人工神経回路モデルと声道物理モデルを用いた 母音模倣モデルに基づく音素獲得シミュレーション

神田 尚* 尾形 哲也* 高橋 徹*
駒谷 和範* 奥乃 博*

Phoneme Acquisition based on Vowel Imitation Model using Recurrent Neural Network and Physical Vocal Tract Model

Hisashi Kanda*, Tetsuya Ogata*, Toru Takahashi*,
Kazunori Komatani* and Hiroshi G. Okuno*

This paper proposes a continuous vowel imitation system that explains the process of phoneme acquisition by infants from the dynamical systems perspective. Almost existing models concerning this process dealt with discrete phoneme sequences. Human infants, however, have no knowledge of phoneme innately. They perceive speech sounds as continuous acoustic signals. The imitation target of this study is continuous acoustic signals including unknown numbers and kinds of phonemes. The key ideas of the model are (1) the use of a physical vocal tract model called the Maeda model for embodying the motor theory of speech perception, (2) the use of a dynamical system called the Recurrent Neural Network with Parametric Bias (RNNPB) trained with both dynamics of the acoustic signals and articulatory movements of the Maeda model, and (3) the segmenting method of a temporal sequence using the prediction error of the RNNPB model. The experiments of our model demonstrated following results: (a) the self-organization of the vowel structure into attractors of RNNPB model, (b) the improvement of vowel imitation using movement of the Maeda model, and (c) the generation of clear vowels based on the bubbling process trained with a few random utterances. These results suggest that our model reflects the process of phoneme acquisition.

Key Words: Phoneme Acquisition, Recurrent Neural Network, Physical Vocal Tract

1. はじめに

人間がいかに関言語を獲得するかは、いまだ認知発達学における謎である。この問題は、進化的言語学における研究課題の一つとされており、言語の起源や構造の理解を目的として盛んに研究が行われている [1] [2]。言語獲得研究は、主に語彙の獲得や複雑な文法の習得を焦点としているが、幼児は、言語獲得の基礎として、初語を発するずっと以前の段階から、すでに発声活動（クーイングや喃語）を行っている。近年、脳神経科学分野の発展により、音声生成と知覚の関連が明かにされつつあることから [3] [4]、幼児が音声を生成する発達過程の詳細を知ることは、これ以降の言語獲得全般を考える上で重要であると言える。

本稿では、認知発達ロボティクス [5] の観点から、音声模倣シミュレーションを用いた初期音素獲得プロセスのモデル化を行うことを目的とする。認知発達ロボティクスは、ロボットが

再現する認知発達プロセスを構成論的に検証することで、人間の認知に関する理解を深め、新たなロボット技術への応用を目的とした研究領域である。近年、ロボット工学分野において認知発達ロボティクスと同様の考え方が広く注目されており、ロボットによる人間の認知・運動機能の発達の獲得を目的とした研究が行われている [6]~[8]。

幼児は親の声の模倣を通して音声言語を獲得すると言われていた [9]。従来、音声模倣インタラクションによる母音獲得研究が行われており、複数エージェントによるシミュレーションまたは実ロボットを用いた母音獲得過程を実現している [10]~[13]。これらの研究では、音声生成時の構音運動という身体拘束条件を考慮することで共通音素を獲得しているが、音声インタラクションにおける発話は1母音と定義されていた。つまり、音響信号が離散的な音素列であることを前提としている。しかし、親の子供への語りかけを考えた場合、その内容は通常言葉であり、一母音であるケースは稀である。より自然な発達過程のモデル化のためには、特に「離散から連続へ問題の拡張」が必要といえる。連続音響を対象にした際、従来モデルでは、「未知数・未知種類の音素が含まれる音響信号中の音素境界同定」の

原稿受付 2008 年 12 月 20 日

*京都大学大学院情報学研究科

*Graduate School of Informatics, Kyoto University

■ 本論文は学術性で評価されました。

問題を解決することは難しい。例えば、音素種類が既知であれば、HMMなどの従来法で正確な音素境界の同定が可能であるが、音素に関する知識がない状態では大変困難な問題といえる。

Kuhlら[14]によって示されている一般的な健常幼児の生後1年間の音声知覚・生成発達過程を参照すると、幼児は、3~5ヶ月期において母音様(vowel-like)の音声生成から、親の音声に対して母音のみを利用した模倣を行い、6ヶ月ごろに母語に特化した母音知覚が形成される。我々は、幼児が音素の事前知識を持たない状態からいかにして母国語の音素体系を獲得するかが、初期言語獲得過程における根本的な問題であると考えられる。

我々は、次の二つの仮説をたてる：

仮説1：人間の幼児が音声を音素列としてではなく連続音響信号として扱う。

仮説2：音素獲得には構音運動情報を用いた音声の分節化が不可欠である。

一つ目の仮定は、幼児が生まれながらに音響信号中の音素境界を知らないこと、二つ目の仮定は、実音声は文脈に応じて同じ音素に対する音響信号が一定パターンをとらないことに対応する。幼児は成長するにつれて、周囲で使われる言語の韻律やリズム、アクセントを基に模倣できるか否かを試行錯誤していくうちに、音素の単位を発見できるようになると考えられる。

本研究では、Recurrent Neural Network with Parametric Bias (RNNPB) [15] と呼ばれる人工神経回路モデルを用いて連続音響信号と構音運動の分節化による母音獲得モデルの構築とその検証を行った。我々はすでに、音声を時系列ダイナミクスとして扱う音声模倣モデルを構築している[16]。この模倣モデルでは、Maedaモデル[21]と呼ばれる人間の発声構造を反映した声道物理モデルを用いて音声模倣を実現した。我々は、この音声模倣モデルにRNNPBによる時系列ダイナミクス分節化手法[17]を適用する。この手法は複数のシーケンスからなる時系列ダイナミクスをRNNPBの予測誤差に基づいて分節化を行い、各分節区間のシーケンスを1組のパラメータ値として表すことが可能である。この手法により、連続音声の中の音素遷移がパラメータ値の切り替わりとして自己組織化されることを期待する。

本稿では、本模倣モデルにおける、身体拘束(声道)を考慮することによる母音知覚の有効性、音声模倣時における聴取音声の話者性と文脈に依存する音素系列の差異判別、ランダム音声バブリングによる幼児の音声発達過程の再現性について述べる。

2. 本研究の課題

発声は声道という身体により生成される行為であり、この身体拘束が連続音声の構造に影響していると考えられる。つまり、音素が滑らかにつながるのは、発声動作において声道が連続的な構音動作を行うためであり、この構音動作の制御に着目することで音素間を自然につなげることができると考えられる。

本研究では、従来の離散的な音どおしの比較による目的の音響信号の比較・再現ではなく、連続的な音声と身体拘束の関係性を考慮した音声模倣の実現に取り組む。さらに、音声模倣を通じた音素構造の獲得について考察する。これらを実現するには、主な課題として以下の3点が挙げられる。

課題1：音声生成過程における身体拘束

音声の連続的な構造のみでは、音声発達過程における幼児の構音発達過程との関連を検証することができない。そのため、我々は音声生成モデルとして、解剖学的知見に基づく声道物理モデルであるMaedaモデルを使用する。

母音の音響的カテゴリが発声系の筋電位特性と相関関係を持つことを示した党らの研究[18]や、調音ジェスチャの変化に対する母音のフォルマント周波数変化量が相関を示すことを見出した廣谷らの研究[19]からも、発声構造の考慮が母音知覚形成に重要であることが分かる。

