

# All-Combinatorial N-gram を用いたビーズパターン遊びにおける応答規則の動的獲得

Dynamic Acquisition Response Rule in Beads Pattern Play Using the All-Combinatorial N-grams

佐久間 拓人 加藤 昇平  
Sakuma Takuto Kato Shohei

名古屋工業大学工学研究科情報工学専攻

Dept. of Computer Science and Engineering, Graduate School of Engineering, Nagoya Institute of Technology

We paid our attention to the interaction for purpose of enjoying turn-taking. We believe that it is necessary to reflect the preference of the user for an interaction so that a user has a positive impression for the system through such an interaction more. This research aims at development of the human interaction system which a impression for the system of a user improves by the system reflect a preference of the user, and emergence does a better interaction for the user. The user gives an evaluation to the interaction that the user and the system performed, and the system learns it dynamically. The system carries out emergence of a better interaction for a user. This report pays attention to beads pattern play as simple interaction by the sight, and inspects effectiveness of the proposal method in interaction using simpler symbol.

## 1. はじめに

ヒューマンロボットインタラクションに関する研究分野では、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 [尾形 99] や子どもと遊ぶためのロボット [阿部 11] など、扱うインタラクションの種類が異なることが多い。本研究で扱うインタラクション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である。ペットロボットの AIBO [Fujita 04] やアザラシ型メンタルケアロボットの PARO [Wada 06] などを代表例として様々なプラットフォームが開発されているが、これらのロボットが扱うインタラクションもやり取り自体を楽しむことを目的としていると考えられる。このようなインタラクションを扱うロボットやシステムには何が求められているだろうか。

インタラクションを行う相手に対し、良い印象を持てなければ継続してインタラクションを行う事は困難であると考えられる。そのため、ユーザがロボットに抱く印象を向上させるようなインタラクションを行う必要があると考える。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 [小野 00]。

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の中でも特にやりとり遊び [香川 85] に着目した。これは一般的に乳児と養育者の間で行われる遊びで、いないいないばあをはじめ、ボール遊び、物の受け渡しなどを代表例とし、これらを対象とした研究 [大井手 07, 栗山 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

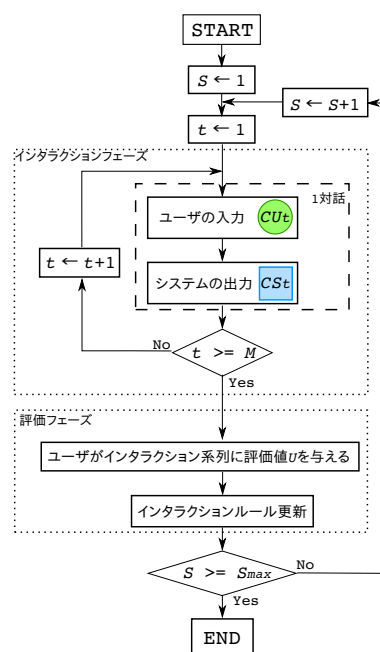


図 1: インタラクションモデル

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、インタラクションのユーザ評価傾向を N-gram 表現を用いて動的に学習する手法 [佐久間 13] を提案し、有効性を検証するために音（および対応するアイコン）を用いたインタラクションにより感性評価実験を行ってきた。そこでは、インタラクションにおけるユーザの応答時間の影響を排除するために生成された音系列にリズム的特徴を持たせずに旋律的特徴のみを聴取させ感性評価を実施した。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。

連絡先: 加藤昇平, 名古屋工業大学, 愛知県名古屋市昭和区御器所町, 052-735-5625, shohey@katolab.nitech.ac.jp

## 2. インタクションモデル

本稿ではごく単純なインタクションモデルを使用する．インタクションモデルを原始的なものとする事で，構築するシステムが汎用的なものとなり，他のインタ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．インタクションモデルはインタクションフェーズと評価フェーズの 2 つから成る．インタクションフェーズにおいてユーザとシステムはインタクションを行う．また，本稿ではインタ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

インタ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クションフェーズにおいて創発したインタ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， $U$  の値が大きいく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クションルールを獲得する．インタ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．

