

# All-Combinatorial N-gramに基づく擬人化エージェント によるボールを使ったやりとり遊び

佐久間 拓人<sup>1,a)</sup> 加藤 昇平<sup>1,b)</sup>

概要：我々はやりとり自体を楽しむことを目的としたインタラクショナルに着目した。このようなインタラクショナルを通してよりユーザがシステムに対してポジティブな印象を抱くには、インタラクショナルにユーザの好みを反映する必要があると考える。そこで本研究では、ユーザの好みを反映しユーザにとってより良いインタラクショナルを創発することで、ユーザのシステムに対する印象が向上し、継続的に使用可能なヒューマンインタラクショナルシステムの開発を目指す。ユーザとシステムはインタラクショナルを行い、ユーザはシステムと行ったインタラクショナルに対し評価を与え、システムはそれを動的に学習する。これによりシステムはユーザにとってより良いインタラクショナルを創発できるインタラクショナルルールを獲得する。本稿では擬人化エージェントを用いた「ボールを使ったやりとり遊び」を題材としたインタラクショナル実験を行い、感性評価によって提案システムが最も良い印象を得たことを示す。

## 1. はじめに

人とロボットの間におけるインタラクショナルは技術の発展に伴い、多種多様に発展してきた。最近では人型ロボットも増え、QRIO や Robovie など人のインタラクショナルを目的としたロボットも数多く開発され、そのようなロボットとのインタラクショナルを題材とした研究もまた数多く見られる [1], [2], [3], [4]。

このようなインタラクショナルを目的としたロボットの多くはユーザとのインタラクショナルの継続のため、「人を飽きさせない」ように行動指針を設けられていると考える。はじめは興味深々でもインタラクショナルが単調であれば、人が次第に飽きてゆき、やがてロボットとのインタラクショナルそのものを行わなくなってしまう。この問題に対し、栗山らは子どもを模したロボットを相手にやりとり遊びをし、やりとりルールを共創するしくみを提案している [5]。栗山らは人間同士のやりとりにもみられる性質に着目し、人間同士のようやりとりを通じてやりとりを広げ、共有感を持ちながら、飽きずに長く付き合っていけるロボットを目指している。

我々はインタラクショナルにおける重要な要素として「相手に与える印象」があると考え、インタラクショナルを行

う相手が不快な印象を抱けば、インタラクショナルに支障をきたす可能性は高い。逆に相手が良い印象を抱くことによって、例えば稚拙なインタラクショナルであっても継続して行われる可能性は高いと考える。阿部らは子どもの心理状態を推定し、適切な行動を選択することで子どもを飽きさせず長い間インタラクショナルを続けることが出来る遊び相手ロボットモデルを構築している [6]。しかし、これらの研究の多くはあくまで人の心理状態を推定しており、扱うインタラクショナルによって推定モデルを変更する必要がある。

本研究はユーザの評価を正確に学習し、インタラクショナルにユーザの好みを反映することでユーザのロボットに対する印象を向上させることを目的としている。そのため、ユーザの評価は推定ではなく、ユーザに明示的に与えさせることとした。ユーザとロボットはインタラクショナルを行い、ユーザは自分の好みに従いインタラクショナルを評価する。ロボットは評価を基にユーザの好みを学習し、次のインタラクショナルに反映する。

我々はこれまでにユーザ評価傾向の学習の第一段階として、All-Combinatorial N-gram (ACN) [7] を提案してきた。これはパターン性のあるインタラクショナルに対してユーザが持つ好みのパターンを、ユーザの評価を基に動的に学習する手法であり、感性評価実験、およびユーザの与えた評価とシステムの獲得した評価予測値との相関分析から有効性を確認している。しかし、想定したインタラクショナルはロボットのふるまいに適用するには単純なものであった。そこで本稿では「ボールを使ったやりとり遊び」をインタラクショナルに用いることで、これまでとは異なる方面から

<sup>1</sup> 名古屋工業大学  
Nagoya Institute of Technology, Dept. of Computer Science and Engineering, Graduate School of Engineering, Gokiso-cho, Showa-ku, Nagoya-si 466-8555, Japan

