

研究指導 中澤 真 教授

生体情報を用いたヒューマンエラーの事前予測における 事前時間区分と予測精度の関係

中川 仁志

1. はじめに

平成28年中の交通死亡事故発生件数は3,790件であり、うち55%が漫然運転、運転操作不適などのヒューマンエラーに起因している[1]。ヒューマンエラーとは行為者がその行為に伴うリスクを認識しながら意図的に行う不安全行動と、意図せず行ってしまうものがあり[2]、交通事故防止のためにはこれらのヒューマンエラーを事前に予測して防止する必要がある。ヒューマンエラーの発生には複数の要因が考えられるが、その1つとして行為者の精神状態が関わっているとされている[3]。近年では人の精神状態を客観的に評価できるとして生体情報を利用したヒューマンエラー予測の研究[4][5][6]が行われている。

ヒューマンエラーを事前に防止するためには、ヒューマンエラーが発生する以前に当事者へのフィードバックが必要であるため、可能な限り事前に予測できることが好ましい。しかし生体情報を用いて何秒前からヒューマンエラーの予測が可能かを明らかにしている研究は少なく、検証の余地がある。

そこで本研究では脳波を用いてヒューマンエラーの予測を行い、ヒューマンエラーの予測精度が時間とともにどう変化するのかを明らかにする。

2. 生体情報とヒューマンエラー

2.1 生体情報とヒューマンエラーの関係

労働災害や交通事故の背景にはヒューマンエラーの存在があると考えられており、それらの防止に役立つとしてヒューマンエラーが発生する要因やその予測手法の提案がなされてきた。小松原[3]ではヒューマンエラーの発生要因の一つとして、対象者の覚醒水準(意識水準)の低下といった精神状態の変化を挙げている。また高田ら[4]では生体情報である脈と脳波から対象者の精神状況を把握し、ヒューマンエラーの発生予測に利用できる可能性を示した。さらに稲田ら[7]ではヒューマンエラーの発生要因として注意力の低下があると、脳波から対象者の注意力を評価できることが示された。

他にも生体情報からヒューマンエラーのリアルタイム予測やヒューマンエラーの予測精度が時間の経過に伴ってどう変化するのかといった研究が取り組まれている[5][6]。

2.2 生体情報を用いたヒューマンエラーの予測研究

齋藤ら[5]では、従来の生体情報とヒューマンエラーの予測に関する研究は、生体情報を取得するための設備などが大きくなりやすいという問題点に着目し、実験の簡易化を行いながら使用する説明変数の検討、ヒューマンエラーの予測モデルの構築およびリアルタイム予測を行った。実験ではヒューマンエラーを意図的に発生させる手段としてストループ課題を用い、脳波・心拍および事前アンケートをもとに予測が行われた。その結果、 $low \beta$ 、 $high \beta$ 、 $low \gamma$ 、 $high \gamma$ では実験協力者の過半数で関連があると認められた。また構築した予測モデルの適合率は74%、再現率は100%であり、生体情報からヒューマンエラーを予測できる可能性を示した。

三上ら[6]では、実験協力者に10分間のタイピングを行ってもらい、その間の脳波である θ 波、 α 波、 β 波を分析することでヒューマンエラーの予測モデルを構築、およびそのモデルが個人によって特徴が異なるかどうかの検証、時系列ごとにヒューマンエラーの特徴の発見を目的として研究がされた。その結果、構築したモデルを他の実験協力者に対して適応した場合、基本的に予測精度は低下することが分かったが、最も精度が下がった例でも78%から73%への低下であった。このことから構築したモデルには個人によって大きな特徴の変化はないと考えられる。加えてヒューマンエラーの発生の5.12秒前から2.56秒前にかけて予測精度が大きく上昇しており、発生前にヒューマンエラーの予測ができる可能性が示された。

2.3 ヒューマンエラーの事前予測における課題

ヒューマンエラーを事前に防止するためにはヒューマンエラーが発生するよりも前に当事者に予測した結果をフィードバックする必要がある。また予測結果のフィードバックから、実際に当事者の意識、行動に反映されるまでも時間がかかることが予想されるため、ヒューマンエラーが発生する時点よりも可能な限り事前に検知できることが望ましい。

齋藤らの研究では、高精度でのリアルタイム予測を可能にしたが、具体的に何秒前からの予測が可能なのかは検証していない。三上らは時系列ごとの予測精度を検証したが、使用された脳波の種類は θ 波、 α 波、 β 波の3種類のみであり、齋藤らの研究で

