

アンドロイド BMI 操作時のエラー関連陰性電位の検出

Detecting error-related negativity while operating Android with BMI

車谷 広大 *1*2
Kodai Shatani

ペナロサ・クリスチャン *1
Christian Penalosa

西尾 修一 *1
Shuichi Nishio

*1 国際電気通信基礎技術研究所

Advanced Telecommunications Research Institute International

*2 大阪大学基礎工学部

School of Engineering Science, Osaka University

The error-related negativity (ERN) is a brain potential triggered when a user either makes a mistake or the application behaves differently from their expectation. We can utilize errors detected in conversation or motion for motion correction and system learning, for example. The purpose of this study is to give proper feedback by use of ERN while operating Android with Brain-Machine Interface. The paper reports the results of offline error detection by use of machine learning.

1. はじめに

ブレイン・マシン・インターフェース (Brain-Machine Interface: BMI) は、脳活動を計測することで機械を動かすインターフェース技術である。脳活動の計測手法は様々で、例えば、脳波計測や機能的磁気共鳴画像法などがある。得られた脳活動情報は、高度な信号処理手法によって機械やコンピュータなどへの命令に翻訳され、考えるだけでロボットを操作することも可能である。また、実用の面では医療・福祉への応用が見込まれており、筋萎縮性側索硬化症 (ALS) や脊髄損傷、脳卒中などにより運動機能や言語機能に障害を持つ患者にとって、自らの意思を伝達するための重要な手段となろうとしている。しかしながら、現状は脳活動情報から翻訳できる命令の数が限られていることや、翻訳の精度が低いという問題が存在している。その問題を受け、本研究は BMI の翻訳精度の向上、すなわち BMI 性能の向上を目標としている。

Alimardani らは、アンドロイド・ロボット (以下アンドロイド) を BMI で遠隔操作するとき、操作者に適切なフィードバックを与えることで、操作者の脳活動を BMI の性能が向上する方向に変化させられることを確認している [Alimardani 13]。ここで「適切」なフィードバックとは、操作者の意図に応じた正しいフィードバックのことである。したがって、常に操作意図通りの正しいフィードバックを与えることができれば、人間の脳活動自体が変化し、BMI の識別率が向上する可能性があると考えられる。

そこで本研究は、エラー関連陰性電位 (error-related negativity: ERN) を検出することで、誤識別が発生したときでも正しいフィードバックを与えるフィードバックシステムを提案する (図 1, 図 2)。

ERN はエラーしたときに脳で発生する電気信号 (脳波) の一種である。この ERN は自分自身が間違いを犯した場合に発生するだけでなく、他者が犯した間違いを観察した場合や、さらには機械やコンピュータとのインタラクション時に起こったエラーに対しても発生することが知られている [Miltner 04]。提案システムにおいて ERN は、BMI によるアンドロイド操作を行った際、BMI システムの誤識別により生じるアンドロイドの間違った動作を検知するトリガーとして利用されている。

今回は BMI による識別は 2 クラスのクラスタリングである

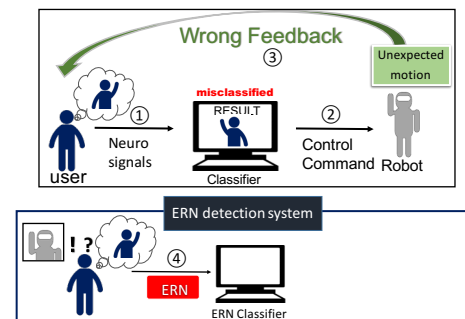


図 1: 従来の BMI システムにおける誤識別が発生したときの流れ (上図) と意図と異なるフィードバックに対する ERN (下図): BMI システムはユーザの脳活動情報から意図を識別し (①)、アンドロイドを制御する指令を送る (②)。誤識別が生じた場合、ユーザの意図とは異なる動作をアンドロイドが行う。この図では、操作者は右手を動かそうとしているが、識別結果は左で、アンドロイドは左手を動かしている。操作者は間違った動作を見る (視覚フィードバックを得る (③)) ことでエラーを認知し、ERN が発生する (④)。

