

# 機械学習を用いた両眼の微細眼球運動における 頭部運動成分の除去のための新手法

藤江 博幸<sup>†</sup> 田中 靖人<sup>‡</sup>

三城HD R&D<sup>†</sup> 神経数理学研究所<sup>‡</sup>

## 1) はじめに

眼球運動研究においては現状では実験解析装置として標準的なものが幾つかあるものの、超微細眼球運動については幾つかの先行研究はあるものの未だ未解決の課題を抱えたままである。実験計測におけるアーチファクト、並びに解析における課題としては、a) 測定装置系及び被験者の振動、体動により誘発されるもの、b) 電気信号を用いるもので侵襲的となるものでは不自然な運動となること、c) 空間解像度を上げるための光学的な問題の解決、d) 時間解像度を上げるための光量増大による被験者への眩惑の問題などがある。

今回提案するのは、ここ数年我々が行ってきた光学的測定法（高速動画撮影）によって明らかとなった a) による発生するアーチファクト除去を目的としての複数動画をを用いることによる新たな解析手法の試みである。眼球は頭部に位置しておりその運動軌跡動画には頭部運動が重畳して記録される。従来の動画による眼球運動記録実験では頭部固定によりこの影響を最小限として微小なものとして特段に議論されることはなく、また眼鏡装着カメラなどによる手法ではその振動なども微小であるとした。一方、EOG(ElectroOcculoGraphy)において検出される微小眼球運動の解析については電気信号である故にノイズ除去の困難のためにその時間空間運動特性について議論されることはなかった。従来、我々は単眼の微小眼球運動と頭部運動についてアフィン変換を使ってこれらの問題を扱ってきたが、視覚は単眼で遂行されるのではなく、左右の両眼を使用して行われる（例、奥行き視覚においては、手前方向に目を向ける場合と、遠方に目を場合で左右の運動方向が逆転する（バージェンス眼球運動））。両眼視において微小眼球運動を計測する場合、従来のアフィン変換を利用した、目と頭の共通座標を作成し、両者の差を計算することにより、頭部運動成分を眼球運動成分から差分することにより純粋眼球運動を抽出する、というパラダイムは、原則的に有効である。即ち、単眼（例、右眼）と頭の間で、頭座標を仮定したアフィン変換を行う、ということを拡張して、右眼と頭、左眼と頭、のアフィン変換を行えば、頭部運動は共通なので、右眼、左眼が独立に純粋眼球運動が抽出できるはずである。さらに、右眼と左眼についても、頭の共通のアフィンモデルを仮定すれば、それらの相互依存関係を計算できるはずである。こうした仮定に基づき、当研究においては、3種類のアフィン変換機械学習を行い、頭部運動と左右眼球運動の分離を試みた。

Novel methodology for artifact by Head movement removal in Hyperfine Eye movement Multiple video image matching by Machine learning

<sup>†</sup> Hiroyuki Fujie, ParisMiki Holdings Ltd. R&D

<sup>‡</sup> Yasuto Tanaka, Neuromathematics Lab.

## 2) Motivation

ヒト眼球運動におけるメゾスコピック領域に迫る数百ナノメータ、数百ヘルツでの実験解析については生体電気信号 (ElectroOcculoGraphy) を捉えることで試みられてはきたが、電気信号を扱うために生じるノイズ、アーチファクトを逃れることはできずまた微細生体信号をそのアーチファクトより分離することは非常に困難であった。皮膚への酸化銀電極装着とともにコンタクトレンズにコイルを埋め込む手法なども試みられてはきたが、視覚刺激を自然な状態で固視することは被験者への困難と苦痛を伴うものであった。

従来から試みられている視覚解析のための眼球運動実験解析は数ミリメートルレベルのものでありまた筋肉の分子運動実験解析は数ナノメートルレベルのものである。メゾスコピック領域における視覚眼球運動についてはまだ未解明のものが多く、マイクロサッケード、ドリフト、トレモアなどが注目されているが従来の実験手法では実験解析に必要なデータを得ることは非常に困難である。メゾスコピック領域においてはカオス現象及びフラクタル構造が発生する余地がありこのことについては、我々はすでに議論を行なっている (Fujie et al 2017)。これは非常に興味深い現象でありヒト視覚認知において与える影響を詳細に調べる余地がある。今回我々が両眼での視覚眼球運動に注目したのもこの現象を議論するためである。

