

LSTMを用いた時系列筆跡データからのASD識別特徴抽出 ASD discriminative feature extraction from time series handwriting data using LSTM

山本 博暉[†], 大本 義正[†], 熊崎 博一[‡], 岩永 竜一郎[‡], 今村 明[‡], 清水 日智[‡], 寺田 和憲[‡]
Hiroki Yamamoto, Yoshimasa Ohmoto, Hirokazu Kumazaki, Ryoichirou Iwanaga, Akira
Imamura, Hitomi Shimizu, Kazunori Terada

[†] 静岡大学, [‡] 長崎大学, [‡] 岐阜大学
Shizuoka University, Nagasaki University, Gifu University
yamamoto.hiroki.19@shizuoka.ac.jp

概要

ASD 高リスク児が手指微細調整運動を苦手とすることに着目し図形描画における時系列筆跡データからASD 識別特徴量を抽出した。LSTM を用いて筆圧、ペンの傾き、速度などの時系列データから特徴量を抽出し、従来の検査結果を目的変数としてASD 分類モデルを作成した。その結果、高い識別率を示した。ASD 低リスク児との乖離度をDTW 距離を利用して表現することで、ASD 高リスク児を識別することが可能であることが示唆された。

キーワード: ASD, 協調運動

1. はじめに

自閉スペクトラム症 (Autism spectrum disorder: 以下 ASD と記載) は、社会的コミュニケーションと相互作用の障害、限定された反復的な興味や行動パターンの存在が特徴的な生涯続く発達障害の一つである。2013 年にアメリカ精神医学会 (American Psychiatric Association:APA) が、以前の「精神疾患の診断・統計マニュアル」を改訂した DSM-5 を発表し、自閉症の症状を連続した障害であるという見方が採用された影響もあり、世界的に ASD の認知度が向上した [1]。

このように ASD に関する理解が進んでいる一方で、現在のところ ASD のための信頼できる定量的な診断基準は信頼できる定量的な診断基準は無い。現在の ASD の評価ツールである「gold standards」は ADOS-2(Autism Diagnostic Observation Schedule, Second Edition) と ADI-R(Autism Diagnostic Interview-Revised) の二種類がある [2]。どちらも、定性的な診断基準で評価を行っているため、保護者からの詳細なインタビューに多くの時間を費やす必要がある。ASD を診断可能な医師は限られており、現在では、医師による診察の前にスクリーニングを行うことで待機時間の改善を図っている。しかしながら、多

くのスクリーニングは医師や保護者の主観に依存しているためバイアスの影響を受けやすいことが問題点として挙げられる [3]。ASD の早期発見を実現するには、定量的な手掛かりを見つけることが重要である。一方、ASD 児は個人によって様々な症状を示すため、一貫性のあるデータを収集することが困難であるという課題がある [4]。

そこで本論文では、定性的な診断には長い時間がかかるということと、ASD 児から一貫性のあるデータを収集することが困難であるという問題点を、定型発達児 (typical development: 以下 TD と呼ぶ) から得られるデータに対して深層学習を使って TD 児のモデルを作成し、異常検出アプローチを応用することによって改善する。また、我々は、ASD 児がしばしば手指の微細調整運動が困難であることに着目した [5]。

筆記には身体的、認知的、感覚的なシステム間の複雑な相互作用が含まれており、これらのシステムの障害は ASD と関連付けられることが報告されている [5]。また、ASD 児の運動障害は併存する疾患、障害を含む症状の重症度が増加するほどにリスクが増加するとされており、運動障害の程度が ASD 傾向を表す可能性が示唆されている [6]。ASD 児の筆記時に現れる運動障害は、単純な身体障害ではなく、身体的、認知的、感覚的情報の統合、処理能力の欠如が原因と考えられる。手指の微細調整運動が困難であることによって、筆記行動に影響を与え、TD 児と筆記パターンが異なると推測した。