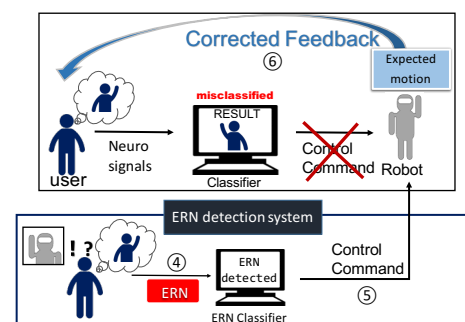


図 2: ERN を利用した提案フィードバックシステム: ERN 検出器が先ほどの命令を訂正する新たな命令をアンドロイドに与える (⑤)。これにより、ユーザの意図通りの正しい動作が行われる (⑥)。

ことを仮定しているが、一般的な多クラスの場合においては、図 2 中の ⑤ のステップで、ユーザに再び意図する運動を想起してもらうなどの工夫が必要となる。

本稿では、提案システムの根幹をなす ERN 識別器の作成

と、その識別器の識別性能について定量的な評価を行った結果を報告する。なお、提案システムでは ERN のオンライン検出を行う必要があるが、本稿では準備段階であるため検出はオフラインで行っている。また、同様の理由により、本実験において BMI 操作対象はアンドロイドではなく、PC 画面上の CG の手を用いた。

2. 実験

2.1 概要

PC の画面上で動作するモグラたたきのアプリケーションを作成し、そのアプリケーションを用いて BMI に関わるタスクを実験参加者に行ってもらった。タスクの内容は BMI でモグラたたきを行うというものであり、画面中央に二つ存在する左右いずれかの穴から出現したモグラを、モグラと同じ側の手を動かして叩くイメージをしてもらった。モグラが出現してから一定時間が経過すると、画面下部にある左右いずれかの手が動く。どちらの手も動かないというケースはなく、モグラがいる正しい側の手が動くこととモグラを叩くことができ（叩くアニメーションが表示され）、間違った側の手が動くことと叩くことができない。

イメージした側とは異なる側の手が動くこと、実験参加者は誤った側の手の動作を観察すること（視覚フィードバック）で ERN が惹起される。本実験の目的は ERN の検出であって BMI による左右運動イメージの識別ではないことから、本実験では BMI による識別は実際には行わず、左右の手の動作は実験参加者の脳波とは無関係に予め決められたシーケンスに基づいて実行されている。

2.2 設定

実験は 6 セッションに分かれており、それぞれのセッションで 25 試行、つまり 25 匹のモグラが出現する。

1 試行あたりの動作を、間違った側の手が動く場合を例として説明する。まず、モグラが出現する合図としてベル音が再生される。次に、予め決められたシーケンスに従い、モグラが画面中央の左右どちらの穴から出現するかが決定され、ベル音から 1000ms 後にモグラが出現する。次に、予め決められたシーケンスに従いどちらの側の手が動くかが決定され、モグラが出現してから、セッションごとに設定された一定時間（後述）後に手が動く。モグラの出現位置と手動作の左右が一致していればモグラを叩くことができたこととみなし、叩くエフェクト音が再生される。また、手は動き始めてから 500ms 以内に元の位置に戻る。1500~6500ms のランダムな待ち時間の後、次の試行に移行する。それぞれのセッション終了時には、60 秒の休憩を取ってもらう。

ERN は注意の高まりと関連していることが知られているので [正木 04]、本実験ではタスクに対する注意力を持続させるため、後のセッションほど難易度が上昇するように設定した。ここで難易度の上昇とは、モグラが出現してから手が動くまでの時間が短く、モグラの出現速度が大きく、そしてモグラを正しく叩ける割合が減少することを意味する。

