

コンピュータ使用時に目の乾燥状態を検出する手法の検討

チェ シウク^{1,a)} 小野寺 宏^{2,b)} 矢谷 浩司^{1,c)}

概要：コンピュータを使用する時や使用した直後、目に異物感などの目の乾燥に起因する症状を経験する人は多い。目の乾燥は生活の質や業務の効率などに甚大な影響を及ぼす。もし目の乾燥状態を検出して症状が出る前にユーザーに警告することができるシステムがあれば、目の乾燥に起因する症状を予防することができる。コンピュータ使用時に目の乾燥状態を検出する従来の手法は目の瞬きを用いる間接的な手法だったため、周辺の環境や個人差などは考慮できないという問題があった。目の乾燥状態を直接評価するためには涙液層の観察が必要であるが、涙液層を観察する既存の手法はコンピュータ使用時に用いることができなかった。この問題を解決するために本研究では、ユーザの瞳に映りこんだコンピュータディスプレイの画面の乱れ具合を分析することで、涙液層を観察し、目の乾燥状態を検出する手法を検討する。本稿では本手法の実装方法を述べるとともに、本手法を評価するために実施した予備実験について報告する。

キーワード：目の乾燥、コンピュータ・ビジョン・シンドローム、涙液層、画像処理

1. はじめに

コンピュータやその他のビデオディスプレイ端末に長期間集中するとき、目が乾燥してドライアイに起因する目の症状を患う人は多い。目の症状には眼精疲労、異物感、充血眼、霧視、および複視などがあり、まとめてコンピュータ・ビジョン・シンドローム (CVS) と呼ばれている。CVS はコンピュータユーザの 70% 以上が患っている [21]。さらに、生活の品質だけでなく業務の効率に CVS が甚大な影響を及ぼしていることを、複数の研究者が報告している [6, 13]。

CVS は主に目の乾燥によって引き起こされる。一方で、適切にコンピュータの使用を休むことで目の乾燥は予防できるため [1]、目の乾燥による症状が出る前に目の乾燥状態をユーザに警告するシステムを構築できれば、目の乾燥に起因する CVS を防ぐことができる。そのため、コンピュータとのインタラクション中に目の乾燥度を測定することを複数の研究者が試みてきた。CVS を予防する既存の手法は主にユーザの瞬きに着目している。これは、通常

時と比べてコンピュータ使用時にユーザの瞬きの頻度は減少し、結果、目が乾燥して CVS を患いやすくなるためである [20]。しかし、目の乾燥の要因は瞬きの頻度だけに限らない。瞬きによって目の乾燥度を計測する間接的な手法ではユーザの個人差や周辺の湿度といった異なる要因を測定結果に反映することはできない。

目の乾燥状態を直接評価するためには、眼部表面を保護している薄い涙の層である涙液層の観察が必要である。一方で、涙液層を観察する既存の手法は、侵襲的な手法であるか、特別な機器や人間による介入を必要とする手法である。そのためコンピュータを使用しているユーザの目の乾燥状態を測定する手法として、涙液層を直接観察する既存の手法を用いることはできない。

以上の問題を解決するために我々は、コンピュータを使用しているときであってもユーザの目の乾燥状態を直接測定することができる新たな手法を提案する。本手法では、コンピュータディスプレイを用いてユーザの瞳にグリッド照明を投影し、カメラによって瞳に映り込んだグリッドパターンを捉え、これを用いて涙液層を観察する。我々の構築したシステムは、ユーザの瞳に映ったグリッドパターンの画像を処理してその乱れ具合を検出し、目の乾燥を感知することができる。本稿では、本システムの実装方法と本システムを評価するために実施した予備試験について論じる。

¹ 東京大学大学院 工学系研究科
Interactive Intelligent Systems Laboratory,
Graduate School of Engineering, The University of Tokyo
7-3-1 Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo, Japan