ヒューマンエラーと関連があるとされた γ 波は使用しておらず、使用する説明変数を増やすことでより早い時点でのヒューマンエラーの予測ができる可能性がある。

そこで本研究では、使用する脳波の種類を増やし、ヒューマンエラー発生前の状態を所定の時間で区切り(以後、事前時間区分と呼ぶ)、それぞれの事前時間区分におけるヒューマンエラー発生の予測に対する判別的中率の変化を検証する。

3. ストループ課題を用いた実験

3.1 ストループ課題

本研究では、意図的にヒューマンエラーを発生させる手段としてストループ課題を使用する。作成したストループ課題出題・回答システムの画面例を図 1 に示す。ストループ課題とは図 1 のように文字意味と文字色が異なるものを同時に見た後、どちらか一方を回答するものである¹。これにより、2つの情報が干渉し合い脳が反応するまでに時間がかかる現象が発生する[5]。ストループ課題とヒューマンエラー発生の関連性は重森[8]の研究で示されており、本研究で用いるものとして妥当であると判断した。

文字色を選択してください

5問目



図 1 ストループ課題出題・回答画面例

3.2 使用する機器と実験手順

実験で用いるストループ課題のため、ブラウザ上で動作する、ストループ課題を出題し実験協力者が回答するためのシステムを、JavaScriptを用いて構築した。このシステムでは文字意味と文字色を答える問題がランダムに出題され、回答の正誤に関係なく2秒間隔で次の問題が出題される。回答された時間、およびその正誤を、システム内に自動記録する。本研究ではストループ課題に時間内に回答できなかった場合、および誤答した場合をヒューマンエラーと定義した。なお、ストループ課題の実施にはWindows10搭載のノートパソコンを使用した。

脳波の取得には、ニューロスカイ社が提供している簡易脳波計MindWave Mobile²を使用した。脳波計

はBluetoothで、ストループ課題出題のために用いたものとは別のノートパソコンに接続し記録した。脳波は δ 波、 θ 波、low α 波、high α 波、low β 波、high β 波、low γ 波、high γ 波の8種類であり、それぞれのパワースペクトルを測定した。なお、脳波計の仕様上、1秒間隔の測定としている。また、脳波記録のためのプログラムは、C++を用いて作成されたシステムを利用した。

実験協力者は3人であり、それぞれにおいて実験を以下の手順で行った。

1. 実験者が実験協力者に課題を説明する
2. 実験協力者が脳波計を装着する
3. システムが脳波を1秒間隔で記録する
4. 実験協力者が10秒間安静にする
5. 実験協力者がストループ課題を50問回答する
6. システムが回答結果を記録する
7. 実験協力者のヒューマンエラー数が90回を超えるまで4-6を繰り返す

分析の際にはヒューマンエラーを起こした場合の脳波データと起こさなかった場合の脳波データが同数になるようランダムに抽出し、それぞれ240個³用意した。これは本研究の目的が2群のパターン判別であり、ランダムに予測した場合の判別的中率が50%になるように調整したためである。

実験環境は実験協力者がストループ課題に集中できるよう静寂が保たれた室内で行った。また体調不良により記録するデータに変化がないよう、実験開始前に実験協力者へ体調に問題が無いかを確認し、問題が無い場合のみ実験を行った。

4. ヒューマンエラーの予測における分析手順と結果

分析の手順を図 2 に示す。各段階での詳細と分析結果は以下のセクションに記載する。

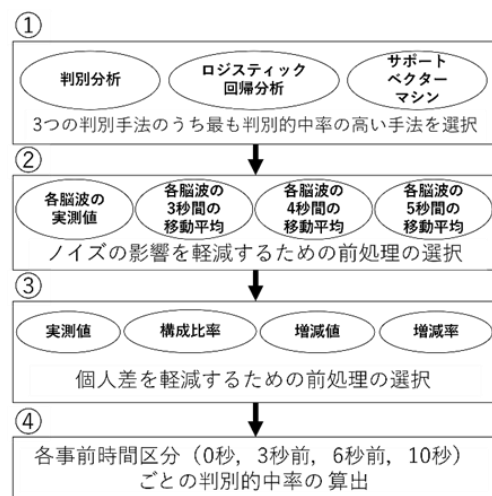


図 2 分析の手順

¹ 図 1 の問題では文字意味は「青」、文字色は「赤」である。

² <https://www.neurosky.jp/>

³ 全体(270個)からエラー値を除去したデータ数。

4.1 判別手法の検討

分析の手順について、図 2にしたがって説明する。①において、どの判別手法を用いるかを考えるため、判別分析、ロジスティック回帰分析[9]、サポートベクターマシン(SVM)[10]の3種類を比較し、その中で最も判別的中率の高いものを本研究で用いる。ここで、目的変数はヒューマンエラーの有無、説明変数は8種類の脳波とした。それぞれについて分析した結果を表 1に示す。分析に使用したデータは、ヒューマンエラーが発生した瞬間の脳波データである。