## 3) 実験手法

従来の方法 (Fujie et al. 2015) を、左右眼に拡張した。即ち、従来の単眼+頭部の微小運動計測に加えて、もう一方の眼の微小運動計測を、従来の眼の計測 (右側) と同様に、顔の反対側 (左側) から行った。従来の単眼計測は全て右眼計測であったが、今回は左眼も追加計測として同様に、頭部と同時計測を行った。ここに従来からの計測方法を簡単に記述する。計測は、非接触非侵襲非拘束の状態での光学的測定法を用いた。被験者は仰臥位にてMRIなどで用いられる緩衝クッションにより緩く頭部固定される。被験者が不快な状態に置かれることはない。この条件は一般的な心理物理実験を伴う眼球運動測定に比べてもより自然な状態となる。この状態において被験者は天井側に投射された固視点を凝視する。被験者の課題は固視点の凝視であった (固視課題)。この状態の被験者の眼球 (眼球強膜血管パターン) と額に付着されたマーカー (トラッキング用模様のあるシール) を、高速度ビデオ画像カメラで近接撮影した。高速度ビデオ画像撮影は300fpsで行なった。

## 4) 映像解析手法

### a) 運動軌跡解析 (トラッキング)

獲得したビデオ映像は、SURF動画処理によって、限定領域の重心を算出され、その移動としての運動軌跡を抽出された。動画映像解析はMatLab/SURFにより行なったほぼ100キーポイント

トのパターン設定によりほぼ2桁以上高精度のサブピクセルレベルでの運動解析が可能となった。眼球運動の高速度撮影データ解析と併せて頭部運動の高速度撮影データ解析も同時に行なった。

b) 三次元アフィン変換

まず最初に従来のように、右眼と頭の間でアフィン変換を行い、共通座標を見出した。具体的には、マネキンモデルと過去の被験者の眼球位置と頭部位置から、妥当な位置座標 (x、y、z) を設定し、それらを三次元回転行列を使い、共通の動き (頭部運動と仮定) を最大限に抽出するような、共通座標軸 Pxyz (x\_common、y\_common、z\_common) を求める、というアルゴリズムである。そのために、頭部運動成分と、頭部運動成分を含んだと仮定した眼球運動成分の相互相関値を求め、これが最大になるような、Pxyzを求める。次に、マイクロサッケードや心拍振動成分といった非線形信号に対する処理として、ヒルベルト変換を用いて信号をヒルベルト空間上で表現して4次元拡張のうえ正規化して、その空間における位相距離を求めた後、相関係数を計算してそれらの最も相関値の高い点を見つける。さらに、SURF画像処理により、ボケによる領域の歪みが生じるのでその補正として、2つの軸の間の係数を最適化する計算として変換後における標準偏差値を用いた過学習リスク抑制評価を補正として入れた (Fujie et al 2015)。これらの値は、機械学習における試行の進行とともに変化するため、そうした変換前後での自己相関値が最大になるよう最適化する必要がある。これは、最適化が時間によって変化することを前提としている。これをシミュレートするため、二次元のガンマ分布を使用したモンテカルロ法によって、最適値からの差分を計算する方法 (最小二乗法、ガウスザイデル法) での機械学習を行った。眼球運動の分布は、筋肉の活動の分布を源にもち、それは時間平均値に対して非対称であるため、全体の統計分布を左右対称のガウス分布ではなく、非対称のガンマ分布を用いてシミュレーションを行った。この方法を、右眼運動成分、頭部運動成分、のセットだけでなく、反対眼の左眼運動成分、頭部運動成分のセットについても行った。同様に、右眼運動成分、左眼運動成分のセットについても行った。

5) 結果 (評価)

視覚眼球運動データにおいては2000~3000サンプル (実時間7~10秒) の設定で機械学習を行うことで良い相関結果が得られた。それより多いサンプル数だと相関値の収斂が見られなかった。今回の実験データではアフィン変換最適値における機械学習の精度を評価するために右目、左目の代わりに目尻に貼り付けしたステッカーをターゲットとして解析を行った。このデータに反映される本来の頭部運動に加えて顔面筋肉の微細運動がアーチファクトとして添加されることが予想される。そのため機械学習の性能評価はその成分を考慮して行った。