² 東京大学大学院 工学系研究科 小野寺研究室,
Graduate School of Engineering, The University of Tokyo
7-3-1 Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo, Japan

a) swchoi@iis-lab.org

b) onodera@ee.t.u-tokyo.ac.jp

c) koji@iis-lab.org

2. 関連研究

2.1 目の瞬きとコンピュータ・ビジョン・シンドローム

コンピュータ・ビジョン・シンドローム (CVS) を予防する既存の手法は、主に瞬きに注目している。Divjak と Bischof はカメラと画像処理を用いてユーザの瞬き動作を追跡した [5]。彼らは、追跡した瞬きから疲れた目における特徴的な挙動を検知し、そのような挙動を検知したとき警告を発する CVS 予防システムを提案した。

瞬きの追跡するだけでなく、ユーザに瞬きを促進させようとした研究者も多い。Miura らはモニター上部に点滅する LED を取り付け、無意識に瞬きを引き起こすようなシステムを開発した [14]。Crnovrsanin らはカメラと画像処理技術を用いてユーザの瞬きの頻度を追跡し、頻度が低すぎるとモニターのスクリーンをぼやかすか点滅させてユーザの瞬きを促進するシステムを開発した [3]。Dementyev と Holz は赤外線センサーを用いてユーザの瞬きの頻度を追跡し、同様に瞬きの頻度が低下したとき空気を吹き込んで瞬きを促進するウェアラブルな装置を設計した [4]。

瞬きの頻度が目の乾燥と密接に関係していることは事実である。しかし、瞬き以外にも目の乾燥の要因は存在し、瞬きを追跡するシステムではこれらの要因を考慮することはできない。本研究では、これらの要因を反映できるようにするため、直接的に目の乾燥状態を検出するアプローチを採用する。

2.2 ドライアイの診断方法

我々の目の表面には涙液層と呼ばれる涙による薄い層がある [8]。目が乾燥して涙液層が破壊され目の表面を保護できなくなると、眼不快感や視機能異常が生じる。この症状をドライアイと呼ぶ。涙液層の破壊時間 (BUT) とは、人が完全な瞬きをしてから涙液層の破壊が最初に現れるまでの時間を指す。眼科医の多くがドライアイを診断するために BUT を測定している。

涙液層破壊時間 (TBUT) 試験は BUT 評価のための初期の方法であるが、現在も多くの眼科医がドライアイを診断するために活用している方法である [19]。本試験において眼科医は、蛍光色素により破壊部分を色付けし BUT を測定する [15]。しかし TBUT 試験は、その侵襲的な性質により測定の機会が限られ、蛍光色素は涙液層の安定性を低下させるために再現性に乏しい [19] といった問題点を抱える。さらに、目に蛍光色素をたらす行為は被検者にとって心地悪いことがある。

非侵襲的破壊時間 (NIBUT) 試験は、これら問題を解決するために開発された方法である [12]。NIBUT 試験も BUT を測定する点で TBUT 試験と共通しているが、その手法は全く異なる。具体的には、被検者の目にグリッド形

状の照明を投影し、映り込んだパターンを分析することで涙液層の破壊を観察している。

BUT 評価はドライアイの診断において最も直接的なアプローチである [8]。しかし、以上で述べた現在用いられている BUT 評価法は、コンピュータを使用しているユーザの目の乾燥状態を検出するために用いるのは適切ではない。これは、TBUT 試験は侵襲的であり、NIBUT 試験は被検者の目にグリッド形状の照明を投影するための特別な細隙灯を要するためである。さらに、両試験とも眼科医が実施する必要があるという問題がある。本研究では、コンピュータを使用しているユーザの涙液層破壊を観察するための新規方法を提案する。

3. 設計と実装

既存の NIBUT 試験では、グリッド照明を目に投影する細隙灯と涙液層の破壊を観察を行う眼科医が必要であり、コンピュータの使用中に試験を実施することは難しい。本研究では、グリッド照明源としてモニターを用い、涙液層の破壊を検出するためにカメラとコンピュータを用いて、NIBUT 試験を行う手法を提案する。図 1 に提案するシステムのパイプラインを表す概略図を示している。具体的な検出手法は次の手順からなる。

