

ビーズパターン遊びにおけるユーザ評価傾向の動的獲得

佐久間 拓人^{1,a)} 加藤 昇平^{1,b)}

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ンに着目した。このようなインタラクション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、インタラクション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ンを創発することで、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ンシステムの開発を目指す。ユーザとシステムは交互に単純な記号を表出し、ユーザはシステムと行ったインタラクションに対し評価を与え、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ンを創発できるインタラクションルールを獲得する。本稿ではヒューマンインタラクションシステムの第一段階として、ユーザの評価を N-gram 表現を基に動的に学習する手法を提案する。GUI を用いた感性評価実験を行った所、提案手法の有効性が示された。

1. はじめに

近年ヒューマンロボットインタラクションに関する研究 [1], [2], [3] が活発に行われ、人間とコミュニケーションを取りながら施設を案内するロボットや子どもと遊ぶためのロボットなど、様々な場面でロボットの活躍が期待されている。その中でもユーザがロボットに抱く印象を向上させる試み [4], [5], [6] が注目を浴びている。これは円滑なインタラクションを継続的に行うためにはインタラクションを行うもの同士が相手に好印象を持っている必要があるためと考える。小野らはユーザがロボットに対して信頼感や親近感を抱くことでユーザとロボットがより円滑にインタラクションすることが出来る可能性を指摘している [7]。

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ンに着目した。代表的なものとして即興で行われるジャズセッションや、やりとり遊び [8] などが考えられ、それらを対象とした研究 [9], [10] も行われている。このようなインタラクション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、インタラクション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ンを創発することで、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ンシステムの開発を目指す。ユーザはシステムと行っ

たインタラクションに対し評価を与え、システムはそれを動的に学習し、ユーザにとってより良いインタラクションを創発する。我々はこれまでにヒューマンインタラクションシステムの第一段階として、ユーザの評価を N-gram 表現を基に動的に学習する手法を提案 [11] し、有効性の検証として音（および対応するイメージ）を記号として用いた感性評価実験を行ってきた。本稿では視覚による単純なインタラクションとしてビーズパターン遊びに注目し、より単純な記号を用いたインタラクションにおける提案手法の有効性を検証する。

2. インタラクションモデル

本稿ではごく単純なインタラクションモデルを使用する。インタラクションモデルを原始的なものとするので、構築するシステムが汎用的なものとなり、他のインタラクションモデルを扱う場合に構築したシステムを応用することが可能となる。

図 1 に本稿で使用するインタラクションモデルを示す。なお、本稿では t 対話目におけるユーザの入力を CU_t 、システムの出力を CS_t とし、 M および S_{max} は任意の非負整数とする。インタラクションモデルはインタラクションフェーズと評価フェーズの 2 つから成る。インタラクションフェーズにおいてユーザとシステムはインタラクションを行う。また、本稿ではインタラクションに以下の制約を設けた。

- ユーザ、システムのどちらもあらかじめ設定された出力記号の中から記号を選び出力する
- ユーザとシステムは交互に記号を出力する
- ユーザとシステムは同じ回数だけ記号を出力する

¹ 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
^{a)} sakuma@katolab.nitech.ac.jp
^{b)} shohey@katolab.nitech.ac.jp

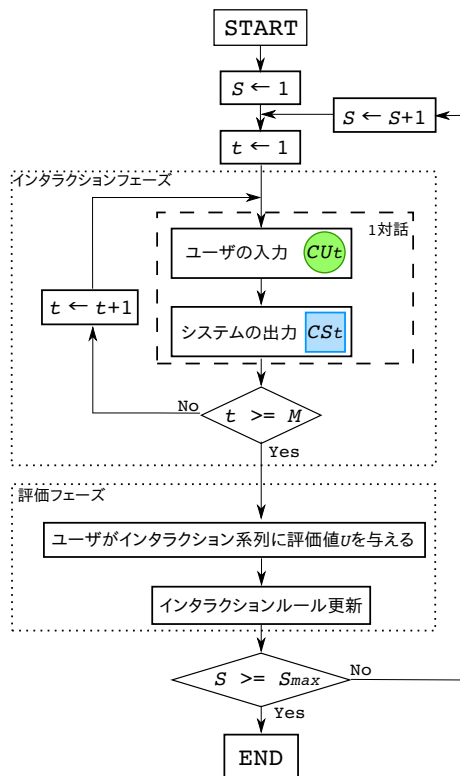


図1 インタラクションモデル
Fig. 1 Model of interaction.

