自身の行動決定に反映させる必要があり、そのために一つの仮説を立てる。

仮説：ロボットの首振りを観察した実験参加者は常に、直前のロボットの手さし行動に対する自身の行動が間違っていたと学習する

先の例では、実験参加者はロボットの首振りを観察したとき、「行動Pは意図Bを表すものではない」と学習すると仮定する。この場面におけるロボットの学習は意図Bを表すための行動として、行動Pに近い行動が選択されないように意図Bの分布の平均値を変更する。意図A(ロボットの意図)を伝えるために行動(パラメータ値P)を行い意図Bと判断された場合の意図Bの分布を行動Pに近い行動が選ばれにくくなるように更新する。図で表すと図3の矢印のように分布を移動させる。移動の方向は、分布の平均値からパラメータ値Pと逆方向に移動する。ここでの移動距離は一定値で固定した。

4.5 実験結果と考察

今回は工学系の大学生5名に対し実験1を、工学系の大学生6名に対し実験2を、工学系の大学生5名に対し実験3を行った。

4.5.1 実験3における仮説の検証

実験3(推測レベル2)では、仮説を検証するために思考した内容を発話するよう指示した。ロボットが首を振った時の実験参加者の発話を調べた。

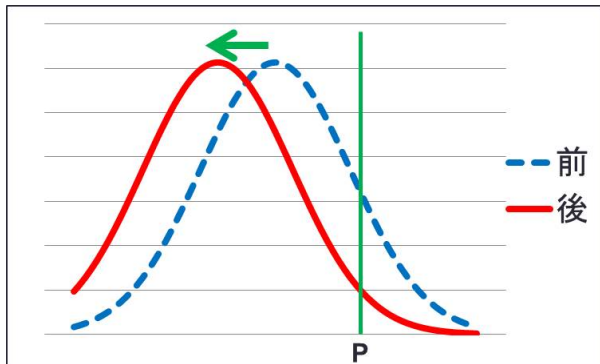


図3 意図Bを表す行動決定のための分布

ロボットが首を振ったとき、「違うのか」「じゃあこっちかな」等のリングを置いた位置とロボットの意図が違ふことを認識していることを表す発話があるもしくは無言でもリングを違う位置に動かした場合が多くみられた。このことから、仮説は概ね正しいと判断した。

例外として、実験参加者がリングを動かすより前に首を振る場面があった。初期位置にリングが置かれたままでも一定時間が経つとロボットは自身の意図を表す位置にリングがないと判断し首を振る。この場面でロボットは仮説に基づく学習を行っていないため、仮説の検証には影響しないと考えられる。

今回の実験では、実験参加者にロボットの行動がどのように変化するかを伝えていない。実験参加者は手の向きや頭を横に振る時の角度が変化することは初期段階では分からない。実験参加者の発話内容からロボットの意図を判断するために着目している点として、ロボットの目線、行動の速さ、反応までの時間が挙げられる。実験においてこれらはすべて固定にしていたため、実際には違いはないが実験参加者によって感じる方向や速さ、時間の長さが異なることがわかった。したがって、今回の実験で用いた3つの値（手の向き、上下振幅、左右振幅）以外の値についても学習により変化させることでより自然なインタラクションにつながる可能性がある。

4.5.2 正答数による比較

各実験参加者に対し、ロボットが意図を伝える回数は15回とした。意図伝達成功の割合を測る指標として、正答数を定義する。ロボットの意図と実

験参加者の第一印象（ロボットの行動を見て実験参加者が1回目にりんごを動かした位置）が一致していることを正答とし、実験回数15回中の後半7回における正答数を比較した。各実験ごとの平均値を図4に示す。実験回数は15回であったが、前半8回についてはどの条件においても、正答することが難しく、正答数の差が小さいため比較の対象から除外した。この正答数において、分散分析