課題2：音声・構音動作の時系列ダイナミクス

幼児は音素に関する事前知識を持たない。音素の種類、クラス数が未知である場合、隠れマルコフモデル(HMM)などの統計的確率モデルを用いた音響信号パターン処理は効率的ではない。さらに、大量の学習データを一度に計算する手法は、幼児の発達過程を再現するには不適切であると考えられる。

そこで、我々は複数の時系列ダイナミクスを学習可能な人工神経回路モデルRNNPBを使用する。RNNPBモデルは、ミラーニューロンと類似した構造を持ち、生成(順モデル)と認識(逆モデル)を同じ機構で実現可能である。さらにRNNPBの汎化能力により未知音声に対する音声模倣が期待できる。

課題3：自己組織的な母音構造抽出

複数の音響信号の中から音素境界を抽出する手法について、HMMを用いた教師なし学習の比較検討をQiaoらが行っている[20]。この手法では、音響信号をフレームごとに分割し、評価関数に基づいて隣接フレームをマージすることで、音素数・クラスを与えることなく音素境界を検出している。しかし、我々は課題1に示した通り、音声は人間の声道により生成されることを考慮するため、時間変化が複雑な音響パラメータの比較による分節化ではなく、声道ダイナミクスに着目した分節化を考える。

そこで、我々はRNNの予測可能性に基づく時系列ダイナミクス分節化手法を適用する[17]。予測可能性とは、単一のダイナミクスから生成されたシーケンスは安定した予測が可能であると定義される。複数の時系列パターンから自己組織化を行いつつ共通の力学構造を抽出することにより、音声に含まれる母音の獲得を行う。

開発した模倣モデルは、構音動作とその動作によって生成される音声を関連付けることにより、模倣モデルが自らの身体拘束を理解し、その経験から人間の声に対する音声模倣を行うシステムである。

3. 母音模倣モデル

3.1 音声模倣プロセス概要

本研究では、音声・声道のダイナミクスに着目し、連続音響信号分節化による母音模倣モデルを構築した。本モデルは、すでに提案した音声模倣モデル[16]を基に、構音動作と音声データをRNNPBで学習させるとともに時系列ダイナミクス分節化手法を適用し、各分節区間での力学構造を抽出する。さらに、

Fig. 1 Imitation process

抽出した力学構造を利用することで、既知・未知の聴取音声認識可能となり、連続音声の模倣が可能となっている。

本模倣プロセスを Fig. 1 に示す。模倣プロセスは学習・認識・生成の 3 フェーズがあり、以下のとおりである。

1. 学習（音声バブリング）

本模倣システムに構音動作を入力し、複数母音を含む音声生成させ、構音動作と生成音声に関連付ける。このフェーズは、幼児であるシステムが「どのように声道を動かせばいかなる音声生成されるか」を学習する“音声バブリング”に相当する。

2. 認識（親の発声音を聴取）

本システムに人間が発話した音声を入力し、入力された音声生成するであろう構音動作を計算する。このフェーズは、システムが「聴取した音を自分が発話するとしたら、どのような構音運動を行うであろうか」を認識することに相当し、システム自らが持つ声道の身体拘束を反映した音声認識と言える。

3. 生成（聴取音に対する音声模倣）

最後に、本システムが認識フェーズで計算した構音動作を用いて模倣音声生成する。

上記の各フェーズにおいて、時系列ダイナミクス分節化手法 [17] を適用する。本模倣システムは時系列ダイナミクスとして構音動作と音声を自己組織的に結び付けることが可能となり、認識・生成フェーズにおいて、この関係性を利用する。

3.2 解決策 1：声道物理モデル

人間の発声機構を模擬する音声生成モデルでは、発声器官の幾何学的構造とその力学的な構造に起因する制約や音声生成にかかわる音響的な制約が組み込まれており、人間の発話動作を真似たより自然なパラメータ制御が期待できる。また、パワースペクトルなどの音響パラメータでは、時間変化が複雑で音素間の変化パターンを簡単に補間することが困難であるのに対し、物理的な制約のある発声器官の運動に基づく構音パラメータは時間的に連続で滑らかに変化し、連続音声の合成に有利である。

本模倣システムには、Maeda により提案された声道物理モデル [21] を用いる。このモデルは、母音生成時の声道器官の正中矢状面をレントゲン撮影し、形状を N 点分割した後の主成分分析により得られた七次元パラメータを持つ。これら七つのパラメータを設定することで声道形状を決定し、それに対応する音声生成することができる。Maeda モデルの七次元パラメータを Table 1 に示す。各パラメータは $+3 \sim -3$ の実数値により表現され、その値の増減に対して、次の関係が成り立つ：JP) 顎位置の上下, TDP) 舌背位置の前後, TDS) 舌背位置の上下, TTP) 舌尖の上下, LO) 唇の開閉, LPR) 唇位置の前後, LP) 喉頭位置の上下。

Table 1 Parameters of the Maeda model

Number	Name	value: +3 ... -3
1	Jaw position (JP)	upper ↔ lower
2	Tongue dorsal position (TDP)	forward ↔ back
3	Tongue dorsal shape (TDS)	upper ↔ lower
4	Tongue tip position (TTP)	upper ↔ lower
5	Lip opening (LO)	close ↔ open
6	Lip protrusion (LPR)	forward ↔ back
7	Larynx position (LP)	upper ↔ lower

Table 2 The F1 and F2 averages of the Maeda model

	/a/	/i/	/u/	/e/	/o/
F1	667	234	269	401	500
F2	1214	2161	924	1894	902

Fig. 2 RNNPB model

音声生成可能な声道モデルには、ほかにも PARCOR [22] や Mel-Cepstrum [23], 極めて高精度の音響再現機能を持つ STRAIGHT [24] などがある。しかし、本研究では、人間の認知発達過程をシミュレートするため、解剖学的知見に基づく Maeda モデルが適切であると考えられる。

Table 2 は、Maeda モデルが生成する定常母音の第 1・第 2 フォルマント (F1, F2) の平均値を示す。

3.3 解決策 2：人工神経回路モデル RNNPB

我々は、谷ら [15] によって提唱された Fig. 2 のような Parametric Bias (PB) を持つ RNN を人工神経回路モデルとして用いる。このモデルは、現状態を入力として次状態を出力とする予測器と見なすことができる。RNNPB は再帰結合を持ち、非線型な時系列パターンを学習することができる。さらに、PB 値を変更することで、一つの RNNPB に複数の時系列パターンを埋め込むことが容易となり、各時系列パターンに対応した PB 値を PB 層に入力することで求めるパターンを出力させることができる。また、学習に時間がかかる反面、少量の学習データで汎化可能という利点がある。

3.4 解決策 3：RNNPB による時系列ダイナミクス分節化手法

適用する時系列ダイナミクス分節化手法は、RNNPB の予測誤差を用いて分節位置を決定する。具体的には、単一のダイナミクスから生成されたシーケンスは安定した予測が可能であるという「予測可能性」を利用する。

RNNPB は、ある一定の PB 値が与えられている際のダイナミクス特性は同一である。単一の PB 値で予測可能なシーケンス、すなわち単一のダイナミクスから生成されたシーケンスで

Fig. 3 Segmenting multiple dynamics

は、予測が成功するためエラーは小さくなる。一方、複数のダイナミクスから生成されたシーケンスでは、ダイナミクスが切り替わる際に予測エラーが大きくなる。この予測エラーを分節化に利用する。概念図を Fig. 3 に示す。