判別分析とロジスティック回帰分析が61～62%なのに対し、SVMでは67%と比較的判別精度が高かった。そのため、以降の分析ではSVMを使用して行う。なお、事前時間区分ごとの判別の中率は、0秒時点でのヒューマンエラーの有無を正しく判別できた割合で算出している。

表 1 判別手法ごとの判別の中率

判別手法	判別の中率
判別分析	61.1%
ロジスティック回帰分析	62.1%
SVM	67.2%

4.2 データの前処理

4.2.1 ノイズの影響を軽減するための前処理の選択

脳波とは、脳内の神経細胞から生じる微弱な電気信号を簡易脳波計で記録したものであり、瞬間的な筋電位の変化などの影響を受けやすい。そのため、一時点の実測値データのみを用いるとそうした異常値の影響を強く受けてしまう可能性がある。そこで図 2の②において、実測値のみの場合と移動平均を使用した場合を比較し、判別の中率の高いものを本研究で用いる。

移動平均は、基点となる時点を含む直前の単位時間の脳波を合計し、単位時間で割ることで算出した。単位時間は3秒間、4秒間、5秒間の3つを用意した。たとえば、ヒューマンエラーの発生から3秒前を基点とした場合(図 3)の3秒間の移動平均は、ヒューマンエラー発生時の3・4・5秒前の各脳波の合計を3で割った値となる。

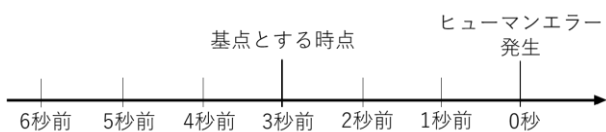


図 3 基点とする時点

3つの移動平均に基づいてSVMで判別した結果を表 2に示す。検証した3つすべてにおいて、実測

値の場合の67.2%から75%付近まで判別の中率が上昇しており、移動平均は前処理として有効であるといえる。本研究では最も判別の中率が上昇した5秒間の移動平均を前処理として選択する。

表 2 移動平均ごとの判別の中率

前処理	判別の中率
各脳波の実測値	67.2%
各脳波の3秒間の移動平均	74.5%
各脳波の4秒間の移動平均	76.7%
各脳波の5秒間の移動平均	78.1%

4.2.2 個人差の影響を考慮した前処理の選択

本研究では複数の実験協力者のデータを同時に扱うため、個人差の影響を考慮する必要がある。実測値自体と比べて、時系列上の変化量や脳波全体での構成比率を考慮することで判別の中率が向上すると考えた。そのため図 2の③において、5秒間の移動平均値と5秒間の移動平均の構成比率、増減値、増減率を比較し、判別の中率の高いものを選択する。算出方法は次の通りである。

- 構成比率: 基点となる時点の8種類の脳波の合計を1としたときの各脳波の構成比率
- 増減値: 基点とする時点の脳波と1秒前の脳波の差分の値
- 増減率: 基点とする時点の脳波を1秒前の脳波で割った比率

例として、図 3の場合での算出方法は次の通りである。

- 構成比率: 3秒前時点の各脳波の移動平均の合計を1としたときの構成比率
- 増減値: 3秒前時点の移動平均の値から4秒前時点の移動平均の値を引いた差分
- 増減率: 3秒前時点の移動平均の値を4秒前時点の移動平均の値で割った比率

5秒間の移動平均のみの場合と、5秒間の移動平均の構成比率、増減値、増減率を比較した分析結果を表 3に示す。3つの前処理を行った結果、そのすべてにおいて判別の中率が低下した。とくに増減値、増減率では著しく低下し約55%となっており、前処理として有効でないことが判明した。構成比率においても約4%低下しており、5秒間の移動平均値の場合の78.1%を超えることはできなかった。以上より、本研究では5秒間の移動平均のみを前処理として選択する。

表 3 個人差の影響を考慮した前処理の選択

前処理	判別的中率
5秒間の移動平均値	78.1%
5秒間の移動平均の構成比率	73.9%
5秒間の移動平均の増減値	56.5%
5秒間の移動平均の増減率	55.1%

4.3 事前時間区分の予測精度と考察

図 2の④において、①-③で選択したSVM、5秒間の移動平均値を用いて各事前時間区分での判別的中率を算出する。この分析結果を図 4に示す。縦軸が判別の中率で横軸がヒューマンエラー発生時点である0秒、およびその3秒前、6秒前、10秒前の各事前時間である。

この図を見ると0秒時点と3秒前の時点では判別の中率が約8割と精度が高く、この事前時間でのヒューマンエラーの予測は有効であるといえる。しかし6秒前では判別の中率が急激に低下し53.8%となっており、10秒前でも55.2%と横ばいになっている。このことから6秒以上前の事前時間では正確な予測が困難であることが分かった。

