SVMを用いた生体信号によるヒヤリハットの検出

○陽奥 幸宏, 宮本 晶規, ミイ シャオユウ (株式会社富士通研究所)

Detection of near-miss incidents by biological signals using SVM

Sachihiro YOUOKU, Akinori MIYAMOTO, Xiaoyu MI (FUJITSU LABORATORIES LTD.)

1. はじめに

安全で快適な作業環境を実現するためには、事故の発生要因を把握して、適切な対策を行うことが必要である。特に、危険を伴う作業において、事故の発生は重大な被害を及ぼす可能性があるため、事故を未然に防ぐことは必要不可欠である。

事故の要因の一つとして、ヒューマンエラーがあり、例えば自動車においては、事故の90%以上がヒューマンエラーに起因するとも言われている[1]。これに関し、ハインリッヒの法則[2]によると、「一つの重大な事故の背景には、29件の軽微な事故、300件のヒヤリハットがある」(図1)と言われており、ヒヤリハットの検知と防止は事故を未然に防ぐ上で有効であると考えられている。

そこで、本研究では作業ミスが甚大な影響を及ぼす作業現場(運輸、建設や保健衛生など)に向けて、ミスの予兆となるヒヤリハットを自動検出する推定モデルを構築し、従来の自己申告に対して、作業者の生体信号から自動的に高精度にヒヤリハットの収集を可能にする技術の開発を試みた。

2. 生体信号の指標

ヒヤリハット遭遇時に特徴的な変化が想定される生体信号の指標と適用するセンサを検討した。

吉野らによると、ヒヤリハット遭遇時には、皮膚電気コンダクタンス、最小瞬時心拍数あるいは心拍変動に特徴的な変化が見られると述べている[3]。また、栗谷川らによると、運転ストレスに関わる生体信号の指標として、呼吸タイミング、心拍関連指標(LF, LF/HFなど)、顔面皮膚温度などを挙げている[4]。

将来的に建設業や保健衛生業などに従事しながらヒヤリハットの検出を行うことを想定すると、作業を阻害せず、かつ、移動しながら生体信号を

測定可能なセンサを用いることが必要となる。上記を鑑み、ウェアラブルで測定可能な皮膚電気活動センサと心電センサを採用して、センサデータから特徴量を抽出し、少サンプルでも識別精度、汎化能力が高いSupport Vector Machine (SVM)により判定モデルを構築するための実験を行った。

3. 実験方法

ヒヤリハット有/無状況での生体信号の取得および特徴量の抽出を目的として、実験系を構築した。実験のシステム構成を図2に示す。システムは、生体信号を測定するための皮膚電気(EDA)センサ、心電(ECG)センサ、センサハブ、刺激提示を行うためのディスプレイ、監視用のカメラ、および、制御用のPCから構成される。

本実験系を用い、以下の手順で評価を行った。

1) 動画視聴実験：動画視聴時の生体信号の取得と分析、および、判定用の特徴量の抽出。

2) SVMによる検証：特徴量を用いたSVMによる学習とヒヤリハット判定精度の検証。

1) 動画視聴実験

動画視聴をタスクとして、生体信号を取得する実験を行った。動画はドライブレコーダのデータであり、ヒヤリハット有の場面が収録されている動画×2本、ヒヤリハット無の動画×2本の構成とした。

実験では1分間の動画視聴後3分間の安静を行うタスクを計4回実施した。なお、安静は風景映像の視聴とし、動画の再生は順序効果を考慮してランダムとした。本実験を10名の被験者に実施した。

2) SVMによる検証

1) で得られた生体信号を分析し、特徴量を決

[ハインリッヒの法則]