以下、総ステップ数が T である時系列データ $D(t)$ ($t = 1, 2, \dots, T$) を、 N 個の区間 $S_0, S_1, \dots, S_{N-1}$ に分節化する手順を述べる。また、区間 S_{i-1} と S_i の境界を $t = s_i$ とする。すなわち、 i 番目の区間 S_i は、区間 $[s_i, s_{i+1}]$ となる。

手順 1：初期化

入力されたシーケンスを N 等分する。境界 s_i ($i = 0, \dots, N$) は以下のように求める。

$$s_i \leftarrow i \cdot T/N. \quad (1)$$

手順 2：RNNPB の学習

ニューラルネットの結合重みと PB 値を更新する。このとき、各区間 S_i での PB 値は一定である。

手順 3：エラーの算出

各ステップで、RNNPB の予測値 $P(t)$ ($P(t)$ は、Fig. 2 における $S(t+1)$) を算出し、各区間における平均誤差 E_i ($i = 0, \dots, N-1$) を以下のように求める。

$$E_i \leftarrow \frac{1}{s_{i+1} - s_i} \cdot \sum_{t \in S_i} \|D(t) - P(t)\|. \quad (2)$$

手順 4：区間幅の更新

境界 s_i ($i = 1, \dots, N-1$) を以下のように更新する。ここで、 ds は境界の更新幅である。

$$s_i \leftarrow \begin{cases} s_i - ds & \text{if } E_{i-1} > E_i \\ s_i & \text{if } E_{i-1} = E_i \\ s_i + ds & \text{if } E_{i-1} < E_i, \end{cases} \quad (3)$$

手順 5：手順 2 から 4 を学習が収束するまで繰り返す。

RNNPB はダイナミクス予測器であるため、二つ以上の音韻遷移、定常状態の一つの PB で表現できる。例えば、学習データが、 $/aiu/$ 、 $/aie/$ の場合は、 $/ai/$ の部分が一つの PB で表現される。しかしここに $/aeu/$ のような学習データを加えることで、 $/a/$ と $/i/$ の境界で予測エラーが大きくなり、分節位置が現れることになる。十分に多様なデータを与えることで適切な母音位置が得られる。

Fig. 4 Calculation in the recognition phase

3.4.1 PB 値学習方法

本研究では、各分節区間ごとに PB 層の内部値を求める。PB 層の内部値はニューロンの結合重み・閾値と同様に、時刻 t ごとに出力（予測）誤差から学習信号を求め、Backpropagation through time (BPTT) [25] を行うことにより計算される。入力シーケンスの i 番目の分節区間 S_i の長さは $s_{i+1} - s_i$ であり、 S_i の k 番目の PB 値は以下のように求める。ここで、 ε は学習定数である。

$$\delta \rho_{i,k} = \varepsilon \cdot \sum_{t=s_i}^{s_{i+1}} \delta_{i,k}(t), \quad (4)$$

$$p_{i,k} = \text{sigmoid}(\rho_{i,k} + \delta \rho_{i,k}), \quad (5)$$

式 (4) で、区間 S_i における学習信号は、それぞれの PB 値 $\rho_{i,k}$ に対して各ステップにおけるエラー $\delta_{i,k}$ の総和 $\delta \rho_{i,k}$ として計算される。この学習信号 $\delta \rho_{i,k}$ を現在の内部値に加算してからシグモイド関数に通して出力される値 $p_{i,k}$ を PB 値とする。

3.4.2 認識・生成時の計算手法

学習済み RNNPB を用いて、以下のように時系列データの認識ができる。認識対象の時系列データをステップごとに入力し、出力される予測値と実際の値の誤差を求める。この際コンテキスト層の初期値は全データで共通である。その誤差を利用し、結合重みを固定した状態で、BPTT 法により PB 値のみ修正する。この結果得られた PB 値は、入力時系列に対応した値となる。

入力音声の認識フェーズにおいては、学習時とは異なり構音パラメータは入力されず、音声パラメータのみ入力される。そこでステップ 1 において構音パラメータの標準値 (Maeda モデルの七次元ベクトルすべてが 0) のみを与え、それ以降のステップでは閉ループにより構音パラメータの計算を行う (Fig. 4 参照)。BPTT においては、ステップ $t+1$ における構音パラメータの出力を、ステップ t における入力とする。つまり構音パラメータノードは他のコンテキスト層と同様に扱われる。

RNNPB を用いた時系列データの生成方法を、Fig. 5 に示す。入力層、コンテキスト層に、時系列データの初期値（認識時に使用した標準値）、PB 層に生成対象の時系列データの PB 値を入力する。次ステップの予測値を出力し、この予測値を再

Fig. 5 Calculation in the generation phase

帰的に入力層に与えることにより、PB 値と初期値に依存した時系列データの予測値を生成することが可能となる。

各区間の接続部では、認識時に得られた PB 値 p_i を各区間境界 s_i に入力（区間内で一定）し、各区間ステップ 0 の入力層に前区間最後の音声・構音パラメータ値を入力する。以上のプロセスにより、認識された入力音声に対する模倣音（構音パラメータ）を得ることができる。

4. 音声模倣システム

本模倣モデルのシステム設計について述べる。模倣システムの概観は Fig. 6 のとおりである。以下に、模倣システムの概要と、本稿で扱う特徴量、その作成方法について述べる。

4.1 模倣システムの概要

本システムにおける音声模倣の手順は以下のとおりに行う。まず、学習フェーズにおいて、時系列構音パラメータを 4.2.1 項で説明する方法によって求め、それを Maeda モデルに入力することで音声を出力させる。出力した音声を音声パラメータ（Sound parameters: SPs）に変換し、得られた各音声パラメータとそれを生成する構音パラメータ（Articulatory parameters: APs）を用いて RNNPB の重みを学習させる。

次に、認識フェーズにおいて、人がマイクから入力した音声を音声パラメータに変換し、音声パラメータのみを RNNPB に入力する。このとき、学習時に構成した RNNPB の重みは固定し、PB 値のみを計算する。

最後に、認識時に得られた PB 値を構成済みの RNNPB に入力することで構音パラメータを求め、その構音パラメータを Maeda モデルに入力し模倣音声を得る。

4.2 使用する特徴量

4.2.1 構音パラメータ（APs）

Maeda モデルの各母音に対する構音パラメータは求められている。また、Maeda モデルはある時間間隔で構音パラメータを指定すると、その間の構音パラメータを線形的に補間し、滑らかな音声を生成することが可能である。本システムでは構音表パラメータとして 1 の 1~6 番を用いる。7 番目のパラメータ LP は母音発音時に一定値をとるため、本実験では扱わない。

Maeda モデルは時間的な変化に対する構音制御制約がないため、本実験において、時間軸に対して身体拘束処理を施している。例えば、RNNPB から出力された構音パラメータが激しく時間変動する場合がある。これは、未知音声に対する声道挙動

Fig. 6 Diagram of the experimental system

の予測困難により生じるもので、声道モデルの物理的な制御の許容限度を越えるものである。このため、生成フェーズにおける身体拘束処理として、隣り合うステップで急激な変動による発声動作を抑制するため、時間軸に対して構音パラメータの平滑化処理を行った。具体的な計算方法は以下のとおりである。各ステップの構音パラメータと、その前後のステップのパラメータを合計し、平均した値をそのステップのパラメータとした。

4.2.2 音声パラメータ（SPs）

我々は音声パラメータとして STRAIGHT 分析により得られた Mel-Frequency Cepstrum Coefficients (MFCCs) の一種 [24] を用いた。一般的に、MFCCs は短時間フーリエ変換によるパワースペクトルから計算されるが、声帯振動が生み出す基本周波数の違いにより個人間の韻律の違いの影響を受けやすい。そこで音声パワーのメルフィルタバンク処理後に離散コサイン変換を行った。この STRAIGHT 分析は、基本周波数に応じた分析窓幅を設定するピッチ分析を行うため、基本周波数に独立で滑らかなパワースペクトルを求められる。以上により、個人間の韻律の違いを除去、つまり声道長を正規化したのと同様の MFCCs が得られる。