インタラクションフェーズ後の評価フェーズにおいて、ユーザは直前のインタラクションフェーズにおいて創発したインタラクション系列の評価を行う。本稿では、ユーザは創発された記号系列中のパターンに対して評価するとした。創発された系列にユーザが主観的に良いと思うパターンが含まれていた場合、ユーザは高い評価値をシステムに与える。評価値 U ($-X \leq U \leq X$) は整数であり、 U の値が大きい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5章にて述べる。このように、インタラクションフェーズと評価フェーズを繰り返すことで、システムはユーザの評価傾向を反映したインタラクションルールを獲得する。インタラクションルールは評価フェーズの度に更新され、ユーザの評価傾向を動的に獲得する。そのため、ユーザの評価傾向の変化や、未学習の記号においてもシステムは動的に対応できる。なお、本稿ではユーザとシステムが順番に1回ずつ出力することを1対話と呼び、規定 (M) 回対話を行うことを1インタラクションと呼ぶ。 CS_t までの対話系列 (CU_1, CS_1, \dots, CU_t) を、獲得したインタラクションルールに入力することで確率的にシステムの出力 CS_t を決定する。単にユーザが高く評価したインタラクション系列を記憶・出力するだけでなく、確率を用いることで意外性の余地を残しつつユーザの評価傾向を反映したインタラクションを創発することが期待できる。

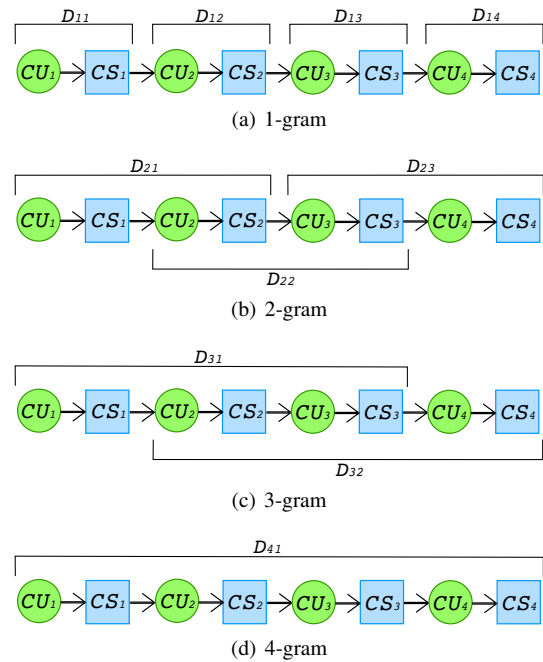


図2 ACNによる分割例 ($M=4$ の場合)
Fig. 2 Division example by ACN ($M=4$).

3. ユーザ評価傾向の獲得

3.1 All-Combinatorial N-gram

ユーザは M 対話毎にユーザの好みに従いシステムに評価を与える。ユーザが入力した評価値を1インタラクション全体への評価としてのみ捉えたと、評価時にユーザがどの対話系列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システムは把握出来ない。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) を提案する。ACN とは N-gram 表現に基づきインタラクション系列を分割する手法である。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 [12]。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、最小単位1対話とし N の値は1から M まで変化させ、それぞれにおいて1インタラクションを分割する。そのため、対話系列は最大 $M(M+1)/2$ 通り出力される。図2(a)から2(d)に $M=4$ の場合の分割例を示す。ただし、この例では対話系列 D が重複する場合は考慮していない。このように1インタラクションを分割することで、ユーザの評価傾向を詳細に獲得出来ると考える。

3.2 インタラクションルールの更新

本稿では生成された N-gram モデルの全集合をインタラクションルール R と呼ぶ。 R は今までの経験を全て保持しており、評価フェーズの度に更新される。 R の概要を図3に示す。また、 R の更新とは N-gram モデル内の各対話ルールの評価値履歴を更新することとする。ここで対話ルール R_{ij} とは、ACN による分割において出力された対