<sup>a)</sup> sakuma@katolab.nitech.ac.jp

<sup>b)</sup> shohey@katolab.nitech.ac.jp

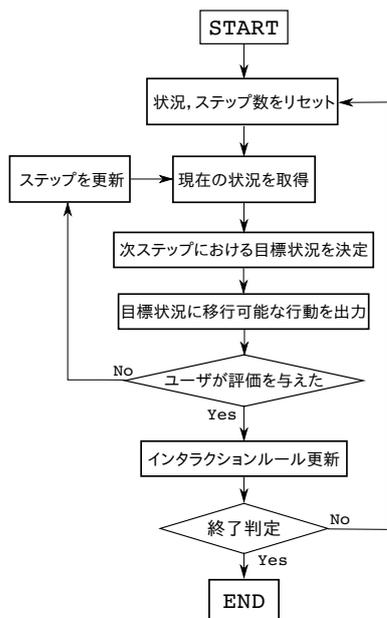


図1 ロボットの行動決定プロセス

提案手法の有効性を検証することを目的としている．本稿では「ボールを使ったやりとり遊び」における学習モデルの提案，および提案手法を用いたインタラクション実験を行い，創発されたインタラクションおよび被験者による感性評価を基に有効性を示す．

## 2. ユーザ評価傾向の獲得

### 2.1 インタラクションの流れ

本稿ではユーザ評価を取り入れたインタラクションモデルを使用する．図1にユーザ評価を取り入れたインタラクションを行うロボットの行動決定プロセスを示す．なお，本稿ではユーザとロボットの姿勢（手先位置）やボールの位置情報などインタラクションにかかわる情報を「状況」と呼び，ロボットは1ステップ毎に状況を取得可能とする．ロボットは直前のステップまでの状況とインタラクションルールから次ステップにおける目標状況を決定し，目標状況に移行するための行動を出力する．インタラクションルールの更新はユーザ評価を基に行われる．ユーザ評価が行われた場合，状況，ステップ数をリセットし初期状況からやりとりを再開とする．初期状況からユーザが評価を与えるまでの状況の系列をインタラクション系列と呼ぶ．

### 2.2 All-Combinatorial N-gram

ユーザが与えた評価をインタラクション系列全体への評価としてのみ捉えると，評価時にユーザがどの状況に注目して評価を与えたのか，どのような意図で評価を与えたのかをロボットは把握出来ない．よって，ユーザの評価傾向を詳細に獲得する手法として，All-Combinatorial N-gram (ACN) [7]を導入する．ACNとはN-gram表現に基づきインタラクション系列をパターン系列へ分割する手法である．

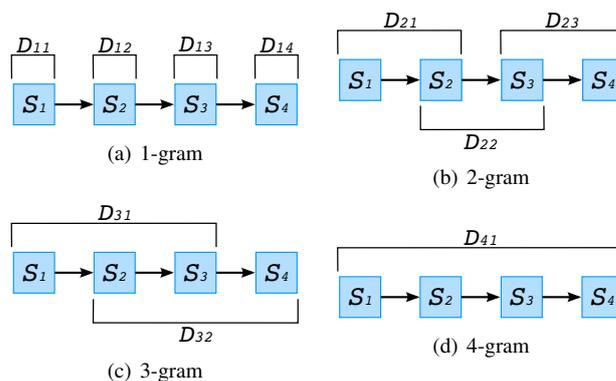


図2 ACNによる分割例 ( $T = 4$  の場合)

$T$ -gram model	$i$ -gram model	$M$ -gram model
パターンルール $R_{11}$	パターンルール $R_{1i}$	パターンルール $RM_1$
パターン系列 $D_{11}$   評価履歴	パターン系列 $D_{1i}$   評価履歴	パターン系列 $DM_j$   評価履歴
...	...	...
パターンルール $R_{1j}$	パターンルール $R_{ij}$	パターンルール $RM_j$
パターン系列 $D_{1j}$   評価履歴	パターン系列 $D_{ij}$   評価履歴	パターン系列 $DM_j$   評価履歴
...	...	...

