

原著論文

段階的相互適応を考慮した 意味獲得モデルの構築[†]

宇都宮 淳^{*1}・小松 孝徳^{*2}・植田 一博^{*3}・岡 夏樹^{*4}

人間の発話意味獲得メカニズムをコンピュータやロボット上にモデル化し、その学習過程の再現を試みようという研究が近年盛んに行われている。しかし、その多くは学習者のみならず教示者も相手に適応して自らの行動（教示方略）を変化させているという相互適応的な視点に欠けている。本論文ではまず、人間同士の発話意味学習プロセスにおける相互適応を分析する実験を行い、その結果を元に、教示者の適応を誘発しそれを利用して発話の意味を学習する発話意味獲得モデルを提案した。特に、このモデルは次の二つの能力を持つように設計された：1) 簡単なものから難しいものへと学習プロセスが遷移する段階的な学習を行う能力、2) ラケットの移動速度によって自らの学習状態を示すことで、教示者の適応行動を誘発する能力。このモデルに関する予備知識のない被験者とのインタラクションによって、提案したモデルが「段階的学習」「教示者の適応誘発」という所望の能力を実現しながら、与えられる教示の意味を獲得できたかを実験的に確認した。その結果、音声認識システムの脆弱性により発話意味学習自体は達成できなかったものの、このモデルに対峙した被験者は、モデルの学習状態に応じて自らの教示方略を変化させていたことが観察され、結果としてこのモデルには教示者の適応行動を誘発する能力があったことを確認することができた。

キーワード：相互適応、発話意味獲得、段階的学習、適応の誘発、ヒューマン・エージェント・インタラクション

1. はじめに

近年、人間の発話意味獲得のメカニズムをコンピュータやロボット上にモデル化し、その学習過程の再現を試みる研究が盛んに行われている[7, 14]。たとえば、Roy[12]は、分節化されていない発話音声と実画像をコンピュータに与え、視覚情報・音声情報の両方を利用しながら意味カテゴリの形成と音声の分節化を行うことで、乳幼児の言語獲得過程をモデル化することに成功している。通常、このような研究では、「発話音声データ」と発話を発せられたときの「環境情報データ」の組み合わせである学習事例から、発話と結びつけられる環境中の情報を統計的に学習していくことでそれ

を達成している。また多くの場合、学習事例は事前に与えられたものが用いられるため、モデルにとっての学習環境はその行動や学習状態にかかわらず、一定で静的なものとされている場合が多い。

しかし、現実の発話意味学習では、学習者に対して学習事例を与えるのは人間の発話教示者である。この場合、人間の発話教示者は、たとえば学習者が簡単な言葉すらも理解していないようであればさらに簡単な言葉を教示し、学習者の学習が進展していくに伴いより複雑な言葉を教示し始める、というように相手の学習状態や行動に適応して動的に教示方略を変化させていると考えられる。たとえば、母親は言語を未修得の幼児に対して、そのピッチやリズムを強調させた発話をすることが知られている。このような特徴的な音声はマザリーズ[4]と呼ばれ、教示者が学習者の学習状況に適応していることを示す一例とも考えられる。この際、学習者と発話教示者との間に存在すると考えられる、お互いが相手に適応し行動を変化させていく現象を本論文では相互適応と呼ぶ[9, 10, 16]。この相互適応プロセスを人間の発話教示者と学習モデルとの間に成立させ、それを利用して学習を行うモデルを構築することは、適応的発話インターフェースの実現といった工学的有用性だけでなく、人間の発話意味学習メカニズムの解明にも寄与するものと考えられる。

人間の発話教示者と学習モデルとの間に相互適応的

† A construction of a meaning acquisition model in consideration of gradual mutual adaptation with users
Atsushi UTSUNOIMIYA, Takanori KOMATSU, Kazuhiro UEDA and Natsuki OKA

*1 東京大学大学院情報学環

University of Tokyo, Graduate School of Interdisciplinary information studies

*2 公立はこだて未来大学システム情報科学部

Future University-Hakodate, School of Systems Information Science

*3 東京大学大学院総合文化研究科

University of Tokyo, Graduate School of Arts and Sciences

*4 京都工芸繊維大学工芸学部

Kyoto Institute of Technology, Faculty of Engineering and Design

プロセスを成立させるためには、以下の二つの能力をモデルに実現する必要があると考えられる。一つは段階的な学習を行う能力である。学習者側の学習が進展すると、人間の教示者は教示方略を変化させ、より高度な教示を与えるようになると考えられる。その際に生じる学習環境の変化に追従しながら、与えられた教示の学習を継続的に行う能力がモデルに求められる。もう一つは、教示者の適応を誘発する能力である。たとえば、意味のわからない発話が与えられた場合には、その意味を理解していないことを教示者に示すような行動を取ることで教示方略の変化を促す、というように学習者は教示者の適応を誘発し、それをを利用して学習を行うことが求められる。そのためには、モデルを単に学習を行う受動的な存在としてではなく、教示者に対して自らの状態を知らせる能動的な存在として構築していく必要がある。

よって本研究では、人間の発話教示者の適応に追従して段階的な学習を行い、かつ教示者の適応を促しながらその適応を利用して発話意味学習を行うモデルを構築し、その有効性を示すことを目的とした。具体的には、人間同士の発話意味学習プロセスにおける相互適応を分析した先行研究の結果をもとに、学習モデルを提案・構築した。そして、そのモデルの能力を実際の被験者とのインテラクションによって評価した。

本論文の構成は以下のとおりである。第2章では、先行研究で行われたコミュニケーション実験を説明し、第3章では第2章の結果に基づいて意味獲得モデルの提案を行う。そして第4章では、そのモデルが発話教示者の適応を誘発しながら発話の意味学習を達成したかを確認するために行った評価実験について述べる。第5章では、本モデルの問題点や今後の課題などについて議論を行い、第6章で本論文をまとめる。

2. コミュニケーション実験

相手が何かを話していることはわかるがその意味は

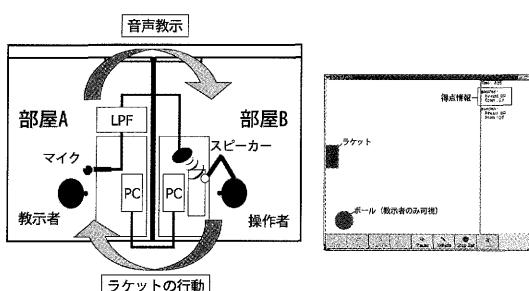


図1 コミュニケーション実験環境：(左) 被験者ペアの配置、(右) 実験に使用したゲーム環境

わからないような状況を設定し、このような環境において話し手の発話意味をどのようにして聞き手が理解していくのか観察する実験(コミュニケーション実験)が先行研究で行われた[9, 10]。この実験の目的は、人間同士の発話意味学習における相互適応プロセスを詳細に分析することであった。

この実験では、二人組の被験者が別々の部屋に配置され、お互いに協力してPongゲーム(ボールをラケットで打ち返すゲーム: 図1の右図を参照)を行うように指示が与えられた。被験者ペアは、共通の母語を持つ22人11組(20~28才、すべて日本人で東京方言話者)である。

被験者ペアはお互いに知り合いで、実験者の被験者募集に応じて実験に参加した。一人はもう一方の被験者に対して音声教示を与える教示者(図1左の部屋A)、もう一人は教示に従ってラケットを動かす操作者(図1左の部屋B)としての役割が与えられた。操作者の目の前にあるディスプレイには、ラケットで打ち返す目標となるべきボールは表示されておらず、さらに教示者の音声にはローパスフィルタ(LPF)がかけられていた。LPFがかけられた音声は、音の高さやリズムは変化しないものの、子音に相当する高周波成分がカットされるため、「何を言っているのかはわからないが、何かを言っていることはわかる」という音声に変換される。よって操作者は、LPFをかけられた音声教示の意味を学習しなければゲームの得点を挙げられないという状況にあった。つまり、教示者から操作者に伝達できる情報は音声情報のみで、操作者から教示者に伝達できる情報はラケットの動作のみであるといえる。操作者は、自分のラケットがボールに当たったか否かという自分の行動の結果を、画面の得点表示の増減から知ることができる(ボールにあたると10点加算され、ボールに当たらないと10点減算される)。実験前には、このことをインストラクションとして被験者に説明した。

教示者と操作者は現在のゲーム状況をそれぞれのディスプレイで見ることができるが、本実験においてそれぞれの画面は図2のように異なったものが設定された。その理由は以下のとおりである。ラケットが左右に動く画面を教示者と操作者が共に見ている場合、教示者が「右」「左」という教示音声を使用すると、フィルタの効果により子音・摩擦音が聞こえなくなるだけではなく母音が全て【bo】と聞こえるようになるために、操作者は前者の音声を【bobo】(『みぎ』と発話)、後者を【babobo】(『ひだり』と発話)のように聞くことができる。しかし、被験者ペアは日本語を使用するもの同士であり、かつ操作者は「与えられる教示には、右および左という教示が含まれるであろう」と推測で