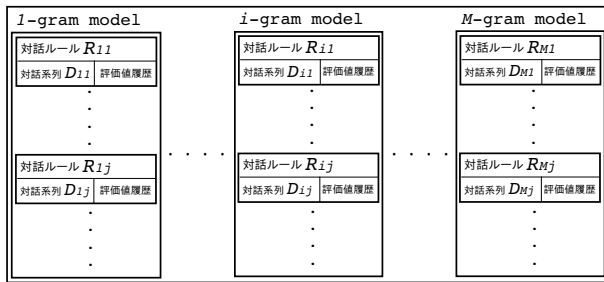


図3 インタクションルール R

Fig.3 Interaction-rule R .

話系列 D_{ij} と D_{ij} の過去の評価履歴を格納しているものとし、N-gram モデルとは対話ルールの集合である。対話系列 D_{ij} のある評価値 P は式 (1) で算出される。

$$P = \frac{U \times A_{ij}}{M - \|D_{ij}\| + 1} \quad (1)$$

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値、 A_{ij} は D_{ij} が 1 インタクションに出現した回数、 M は規定対話数、 $\|D_{ij}\|$ は D_{ij} の対話系列長を表す。

ユーザの評価をそのまま対話系列 D_{ij} に与えた場合、短い対話系列ほど何度も評価されやすい特性上、対話系列の評価の振れ幅が大きくなり、ユーザの評価傾向を正確に捉えることが出来ない。そこで、式 (1) は対話系列の長さ ($M - \|D\|$) によって対話系列への評価の絶対値が割引かれるように定義されている。これにより、対話系列長の違いによる評価値の振れ幅を減らし、より正確にユーザ評価傾向を捉えることが出来ると考える。

4. システムの出力

システムの出力 CS_t は獲得したインタクションルール R 及び、 CS_t までの対話系列 (CU_1, CS_1, \dots, CU_t) によって決定される。システムは評価フェーズにおけるユーザからの評価を最大化するような出力記号を選ぶ。

ユーザとシステムの出力記号の集合を α とし、出力 CS_t の候補を $\alpha_k \in \alpha$ とすると、システムは α_k に対する総評価予測値 E_{α_k} を以下の手順で決定する。

(1) 下式を満たす集合 $R_{\{\alpha_k\}}$ を求める。

$$R_{\{\alpha_k\}} = \{ \forall R_{ij} \in R \mid t - \|D_{ij}\| \geq 0 \wedge (CU_{t-\|D_{ij}\|}, CS_{t-\|D_{ij}\|}, \dots, CU_t, \alpha_k) = D_{ij} \} \cup \{ \forall R_{ij} \in R \mid t - \|D_{ij}\| < 0 \wedge (CU_1, CS_1, \dots, CU_t, \alpha_k, *, \dots, *) = D_{ij} \} \quad (2)$$

なお、 D_{ij} は対話ルール R_{ij} の持つ対話系列を、 $*$ は任意の出力記号を表す。

(2) 出力記号 α_k の総評価予測値 E_{α_k} を下式にて求める。

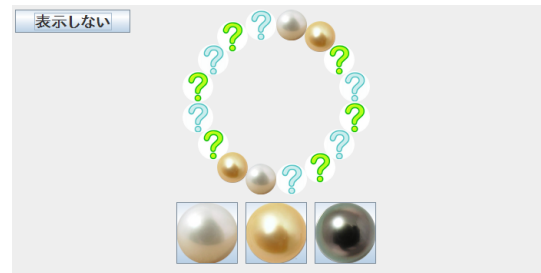


図4 実験に用いた GUI

Fig.4 GUI which used for the experiment.

$$E_{\alpha_k} = \sum_{R \in R_{\{\alpha_k\}}} F(R) \quad (3)$$

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

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、 $\sigma(R)$ は標準偏差を表し、 $\#R_{\{\alpha_k\}}$ は $R_{\{\alpha_k\}}$ の要素数を表す。なお式 (3) は正規分布の確率密度関数 (式 (4)) 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。