- カメラで撮影した入力画像から顔と目を検出し、目の部分に関心領域 (RoI) を設定する。
- 設定した目の RoI に一定以上のボケが検出された場合はカメラのフォーカスを調節する。
- コンピュータのディスプレイに表示されたグリッドパターンが映り込んだ部分を目の RoI から検出する。
- 目に映り込んだグリッドパターンの歪みを検出し、目が乾燥しているか健常しているかどうかを判定する。

3.1 ハードウェア

提案手法を実現するためのシステムについて述べる。本システムではカメラ、液晶ディスプレイモニター、NVIDIA *1 の GPU を搭載した PC を用いる (図 2)。カメラには、映り込んだグリッドパターンを明確に観察できるよう 6000 × 4000 の解像度を有する高解像カメラであるソニー ILCE-5100 を採用した。これをモニターの上部に設置し、USB ケーブルで PC に接続した。液晶ディスプレイモニターには 31.5 インチの ASUS VA32AQ を採用し、グリッドパターンの画像を表示した。

3.2 顔と目の検出

計算コストを削減するため、ユーザの目における RoI を設定する必要がある。本システムでは、dlib 顔検出器や顔ランドマーク検出器 [9] を用いてユーザの目を検出し、

*1 www.nvidia.com

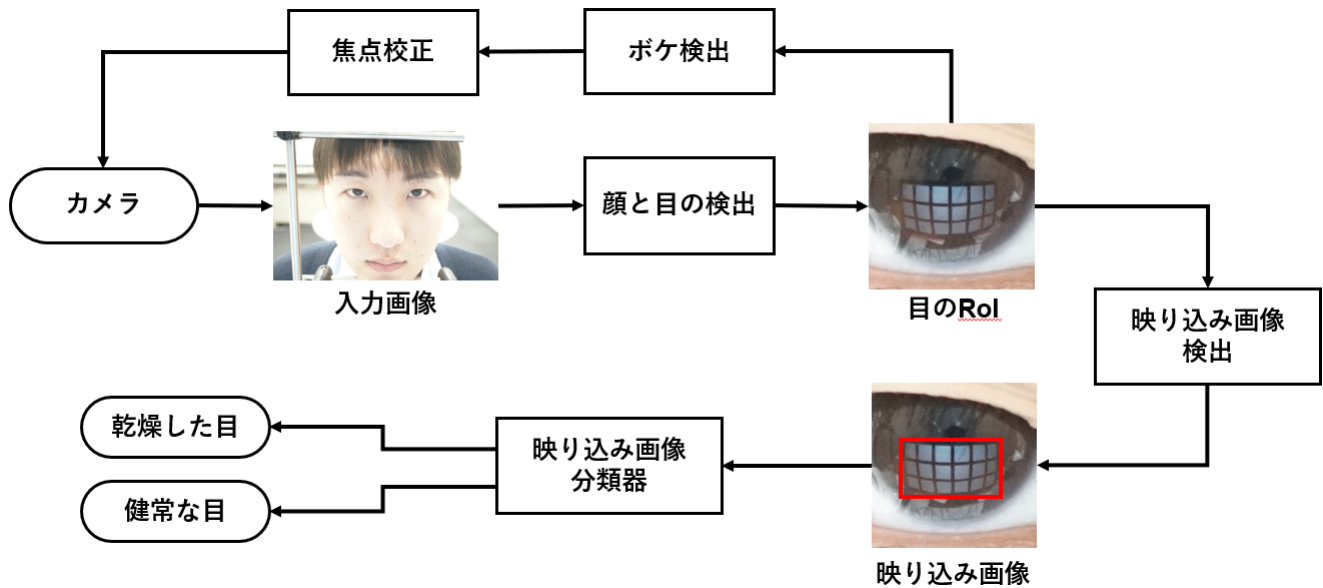


図 1: 提案する目の乾燥状態検出システムのパイプラインを表す概略図。カメラで撮影した入力画像から顔と目を検出し、目の部分に関心領域 (RoI) を設定する。設定した目の RoI に一定以上のボケが検出された場合はカメラのフォーカスを調節する。また、コンピュータのディスプレイに表示されたグリッドパターンが映り込んだ部分を目の RoI から検出し、その部分のみを切り取って映り込み画像分類器に投入する。映り込み画像分類器は入力された目に映り込んだグリッドパターンの歪みを検出し、目が乾燥しているか健常しているかどうかを判定する。



図 2: 提案するシステムのハードウェアの構成。本システムは、高画質カメラ、液晶ディスプレイモニター、NVIDIA の GPU を搭載した PC から構成される。カメラはモニターの上部に設置し、USB ケーブルで PC に接続してある。カメラは PC から操作可能であり、撮影した画像を PC に転送することができる。モニターには、目の乾燥状態を判別するために目に映すグリッドパターンの画像を表示する。256 × 256 ピクセル分の目の領域を切り取る。

3.3 焦点校正