図3 インタラクションルール概要

そのためパターン系列はインタラクション系列の部分系列となる．N-gramを用いた学習はbi-gramやtri-gramなど，Nの値を固定するものが多い[8]．本稿ではN-gram表現によって生成可能な組み合わせを全て出力するために，Nの値は1からTまで変化させ，それぞれにおいてインタラクション系列を分割する．そのため，パターン系列は最大  $T(T+1)/2$  通り出力される．なお，Tはインタラクション系列長である．図2(a)から2(d)に  $T = 4$  の場合の分割例を示す．このようにインタラクション系列を分割し，分割後の系列を学習することで，ユーザの評価傾向を詳細に獲得出来ると考える．

### 2.3 インタラクションルールの更新

本稿ではACNの分割によって生成されたパターン系列の集合をインタラクションルールRと呼ぶ．Rの概要を図3に示す．Rは今までの経験を保持しており，ユーザが評価を与える度に更新される．また，Rの更新とはN-gramルール内の各パターンルールの評価履歴を更新することとする．ここでパターンルール  $R_{ij}$  とは，ACNによって分割されたパターン系列  $D_{ij}$  と  $D_{ij}$  の過去の評価履歴を格納しているものとする．N-gramルールはパターンルールの長さ毎の集合である．パターン系列  $D_{ij}$  のある評価値Pはパターン系列の長さおよび評価時からの近さで重みを算出される．式(1)，(2)にそれぞれパターン系列の長さによって評価値Pを決定する式，評価時からの近さによって評価値Pを決定する式を示す．

$$P = \frac{U \times A_{ij}}{(1 + e^{T - \|D_{ij}\| - T_{max}/2})} \quad (1)$$

$$P = \frac{U \times A_{ij}}{(1 + e^{T - K_{ij} - T_{max}/2})}. \quad (2)$$

ここで  $i$  は  $N$  の値を表し,  $j$  は  $i$ -gram モデル内の  $D$  の識別子,  $U$  はユーザが与えた評価を表す値,  $A_{ij}$  は  $D_{ij}$  がインタラクション系列に出現した回数,  $T$  はインタラクション系列長,  $\|D_{ij}\|$  は  $D_{ij}$  のパターン系列長,  $T_{max}$  は最大インタラクション系列長,  $K_{ij}$  は評価時から  $D_{ij}$  の末尾までの距離 (記号数) を表す. 本稿では  $U$  ( $-X \leq U \leq X$ ) は整数であり,  $U$  の値が大きいかほど良い評価を意味する. なお  $X$  は任意の非負整数であり, 本稿における具体的な値および評価方法は 4.1 章にて述べる. 式 (1) によってパターン系列  $D_{ij}$  の評価値  $P$  を決定することでより長い系列, すなわちやりとり全体の流れに重きをおいた学習を行うことができる. 同様に式 (2) によってパターン系列  $D_{ij}$  の評価値  $P$  を決定することでより評価時に近い系列, すなわち評価タイミングに重きをおいた学習を行うことができる. 本稿では式 (1), (2) を複合し, 長さによる重み, 近さによる重みの双方を考慮した式によって評価値  $P$  を算出する. 式 (3) に本稿で使用する評価値  $P$  の算出式を示す.

$$P = \frac{U \times A_{ij}}{(1 + e^{T - \|D_{ij}\| - T_{max}/2})(1 + e^{T - K_{ij} - T_{max}/2})}. \quad (3)$$

### 3. 目標状況の決定

ロボットは目標状況を決定したのち, その状況に移行するための行動を出力する. 次ステップにおけるロボットの目標状況は獲得したインタラクションルール  $R$  及び, 直前のステップまでのパターン系列によって決定される. ロボットはユーザからの評価を最大化するような状況を目標とする.

ロボットが選択可能な状況の集合を  $\alpha$  とし, 目標状況の候補を  $\alpha_k \in \alpha$  とすると, ロボットは  $\alpha_k$  に対する総評価予測値  $E_{\alpha_k}$  を以下の手順で決定する.

- (1) パターン系列に  $\alpha_k$  を含むパターンルールの内,  $\alpha_k$  以前の系列が存在しない, あるいはやりとりにおける直前のステップまでの状況の系列と一致するパターンルール, および後方一致するパターンルールの集合  $R_{\{\alpha_k\}}$  を求める.
- (2)  $\alpha_k$  の総評価予測値  $E_{\alpha_k}$  を下式にて求める.

$$E_{\alpha_k} = \sum_{R \in R_{\{\alpha_k\}}} F(R). \quad (4)$$

$$F(R) = \begin{cases} \mu(R) \times \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma(R)} & (\sigma(R) \neq 0), \\ \mu(R) & (\sigma(R) = 0). \end{cases} \quad (5)$$

ここで  $\mu(R)$  は  $R$  が持つ評価履歴に含まれる評価値の平均値を,  $\sigma(R)$  は標準偏差を表す. なお式 5 は正規分布の確率密度関数 (式 6) を参考に, 平均値の確率密度  $f(\mu(R))$  を尤度として  $\mu(R)$  に積算した.

