

キーボード操作履歴を用いた VDT 作業者のストレス検知手法

秋山 早弥香[†] 加藤 由花[‡]東京女子大学大学院理学研究科[†] 東京女子大学現代教養学部数理科学科[‡]

1. はじめに

近年、過労死や自殺等の労働者の健康問題が注視されている。特に高ストレスによるメンタルヘルスの悪化は、個人と組織のパフォーマンスに影響を及ぼす。そのため、経営者は労働者の健康管理を支援する体制が求められている[1]。多くの企業は年に1回のストレスチェックと健康診断を実施しているが、これらは即時性と正確性に欠け、継続的な健康管理に繋がりにくい[2]。

そこで、本研究ではキーボード操作履歴を用いて、VDT (Visual Display Terminals) 作業者のストレス状態を継続的かつ正確に把握するフレームワークを提案し、健康経営支援を目指す。

2. 関連研究

従来のストレス検知手法は ECG や脳波等の生体情報を使うことが主流であったが、近年の技術進歩により、ストレス検出方法は多様化してきている。本研究が対象とする VDT 作業者は、業務中に PC 等のデバイスを使用するため、ストレス検知にキーボードなどのデバイスの操作履歴を利用することには、比較的導入しやすい。そのため、以下にキーボードを含むデバイスによるストレス検知の動向について取り上げる。

先行研究では、キーボードのタイピングパターンと言語特徴量を分析することで感情を識別する可能性が示唆されている[3]。また、キーボードやマウスに圧力センサーを組み込むことで、キーストロークダイナミクスやマウス軌跡の分析により、目立たずにストレスを検出している[4]。オフィス環境での別の研究では、マウスとキーボードの操作特性の組み合わせによるストレス検出が、心拍変動を用いた方法よりも有効である可能性を示唆している[5]。キーボードとその他の情報を組み合わせにより、ストレスを検出する精度が向上することが想定される。

本活動では、まず、VDT 作業者が頻繁に使用するキーボードから取得されるイベントデータに

着目し、その特徴量生成方法とストレス検出手法を提案する。

3. 提案するフレームワークの概要

提案するフレームワークには、ストレスを推定するモデルを学習する学習プロセスと、学習したモデルを用いてストレスを推定する推定プロセスが存在する。

学習プロセスは、データ収集、特徴量生成、学習とで構成される。データ収集では、キーボードの操作履歴として時刻情報、キー情報、イベント情報を取得する。また、ユーザーからのストレスの自己評価値も収集する。特徴量生成では、取得した操作履歴から平均入力時間や停止時間、停止率、キーの使用率などの特徴量を生成する。また、取得したストレスの自己評価値に対して、標準化を行う。学習フェーズでは、キーボード操作履歴を特徴量、ストレスの自己評価値を正解ラベルとして入力し、機械学習手法を用いてストレス推定モデルを学習する。

推定プロセスは、データ収集、特徴量生成、推定とで構成される。データ収集では、学習プロセスと同様にキーボードの操作履歴を収集する。特徴量生成においても、学習プロセスと同様の特徴量を生成する。推定では収集したキーボード操作履歴を入力とし、事前に学習したストレス推定モデルを用いてストレス値を推定する。

このフレームワークにより、キーボードの操作履歴を活用したストレスを推定することが可能となる。キーボード操作の詳細なデータと、それに伴うストレスの自己評価を組み合わせることで、より高度なストレス検知が期待される。加えて、リアルタイムでのストレス検知により、VDT 作業者自身も気付かないストレスの蓄積を未然に防ぎ、適切

な対処やサポートを提供することができる。さらに、提案するフレームワークは他のセンサーやシステムと組み合わせることで、より高精度なストレス検知や多角的な健康管理のサポートが期待される。

Stress Detection Method Using Keyboard Activity History
[†]Sayaka Akiyama, Graduate School of Science, Tokyo Woman's Christian University
[‡]Yuka Kato, Division of Mathematical Sciences, Department of Information and Science, Tokyo Woman's Christian University