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

人の感性による評価はあいまいであり、その時の心情や状況などが影響するため同一のインタクションに常に同じ評価が与えられるとは限らない。しかし、ある程度のばらつきはありつつも好みのインタクションには平均して高い評価を与えると考えられる。本稿では人の評価のばらつきは正規分布に従うと仮定した。そして対話ルールの持つ評価履歴の評価値の標準偏差から決まる値を、評価値の平均値の尤度とした。分散が大きい対話ルールは尤度が小さくなり、その対話ルールの評価値の平均値は尤度を掛けることで絶対値が小さくなり、システムの出力決定への影響が小さくなる。逆に分散が小さい対話ルールは尤度が大きくなるため、その対話ルールの評価値の平均値はシステムの出力決定へ大きい影響を及ぼす。

以上の 2 ステップで算出された出力記号候補 α_k の評価期待値 E_{α_k} から相対的に α_k の生起確率 OP_k を算出し、 OP_k に基づいて確率的に CS_t を出力する。

$$OP_k = \frac{E_{\alpha_k}}{\sum_{\alpha_k \in \alpha} E_{\alpha_k}} \times 100 \quad (5)$$

これにより、 CS_t はユーザから高評価が得られる確率の高い記号となる。なお、抽出された対話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 CS_t を出力する。

5. システム評価

本稿で提案したシステムの有効性を確認するため感性評



図5 評価画面

Fig. 5 Screen of evaluation.

価実験を行った。まず、感性評価によってユーザの好むパターンのインタラクションを創発出来るかを検証し、次にユーザ評価傾向の検証によってインタラクションを通じてユーザの個性を獲得出来るかを確認する。

ユーザとシステムのインタラクションには GUI を用いた。図4に本実験で用いた GUI を示す。インタラクションフェーズにおいてユーザは GUI 下段に描かれているアイコンをクリックすることで記号を出力し、ユーザの出力から一定時間後にシステムが出力する。ユーザおよびシステムが出力を行うと GUI 上部に両者の出力履歴が描画される。また、規定回数の M 対話が終了すると1インタラクションが終了し、評価画面に移行する。表示される評価画面を図5に示す。ユーザからの評価値 U は-5(とても悪い)から+5(とても良い)の間の11段階($X = 5$)とした。本稿ではユーザ評価傾向としてインタラクション系列内のパターンに対する主観的評価を扱うため、あらかじめ被験者に評価基準に返答テンポとリズムを考慮しないよう指示した。

今回、ユーザとシステムの出力記号集合 α はビーズを模した3色の丸い図形からなる集合とし、1インタラクションは4対話($M = 4$)とした。被験者として20代男性13名にシステムとインタラクションを行わせた。なお、提案システムは本来動的に学習するものであるが、この実験では比較対象として動的に学習出来ないものを含むため、実験は静的環境で行った。すなわち、あらかじめ各被験者に未学習の提案システムとやりとりさせ、提案システムに各被験者のインタラクションルールを獲得させた上で実験を行った。学習はインタラクションフェーズと評価フェーズを20回繰り返すまで($S_{max} = 20$)とした。

5.1 感性評価

被験者には4つのシステムとやりとりさせ、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P):
提案手法によりユーザ評価傾向を学習したシステム
- 全体傾向システム(システムG):
被験者全員の評価傾向を学習したシステム
- ミラーリングシステム(システムM):

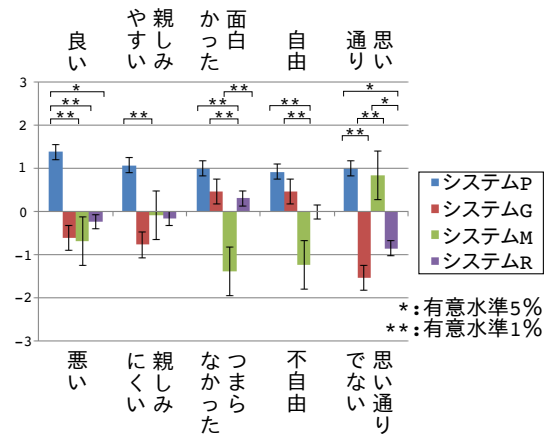


図6 感性評価

Fig. 6 Evaluation of sensitivity.

