

# 簡易な眼球運動指標による観察者の性格特性の推定

## Predicting observers' personality traits using a simple eye movement measures

徐 颯哲<sup>†</sup>, 松香 敏彦<sup>‡</sup>  
Kuangzhe Xu, Toshihiko Matsuka

<sup>†</sup>弘前大学, <sup>‡</sup>千葉大学  
Hirosaki University, Chiba University  
jokyotetsu@hirosaki-u.ac.jp

### 概要

顔の印象評定課題を用いた研究では、観察者の性格特性と観察時の眼球運動に頑健な関係が示されている。例えば、観察者の性格特性から顔の各部位への着目頻度の予測や、その逆に顔の観察時の眼球運動から観察者の性格特性の予測が可能であることが示されている。これらの研究の多くは、複雑なデータの前処理を必要としていた。そこで、本研究では煩雑なデータ処理をおこなうことなく単純な眼球運動の指標を用いても、先行研究と同様に観察者の性格特性と眼球運動に関係性を示せるか否かを検討した。その結果、眼球運動の平均移動距離や(停留時を含む)平均移動角度のような単純な指標によっても顔の観察時の眼球運動から観察者の性格特性が推定できることが示された。

キーワード：眼球運動, モデル推定, 性格特性, モデル比較

### 1. はじめに

これまでの顔の印象評定課題を用いた研究結果では、観察者の性格特性と眼球運動間に頑健な関係性があることが示されている。例えば、徐らの研究結果[1][2]では、観察者の性格特性は眼球運動に強く影響することが明らかにされている。しかも、その頑健性は視線の誘導を行っても簡単に弱体化できないことも示されている。さらに、動的に処理された眼球運動(目、鼻などの顔の各部位間の視線の移動)を用いて観察者の性格特性を推定する分析を行った結果、高い推定能力が示された。しかしながら、これらの研究の多くは、各顔刺激に対し、目・鼻・口などの関心部位・関心領域(AOI)を定義し、視野角をもとにしたフィルターをかけるなど煩雑な前処理が必要とされていた。結果の理解と技術の活用において、問題が残されている。そこで、本研究では先行研究のような煩雑なデータ処理をおこなうことなく、単純な眼球運動の指標を用いても、先行研究と同様に観察者の性格特性と眼球運動に関係性を示せるか検討した。

### 2. 実験

目的: 顔の印象評定を行う際の眼球運動を、異なる指標に整理し、それぞれの指標で観察者の性格特性評定値を推定するモデルを構築し、予測精度を比較する。

実験参加者: 千葉大学生 34 名が実験に協力した。

刺激: 無表情、正面直視の男女 50 名のモノクロ顔写真 100 枚を使用した。

印象評定項目: Big Five の 5 因子である、「協調性」、「勤勉性」、「外向性」、「神経質性」と「開放性」の計 5 つ印象評定項目を用いた。

手続き: 各試行は無作為に提示された質問項目から開始され、0.5 秒間の注視記号「+」が呈示された後、該当項目に属する顔刺激群からランダムに 1 枚を 3 秒間呈示された。刺激呈示後、1 つの印象項目について 7 段階の評定を求めた。実験は計 100 試行で構成され、評定課題終了後、実験参加者の性格特性を日本語版 Ten Item Personality Inventory(TIPI)を用いて測定した。

### 3. データ処理

本研究では、先行研究で用いられているフィルターが適用された AOI 毎への着目頻度に加え、5 つの単純な眼球運動指標を用いて分析を行った。

- ① 眼球運動: 刺激画像を観察する 3 秒間の目、鼻、口、眉、眉間と額計 6 ヶ所に対する着目頻度(アイトラッカーで記録された回数)にガウシアンフィルターを適用し、頻度データを重みデータに変換した指標を算出した(図 1 の A)。
- ② 移動距離: 刺激画像を観察する 3 秒間の眼球運動の平均移動距離を算出した(図 1 の B)。
- ③ 移動角度(停留状態あり): 刺激画像を観察する 3 秒間に、眼球運動の移動角度の平均値を算出した。停留状態は 0 度とし算出した(図 1 の C)。

