

# 時間的セグメンテーションを用いて動的眼球運動と性格特性の関連性を 探る新たな時系列分析アプローチ

## Exploring the Relationship Between Dynamic Eye Movements and Personality Traits Using a New Time-Series Analysis Approach with Temporal Segmentation

徐 旻哲

Kuangzhe Xu

弘前大学

Hirosaki University

jokyotetsu@hirosaki-u.ac.jp

### 概要

動的眼球運動の研究は、主に意思決定や課題解決のプロセスに焦点を当ててきたが、眼球運動の軌跡に影響を及ぼす心理的要因に対する検討は限定的であった。これは、現行の時系列解析方法が、動的眼球運動と性格特性のような、時間経過に伴う変動が激しいデータと変動しないデータの関係性分析に適していないためと考えられる。この研究ギャップを埋めるために、本研究では新たな動的眼球運動の分析方法を提案した。この方法は、Temporal segmentationの手法に基づき、時系列データの眼球運動を複数のタイミングで分割して解析する。提案方法の妥当性を検証するために、顔の印象評価を目的とした実験を実施した。その結果、眼球運動は異なるタイミングで異なる観察傾向を示すことが明らかになった。特に、鼻と眉間への注目は初期タイミング(T1)で顕著であることが確認された。また、性格特性と眼球運動の間に有意な関連が見出された。例えば、勤勉性が高い人は、神経質性を評価する際に、T1、T2、T4でそれぞれ目、額、眉に注目しない傾向が観察された。本研究で提案された分析手法は、時間経過に伴うデータと静的なデータの間を解析する際に広範な応用が可能であり、将来的に多岐にわたる分野での研究を促進することが期待できる。

キーワード：眼球運動, 性格特性, 印象評定, ベイズ統計, 時系列分析

### 1. はじめに

多岐にわたる分析手法を駆使して眼球運動を探求し続けることで、人間の視覚による認知メカニズムの理解は徐々に深まっている。しかし、依然として未解

決の課題が存在する。特に、性格特性と静的眼球運動との関連性は広範に研究されているが、動的眼球運動との関連性については、そのメカニズムがまだ十分に探究されていない。この研究領域での進展の鈍さの一因として、既存の時系列解析手法が時間と共に変動するデータと変動しないデータの関係性を分析するのに、その相性を欠く可能性が指摘されている。動的眼球運動を主に分析する既存の手法は、視線の転移状態(Gaze Transition)に多くの注目を集めており、隠れマルコフチェーンモデル(HMM)や空間状態モデルが主に用いられている。しかし、これらの手法を用いた研究で、性格特性と動的眼球運動の間の相関を探る試みが行われたが、短期間で頻繁に変動する眼球運動と、変動しない性格特性との間の時系列上での相関を適切に捉えることが困難であることが示された。HMMや空間状態モデルは時系列データ分析において強力な手法だが、短期間で激しく変動するデータと変動しないデータの組み合わせに対しては、その効果を発揮しきれない可能性がある。

本研究では、観察者の性格特性と動的眼球運動との関連性の明らかにすることを主目的としている。従来の分析手法を用いると、これまでの問題が解決しない可能性が高いため、タイミング分割法(Temporal segmentation) [2, 1]を適用した新たな分析手法を提案した。Temporal segmentationは、観測されたデータやイベントの系列を、発生する時間に応じてセグメントに分割するプロセスであり、人間の行動分析において広く用いられている [6, 5]。本研究はこの手法を用いて、眼球運動の連続的なデータを特定のタイミングで分割し、それぞれのタイミングで性格特性との関連性を検証した。提案手法の精度を検証するために、

顔の印象を評定する行動実験を実施した。この実験を通じて、新たに提案された分析方法による結果の信頼性と正確性を検証し、眼球運動研究の新たな展望を開くことを目指している。

## 2. 分析方法

従来の時系列解析手法では、眼球運動の複雑な動きが生じる起因に対する検討が対応しきれない課題があった。特に性格特性のような時間とともに変化しない固定効果と眼球運動の間の関係性を解析する際に相性の悪さが顕著に出ている。例えば、状態空間モデルにおいて、性格特性が固定値のため、性格特性が推定された眼球運動の隠れ状態への影響も固定している。つまり、回帰分析の切片のような静的な役割しか果たしていなかった。この問題に対する私の提案する解決策は、Temporal Segmentation 手法を用いて、時間経過とともに変動する眼球運動を複数のタイミングに分割し、各タイミングにおける眼球運動の変化特性を抽出することである。このプロセスでは、生の眼球運動データを直接利用するのではなく、先行研究 [8] で採用された特別な処理を適用する。その後、各参加者が特定の刺激部位を観察する際の眼球運動に主成分分析を適用し、異なる観察部位に対する眼球運動の特性を通じて性格特性との関連性を探っていく。