ユーザの出力をそのまま返すシステム

- 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
感性評価にはSD法を用い、5つの形容詞対について7段階評価で行った。評価に用いた形容詞対を以下に示す。
(1) 良い-悪い(システムに対して)
(2) 親しみやすい-親みにくい(システムに対して)
(3) 面白かった-つまらなかった(システムに対して)
(4) 自由だった-不自由だった(ビーズパターンに対して)
(5) 思い通りだった-思い通りでなかった(ビーズパターンに対して)

図6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。図6より、提案システムは感性評価の全ての項目において、他のシステムよりも高い評価を得ていることが分かる。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、提案システムは全体傾向システムとミラーリングシステムに対して有意水準1%、ランダムシステムに対して有意水準5%で有意に「良い」と評価されたことが分かる。これにより、提案システムはユーザの与えた「良い-悪い」の評価傾向を学習し、インタラクションに反映することが出来ていると考えられる。また、全体傾向システムに対して有意水準1%で有意に「親しみやすい」と評価され、ミラーリングシステムに対しては有意水準5%で有意に「面白かった」と評価された。このことから、提案手法による学習を行ったシステムは他のシステムよりもユーザにポジティブな印象を与えるインタラクションを創発することが確認された。なお、ミラーリングシステムが「思い通り-思い通りでない」項目に関して提案システムと並び高い評価を得ているが、提案システムはミラーリングシステムに対して有意水準1%で有意に「自由」であると評価されている。このことから、提案システムはユーザにとって自由でかつ思い通りのビーズパターンを創発することが出来るが、ミラーリングシステムは思い通りではあるがユーザにとって不自由なビーズパターンを創発することが分かる。これはミラーリングシステムが持

表 1 被験者 A のインタラクション系列

Table 1 Interaction Sequence of Subject A

学習時に最も高い評価を得た インタラクション系列 D_A	D_A と同一のユーザ出力を与えた場合に 創発確率が最も高いインタラクション系列	
	提案システム	全体傾向システム
b,w,y,b,b,y,w,b	b,w,y,b,b,y,w,b	b,b,y,y,b,b,w,b

表 2 被験者 A の感性評価結果

Table 2 Sensitivity Evaluation Result of Subject A

評価項目	提案システム	全体傾向システム	ミラーリングシステム	ランダムシステム
良い-悪い	1	-1	-1	-1
親しみやすい-親しみにくい	1	-1	1	-1
面白かった-つまらなかった	1	1	-2	-1
自由だった-不自由だった	1	1	-2	1
思い通りだった-思い通りでなかった	1	-1	-1	-2

つ直前のユーザの記号と同じ記号を出力する挙動の単純さから、ユーザが容易にシステムの出力を予測できるためと考えられる。

5.2 ユーザ評価傾向の検証

ここで、提案システムがユーザの評価傾向を反映出来たかどうか、インタラクションの履歴を用いて考察する。典型例として図 6 の評価平均に最も近い感性評価を与えた被験者 A を取り上げる。

表 1 に被験者 A が学習時に最高評価を与えたインタラクション系列 D_A 、および D_A のユーザの出力を提案システムと全体傾向システムに与えた場合の創発確率が最も高いインタラクション系列をそれぞれ示す。表 2 に被験者 A の感性評価結果を示す。また、表 3 と表 4 に提案システムと全体傾向システムがそれぞれ獲得したインタラクションルール集合を示す。なお、表中の w, y, b はそれぞれ出力記号の「白い丸」、「黄色い丸」、「黒い丸」であり、システムの出力に相当する部分は太文字で表記する。また、 $F(R)$ は式 (3) と同様に対話ルール R が持つ評価値履歴に含まれる評価値の平均値に尤度を積算した値であるが、評価値履歴が存在しない対話ルールの $F(R)$ は ϕ と表記した。表 1 より、ユーザの出力が D_A と同一の時、提案システムが創発する確率が最も高いインタラクション系列は D_A と同一であることが分かる。それに比べ、全体傾向システムではユーザの出力が同一であるにも関わらず、創発する確率が最も高いインタラクション系列は D_A と異なっていることが分かる。また表 3, 表 4 の結果から、 D_A (b,w,y,b,b,y,w,b) の創発確率は提案システムの場合約 27 % であるのに対し、全体傾向システムの場合約 19 % であり、ランダムシステムの場合約 1.2 % である。このことから、提案システムは全体傾向システムとランダムシステムに対して、高い確率で D_A を創発することが可能であることが分かる。以上から、提案システムは確率による意外性を持ちつつ被験者 A の傾向を反映したインタラクションを創発することができていると考えられる。

