

描画過程データに基づく 認知機能低下早期スクリーニング手法の提案

平井 駿^{1,a)} 吉田 圭佑^{1,b)} 佐伯 幸郎^{2,c)} 佐藤 厚³ 児玉 直樹⁴ 中村 匡秀^{1,5,d)}

概要: 日本では超高齢化が進み、医療の人手不足が深刻な問題となっている。加えて認知症患者の増加に伴い、早期発見やスクリーニング手法確立の重要性が高まってきている。これらの問題に対処するため、我々はタブレット型描画検査アプリ EVIDENT とその集団実施版 EVIDENT 2.0 を開発した。本研究ではこれらのアプリにより収集した時計描画検査 (CDT) および立方体模写検査 (CCT) の描画過程データを用い、認知機能低下の早期スクリーニング手法を提案する。具体的には、描画過程の特徴量を説明変数、採点結果を目的変数として機械学習モデルを構築する。さらに、描画過程データのクラスタリングを行うことで、認知機能が低下している被験者の描画過程のパターンを明らかにし、その特徴を整理する。評価実験により、提案した機械学習モデルの有効性を示すと同時に、早期スクリーニングにつながる描画過程の特徴を抽出することができた。これにより、現場での負担を抑えつつ、集団検査を含む運用で早期の気づきを助ける基盤となることが期待できる。今後はデータの拡充とさらなるスクリーニング精度向上を図り、EVIDENT アプリと連携した診断支援への応用を目指す。

キーワード: 認知症, スクリーニング, 機械学習, クラスタリング

Proposal for an Early Detection Model of Cognitive Decline Based on Data Collected from the Drawing Test App EVIDENT

Abstract: Japan is experiencing rapid population aging, and the shortage of healthcare workers has become a serious issue. In parallel, the number of people with dementia is increasing, raising the importance of early detection and robust screening methods. To address these challenges, we developed the tablet-based drawing test app EVIDENT and its group-testing version, EVIDENT 2.0. In this study, we propose an early screening method for cognitive decline using drawing process data from the Clock Drawing Test (CDT) and the Cube Copying Test (CCT) collected with these apps. Specifically, we build machine learning models that use process features as explanatory variables and scoring results as target variables. We also perform clustering of the process data to reveal drawing-process patterns in participants with cognitive decline and to summarize their characteristics. Through evaluation experiments, we demonstrate the effectiveness of the proposed models and extract process features that contribute to early screening. These results suggest that our approach can serve as a basis for supporting early detection in real-world operations, including group testing, while reducing burden at the point of care. In future work, we will expand the dataset, further improve screening accuracy, and pursue applications to diagnostic support integrated with EVIDENT.

Keywords: Dementia, screening, machine learning, clustering

¹ 神戸大学 〒 657-8501 神戸市灘区六甲台町 1-1
Kobe University 1-1 Rokkodai-cho, Nada-ku, Kobe, Hyogo
657-8501 Japan

² 高知工科大学 〒 782-8502 高知県香美市土佐山田町宮ノ口 185
Kochi University of Technology 185 Miyanokuchi, Tosaya-
mada, Kami City, Kochi 782-8502, Japan

³ 愛知淑徳大学 〒 480-1197 愛知県長久手市片平二丁目 9

Aichi Shukutoku University 2-9, Katahira, Nagakute-city,
Aichi Prefecture, 480-1197 Japan

⁴ 新潟医療福祉大学 〒 950-3198 新潟市北区島見町 1398 番地
Niigata University of Health and Welfare 1398 Shimami-
cho, Kita-ku, Niigata, 950-3198 Japan

⁵ 理化学研究所・革新知能統合研究センター 〒 103-0027 東京都
中央区日本橋 1-4-1

1. はじめに

日本は急速な超高齢社会にあり、医療需要の増加と医療従事者の不足が同時に進んでいる。この人手不足を補うため、電子的な手続きやオンライン運用を取り入れる医療DXが各所で進んでいる。一方で、高齢者の増加に伴い認知症の患者も増えており、早期に気づき、症状が軽いうちに対応することが重要である。そのためには、短時間で実施でき、信頼性の高いスクリーニング検査が求められる。