## 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 [徐 03]．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．

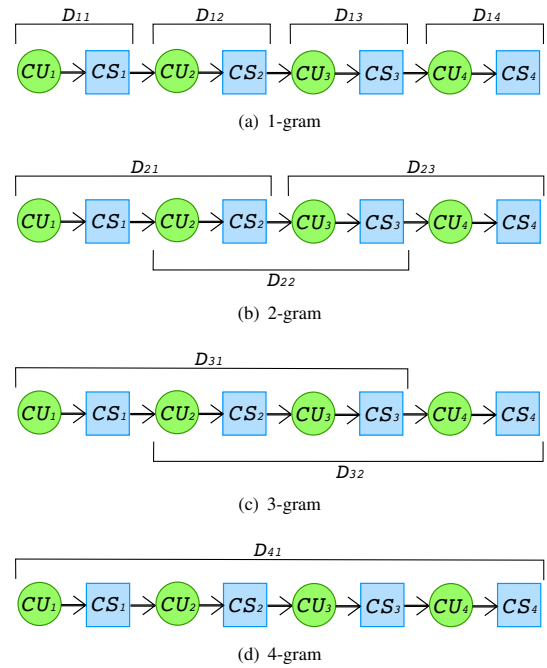


図 2: ACN による分割例 ( $M=4$  の場合)

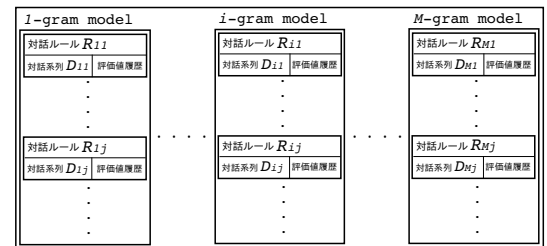


図 3: インタクションルール  $R$

### 3.2 インタ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 ( $M - \|D_{ij}\|$ ) 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



図 4: 実験に用いた GUI



図 5: 評価画面

考える .

#### 4. システムの出力

システム出力  $CS_t$  は獲得したインタラクションルール  $R$  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  $\alpha$  とし、出力  $CS_t$  の候補を  $\alpha_k \in \alpha$  とすると、システムは  $\alpha_k$  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. 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  $\alpha_k$  の総評価予測値  $E_{\alpha_k}$  を下式にて求める .

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

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

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 .

以上の 2 ステップで算出された出力記号候補  $\alpha_k$  の評価期待値  $E_{\alpha_k}$  から相対的に  $\alpha_k$  の生起確率を算出し、確率的に  $CS_t$  を出力する . 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 .

今回、ユーザとシステムの出力記号集合  $\alpha$  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 . 1 インタラクションは円の半分に相当し、残りの半円は点対称で作成した . 被験者として 20 代男性 12 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):  
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-親しみにくい (システムに対して)

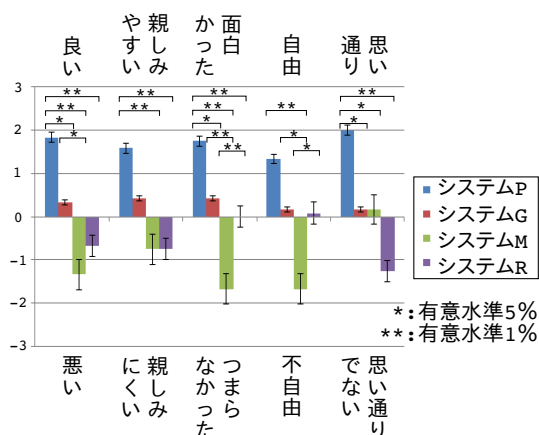


図 6: 感性評価

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(ピースパターンに対して)
5. 思い通りだった-思い通りでなかった(ピースパターンに対して)

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、提案システムはミラーリングシステムとランダムシステムに対して有意水準 1%，全体傾向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、他の全てのシステムと比べ有意に「面白かった」「思い通りだった」と評価されたことから、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。

## 5.2 ユーザ評価傾向の検証

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 12 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 12 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 1 名のみであり、7 名の被験者で負の相関が確認された。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確認した。本手法は出現パターンの学習であるが、现阶段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ボールを渡す、受け取るなどの「行為」を記号として捉えて物理的制約を考慮したプラットフォームを開発することで、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

- [阿部 11] 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. 1-2B-3 (2011)
- [Fujita 04] Fujita, M.: On activating human communications with pet-type robot AIBO, *Proceedings of the IEEE*, Vol. 92, No. 11, pp. 1804-1813 (2004)
- [香川 85] 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)
- [栗山 10] 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)
- [尾形 99] 尾形 哲也, 菅野 重樹: 情動モデルを有する自律ロボット WAMOEBEA-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)
- [小野 00] 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)
- [大井手 07] 大井手 友美, 渡辺 絢子, 荻野 正樹, 浅田 稔: 報酬予測に基づく初期コミュニケーションの獲得, ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集, pp. 1-2 (2007)
- [佐久間 13] 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, pp. 273-278 (2013)
- [Wada 06] Wada, K. and Shibata, T.: Robot therapy in a care house - its sociopsychological and physiological effects on the residents, in *Robotics and Automation, 2006. ICRA 2006. Proceedings 2006 IEEE International Conference on*, pp. 3966-3971 (2006)
- [徐 03] 徐 金安, 荒木 健治, 柘内 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)