

コミュニケーションロボット用インタフェース のための脳活動計測に関する検討

鳩 康彦[†]
慶應義塾大学 理工学部

大澤 博隆[†]
慶應義塾大学大学院 理工学研究科

今井 倫太[§]
慶應義塾大学 理工学部

開 一夫[¶]
東京大学大学院 総合文化研究科

{hato,osawa,michita}@ayu.ics.keio.ac.jp, khiraki@idea.c.u-tokyo.ac.jp

1 はじめに

本研究では、人間がロボットとコミュニケーションを行っている際に感じる違和感をリアルタイムに検知し、解消することを目的として、脳活動計測をしながらオンラインに脳活動の特徴量を抽出するシステムを提案する。

近年、病院や公園、駅、展示場などの公共の場での、コミュニケーションロボットを利用した案内や情報提供の需要が高まっている。ユーザが公共の場でロボットから情報を得る際、ロボットに初めて接するユーザでも、ロボットとのコミュニケーションに没入し提示される情報を違和感無く受け取れることが求められる。そのためには、コミュニケーション中のロボットの振舞いに対して、ユーザが感じる印象をリアルタイムに測定し、もしユーザが違和感を感じているのならば、違和感が解消されるようロボットの振舞いをオンラインで変更する必要がある。例えば、案内ロボットがユーザに返答する際、処理に時間がかかり間があきすぎてしまった場合、ユーザは間に違和感を感じ、ロボットが機能していないと考え立ち去ってしまうかもしれない。そうならないよう、ユーザの違和感を検知し、発話などで適切に間を埋め、違和感を解消しなければならない。

従来は、人間とロボットとのコミュニケーション手法の評価は、実験後にロボットに対して人間が持つ印象をアンケートによって調査することで行ってきた。

しかし、アンケートによる評価は実験終了後に行われるので、コミュニケーション進行中の厳密な効果の検証は難しい。また、主観的な内観報告であるので、被験者の知識や先入観によってコミュニケーション中の実際の印象とは異なる回答が得られる可能性もある。

そこで本研究では、リアルタイムに計測された脳活動からオンラインで特徴量を抽出する METAL (Mind Effect Analyzing) システムを提案する。METAL システムにより、コミュニケーション進行中にリアルタイ

ムで客観的に人間の心的状態を取得できる。

本稿では、METAL システムを実装し、動作検証のため脳波からの性別判定を試みた。それにより、抽出した特徴量の有効性と METAL システムの動作時間を検討した。

2 設計

リアルタイムに計測されている脳波データから、オンラインに特徴量を抽出する METAL システムの構成図を図 1 に示す。METAL システムは、脳波計から脳波データが書き込まれる brain wave data file をオンラインで読み込む Brain Wave Data Loader (BWDL) と、BWDL の出力データから特徴量を生成する Feature Maker (FM) からなる。

BWDL は、brain wave data file を監視し、一定行数書き込まれたらデータを取り込む。次に、取り込んだデータから、特徴量作成に必要なデータのみを FM に渡す。FM は、BWDL より渡されたデータから特徴量を抽出し、Feature Data ファイルに書き込む。

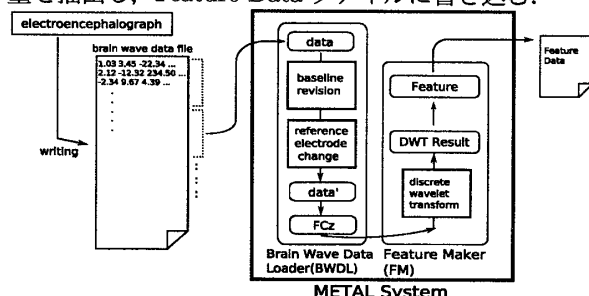


図 1 METAL システムの構成図

3 実装

3.1 METAL システム

脳波計

EGI 社の NetAmp を使用し、64 チャンネル、サンプリング周波数 250Hz で計測されることとする。

Brain Wave Data Loader (BWDL)

BWDL は、NetAmp が書き込む brain wave data file を監視し、256 サンプル書き込まれるごとに脳波データを取り込む。そして取り込んだ脳波データに対し、耳の後ろに位置する電極 (NetAmp ではチャンネル 26 と 51) を基準とするよう参照電極を変更する (reference electrode change 部)。つまり、全てのチャンネルに対して $\#X' = \#X - (\#26 + \#51)/2$ を適応する。以上の処理を行い、FM にデータを渡す。

Feature Maker (FM)

Examination about the Brain Activity Measurement for Communication Robot Interface

[†]Yasuhiko HATO

Faculty of Science and Technology, Keio University

[†]Hirohisa OSAWA

Graduate School of Science and Technology, Keio University

[§]Michita IMAI

Faculty of Science and Technology, Keio University

[¶]Kazuo HIRAKI

Graduate School of Arts and Sciences, University of Tokyo

FMは、まずBWDLから受け取ったデータをウェーブレット変換する。ウェーブレットはDaubechiesのウェーブレットを用いた。

一度に取り込まれる脳波データは256サンプルなので、ウェーブレット変換のレベルの総数 $J = 8$ となる。ここで、レベルを $j = 0, \dots, J - 1$ とすると、各レベルでの係数 $d_{j,k}$ の添字 k は $k = 0, \dots, 2^j - 1$ となる。