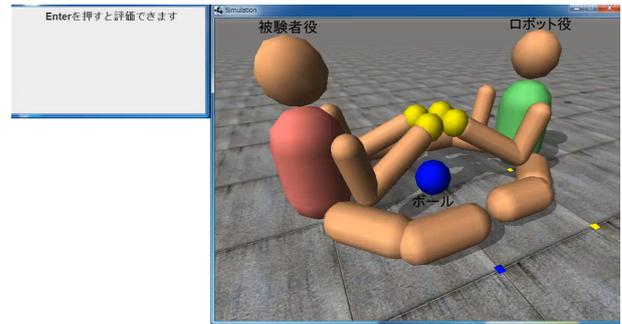


図4 インタラクションに用いた擬人化エージェント

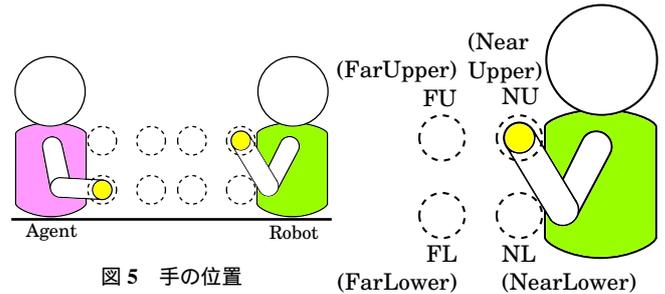


図5 手の位置

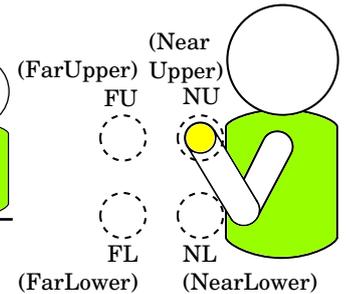


図6 手を移動できる場所

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right). \quad (6)$$

以上の手順を状況集合  $\alpha$  内の要素全てに対して行い, 算出された目標状況の候補  $\alpha_k$  の総評価期待値  $E_{\alpha_k}$  から相対的に  $\alpha_k$  の生起確率  $OP_k$  を算出,  $OP_k$  に基づいて確率的に目標状況を決定する.

$$OP_k = \frac{E_{\alpha_k}}{\sum_{\alpha_k \in \alpha} E_{\alpha_k}} \times 100. \quad (7)$$

これにより決定した目標状況に基づき行動を出力することでユーザから高評価が得られる確率の高い行動となる. なお, 抽出されたパターンルールが一つも無い場合 ( $R_{\{\alpha_k\}} = \phi$  for  $\forall \alpha_k \in \alpha$ ) はランダムに目標状況を決定する.

### 4. 感性評価実験

人-ロボット間のインタラクションにおいて本稿で提案した学習手法の有効性を確認するため, 感性評価実験を行う.

#### 4.1 計算機実装

本稿では人とロボットとのインタラクションに使用するインターフェースとして栗山ら [5] が使用した環境を参考に同様の環境を用意した. すなわち, ボールを使った遊びに場面を設定し, シミュレータ上に擬人化エージェントの体を二体構築し, 向き合う形で被験者が操作するエージェントとシステムが操作するエージェントを配置した. なお本稿では被験者が操作するエージェントを「被験者役」, システムが操作するエージェントを「ロボット役」と呼称す