ここで、表 3 と表 4 を比較すると、1-gram model と 2-gram model の $F(R)$ が大きく異なることが分かる。また、全体傾向システムのインタラクションルールには存在するが、被験者 A のインタラクションルールには評価値履歴が存在しない対話ルールがあることも分かる。インタラクション系列の創発確率は式 (2) ~ (5) により算出されるため関与する対話ルール R の $F(R)$ によって決まると言ってもよい。被験者 A の場合、表 4 の (y,b) と (b,w,y,b) と (y,b,b,y) の $F(R)$ が表 3 では大きく増加しており、他の対話系列とも明確に差が出ている。これらの差が被験者 A の評価傾向として、創発されたインタラクション系列の違いを生んだと考えられる。

ユーザの傾向はインタラクションルール中の対話ルール R から算出される $F(R)$ の傾向として表現されると考える。学習時に被験者から評価を与えられた系列に対して、その系列の創発に関与する対話ルール R の $F(R)$ を求め、被験者が与えた評価値 U との相関分析を行った。分析には被験者 13 名全員の学習データを用いて、スピアマンの順位相関係数を被験者毎に求めた。分析の結果、提案システムにおける相関係数は全被験者 13 名で 0.6 を超えており、ユーザ評価値 U と $F(R)$ の高い相関が確認された。一方で、同様の分析を全体傾向システムに対して行ったところ相関係数が 0.6 を超える被験者は 6 名であり、提案システムと比べて相関係数は明らかに低かった。以上から、提案システムはユーザ評価値と相関の高いインタラクションルールを生成することができたことが分かる。

6. おわりに

本稿では、ユーザの好むインタラクションを提供するためのユーザ評価傾向を動的に学習する手法を提案した。また、ユーザ評価傾向を詳細に獲得する手法として All-Combinatorial N-gram (ACN) を用いたインタラクション系列の分割を提案した。GUI を用いた感性評価実験によって、提案システムは他のシステムと比べ、ユーザにポジティブな印象を与えるインタラクションを創発することを

表3 提案システムのインタラクションルール集合 R (表1の系列に関連する部分)

Table 3 Interaction-rule Set of the Proposal System R (The portion which has relation in the sequence of Table 1)

インタラクションルール R							
1-gram model		2-gram model		3-gram model		4-gram model	
対話系列	$F(R)$	対話系列	$F(R)$	対話系列	$F(R)$	対話系列	$F(R)$
b,w	0.6649	b,w,y,b	1.5958	b,w,y,b,b,y	0.9575	b,w,y,b,b,y,w,b	5
y,b	1.5032	y,b,b,y	1.4361	y,b,b,y,w,b	2.5	b,b,y,y,b,b,w,b	ϕ
b,y	0.1794	b,y,w,b	0.6678	b,b,y,y,b,b	ϕ		
w,b	0.6258	b,b,y,y	ϕ	y,y,b,b,w,b	ϕ		
b,b	-0.2261	y,y,b,b	ϕ				
y,y	ϕ	b,b,w,b	-0.3333				

表4 全体傾向システムのインタラクションルール集合 R (表1の系列に関連する部分)

Table 4 Interaction-rule Set of the Whole Tendency System R (The portion which has relation in the sequence of Table 1)