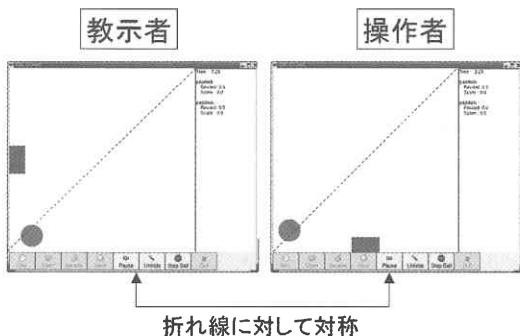


図2 教示者（左）と操作者（右）の画面設定：実際の実験では操作者の画面にボールは表示されない

きるため、実際に【bobo】という音声が聞こえただけで、母音の数から「この教示は右だ」と察することができる。これに対して図2のような画面設定にすると、教示者は一般的に「上」「下」と発話するようになり、母音の数のみでは教示者の発話を推測できなくなるため、発話の音韻情報からの推測の可能性を除くことができる。実験のインストラクションの際には、お互いの画面が図2のように異なっていることには言及しなかった。

このゲーム環境は非常に単純ではあるものの、操作者がラケットを動かしてボールを当てるためには、段階的な学習を経る必要があると考えられる。ラケットでボールを当てるためには、まず教示者の意図する「方向」を学習する必要がある。しかし教示者の意図した方向を学習しただけでは、ボールの落下地点を通り過ぎたりそこに届かなかつたりすることが起こりうる。よって方向に関する学習が終了したあとに、どの程度の「速さ」でラケットを動かせばよいのかを学習する必要がある。つまり、方向学習から速度学習へという「段階的な学習」を達成する必要があると考えられる。

また、教示者の音声はLPFを通して操作者に与えられるため、その音声をただ一方的に聞いているだけでは、その意味を理解するのは非常に困難である。よって、そのような発話の意味を理解するためには、教示者に対して現在の教示方略を変更することを促すという「教示者の適応の誘発」を行う必要があると考えられる。

教示者の音声入力には、SONY社製スタンドマイクF-V320を用いた。マイクから入力された教示者の音声はLPFを介して、隣室の操作者の手元に置かれたスピーカから流された。この際のLPFのカットオフ周波数は男性の場合約250Hz、女性の場合約300Hzに設定された。

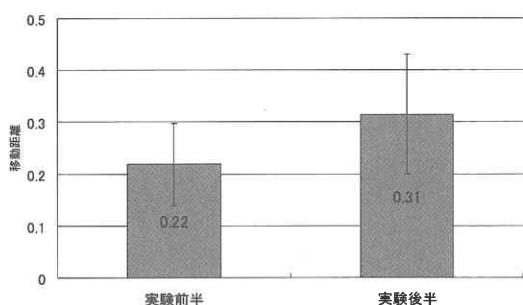


図3 実験開始直後5試行の平均移動距離と、実験終了直前5試行の平均移動距離の比較：移動距離「1」は画面幅と同じ距離を示している。

実験の結果、ゲームの目的を達成するために、教示者と操作者は以下のようにして相手に適応しながら自らの行動を変化させていたことが観察された。

● 実験開始直後

この段階では、教示者は様々な種類の教示を操作者に与えていた。しかし、いかなる音声の意味も操作者はまだ学習していないため、教示者の音声に対してどのように動いていいのかわからず、画面の中央部分でラケットを「まごまご」と動かすことしかできていなかった。操作者のこのような行動を見た教示者は、ラケットの移動距離を大きくするために様々な種類の教示を含みながらも発話時間の長い教示音声を使用し始めていた。

● 実験中盤

操作者は与えられる教示のうち弁別しやすい音声に対して徐々にラケットの移動距離を増やし、弁別ができるずその意味のわからない教示に対しては「まごまご」と動くこと、つまり教示が与えられてもあまりラケットの距離を移動していないような行動で、教示者に対し教示の理解度を伝達していた（図3）。そのような操作者の行動を見た教示者は、教示の数を減らしながらラケットの移動方向を指示する教示音声パターンを形成していく（例：連續音→「うえ」の繰り返し、断続音→「した」の繰り返し）。この段階まで達すると、多くの操作者は、ボールをラケットに当てるこによる正の報酬、警告韻律（ピッチ・パワーの急上昇を伴い、怒っているように聞こえる音声パターン）を受け取ることによる負の報酬という二つの報酬を使用し、自らの行動と与えられる教示を結び付けることでその教示の意味を学習していく。実際、被験者11組中9組がこのようにして教示の意味する「ラケットを動かすべき方向」を学習していた。

● 実験後半

この段階になると、教示の理解に伴いラケットの移動距離も前半のそれと比べて、長くなっていた(図3)。Pongゲームで高得点を得るために、ラケットを動かす方向だけではなく、ラケットを動かすべき速度も教示音声から理解する必要がある。ラケットを動かすべき方向を学習した(方向学習を達成した)9組のうち、4組が教示音声の意図した「速度」に関する学習(速度学習)にも成功していた。これらの被験者ペアは、教示者のとった教示方略と操作者のラケット移動方略により、以下の2グループに分類された。

① 「ストップ！」と発話する教示を使用するグループ

方向学習を成立させた被験者ペア9組中1組がこのグループに該当した。このグループでは、実際に「ストップ！」という発話教示を使用してラケットの動きを止めることでラケットの移動距離を制御していた。また、このペアの操作者は、実験当初から教示者の教示に対してラケットを比較的速く移動させていた。

② 警告韻律を用いるパターン

方向学習に成功した被験者ペア9組中3組がこれに該当した。方向学習が進むにつれて、教示者は警告韻律の意味を分化させ、急激なピッチ・パワーの変化を伴う警告韻律は「負の報酬」、ピッチ・パワーが緩やかに上昇する警告韻律は「ラケットの加速」を指示するようになり、操作者もそれを直感的に理解していた。また、これらのペアの操作者は、実験当初から教示者の教示に対してラケットを比較的遅く動かしていた。

この実験の結果から、教示者である人間の適応に追従して段階的な学習を行い、かつ教示者の適応を促しながらその適応を利用する発話意味獲得モデルを作成するためには、この実験で観察された操作者の行動をモデル化する必要があると考えられる。

3. モデルの構築

3.1 モデルの概要

すでに小松は、このコミュニケーション実験における操作者の行動をモデルとして実現するために、EMアルゴリズム[3]を基本アルゴリズムとして採用した発話意味学習モデルを構築した。そしてこのモデルは、教示者から与えられた教示の意味を学習し、その意図どおりの方向にラケットを移動することができた[9, 10]。しかしながら、このモデルには本論文で実現を目指している二つの能力に対して以下のような欠点があるといえる。

1. 教示者の適応を誘発するような行動

コミュニケーション実験における操作者は、実験開始直後にラケットをあまり動かさないことで、教示者から発話時間の長く弁別しやすい音声を誘発していたり、ラケット速度の大小によって教示者の速度に関する教示方略を変化させたりしていた。しかしながら、小松のモデルではラケットの速度を一定としていたため、操作者の行動によって教示者の適応を誘発することは考慮していなかったといえる。

2. 段階的な学習

コミュニケーション実験における教示者は、方向を指示する教示音声パターンの学習(方向学習)が成立した後、教示音声中の韻律を変化させてラケットを動かす速度を学習させていた(速度学習)。このように、学習の進展に伴う教示者の行動変化に追従して段階的な学習を行う能力は、このモデルでは考慮されていない。

これらの能力を実現するために、本研究では以下のような学習モデルを構築した: モデルは二つの学習モジュールを持ち、一つは教示音声のパターン的な情報を入力とし、ラケットを動かすべき方向を出力するモジュール(方向学習モジュール)で、もう一つは教示音声の韻律的变化を入力とし、ラケットを動かす速度を出力するモジュール(速度学習モジュール)である。学習開始直後は、方向学習モジュールが使用され、方向学習の確信度が高まると、方向学習モジュールの学習を終了し、速度学習モジュールの学習に移行した。

モデルが方向学習モジュールを使用しているときは、教示理解の確信度に応じてラケットの行動速度を変化させる。具体的には、教示理解の確信度が低いときはラケットの移動速度を小さくし、確信度が高いときは移動速度を大きくする。このことで、「教示数の減少」と「発話時間の長い教示」という、コミュニケーション実験で観察されたような二種類の適応行動を教示者に対し誘発することを試みる。

各モジュールの学習は、正の報酬を得たとき(ラケットにボールが当たり、得点が得られたとき)のモデルの行動と、直前に発せられていた音声との組み合わせ(以降、音声-行動データと呼ぶ)を蓄積し、学習事例として使用する。ただし方向学習モジュールでは、負の報酬を得たとき(警告韻律が発せられたとき)の音声-行動データも蓄積し学習に使用する。正の報酬を得たときの教示音声の意味は、そのときモデルが取った行動を指していると認識する一方、負の報酬を得たときの教示音声の意味は、そのときモデルが取った行動ではないと認識する。モデルの概要を図4に示す。