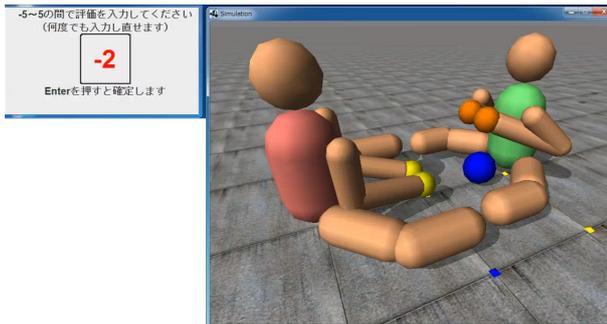


図7 評価付与中の様子

る．被験者役とロボット役の間にはボールを配置した．図4に実験に用いた擬人化エージェントおよびボールの外観を示す．

被験者役は被験者がキーボードで特定のボタンを押すことで操作する．簡単のため，各エージェントの手とボールの位置は矢状面（両者にとって上下前後の面）に拘束する．ロボット役と被験者役は手の位置，手の握りを変えることができ，手を握っていないときは手は黄色に表示，手を握ってボールを掴んだ場合は赤く表示，手を握ってボールが手に触れていなかった場合はオレンジ色に表示される．また，物理現象をインタラクションに利用できるようにするため，動力学シミュレータである ODE（Open Dynamics Engine）を導入した．

本稿では被験者役とロボット役の手の位置の状態数は4であるとする．すなわち，両者の手先位置は予め定めた4箇所（図5）にのみ移動できるものとする．また4箇所の名称はそれぞれ，NearUpper（NU），NearLower（NL），FarUpper（FU），FarLower（FL）とする（図6）．なお，本稿における「手の位置」とは「両手の位置」である．すなわち，両者の左右の手は拘束されており，左右の手それぞれが異なる状態に移動することは無いとする．手の握りは「握っている」，「握っていない」の2状態とする．ロボット役が選択できる行動の種類は{NU, NL, FU, FL}の手の位置4つそれぞれに対し手を握っているかどうかの2値を考慮した8種類とする．ボールの状態数は「被験者役がボールを掴んでいる」，「ロボット役がボールを掴んでいる」，「誰も掴んでいない」，「どちらも掴んでいる」の4状態とした．ボールは手がボールに触れている時に手を握ると掴むことが出来る．システムは1秒毎に状況を取得する．取得する状況に含まれる情報は，被験者役の手の状態，ロボット役の手の状態，ボールの状態の3次元とした．システムは状況を取得後，1秒後の目標位置を決定し，目標位置を達成するようロボット役の手を操作する．システムはインタラクション中，取得した状況を最新8（ $T_{max} = 8$ ）個を記憶する．よってインタラクション系列の最大長は8となり，被験者から与えられた評価は最新8個の系列に対して与えられる．なお，やりとり開始時は何も記憶していないとする．