描画検査である時計描画検査 (CDT) [1] や立方体模写検査 (CCT) [2] は、臨床で広く使われている代表的な方法であり [3]、従来は「描き終わった図」を目視で採点するのが一般的であった。しかし、実際の検査では「どの順番で描いたか」「どのくらいの速度で描いたか」「どのくらい考えてから描き始めたか」などの描画過程データも得られる。これらの過程情報を合わせて判断すれば、より早い段階での気づきにつながる可能性がある。また、認知機能の定期評価を広く続けるには、個別対応だけでなく集団で効率よく実施できる体制が重要であり、そのための枠組みも提案されている。

我々はこれまで、機械学習による一括自動採点に頼らず、描き順やストローク速度などの過程情報をわかりやすく可視化して医療従事者に提供する Web アプリ EVIDENT を提案・実装し [4][5]、さらに集団実施に適した EVIDENT 2.0 へ拡張した [6]。これらのアプリによる実証実験を通じて描画データの収集を行い [7]、集団検査として運用を行っている一方で、以下の2つの課題が存在していた。

P1：医療従事者の採点を待たずに認知機能低下を判定する手法の構築

P2：描画過程データを利用した従来よりも早期に認知機能低下を発見する手法の構築

本研究では上記の課題をふまえ、認知機能低下の早期スクリーニング手法の構築を目的とした。目的達成のために以下の2つのアプローチを提案する。

A1：描画過程データを利用した機械学習モデルの構築

描画過程データを説明変数、描画結果の採点結果を目的変数として機械学習モデルの構築を行う。これにより認知機能低下を自動的に判定し、医療従事者の負担を低減することができる。

A2：描画過程データの階層クラスタリング

描画過程データの階層クラスタリングを行い、認知機能が低下している被験者の特徴を抽出する。認知結果に頼らない描画過程の特徴を解析することで、早期スクリーニン

グ手法の構築に利用できる。

これらのアプローチに基づき評価実験を行い、機械学習モデルの有効性を示し、認知機能が低下した被験者の描画パターンを明らかにすることができた。

今後はさらなるデータ収集により早期スクリーニングの精度を高めるとともに、EVIDENT へのスクリーニング機能実装を進めていきたいと考えている。EVIDENT による検査を行うことで、医療従事者の手を介さず、従来の描画結果による採点手法よりも早期に認知機能低下を発見するシステムの構築を目指す。

また、本研究は、新潟医療福祉大学の倫理審査委員会の許可を受けている (承認番号 19323-240614)。

2. 準備

2.1 高齢化社会と認知症

日本では超高齢化の進展に伴って医療需要が増大し、医療現場の人員不足が顕在化している。厚生労働省の推計では、2030年時点で医師数が約3万人不足する見込みが示されており [8]、人手の制約を補うために電子カルテやオンライン問診といったデジタル化を通じた業務効率化、すなわち医療DXの取り組みが進められている。加えて、オンライン診療の普及は訪問診療に伴う移動負担の軽減や地域間の医療アクセス格差の縮小に資すると考えられている。

一方で、高齢化に伴い認知症は我が国の重要な社会課題となっている。内閣府の高齢社会白書は、2040年に認知症の高齢者数が約584万人へ増加し、65歳以上の約6人に1人が該当すると推計している [9]。認知症は早期の気づきと診断がその後の支援計画や治療選択に直結するため、スクリーニングの継続的な実施が推奨される。特に、認知症の前段階とされる軽度認知障害 (Mild Cognitive Impairment; MCI) の段階で変化を捉えることが重要であり、定期的な認知機能評価が求められる [10], [11]。

2.2 神経心理学的描画検査

神経心理学は、脳の中樞神経系が担う言語・記憶・注意・実行機能・行為・視空間認知などの働きを明らかにし、障害によって生じる症状を評価・理解・介入につなげる学問領域である [12]。臨床では多面的な標準化検査が用いられるが、その中でも「描画」を用いた課題は、短時間で視空間構成や計画性、注意、運動プログラミングなど複数の側面を同時に観察できる利点があり、認知症や高次脳機能障害のスクリーニングから経過観察まで広く活用されている。

以下はその代表的な例である。

時計描画検査 (Clock Drawing Test: CDT)

時計描画検査 (Clock Drawing Test: CDT) は、認知症のスクリーニングに広く利用される基本的な検査である。この検査では、被験者に A4 サイズの紙とペンを渡し、時