以下、本実験において、サンプリング周波数 10 [kHz]、1 チャンネルの音声波形を使用する。フィルタバンク数を 12 に設定し、MFCCs 分析により得られた 12 次元音声パラメータのうち、低次から数えて三〜七次元の五次元パラメータを用いた。この音声特徴量は、MFCCs の一、二次元に含まれるスペクトル傾斜を除去することで、母音の特徴を保持しつつ、基本周波数成分 (F0) の除去を行ったパラメータとなっている。本稿では、音声の抑揚について扱わないため、上記の処理を行った。

5. 評価実験

本研究で提案した音声模倣モデルを用いて音素獲得シミュレーションを行った。条件として、システムに音素数や音素クラスについての事前知識は与えない。本実験では学習フェーズにおいて分節数 $N = 8$ とし、境界更新幅 ds は重み学習 10 回について 1 移動させた。認識フェーズでは RNNPB の予測エラーが小さくなるよう各入力データに対して ds 、 N を変化させた。具体的には、具体的には、データ全体のエラーが減少するに従って ds を減少させ、 N は全体エラーが収束しない場合に増加さ

Table 3 Input sound data in the recognition phase

two-vowel		three-vowel						four-vowel
/ae/	/io/	/aeo/	/eai/	/iae/	/oae/	/uai/		/aiue/
/ai/	/iu/	/aeu/	/eia/	/iai/	/oai/	/uao/		/eoai/
/ao/	/oa/	/aia/	/eiu/	/ieo/	/oao/	/uea/		/iueo/
/au/	/oe/	/aie/	/eoa/	/ioa/	/oau/	/uei/		/oaiu/
/ea/	/oi/	/aio/	/eoe/	/ioe/	/oei/	/ueo/		/ueoa/
/ei/	/ou/	/aiu/	/eoi/	/iuo/	/oeo/	/ueu/		
/eo/	/ua/	/aoa/	/eou/	/iue/	/oiu/	/uio/		
/eu/	/ue/	/aou/	/eua/	/iui/	/oue/	/uiu/		
/ia/	/ui/	/aue/	/eue/	/iuo/	/oui/	/uoa/		
/ie/	/uo/							

せた。

以下に、本模倣モデルにおける学習フェーズについて、2種類の音声バブリング条件で音声模倣実験を行った。実験1では、Maedaモデルによりすでに決定されている母音の声道形状(Maedaモデル母音)を用いて、学習用の構音・音声ダイナミクスを作成し、声道情報を考慮することによる母音知覚の有効性と音声模倣能力について示す。実験2では、ランダムに設定した構音パラメータを用いて学習データを作成することで、ランダム音声バブリングによる幼児の音声発達過程の再現性について述べる。

5.1 実験1: Maedaモデル母音を用いた音声バブリング学習による音声模倣

5.1.1 実験条件1

学習フェーズにおいて、Maedaモデルにより生成された10パターンの3連続母音構音・音声データ(各1,350[ms], 30[ms/step])を作成した。学習データパターンは次のとおり: /aiu/, /iue/, /ueo/, /eoa/, /oai/, /iao/, /aoe/, /oeu/, /eui/, /uia/. 学習時の各音素のフォルマントは、Table 2のとおりである。次に、二つのRNNPBを用意し、一方は音声データのみを学習するRNNPB-1、もう一方は構音・音声データを学習するRNNPB-2と呼ぶ。各RNNPBの入出力層は、RNNPB-1が5次元、RNNPB-2は11次元であり、入出力層以外は同じ構成となる(中間層40次元、文脈層5次元、PB層2次元)。

認識フェーズでは、男性話者3名(話者1, 2, 3)について各70発話を行い、それら210発話の音声に対する音声パラメータを学習済みのRNNPBにそれぞれ入力した。入力された70発話はTable 3のとおりであり、2母音音声(各900[ms]): 20種類、3母音音声(各1,350[ms]): 45種類、4母音音声(各2,000[ms]): 5種類となっている。

さらに、RNNPB-2においては、生成フェーズを行い、認識フェーズで得られた各区間の境界位置とPB値を用いて構音パラメータを求め、入力音声に対応する模倣音声を生じた。

5.1.2 実験結果1

Fig. 7に、学習データ例/aui/を示す。11次元のうち4次元(MaedaモデルのJPとTDP, MFCCsの三・四次元目のシーケンス)をプロットしている。この学習データのRNNPB-1には音声情報のみ、RNNPB-2には音声・構音情報が入力される。Fig. 8は、RNNPB-2の学習データ/aui/に対するPB値変化である。各区間 S_i ($i = 0, \dots, 7$)を示しており、垂直な点線により示している境界位置はそれぞれ $s_1 = 2$, $s_2 = 14$,

Fig. 7 Learning data: /aiu/

Fig. 8 The PB values of /aiu/ in the learning phase

Fig. 9 PB space in the learning phase (Left: learning only SPs, Right: learning SPs and APs)

$s_3 = 15$, $s_4 = 19$, $s_5 = 27$, $s_6 = 28$, $s_7 = 44$ である。Fig. 7, 8を比較すると、入力シーケンスの母音に対応する定常部分(区間: $S_1 = [s_1 s_2]$, $S_4 = [s_4 s_5]$, $S_6 = [s_6 s_7]$)と母音間の遷移部分(区間: $S_0 = [s_0 s_1]$, $S_2 = [s_2 s_3]$, $S_3 = [s_3 s_4]$, $S_5 = [s_5 s_6]$, $S_7 = [s_7 s_8]$)を分けるように分節化が行われている。さらに、遷移部分よりも定常部分が幅広い区間を占めており、これらの結果は他の学習データに対してRNNPB-1, RNNPB-2両方とも同様の結果となった。

Fig. 9は、学習フェーズで各RNNPBが母音を自己組織化したPB空間領域を示している。PB空間は強い非線形性を有するため、厳密な信頼領域は得られないが、獲得された母音はそれぞれこれらの領域に集中した。左図がRNNPB-1、右図がRNNPB-2の自己組織化結果を表している。Fig. 9のPB空間上には、各学習データにおける母音定常区間を表すPB値の分布を示している。ここではPB値がおおよそ5ステップ以上に渡って変化しなかった区間を母音定常区間とした。学習データ例/aui/については、Fig. 8中の S_1 , S_4 , S_6 のPB値に相当する。他の学習データについて同様に対応させている。Fig. 9から、RNNPB-1, 2のどちらの場合も複数の学習データに内在する同じ母音がほぼ同じPB値で表現され、異なる母音のPB値は十分な間隔を持ってPB空間上に位置していることが確認できる。

Fig. 10は、認識フェーズの話者2の音声入力/aui/について

Fig. 10 PB sequence of /aiu/ for Speaker 2 (Left: learning only SPs, Right: learning SPs and APs)

Fig. 11 Analysis of PB space

て、各 RNNPB の認識時 (分節数 $N = 8$) に得られた PB 値の変化を PB 空間上に示している。左図が RNNPB-1、右図が RNNPB-2 の認識結果を表している。母音定常区間に対応する区間は、RNNPB-1、2 ともに $S_1 = /a/$, $S_3 = /i/$, $S_7 = /u/$ となった。RNNPB-1 の場合、Fig. 9 左図の自己組織化結果に対し、PB 空間上において母音 /u/ の PB 値が /e/ と誤認識されている。一方、RNNPB-2 の場合、母音 /a/ の PB 値が /e/ に近付いているものの、Fig. 9 右図の自己組織化結果とはほぼ同じ空間付近に母音定常区間の PB 値が存在している。