図7に被験者がロボット役に評価を与えている様子を

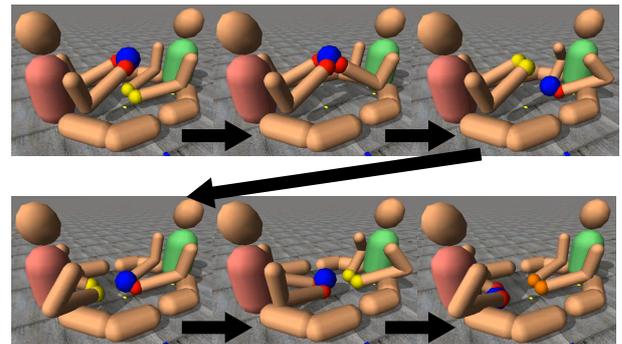


図8 「ボールの受け渡し」の様子

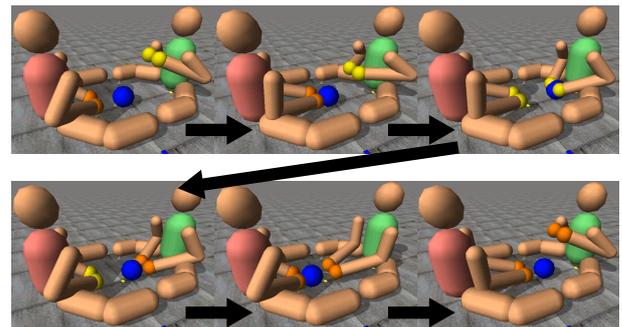


図9 「ボールの押し合い」の様子

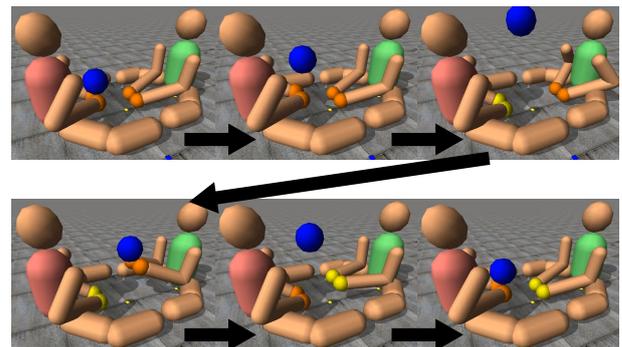


図10 「バレーのようなやりとり」の様子

示す．本稿ではロボット役とのインタラクションについて「良いパターン」であると感じた場合に高い評価を与えるよう被験者に指示する．どのようなパターンを「良い」と思ふかは被験者の主観に任せるものとする．被験者からの評価値  $U$  は-5（とても悪い）から+5（とても良い）の間の11段階（ $X = 5$ ）とする．

#### 4.2 創発されたインタラクション

本稿におけるインタラクション環境は先行研究 [7] で構築した環境よりも複雑かつ多様なインタラクションが創発されることを目的として構築している．本節では感性評価実験のなかで実際に創発されたインタラクションを例に本環境について考察する．図8，図9，図10に本実験にて創発されたインタラクションの例を示す．

「ボールの受け渡し」

図8はボールを被験者役が持ち，そのボールをロボット

役が受け取り、その後ロボット役が被験者役にボールを渡すやりとりを示している。これを「ボールの受け渡し」と呼ぶ。「ボールの受け渡し」は多くの被験者で見られた。ボールを使ったやりとり遊びとしても一般的であり、創発された事自体は自然であると言える。しかし、ボールを渡すだけ、あるいは受け取るだけなどの一方通行のやりとりとは異なり、「ボールの受け渡し」は双方向のやりとりである。双方向のやりとりはやりとりの時間的変化も考慮するため、提案手法による学習は時間的変化も踏まえたインタラクションの学習が出来ていることがわかる。「ボールの押し合い」

図9はボールを被験者役が握った状態の手でロボット役に向かって押し、ボールはロボット役のもとへ転がり、ロボット役が握った状態の手で被験者役に向かって押しだす様子を示している。これを「ボールの押し合い」と呼ぶ。「ボールの押し合い」はボールを掴まずに相手に渡すインタラクションであり、「ボールの受け渡し」の一種であるとも考えられる。ただし、本環境においては握った状態の手でのみボールを押し出すことが出来るため、「ボールの受け渡し」とは発生する条件が明確に異なる。また、「ボールの押し合い」は被験者役とロボット役の手の位置および両者の体の位置の関係上、ボールが転がる距離が短く、被験者が意図して「ボールの押し合い」を学習させることが難しい問題が見られた。この問題は各エージェントの位置関係、体の構成などを工夫することで解消出来るため、今後改良していきたい。

「バレーのようなやりとり」

図10はボールを被験者役が握った状態の手で上方向に飛ばし、それをロボット役が握った状態の手で弾き、被験者役が握った状態の手で受け止めるやりとりを示している。これを「バレーのようなやりとり」と呼ぶ。「バレーのようなやりとり」はボールの物理的制約を考慮した上で行われる極めて難しいインタラクションであると我々は考える。「バレーのようなやりとり」はボールを使ったやりとり遊びという枠を超え、スポーツやゲームに近いと考えられ、このようなやりとりを創発できることは本稿において構築したインタラクション環境は十分に多様なインタラクションを生み出す可能性を持つと考える。

#### 4.3 感性評価

被験者には5つのシステムとやりとりさせ、各システムとのやりとり終了後に感性評価をしてもらった。評価実験に用いたシステムを以下に示す。

- 提案システム (システム DL):  
提案手法によりユーザ評価傾向を学習したシステム
- 長さ優先システム (システム L):  
提案手法のうちインタラクションルール更新時に式 (1) を使用するシステム
- 近さ優先システム (システム D):  
提案手法のうちインタラクションルール更新時に式 (2)

を使用するシステム

- ランダムシステム (システム R):  
ユーザの出力によらずランダムに出力するシステム
- ミラーリングシステム (システム M):  
ユーザの出力をそのまま返すシステム

なお、長さ優先システムおよび近さ優先システムは本稿で提案したインタラクションルール更新時に用いる重み (式 (3)) の有効性の検証のため採用した。それぞれ更新時に式 (1) (計算時に系列の長さのみを考慮する式) を用いるシステム、式 (2) (評価時からの近さのみを考慮する式) を用いるシステムとなっている。また、ミラーリングシステムはロボットの状況取得時における被験者役の手の状態と同じ状態になるよう出力を決定する。すなわち、状況取得時の被験者役の手の状況が「NU・握っていない」であれば、ミラーリングシステムは「NU・握っていない」を目標状況とし行動を出力する。

