

# 脳波・心拍変動解析による ヒューマンエラーの予測手法の提案

齋藤 勇斗<sup>†</sup> 松原 良太<sup>†</sup> 菅谷 みどり<sup>†</sup>  
芝浦工業大学<sup>†</sup>

## 1. 背景と目的

平成 28 年度の製造業における労働災害は約 2 万 8 千件であり、うち 97.1%が労働者の不安全行動に起因している[1]。不安全行動とは、労働者の安全を阻害する可能性のある行動を意図的に行う行為であり、不安全行動による労働災害の発生には、ヒューマンエラーが大きく関係しているとされる。ヒューマンエラーとは、意図しない結果を生じる人間の行為であり、不安全行動による労働災害を抑制するためには、その要因として重要なヒューマンエラーを事前に防ぐ必要がある。ヒューマンエラーを事前に防ぐためには、エラーに関わる複数の要素や事前状態やヒューマンエラーと相関のある精神状態などを詳細に分析し、モデル化する必要がある。

ヒューマンエラーの精神的状態の分析では、生体情報を用いた手法が様々提案されている[2,3]。生体情報は無意識に発生する精神状態を取得できる事から、高度に発展し複雑な判断を求められる状況下で、重大な事故を防止するための予測などを行う事に適していると考えられる。

## 2. 提案

本研究では、エラーに関わる事前状態、発生過程における精神状態を詳細に分析し、個人ごとにヒューマンエラー予測モデルを構築する事を目的とする。実現のために、脳波、脈拍を用いたヒューマンエラーの時の精神状態を分析する。また、ヒューマンエラーの予防策として、エラー予測モデルを用いたリアルタイム評価システムを提案する。

エラー予測モデルを提案するにあたり 1)エラー発生に関係する時間区間、2)エラーと相関関係のある生体指標を検討した。その後、エラーと相関関係のある指標を説明変数、目的変数をエラーとして機械学習を行い、精度検証をした。なお、モデル構築のための機械学習にはロジスティック回帰を用いた。

## 3. 実験

### 3. 1 実験概要

20 代の成人 4 名の実験協力者に対して、各自宅で 3 日間ストループ課題を実施してもらった。主な実験手順は次に述べる 1)~6)になる。1) ヒューマン

エラーの発生に影響を及ぼす、ストレス度を調査する質問票への回答を行う。2)脳波計・心拍計の装着をしてもらう。3)課題 1 の説明。4)90 秒間の安静、1 分間の課題。5)課題 2 の説明。6)90 秒間の安静、5 分間の課題。

### 3. 2 実験課題

本実験では、ヒューマンエラーに繋がる精神負荷を発生させるため、ストループ課題を用いた。これは、文字の意味と文字の色が異なるといった、同時に目にする二つの情報が干渉し合う状態で、正しい意味、もしくは色を回答する。ストループ課題をヒューマンエラー発生傾向に用いる妥当性については、重森[4]、吉田[5]らの研究で示されている事から負荷作業に用いる事は妥当だと判断した。なお、実験手順における課題 1 は色を、課題 2 は意味を回答する。

### 3. 3 実験デバイス

一般的な労働環境での利用を考慮した際、多くの評価項目やデバイスは適さないと考える。そのため、本研究では、装着が簡便な脳波計(Mindwave mobile2)と心拍計(Pulse Sensor)を用いてデータを収集した。

## 4. 結果・考察

### 4. 1 エラー発生に関係する時間区間

時間区間として次の二つを定義した。A)各エラー発生前の 10 秒間と、後の 10 秒間における生体情報を、安静時の生体情報と比較した(以降ミス前後 10 秒区間)。B)A)とほとんど同じであるが、異なる点として、前のエラーから連続した(4 秒以内に発生)エラーを一つのエラーとする(以降ミス群前後 10 秒区間)。この二つの時間区間について比較を行った。比較方法として安静区間と、定義した時間区間の各エラーについて、生体情報の分散分析を行った。この際の、有意確率  $p < 0.05$  を満たす割合を用いる。この有意割合について二群の比率の差の検定を行った結果を図 1 に示す。図 1 について、ミス群前後 10 秒区間の方が、ほとんどにおいて有意割合が高い結果となった。また生体指標の高 B と低 Y においては、ミス群前後 10 秒区間とミス前後 10 秒区間において、有意な差を得られた。この事から、ミス群前後 10 秒区間はミス前後 10 秒区間に比べて、特徴が見られやすいという事が明らかになった。