RNNPB-1 は音声信号のみを入力・出力 (予測) するのに対し、RNNPB-2 では、音声信号と構音動作を入出力する。学習時に構音動作情報を利用したかどうかで、RNNPB-1 と 2 の PB 空間の構造が異なり、これが二つの図の差となって現れている。

Fig. 11 は、RNNPB-2 により自己組織化した PB 空間の解析結果を示している。解析手順は以下のとおり。

- (1) PB 空間を 10×10 の格子状に分割。
- (2) 分節数 $N = 1$ として、生成フェーズと同様に各格子点の PB 値から構音パラメータを生成。
- (3) 構音パラメータを Maeda モデルに入力し、300 [ms] の音声生成。
- (4) 生成音の第 1・2 フォルマントの平均値を計算。
- (5) Table 2 の各母音と生成音のフォルマントの 2 乗誤差を算出。
- (6) 誤差最小の母音を各格子点の代表母音に設定。

RNNPB-1 には構音動作の出力 (生成・予測) 能力がないため、対応する音声を得られず、このような図を示すことはできない。各格子点は明確に各母音に割り振られるわけではなく、Fig. 11 右図のように曖昧な境界を持った領域が形成される。これ以降は見易さ、議論のしやすさから境界をあえて提示し、Fig. 11 左図のように示す。Fig. 9 右図と比較すると、定常母音を表す PB 値

Fig. 12 PB sequences of /eia/ for Speaker 1 and 2 in the recognition phase

Fig. 13 PB sequences for /aeo/ and /eoa/ of Speaker 3

を基に周辺に広がりのある分布を形成しており、特に、母音 /a/ を表す空間が広がっていることが確認される。また、Fig. 10 右図と比較すると、やはり、母音定常区間を表す PB 値は各母音を表す PB 空間上に配置されている。

RNNPB-2 の生成フェーズにおいては、全 280 発話の音声入力中 7 割程度が明瞭な模倣音声を生成した。この判定は複数人により行った。Fig. 12 は、話者 1、2 の発話 /eia/ に対する PB 値の変遷を、PB 空間上に示している。これらの音声入力については分節数 $N = 7$ で認識しており、各話者の PB 値遷移には 0~7 の区間番号が記してある。話者 1 については区間 S_1 , S_2 , S_7 , 話者 2 は S_1 , S_3 , S_6 の区間幅が大きく、それぞれの区間の PB 値が、Fig. 11 における母音 /e/, /i/, /a/ に対応していることが確認できる。同じ母音列に対して、話者の違いによる PB 値の遷移が変化するという結果が得られた。

また、Fig. 13 は話者 3 における入力音声 /aeo/ と /eoa/ に対する PB 値の変遷を PB 空間上に示している。定常母音 /a/ に対応する区間は /aeo/ の場合 S_1 , /eoa/ は S_7 である。これらの区間に対する PB 値は、Fig. 11 において /a/ を表す空間に位置しているが、同一話者についても模倣対象の母音列の並びの違いによる影響が確認できる。同様の議論は 2 音素列 /eo/ についても言える。

Fig. 14 は、F1-F2 空間上に、話者 3 に対する 2 母音模倣音声の各定常母音区間における平均フォルマントをプロットしたものである。Table 4 に示した話者 3 の各母音の平均フォルマントと模倣音の各フォルマントを比較すると、母音 /o/ が著しく離れていることが確認される。また、Fig. 13 において、話者 3 の /aeo/ の /o/ に対する区間は S_4 であり、この区間を表す PB 値は Fig. 11 の /u/ の空間に対応している。これらの結果

Fig. 14 F1-F2 in the recognition phase of Experiment 1

Table 4 The F1 and F2 averages of Speaker 3

	/a/	/i/	/u/	/e/	/o/
F1	720	274	297	449	451
F2	1,231	2,190	1,108	2,064	818

Table 5 The F1 and F2 of learning data-set 1

	/v1/	/v2/	/v3/	/v4/	/v5/
F1	716	330	381	558	493
F2	1,144	2,027	1,135	1,639	1,044

から、母音 /o/ に対する音声模倣が困難な状況となっていることが確認された。この結果は、他の話者についても同様である。

5.2 実験2：ランダムバブリング学習による音声模倣

5.2.1 実験条件2

学習フェーズにおいて、構音パラメータをランダムに変化させたもののなかから10種類の音素を選び出し、それらを用いて2セットの学習データを作成した。選出した各音素を $/v_i/$ ($i = 1, \dots, 10$) で表現し、学習セット1, 2の音素群をそれぞれ $/v_1/ \sim /v_5/$, $/v_6/ \sim /v_{10}/$ とする。これらはランダム音であるため明瞭な母音ではない。Table 5, 5に、学習セット1, 2の音素群のF1-F2を示し、Fig. 15にそれぞれフォルマント空間上での配置を示す。各セットにおける学習データパターンは、それぞれ以下に示す10種類（各1,350[ms], 30[ms/step]）である。

set 1: $/v_1v_2v_3/$, $/v_2v_3v_4/$, $/v_3v_4v_5/$, $/v_4v_5v_1/$, $/v_5v_1v_2/$, $/v_2v_1v_5/$, $/v_1v_5v_4/$, $/v_5v_4v_3/$, $/v_4v_3v_2/$, $/v_3v_2v_1/$.

set 2: $/v_6v_7v_8/$, $/v_7v_8v_9/$, $/v_8v_9v_{10}/$, $/v_9v_{10}v_6/$, $/v_{10}v_6v_7/$, $/v_7v_6v_{10}/$, $/v_6v_{10}v_9/$, $/v_{10}v_9v_8/$, $/v_9v_8v_7/$, $/v_8v_7v_6/$.

学習セット1, 2は音素群の広がり方が異なっており、これは声道の可動範囲の違いに対応している。舌の上下運動について、学習セット1は可動域が広く、学習セット2は可動域が狭い。

学習フェーズにおいて、以上で設定した学習データセット1, 2について、それぞれ二つのRNNPB (RNNPB-3, RNNPB-4: 入出力層五次元, 中間層40次元, 文脈層五次元, PB層二次元) に学習させた。認識・生成フェーズでは、話者3のみTable 3の音声データについて行った。

5.2.2 実験結果2

学習フェーズにおいて、各学習セットについて自己組織化され

Table 6 The F1 and F2 of learning data-set 2

	/v6/	/v7/	/v8/	/v9/	/v10/
F1	684	274	300	474	478
F2	1,375	1,690	1,435	1,433	1,108

Fig. 15 F1-F2 for learning phoneme sets (Left: data-set 1, Right: data-set 2)

Fig. 16 PB space in the learning phase (Left: data-set 1, Right: data-set 2)

Fig. 17 The F1-F2 in the recognition phase of Experiment 2

たPB空間の解析結果をFig. 16に示す。解析手順は、実験1の時に行ったものと同じである。Fig. 16右図の掛線部分は音声が生じなかった空間を表している。Fig. 16から、RNNPB-3, 4の両方とも/a/と/e/のPB空間が広く形成されているが、舌の上下可動域の制約により構音・音声学習が不十分であった学習セット2については、自己組織化できない空間が形成された。