感性評価にはSD法を用い、以下の形容詞対について7段階評価で行う。実験に用いる形容詞対を以下に示す。

- (1) 賢い-愚かな
- (2) 人間的な-機械的な
- (3) 敏感な-鈍感な
- (4) 派手な-地味な
- (5) 複雑な-単純な
- (6) 感じの良い-感じの悪い
- (7) 面白い-つまらない
- (8) 積極的な-消極的な
- (9) 好きな-嫌いな
- (10) 自然な-違和感のある

また、全システムとのインタラクション後に「最も印象が良かったシステム」および「最も印象が悪かったシステム」を聴取した。

図11に感性評価実験の結果を示す。棒グラフはユーザの感性評価の平均を、誤差棒は標準誤差を表す。また各システムの評価に対してTukeyの多重比較検定による有意差検定を行った。検定の結果、有意水準1%および5%にてシステム間に有意差を確認できたものを「\*」で示す。

図11より提案システム (システム DL) は多くの形容詞対でミラーリングシステム (システム M) に対して有意差を確認できたことが分かる。ランダムシステム (システム R) に対しては「賢い」、「敏感な」、「感じの良い」、「面白い」、「好きな」という評価において提案システムの方が高いことを確認した。しかし、有意差検定における有意差は確認できなかった。ミラーリングシステムは全形容詞対に対してネガティブな評価をされており、本稿におけるインタラクションには向いていないシステムであったと考える。我々が以前行ったインタラクション実験 [7] においてはミラーリングシステムが必ずネガティブな評価をされることは稀であり、扱うインタラクションによって有効性が大きく変わるシステムであると考えられる。