2. 方法

我々は ASD 低リスク児の筆記運動中の時系列変化の予測モデル (以下、低リスク児モデルと呼ぶ) を時系列データに適用できる柔軟性をもったニューラルネットワークのアーキテクチャである LSTM を用いて作成する。作成した低リスク児モデルによって、未学習

の低リスク児と ASD 高リスク児の時系列変化を予測させた後に、予測した時系列変化と実際の時系列変化の距離を動的時間伸縮法 (DTW) でそれぞれ計算する。このとき、予測した時系列変化と実際の時系列変化の DTW 距離は、ASD 低リスク児よりも高リスク児のほうが大きくなると考えた。その後、出力された DTW 距離を説明変数として、ASD 低リスクか ASD 高リスクであるかを予測する分類モデルを作成し、どの筆記項目が ASD 高リスク予測に寄与するか検討した。我々は、長崎県佐々町の 5 歳児検診の ASD スクリーニング項目として採用され、運動スクリーニングの一つとして有効である「図形描画」に注目した。

2.1 参加者

2022 年 8 月から 2024 年 5 月までの間に、長崎県佐々町において実施された 5 歳児検診に訪れた 164 名の児童を対象に図形描画を行ってもらった。この児童のデータのうち最終的な分析の対象となったのは、男児 82 名、女児 66 名の合計 149 名であった。保護者には ASD リスクの判断に利用される社会的反応性尺度第二版 (Social Responsiveness Scale, Second Edition: 以下 SRS-2 と呼ぶ) と呼ばれるアンケートに回答してもらった。SRS-2 から算出されるスコアは、日本人幼児の場合で男性は 53.5 点、女性は 52.5 をカットオフにすることで高い ASD 検出率を示すことが示唆されている [7]。そのため、このカットオフに従ったところ、ASD 低リスク児が 25 名、ASD 高リスク児が 124 名であった。保護者が記入する SRS-2 スコアに欠損があったものや、図形の筆記が明らかにお手本図形と比べて逸脱しているデータは分析から除外した。参加者はシステム上で指示された図形 (三角形、逆三角形、四角形、太陽) をペンタブレットに描画するように指示され、その様子が撮影された。

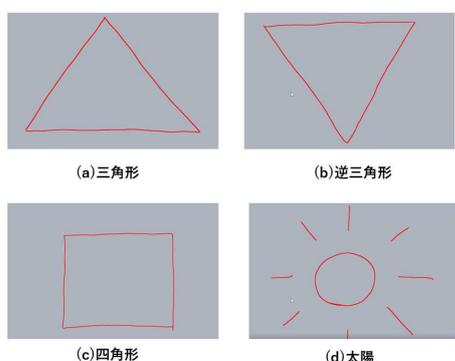


図 1 お手本図形

2.2 取得データ

システムにより取得したデータは描画された X 座標、Y 座標、筆圧、方位、傾き、時間および、描画中の顔画像である。X 座標、Y 座標はタブレットの幅を 0 から 1 に正規化したうえで取得された。方位は描画時のペンの向きであり、数値は 0.0 から 1.0 をとる。(参加者から見て前方を 0.0 とし、時計回りに値が増加) 傾きは描画時のペンの傾きであり、数値は 0.0 から 0.5 をとる。(ペンをまっすぐ立てるほど値は 0.5 に近づき、横に寝かせるほど値は 0.0 に近づく)。時間はデータ取得時の時間であり、ミリ秒まで取得している。データの取得はペンタブレットにペンが振れているときのみ行われるため、タブレットからペンが離れ、筆記していない間のデータは自動的に除外される。また、筆跡だけでなく、ASD 児の視線の動きと症状の関連については、これまで多くの研究がなされている [8]。こうした研究により、視線の推移も症状の判定に寄与すると考えられるため、画像データを分析して視線方向も抽出した。画像データは openface という表情検出ソフトを用いて、タスク中の X 軸と Y 軸の視線方向を算出して利用された。そのため、最終的に、X 座標、Y 座標、筆圧、方位、傾き、X 軸視線方向、Y 軸視線方向、速度の 8 次元の時系列データを取得した。