インタラクションルール R							
1-gram model		2-gram model		3-gram model		4-gram model	
対話系列	$F(R)$	対話系列	$F(R)$	対話系列	$F(R)$	対話系列	$F(R)$
b,w	0.1710	b,w,y,b	0.2713	b,w,y,b,b,y	0.9575	b,w,y,b,b,y,w,b	5
y,b	0.1026	y,b,b,y	0.3025	y,b,b,y,w,b	3.1915	b,b,y,y,b,b,w,b	3
b,y	0.1838	b,y,w,b	0.7658	b,b,y,y,b,b	0.1995		
w,b	0.2384	b,b,y,y	0.2736	y,y,b,b,w,b	0.0278		
b,b	0.2356	y,y,b,b	0.1407				
y,y	-0.1268	b,b,w,b	0.4091				

確認した。本手法は出現パターンの学習であるが、現段階ではユーザとシステムが交互に記号を出力するだけの原始的なインタラクションしか扱うことが出来ない。今後の課題として、実環境における様々なインタラクションに応用するためにモデルを改良しより高度なインタラクションを扱えるシステムを考案することがあげられる。具体的なアプローチとして、例えば音楽表現への応用としては、ユーザとシステムが自由なタイミングで記号を出力できるようにしたり、インタラクションモデルを連続音を許容できるものに変更することで、音楽的なセッションを行うことが出来るシステムの構築が可能と考える。また、行為を記号として捉えて物理的制約を考慮することで、やりとり遊びのように子供が遊べるような、あるいは育児の練習として大人が使えるようなインタラクションシステムの構築が可能であると考えられる。

参考文献

[1] 小笠原嘉靖, 田島敬士, 畠山 誠, 西田豊明: 引き込み現象に基づく人間とロボットの暗黙情報のコミュニケーション, 人工知能学会全国大会, Vol. 18, pp. 2B3-05 (2004).
 [2] 佐藤知正, 西田佳史, 市川純理, 畑村洋太郎, 溝口 博: ロボットによる人間の意図の能動的な理解機能, 日本ロボット学会誌, Vol. 13, No. 4, pp. 545-552 (1995).
 [3] 鴨田貴紀, 角 裕輝, 竹井英行, 吉池佑太, 岡田美智男: Sociable Dining Table: 相互適応による「コンコン」インタフェースに向けて, ヒューマンインタフェース学会論文誌, Vol. 12, No. 1, pp. 57-70 (2010).

[4] 西田謙一郎, 久保田直行: パートナーロボットのスパイキングニューロンを用いた予測に基づくコミュニケーション, インテリジェントシステム・シンポジウム講演論文集, Vol. 16, pp. 325-330 (2006).
 [5] 稲邑哲也, 稲葉雅幸, 井上博允: PEXIS: 統計的経験表現に基づくパーソナルロボットとの適応的インタラクションシステム, 電子情報通信学会論文誌. D-I, 情報・システム, I-情報処理, Vol. 84, No. 6, pp. 867-877 (2001).
 [6] 尾形哲也, 菅野重樹: 情動モデルを有する自律ロボット WAMOEBA-2(ワメーバ) と人間との情緒交流, 日本機械学会論文集. C 編, Vol. 65, No. 633, pp. 1900-1906 (1999).
 [7] 小野哲雄, 今井倫太, 江谷為之, 中津良平: ヒューマンロボットインタラクションにおける関係性の創出, 情報処理学会論文誌, Vol. 41, No. 1, pp. 158-166 (2000).
 [8] 香川泰子, 玉置哲淳: 「やりとり遊び」とは何か - D. スターン・H. ワロンを手がかりとして, 大阪教育大学幼児教育学研究, Vol. 5, pp. 55-67 (1985).
 [9] 金森 務, 片寄晴弘, 新美康永, 平井 宏, 井口征士: ジャズセッションシステムのための音楽認識処理の一実現法, 情報処理学会論文誌, Vol. 36, No. 1, pp. 139-152 (1995).
 [10] Kuriyama, T. and Kuniyoshi, Y.: Acquisition of Human-Robot Interaction Rules via Imitation and Response Observation, *Proceedings of the 10th international conference on Simulation of Adaptive Behavior: From Animals to Animats*, SAB '08, Springer-Verlag, pp. 467-476 (2008).
 [11] 佐久間拓人, 宮越喜浩, 加藤昇平: All-Combinatorial N-gram を用いたユーザ評価傾向の動的獲得手法, 人工知能学会論文誌, Vol. 28, No. 3 (2013)(採録決定).
 [12] 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).