生成フェーズにおいて、学習セット2を学習したRNNPB-4については、ほぼすべての入力音声について模倣音声を生じできなかった。これに対してRNNPB-3では、RNNPB-2と同程度の明瞭さで模倣音声を生じることができた。Fig. 17は、RNNPB-3を用いて3母音音声模倣を行った際に生成された音声の中の各母音定常区間に対するF1-F2分布を示している。

Table 4 に示す入力音声の F1-F2 と比較すると、/u/、/o/ の定常区間と判別された模倣音声は本来の F1-F2 に対して離れた値をとっている。

6. 考 察

6.1 音声知覚における声道情報利用の有効性

本実験から、声道情報追加による母音知覚の精度向上が示唆された。Fig. 9 と Fig. 10 の比較から、音声情報のみの認識よりも、構音情報を用いることで、話者の違いに対するロバストな母音認識が確認できる。

我々はすでに声道長正規化処理を行わない場合の検証もしている [30]。この研究では話者の違いに対して、特に /o/ と /a/ の識別能力が、声道モデルの有無により顕著に異なることを示している。

従来、言語処理過程における音声知覚・生成の関連性が議論されており、本稿で構築した母音模倣モデルは、音声知覚の運動理論 (*motor theory of speech perception*, 以下、運動理論) として提唱されてきた理論の検証モデルであると言える。

運動理論の基本的な主張内容は次のとおりである。その基本的な主張は以下の二つである [26]。

(1) 音声知覚は、聞き手が積極的に音声を聞き取るための能動的処理であり、音声のための特別な知覚機構、「音声モード (speech mode)」が存在する。

(2) 音声知覚は基本的に音声生成過程を介して行われる。

つまり、聞き手が「聴取した音声を自分が発話するとしたら、どのような調音運動を行うか」という自分の調音器官の運動感覚、さらには、神経制御指令 (motor command) レベルで音声知覚を行っているとする理論である。この理論は、音声知覚を音声生成と常に結び付けて考え、聞き手は一方では話し手であり、両者ができるだけ一つの共通した言語処理過程を使ったほうが合理的であろう、という考えに根ざしている。

運動理論が提唱されて以来、音声モードの存在に対する疑問も出されている [27]。しかし近年、認知神経科学の急速な発展によって、運動理論の神経基盤につながる発見が相次ぎ、運動理論を支持する知見が多く得られている [28] [29]。また江尻ら [32] は、構音障害と聴覚障害それぞれにおける言語発達の遅れについて報告している。

さらに音響特徴と声道特徴を同時に利用することで音声認識率が向上することは [31] などいくつかの工学モデルが報告されている。これらの研究では声道情報を既知として与えているが、本研究では RNN を用いて“音響信号のみから声道ダイナミクスを連想”して音声知覚能力を向上させる点に特徴がある。

つまり、本稿の母音知覚の精度向上に関する実験結果に合致する事例が認知科学、工学分野で複数報告されていることから、本模倣モデルの妥当性が評価できる。

声道モデルによる認識能力向上の理由について以下のように考察できる。RNN はコンテキスト層 (隠れ状態) の自己組織化により、類似入力に対して適切な出力を得ることができる。しかしこのコンテキスト層は、予測誤差から学習、自己組織化する必要がある。本研究の場合、/u/ と /e/、/a/ と /o/ は音響的には類似しており、RNNPB-1 ではその区別が困難となる。こ

れに対して RNNPB-2 は、学習時に音響信号だけでなく、その構音動作を同時に学習している。音響信号の認識時に、この構音動作情報が適切なコンテキスト (隠れ状態) となり、類似音響信号を異なる構音動作として識別可能になるのだと考えられる。

本研究で利用した Maeda モデルは成人のモデルであるが、声道の構造、および声道駆動部位は、幼児と同様である。差異は、声道長と駆動領域の広さであるが、本研究では『幼児が4ヶ月ぐらいで母音を発音できる状態になる』という Kuhl らの知見から、大人のモデルを利用している。幼児から大人へ声道形状の変化をさせた上で、追加学習を行うことでより興味深い結果が得られる可能性があり、今後の課題である。

6.2 母音判別能力

本実験から、少数パターンの音声・構音ダイナミクスからの音素構造抽出可能性を示唆している。RNNPB の予測誤差に基づく分節化手法を適用することにより、複数の時系列パターンから共通部分を PB 値として自己組織的にコード化された。音声模倣時にも PB 値を切り替えることにより、本システムが聴取した多くの音声に対し、明瞭かつ弁別可能な音声を生成した。獲得された母音構造は、定常的な母音のみならず母音間の遷移状態をも PB 空間に自己組織化している。Fig. 11 から、PB 空間上に時系列ダイナミクスとして各母音空間が形成されている。母音 /a/ の空間が特に広い理由は、学習時の Maeda パラメータの初期値が /a/ と /e/ の中間的な音であり、結果的に初期値から最初の母音への遷移部分が最も多くなる母音 /a/ のダイナミクスが PB 空間上に自己組織化されたからだと考えられる。Fig. 16 に示されるとおり、実験 2 においては /a/ と /e/ が PB 空間上において非常に広がりを持っている。これはランダムバブリング学習により自己組織化しやすい母音が現れたと示唆される。実際の幼児が発声する母音は /a/、/e/ が多く含まれることから [33]、発達過程に適合した結果が現れていると考えられる。

また、Fig. 12, 13 における、音声認識・模倣時の PB 値の遷移により、自己組織化した母音構造を利用した認識において話者性に影響を受けていること、入力音声の母音間遷移に対して依存した認識結果が現れていることが分かる。これは、同じ母音に対しても話者・文脈の違いによって、本システムが内部表現を変えて認識していることを意味する。人間の音声には調音結合 (coarticulation) という現象があり、同じ音素に対して音響信号は一定のパターンをとらない。本システムは音声とともに構音情報のダイナミクスを内部状態として持っており、母音音声パターンの揺らぎに頑健な母音構造を自己組織化することができたと示唆される。

谷らは移動ロボットに力学的アトラクタを埋め込み、動作ダイナミクスをシンボル化する過程を示した [34]。この実験では、ロボットがアトラクタを獲得する際、観察された対象は動作として RNN の素子に表現される。これらのアトラクタは RNN 上で複雑なクラスタを形成しており、動作の文脈 (移動ロボットの軌道) によって動作点の位置が不安定となる。このことは、文脈依存・非依存の双方の特徴が、ダイナミクスを表現する際に興味深い特性であることが分かる。

Table 7 Maeda parameters of each vowel

	/a/	/i/	/u/	/e/	/o/
TDP	2.0	-2.0	2.0	-1.0	3.0
LPR	-0.5	-1.0	1.5	-0.5	0.0

6.3 音声模倣能力

実験1に対して、全発話（210発話）の7割程度の入力音声に対し、弁別可能な品質で明瞭な模倣音声を生じた。この明瞭性判別は複数人により行ったが、明示的基準を設けることは現時点では難しい。Maedaモデルに特化した音響モデルによる判定などが考えられるが今後の課題である。各入力音声に対する認識時のPB値は、学習時に自己組織化したPB空間上の各母音空間に対応しており、本システムの獲得した母音構造を利用した音声模倣が可能であることを確認した。学習済みの母音列だけでなく、未知の母音の組み合わせ、音声の長さの変化についてもロバストに適応している。