瞳に正確にフォーカスを合わせることは、システムが正しく動作する上で欠かせない。フォーカスの調節が不適切だと映り込み画像がぼやけ、目に映ったパターンを区別しづらくなる。そのため、画像を鮮明に撮影できるように自作のフォーカス調節ロジックを実装した。ロジックには、目の RoI におけるラプラシアン分散の計算によるぼけ検出機能と、フィボナッチ探索に基づいたフォーカス調節機能が含まれている [10]。

3.4 映り込み画像検出

目の RoI を切り取った後、瞳に映り込んだパターン画像を検出し切り取る必要がある。バウンディングボックスを検出するために映り込み画像の右上と左下の隅を探し出す CornerNet [11] を採用した。

3.5 映り込み画像分類器

目に映り込んだパターン画像の分類器 (映り込み画像分類器) は、切り取った画像を処理して目が乾いているかどうかを予測する分類機である。この分類器を実装するにあたって我々は、Carpente らの各グリッドセルに対して形状記述子を計算することで NIBUT 試験の自動計算を行う方法 [2] を適用できるか実験を通じて調査した。結果、まつ毛の写っていない画像に対して 87% の精度を示したが、まつ毛が映り込んでいる場合は目に映り込んだパターンが誤って検出され、分類の精度が悪化した (図 3)。

本システムにおいてカメラはモニター上に設置してあるため、まつ毛が画像に入り込みノイズが含まれることは避けられない。そのため、我々はノイズに強い畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を用いて映り込み画像の分類器を実装することにした。深層ニューラルネットワークは PyTorch により実装した [16]。ResNet50 アーキテクチャを用い [7]、最終層には出力値を 2 個出す softmax 関数を採用した。

4. 実験

CNN を用いて実装した映り込み画像分類器の性能を評価するため、予備試験を実施した。複数の参加者からデー

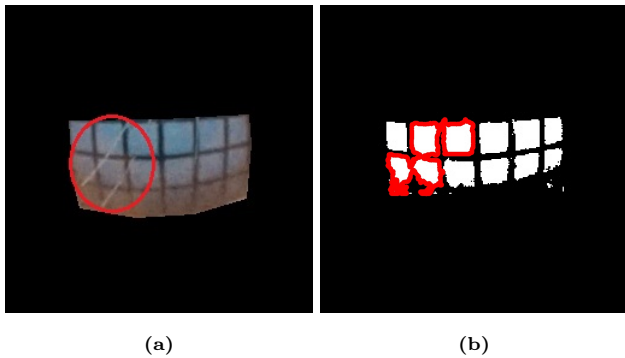


図 3: (a) まつ毛が目に入ったグリッドパターンに入り込んでいる画像。赤い丸はまつ毛が映りこんだ領域を示している。本システムではモニター上部に設置したカメラでユーザの目を撮影するため、まつ毛が画像に入り込むことは避けられない。(b) まつ毛が写っている画像に対して Carpentier らの手法により閾値処理された画像。Carpentier らの手法は各グリッドセルに対して形状記述子を計算する手法であるが、まつ毛が入り込んでいるグリッドセル（赤色の枠で囲った部分）が単一のセルとしてカウントされている。