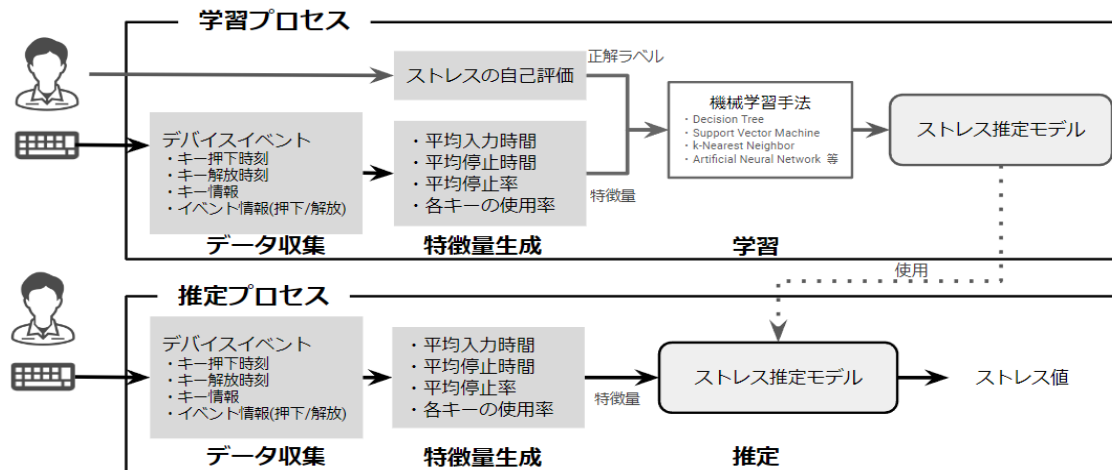


図1. 提案するフレームワークの全体像

4. 検知アルゴリズム

キーボードの操作履歴データとして取得される情報は、キーを押下した時刻情報、キーを解放した時刻情報、押下や解放が発生したキーの情報、発生したイベントが押下か解放かというイベント情報である。これらの履歴データを入力として、平均入力時間（停止時間を含む）、平均入力時間（停止時間を除く）、平均停止時間、平均停止率、各キーの使用率をそれぞれ算出する。また、取得したストレスの自己評価に対して、0 は非ストレス状態を、1 はストレス状態として、標準化した値を正解ラベルとする。次に、生成した特徴量に対する、ストレス自己評価値の正解ラベルを学習する。学習には機械学習手法を使用する。具体的には、Decision Tree (DT)、Support Vector Machine (SVM)、k-Nearest Neighbor (kNN)、AdaBoost や Artificial Neural Network (ANN) などの手法を網羅的に検討する。交差検証から得られる予測精度を比較し、最も精度の高かった手法を本フレームワークに採用することが望ましい。

5. 考察

本フレームワークの課題として、学習プロセスを実行するタイミングや、推定プロセスにおけるモデルの更新頻度、ストレス推定モデルのパーソナライズの時期と方法の詳細化が挙げられる。

また、提案手法の導入において、作業者の心理的受け入れは極めて重要である。キーボード操作データの収集に対する潜在的な抵抗感やプライバシーへの懸念を考慮し、適切な対策と配慮が求められる。

6. 結論と今後の課題

本研究では、健康経営における従業員の健康状態の継続的な把握を目的としたストレス検知フレームワークを提案した。キーボード操作履歴を基にした非侵襲的な手法により、日常のストレス状態のモニタリングが可能となる。今後、本手法の更なる発展や応用の範囲を拡大するため、実証実験やフィールドテストにより、手法の有効性や効果を検証していく。加えて、他のセンサーや技術との組み合わせることでの効果の増強や、様々な環境やシチュエーションでの適応性の確認である。

参考文献

- [1] 経済産業省. “健康経営の推進について.” 令和4年6月(2018): 40.
- [2] 経済産業省. 第8回 健康投資ワーキンググループ. 2023. https://www.meti.go.jp/shingikai/mono_info_service/kenko_iryoo/kenko_toshi/pdf/008_s05_00.pdf, (2023/10/4).
- [3] LM Vizer et al. “Automated stress detection using keystroke and linguistic features: An exploratory study.” International Journal of Human-Computer Studies 67.10 (2009): 870-886.
- [4] DR Dacunhasilva et al. “Towards participant independent stress detection using instrumented peripherals.” IEEE Trans. Affect. Comput. (2021)
- [5] M Naegelin et al. “An interpretable machine learning approach to multimodal stress detection in a simulated office environment.” Journal of Biomedical Informatics, Volume 139, (2023)