Riken AIP 1-4-1 Nihon-bashi, Chuo-ku, Tokyo 103-0027 Japan

a) hirashun@es4.eeddept.kobe-u.ac.jp
b) yoshikei@es4.eeddept.kobe-u.ac.jp
c) saiki.sachio@kochi-tech.ac.jp
d) masa-n@cmds.kobe-u.ac.jp

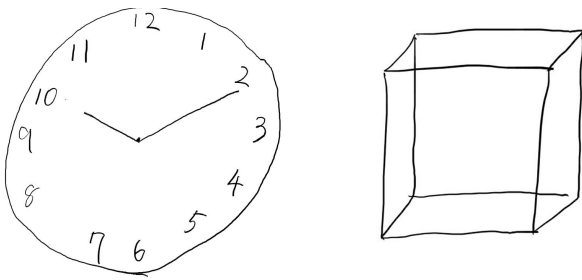


図 1 描画結果の例 (左: CDT, 右: CCT)

計の外枠・文字盤と所定の時刻 (例: 10 時 10 分や 11 時 10 分) のアナログ時計を描くよう口頭で指示を行う [1].

立方体模写検査 (Cube Copying Test; CCT)

立方体模写検査 (Cube Copying Test; CCT) は、時計描画検査と同様に認知症のスクリーニングに利用されている検査の一種である。この検査では、立方体の透視図を被験者に提示して、それと同じ立方体を A4 サイズの紙に描くよう指示する [2].

CDT, CCT における描画結果の例を図 1 に示す。

2.3 先行研究: EVIDENT, EVIDENT 2.0

タブレットなどの ICT 端末を用いて描画検査を実施し、そのデータに機械学習を適用して回帰・分類を行う研究は、特に時計描画検査の領域で積極的に展開されてきた。一方で、機械学習型の自動採点には大規模データの確保が不可欠であり、さらに解釈可能性と精度の間にトレードオフがあることが指摘されている [13]。また、描画過程と診断結果の対応づけが困難なケースもあり、これらが実運用を阻む要因となっている。結果として、自動採点は現時点で広く普及しておらず、実用化には時間を要すると考えられる。

この課題認識のもと、我々の研究グループは機械学習による一括自動判定ではなく、描画の順序やストローク速度といった過程情報を直観的に可視化し、医療従事者に提供するアプローチを採った。これにより、描画特性に基づく新しい採点基準や診断プロトコルの検討を後押しできると考え、デジタル描画データの収集・管理から可視化・分析・診断支援までを一貫して行う Web アプリケーション EVIDENT (Extraction and Visualization Interface of Drawing Execution in Neuropsychological Tests) を設計・実装した [4][5].

EVIDENT により、タブレット端末とインターネット環境があれば場所を選ばず検査を実施でき、記録された描画過程データを医療従事者が Web 上で随時確認できる。検査画面には手順ガイドも備えており、立会いなしでも検査を運用しやすく、オンライン診療等における診断業務の補完にも資する。さらに、認知症の早期発見には定期的な評価が重要である一方、各家庭での個別運用や医療機関

での常時体制整備には負担が大きい。このため、定期評価は**集団検査**として実施するのが実務的であり、その目的に特化した枠組みも提案されている。

以上を踏まえ、我々は EVIDENT を集団実施に最適化した EVIDENT 2.0 へ拡張した [6]。本システムは、被験者が描画検査を行う EVIDENT EXAM、医療従事者が被験者情報や描画データの閲覧・分析を担う EVIDENT ADMIN、そして管理者が受検者・医療従事者の管理や検査準備を行う EVIDENT CONF の 3 モジュールから構成され、役割に応じた機能分離により集団運用の効率化を図っている。

EVIDENT 2.0 では集団応用を行うために機能分担を行ったが、収集するデータに関しては変わっていない。そのため、以下ではまとめて EVIDENT と呼称する。

2.4 着目する課題

2.3 節で述べたように EVIDENT を用いて描画検査データを収集しているが、現状では描画過程データの可視化にとどまり、認知機能低下の早期スクリーニングを実現するためには、さらなる検討が必要である。そのため本研究では以下のように課題を設定した。

P1: 医療従事者の採点を待たずに認知機能低下を判定する手法の構築

現状ではデータ収集のたびに描画結果を医療従事者が目視で採点しているが、時間がかかるうえ医療従事者にとって負担が大きい。そのため採点結果に基づき描画過程データを分析し、認知症をスクリーニングする手法を構築する必要がある。

