

性格特性評価における作為回答判別のための脳波スペクトル尺度変換関数群の
5 因子に対する汎化性能評価

Evaluation of the Generalization Performance of EEG Spectral Scale
Transformation Function Sets for Detecting Fabricated Responses
in Five-Factor Personality Trait Assessment

石原滉大[†] 芦川友仁[†] 栗原陽介[†]
Kohta Ishihara Yuto Ashikawa Yosuke Kurihara

1. はじめに

NEO-FFI は人の性格を 5 因子 (N: 神経症傾向, E: 外向性, O: 開放性, A: 調和性, C: 誠実性) で測定するための心理尺度として広く使用されている. しかし回答時に好意的に評価されたいと思う「社会的望ましきバイアス (SDB)」の影響を受けるため, NEO-FFI の結果を正しく評価するには, SDB の影響を受けた回答 (SDB 回答) を除く必要がある⁽¹⁾. 筆者らはこれまで, NEO-FFI 回答中の脳波を用いて, グレンジャー因果検定を用いた特徴量や SDB の特徴を抽出した尺度変換を用いた特徴量から SDB の判別手法を提案してきた⁽²⁾⁽³⁾. 本研究では NEO-FFI において 5 因子全ての設問から, アンケート回答中の脳波に着目し, 脳波の周波数特性を SDB の感度に応じて変換する SDB 尺度変換を適用し, 決定された SDB 周波数に対応するフィルタバンクを作成する. 作成したフィルタバンクと得られた脳波から成る特徴量にサポートベクターマシン (SVM) を適用することで, その回答が SDB の影響を受けたかどうかを判別する. また, 今回は先行研究における尺度変換を用いた特徴量との違いとして, 回答時に含まれる社会的な期待に沿うバイアスとは逆のバイアスも含めた正解値行列から同程度の精度の判別が行えるか検証する.

2. 1 提案手法

NEO-FFI の 5 因子に関する各設問を回答中の脳波から, 回答結果が SDB 回答かを判別する. 国際 10-20 法を基に, 8 か所の脳部位 $N \in \{Fz, Fpz, Cz, Pz, T3, T4, O1, O2\}$ で計測した部位 $p \in N$ の脳波 $x_p(k)$ とし, $x_p(k)$ にたいし離散フーリエ変換 (DFT) による振幅スペクトルを $S_p(f)$ とする. k はサンプリング周波数 f_s で A/D 変換された離散時間ステップ, f は周波数分解能 Δf の離散周波数とする. ここで離散周波数 f の周波数分解能 Δf は一定であるため $S_p(f)$ は等間隔尺度となる.

2.2 SDB 尺度変換関数

本提案手法では, 脳部位ごとに SDB の影響により脳活動が高い (低い) 感度を持つ周波数帯域の周波数分解能を高く (低く) する SDB 尺度変換 (SDBST) を行う. SDBST では, f にたいし脳部位ごとに尺度変換関数を用いて SDB の影響を受けた振幅スペクトルを作成する. ここでは, 前頭葉 (Fpz, Fz), 後頭葉 (O1, O2) では (1) 式, 頭頂葉 (Cz, Pz), 側頭葉 (T3, T4) では (2) 式にたいし 0-100 の範囲で正規化したものを SDBST 関数 $y(f)$ とする. 各関数における a, b は係数とする.

[前頭葉 (Fpz, Fz), 後頭葉 (O1, O2)]

$$y(f) = \log(1 + a \times f) \quad (1)$$

[頭頂葉 (Cz, Pz), 側頭葉 (T3, T4)]

$$y(f) = 1/(1 + e^{-a(f-b)}) \quad (2)$$

2.3 特徴量の作成

$y(f)$ の傾きが大きい (小さい) 周波数帯域の分解能が高く (低く) なる離散周波数を SDB 周波数 f_{SDB} とし, $y(0)$ から $y(100)$ の範囲を M 等分 ($t = 1, 2, \dots, M$) し, その値に対応する周波数 f の集合を f_{SDB} とする. f_{SDB} における各周波数にピークを持つ M 個のフィルタバンクを $F_t(f)$ とする. 脳部位ごとの SDB による影響の働きを特徴とするため, (3) 式により分母を $S_p(f)$ の合計値, 分子に $S_p(f)$ と $F_t(f)$ の内積からなる SDB の影響を受けた振幅スペクトル $S_{SDB,p,t}$ とする特徴量 $C_{p,t}$ を求める. (4) 式より SDB が誘発された際の脳部位間の相互作用を特徴とするため, 任意の脳部位 p, q ($\in N: p \neq q$) における脳波 $x_p(k), x_q(k)$ の相関係数 $\phi_{p,q}$ を特徴量とする. 以上より, 本研究では NEO-FFI における設問ごとに 8 個の $C_{p,t}$ と, 28 個の $\phi_{p,q}$ にたいし, それぞれ重み $\omega_{p,t}, \omega_{p,q}$ をかけたものを, 特徴ベクトル $V = [\omega_{p,t} C_{p,t}, \omega_{p,q} \phi_{p,q}]$ とする.