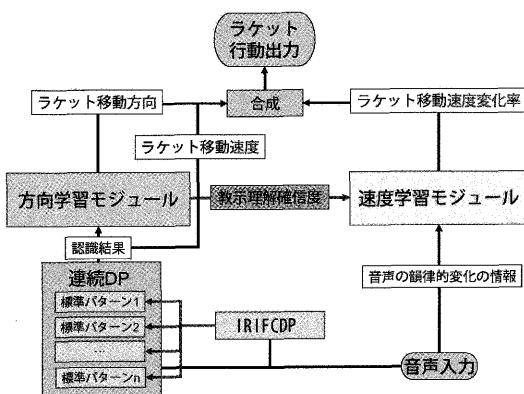


図4 提案した学習モデルの概要図

3.2 方向学習モジュールの概要

本モデルは、報酬を得た場合の音声・行動データを蓄積していくことで意味学習を行う(図4の左側)。具体的には、連続DP(Dynamic Programming)[5]にて認識された音声パターンを音声データとして扱い、報酬を得た際のラケットの移動方向を行動データとした。

連続 DP とは、非線形に伸縮しうる二つの時系列を比較する DP マッチングを連続音声認識に応用したものである。連続 DP では、事前に登録されている音声パターン（以降、標準パターンと呼ぶ）を入力音声の始端から 1 フレームずつずらしながら、入力音声の部分区間と DP マッチングを行っていく。その結果、入力音声の部分区間と標準パターンとの距離が閾値以下になった場合、標準パターンの音声が入力されていると判定する。

通常、このような連続DPによる音声認識を行う場合、標準パターンは事前に準備されたものを使用する。ただし、本研究のように教示音声としてどのような音声が入力されるかがあらかじめわからず、かつ教示者がその教示方略を動的に変化させる環境では、事前に適切な標準パターンを用意するのは難しい。そこで本研究ではIRIFCDP (Incremental Reference Interval-Free Continuous Dynamic Programming) [6, 8]という手法を用いて、入力音声中に繰り返し存在する音声パターンを切り出し、標準パターンを自動的に獲得していく方法を用いた。標準パターンの獲得は、教示者から教示が与えられるたびに行われ、ここで獲得されるパターンとは、音韻的なデータではなく、韻律情報の時系列的な変化である。

具体的に、この方向学習モジュールでは、以下のようにして意味学習を行う。まず、音声パターン I_i が与えられたときに、行動 a_i を選択した場合の累積報酬を $r(I_i, a_i)$

a_j) とする。正の報酬 (ラケットをボールに当てることによって得られる得点) が得られた場合、モデルは現在使用されている音声パターン $I_{current}$ は現在の行動 $a_{current}$ を指しているとみなし、 $r(I_{current}, a_{current})$ を加算する。実際に加算される報酬の値は「+1」という離散値を用いた。負の報酬 (警告韻律) が得られた場合は、現在使用されている音声は現在の行動以外を指しているとみなし、 $r(I_{current}, a^*)$ を加算する。ここで、 a^* は $a_{current}$ を除く学習主体が取りうる行動すべてを指す。ただし、本モデルではモデルの取りうる行動はラケットの上方向への移動もしくは下方向の移動の 2 種類しかないので、上方向 (下方向) への移動中に警告韻律が得られた場合は下方向 (上方向) への行動に報酬が与えられることになる。

入力される教示の意味は、その教示に対する行動の中で、最も報酬を得た回数の多い行動 $a_{\max} = \operatorname{argmax}_{a_j} r(I_t, a_j)$ であるとし、その方向に行動する。ただし、次節で詳述する確信度に基づき、確率的な探索行動を行う。

3.3 教示意味確信度

本モデルでは、音声パターン I_i とその意味する行動の結びつきの強さを示す指標として、確信度 $Bel(I_i)$ を以下のように定義する。

$$Bel(I_i) = \sum_{k=r(I_i, a_{\max})}^L C_k \left(\frac{1}{2}\right)^L$$

ただし、 $L = \sum_m r(I_i, a_m)$ 、 $a_{\max} = \operatorname{argmax}_{a_j} r(I_i, a_j)$ 。これは、事象の生起確率が0.5である二項分布において、 x を事象の生起頻度としたとき、 $\Pr(x \geq r(I_i, a_{\max}))$ となる確率である。この値が小さいほど、音声パターン I_i とその意味する行動の間の結びつきが強いことになる。本モデルでは、この値を学習モジュールの切り替えの判定と探索行動の制御に使用した（図4の中央）。

● 学習モジュールの切り替え判定

上方向を意味する教示の確信度 $Bel(I_{up})$ と下方向を意味する教示の確信度 $Bel(I_{down})$ がともに閾値 a_1 以下である場合、方向学習モジュールを終了し速度学習フェイズに移行する。本モデルでは、予備実験の結果を踏まえて $a_1 = 0.025$ とした。

● 探索行動の制御

まず、 $Bel(I_i)$ が、全教示中で最も高い場合は、確率 $1 - Bel(I_i)$ で I_i の意味する行動をとり、確率 $Bel(I_i)$ で I_i の意味する行動以外の行動をとる。本研究の実験環境では、モデルは上もしくは下にしか行動できないので、この場合実質的に I_i の意味する行動の逆方向への行動をとることになる。それ以外

の場合で、確信度が全教示中で最も高い教示 I_{\max} と I_i の意味する方向が異なる場合は、確率 $1 - Bel(I_{\max})$ で I_i の意味する行動をとり、確率 $Bel(I_{\max})$ で I_i の意味する行動以外の行動をとる。一方、確信度が全教示中で最も高い教示 I_{\max} と I_i の意味する方向が同じ場合は、確率 $1 - Bel(I_{\max})$ で I_{\max} の意味する行動 ($= I_i$ の意味する行動) 以外の行動をとり、確率 $Bel(I_i)$ で I_{\max} の意味する行動をとる。このようにして行動を選択していくことで、たとえばある教示が上を示している確信度が高くなると、他の教示が入力された際に下方向へ動く行動が選択される確率が高まる。つまり、この行動選択法は、異なる教示に対し異なる意味を割り当てるという作用がある。

3.4 速度学習モジュール

速度学習モジュールは、方向学習モジュールの学習が終了した後で、入力音声が警告韻律であると判定された場合に使用される。具体的には、警告韻律の意図がラケットの移動方向を否定するものか、ラケットの移動速度を促進するものを学習するものである(図4の右側)。本モジュールは、正の報酬を与えられた際の音声-行動データを蓄積することで学習を行う。音声データとして、ピッチの変化率を使用し、行動データとして、警告韻律が与えられた際の速度を使用した。学習アルゴリズムには、1-Nearest Neighbor 法[1]を用いた。速度学習モジュールに警告韻律が入力された場合、学習事例である音声-行動データの蓄積数が5個未満のときには、ランダムにラケットの速度を変化させた。学習事例の蓄積数が5個以上のときには、過去の学習事例に従って行動させた。モジュールの出力する値が負の値であった場合はラケットを現在の移動方向と逆方向に動かし(速度の絶対値は一定)、正の値であった場合にはラケットを現在の移動方向と同方向に速度値を加算した速度にて移動させた。ただし、学習事例数に反比例した確率で探索行動が行われた。

3.5 理解度の表出

本モデルでは、以下のようにラケットの移動速度を変化させることで与えられた教示に対する理解度を表出した。

1. 入力音声がいかなる標準パターンともマッチしない場合、基準速度の1/3でラケットを移動する。なお、基準速度とは、ラケットが画面の中心部分から端までを1秒かけて移動するような速度のことである。
2. 入力音声がいざれかの標準パターンとマッチした

場合、基準速度でラケットを移動する。

このような理解度の表出パターンは、教示者の適応を誘発していたと考えられた「コミュニケーション実験で観察されたラケットの操作者」の行動パターンを模したものである。

3.6 警告韻律の抽出

コミュニケーション実験で観察された警告韻律は、「ピッチ値の20%程度の相対的増加」「ピッチ二次微分値の絶対値の相対的増加」「有声率の相対的増加」「パワー値の増大」などの特徴があった[9,10]。このうち本研究では、検出が容易でありかつ安定した特徴量である「ピッチ値の20%程度の相対的増加」を検出した際に教示音声を警告韻律と判定することとした。図5に、本章で提案した意味獲得モデルのアルゴリズムを示す。

4. モデル評価実験

4.1 実験環境・実験機材

本章では、コミュニケーション実験と同じ Pong ゲームを用いて、第3章で提案した学習モデルの評価を行った。具体的には、学習モデルを Pong ゲームのラケットに実装し、教示者の役割が与えられた被験者から教示を受けた際に、「段階的な学習」「教示者の適応の誘発」という所望の能力を達成しながら、与えられる教示の意味を獲得できたかを観察する。

被験者の音声入力には、SENNHEISER 社製ヘッドセットマイク HMD-410 を用いた。マイクから入力された被験者の音声は LPF を介して、学習モデルを実装したパーソナルコンピュータ(CPU: Pentium4 2.4GHz, OS: Red Hat Linux 8.0)のサウンドカードに入力され