- ④ 移動角度（停留状態なし）：刺激画像を観察する3秒間に、眼球運動の移動角度の平均値を算出した。停留状態を除き算出した（図1のCから0角度を取り除く）。
- ⑤ 移動傾向（垂直）：刺激画像を観察する3秒間に、眼球運動の垂直移動角度 [45deg, 135deg] と [225deg, 315deg] の平均値を算出した。
- ⑥ 移動傾向（水平）：刺激画像を観察する3秒間に、眼球運動の水平移動角度（垂直移動角度以外のデータ）の平均値を算出した。

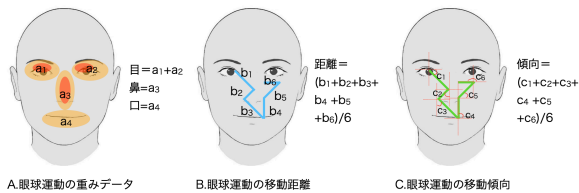


図1.眼球運動の各指標の算出方法イメージ図

4. モデル構築

TIPIの結果は7段階で表されるため、性格特性の分布は7項目の順序ロジスティックに従っていると仮定し、以下の式を用い分析を行った：

$$y \sim \text{categorical}(\vec{\theta})$$

$$\vec{\theta} = \text{softmax}(\vec{\mu})$$

$$\vec{\mu} = \vec{a} + \vec{b} \times \text{Variable}_{Mn}$$

$$n \in [1:6]$$

ここで、y は性格特性の指標の値（段階 1-7）を表し、特定の性格特性の各段階に所属する相対的な割合を  $\theta$  とした。また、 $\theta$  の値は説明変数の線型結合  $\mu$  で決まるとした。本研究では6つの眼球運動の指標を説明変数とし、6つのモデルを用い分析を行った。モデルA0では眼球運動（データ処理の①）、A1では移動距離（データ処理の②）、A2では停留状態ありの移動角度（データ処理の③）、A3では停留状態なしの移動角度（データ処理の④）、A4では垂直移動傾向（データ処理の⑤）、A5では水平移動傾向（データ処理の⑥）を使用した。

モデルの比較は Leave-one-out cross-validation を用いて行った。 $\vec{\theta}$  の推定値のうち、実験参加者の実際の評価値が最も高かった場合を Rank 1 と名付け、2番目に高かった場合を Rank2 と名付け、順次に Rank3 から Rank7

と名付けた。推定値が上位の Rank に分類された場合、モデルの予測力があると言った解釈となる。また、これらに加え、各モデルの AIC を算出してモデルの適合度を比較した。

5. 結果

図2にモデル推定の結果を示した。協調性、勤勉性と神経質性の推定ではA0（重み付き眼球運動）が最も高い精度を示した。外向性と開放性ではA1（移動距離）が最も高い精度をしました。

表1に各性格特性の推定モデルの適合度（AIC）をまとめた。図2とほぼ同様の結果が示されている。協調性、勤勉性と神経質性ではA0が最も高い適合度を示した。外向性と開放性ではA1が最も高い精度を示した。一方、A2（停留ありの移動角度）のRankの推定精度はそれほど高くなかったが、モデルの適合度では比較的に良い数値を示している。特に外向性と開放性ではA0を上回り、2番の良い数値が得られた。

モデルA1~A5ではそれぞれ1つの説明変数のみを用いたのに対し、モデルA0では6つの説明変数（6つの部位への重みづけされた着目頻度）を用いている。この点を踏まえ、モデルA0を個々の部位への着目頻度に分割し、新たに6つのモデルを追加し分析をおこなった。これらの追加モデルをB1~B6とし、それぞれのモデルの当てはまりを表2にまとめた。その結果、顔の1つの部位を用いたモデル（B1~B6）の適合度は全ての部位を用いたモデル（A0）のみならず、単一の指標を用いたA1（移動距離）およびA2（移動角度）より低下することが示された。つまり、A1やA2で用いた指標は、単一部位の重み付き眼球運動に比べ説明力が高いことを示唆している。