具体的には、モグラが出現してから手が動くまでの時間は、1 セッション目では 1000ms であり、それ以降はセッションごとに 150ms ずつ短くなり、最後の 6 セッション目では 250ms となる。モグラの出現速度は、1 セッション目の速度を 1 とすると、セッションごとに 0.4 ずつ増加する。また、25 試行中、正しく叩ける試行数はセッション順に、19 (試行) / 25 (全試行数)、18 / 25、18 / 25、16 / 25、15 / 25、14 / 25 となっている。また、合計 150 試行中、モグラの出現位置と手動作の左

右のバランスは均等 (それぞれ 75 試行ずつ) であった。

2.3 参加者

本実験の参加者は 19 歳から 42 歳までの 15 名 (男性 7 名、女性 8 名) で平均年齢は 22.6 歳 (標準偏差 5.5) であった。実験参加者はまず実験についての説明を受け、実験内容ならびに脳波計測についての安全性と諸注意を理解してもらった上で実験に参加してもらった。本実験は国際電気通信基礎技術研究所倫理委員会の承認を受けている (倫 15-601-1)。

2.4 手順

はじめに実験説明を行って実験内容を正しく理解してもらい、同時に実験中の諸注意として、必要以上の瞬きをしないこと、必要以上に頭を動かさないこと、歯を食いしばらないことを教示した。

その後、実験参加者に脳波計測機器を装着した。脳波計測機器は、ワイヤレス生体計測装置 (ティアック社製 Polymate Mini AP108) を利用した。実験中の脳波は、リアルタイムで Bluetooth 通信によって PC に記録することができる。サンプリングレートは 250Hz であり、電極には金メッキされたアクティブ電極を利用した。脳波計測機器の電極は国際 10-20 法に沿った配置で装着する。脳波計測に使用した電極は、まず脳波計測用に 5 つで、配置は Cz, Fz, C3, C4, Pz である。加えて、眼電位計測用に 2 つの電極を用い、右眼窩外側と左眼窩外側にそれぞれサージカルテープで固定した。基準電極は、左耳耳朶に取り付けた。実験を行う前に、全ての電極 (脳波計測用と眼電位計測用) のインピーダンスが 100k Ω となるように調整を行った。調整の際、脳波計測用と眼電位計測用の電極には導電性ゲルを使用し、耳朶電極には導電性クリームを使用した。

脳波計測機器を起動した後、BMI アプリケーションによるタスクを開始した。タスクは開始してから終了するまで、基本的には中断することなく行われた。

3. 解析手法

3.1 データの前処理

本実験では、脳波計測のために 5 つの電極を利用した (Cz, Fz, C3, C4, Pz) が、解析には ERN の観測によく用いられている電極である Cz 電極のデータのみを利用した。モグラが出現し始めた時刻を運動想起の開始時刻とし、手が動き始めた時刻を ERN を発生させる刺激提示の開始時刻とする。本実験はこの ERN の検出を目的としているので、脳波計測により得られた Cz 電極での電圧値は、手が動き始めた時刻を基点とする時系列脳波データとして扱う。特徴は、単一試行において Cz 電極から、刺激提示後 0ms から 600ms の間の時系列脳波データ (150 点) を抽出した。実験中に瞬目等のアーチファクトの影響を受けた試行は正しく計測された脳波とは言えないため、試行中に眼電位が 50 μ V 以上変動したサンプル点が 10 (4ms 相当) 以上ある場合、その試行は除去した。

ベースライン補正として、-100~0ms 間 (手が動き始める前の 100ms 間) の平均電位を算出し、その試行の時系列データから減算した。

その後、1~14Hz を通過帯域とするバンドパスフィルタを適用した。フィルタ処理を行った理由は、ERN が周波数の比較的低い電位 (緩変動電位) であることによる。次に、9 種類の時間窓 (時間区間) を用意し、その時間窓に対応する区間のデータを抜き出すことで、機械学習用に 9 種類のデータセットを作成した。具体的な区間は、0~400ms, 0~500ms, 0~600ms, 100~400ms, 100~500ms, 100~600ms, 200~400ms, 200~500ms, 200~600ms の 9 種