2.3 手続き

初めに、ペンタブレットに慣れるため自由に描画を行ってもらう画面に遷移した。この間筆跡情報の取得は行わなかった。参加者がペンタブレットに慣れたことが確認できた後、指定した図形が描画される様子が収録された動画を表示した。お手本には書き順を示す数字と描画方向を示すキャプションが 1 画ごとに表示されるようになっていた。参加者が指定した図形を書かないなど、本調査で得る想定 of データから著しく逸脱している場合、担当者が判断して筆跡情報の削除を行い、再度指定した図形の描画をするように促した。

2.4 低リスク児モデルの作成と DTW 距離

本研究では参加者 148 人を 3 つのグループ、ASD 低リスク児グループ (SRS-2 スコア: 0~49)、ASD 中リスクグループ (SRS-2 スコア: 50~52)、ASD 高リスクグループ (SRS-2 スコア: 53~) に分けた。LSTM には図形描画を行った際の時系列データを 8 次元すべて入

力する。しかし、実験参加者によって、時系列データの長さが異なるため、線形補間を利用してデータの長さをすべて 250 フレームに統一した。入力には 8 次元の 200 フレームを用いて、出力は特定の 1 次元の 50 フレームとして、合計 8 個のモデルを各図形で作成した。そのため、8 × 3 で 24 の LSTM モデルが作成された。双方向 LSTM で隠れ層は 64 個のノードによって構成されているため、128 個のデータが LSTM 層から出力される。その値を全結合層を通じて、50 フレーム分の筆跡推移を出力する。過学習を防ぐために、全結合層からの出力を Dropout 層 (p=0.5) に通して、最終的な出力として特定の項目の推移を予測した。

中間グループと ASD 高リスク児グループの時系列データをテストデータとした場合には、学習データに ASD 低リスク児グループの全時系列データを使用して学習したモデルを適用した。ASD 低リスク児グループの時系列データをテストデータとした場合には、Leave-One-Out 交差検証により、モデルを適用した。作成した低リスク児モデルがテストデータに基づいた筆跡変動と実際の筆跡変動の距離を動的時間伸縮法 (DTW) によって算出した。DTW 距離とは 2 つの時系列データの間の各点を最小コストで一致させる経路の長さである。図形ごとに同様のモデルを作成した。また、太陽は図形が複雑で LSTM を用いて予測することが困難であったため、利用しなかった。そのため、三角形、逆三角形、四角形の 3 つのモデルが作成された。

2.5 DTW 距離を用いた ASD 分類モデル

本研究において、LSTM モデルを用いて抽出された 8 つの変数を説明変数として採用し、ASD の分類モデルを構築する。具体的には、SRS-2 スコアを目的変数とし、ASD 低リスクグループおよび中リスクグループを定型発達 (TD) と見なし、高リスクグループを ASD と定義した。分類器としては、サポートベクターマシン (Support Vector Machine, SVM) を用いる。SVM は比較的少ないデータでも高い精度を誇るため選定した。SVM モデルには RBF カーネルを使用し、Leave-One-Out 交差検証でハイパーパラメータチューニングを行った。パラメータ探索範囲は以下の通りである。

'C': [0.0001, 0.001, 0.01, 0.1, 1, 10, 100],
'gamma': [0.0001, 0.001, 0.01, 0.1, 1, 10]

また、不均衡データであるため、クラスの重みを balanced に設定してモデルを構築した。これにより、

各クラスのサンプル数に応じて重みを調整し、モデルのバイアスを軽減した。さらに、Leave-One-Out 交差検証を繰り返し、最も精度が低下する説明変数を一つずつ除くプロセスをたどることで変数削減を行った。変数リストは表 1 のとおりである。また、LSTM を利用した ASD 分類モデル作成の流れを図 2 にまとめる。