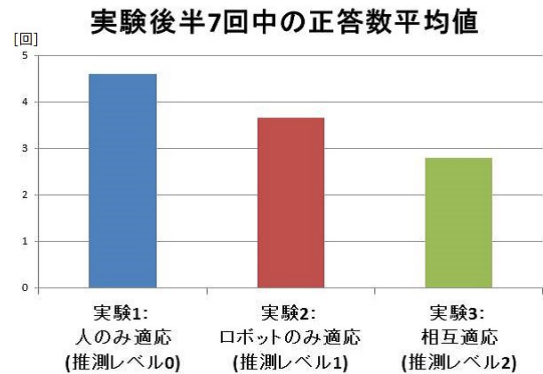


図4 実験後半7回中の正答数平均値

を実施したところ、条件の効果は認められなかった ($F(2, 13) = 1.22, p = 0.33$)。これは実験参加者が5,6名と少なかったために有意差がでなかった可能性が高いと考えており、今後実験参加者数を増やして、図4のグラフに表れている差が有意であることを確認する計画である。以上のことから、今回の実験タスクを達成するためには各意図を表す行動を固定にする方がロボット側が適応（学習）するよりも人にとってわかりやすく意図の判断が容易になる可能性がある。今回の実験では伝える意図を3つに固定していたため実験参加者が覚える必要のある行動パターンは3つのみであった。そのことに気が付いた実験参加者にとってロボットの意図を判断することは容易だったのではないかと考えられる。しかしながら、人の生活空間でロボットが活躍する場面において、ロボットが人に伝えたい意図はより多く、より複雑になることが予想される。ロボットの行動パターンが増えるため、ロボットの意図を判断することが難しくなる可能性がある。人とインタラクションする上で人の記憶による心理的負担を考慮し、個人適応によりその負担を減らしていく必要はあると考える。

4.5.3 アンケートによる印象評価

今回の実験では実験参加者に対し、実験終了時にロボットの印象を評価するために、5段階評価（1～5）のアンケートを行った。アンケートはBartneck

らが提案した、ロボットに対する人の印象評価のためのアンケートに基づいて作成した[9]. Bartneckらの提案は英語によるアンケートであったが、文献の中に日本語のアンケートも示されていたため、これを参考にした. 本研究では、人らしさ(5項目)、好ましさ(5項目)、知能があるか(5項目)の3つの指標を評価するための項目を採用し、実験参加者にアンケートの意図を隠すため、関係のない項目5つを追加し、ランダムに並べ替えた. アンケートの結果を図5に示す.

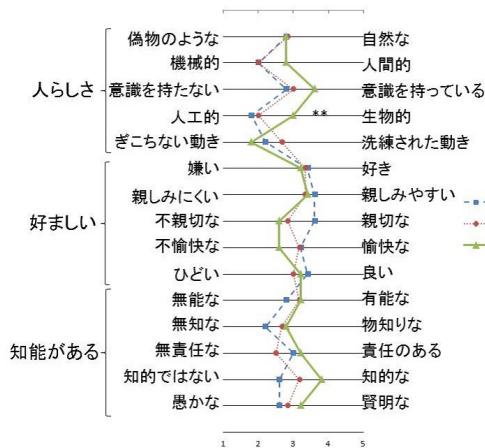


図5 アンケート結果(実験1,2,3の比較)

分散分析の結果、人らしさにおける生物学的か人工的かの項目において条件の効果は有意であった($F(2, 13) = 9.75, p = 0.003$). LSD法を用いた多重比較によれば、実験ごとの平均の大小関係は「実験1=実験2<実験3」であった($Mse = 0.21, 1\%$ 水準, 効果量 $d(\text{実験1-3})=2.54$, 効果量 $d(\text{実験2-3})=2.62$). その他の項目において条件の効果は認められなかった. しかし、各実験における平均値を見ると、人らしさの5つの項目すべてにおいて実験2の値が実験1の値と等しいかそれ以上の値となること、好ましいの5つの項目すべてにおいて実験1の値が実験2の値を上回ることが示唆されている. また、知能があるかの5つの項目すべてにおいて実験3の値が実験1,2の値を上回る可能性が示唆された.

5. 母子間インタラクションを参考にした人とロボットの相互適応の設計

第4章では、ロボットの学習方法の比較を行った. 実験結果を参考に、第4.4.3節で用いた学習方法を改良した. 次に、実際に人同士で起こっている相互適応現象を、改良した学習方法を用いて人とロボットのインタラクションでも同様の相互適応が起こらないか実験により確かめる. 相互適応現象を考慮したロボットの学習を考える上で、人同士の相互適応を参考にすることは重要である.

今回参考にした相互適応場面は赤ちゃんとも母親間のインタラクションである.