$$C_{p,t} = \frac{S_{SDB,p,t}}{\sum_{f=0}^{100} S_p(f)} \quad (3)$$

$$\phi_{p,q} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^M (S_{SDB,p,t} - \overline{S_{SDB,p,t}}) \times (S_{SDB,q,t} - \overline{S_{SDB,q,t}})}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^M (S_{SDB,p,t} - \overline{S_{SDB,p,t}})^2} \times \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^M (S_{SDB,q,t} - \overline{S_{SDB,q,t}})^2}} \quad (4)$$

設問ごとに SDB を含む回答であるかラベル $A \in \{0, 1\}$ を付与する. 0 は SDB を含まない回答, 1 は SDB を含む回答を表す. 学習フェーズにおいては, V を特徴量, A を教師信号とし SVM で学習モデルを構築する. 判別フェーズでは, 回答中の脳波から特徴ベクトル V を求め, 学習フェーズで構築したモデルに入力することで, その回答が SDB 回答かを判別する.

3. 検証実験

検証実験では, 日本語版 NEO-FFI の 5 因子に関して各 12 問をランダムに並べた設問を 2 組用意する. 実験参加者は 19-23 歳の男女 23 名とし, 以下の E1, E2 の実験条件のもと 2 組の各設問にたいし 0-4 点で回答する. E1 では 1 組の設問にたいし, SDB の影響を受けないように正直に回答する. E2 では, 自分を良く見せたいと思う設問のみ, E1 の回答によらず良く見せるように回答する. E1, E2 の同設問において点数に差があるとき, E2 の回答を SDB 回答とする. この SDB 回答時の脳波における V に対応する A を 1 とし, それ以外の設問の V に対応する A を 0 とする. 本研究では特徴ベクトル V の重みの決定や SVM のパラメータ, 尺度変換関数の最適化のために遺伝的アルゴリズム (GA) を

[†] 青山学院大学 Aoyama Gakuin University

使用した. GA では世代数を 1000 世代, 個体数を 50 個体, 遺伝子数を 65 個とした. 遺伝子の内訳は, 特徴ベクトル \mathbf{V} の重みの決定する遺伝子 36 個 (0~1 の小数), 分類誤差の調整, クラス間の誤分類, 決定境界の複雑性を調整するパラメータが 4 個 (1~1000 の実数), カーネル関数 1 個 (linear, rbf, polynomial), 尺度変換関数の係数を決定するパラメータが 3 個, $F_t(f)$ の作成過程におけるフィルタ数のパラメータが 1 個 (30~100 の整数), $C_{p,t}$, $\phi_{p,q}$ を決定するためのフィルタ数が 2 個 (1~10 の整数), $C_{p,t}$, $\phi_{p,q}$ の SDB の影響を考慮したフィルタの箇所の選択するパラメータが 2 個 (1~ $F_t(f)$ の作成過程におけるフィルタ数の整数) である. leave-one-subject-out 交差検証を行い, 評価は, 参加者ごとの混同行列にたいする精度, 陽性適合率, 陰性適合率, 陽性再現率, 陰性再現率, F 値の平均値により行う.

4. 結果及び考察

図 1, 図 2 に因子間で最も平均 F 値の結果が高かった O 因子における脳部位ごとで適用された SDB 尺度変換関数のグラフを示す.