5-1) 3Dアフィンパラメータ機械学習における進展

乱数発生は 300回の試行とした。メタループを設定してこれを3回行った。

5-2) 求めたパラメータで変換を行ってその相互相関係数を求めた。

	計算対象	相関値
右眼球部-左眼球部	ベクトルノルム	0.46、角度 0.26
右眼球部-頭部	ベクトルノルム	0.89、角度 0.85
左眼球部-頭部	ベクトルノルム	0.28、角度 0.42

5-3) 変換後のデータ整合性のチェック

各々のデータをX-Y座標に戻しての差分をチェックした。この値が誤差とみなされる。

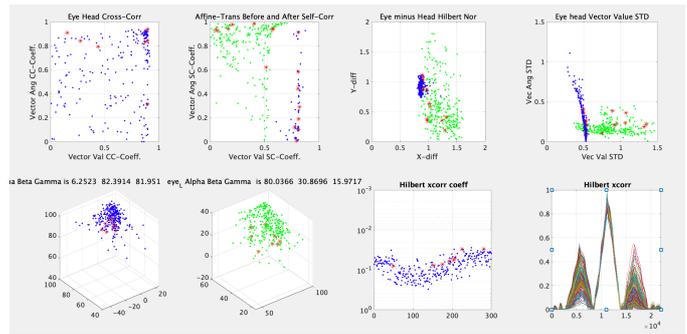


Fig1. 機械学習実行経過

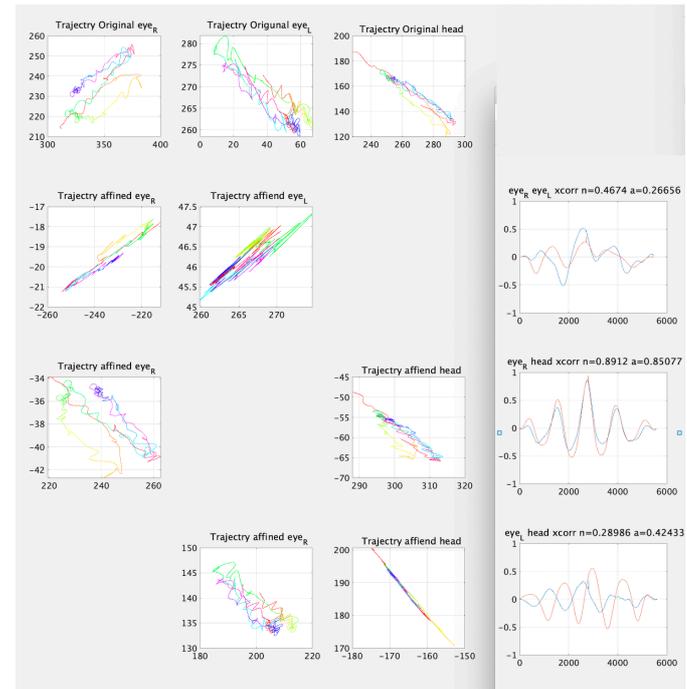


Fig2. 機械学習実行結果評価

5-4) 右眼球運動、左眼球運動データより各々変換整合後の頭部運動データを差し引いた後に左右眼球運動の変換整合パラメータにより変換を行う。この値が誤差範囲となる。

6) 結論

視覚両眼眼球運動解析のための機械学習の性能評価について変換後相関値を求めた。アフィン変換機械学習を、右眼球と頭部、左眼球と頭部、左眼球と右眼球に3回独立に適用することにより、左右の眼球運動と頭部運動の分離が可能になった。左右の眼球運動間の相違については、今後視覚刺激や課題も含めた検討が必要である。

References

Binocular Eye Movements Are Adapted to the Natural Environment  
Gibaldi, MS Banks - Journal of Neuroscience, 2019 - Soc Neuroscience  
Binocular co-ordination of human vertical saccadic eye movements.  
Collewijn, CJ Erkelens... - The Journal of ..., 1988 - Wiley Online Library  
Control of vertical eye alignment in three-dimensional space  
Ygge, DS Zee - Vision research, 1995 - Elsevier  
Fixational eye movements and binocular vision  
Jorge Otero-Millan Stephen L. Macknik and Susana Martinez-Conde 2014 - Frontier