このアプローチの利点は、時系列データと固定効果の間の相互関係を効果的に捉えることが可能になる点にある。さらに、解析結果を異なる時間帯に分けて表示することで、結果の解釈が容易になり、人間の認知プロセスに適合している。また、主成分分析により抽出される特徴量を使用することで、時系列データ特有の複雑な分布を回避し、モデルの計算を簡素化することができる。これらのメリットにより、提案手法は、眼球運動と性格特性の関係性の分析だけでなく、他の固定効果と動的データの分析にも広く応用可能になる。

図1は分析を行うために実施した具体的な手順の概念図を示している。

-ステップ1: アイトラッカーにより記録された眼球運動データに対し、先行研究の手法に基づき、記録された眼球運動に10Hz (eye-trackerのサンプルレートは120Hz) ごとにガウシアンフィルター (標準偏差10) を適用し、データの重み付け (平滑化) を行った。顔の各部位 (額、眉間、眉、目、鼻、口) に対する眼球運動の重み付けデータは、あらかじめ作成した顔マスクを用いて抽出された。本研究の実験デザイン (詳細は「実験」セッションを参照) により、3秒間の観

察期間からは、最大36のタイムスタンプが抽出可能だが、分析可能なデータを確保するため、欠損許容範囲を30に定めた。最終的に、タイムスタンプが30以下 (30を含まない) の場合は、そのデータセットは分析から除外された。

-ステップ2: 重みづけられた時系列データを用いて、各参加者について顔の各部位の眼球運動を主成分分析 (PCA) にかけた。PCAは累積寄与率が0.7以上となる主成分の数を基準に選定し、各タイムスタンプにおけるスコアを算出した。全ての部位で統一された基準を適用するため、最大の主成分数を基準にした。例えば、目では累積寄与率が0.7を超えた際の主成分数が5、鼻は6、口が10の場合、すべて主成分10まで起用する。実際に研究目的や、データに性質に合わせて変更しても問題ない。この手法により、本研究のデータでは11の主成分が抽出された。

-ステップ3: Temporal segmentationの手法を適用し、時系列データをいくつのタイミングに分割した。分割根拠は、実際に研究目的や、データの性質などに合わせて変更することも可能になる。本研究では抽出された最大主成分数を基に、5つのタイミングに分割した (11割る2が約5になる)。各タイミングで、各部位に対する眼球運動の主成分の平均値が算出され、最も高いスコアを示すタイミングと主成分のペアが選定された。

-ステップ4: 各タイミングで代表される主成分を集約し、平均値を計算した。例えば、PC1、PC2とPC5がタイミング1を代表しているなら、3つの主成分の平均値を計算する。この計算結果を基に、異なる刺激画像における各タイミングの特徴スコアを算出した。これにより、全参加者に対し、全刺激画像における顔の6箇所に対する眼球運動特徴が5つのタイミングごとに得られた。

-ステップ5: 得られたデータセットを用いて、参加者の性格特性と眼球運動の関連を検討するための階層ベイズモデルを構築し、分析を行った。

## 3. 実験

### 3.1 実験参加者 & 刺激画像

弘前大学の学生84名 (女性38名) が参加した。刺激として使用された顔の画像は、50枚の画像を使用した。これらの画像は、全て正面を向いた無表情のもので、Photoshopを使用して白黒に変換し、明るさとコントラストを統一した。

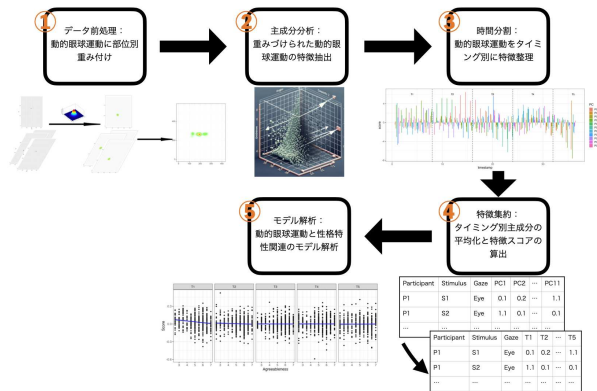


図1 分析手順の概念図

### 3.2 実験手続き

実験参加者は、実験参加前に実験の説明と練習を受けた。実験では、まず印象評定の内容を提示し、参加者の確認後、0.5秒の提示信号「+」に続き、顔画像を3秒間観察させた。画像観察後、提示された顔刺激に対する印象を7段階で評定した。全てが終了後、参加者には日本語版の性格特性チェックリスト (TIPI-J)[7]へ回答を求め、各自の性格特性情報を測定した。