タセットを収集し、畳み込みニューラルネットワークを訓練し、その精度を評価した。以下、実施した実験及び結果、考察について述べる。

4.1 実験の設定

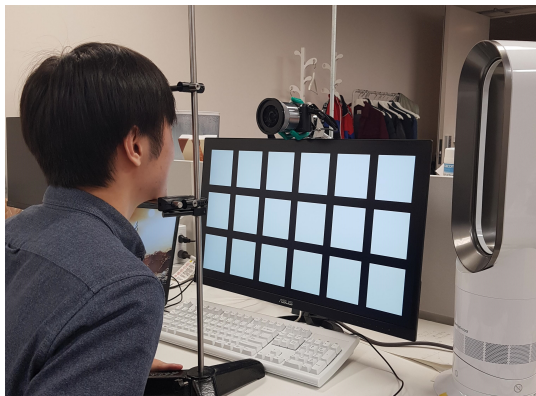


図 4: 実験の様子。図 2 で示したようにカメラ、液晶ディスプレイモニターが設置されている。実験参加者は、モニターに表示されたグリッドパターンが目に入るように正面を向いて座っている。また、頭部が動かないようにスタンドを用いて実験参加者の頭部を固定してある。さらに、実験参加者の涙液層の破壊を速めるために、扇風機を用いて顔に一定量の空気を送風した。

図 4 に実験の様子を示す。図 2 で示したようにカメラ、液晶ディスプレイモニターを設置した。実験参加者は、モニターに表示されたグリッドパターンが目に入るように正面を向いて座った。本実験においては、カメラのフォーカスは手動で調節した。そのため、はっきりした目の写真を撮影するために参加者の頭部を固定した。測定中は扇風機を回し、涙液層の破壊を速めるために参加者の顔に一定量の空気を送風した。

本実験への参加者は 4 名であり、全員が裸眼であった。実験参加者は最初に目を閉じ、実験担当者が合図を出したタイミングで目を開いた。実験参加者には、可能な限り瞬

きしないように努め、モニターに表示されたグリッドパターンが目にはっきりと映り込むようにカメラのレンズを注視するように指示した。以上の一連の測定を 1 名あたり 5 回繰り返した。カメラはバーストモードに設定し、参加者が目を閉じるまで 1 秒あたり 3 回撮影した。

続いて、実験を通じて得られた目の部分を切り取った 1644 枚の画像に対し、グリッドパターンが映り込んだ部分を手動で切り取り、目が乾燥している状態か健全な状態かどうかラベル付けた。ラベル付けにおいては、NIBUT 試験と同じ手法を用い、映り込み画像におけるグリッド線の切れ目や破壊を観察した [19]。結果、収集したデータは 1121 枚の乾燥した目の画像と 523 枚の健全な目の画像に分類することができた。図 5 と図 6 に健全な目および乾燥した目としてラベル付けした画像の例を示している。

ここで分類器の個人への依存度を評価するために、一個抜き交差検証 (LOOCV) を実施するべきであるが、今回は参加者の数が限定されていたことから、訓練用と試験用にランダムかつ比率が 8:2 となるようにデータを分けて交差検証を実施した。分類器を構築するにあたっては、学習率を 0.001 とし、200 エポックごとに 10 分の 1 に減衰するように SGD オプティマイザを活用した。また訓練には、ランダムな切り取り画像のリサイズ、ランダムな色ジッター、ランダムな左右反転などのデータの水増し手法を活用した。ImageNet データセット [17] により事前学習されているネットワークを 600 エポック分訓練した。

