

瞬き頻度による疲労判断システムのためのデータセット調査 Investigation of datasets for a fatigue assessment system based on blinking frequency

曾憲超 山田光穂 星野祐子
ZENG XIANCHAO MITSUHO YAMADA YUKO HOSHINO

東海大学情報通信研究科
Graduate School of Information and Communication, Tokai University

1. はじめに

運転疲労は交通事故の主要な原因の一つであり、これによる人的・経済的損失は非常に深刻である。たとえば、2022年6月以来、中国における統計によれば、死亡3人以上の重大な交通事故のうち、約17.5%が疲労運転に起因していると報告されている[1]。人は疲れていると、学習や作業に集中することが難しくなる[2]。言い換えれば、集中力が欠けている状態は、疲労状態にあることを示唆している。したがって、疲労の程度を正確に判別することができれば、集中力の状態も間接的に把握できる可能性がある。

近年では、特にコンピュータビジョンおよび深層学習の分野において、表情分析技術が急速に発展している。感情認識の分野では、表情を用いた分析技術が広く活用されており、個人の感情や情緒を自動的に識別する技術として高い成果を上げている[3]。しかしながら、現在の研究の多くは感情の分類に焦点を当てており、個人の精神的な状態や疲労度の評価への応用は、まだ十分に進んでいない。

既存の研究では、まばたきの回数がドライバーの疲労度を評価するための有効な指標であることが示されている[4][5]。このように、まばたき関連の生理指標は疲労検出における有望な手がかりとされている。加えて、まばたきの検出には、眼部の縦横比(Eye Aspect Ratio, EAR)を用いる手法が有効であり、疲労による眼の開閉パターンの変化を高精度に捉えることが可能となっている。しかしながら、これらの疲労検知システムの多くは、主に欧米人を対象とした顔画像データセットに基づいて設計・学習されており、アジア人に特有の顔の特徴、特に眼の大きさや形状の違いに十分対応できていないという課題が存在する。このため、アジア人に特化した顔データを用いて、より高精度な疲労検知システムを構築することが求められている。

本研究では、アジア人を対象としたまばたき特徴に基づく疲労検知システムのための専用データセットを構築することを目的に既存データセットの調査を行った。

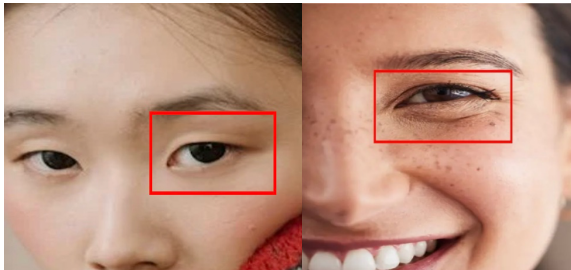


図1. 目の周囲における人種差の比較 (左: アジア人, 右: 欧米人)

2. 目的

既存の研究は主に欧米人の顔型データセットに基づいており[6]、アジア人に特有の顔の特徴、特に眼の大きさや

形状の微細な違いに十分対応できていないという課題がある。図1の写真のようにアジア人と欧米人の眼の形状の違いがあり、眼の開きや縦幅の差異は、Eye Aspect Ratio (EAR)のしきい値に直接影響を与える可能性がある。

本研究の目的は、アジア人向け瞬き特徴に基づく疲労検知システムのためのデータセット構築することである。本データセットは、まばたき頻度や眼部アスペクト比(Eye Aspect Ratio, EAR)の変動といった疲労に関連する基本的な特徴情報を収集することを目指しており、これにより、今後のアジア人向け疲労検知技術の開発に資することを目的とする。最終的には、交通安全対策や労働現場における健康管理への応用を視野に入れた、高精度な疲労検知システム構築の基盤作りを目指す。

表1 各データセットの比較

データセット名	画像数 / 映像数	アジア人の割合	特徴
LFW	13000+	ほぼなし	顔認証向け、属性情報あり
CelebA	200000+	少数	多属性ラベルあり、汎用性高い
AffectNet	1000000+	一部含む	表情多様、感情ラベル付き
DROZY	8人分の映像	多くがアジア人	まばたき・開閉状態あり
NTHU-DDD	36人分の映像	アジア人中心	眠気・注意散漫など多様な状態
RT-BENE	2時間以上の映像	欧米人中心	視線・開閉分類に最適

3. データセット

既存データセットの調査と今回提案するデータセットの概要を述べる。

3.1 公開顔画像データセットの比較

疲労検知システムの構築にあたっては、学習や検証に用いる顔画像データセットの選定が極めて重要である。本研究では、無料で公開されているいくつかの代表的なデータセットを調査し、それぞれの特徴や、アジア人を対象とした疲労検知システムへの適用可能性について検討した。

LFW[7]や CelebA[8]などの汎用的な顔画像データセットは画像枚数が多く、属性情報も充実しているが、アジア人の割合が少なく、疲労状態に関するラベルを持たない点で本研究には不向きである。一方、AffectNet[9]は感情ラベル付きで表情の多様性に優れるが、疲労状態を明示的に扱っているわけではない。これに対し、DROZY[10]およびNTHU Driver Drowsiness Detection Dataset[11]は、いずれもアジア人を含む被験者による疲労状態の映像が収録されており、本研究の目的に適していると判断された。