P2: 描画過程データを利用した従来よりも早期に認知機能低下を発見する手法の構築

現行の描画検査では、描画検査における認知機能低下の兆候を捉えるために、描画結果の形状や配置を目視で評価している。しかし、描画過程データには描画の順序やストローク速度、筆圧などの情報が含まれており、これらを活用することでより早期に認知機能低下を検出できる可能性がある。そのため、描画過程データを利用したスクリーニング手法を検討する必要がある。

3. 提案手法

3.1 目的とアプローチ

本研究の目的は 2.4 節で述べた課題を解決するため、EVIDENT を用いて収集したデータを活用し、認知機能低下の早期スクリーニング手法を構築することである。本研究では、医療従事者の採点を待たずに認知機能低下を判定する時間的な早期性と、描画結果からは判断できない特徴を見つけることで従来よりも早くに認知機能の低下を発見する臨床的な早期性に着目する。キーアイデアは、描画

過程データを利用した機械学習モデルの構築と、描画過程データの階層クラスタリングである。

上記の目的を達成するため、以下の2つのアプローチを提案する。

A1： 描画過程データを利用した機械学習モデルの構築

描画過程データを説明変数、描画結果の採点結果を目的変数とした機械学習モデルを構築する。様々な機会学習モデルによる学習・評価を行い、認知機能低下のスクリーニングにおいて高い精度を達成するモデルを選定する。

A2： 描画過程データの階層クラスタリング

描画過程データを階層クラスタリングし、特徴を抽出する。階層クラスタリングにより、描画結果からは分からない描画過程のパターンを明らかにし、認知機能低下の早期スクリーニング手法の検討を行う。

これらのアプローチをもとに早期スクリーニング手法を確立し、EVIDENTによる検査を行うだけで認知症の早期発見を行えるようになることが最終的な目標である。

3.2 A1：描画過程データを利用した機械学習モデルの構築

描画過程データを説明変数、描画結果の採点結果を目的変数として、認知症のスクリーニングを行うための機械学習モデルを構築する。具体的には、以下の手順で進める。

まず2.3節で述べたEVIDENTを用いて収集したCDTとCCTの描画過程データを、特定の採点項目に基づき採点する。採点結果に基づき、認知機能低下の有無を示すラベルを2値で付与する。また、描画過程データの前処理を行い、機械学習モデルに適した形式に変換する。具体的には、ストロークの順序や速度、筆圧などの特徴量を抽出し、数値化する。次に、数値化した描画過程データを説明変数、上記で付与したラベルを目的変数として、様々な機械学習モデルを利用した学習を行う。その後、構築したモデルの性能を評価し、認知機能低下のスクリーニングにおいて高い精度を達成するモデルを選定する。

このアプローチにより、描画過程データによる認知機能低下の判定を自動的に行うことができ、医療従事者の負担低減につながる事が期待される。

3.3 A2：描画過程データの階層クラスタリング

描画過程データを階層クラスタリングし、認知症早期スクリーニングにつながるような特徴を抽出する。3.2節と同じように採点結果に基づくラベル付与を行い、描画過程データを数値化して階層クラスタリングを行う。認知機能低下のラベルが付与されたデータを含むクラスタを抽出し、そのクラスタに属する描画過程データの特徴を分析する。