類であった。一般的にフィードバックにより惹起する ERN のピークは潜時 300ms ほどであることが知られているが [Miltner 97], 潜時やその振幅値は個人差があることが考えられるため, 個人ごとにどの時間窓のデータを使うのが最適なのかを機械学習によって決定することも可能になると考える。以降では, 時間窓を個人によってチューニングするパラメータとして扱う。

最後に, 時間窓で区切られた区間の時系列脳波データに対し, 主成分分析 (PCA) を用いて次元削減を行った。削減後の次元数は 1~15 の 15 種類を用意し, 機械学習用に 15 種類のデータセットを作成した。この次元削減後のデータを, 学習に用いる特徴ベクトルとした。次元削減を行う理由は, データの次元が大きすぎると認識精度が悪くなる次元の呪いと呼ばれる現象を回避するためである。以降では削減次元数を個人によってチューニングするパラメータとして扱う。

3.2 識別器

本研究では, 機械学習による識別は個人ごとに行う。すなわち, ある個人のデータセットを用いて学習させた識別器で, 他者のデータの識別は行わない。利用した識別器はアダプスト, 勾配ブースティング, ランダムフォレスト, ロジスティック回帰の 4 種類である。実装には機械学習ライブラリ scikit-learn を使用した。以降では, どの識別器を使うかの選択も, 個人によってチューニングするパラメータとして扱う。

以上より, 本実験では時間窓, 次元数, 識別器の三つを個人に合わせてチューニングする。

3.3 評価方法

まず個人ごとのデータセットを, 訓練データとテストデータに分割する。これは, 実際の BMI 操作時に ERN の検出をリアルタイムで行う場合のことを想定したもので, キャリブレーションセッションで得られたデータが訓練データ, BMI 操作時に ERN を検出する実行がテストデータに対応する。今回は, 訓練データとテストデータに, 5:1 の割合で分けた。分割はランダムには行わず, 全ての試行を時間順に並べ, 6 分割したうちの前の 5 つを訓練データにし, 残りの 1 つをテストデータにした。これも実際の BMI 操作時を考慮した処理であり, 時間的に早いデータを用いて学習し, 後の方のデータで実際に ERN 検出を行うことに対応している。

訓練データとテストデータに分割した後, 個人ごとに最適な三つのパラメータを決定するために訓練データだけを用いて 6 分割交差検証を行った。交差検証による予測精度が最も高い値を取ったときのパラメータを最適パラメータとした。訓練データを用いて, この最適パラメータで識別器の学習を行った後, もとのテストデータに対して評価を行うことで, 未知のデータに対する評価精度を求めた。

予測精度としては, 適合率と再現率の調和平均である F 値を用い, 評価精度としては正解率と F 値を用いた。なお, 正解率と F 値を用いたのは実用性を重視したからである。すなわち, 今回の機械学習に用いるデータセットの中で正例 (ERN が発生した試行) は 1/3 ほどであり, 例えば全ての入力データを負例 (ERN が発生しなかった試行) と予測する識別器は 67%ほどの正解率を示すものの, 正例を全く当てられていないので実用的ではない。そういった識別器を高く評価してしまうのを防ぐために, どれほど正例を正しく予測したかを表す適合率と再現率の調和平均である F 値を, 最適パラメータを決定する際の評価尺度として用いた。

4. 結果

最適なパラメータと未知データに対する正解率および F 値を示す。表 1 は, 実験参加者ごとに求めた, 最適パラメータおよび正解率と F 値である。

表 1: 実験参加者ごとの最適パラメータと識別精度
識別器の項目の A はアダプスト, G は勾配ブースティング, R はランダムフォレスト, L はロジスティック回帰を表す。