表1に既存の主な顔画像データセットの特徴の比較結果を示す。

3.2 データ収集

収集データの概要は以下の通り。

1. 対象者

20 代から 50 代の男女を対象に、年齢や性別によるまばたきの違いにも着目しながら、データを収集する。

2. 収集内容

収集データ：顔映像（特に眼周囲）をカメラで撮影し、まばたき動作、眼の開閉動作、閉眼持続時間を記録する。

3. 公開データベースの活用

実験だけでは十分なサンプル数を確保できない可能性があるため、追加データとして、アジア人を含む公開顔映像データベースも活用する。

3.3 データ解析

1. 顔特徴点検出

顔特徴点の検出には、Dlib ライブラリを使用する。Dlib は機械学習アルゴリズムを用いた高精度な顔検出・特徴点抽出ツールであり、特に軽量でリアルタイム処理に適している。顔全体の 68 個のランドマークを検出でき、その中でも両眼周囲の特徴点を用いることで、目の開閉状態やまばたきの有無を数値的に評価することが可能となる。これにより、疲労と関係の深いまばたき頻度や閉眼持続時間を高精度に測定することができる。

2. EAR 算出

映像の各フレームにおいて EAR を式 (1) で算出し、設定した閾値を下回った時点で瞬きと判定する。EAR は、目の縦の長さとの横の長さの比率を示し、眼の開き具合を定量的に表現する。この値は、疲労や眠気の兆候を検出するために使用される。本研究では、従来研究 [Soukupová & Čech, 2016] に基づき、EAR が 0.2 以下になった場合を閉眼とみなす。さらに、閉眼が通常（約 0.1~0.2 秒）よりも長く継続する傾向は、疲労の兆候として捉える。

$$EAR = \frac{\|P_2 - P_6\| + \|P_3 - P_5\|}{2 \times \|P_1 - P_4\|} \dots (1)$$

図 3 : EAR の式

3.3 疲労検知手法と検証

疲労検知の概要を以下に述べる。

1. 疲労指標設定

まばたき頻度の変化、平均閉眼時間、長時間閉眼の発生頻度などを、疲労度評価の指標とする。

2. 検証方法

実験室環境では、一定の照明および姿勢制御下で撮影された、アジア人被験者のまばたき動作を含む顔映像を用いる。また、公開データベース DROZY データセットおよび NTHU Driver Drowsiness Detection Dataset といった、疲労状態を含む顔映像が収録された既存のデータセットを活用する予定である。これらの映像に対して、Dlib を用いた顔ランドマーク検出および EAR (Eye Aspect Ratio) 算出パイプラインを適用し、まばたき頻度、閉眼持続時間、PERCLOS などの疲労関連指標を抽出する。さらに、実験室で取得したデータについては、各被験者に対し「現在、どの程度疲れていると感じますか？」という質問を行い、1 (全く疲れていない) から 5 (非常に疲れている) までの 5 段階で評価してもらう。この主観的疲労スコアと各指標の対応関係を分析することで、映像ベースの疲労検出システムの有効性および判定精度を初期的に検証する。

4. まとめ

本研究では、既存データセットの調査と比較を行いアジア人向けの疲労検知システムに適したデータセットの検討を行った。現在は収集した前処理済みデータをもとに、Dlib を用いた 68 点ランドマーク検出の適用検証および EAR 算出パイプラインの構築を進めている。今後はアジア人被験者のまばたき動作および眼部アスペクト比 (EAR) に基づく映像データを収集・前処理し、疲労検出のための基礎データセットを構築し、まばたき頻度や閉眼持続時間といった基本指標を統計的に分析し、疲労指標との関連性を初期的に評価する予定である。

参考文献

- [1] Ministry of Public Security of the People's Republic. of China, "Since June, 17.5% of major traffic accidents involving three or more deaths were caused by driver fatigue", China News Service, July 16, 2022.
- [2] Ahmad R, et.al, Drowsy driver identification using eye blink detection, IJISSE-International Journal of Computer Science and Information Technologies, 2015, 6(1): 270-274.
- [3] Haq Z A et.al, , Eye-blink rate detection for fatigue determination, //2016 1st India International Conference on Information Processing (IICIP). IEEE, 2016: 1-5.
- [4] Stern J A et.al, Blink rate: a possible measure of fatigue[J]. Human factors, 1994, 36(2): 285-297.
- [5] Caffier P P et.al, Experimental evaluation of eye-blink parameters as a drowsiness measure[J]. European journal of applied physiology, 2003, 89: 319-325.
- [6] Alparslan K et.al, Towards evaluating driver fatigue with robust deep learning models[J]. arXiv preprint arXiv:2007.08453, 2020.
- [7] Huang G B et.al, Labeled faces in the wild: A database for studying face recognition in unconstrained environments[C]//Workshop on faces in 'Real-Life' Images: detection, alignment, and recognition. 2008.
- [8] Liu Z, et.al, Deep learning face attributes in the wild[C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2015: 3730-3738.
- [9] Mollahosseini A et.al, Affectnet: A database for facial expression, valence, and arousal computing in the wild[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2017, 10(1): 18-31.
- [10] Institute of Electrical and Electronics Engineers. 2016 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)[M]. Ieee, 2016.
- [11] Weng C H et.al, Driver drowsiness detection via a hierarchical temporal deep belief network[C]//Computer Vision-ACCV 2016 Workshops: ACCV 2016 International Workshops, Taipei, Taiwan, November 20-24, 2016, Revised Selected Papers, Part III 13. Springer International Publishing, 2017: 117-133.