### 3.3 データ処理

意識的な観察行動の情報が反映されたカーソルの動きデータを整理した。具体的には、psychopyで記録されたカーソルの座標データをPCのスクリーン解像度に変換し、画面上の刺激の位置と重ね合わせた。その後、先行研究[3]を参考にして、標準偏差が10ピクセルのガウスフィルタを適用した。得られたデータにはエリアマスクを適用し、特定のエリアでの重みデータを算出した。エリアマスクは先行研究[8]を参考にし、顔の目、鼻、口、眉、眉間と額の6箇所に分類した。

### 4. データ解析

眼球運動のタイミング間の差異を比較するために、初めに一般化線形モデルを使用して多重比較を実施した。この分析にはR言語のGLMパッケージを利用し、多重比較のためにはTukeyのHSD法を適用した。性格特性と眼球運動の関連を深く理解するために、階層ベイズモデルを構築して分析した。本研究の提案方法で処理した眼球運動のデータが正規分布に基づくため、式1に示される正規分布モデルを構築した。Yは眼球運動の特徴量得点であり、 $i, g, t$ はそれぞれ印象、

着目部位とタイミングのインデックスを意味している。式2正規分布のミューを推定する回帰式である。 $\alpha$ は切片、 $\beta$ は性格特性に対する固定効果、 $V$ は5つの性格特性を示した。 $r^{parti}$ と $r^{stim}$ はそれぞれ参加者と刺激画像に由来するランダム効果を表している。 $p, h, l$ はそれぞれ性格特性、参加者と刺激画像のインデックスを意味している。

$$y_{igt} \sim \text{Normal}(\mu_{igt}, \sigma_{igt}) \quad (1)$$

$$\mu_{igt} = \alpha_{igt} + \sum_{k=1}^3 \beta_{igt p} V_{phl} + r_h^{parti} + r_l^{stim} \quad (2)$$

モデル推定はRstanで行った。MCMCで推定した事後分布の $\hat{R}$ も全て1.1以下となり、収束していたと確認した。固定効果とランダム効果を推定するための弱事前情報はそれぞれ $\text{Normal}(0, 10)$ と $\text{Gamma}(10, 10)$ に設定した。有意差判定はHDIを用いた。

## 5. 結果

### 5.1 印象評定に基づく眼球運動のタイミング間多重比較

図2は、勤労性評価における眼球運動のタイミング間での多重比較結果を例示している。ここで、「\*」は有意差の程度を示している。他の印象評定項目でも類似の傾向が見られ、詳細は公開URLから確認できる。多重比較分析により、眉間と鼻への注目は5分割されたタイミング中のタイミング1(以降、タイミングをTと記す。例えば、「タイミング1」は「T1」)で最も高い頻度を示した。これは先行研究で確認された通り、東洋人が顔の中心に視線を集中させる傾向と一致した。また、この結果は刺激画像提示前の画面中央に配置された提示信号「+」の影響も一因として考えられる。さらに、額に対する注目はT1に比べてT2、T3、およびT5で高い傾向があった。一方で、目、眉、口への注目に関してはタイミング間で有意な差は確認されなかった。特に口については、比較可能なデータの数が少なく、エラーバーの範囲も広がったため、信頼性の高い有意差の検出が困難であったと推察される。

### 5.2 印象評定における性格特性と眼球運動のタイミング別相関

表1では、性格特性に基づく印象評定で、各タイミングにおける眼球運動との関連性を示している。例えば、協調性を評価する際に、協調性が高い人は、T4で

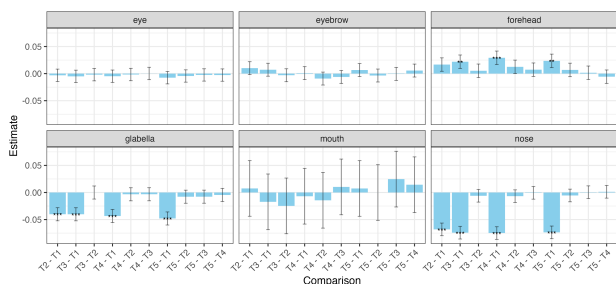


図 2 勤勉性評価時眼球運動のタイミング間多重比較

額、T5 で眉間への注目が顕著である。一方、神経質性が高い人は、T3 で鼻への注目を避ける傾向がある。また、勤勉性を評価する際に、開放性が高い人は、T1 および T4 で鼻への注目を避ける傾向にある。神経質性が高い人は、T5 で眉への注目が顕著である。