5.1 母子間インタラクション

赤ちゃんは初めのうちは、ミルク/おむつ/眠い等によって泣き分けることや、それぞれの要求を養育者に伝達することはできていないが、徐々にミルク/おむつ/眠い等を泣き分けて伝えられるようになる[7]. 赤ちゃんは要求を伝えるために泣き、実際にミルクを与えられたりおむつを替えてもらったりしながら、様々な要求を伝えるための泣き方を養育者との相互関係の中で学習していくと考えられる. 生後1ヶ月以前の赤ちゃんはただ一種類の音だけを、繰り返して泣いているため、養育者がその内容を理解することは難しい. そのうち、様々な泣き方をするようになり、養育者自体が仮説をもって赤ん坊に対応する. その仮説をもった養育者に対して、赤ちゃんもその仮説に合ったような泣き方をするようになり、泣き声が分化していくと考えられている[8]. 以上のように、赤ちゃんとも養育者が相互に同時進行的に適応しあうことにより、赤ちゃんとも養育者のペアに固有の意図伝達系(ミルク/おむつ/眠い—の泣き分け)が成立していくと思われる. まず、上記の赤ちゃんとも養育者のような、相互適応を通じた意図伝達の成立過程を、人と人工物の間で同様に生じさせることを実験で確かめる.

5.2 実験設定

学習方法の検討実験同様、「ロボットから人への意図伝達場面」を想定する. 実験に使用するロボットとして「Nao」を用いる. また、図6に想定している実験風景を示す.

ロボットが実験参加者に伝えたい意図は赤ちゃんが泣き分けによって伝える意図(ミルク/おむつ/眠い等)を参考に以下の4つとした.

充電してほしい/寂しい/故障した/疲れた

Naoは意図を人に伝えるための行動として、以下の3つの「行動パラメータ」を変化させ、ポーズをとる.

- ・両腕の角度(上下)
- ・両腕の角度(左右:開き具合)
- ・手ひらの向き

これらのパラメータを変化させることで、ロボットは「バンザイ」や「(両手を下げて)だらだら」等が表現できる. 上記の4つの意図を伝えるため



図6 実験場面

の行動として適切なパラメータ値を学習により求める。

実験は以下の手順で行う。

1. Naoが意図を上記の4つから選択する。
2. 意図を実験参加者に伝えるために、ロボットがポーズをとる。
3. Naoのポーズに対し、実験参加者は上記の4つの選択肢の中から1つ選び、PC画面上で選択してもらう。
4. 実験参加者の意図選択をうけ、ロボットは自身が選択した意図と実験参加者の選択が一致しているか比較する。
5. ロボットの意図と実験参加者の選択が一致していた場合は頷き、異なる場合には首を振る。
6. ロボットが選択した意図と実験参加者の行動が一致している場合1.~5.を繰り返す。異なる場合2.~5.を一致するまで繰り返す。

赤ちゃんは自身の要求を伝え終わるまで泣き続けると考えられる。したがって、本実験でもロボットの意図が正しく伝わるまで同じ意図で行動を行う。

5.3 学習方法

ロボットの学習は、伝えたい意図ごとに適切な行動をとるための行動パラメータを一つ選択できることを目的とする。今回の実験でもロボットの学習方法の検討(4.章)同様、意図ごとに行動パラメータ(3次元)の正規分布を設定し、実験で得られたデータからベイズ推定により分布の更新(学習)を行う。ここでロボットの学習のイメージ及び人の学習のイメージを図7に示す。

実験では、赤ちゃんの泣き分けを模した設定にするため、ロボットが持つ意図ごとの分布の初期値

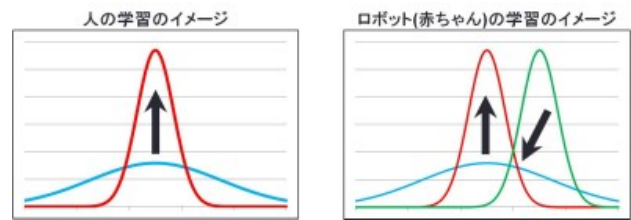


図7 ある意図を表す行動決定のための分布

を等しく設定する。この初期値には行動パラメータが取り得る値の中央値を設定している。また、その初期値をとり易くするため、初期分布における分散を小さく設定する。学習が進むためには、適切な行動に分布を更新していく必要があり、実験中は一度分散が大きくなり、その後適切な行動を平均値とし、再び分散が小さくなる必要がある。人側の学習のイメージとして、意図ごとにロボットの行動パラメータの分布を持ち、はじめは分散が大きい状態から徐々に小さくしていくと考えている。学習が成功するという事は、人の学習における分布とロボットの持つ分布が最終的に一致することと考えている。