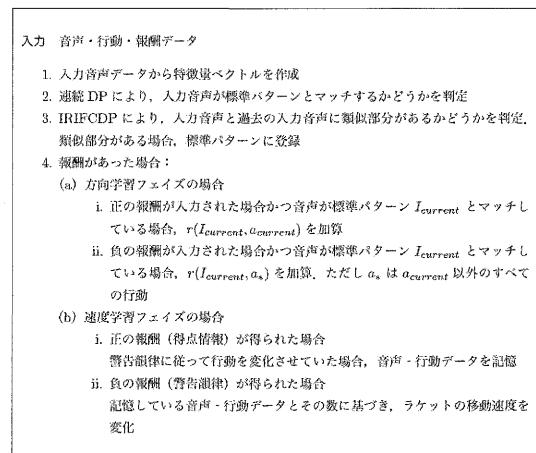


図5 連続 DP を用いた意味獲得モデルのアルゴリズム

た。

4.2 被験者

本研究に関する予備知識を持たない19～25歳の大学生・大学院生・社会人の計8名（うち男性7名、女性1名）が被験者として本評価実験に参加した。うち4名が、方向学習、確信度算出、速度学習などのすべてのモジュールを持つモデルが実装されたラケットとインタラクションを行う実験群、残りの4名が方向学習モジュールのみが実装されたラケットとインタラクションをする統制群に割り当てられた。ここで、実験群が教示を行うモデルは、「段額的学習」「教示者の適応の誘発」という能力の実現を考慮したものであるのに対し、統制群が教示を行うモデルはそれらの実現を考慮していないものであるといえる。

4.3 実験手順

被験者にはあらかじめ、自分の友人と二人組みで実験に参加するように指示を与えた。そして、実際に参加した被験者組に対して、「この実験では、お二人で協力して、あるゲームをやっていただきます」と教示した。そして実験者は、被験者の友人を別室に連れて行った後、残った被験者にPongゲームの説明をし、「ラケットを操作するのはあなたではなく、別室にいるあなたの友人です。別室のディスプレイには、ボールは映っていませんが、得点情報からボールが当たったかどうかを知ることができますようになっています。友人に對して、うまくボールを当てることができるように音声で指示を与えてください」と教示した。すなわち、被験者はラケットを操作しているのが学習モデルではなく自分の友人であると信じ込まれた状態で教示を行った。これは、被験者が対コンピュータへの教示では自然な発話を行わないと報告されており[9,10]このような行動を避けるための処置である。統いて、教示音声にはローパスフィルタ(LPF)がかけられることを被験者に説明し、フィルタされた音声と元音声を聞かせたたうえで、「LPFを通した音声は、何を言っている

のかはよくわかりませんが、元の発話のイントネーションや声の調子などは変化していません」と具体的な効果について教示を行った。なお被験者は、フィルタを通した自分の音声が、相手にどのように聞こえるのかはわからない状態であった。実験時間は約35分間で、途中に休憩等はなかった。また、被験者と同時に実験に参加したその友人は、別室で実験についての説明を受け、被験者の実験終了まで待機させた。

また、被験者からモデルに与えられる教示音声にはLPFがかけられ、その際のLPFのカットオフ周波数はコミュニケーション実験の場合と同様に、男性の場合約250Hz、女性の場合約300Hzに設定された。また、実験に使用した学習モデルのパラメータを表1に示す。

4.4 解析方法

本実験の結果は、以下の三点より分析された。

- 構築したモデルが教示音声からその意味する方向を学習できるかどうか（参照する指標：平均方向正答率）。
- 構築したモデルが教示音声からその意味する速度を学習できるかどうか（参照する指標：平均ヒット率）。
- 理解度の表出が教示者の適応を誘発する効果を持つかどうか（参照する指標：使用した教示種類の変遷、平均繰り返し発話回数の変遷）。

4.4.1 構築したモデルが教示音声からその意味する方向を学習できるかどうか

学習モデルが教示の意味する方向を学習できたかどうかを確認するため、方向正答値という基準を用いた。ボールがラケットの存在する左側の壁（もしくはラケット）に当たって跳ね返ってから、再びラケットの存在する壁（もしくはラケット）に到達するまでを1試行とし、教示に反応していながら、ボールの落下地点と逆方向にラケットが移動した場合は方向正答値に0点、ボールの落下地点の方向に向かってラケットが移動した場合は1点を与えた。統計的な分析を行うため、こ

表1 学習モデルで使用したパラメータ

標準パターンに登録する最短の音声長 (H_{min})	800ms
標準パターンに登録する最長の音声長 (H_{max})	1500ms
モデルが保持する標準パターンの最大数	3
類似区間の探索を行う範囲 (W)	入力フレームから20秒前までの音声
教示がないときのラケットの行動	画面の中心部に戻るよう設定
警告韻律を検出した場合の行動	方向学習時は、検出から約1.5秒間、それまでと逆方向に行動。 速度学習使用時は、検出から約1.5秒間、速度学習モジュールの出力に従って行動。
連続 DP/IRIFCDP に用いた音声特微量	1～4次のLPCケプストラム、ピッチ値

の方向正答値を幅10試行で移動平均を取ったものが平均方向正答率である。

モデルが方向教示をまったく学習していない場合、ラケットが教示の意図する方向に動く確率は0.5であると考えられ、このとき平均方向正答率が0.8以上となる確率は $p < .0547$ となる。よって、平均方向正答率が0.8以上の場合は、このモデルは教示音声からラケットの移動方向を学習していたと考えられる。

4.4.2 構築したモデルが教示音声からその意味する速度を学習できるかどうか

モデルが実際にボールを当てることができたかを評価するために、ヒット値という基準を用いた。各試行について、ラケットがボールを打ち返すことができた場合はヒット値を1点、できなかつた場合は0点を与えた。ヒット値についても、幅10試行で移動平均を取ったものを平均ヒット率とした。方向教示の意味を獲得した場合にラケットとボールが偶然に当たる確率は0.34（ラケットの幅、画面の幅、ボールの直径から計算される）となり、平均ヒット率が0.7となる確率は $p < .023$ となる。

そのため、平均ヒット率が0.7以上の場合には、モデルは教示から移動方向のみならず移動距離も理解していたと考えられる。

4.4.3 理解度の表出が効果を持つかどうか

第2章で述べたコミュニケーション実験の操作者は、ラケットの移動速度を変化させ自らの学習理解度を表出することで、教示者の適応を促し、自分にとって弁別しやすい教示音声を教示者から誘発していたと考えられた。この、「操作者にとって弁別しやすい教示音声」とは、「使用する教示の種類が少なく、かつ発話が連続的に同一教示が繰り返し発話されている音声」として観察されていた。

そこで本実験では、実際にモデルとインタラクションをした被験者がどのような種類の教示を使用し、その使い方をどのように変化させていたのかを記録した。具体的には、10試行毎に被験者の使用した教示種類を数えることで使用した教示種類の変遷を記録し、また

各試行において同一の教示が連続的に繰り返し発話された回数を算出し、幅10試行の移動平均をとった平均繰り返し発話回数の変遷を記録した。そして、モデルの理解度表出によって、被験者の使用教示種類の減少を促すことができたかどうか、また同時に、繰り返し発話の回数の増加を促していたかを確認した。なお、教示種類が少なく、繰り返して発話するような教示パターンは、結果として音響的に区別がつきやすい音声となるため、学習モデルにとっても弁別が容易な音声になっているといえる。

4.5 実験結果

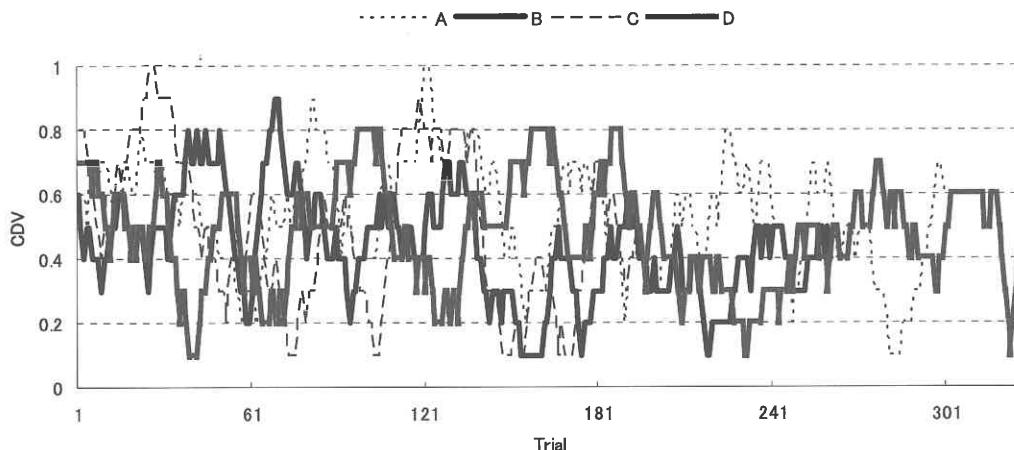
各被験者の、最終的な平均方向正答率・平均ヒット率を表2に示す。平均正答率、平均ヒット率はそれぞれ、0.8、0.7を下回っており、また、これら実験群と統計群の間には統計的に有意な差は見られなかった。つまり、実験群・統制群のいずれの被験者においても、方向学習・速度学習を達成させることはできなかつたといえた。実験群・統制群ごとの平均方向正答率・平均ヒット率の推移を図6(a)と図7(a), (b)に示す。これらの図から、実験群・統制群を問わずすべての被験者が、一時的に平均方向正答率が0.8に近い値に達しているものの徐々にその値は減少しており、結果として発話意味学習はほとんど達成されていなかつたことが理解できる。また、すべての被験者は平均ヒット率においても、一時的に0.7を超えているものの、最終的にその値を保ち続けることはできていなかつた。