Detailed time analysis for Human Error  
Prediction by EEG and HRV

<sup>†</sup>Yuto SAITO, Ryota MATSUBARA, Midori  
SUGAYA

<sup>†</sup>Shibaura Institute of Technology

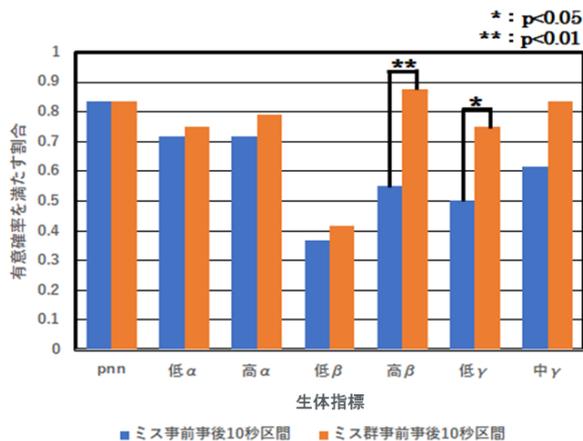


図1 各時間区間の有意差が認められた割合

4.2 エラーと相関関係のある生体指標

予測式の説明変数に用いる生体情報を検討する。4人の被験者における脳波計、脈拍計からの生体情報とエラー数の相関を図2に示す。

	良い集中成分		緊張(集中)成分				リラックス成分				
	低 $\alpha$	高 $\alpha$	低 $\beta$	高 $\beta$	低 $\gamma$	中 $\gamma$	pNN10	pNN20	pNN30	pNN40	pNN50
相関係数	0.011	-0.074**	-0.024	-0.077**	-0.095**	-0.110**	-0.205**	-0.153**	-0.169**	-0.110**	-0.075**
A 有意確率	0.653	0.002	0.317	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001
度数	1813	1813	1813	1813	1813	1813	1813	1813	1813	1813	1813
相関係数	-0.019	0.027	-0.053*	-0.166**	-0.176**	-0.164**	-0.137**	-0.183**	-0.205**	-0.214**	-0.174**
B 有意確率	0.429	0.255	0.023	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
度数	1824	1824	1824	1824	1824	1824	1824	1824	1824	1824	1824
相関係数	-0.054*	-0.044	-0.062**	-0.052*	-0.028	-0.048*	0.054*	0.104**	0.075**	0.057*	-0.015
C 有意確率	0.024	0.063	0.009	0.029	0.240	0.045	0.023	0.000	0.002	0.017	0.523
度数	1769	1769	1769	1769	1769	1769	1769	1769	1769	1769	1769
相関係数	-0.079**	-0.080**	-0.066**	0.004	0.057*	0.111**	0.147**	0.117**	0.117**	0.145**	0.132**
D 有意確率	0.001	0.001	0.005	0.852	0.015	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
度数	1820	1820	1820	1820	1820	1820	1820	1820	1820	1820	1820

図2 生体情報とエラー数の相関

図の縦方向は、被験者を示す。横方向は、脳波計、脈拍計からの生体情報を示す。各指標に着目すると、中 $\gamma$ 、pNN10、20、30、40において、全員で有意な相関係数を得た。また、低 $\beta$ 、高 $\beta$ 、低 $\gamma$ 、pNN50において、3人で有意な相関係数を得た。これらの指標は、ほとんどの被験者で有意な相関係数を得る事ができた事から、エラー時に特徴が見られやすい指標である事が分かる。反対に、低 $\alpha$ 、高 $\alpha$ において、2人のみ有意な相関係数を得た。これは、半数の被験者でしか特徴が見られない事から、エラー時に特徴が見られにくい指標である事が分かる。これらより、エラー予測モデルには、3人以上の有意な相関を満たしている緊張(集中)成分、リラックス成分に含まれる生体指標を用いる。

4.3 エラー予測モデルの構築

4.1の時間区間の10秒を4秒にとした(以降ミス群前後4秒区間)。理由は前後10秒をエラーが起きやすいとした場合、常にエラーが起きやすいと判断されてしまうからである。また、4秒にする事でミス群前後10秒区間の定義を満たす事ができる。

それでもデータが偏るため、オーバーサンプリング手法を用いて、データを均衡になるよう前処理を加えた。次に4.2の結果から得られた指標を説明変数とした。更にエラーに関わる事前状態として、ストレス度、体調、安静時の平均を加えた。

4.4 エラー予測モデルの評価

エラー予測モデルの妥当性の評価のため、学習データ8割、テスト用データ2割とし交差検証を行った(表1)。再現率の高いモデルが望まれる。再現率に着目すると、個人差があるものの比較的高い値を得た。次に決定係数は、全ての実験協力者において0.6以上の値を得た。これらの事から、エラー予測モデルの役割を満たしている事が分かる。しかし、正解率に着目すると、7割程のモデル精度となった。

表1 エラー予測モデルの評価

	訓練データ数	再現率	適合率	決定係数	正解率
A	1504	81.5	25.6	0.64	69.3
B	1264	73.8	44.6	0.64	67.6
C	1716	57.1	13.1	0.69	73.9
D	1502	66.7	25	0.66	65.5

5. 今後の課題と展望

提案手法によりモデルを構築する事ができた。今後、精度を向上するために、新たな事前状態の指標や、データ数を増やす必要がある。また、ランダムフォレスト等、他の機械学習手法を比較する事も検討する。

謝辞

本研究は、株式会社日立製作所、高田尚子様のご協力により実現しました。改めて感謝申し上げます。

参考文献

[1]厚生労働省.“職場のあんぜんサイト：労働災害原因要素の分析(平成28年製造業)”  
<https://anzeninfo.mhlw.go.jp/user/anzen/tok/link/tok1-701-3.xlsx>.  
 [2] Mark St. John, David A. Kobus, Jeffrey G. Morrison & Dylan Schmorow, "Overview of the DARPA Augmented Cognition Technical Integration Experiment", International Journal of Human-Computer Interaction, Volume 17, pp. 131-149. 2004.  
 [3] 岸本太郎, 吉田裕司, 菅谷みどり, "作業中のヒューマンエラーにおける生体計測による評価方法の検討(Examination of Evaluation Method on Human Error During Work by Bioinstrumentation)", 研究報告ユビキタスコンピューティングシステム(UBI), vol.2019-UBI-62, no.5, pp.1-7, 2019.  
 [4] 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". 日心第70回大会. 2006.  
 [5] 吉田裕司, "適合的指標選択によるヒューマンエラー予測手法の検討". 芝浦工業大学修士論文2020年度, 2020. [4] 浦部直人, 菅谷みどり, "脳波・心拍データとディープラーニングを用いた個人ごとの感情分類手法の提案". 人工知能学会. 2020. 第34回全国大会.