5.4 反例の学習方法

実験では意図伝達に失敗した(首を振る)時の学習を別に設定する。ロボットの学習方法の検討(4.章)と同様の例を用いる。意図A(ロボットの意図)を伝えるために行動(パラメータ値P)を行い意図Bと判断された場合の意図Bの分布を行動Pに近い行動が選ばれにくくなるように更新する。図で表すと図3の矢印のように分布を移動させる。今回の実験では移動距離は行動Pの確率密度にしたがって変化させる。元の分布の平均値に近ければ大きくずらし、遠ければ小さくずらす。行動パラメータの値における確率密度の値をシグモイド関数(式1)に代入することで、値の範囲を $0 \leq f(x) < 1$ に変換する。

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1 \quad (1)$$

この値に一定値(今回の実験では10とした)をかけて、分布の平均値をずらす三次元空間上での距離を決定する。

5.5 評価方法

実験結果の評価は意図ごとの最終学習結果（行動パラメータ）の比較及び学習の進み具合を分布のパラメータから評価する。実験で扱うパラメータは3つのため三次元空間内での意図ごとの分化の様子を図で表したい。また、学習方法の検討実験同様、アンケートによるロボットの印象評価を行う。実験参加者に対し、実験前、実験終了時にロボットの印象を評価するために、5段階評価（1～5）のアンケートをBartneckらのアンケートに基づいて作成し、実験による印象の変化を調べる[9]。本実験でも、人らしさ（5項目）、好ましさ（5項目）、知能があるか（5項目）の3つの指標を評価するための項目を採用し、実験参加者にアンケートの意図を隠すため、関係のない項目5つを追加し、ランダムに並べ替えた。

6. まとめ

本研究では、人とロボットのインタラクションにおける相互適応現象について、ロボットの学習方法の比較実験の結果、及び、母子間インタラクションを参考とした人とロボットの相互適応の設計の実験構想を示した。学習方法の検討では、人のみ適応する場合（推測レベル0）、ロボットのみ適応する場合（推測レベル1）、人とロボットの双方が適応する場合（推測レベル2）の3つの場合を比較した。ロボットがインタラクション中に自身の推測レベルを変化させることで相互適応現象を考慮した学習ができると考えた。そこでまず推測レベルごとに人の適応（印象）に変化があるか、学習がどのように進むか、実験を行い確かめた。実験ではロボットが自身の意図を人に伝える場面を想定し、ロボットの学習には多変量正規分布のベイズ推定を用いた。実験の結果、人への意図伝達の成功率がレベル0,レベル1,レベル2の順に低くなる可能性があることが示唆された。また、レベル2のロボットの方が他のレベルのロボットに比べ、より人らしい印象を与えることが分かった。人とロボットの相互適応の設計における実験については、現在実験中であり、ポスター発表において結果を報告したい。

参考文献

- [1] 山田 誠二, (2010) “人とロボットの「間」をデザインする”, 東京電機大学出版局.
- [2] 山田 誠二, 角所 考, 小松 孝徳, (2006) “人間とエージェントの相互適応と適応ギャップ”, 人工知能学会誌, Vol. 21, pp. 648-653.
- [3] 岡 夏樹, 山田 誠二, (2006) “適応のためのインタラクション設計”, 人工知能学会誌, Vol. 21, No. 6, pp. 642-647.