6秒以上前のヒューマンエラーの判別の中率が低下した原因として、脳波のみを分析に使用したことが考えられる。本研究では簡易脳波計を使用して脳波を取得したため、筋電位などの筋肉の動きや周囲の環境からの影響を受けやすく、移動平均などを用いてもその影響を緩和しきれない可能性がある。そこで脳波以外にも先行研究[4][5]で使用されている生体情報を用いることで、脳波のみの場合よりも実験協力者の精神状態を正確に把握できるようになり、6秒以上前であっても高い判別の中率を達成できる可能性があると考ええる。

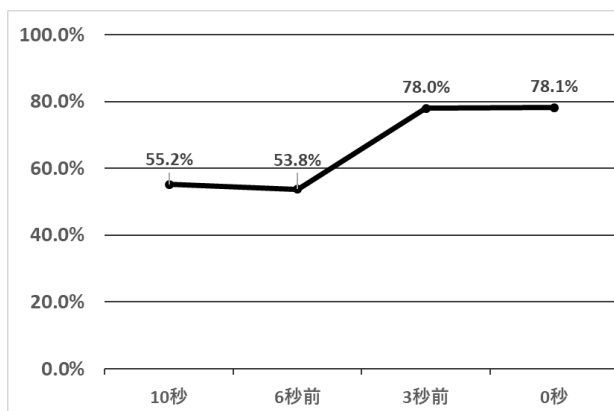


図 4 各事前時間の判別の中率

5. むすび

本研究では、使用する脳波の種類を増やしてヒューマンエラー発生前の事前時間区分ごとの判別の中率の変化を算出した。その結果、ヒューマンエラー発生前の6秒前から3秒前にかけて判別の中率が上昇しており、3秒前からの予測が可能であることが確認できた。しかしこれは三上らの研究で明らかにされたことを超える実験結果とはならなかった。

今後の課題として、脳波以外の生体情報を分析に使用することが挙げられる。本研究では簡易脳波計を使用して取得した脳波のみを用いて分析を行ったため、ノイズの影響を緩和しきれずに判別の中率が低下した可能性がある。そこで先行研究[4][5]でも使用されている脈や心拍を分析に使用することで各事前時間区分での判別の中率の変化を明らかにすることが必要である。

加えて、実験協力者の人数が少ないことも挙げられる。今後より多くの実験協力者で検証を行いたい。

参考文献

- [1] 内閣府, 平成 29 年交通安全白書, https://www8.cao.go.jp/koutu/taisaku/h29kou_haku/zenbun/genkyo/h1/h1b1s1_2.html, (参照 2023-2-7).
- [2] 国土交通省, 平成 17 年度国土交通白書, <https://www.mlit.go.jp/hakusyo/mlit/h17/hakusho/h18/html/H1024300.html>, (参照 2023-2-7).
- [3] 小松原明哲, “ヒューマンエラーのメカニズムとその対応を巡って-ヒューマンファクター研究の現状と課題-”, 安全工学, Vol.42, No.3, pp.148-154, 2003.
- [4] 高田尚子, 片桐幸徳, 菅谷みどり, “生体計測を用いた感情推定によるヒューマンエラー推定の基礎検討”, 研究報告ユビキタスコンピューティングシステム, UBI-64, No.4, pp.1-8, 2019.
- [5] 齋藤勇斗, 高田尚子, Muhammad Nur Adilin Bin Mohd Anuardi, 菅谷みどり, “脳波・心拍変動解析による機械学習を用いたヒューマンエラーの予測手法の提案”, 研究報告ユビキタスコンピューティングシステム, UBI-71, No.7, pp.1-10, 2021.
- [6] 三上翔平, 齋藤史哲, 石津昌平, “脳波を用いた作業ミスモデルの構築と作業環境の評価”, 経営情報学会, 全国研究発表大会要旨集, pp.220-223, 2015.
- [7] 稲田脩二, 早川孝之, 黄宏軒, 原田史子, 島川博光, “脳波によるヒューマンエラーの予兆となる注意力の低下の検知”, 情報科学技術フォーラム講演論文集, Vol.12, No.4, pp.627-630, 2013.
- [8] 重森雅嘉, “ヒューマンエラー尺度としてのストループ課題”, 日本心理学会第 70 回大会, 2006.
- [9] 栗原伸一, 入門統計学-検定から多変量解析・実験計画法まで-, オーム社, 2014.
- [10] 加藤公一 監修, 秋庭伸也, 杉山阿聖, 寺田学, 見て試して分かる機械学習アルゴリズムの仕組み 機械学習図鑑, 翔泳社, 2019.