Fig. 14から、母音/o/の模倣が困難であることが分かる。また、3連続母音以上の音声模倣については、母音/u/の模倣も困難となることが判明している。生成した模倣音声の3割が不明瞭であった原因は、/u/、/o/の発音間違いによるものである。これらの理由は、本稿で用いた声道物理モデルMaedaモデルにおいて、母音/o/、/u/の構音パラメータに対して、それぞれ第2パラメータTDP、第6パラメータLPRが他の母音よりも外れ値をとるからであると考えられる（Table 7参照）。具体的には、Maedaモデルにおける声道の平均姿勢（標準値）は0.0であり、通常、LDRは-1.0~1.0、TDPは-2.0~2.0程度に収まる。しかし/u/ではLPRが1.5、また/o/ではTDPが3.0になっている。これは実験2の結果についても同様に考えられ、実際の幼児は母音/o/の生成可能となる時期が他の母音に遅れること[33]に対応していると示唆される。

これを解決するためには、追加学習による補正を行うことが有力だと考えられる。幼児が模倣可能・不可能を判別し、親の音声に含まれる音素を獲得していくという枠組みが本模倣モデルに必要である。

6.4 幼児の発達過程との関連

6.4.1 幼児のバブリング学習の必要性

Imadaら[29]は、脳磁図(Magneto-Encephalo-Graphy: MEG)を用いて、音声と非音声(non-speech sound)に対する子供(新生児、6ヶ月、12ヶ月)の脳反応を比較した。MEGを用いたのは、音声知覚に対して、聴覚関連領野(上側頭部のウェルニック野)や運動関係領野(下前頭のブローカ野)の応答を調べるためである。実験の結果、すべての年齢群について、すべての音刺激に対してウェルニック野は反応を示した。一方、ブローカ野は新生児ではいずれの刺激に対しても活動しなかった。しかし、生後6ヶ月以降では、音声によってブローカ野が活動するのみならず、聴覚関連領野と運動関係領野(ブローカ野)の活動が精密に同期していることが分かった。この結果は、乳児が声を出すこと(vocalizing)を練習するという経験によって、発声行為と知覚が結びついていくことを示唆している。ブローカ野は社会的認知に関与している部分であり、人間以外の霊長類の脳では、この部分の相同部位に「ミラーニューロン」[35]が

存在している。つまり、乳児の時点から発声と知覚に関して密接なかかわりがすでに存在しており、本稿の「幼児の自己発話練習(バブリング、音声模倣)が音素獲得 音声知覚に必要である」という仮説を裏付ける研究結果であると言える。

6.4.2 構音発達との関連

Ijiri[36]は、幼児の言い間違い(幼児音化)の研究を行い、「バブリングによる学習は構音器官の一部を極端に運動させることで実現でき、微細な運動を必要としないものである」と考察している。本稿においても、構音器官の極端な運動がより模倣が行いやすくなる可能性を示唆している。5.2.2項に、2種類のランダムバブリング学習条件による音声模倣の結果を示している。実験の結果、顎の位置を下げ、舌の前後運動と唇の開閉の差が大きいバブリング条件において模倣音声は明瞭に聞こえることが確認できた。

7. おわりに

本稿では、音声を連続音響信号として扱う音声模倣モデルを構築し、その模倣モデルを用いた音素獲得シミュレーションを行った。本模倣モデルは、人工神経回路モデルRNNPBを用い、身体拘束としての構音動作と、それにより生成される音響信号の結び付きを学習している。さらに、RNNの予測可能性に基づく分節化手法を適用することで、複数話者に対してロバストな音素構造を獲得した。

本研究は将来、認知発達心理学・脳神経科学分野との融合を図ることで、言語の発生・起源についての知見だけでなく、第二言語学習における発声練習の補助や構音発達障害の原因解明、擬音語研究に対する知見などが得られることを期待できる。

今後の課題として、模倣音声の追加学習手法を構築する必要があると考える。周囲(親など)の音素環境を発達的に獲得していく枠組を追加する。幼児が一時期の構音・音声学習によって音素を獲得しているとは考えにくい。幼児の初期言語発達過程の再現するため、一度の学習のみで母音構造を獲得するのではなく、実際の母子間インタラクションに近い母音獲得の実現を目指す。

謝辞 本研究は、科学研究費、学術創成研究「記号過程を内包した動的適応システムの設計論」、基盤研究(S)、グローバルCOEの支援を受けた。

参考文献

- [1] A. Cangelosi and D. Parisi (eds.): Simulating the Evolution of Language. Springer Verlag, 2002.
- [2] L. Steels: "Evolving grounded communication for robots," Trends in Cognitive Science, vol.7, no.7, pp.308-312, 2003.
- [3] L. Fadiga, L. Craighero, G. Buccino and G. Rizzolatti: "Speech listening specifically modulates the excitability of tongue muscles: a tms study," European Journal of Cognitive Neuroscience, vol.15, pp.399-402, 2002.
- [4] G. Hickok, B. Buchsbaum, C. Humphries and T. Muftuler: "Auditory-motor interaction revealed by fmri," Area Spt. Journal of Cognitive Neuroscience, vol.15, no.5, pp.673-682, 2003.
- [5] M. Asada, K.F. MacDorman, H. Ishiguro and Y. Kuniyoshi: "Cognitive developmental robotics as a new paradigm for the design of humanoid robots," Robotics and Autonomous Systems, pp.185-193, 2001.