参加者 ID	時間窓 (100ms)	次元	識別器	正解率 (%)	F 値 (%)
1	2~4	7	G	38.5	42.9
2	2~4	9	A	52.6	0.0
3	2~4	3	R	57.9	42.9
4	0~5	5	L	78.6	72.7
5	0~6	14	G	100.0	100.0
6	2~5	7	L	63.6	69.2
7	1~6	10	G	71.4	40.0
8	0~6	4	L	85.0	80.0
9	1~6	3	L	71.3	70.0
10	1~6	9	A	50.0	22.2
11	1~6	9	G	52.8	28.6
12	2~6	3	G	53.3	46.2
13	2~5	8	G	50.0	18.2
14	2~4	13	L	47.1	18.2
15	1~5	3	L	81.8	81.8

実験参加者の平均正解率は 63.6%(SD = 17.2), 平均 F 値は 48.9%(SD = 28.8) であった。

5. 考察

識別正解率は平均すると 60%強と, 提案するフィードバックシステムの一部として使用するには不十分なスコアであった。ここでは, 正解率は個人差が大きいことに着目し, 正解率の最も高い値を示した人 (参加者 ID:5) と, 最も低い値を示した人 (参加者 ID:1) の脳波波形を観察する。図 3, 図 4 がその波形のグラフである。横軸はフィードバックが与えられてからの時間 (ms) である。グラフ上部は試行毎の Cz 電極における脳波データを表しており, 下部は全試行を平均した脳波データである。

このグラフより, ID:5 においては, 不正解時に潜時 400ms 付近で ERN と思われる陰性変動が見られた。またこの変動は全試行を通してコンスタントに観察された。一方で, ID:1 においては, 一定潜時でコンスタントに観察できる電位変動は無く, 全試行を通して不安定な事象関連電位を示していた。

同様に, 正解率が上位の数名と, 下位の数名を調査したところ, 上位の参加者では潜時 400ms 付近で陰性変動が確認できるが, 下位の参加者ではそのような変動はほとんど確認出来なかった。このことから, ERN が明瞭に出ている人ほど識別精度が高くなり, ERN が明瞭に出ない人は識別精度が低くなる傾向があると言える。

6. おわりに

本論文は, 提案するフィードバックシステムの根幹をなす ERN 識別器の作成と, その識別器の ERN 検出性能について定量的な評価を行った。結果としては, 実用的に使用できる

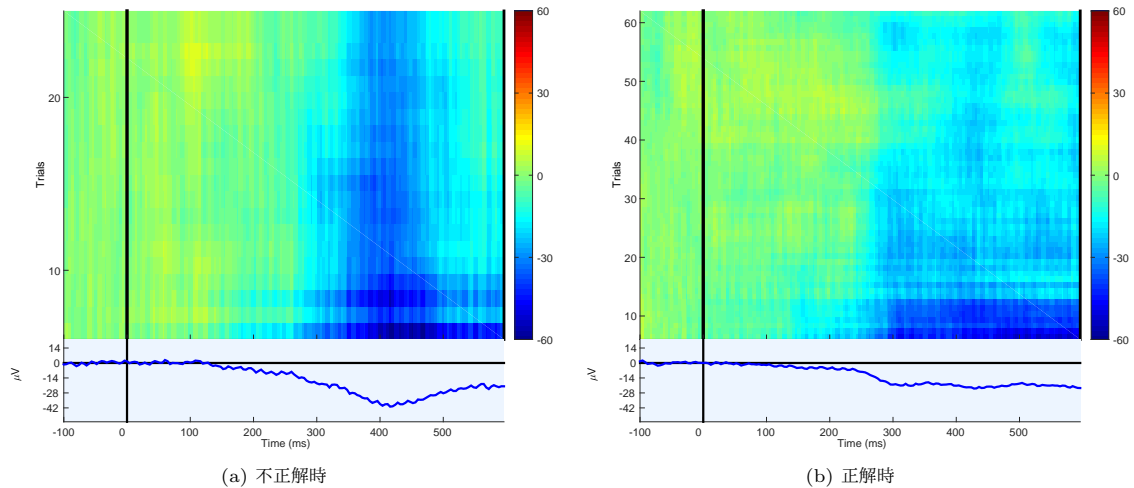


図 3: 正解率が最も高い参加者 (ID:5) のグラフ : 上部は試行毎の脳波データ, 下部は全試行を平均した脳波データ.