表1に被験者が「最も印象が良かった、または悪かった

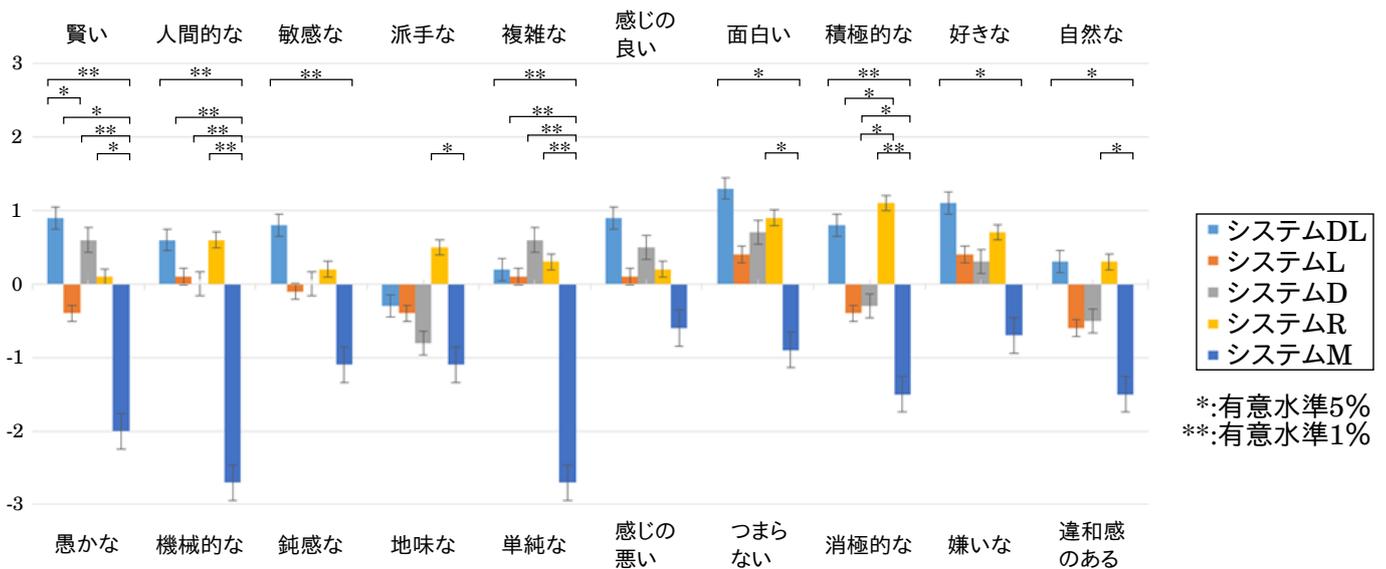


図 11 感性評価実験の結果

表 1 最も印象が良かった・悪かったシステム

被験者	最も良い	最も悪い
A	システム DL	システム M
B	システム D	システム M
C	システム D	システム M
D	システム DL	システム M
E	システム M	システム R
F	システム D	システム R
G	システム R	システム M
H	システム DL	システム M
J	システム DL	システム D
K	システム DL	システム D

システム」というアンケートに回答した結果を示す。表 1 より、提案システム（システム DL）が最も多く「最も印象が良かった」と評価されたことがわかる。これにより、感性評価実験ではランダムシステム（システム R）との有意な差は確認出来なかったものの、被験者の中では「最も印象が良かった」システムである傾向がみられることから提案システムの有効性が示せたと考える。なお、近さ優先システム（システム D）は提案システムについて多く「最も印象が良かった」と評価されたが、「最も印象が悪かった」とも評価されており、被験者によっては評価時に近い系列であるほど評価への影響が大きいとは限らないと考えられる。また、ミラーリングシステム（システム M）が最も多く「最も印象が悪かった」と評価されており、感性評価実験の結果と同等の結果であることを確認した。

## 5. おわりに

本稿では、ユーザの評価傾向を学習し、インタラクションに反映する学習モデルの提案を行った。シミュレータ上に擬人化エージェント、ボールを実装し、ボールを用いたインタラクションを行える環境を構築した。構築した環境

を基に感性評価実験を行い、多様なインタラクションが創発できること、提案システムが最も良い印象を得たことを確認した。今後はロボットの選択できる行動の種類を拡大したより複雑なインタラクションを扱えるシステムを構築するとともに、既存の機械学習手法などとの性能比較を行なっていく。

## 参考文献

- [1] Tanaka, F., Fortenberry, B., Aisaka, K. and Movellan, J. R.: Developing dance interaction between QRIO and toddlers in a classroom environment: plans for the first steps, *Robot and Human Interactive Communication, 2005. ROMAN 2005. IEEE International Workshop on*, pp. 223–228 (2005).
- [2] Mitsunaga, N., Miyashita, T., Ishiguro, H., Kogure, K. and Hagita, N.: Robovie-IV: A Communication Robot Interacting with People Daily in an Office, *Intelligent Robots and Systems, 2006 IEEE/RSJ International Conference on*, pp. 5066–5072 (2006).
- [3] Osada, J., Ohnaka, S. and Sato, M.: The scenario and design process of childcare robot, PaPeRo, *Proceedings of the 2006 ACM SIGCHI international conference on Advances in computer entertainment technology, ACE '06, ACM* (2006).
- [4] Kosuge, K., Hayashi, T., Hirata, Y. and Tobiyama, R.: Dance partner robot - Ms DanceR, *Intelligent Robots and Systems, 2003. (IROS 2003). Proceedings. 2003 IEEE/RSJ International Conference on*, Vol. 4, pp. 3459–3464 vol.3 (2003).
- [5] 栗山貴嗣, 國吉康夫: 応答予測と馴化・脱馴化に基づき人とやりとりルールを探索・共創するロボットモデル, *日本ロボット学会誌*, Vol. 28, No. 8, pp. 1036–1046 (2010).
- [6] 阿部香澄, 岩崎安希子, 中村友昭, 長井隆行, 横山絢美, 下斗米貴之, 岡田浩之, 大森隆司: 子供と遊ぶロボット: 他者の状態推定に基づく行動決定モデルの適用, *HAI シンポジウム*, pp. I-2B-3 (2011).
- [7] 佐久間拓人, 加藤昇平: ユーザ評価傾向の動的獲得によるヒューマンインタラクションの創発, *電気学会論文誌*, Vol. 134-C, No. 2, pp. 303–311 (2014).
- [8] 徐 金安, 荒木健治, 柄内香次: N-gram を用いた帰納的学習によるユーザの行動予測, *電子情報通信学会技術研究報告. HIP, ヒューマン情報処理*, Vol. 102, No. 595, pp. 41–48 (2003).