モデルの理解度表出によって、被験者の適応が誘発されたのかどうかを確認するために、被験者の使用していた教示種類の変遷を記録した(図8(a), (b))。図8(a)が実験群、図8(b)が統制群の被験者についてまとめたものである。ここから、実験開始直後から、実験群の被験者の方が統制群と比べて少ない教示種類を使用していることが理解できた。

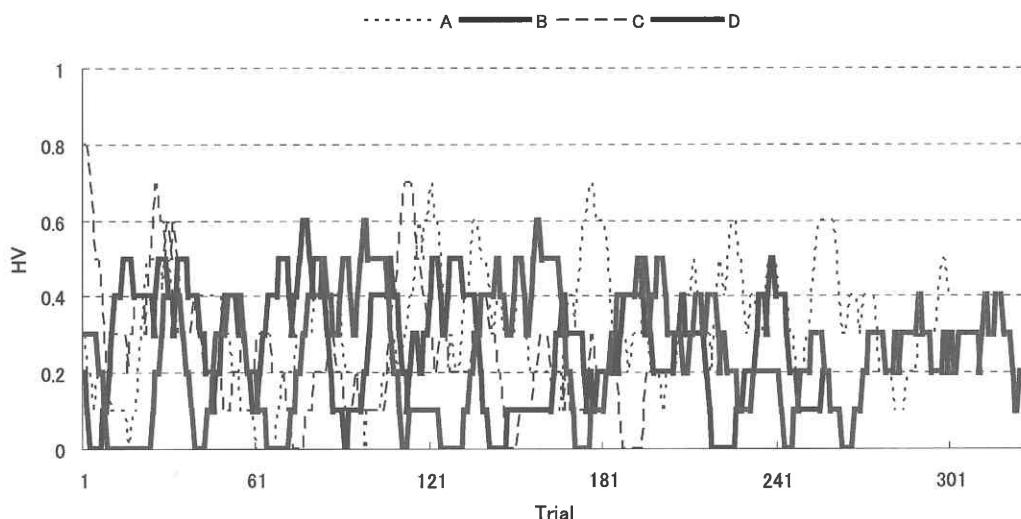
また、各条件の被験者ごとの平均繰り返し発話数の変遷を図9(a), (b)に示した。図9(a)が実験群、図9(b)が統制群の被験者についてまとめたものである。被験者によって試行回数が異なるため統計的な比較は難しいが、統制群では実験開始直後50試行を過ぎたあた

表2 被験者の最終平均方向正答率と平均ヒット率

実験群			統制群		
ID	平均方向正答率	平均ヒット率	ID	平均方向正答率	平均ヒット率
A	0.6	0.4	E	0.4	0.4
B	0.4	0.1	F	0.6	0.6
C	0.5	0.2	G	0.3	0.1
D	0.4	0.2	H	0.4	0.2



(a) 実験群の被験者の CDV (方向正答率) の推移



(b) 実験群の被験者の HV (ヒット率) の推移
図 6 実験群被験者の平均方向正答率と平均ヒット率の推移

りから連続的な繰り返しの回数が著しく低下していくが、実験群では対称的に増加していることが観察された。

よって本評価実験により、提案したモデルは発話意味学習自体を達成することができなかったものの、このモデルとインタラクションを行っている実験群の被験者は、モデルの動かすラケットの行動からモデルの理解度を把握し、自らの教示方略をモデルに合わせるように変化させていたことが明らかにされた。つまり、学習が遅々として進まない学習モデルに対して、教示

の種類を減らす、繰り返し発話を増やすなどの行動を表出することで、音響的に区別のしやすい教示をするように適応していたと考えられた。

4.5 考察

本章で行った評価実験により、提案したモデルは、実験群・統制群問わずに被験者から与えられる教示音声の意味を学習・獲得することはできなかった。この原因は、方向・速度学習モジュールの学習機能の問題というよりも、連続 DP による音声認識の問題だと考え

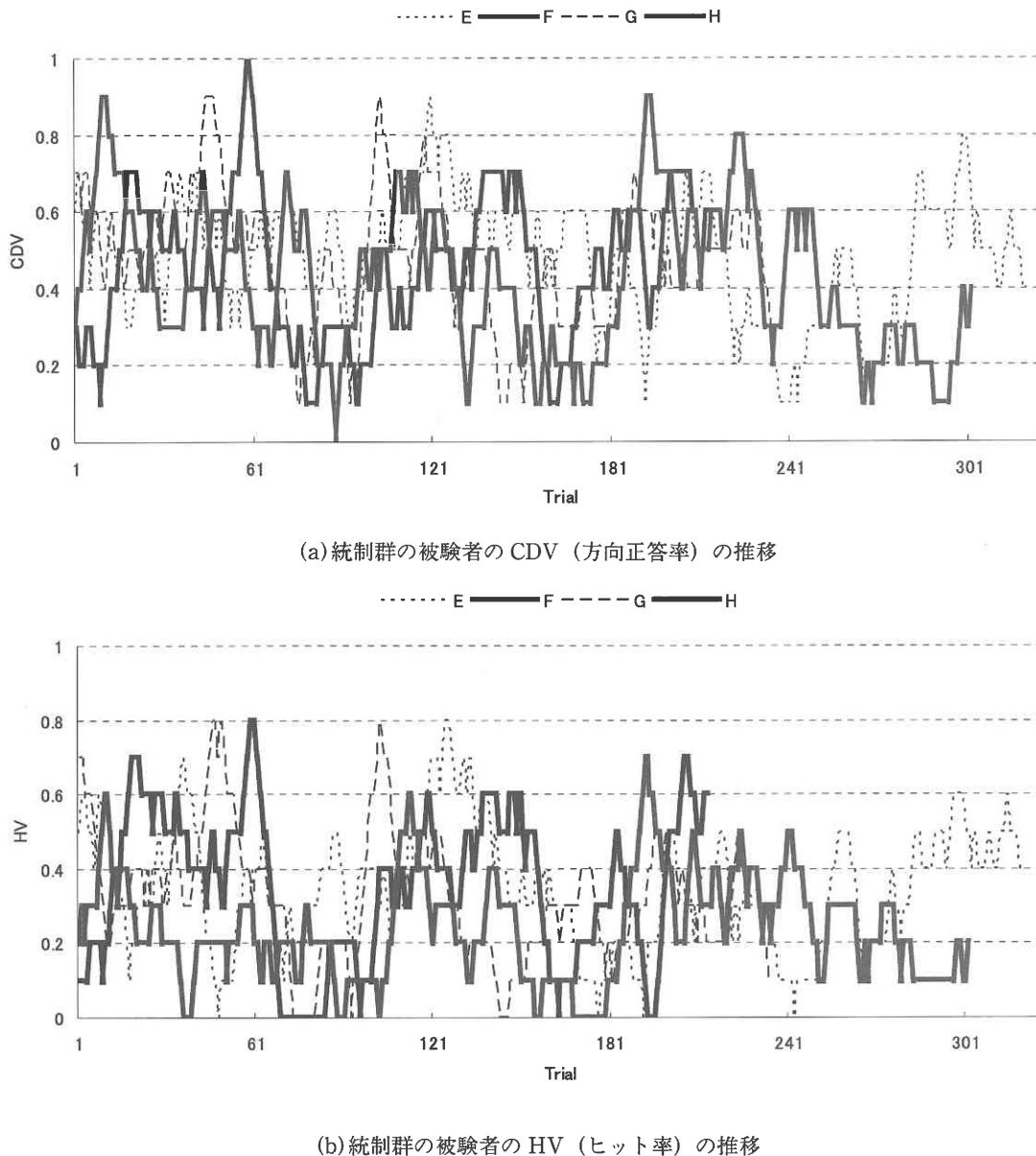


図 7 統制群被験者の平均方向正答率と平均ヒット率の推移

られた。

たとえば、本実験では入力音声に LPF がかけられていたため、異なる教示音声間の音声特徴量（とくに LPC ケプストラム）の差異が小さくなってしまっており、安定した音声認識が行われていなかった。