図1 ハインリッヒの法則

図2 実験の構成

定した上で、SVMによる学習および精度検証を行った。精度検証は、10分割交差検証を用い、感度、特異度、精度、正確度を算出した。

4. 結果

1) 動画視聴実験

実験の結果、ヒヤリハット有の動画に対して、EDAではピーク値と変化速度に、LF/HFではピーク値に特徴的な増加が見られた。EDA、EDA変化速度、LF/HFの測定結果例を図3に示す。なお、EDAは1秒ごとのデータ、LF/HFは心電波形からRRIを算出後、分析時間窓を60秒とし10秒ずつスライドしながら算出した。特徴的な変化が確認されたが、個人差が大きく、学習精度の低下が懸念される。そこでトレンド比として換算することで、個人差を抑制する方法を検討した。ある時点でのEDAをEDA(n)、LF/HFをLF/HF(n)、EDAの60秒トレンドをEDAttr、LF/HFの180秒トレンドをLF/HFtrとすると、特徴量①～③は次式となる。

$$\textcircled{1} \Delta \text{EDAttr} = (\text{EDA}(n) - \text{EDAttr}) / \text{EDAttr}$$

$$\textcircled{2} \text{EDA}' \text{tr} = (\text{EDA}(n) - \text{ED}(n-1)) / \text{EDAttr}$$

$$\textcircled{3} \Delta \text{LF/HFtr} = (\text{LF/HF}(n) - \text{LF/HFtr}) / \text{LF/HFtr}$$

2) SVMによる検証

特徴量①～③およびこれらの交互作用項を用いて、SVMによる判定モデルの構築を行った。EDA、LF/HFの反応時間に遅れや個人差があることから、ヒヤリハット発生を含む30秒間の最大値をヒヤリハット有の学習データとして、安静30秒間の最大値をヒヤリハット無の学習データとして用いた。1実験に対し、ヒヤリハット有は2、ヒヤリハット無は6データを抽出した。さらに、データ拡張し、160データで学習と精度検証を行った。検証はトレンド比無の特徴量を用いた場合と比較した。

図4 実験結果
(a)EDA, (b)LF/HF

トレンド比有/無における精度検証結果を表1に示す。感度：87.5%，特異度：98.3%，精度：95.5%，正確度：95.6%に達していることが確認できた。また、トレンド比を用いることで判定精度が全般的に向上していることを確認できた。特に、感度は20%以上の向上が見られた。

表1 SVMの判定精度検証結果

トレンド比	有	無
感度	87.5%	65.0%
特異度	98.3%	97.5%
精度	95.5%	93.5%
正確度	95.6%	89.4%

5. 考察

本研究では、自動的にヒヤリハット発生を検出するための判定モデル構築を行った。10名の被験者に対しヒヤリハット動画視聴時の生体信号を測定し、モデル構築のための特徴量として、 ΔEDAttr , $\text{EDA}' \text{tr}$, $\Delta \text{LF/HFtr}$ を抽出した。また、SVMによる学習と検証を行った結果、高い判定精度を有していることが示された。また、トレンド比を用いることで判定精度が全般的に向上していることを確認できており、個人差の影響を抑制し、汎用性が向上していることが示唆された。

今回は、被験者の印象に関わらず、ヒヤリハット発生時の生体信号を機械的に抽出したため、感度は低下した可能性がある。今後は、被験者の主観も含めた評価も進めていく。実用化に向けて、実作業環境におけるロバスト性を高めるためにサンプルを増やして評価を行う。

参考文献

- 1) 田久保 宣晃：“交通事故データによる運転者のヒューマンエラーと心的負荷の一考察”，IATSS review, Vol. 30, No. 3, pp. 299-308, 2005.
- 2) H. W. Heinrich, 他：“ハインリッヒ産業災害防止論。(訳)総合安全工学研究所”，海文堂出版株式会社, pp. 59-60, 1982.
- 3) 吉野 公三, 他：“生理信号を用いた「ヒヤリハット」状態センシング技術の開発”，人間工学, Vol. 40, Supp号, pp. 492-493, 2004.
- 4) 栗谷川 幸代, 大須賀 美恵子, 他：“ドライバの生理指標変化をトリガにした危険・苦手場面検出”，自動車技術会学術講演会前刷集, Vol. 134, No. 7, pp. 5-8, 2007.