4.2 結果と分析

試験用データセットに対する映り込み画像分類器の精度は 95.1%、適合率は 95.7%、再現率は 97.4%、F1 値は 0.965 であった。表 1 に映り込み画像の分類器とラベルによる予測の間における混同行列を示している。健全な目より乾燥した目に対する精度が 7.3% 高かった。また、モデルの最終畳み込み層の勾配 [18] に基づいて class activation map を可視化した (図 7)。

表 1: 映り込み画像の分類器による予測とラベリング間における混同行列。かつこの中の数字は画像の数を表す。この分類器の精度は 95.1%、適合率は 95.7%、再現率は 97.4%、F1 値は 0.965 であった。

		予測	
		乾燥	健全
実状	乾燥	97.4%(222)	2.6%(6)
	健全	9.9%(10)	90.1%(91)

4.3 考察

本実験で得た結果は、我々が構築するシステムに関して期待できる結果を示している。実験で示したように、我々が実装した CNN ベースの映り込み画像分類器は高い精度で涙液層の破壊を認識できた。映り込み画像のぼやけた部

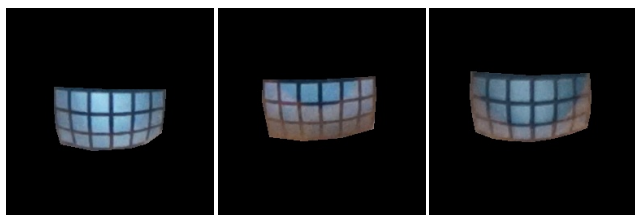


図 5: 健常な目としてラベル付けした画像の例。モニターで映りこんだグリッドパターンが歪まらずきれいに反射している。

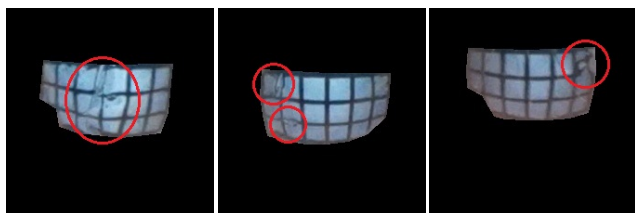


図 6: 乾燥した目としてラベル付けした画像の例。赤い丸で囲った部分は涙液層の破壊が見られる領域を示している。健常な目と異なり、映りこんだグリッドパターンの切れ目や歪みが観測できる。

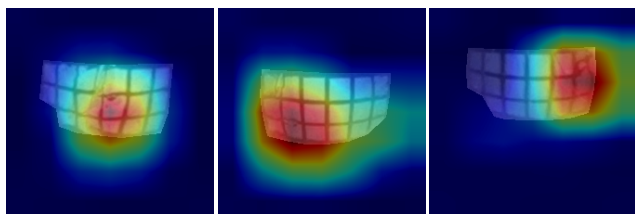
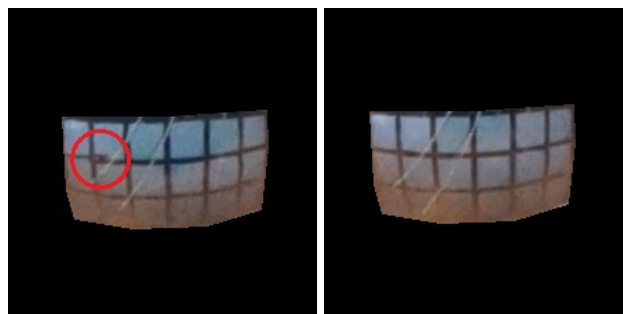


図 7: 図 6 における目が乾燥した状態の画像の class activation map. 涙液層の破壊が見られる領域が強調されている。

分(図 6)を強調する class activation map (図 7) も分類器が涙液層の破壊を認識できていることを示している。さらに我々の方法では、まつ毛が一部の画像に含まれていても涙液層の破壊を正確に検出できていた(図 8)。表 1 の混同行列で、健常な目より乾燥した目に対する精度が 7.3% 高かったのは学習に用いた乾燥した目の画像数が健常な目の画像より 2 倍程度多かったからだと考えられる。健常な目に対する精度は健常な目のサンプル数を増やせば改善することが期待される。