また、連続 DP の特徴として、音響的な差がほとんど存在せず、発話時間にしかその差が存在しないような音声同士に対しては高い類似度を算出するという傾向がある。そのため、たとえば「うえ」と「した」という音声を比較すると、LPF を通した状態では、モデル

が二つの音声を区別できない場合があった。この問題を回避するため、本モデルでは IRIFCDP によって標準パターンを切り出す際、800ms～1200ms 程度の長い音声を切り出すようにして主に繰り返し発話に注目した標準パターンを作成するように調整を行った。

しかし、統制群の被験者は理解度の表出機能を持たないモデルとインテラクションをしたため、常にそのラケットの移動速度は大きかった。そのため、繰り返し発話を使わずに発話時間の短い教示を使用し続けていたことで、標準パターンの獲得そのものができなか

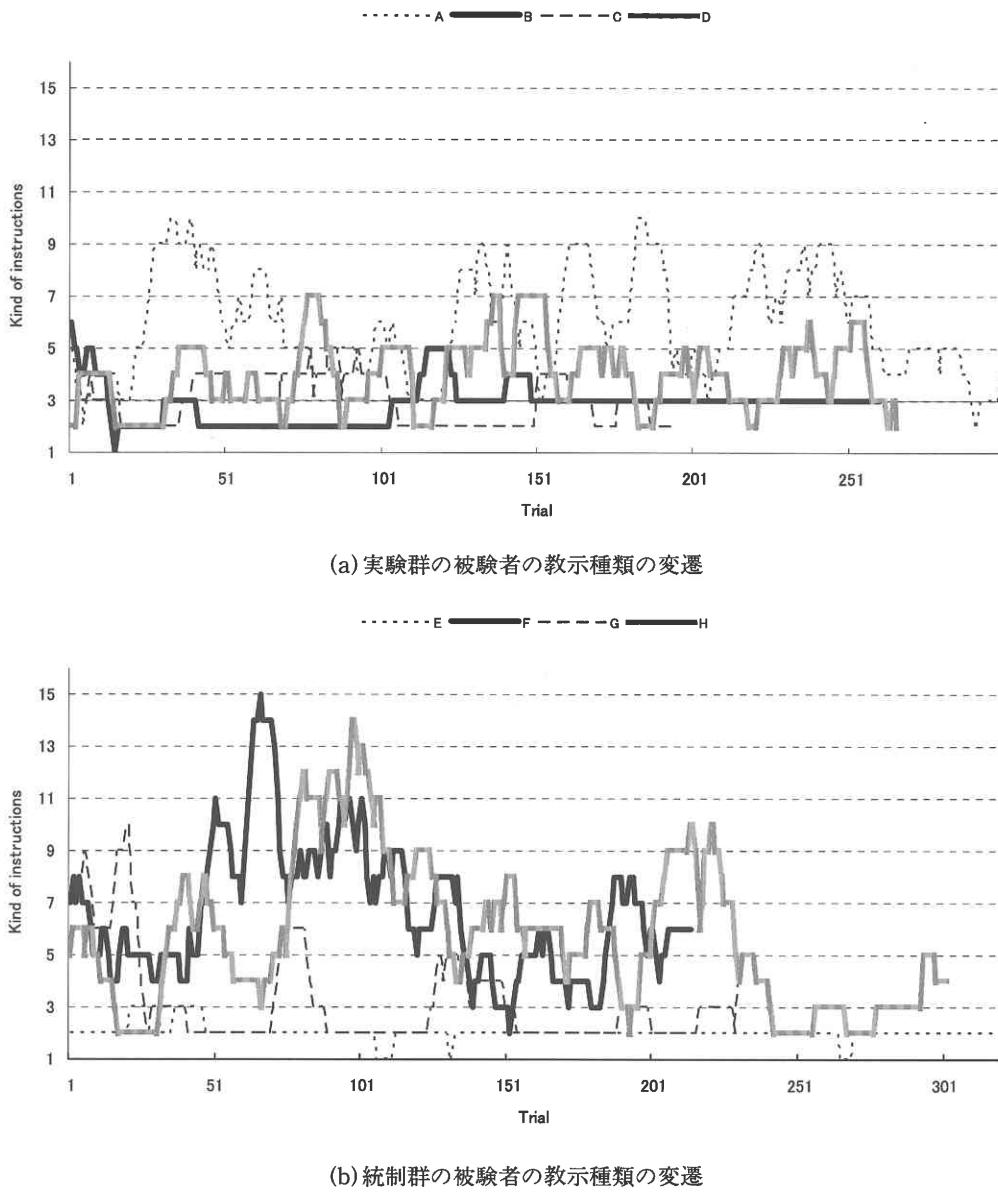


図 8 各被験者の使用教示種類の変遷

ったり、認識に失敗する場合が多くみられた。

その一方、実験群の被験者は、統制群の被験者と比べて発話時間長の長い教示を使用する傾向があつたため、たとえば被験者 C, D などは標準パターンの切り出しをモデルに成功させていた。しかし、被験者 C が使用していた「うえうえうえ」「したーしたーしたー」という教示は、モデルには「っ」と「し」の部分が無音区間として扱われてしまうことで短い標準パターンの繰り返しと誤認識されてしまい、結果として発話の認識が安定して行われていなかつた。また、被験

者 D は「うえうえうえ」と教示する場合に単語を連続的に発話するのではなく、単語を間欠的に発話する場合があったため、安定した標準パターンの認識ができていなかつた。その結果、両者ともに標準パターンの切り出しに成功していたものの、教示の意味学習自体には失敗していた。

5. 議論

本研究では、連続 DP を使用して、教示者と学習者間の段階的相互適応を考慮した発話意味獲得モデルを構

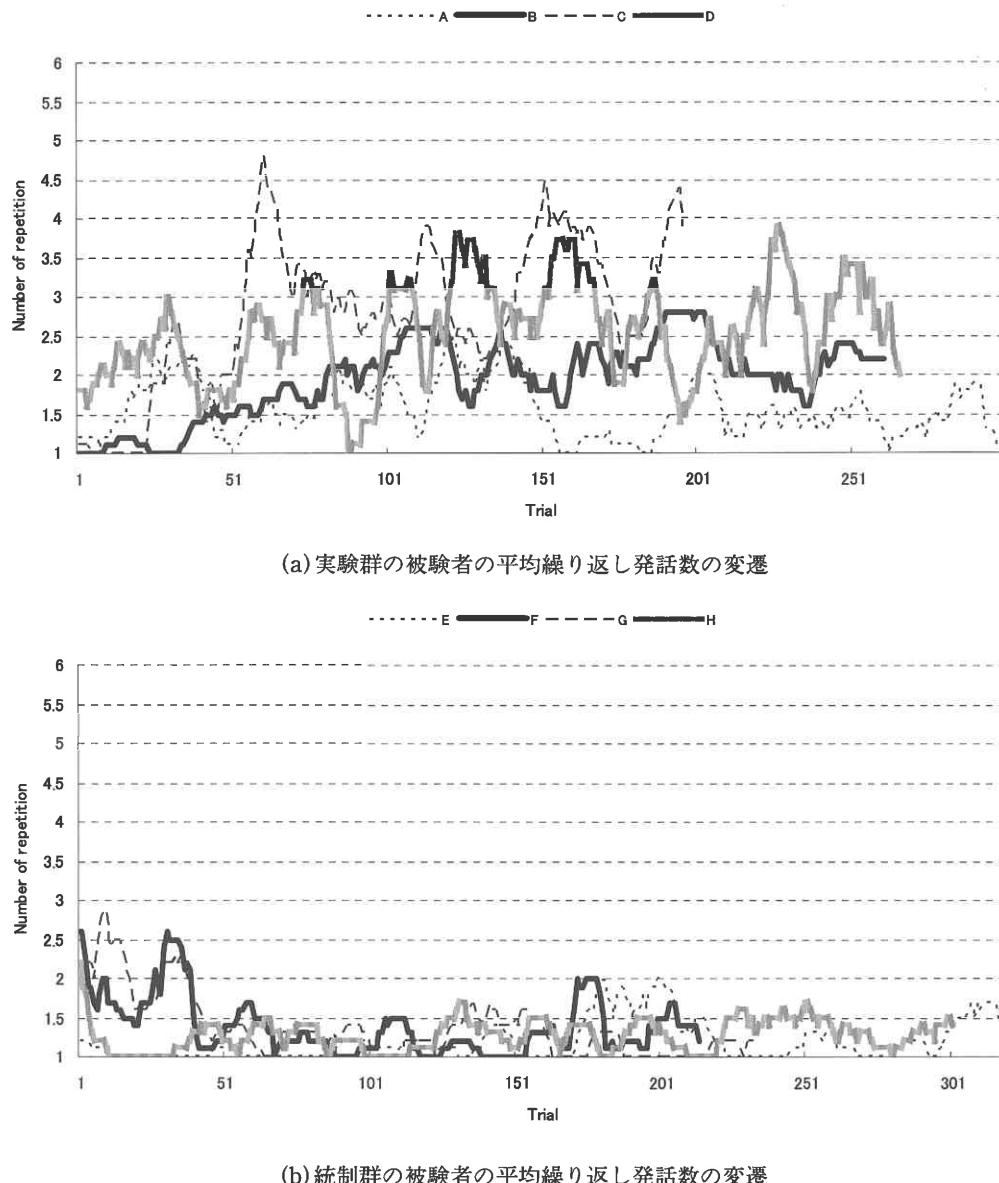


図9 各被験者の平均繰り返し発話数の変遷

築した。具体的には、教示者の適応を誘発するような行動表出メカニズムを持ち、教示理解の確信度に応じて学習モジュールを切り替えることで、段階的な学習を実現させることができる学習モデルを構築した。評価実験の結果、この学習モデルは、与えられる教示の意味を学習することはできなかったが、学習モデルの動かすラケットの動きからその理解度を把握し、それに応じてモデルに対する教示方略を変化させていたことが観察された。本章では、本モデルの問題点や、今後の課題などについて議論する。