図2. モデル推定結果

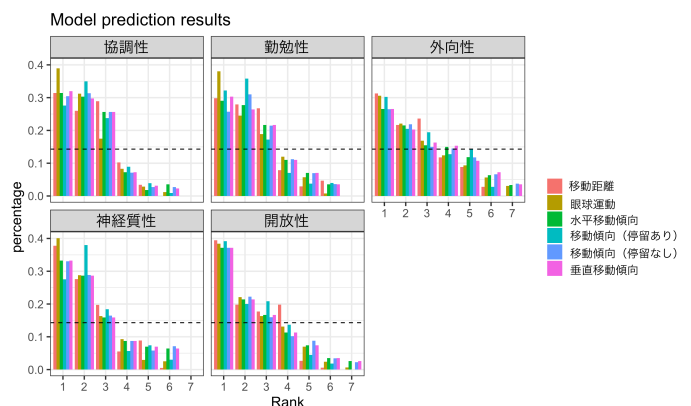


表 1. 各性格特性の推定モデルの AIC

| 性格特性 | A0      | A1      | A2      | A3       | A4       | A5       |
|------|---------|---------|---------|----------|----------|----------|
| 協調性  | 7658.87 | 7904.77 | 7780.48 | 8219.62  | 8253.95  | 8201.84  |
| 勤勉性  | 8301.89 | 8589.60 | 8479.37 | 9011.48  | 9012.46  | 9013.68  |
| 外向性  | 9623.63 | 8953.97 | 9174.99 | 10239.37 | 10229.83 | 10194.21 |
| 神経質性 | 7869.94 | 7887.39 | 7971.80 | 9001.39  | 9040.09  | 9006.27  |
| 開放性  | 8783.27 | 8262.54 | 8411.43 | 9315.05  | 9365.65  | 9342.73  |

A0 : 眼球運動 ; A1 : 移動距離 ; A2 : 停留状態ありの移動傾向 ; A3 : 停留状態なしの移動傾向 ; A4 : 垂直移動距離 ; A5 : 水平移動距離

表 2. 個々の眼球運動の推定モデルの AIC

| 性格特性 | B1       | B2       | B3       | B4       | B5       | B6       |
|------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 協調性  | 8238.52  | 8164.93  | 8124.96  | 8237.69  | 8171.65  | 8102.78  |
| 勤勉性  | 8814.85  | 8985.20  | 8990.37  | 8902.45  | 8810.09  | 8946.55  |
| 外向性  | 10105.08 | 10045.01 | 10154.79 | 10234.57 | 10065.11 | 10271.01 |
| 神経質性 | 8615.41  | 8715.19  | 8688.17  | 8985.29  | 8952.08  | 8694.35  |
| 開放性  | 9340.24  | 9310.67  | 9340.81  | 9286.92  | 9253.03  | 9271.78  |

B1 : 眉 ; B2 : 目 ; B3 : 額 ; B4 : 眉間 ; B5 : 口 ; B6 : 鼻

## 6. 考察

本研究では煩雑なデータ処理をおこなうことなく単純な眼球運動の指標を用いても、先行研究と同様に観察者の性格特性と眼球運動に関係性を示せるか検討した。その結果、推定精度において、眼球運動と移動距離を用いたモデルが最も高い結果が示された。一方、眼球運動モデルの各要因を分割し、各モデルの AIC を用いた適合度の比較結果では、移動距離と停留状態ありの移動角度モデルが最も高い結果が示された。これらの結果から、眼球運動の平均移動距離や(停留時を含む)平均移動角度のような単純な指標を用いても顔の観察時の眼球運動から観察者の性格特性が推定できることが示唆された。今後は、モデルの精度上げを目指し、それぞれの指標を更に精査していく予定である。

## 文献

- [1] 徐貺哲, 松香敏彦, (2018) “性格特性を用いた顔の観察行動の予測モデル”, 日本認知科学会第 35 回大会.
- [2] K. Xu and T. Matsuka, "Effects of observers' characteristics on impression formation on face," 2018 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC), 2018, pp. 1293-1298, doi: 10.23919/APSIPA.2018.8659469.
- [3] 徐貺哲, 長田典子, 松香敏彦, (2021) “隠れマルコフモデルを用いた眼球運動による性格特性の推定”, 日本認知科学会第 38 回大会.