- [4] Takanori Komatsu, Atushi Ustunomiya, Kentaro Suzuki, Kazuhiro Ueda, Kazuo Hiraki, Natsuki Oka, (2005) “experiments toward a mutual adaptive speech interface that adopts the cognitive features humans use for communication and induces and exploits users' adaptations”, International Journal of Human-Computer Interaction, Vol. 18, No. 3, pp. 243-268.
- [5] 長田 悠吾, 石川 悟, 大森 隆司, 森川 幸治, (2010) “意図推定に基づく行動決定戦略の動的選択による協調行動の計算モデル化”, 認知科学, Vol. 17, No. 2, pp. 270-286.
- [6] 横山 純美, 岡田 浩之, 大森 隆司, 石川 悟, 長田 悠吾, (2007) “自者と他者の双方向行動調節による社会的インタラクションのモデル化”, 2007年度人工知能学会全国大会(第21回), 2C5-7.
- [7] Jean-Julien Aucouturier, Yulri Nonaka, Kentaro Katahira, Kazuo Okanoya, (2011) “Segmentation of expiratory and inspiratory sounds in baby cry audio recordings using hidden Markov models”, Journal of the Acoustical Society of America, pp. 2969-2977.
- [8] 小川 洋子, 岡ノ谷 一夫, (2011) “言葉の誕生を科学する”, 河出書房新社.
- [9] C. Bartneck, Dana Kulić, Elizabeth Croft, Susana Zoghbi, (2009) “Measurement Instruments for the Anthropomorphism, Animacy, Likeability, Perceived Intelligence, and Perceived Safety of Robots”, International Journal of Social Robotics, Vol. 1, No. 1, pp. 71-81.

付録A

A.1 多変量正規分布のベイズ推定

多変量正規分布の平均ベクトル、分散共分散行列がともに未知の場合の事後分布をベイズ推定による分布推定で導出する。ここでは、 n 個の観測データ $\{\mathbf{x}_i\}_{i \in N_n}$, $\mathbf{x}_i \in R^p$ を用いて、多変量正規分布の平均ベクトル \mathbf{m} , 精度行列 $\mathbf{\Lambda}$ を推定する。ここで、精度行列 $\mathbf{\Lambda}$ は分散共分散行列 $\mathbf{\Sigma}$ を用いて、 $\mathbf{\Lambda} = \mathbf{\Sigma}^{-1}$ と表す。

このとき、尤度関数は、

$$p(\{\mathbf{x}_i\}_{i \in N_n} | \mathbf{m}, \mathbf{\Lambda}) = \frac{S}{(2\pi)^{np/2} |\mathbf{\Lambda}|^{-n/2}} \quad (2)$$

で与えられる。ここで、

$$S = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \mathbf{m})^T \mathbf{\Lambda} (\mathbf{x}_i - \mathbf{m}) \right\}$$

とした。また、多変量正規分布の平均ベクトル及び精度行列に対する共役事前分布は Gaussian-Wishart 分布が用いられる。

$$p(\mathbf{m}, \mathbf{\Lambda} | \mu_0, \eta_0, \mathbf{W}_0, \nu_0) = \mathcal{N}(\mathbf{m} | \mu_0, (\eta_0 \mathbf{\Lambda})^{-1}) \mathcal{W}(\mathbf{\Lambda} | \mathbf{W}_0, \nu_0) \quad (3)$$

ただし、 μ_0 , η_0 , \mathbf{W}_0 , ν_0 はハイパーパラメータである。

尤度関数(式2)と事前分布(式3)の積を取ること
 とで、事後分布(式4)は事前分布同様、Gaussian-
 Wishart分布となる。

$$p(\mathbf{m}, \mathbf{\Lambda}) = \mathcal{N}(\mathbf{m} | \boldsymbol{\mu}, (\eta \mathbf{\Lambda})^{-1}) \mathcal{W}(\mathbf{\Lambda} | \mathbf{W}, \nu) \quad (4)$$

ここで、

$$\eta = \eta_0 + n \quad (5)$$

$$\boldsymbol{\mu} = \frac{\eta_0 \boldsymbol{\mu}_0 + n \bar{\mathbf{x}}}{\eta} \quad (6)$$

$$\mathbf{W}^{-1} = \mathbf{W}_0^{-1} + \mathbf{S} + \frac{\eta_0 n}{\eta} (\bar{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu}_0) (\bar{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu}_0)^T \quad (7)$$

$$\nu = \nu_0 + n \quad (8)$$

であり、

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \quad (9)$$

$$\mathbf{S} = \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}) (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T \quad (10)$$

である。

ベイズ推定では、事前知識として、パラメータ
 の事前分布を与える。データが得られるごとに(式
 4)を計算し、パラメータの事後分布を更新する。
 データ数が少ない場合は事前分布が事後分布に大
 きく影響し、データ数が多くなると、事前分布の
 影響が小さくなり、得られたデータに沿った事後
 分布が得られる。