表 1 性格特性と表情判断の有意相関表

Impression	Timing	Parts	Predictor	Mean	95%HDI
協調性	T3	鼻	神経質性	-0.009	-.017 ~ -.001
	T4	額	協調性	0.011	.001 ~ .021
	T5	眉間	開放性	-0.009	-.018 ~ -.001
勤勉性	T1	鼻	協調性	.013	.004 ~ .023
	T4	眉	開放性	-0.014	-.023 ~ -.005
	T5	眉	開放性	-0.009	-.016 ~ -.002
外向性	T1	鼻	開放性	-0.007	-.014 ~ -.001
		眉	神経質性	.009	.001 ~ .018
		眉	勤勉性	-0.010	-.019 ~ -.001
	T2	目	外向性	.011	.002 ~ .019
		目	協調性	.011	.002 ~ .022
		鼻	勤勉性	-0.011	-.022 ~ -.001
T2	眉間	開放性	-0.009	-.019 ~ -.001	
神経質性	T1	眉間	神経質性	-0.009	-.016 ~ -.001
		目	協調性	-0.016	-.028 ~ -.003
		目	勤勉性	-0.014	-.024 ~ -.003
	T2	額	勤勉性	-0.010	-.020 ~ -.001
		鼻	開放性	-0.009	-.017 ~ -.002
		眉	勤勉性	-0.009	-.017 ~ -.001
T4	鼻	外向性	.009	.001 ~ .016	
T5	眉間	外向性	.010	.002 ~ .019	
開放性	T1	額	協調性	.012	.002 ~ .021
		眉	協調性	.012	.002 ~ .022
		目	開放性	-0.012	-.021 ~ -.004
	T2	目	外向性	.009	.001 ~ .018
		鼻	開放性	-0.012	-.020 ~ -.002
		眉	開放性	.010	.003 ~ .017
T2	鼻	勤勉性	-0.012	-.022 ~ -.003	

## 6. 考察

本研究の初期目標は、性格特性が眼球運動の移動パターンにどのように影響を与えるかを明らかにすることだった。しかし、この目標を達成する過程で、眼球運動データの分析に適した新しい時系列解析手法の必要性に気づいた。そこで、Temporal segmentation と主成分分析を組み合わせた新たな分析方法を提案し

た。このアプローチは、従来の時系列解析手法が眼球運動の解析において抱えていた複数の問題点、特に固定効果と時系列データの相性の悪さや、解析結果の直感的な理解の困難さを克服した。提案手法を用いた解析結果は、時系列データの特徴を保持しつつ、性格特性との関連性を効果的に明らかにすることができた。また、多くの結果が先行研究と一致していることから、本研究で提案された分析方法は科学的な信頼性が高いと考えられる。

## 文献

- [1] Aggarwal, J.K., Ryoo, M.S.: Human activity analysis: A review. *ACM Computing Surveys (CSUR)*. 2011, 43(3), 1-43. doi: <https://doi.org/10.1145/1922649.1922653>.
- [2] Bobick, A.F., Davis, J.W.: The recognition of human movement using temporal templates. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2021; 23. doi: <https://doi.org/10.1109/34.910878>.
- [3] Caldara, R., Miellet, S. iMap: a novel method for statistical fixation mapping of eye movement data. *Behavior Research Methods*. 2011; 43, 864-878. DOI: <https://doi.org/10.3758/s13428-011-0092-x>
- [4] Calvo, M.G., Fernández-Martín, A., Gutiérrez-García, A. et al. Selective eye fixations on diagnostic face regions of dynamic emotional expressions: KDEF-dyn database. *Sci Rep* 8, 17039 (2018). <https://doi.org/10.1038/s41598-018-35259-w>
- [5] Camurri, A., Lagerlöf, I., Volpe, G.: Recognizing emotion from dance movement: comparison of spectator recognition and automated techniques. *International Journal of Human-Computer Studies*. 2003, 213-225. doi: [https://doi.org/10.1016/S1071-5819\(03\)00050-8](https://doi.org/10.1016/S1071-5819(03)00050-8).
- [6] Kong, Y., Fu, Y.R.: Human action recognition and prediction: A survey. *International Journal of Computer Vision*. 2018, 130, 1366-1401, doi: <https://doi.org/10.1007/s11263-022-01594-9>.
- [7] 小塩 真司, 阿部 晋吾., Pino Cutrone. 日本語版 Ten Item Personality Inventory (TIPI-J) 作成の試み. *パーソナリティ研究*, 21 (2012). <https://doi.org/10.2132/personality.21.40>
- [8] Xu, K.: Insights into the relationship between eye movements and personality traits in restricted visual fields. *Sci Rep*. 2024, 14, doi: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-60992-w>.