ウェーブレット変換を実行した後、目的に応じた特徴量を抽出する。

4 動作検証: 性別判定

METALシステムの動作検証のため、動作例としてユーザの脳波からユーザの性別を判定した。その際、抽出した特徴量から男女判定をした結果と、METALシステムがデータを読み込んでから特徴量を抽出するまでの時間を記録した。

男女判定にはサポート・ベクター・マシン(SVM)を用いた。LIBSVM[2]のライブラリを使用し、カーネル関数にはRBFカーネルを用いた。

4.1 脳波データ

脳波データはFukushimaら[1]が計測したものをを用いた。被験者は18-29歳の女性12人と、18-23歳の男性12人であり、ギャンブリング課題遂行時の脳波である。

ギャンブリング課題とは、被験者2人1組でプレイヤーとオブザーバーにわかれ、プレイヤーはギャンブルをし、オブザーバーはそれを観察するというものである。プレイヤー、オブザーバーの脳波が計測されており、ギャンブルの結果(勝ち or 負け)を示すことを刺激提示とする。今回はこのうち、結果が負けであった時のオブザーバーの脳波データのみを使用した。

1回分の試行は1.02秒で、刺激提示は試行開始0.2秒後に行われている。被験者1人につき、(1.02秒 × 試行回数)秒のデータが書かれたファイルが1つずつある。

4.2 特徴量

脳波データを被験者ごとに平均し、24個の平均脳波データを作成した。そしてMETALシステムに渡し、ウェーブレット変換の結果を得た。表1に、刺激提示時刻における各レベルでの係数と、それが含む周波数帯、さらにその係数を特徴量としてモデルを構築したときの2-foldクロスバリデーションによる判定精度を示した。

feature	$d_{1,0}$	$d_{2,0}$	$d_{3,1}$	$d_{4,3}$
frequency	2-4 [Hz]	4-8 [Hz]	8-16 [Hz]	16-32 [Hz]
accuracy	62.5%	62.5%	70.8%	33.3%

表1 特徴量に用いる係数に対する判定精度
 $d_{3,1}$ を特徴量とした時が最も精度が良いので、本稿では $d_{3,1}$ を特徴量に選んだ。

4.3 検証

脳波データを順次読み込み、NetAmpと同様250Hzでbrain wave data fileに書き込む脳波計シミュレータEEG Simulatorを作成した。また、性別判定のために、BWDLのreference electrode change部の前にbaseline revision部を、後にFCzチャンネル抽出部を追加した。

男女判定として、24人の被験者のうち、男女1人ずつを除いた22人それぞれの平均脳波データを用いてモデルを構築し、除いた2人のそれぞれ35回分の試行をテストデータとし、オンラインで判定した。24人の被験者全員がテストデータになるよう12回実施した。

また、特徴量抽出時間として、EEG Simulatorが256サンプルを書き込み終わった時刻を t_1 、METALシステムが特徴量を抽出し終わった時刻を t_2 、男女判定が完了した時刻を t_3 とする。この時、35回分の $t_2 - t_1$ と $t_3 - t_1$ を記録した。計測は、Linux Kernel 2.6.8.1、CPU 3.0GHz、メモリ 3.6GBのマシンで行った。

5 結果と考察

男女判定の精度は、平均で51.3%であった。この結果より、1試行のみの脳波を使った判定ではノイズが大きく、ランダムに男女を振り分けることに比べ精度が向上しないと言える。そのため、測定されてくる脳波をバッファリングし、平均データを作成しながら判定するバッファリング機能を追加し、評価してみる必要がある。

また、特徴量抽出時間については、 $t_2 - t_1$ と $t_3 - t_1$ の平均と分散をそれぞれ求めた。結果は表2のようになった。

	$t_2 - t_1$	$t_3 - t_1$
average [sec]	0.88	0.89
variance	0.15	0.16

表2 METALシステムの特徴量抽出時間

Starnerによると、コンピュータは2秒以内に反応を返すのが望ましい[3]ので、METALシステムを利用して男女を推定したロボットは、1.11秒以内に次の行動を決め、実行し始めればよいことになる。

6 まとめと今後の課題

本研究では、人間がロボットとコミュニケーションを行っている際に感じる違和感を、脳活動計測を用いてリアルタイムで検知することを目指し、リアルタイムに測定される脳波データからオンラインで特徴量を抽出するMETALシステムを提案した。動作検証として、脳波からユーザの男女判定を行ない、抽出した特徴量による判定率とMETALシステムの動作時間を検討した。

今後の課題としては、よりよい特徴量を検討すること、バッファリング機能を追加して評価すること、実際に人間とロボットとのコミュニケーションを評価することが挙げられる。

参考文献

- [1] H. Fukushima, K. Hiraki: "Perceiving an opponent's loss: gender-related differences in the medial-frontal negativity", Oxford Journals, Social Cognitive and Affective Neuroscience (SCAN 2006) 1, pp.149-157, 2006
- [2] LIBSVM:
<http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>
- [3] T. Starner: "Challenges of Wearable computing: Part2", IEEE Micro, Vol. 21, Issue 4, pp.54-67, 2001