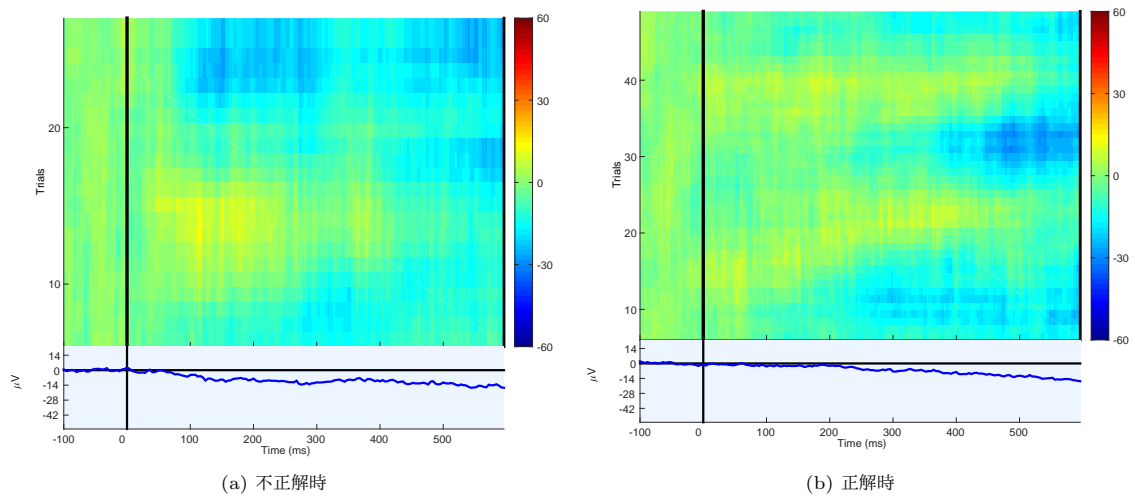


図 4: 正解率が最も低い参加者 (ID:1) のグラフ

程度の精度にはならず, 精度は個人差が大きかった. 精度が高かった数名と低かった数名の波形を調べたところ, ERN と思われる陰性変動が観察された参加者ほど精度が高くなる傾向があることが分かった. このことから, 機械学習手法の再検討をするとともに, フィードバックの与え方を工夫するなどして ERN を明瞭に発生させることが出来れば, 識別精度の向上が期待できると考えられる.

謝辞

本研究は, 総合科学技術・イノベーション会議により制度設計された革新的研究開発推進プログラム (ImPACT) により, 科学技術振興機構を通して委託されたものです.

参考文献

[Alimardani 13] Alimardani, M., Nishio, S., and Ishiguro, H.: Effect of biased feedback on motor imagery learning in BCI-teleoperation system., *Frontiers in systems neuroscience*, Vol. 8, pp. 52–52 (2013)

[Miltner 97] Miltner, W. H., Braun, C. H., and Coles, M. G.: Event-related brain potentials following incorrect feedback in a time-estimation task: Evidence for a “generic” neural system for error detection, *Journal of cognitive neuroscience*, Vol. 9, No. 6, pp. 788–798 (1997)

[Miltner 04] Miltner, W. H., Brauer, J., Hecht, H., Trippe, R., and Coles, M. G.: Parallel brain activity for self-generated and observed errors (2004)

[正木 04] 正木宏明, Gehring, W. J., 高澤則美, 山崎勝男: エラー関連陰性電位-行動モニタリングとしての機能的意義, *生理心理学と精神生理学*, Vol. 22, No. 1, pp. 3–18 (2004)