5. 今後の課題

本システムに関して期待できる結果が得られた一方、システムの個人への依存度(個人差)が十分に明らかになっていない。本研究で実施した予備実験では、参加者が 4 名に限られており、また全員が裸眼であるという条件があった。今後の研究では、外部の状況を変化させるだけでなく、異なる虹彩色を持つ者、眼鏡を使用している者、コンタクトレンズを使用している者など、条件の異なる参加者からデータを収集し、一人抜き交差検証により個人への依存度を評価する予定である。



(a) 乾燥した目。

(b) 健常な目。

図 8: 我々の映り込み画像の分類器が正確に予測できた、まつ毛が邪魔していた映り込み画像の例。(a) の赤い丸は涙液層の破壊が見られる領域を示している。

また、本システムでは、モニター上にグリッドパターンを連続的に表示したが、ユーザの作業の邪魔になるため実際に表示するのは実用的ではない。そこで我々は、ユーザが気が付かないようにグリッドパターンを表示するシステムの構築を目指す。具体的には、カメラが撮像する際に非常に短い期間だけグリッドパターンを表示する方法に今後取り組みたい。そのようなシステムの実装と評価は今後取り組む研究として残されている。

さらに、本システムのパイプライン(図 1)に示している各要素は、本研究で実装したものの、システムとして統合するに至っていない。今後の研究では各要素を統合したシステムを実装し、その精度を評価する予定である。

6. おわりに

本研究では、コンピュータディスプレイにグリッドパターンを表示し、瞳に映り込むパターンを処理することで目の乾燥状態を直接測定し、コンピュータによって目の乾燥を評価し、ユーザに目の乾燥を警告するシステムを提案した。予備試験にて本アプローチの有意性を示すことができた。最後に、現在のシステムの限界や、それを改善するための今後の研究の方向性について論じた。

謝辞

多忙の中、実験に協力してくださった実験参加者の方々に厚く御礼申し上げます。

参考文献

- [1] Blehm, C., Vishnu, S., Khattak, A., Mitra, S. and Yee, R. W.: Computer Vision Syndrome: A Review, *Survey of Ophthalmology*, Vol. 50, No. 3, pp. 253–262 (online), DOI: 10.1016/j.survophthal.2005.02.008 (2005).
- [2] Carpena, A., Ramos, L., Barreira, N., Penedo, M. G., Pena-Verdeal, H. and Giráldez, M.: On the automation of the tear film non-invasive break-up test, *2014 IEEE 27th International Symposium on Computer-Based Medical Systems*, IEEE, pp. 185–188 (2014).
- [3] Crnovrsanin, T., Wang, Y. and Ma, K.-L.:

- Stimulating a blink: reduction of eye fatigue with visual stimulus, *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, ACM, pp. 2055–2064 (2014).
- [4] Dementyev, A. and Holz, C.: DualBlink: a wearable device to continuously detect, track, and actuate blinking for alleviating dry eyes and computer vision syndrome, *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, Vol. 1, No. 1, p. 1 (2017).
- [5] Divjak, M. and Bischof, H.: Eye Blink Based Fatigue Detection for Prevention of Computer Vision Syndrome., *MVA*, pp. 350–353 (2009).
- [6] Hayes, J. R., Sheedy, J. E., Stelmack, J. A. and Heaney, C. A.: Computer use, symptoms, and quality of life, *Optometry and vision science*, Vol. 84, No. 8, pp. E738–E755 (2007).
- [7] He, K., Zhang, X., Ren, S. and Sun, J.: Deep residual learning for image recognition, *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 770–778 (2016).
- [8] Holly, F. and Lemp, M.: Tear physiology and dry eyes, *Survey of Ophthalmology*, Vol. 22, No. 2, p. 69–87 (online), DOI: 10.1016/0039-6257(77)90087-x (1977).
- [9] King, D. E.: Dlib-ml: A Machine Learning Toolkit, *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 10, pp. 1755–1758 (2009).
- [10] Krotkov, E.: Focusing, *International Journal of Computer Vision*, Vol. 1, No. 3, pp. 223–237 (online), DOI: 10.1007/BF00127822 (1988).
- [11] Law, H. and Deng, J.: Cornernet: Detecting objects as paired keypoints, *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, pp. 734–750 (2018).
- [12] Mengher, L. S., Bron, A. J., Tonge, S. R. and Gilbert, D. J.: A non-invasive instrument for clinical assessment of the pre-corneal tear film stability, *Current Eye Research*, Vol. 4, No. 1, p. 1–7 (online), DOI: 10.3109/02713688508999960 (1985).
- [13] Miljanović, B., Dana, R., Sullivan, D. A. and Schaumburg, D. A.: Impact of dry eye syndrome on vision-related quality of life, *American journal of ophthalmology*, Vol. 143, No. 3, pp. 409–415 (2007).
- [14] Miura, D. L., Hazarbassanov, R. M., Yamasato, C. K. N., e Silva, F. B., Godinho, C. J. and Gomes, J. Á. P.: Effect of a light-emitting timer device on the blink rate of non-dry eye individuals and dry eye patients, *British Journal of Ophthalmology*, Vol. 97, No. 8, pp. 965–967 (2013).
- [15] Norn, M. S.: Desiccation Of The Precorneal Film, *Acta Ophthalmologica*, Vol. 47, No. 4, p. 865–880 (online), DOI: 10.1111/j.1755-3768.1969.tb03711.x (1969).
- [16] Paszke, A., Gross, S., Massa, F., Lerer, A., Bradbury, J., Chanan, G., Killeen, T., Lin, Z., Gimelshein, N., Antiga, L., Desmaison, A., Kopf, A., Yang, E., DeVito, Z., Raison, M., Tejani, A., Chilamkurthy, S., Steiner, B., Fang, L., Bai, J. and Chintala, S.: PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library, *Advances in Neural Information Processing Systems 32* (Wallach, H., Larochelle, H., Beygelzimer, A., dAlché-Buc, F., Fox, E. and Garnett, R., eds.), Curran Associates, Inc., pp. 8024–8035 (2019).
- [17] Russakovsky, O., Deng, J., Su, H., Krause, J., Satheesh, S., Ma, S., Huang, Z., Karpathy, A., Khosla, A., Bernstein, M., Berg, A. C. and Fei-Fei, L.: ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge, *International Journal of Computer Vision (IJCV)*, Vol. 115, No. 3, pp. 211–252 (online), DOI: 10.1007/s11263-015-0816-y (2015).
- [18] Selvaraju, R. R., Cogswell, M., Das, A., Vedantam, R., Parikh, D. and Batra, D.: Grad-cam: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization, *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 618–626 (2017).
- [19] Sweeney, D. F., Millar, T. J. and Raju, S. R.: Tear film stability: a review, *Experimental Eye Research*, Vol. 117, pp. 28–38 (2013).
- [20] Tsubota, K. and Nakamori, K.: Dry Eyes and Video Display Terminals, *New England Journal of Medicine*, Vol. 328, No. 8, p. 584–584 (online), DOI: 10.1056/nejm199302253280817 (1993).
- [21] Yan, Z., Hu, L., Chen, H. and Lu, F.: Computer Vision Syndrome: A widely spreading but largely unknown epidemic among computer users, *Computers in Human Behavior*, Vol. 24, No. 5, pp. 2026 – 2042 (online), DOI: <https://doi.org/10.1016/j.chb.2007.09.004> (2008). Including the Special Issue: Internet Empowerment.