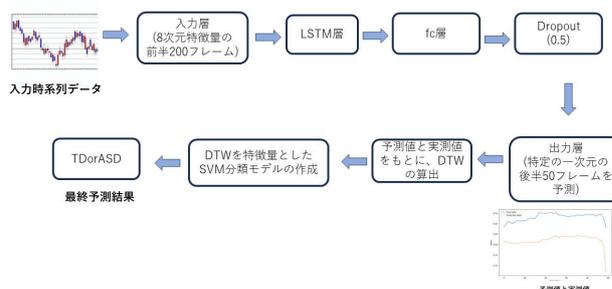


図 2 LSTM を利用した ASD 分類モデル作成フロー

表 1 説明変数リスト

説明変数	概要
X 座標	描画された X 座標
Y 座標	描画された Y 座標
速度	ペンの移動速度
筆圧	ペンがペンタブレットに対して加える圧力の強さ
方位	ペンの水平面上での角度
傾き	ペンの水平面に対する角度
視線角度 _X	視線の水平方向の角度
視線角度 _Y	視線の垂直方向の角度

3. 結果

LSTM を通じて出力された説明変数を用いて、変数削減を行い最も精度が高かったモデルとハイパーパラメータを表 2 にまとめる。

表 2 各形状の評価指標とハイパーパラメータ

形状	正解率	特異度	感度	F1	C,gamma
三角	0.993	1.00	0.96	0.980	(0.001,1.00)
逆三角	0.923	0.949	0.800	0.784	(0.100,1.00)
四角	0.993	1.00	0.957	0.978	(0.001,0.100)

各モデルで最終的に採用された説明変数と shap 値は図 3,4,5 のとおりである。

どの図形を用いた分類モデルでも正解率が 9 割を上回り、感度も高く、ASD 識別ができていたことがわかる。しかし、逆三角形のみ少しどの指標においても値が下回る結果となった。逆三角形は見慣れない図形であったため、ASD 低リスク児、ASD 高リスク児関わらずお手本通り書けていないことが多かった。そのため、作成した LSTM による TD モデルが ASD 高リス