- [6] R. Pfeifer and C. Scheier: *Understanding Intelligence*. The MIT Press, 1999.
- [7] C. Breazeal and B. Scassellati: "Infant-like Social interactions between a Robot and a Human Caregiver," *Adaptive Behavior*, vol.8, no.1, pp.49–74, 2000.
- [8] Y. Kuniyoshi and S. Sangawa: "Early motor development from partially ordered neural-body dynamics: experiments with a cortico-spinal-musculo-skeletal model," *Biological Cybernetics*, vol.95, no.6, pp.589–605, 2006.
- [9] 早川勝廣: "言語獲得と育児語", 月刊言語, vol.35, no.9, pp.62–67, 2006.
- [10] B. de Boer: "Self-organization in vowel systems," *Journal of Phonetics*, vol.28, no.4, pp.441–465, 2000.
- [11] P.Y. Oudeyer: "The Self-Organization of Speech Sounds," *Journal of Theoretical Biology*, vol.233, no.3, pp.435–449, 2005.
- [12] K. Miura, Y. Yoshikawa and M. Asada: "Unconscious anchoring in maternal imitation that helps find the correspondence of a caregiver's vowel categories," *Advanced Robotics*, vol.21, no.13, pp.1583–1600, 2007.
- [13] H. Sawada, M. Kitani and Y. Hayashi: "A Robotic Voice Simulator and the Interactive Training for Hearing-Impaired People," *Biomedicine and biotechnology*, vol.2008, doi:10.1155/2008/768232, 2008.
- [14] P.K. Kuhl, B.T. Conboy, S. Coffey-Corina, D. Padden, M. Rivera-Gaxiola and T. Nelson: "Phonetic learning as a pathway to language: new data and native language magnet theory expanded (NLM-e)," *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, vol.363, no.1493, pp.979–1000, 2008.
- [15] J. Tani and M. Ito: "Self-organization of behavioral primitives as multiple attractor dynamics: a robot experiment," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A*, vol.33, no.4, pp.481–488, 2003.
- [16] H. Kanda, T. Ogata, K. Komatani and H.G. Okuno: "Vocal Imitation Using Physical Vocal Tract Model," *IEEE/RSJ IROS-2007*, 2007.
- [17] T. Ogata, M. Murase, J. Tani, K. Komatani and H.G. Okuno: "Two-way Translation of Compound Sentences and Arm Motions by Recurrent Neural Networks," *IEEE/RSJ IROS-2007*, 2007.
- [18] J. Dang, K. Akagi and K. Honda: "Communication between speech production and perception within the brain — Observation and Simulation," *Journal of Computer Science and Technology*, vol.21, no.1, pp.95–105, 2006.
- [19] S. Hiroya, T. Mochida and M. Kashino: "Articulatory gestures, not auditory frequency resolution, determine formant frequency discrimination thresholds in vowels," *Proceedings of The 29th MidWinter Meeting of the Association for Research in Otolaryngology (ARO)*, p.249, 2006.
- [20] Y. Qiao, N. Shimomura and N. Minematsu: "Unsupervised Optimal Phoneme Segmentation: Objectives, Algorithm and Comparisons," *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP-2008)*, pp.3989–3992, 2008.
- [21] S. Maeda: "Compensatory Articulation during Speech: Evidence from the Analysis and Synthesis of Vocal-Tract Shapes using an Articulatory Model," *Speech production and speech modeling* (W.J. Hardcastle and A. Marchal (eds.)), pp.131–149, Kluwer Academic Publishers, 1990.
- [22] N. Kitawaki, F. Itakura and S. Saito: "Optimum coding of transmission parameters in PARCOR speech analysis synthesis system," *Transactions of the Institute of Electronics and Communication Engineers of Japan (IEICE)*, vol.J61-A, no.2, pp.119–126, 1978.
- [23] T. Fukuda, K. Tokuda, T. Kobayashi and S. Imai: "An adaptive algorithm for mel-cepstral analysis of speech," *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP-1992)*, pp.137–140, 1992.
- [24] H. Kawahara, K. Masuda and A. de Cheveigne: "Restructuring speech representations using a pitch-adaptive time-frequency smoothing and an instantaneous-frequency-based F0 extraction," *Speech Communication*, vol.27, pp.187–207, 1999.
- [25] D. Rumelhart, G. Hinton and R. Williams: *Learning internal representation by error propagation*. The MIT Press, 1986.
- [26] A.M. Liberman and I.G. Mattingly: "The motor theory of speech perception revised," *Cognition*, vol.21, pp.1–36, 1985.
- [27] M.E.H. Schouten: "The case against a speech mode of perception," *Acta Psychologica*, vol.44, pp.71–98, 1980.
- [28] M. Kashino: "The motor theory of speech perception: Its history, progress, and perspective," *The Acoustical Society of Japan*, vol.62, no.5, pp.391–396, 2006.
- [29] T. Imada, Y. Zhang, M. Cheour, S. Taulu, A. Ahonen and P.K. Kuhl: "Infant speech perception activates Broca's area: A developmental magnetoencephalography study," *Neuroreport*, vol.17, pp.957–962, 2006.
- [30] H. Kanda, T. Ogata, K. Komatani and G.H. Okuno: "Vocal Imitation Using Physical Vocal Tract Model," *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS-2007)*, pp.1846–1851, 2007.
- [31] X. Lu and J. Dang: "Speech recognition based on a combination of acoustic features with articulatory information," *Chinese Journal of Acoustics*, vol.24, no.3, pp.271–279, 2005.
- [32] 江尻桂子: "言語獲得の基盤としての乳児の音声発達 (話す仕組みを巡って: 発話機構研究の最前線)", 日本音響学会誌, vol.55, no.11, pp.789–795, 1999.
- [33] 石塚健太郎, 麦谷綾子, 天野成昭: "F1-F2 平面上における成人母音からの距離に基づく幼児母音の月齢変化", 日本音響学会講演論文集, pp.335–336, 2005.
- [34] J. Tani: "Model-based learning for mobile robot navigation from the dynamical systems perspective," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics Part B: Cybernetics*, vol.26, no.3, pp.421–436, 1996.
- [35] G. Rizzolatti: "The mirror neuron system and imitation," *Perspectives on Imitation: From Neuroscience to Social Science* (S. Hurley and N. Chater (eds.)) vol.1. pp.55–76, The MIT Press, 2005.
- [36] M. Ijiri: *Mechanism of Children's Deviation from Adult Articulation Forms in the Articulatory Learning Model*, Master's thesis, Department of Intelligence Science and Technology Graduate School of Informatics, Kyoto University, 2007.

神田 尚 (Hisashi Kanda)

2007 年京都大学工学部情報学科卒業, 2009 年同大学情報学研究科知能情報学専攻修士課程修了, 現在富士通株式会社勤務. 情報処理学会第 70 回, 第 71 回全国大会学生奨励賞受賞, 情報処理学会会員.
(日本ロボット学会学生会員)

高橋 徹 (Toru Takahashi)

1996 年名古屋工業大学知能情報システム学科卒業. 2004 年名古屋工業大学大学院工学研究科電気情報工学専攻, 博士後期課程修了. 博士 (工学). 和歌山大学 システム工学部産学官連携研究員を経て, 2008 年より京都大学大学院情報学研究科グローバル COE 助教. 研究分野は, ロボット聴覚および音声コミュニケーション. 音声による人間-ロボット間インタラクションのための音声認識・合成. ロボット聴覚ソフトウェア HARK, 音声分析変換合成システム STRAIGHT の開発. IPSJ, IEICE, ASJ などの会員.
(日本ロボット学会正会員)

奥乃 博 (Hiroshi G. Okuno)

1972 年東京大学教養学部基礎科学科卒業. 日本電信電話公社, NTT, 科学技術振興事業団, 東京理科大学を経て, 2001 年より京都大学大学院情報学研究科知能情報学専攻教授, 博士 (工学). この間, スタンフォード大学客員研究員, 東京大学工学部客員助教授. 人工知能, 音環境理解, ロボット聴覚, 音楽情報処理の研究に従事. 1990 年度人工知能学会論文賞, IEA/AIE-2001, 2005 最優秀論文賞, IEEE/RSJ IROS-2001, 2006 Best Paper Nomination Finalist, IROS-2008 Award for Entertainment Robots and Systems Nomination Finalist 2 件, 第 2 回船井情報科学振興賞等受賞. 人工知能学会, 日本ソフトウェア科学会, ACM, IEEE, AAAI, ASA などの会員.
(日本ロボット学会正会員)

尾形哲也 (Tetsuya Ogata)

1993 年早稲田大学理工学部機械工学科卒業. 日本学術振興会特別研究員, 早稲田大学理工学部助手, 理化学研究所脳科学総合研究センター研究員, 京都大学大学院情報学研究科講師を経て, 2005 年より同助教授 (現・准教授). 博士 (工学). この間, 2005 年より早稲田大学ヒューマノイド研究所客員准教授, 2006 年より理化学研究所脳科学総合研究センター客員研究員を兼務. 研究分野は人工神経回路モデルおよび人間とロボットのコミュニケーション発達を考えるインタラクション創発システム情報学. 2001 年日本機械学会論文賞, IEA/AIE-2005 最優秀論文賞などを受賞. JSME, JSAI, SICE, IEEE などの会員.
(日本ロボット学会正会員)

駒谷和範 (Kazunori Komatani)

1998 年京都大学工学部情報工学科卒業. 2000 年同大学大学院情報学研究科知能情報学専攻修士課程修了. 2002 年同大学大学院博士後期課程修了. 同年京都大学情報学研究科助手. 2007 年より助教. 現在に至る. 京都大学博士 (情報学). 主に音声対話システムの研究に従事. 2008 年から 2009 年まで米国カーネギーメロン大学客員研究員. 情報処理学会平成 16 年度山下記念研究賞, FIT2002 ヤングリサーチアワード等受賞. 情報処理学会, 電子情報通信学会, 言語処理学会, 人工知能学会, ACL, ISCA などの会員.