5.1 学習対象の変化への追従法

本研究で構築したモデルは、学習の確信度が高まる方向学習を行うモジュールから速度学習を行うモジュールへの切り替えを行うことで、教示者の教示方略の変化へ適応するメカニズムを提案した。これに対して、たとえばクラスターの併合・分割操作を行うアルゴリズム（例として上田・中野の Split-Merge EM algorithm[15]）を用いて、モジュール性を考慮せずに一つの特徴量空間内でクラスタリングを行うことで教示方略への追従を行う方法も考えられる。

しかし、より複雑な教示が使用される環境や、より教示者の適応の幅が大きい環境では、モジュール性を考慮しないモデルでは対応できない状況が出てくることが予想される。たとえば、副詞や名詞・動詞など、様々な種類の教示を一つの特徴量空間でクラスタリングする形で学習するような場合を考えると、特徴量次元の増大に従って学習に必要な事例数が爆発的に増大する、いわゆる「次元の呪い」[11]などの問題を受けやすくなるものと思われる。

本研究では、複雑な環境への応用性を重視したモデルの構築を目的としたため、モジュールの切り替えによって段階的な学習を実現する手法を選択した。しかし、本論文での評価実験では、モジュールの切り替えによる段階的学習に関するモデル能力を評価することはできなかった。今後は本モデルの段階的学習の評価を遂行し、その結果を踏まえた上で、モジュール内の段階的な学習とモジュールの切り替えによる段階的な学習の長所・短所を慎重に検討していく必要があると考えられる。

また、本モデルでは、「警告韻律=負の報酬」(特に移動方向の否定)という機能は、あらかじめ生得的なものとしてあらかじめシステムに与えることにした。その理由としては、コミュニケーション実験において、このような警告韻律を受けた全ての操作者が、急激にラケットの方向を変化させていたからである。この警告韻律は、学習の段階が進むにつれ、当初の「方向の否定」から「移動の促進」と、その意味を分化することが観察され、そのような機能もモデルに実装した。この警告韻律の分化した意味についても、システムが学習によって獲得するような状況は考えにくい。むしろ、その意味の分化は、モデルが動作する環境の制約によって決定されるものだと考えられる(例えば、今回のような左右にしか動くことのできないラケットに学習モデルを実装する場合は、行動の否定の解釈は、「方向の否定」と「速度の否定」の二種類しか存在することができない)。ただし、このような報酬情報を利用することで、「うえ」「した」といった行動教示の意味獲得のみならず、「いいね」「だめだよ」などの評価教示の意味を学習によって獲得していくメカニズムを提案することは有用性および実現可能性が高いと考えられる。

5.2 音声認識能力の向上

本研究で構築した学習モデルは、発話意味学習を成功させることはできなかったが、この原因は音声認識能力の低さに起因していたと考えられる。本モデルでは、IRIFCDPによる音声の標準パターンの切り出しと

連続DPによる音声認識を行ったが、その際に、コミュニケーション実験における操作者の状態を模倣するためにLPFを通した音声入力を使用した。そのため、異なる教示間のパラメータ差が小さくなり、教示をうまく弁別することができない場合があった。そのため、学習の成功率自体は小松のEMアルゴリズムモデルのほうが高かったといえる[9,10]。しかし、EMアルゴリズムモデルでは、音声特徴量の移動平均を音声入力としていたため、音声の時系列情報が捨象されてしまい、複雑な教示を弁別できないという問題があった。そのため、より複雑な環境に本モデルを適用していくことを考えると、やはり連続DPのような時系列情報を扱える手法の導入が望ましい。

ただし、連続DPには、音声の統計的な変動を吸収することが難しいという問題や、認識すべき単語数が多い場合に認識精度が低下するという問題などが存在する。本実験では教示者によって使用される教示の種類が少なかったため連続DPを使用したが、より複雑でより多くの種類の発話認識の実現を考えると、隠れマルコフモデル[4]を用いた音声認識手法など、よりロバストな音声認識手法を導入する必要があると考えられる。

5.3 異なるタイプの教示者への適応

本研究で提案したモデルは、実験当初のラケットの移動速度が遅かったため、結果としてコミュニケーション実験のうち操作者が消極的な行動を取っていたペアの操作者をモデル化したともいえる。しかし、コミュニケーション実験では、11組中1組だけではあるが、操作者がラケットを積極的に動かした結果、教示者が「ストップ」教示を用いて速度教示を行ったペアも存在した。このように、相互適応の進展の方向性は、教示者と学習者のインタラクションのありかたによって決定されるといえる。これに対して本モデルでは、モデルの構造や各モジュールが使用する特徴量が事前に決定されているため、あらかじめ決められたタイプの相互適応にしか対応できないという欠点がある。

この点を改良するのは非常に難しい問題であるが、一つの解決法として、教示者の行動モデルを意味獲得モデルの内部に持たせる手法が考えられる。教示者は学習者の行動に応じようとして教示方略を変化させるため、学習者は自らの行動方略と行動する環境の情報から、教示者の教示方略をある程度予測することができる。このようにして、意味獲得モデル内の各モジュールで使用する特徴量や、モジュール切り替えの際の確信度などを自律的に構成していく能力を持つことが、将来的に教示者と学習者間に真の意味での相互適応的関係を構築しそれを利用して学習を行うモデルにとつ

て必須の能力となると考えられる。

また、いわゆる「心の理論」[2]をロボットや擬人化エージェントなどに持たせようとする試みや、ロボットにタスク表象を獲得させる試みがいくつか行われており[13]、そのような技術を本モデルに応用することで、より多様なタイプの教示者に対応することができる発話意味獲得モデルの構築も可能だと思われる。またその際には、教示者の教示方略の変化や、教示者の存在が学習者の探索空間の絞り込みに果たす役割などを実験的に検証していく必要もあるう。

5.4 より複雑な環境における相互適応

本研究ではラケットの移動を指示する教示の発話意味学習を扱ったが、将来的に本モデルを乳幼児の言語獲得プロセスのモデルなどに拡張していくことを考えると、名詞や副詞、単純な文法構造などを学習する際にも、教示者と学習者の間に相互適応的なプロセスが存在するかどうかを観察・分析していく必要がある。

具体的には、学習者の行動の自由度が高い環境や、ある程度の文法構造の学習が要求されるような実験的学習環境を構築し、その環境における教示者と学習者の相互適応の分析とそのモデル化が将来的に重要な課題になると思われる。

5.5 将来的な発展・応用

本研究では、人間の発話意味学習プロセスの構成論的な理解を目的として発話意味獲得モデルの提案・構築を行った。このような本研究の成果は工学的な応用への可能性も高いと考えられ、たとえば通常の音声認識システムに比べ、以下のような利点があると考えられる。

- システムの側が使用者の音声の意味を学習するため、使用者が「音声コマンド」と「利用したい機能」との対応関係を学習する必要がない。
- 意味学習アルゴリズム、理解度の表出法とともに特定の言語や音韻体系に依存しないため、使用者の使用言語に依存せず学習を行うことが可能である。

よって、本モデルの利点が生かせる分野としては、ペットロボットなどとのインタラクションを楽しむようなエンターテイメント・ロボット分野などが考えられる。また、通常の音声認識システム・音声インターフェースを補完する形で本研究の成果を用いることも有効であろう。

ただし、本研究で構築したモデルの問題点として、音声認識能力が十分でないために学習の成功率が低い、という問題点がある。この点については、第5.2章でも議論したように、音声認識能力を向上させるための改

良が早急に求められる。ただし、本研究では、教示者の音声にLPFをかけたものを音声認識システムの入力としていたため、まずはこの制約を緩和した条件において、モデルの能力を再検討する必要があると考えられる。

6. おわりに

人間の発話意味学習プロセスでは、学習者と教示者が相互に適応し行動を変化させていくという相互適応プロセスの存在が、学習者の意味学習に影響を及ぼしていると考えられる。しかし、従来の発話意味獲得モデルの研究では、学習者と教示者の関係は一定で静的なものが想定されており、相互適応プロセスの存在は考慮されていなかった。そこで本研究では、人間の発話教示者と学習者との間に相互適応プロセスを成立させ、それをを利用して学習を行う意味獲得モデルを構築し、その有効性を示すことを目的とした。