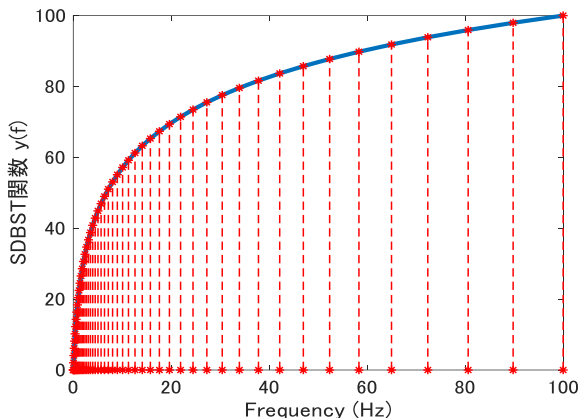


図 1 O 因子による前頭葉, 後頭葉の SDBST 関数

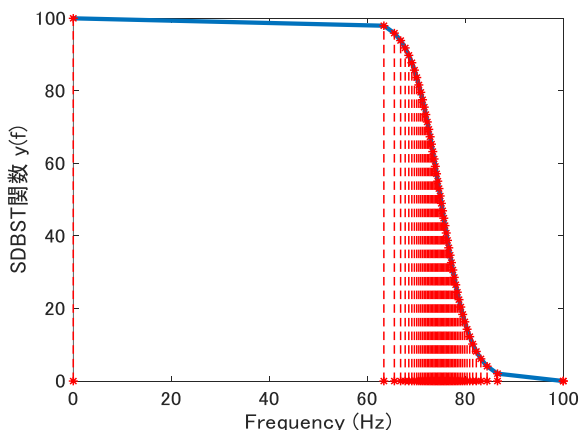


図 2 O 因子による頭頂葉, 側頭葉の SDBST 関数

検証実験の結果, 平均精度は 0.846, 平均適合率は 0.826, 平均陰性適合率 0.869, 平均再現率 0.933, 平均陰性再現率は 0.702, 平均 F 値は 0.866 となった. また部位ごとの $y(f)$ は, 前頭葉, 後頭葉が $\log(1+1.894f)$ となり周波数帯域が低く分解能が高い箇所, 頭頂葉, 側頭葉が $1/(1+e^{3(f-75)})$ となり, 周波数帯域が高く分解能が高い箇所が特微量として選択された. さらに表 1 に 5 因子による 6 指標の結果を示す. 各

指標において平均精度は O 因子, 平均適合率は C 因子, 平均陰性適合率は O 因子, 平均再現率は O 因子, 平均陰性再現率は A 因子, 平均 F 値は O 因子が最も高い結果になった. 先行研究と同様に回答時の社会的な期待に沿うバイアスとは逆のバイアスが含まれていても, 脳部位ごとの働きに合った SDB 尺度変換が適切に行われ, 分解能が高い範囲が SDB の影響を受けている箇所であると考えられる. また測る因子によって SDB 影響を受けた周波数帯域が異なることから, 影響を受けたバイアスの大きさが関係していると考えられる. 誤判別が起きた原因としてアンケートの 5 段階評価では SDB の大きさを測る尺度を捉えることが難しく, 2 つの回答にズレの差がないため SDB がないと判断されるが, 実際は小さな SDB の差が生じたことが考えられる.

表 1 5 因子における 6 指標の結果

因子名	N	E	O	A	C
平均精度	0.776	0.797	0.846	0.804	0.796
平均適合率	0.847	0.865	0.826	0.829	0.884
平均陰性適合率	0.624	0.67	0.869	0.733	0.63
平均再現率	0.83	0.814	0.933	0.808	0.826
平均陰性再現率	0.66	0.722	0.702	0.79	0.725
平均 F 値	0.825	0.827	0.866	0.803	0.843

5. むすび

本研究では, NEO-FFI における 5 因子に関連する設問に回答中の脳部位ごとの脳波にたいし, SDBST を適応した特微量を求め SVM で SDB 回答の有無の判別手法を提案した. 23 名を対象とした検証実験の結果, 全ての因子に対して平均 F 値は 0.8 以上となり, 高い精度で判別を行うことができた. 今後はアンケート回答における判断評価の指標において SDB による影響の考慮や, 機械学習手法による違い, 混同行列から作成される指標の再検討から SDB 回答の判別精度の向上を目指す.

参考文献

- [1] 堀尾志保, 高橋潔, “作為解答場面での 5 大因子性格検査に関する社会的望ましき尺度の役割,” 日本産業・組織心理学会誌第 17 巻, pp.65–77, 2004.
- [2] Y.Ashikawa, and Y.Kurihara. "A Method for Classifying Fabricated Responses Due to Psychological Biases Using Brain Activity Networks Based on Granger Causality in EEG Responses to the NEO-FFI." *International Symposium on Integrated Uncertainty in Knowledge Modelling and Decision Making*. Singapore: Springer Nature Singapore, 2025.
- [3] 石原滉大, 芦川友仁, 栗原陽介, "社会的望ましきバイアス尺度変換法による脳波を用いた NEO-FFI 作為回答判別手法の提案," IIP2025 情報・知能・精密機器部門 (IIP 部門) 講演会(2025).