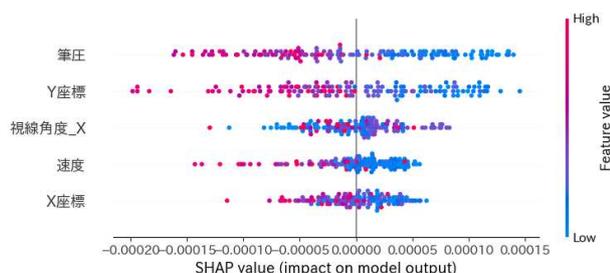


図3 三角形 shap 値

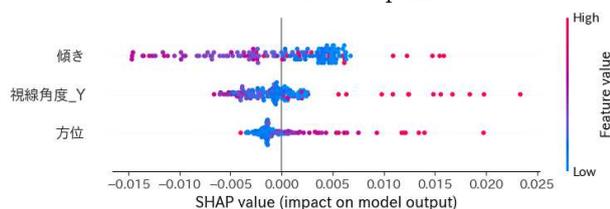


図4 逆三角形 shap 値

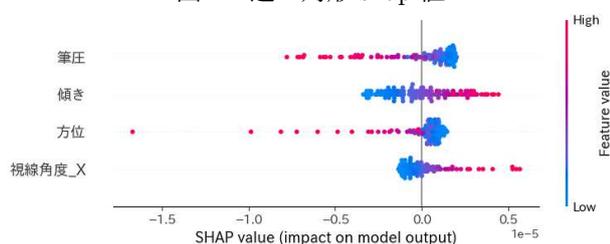


図5 四角形 shap 値

ク児のみならず、TD 低リスク児に対しても予測値が実測値よりも乖離してしまった可能性が示唆された。

4. 議論

次に、どの特徴量が分類に寄与していたかを議論するために、shap 値に着目する。三角形の shap 値を見ても、筆圧の DTW 距離が予測精度に最も大きな影響を与えていることがわかる。また、他の図形では X 座標や Y 座標の DTW 距離が採用されていないが、三角形のみ採用されモデルの精度に大きな影響を与えていることがわかる。これは、比較的 ASD 低リスク児は三角形を筆記するパターンが統一されているため、座標の予測ができるが ASD 高リスク児は特有の筆記パターンを所持しているため、予測がうまくできていなかったことが DTW 距離としてうまく表現されているといえる。また、逆三角形の場合は、傾きの DTW 距離が精度に大きくかかわっている。四角形は筆圧の DTW 距離が最も精度に寄与していることがわかる。三角形と同様に見慣れている図形であるため、三角形と同じ筆圧が分類精度に寄与していた。視線角度に関する変数がどの図形モデルにも採用されているから、先行研究の通り視線も ASD 識別の手掛かりであることがわかった。また、これらのことから図形ご

とに、精度に貢献する特徴量が異なることがわかり、すべての図形において特定の筆記項目のみに注目するだけでは ASD 分類が困難であることが示唆された。

5. まとめ

LSTM を用いることで、ASD 識別を可能にする特徴量の抽出を行える可能性が本研究から示唆された。また、描画するすべての図形において共通する特徴量が ASD 識別に寄与したわけではなく、図形ごとに着目すべき項目があることが示唆された。三角形、四角形は筆圧、逆三角形は傾きの予測値と実測値の DTW が分類精度に大きく寄与していた。今後はさらにデータを収集しつつ、今回作成したモデルの出力結果をまとめるアンサンブルアプローチの応用も行い、堅牢なモデルを作成していく予定である。

文献

- [1] Matthew J Maenner. Prevalence and characteristics of autism spectrum disorder among children aged 8 years—autism and developmental disabilities monitoring network, 11 sites, united states, 2018. *MMWR. Surveillance Summaries*, Vol. 70, , 2021.
- [2] Catherine Lord. Autism diagnostic observation schedule. (*No Title*), 1999.
- [3] Cora M Taylor, Alison Vehorn, Hylan Noble, Amy S Weitlauf, and Zachary E Warren. Brief report: can metrics of reporting bias enhance early autism screening measures? *Journal of autism and developmental disorders*, Vol. 44, pp. 2375–2380, 2014.
- [4] John N Constantino. The quantitative nature of autistic social impairment. *Pediatric research*, Vol. 69, No. 8, pp. 55–62, 2011.
- [5] Azadeh Kushki, Tom Chau, and Evdokia Anagnostou. Handwriting difficulties in children with autism spectrum disorders: A scoping review. *Journal of autism and developmental disorders*, Vol. 41, pp. 1706–1716, 2011.
- [6] Anjana N Bhat. Motor impairment increases in children with autism spectrum disorder as a function of social communication, cognitive and functional impairment, repetitive behavior severity, and comorbid diagnoses: A spark study report. *Autism research*, Vol. 14, No. 1, pp. 202–219, 2021.
- [7] Yoko Kamio, Naoko Inada, Aiko Moriwaki, Miho Kuroda, Tomonori Koyama, Hiromi Tsujii, Yuki Kawakubo, Hitoshi Kuwabara, Kenji J Tsuchiya, Yota Uno, et al. Quantitative autistic traits ascertained in a national survey of 22 529 j apanese schoolchildren. *Acta Psychiatrica Scandinavica*, Vol. 128, No. 1, pp. 45–53, 2013.
- [8] Sara Rosenblum, Jumana Aassy Margieh, and Batya Engel-Yeger. Handwriting features of children with developmental coordination disorder—results of triangular evaluation. *Research in developmental disabilities*, Vol. 34, No. 11, pp. 4134–4141, 2013.