モデルの構築にあたっては、人間同士の相互適応的意味学習を実験的に観察するコミュニケーション実験を行い、そこで得られた知見を学習モデルとして実装するというアプローチを採用した。この実験の結果より、相互適応プロセスを人間の教示者との間に成立させるためには、「段階的な学習を行う能力」「教示者の適応を誘発する能力」という二つの能力をモデルが持つ必要があると示唆された。前者の能力は「方向学習モジュール」と「速度学習モジュール」という二つの学習モジュールをモデル内部に用意し、教示意味学習の確信度に応じて使用するモジュールを切り替えることで実現した。後者の能力は、教示理解確信度に応じてラケットの移動速度を変化させることで、教示の理解度を教示者に伝達することで実現した。

このようなモデルを用いて評価実験を行ったものの、ほとんどの被験者がモデルに対して方向教示を学習させることができなかっただため、モデルの段階的な学習能力の検証を行うことはできなかっただ。ただし、理解度の表出を行ったモデルとインタラクションした群(実験群)と行わない群(統制群)では、実験群の被験者において、使用教示の種類の減少、繰り返し発話数の増加が観察されたため、実験群の被験者の方が音響的に弁別しやすい教示を行っていることが確認され、提案したモデルには、教示者の適応を誘発する能力が実現されていたと考えられた。

本研究では人間の発話意味獲得プロセスの構成論的理解に重点を置いたが、通常の工学的有用性を重視した音声認識システムに対しても、本論文で提案した手法は特定の言語体系に依存しない、使用者が発話コマンドと使用したい機能の対応関係を学習する必要がな

い、という利点がある。ただし、本研究の成果をこのような工学的な応用に用いる場合には、音声認識部分の精度を向上させた上で、本研究の成果を再検討していく必要がある。

参考文献

- [1] D. W. Aha, D. Kibler, and M. K. Albert. Instance-based learning algorithms. *Machine Learning*, Vol.6, 37-66, 1991.
- [2] S. Baron-Cohen, *Mind blindness*, Bradford Books, 1997.
- [3] A. Dempster, N. Laird, and D. Rubin. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm, *Journal of Royal Statistical Society B*, Vol.39, 1-38, 1977.
- [4] A. Fernald and T. Simon. Expanded intonation contours in mother's speech to newborns. *Developmental Psychology*, Vol.20, No.1, 104-113, 1984.
- [5] 古井貞熙. 音声情報処理. 森北出版, 1998.
- [6] 伊藤慶明, 木山次郎, 小島浩, 関進, 岡隆一. 標準パターンの任意区間スロッティングのためのReference Interval-free連続DP (RIFCDP). 電子情報通信学会技術報告, June 1995, SP95-34.
- [7] 岩橋直人. ロボットによる言語獲得—言語処理の新しいパラダイムを目指して—. 人工知能学会誌, Vol. 18, No.1, 49-58, 2003.
- [8] 木山次郎, 伊藤慶明, 岡隆一. Incremental Reference Interval-free連続DPによる任意話題音声の要約と話題境界検出. 電子情報通信学会論文誌, Vol. J79-D-II, No.9, 1464-1473, 1996.
- [9] 小松孝徳. 韻律情報を用いた意味獲得モデルの構築:適応的インターフェースの実現に向けて. 東京大学院総合文化研究科博士論文, 2003.
- [10] Komatsu, T., Utsunomiya, A., Suzuki, K., Ueda, K., Hiraki, K., and Oka, N. Toward a Mutual Adaptive Interface: An interface induces a user's adaptation and utilize this induced adaptation, and vice versa. In proceedings of the 25th Annual Meeting of the Cognitive Science Society, pp.687-692, 2003.
- [11] T. M. Mitchell. *Machine Learning*. McGraw-Hill, 1998.
- [12] D. Roy and A. Pentland. Learning from sights and sounds: A computational model. *Cognitive Science*, Vol.26, 113-146, 2002.
- [13] B. Scassellati. Foundations for a Theory of Mind for a Humanoid Robots. Ph.D. thesis, Massachusetts Institute of Technology, Department of Electrical Engineering and Computer Science, Cambridge MA, 2001.
- [14] L. Steels and F. Kaplan. AIBO's first words : The social learning of language and meaning. *Evolution of Communication*, Vol.4, No.1, 2001..
- [15] 上田修功, 中野良平. 混合モデルのための併合分割付きEMアルゴリズム. 電子情報通信学会論文誌, D-II, Vol.82-S-II, No.5, 930-940, 1999.
- [16] S. Yamada and Y. Yamaguchi. Mutual learning of mind reading between a human and a life-like agent. In proceedings of the 5th Pacific Rim International Workshop on Multi-Agents, pp.138-150, 2002.

(2004年10月31日 受付)

(2005年3月10日 採録)

連絡先

〒041-8655 北海道函館市亀田中野町116-2

公立はこだて未来大学システム情報科学部

小松 孝徳

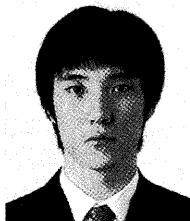
TEL : 0138-34-6220

FAX : 0138-34-6301

E-mail : komatsu@fun.ac.jp

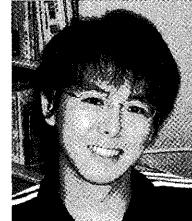
著者紹介

うつみや あつし
宇都宮 淳 [非会員]



1979年生。2002年 東京大学文学部心理学科卒。2004年 東京大学学際情報学府学際情報学専攻修了。同年、(株)電通入社、現在に至る。在学中は認知科学・機械学習の知見を応用した適応的インターフェースの研究に従事。

こまつ たかのり
小松 孝徳 [非会員]



1974年生。2003年 東京大学大学院総合文化研究科博士課程修了。同年、公立はこだて未来大学システム情報科学部助手、現在に至る。非言語情報の持つ役割に注目しながら、人間=人工物間に自然なコミュニケーションを構築することを目指している。最近は特に、人間の認知的な特性を利用することでその実現を目指している。日本認知科学会、人工知能学会、ヒューマンインターフェース学会、Cognitive Science Societyなどの会員、博士(学術)。

うえだ かずひろ
植田 一博 [非会員]



1963年生。東京大学・情報学環・助教授を経て、現在、東京大学・大学院総合文化研究科・助教授、博士（学術）。適応的に変化・発展する系としてのヒトの認知システムへの関心から、科学的発見、協同、熟達化の認知神経科学的解明、人工社会・経済、機械学習を用いた適応的インターフェースの構築、人工物と人間のインタラクション、などの研究に従事。著書に『科学を考える：人工知能からカルチャラル・スタディーズまで 14の視点』（共著、北大路書房）、『協同の知を探る：創造的コラボレーションの認知科学』（共編著、共立出版）、など。人工知能学会、ヒューマンインターフェース学会、情報処理学会、Cognitive Science Society, AAAI 各会員。

おか なつき
岡 夏樹 [非会員]



1956年、1979年 東京大学工学部計数工学科卒業。（株）島津製作所、東京大学、松下電器産業（株）、（財）新世代コンピュータ技術開発機構等を経て、現在、京都工芸繊維大学工芸学部教授。学習、発達、インタラクションを中心とした認知モデル構築とその工学的応用に関心があり、自然な日常的インタラクションを通して言語獲得するシステムの構築を目指している。工学博士。日本認知科学会、人工知能学会、情報処理学会の各会員。

A construction of a meaning acquisition model in consideration of gradual mutual adaptation with users

by

Atsushi UTSUNOMIYA, Takanori KOMATSU, Kazuhiro UEDA and Natsuki OKA

Abstract :

Most previous studies about a mechanism of human language/meaning acquisition and its computational model did not take into account the instructor's adaptation to the learner. In this paper, we propose a mutual adaptive speech meaning acquisition model which can induce and utilize the instructor's adaptation, based on the observational results of meaning acquisition process through the actual interactions between human instructors and human learners. Specifically, this model is designed to achieve the following two competences: one is the competence to achieve a gradual learning which starts rather simple and easy learning task and then shift to more complex one; the other is to induce the instructor's adaptive behaviors by means of showing its learning level as the velocity of paddle motion, e.g., when the learning is going well, the paddle shows the fast action; otherwise, the paddle does the slow one. As a result of testing experiment to observe the interaction between participants and this model, although this model can not learn the meanings of participants' instructions because of the low accuracy of implemented sound recognizing system, this model can induce the participants' adaptive behaviors that the participants tried fitting their teaching strategies for this learning model.

Keywords : Mutual adaptation, Meaning acquisition model, Gradual learning, Induction of an instructor's adaptive behavior, Human-Agent Interaction

Contact Address : **Takanori KOMATSU**

Future University-Hakodate, School of Systems Information Science
Kamedanakano-cho 116-2, Hakodate, Hokkaido 041-8655
TEL : 0138-34-6220
FAX : 0138-34-6301
e-mail : komatsu@fun.ac.jp