このアプローチにより、描画結果からは分からない描画過程のパターンを明らかにして、より早期に認知機能低下

表1 EVIDENTを利用した集団検査の開催場所と被験者数

場所	被験者数
新潟(1回目)	25
新潟(2回目)	21
石垣島(1回目)	8
石垣島(2回目)	8
前橋	18
その他病院	6

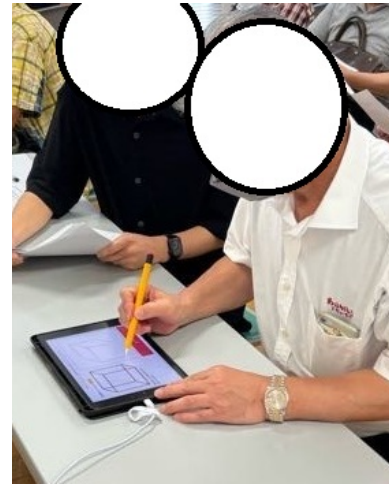


図2 EVIDENTによる検査の例

を検出できる手法の構築が可能になると考えられる。

4. 評価実験

3章で述べた提案手法の有効性を評価するため、EVIDENTを用いてデータ収集を行い以下の評価実験を行った。

4.1 EVIDENTによるデータ収集

EVIDENTによるデータ収集は2021年から行っており、2025年8月現在で86件のデータを収集・蓄積している。以下に収集したデータの情報を示す。

EVIDENTを利用した集団検査は、表1に示す地域・施設で行った。なおこのうち、新潟市と石垣島では2度検査を行っており、重複する被験者も存在する。

また、新潟市の検査では認知症に関する講演を行った後、参加者に実験に協力していただいたため、認知症に興味・関心のある被験者が多数いることに注意されたい。実際の検査の様子を図2に示す。左の方が検査監督、右の方が被験者である。

また、被験者の年齢層を表2に示す。

描画検査はiPadとApple Pencilを用いて行った。iPadにはペーパーライクのフィルムを貼り、Apple Pencilには鉛筆のようなカバーを付けることで、紙で行う描画検査と環境を近づけた。以下ではそれぞれ画面とペンと呼称する。また検査を行う前に事前学習として、被験者に簡単な図形

表 2 EVIDENT を利用した集団検査における被験者の年齢層

年齢層	被験者数
30代	1
40代	0
50代	4
60代	15
70代	39
80代	20
90代	7

や文字を書いてもらうなどのチュートリアルを行った。

収集したデータの特徴量を表 3 に示す。速度は一定時間間隔ごとに、画面上のある座標から座標まで描画した距離を時間間隔で割って計算される。筆圧は画面にペンが触れている時に逐次測定される。値はアプリケーションが測定可能な最小値を 0.0005、最大値を 0.9995 としこの範囲で正規化される。総描画時間とは、各描画検査においてペンを画面に付けて書き始めてから、図を書き終わり最後にペンを画面から離れたタイミングまでの時間を表している。ペンオフ時間とは、あるストロークが終わって次のストロークが始まるまでにペンが画面から離れた時間を示している。これらの特徴量を選択した理由を以下に説明する。

速度

デジタル化された時計描画検査 (digital CDT: dCDT) や多課題描画の研究では、平均・最大速度の低下や速度変動の増大が、軽度認知障害 (MCI) やアルツハイマー病 (AD) で一貫して報告されており処理速度や遂行機能の低下を反映する [14], [15], [16]。

描画時間・ペンオフ時間

dCDT では、描いていない時間 (think time: ペンオフ時間) や総所要時間が、ワーキングメモリ、遂行機能、処理速度と関連し、MCI/AD で延長する [14], [16], [17]。

筆圧

描画・筆記の筆圧レベルと変動は微細運動制御を反映し、AD/MCI では平均筆圧の低下や変動の変化が報告されている [15], [18]。本研究では、平均レベルだけでなく**分散**を併用して微細運動の不安定性を捉える。

画数

総画数やストローク数は、修正・探索・分割描画の程度を反映し、計画性の低下や保続傾向の指標となる [16]。

以上より、本研究で選択した特徴量は、可視化が容易で臨床概念に対応付け可能という点で解釈可能性が高く、

表 3 描画過程データにおける特徴量

項目	特徴量
速度	最小値, 中央値, 最大値, 平均値, 分散
筆圧	最小値, 中央値, 最大値, 平均値, 分散
時間 (秒)	総描画時間, ペンオフ時間の平均値, 総ペンオフ時間, ペンオフ時間の分散, 総描画時間におけるペンオフ時間の割合
画数	総画数

EVIDENT の可視化 (描き順・速度・停止) と整合して臨床受容性の高い機械学習を構成できる。

4.2 A1 の評価実験

4.2.1 準備

まず 2.3 節で述べた 86 件の CDT と CCT の描画過程データを用いて、描画結果の採点を行った。CDT の採点は Royall らの CLOX における 15 点法 [19] を改編して実施した。原法の採点項目を踏襲しつつ、臨床運用に合わせて指示時刻を 10 時 10 分に変更し、「目盛り (tic marks) の有無」等の項目を追加した。15 点満点で採点し、カットオフ値は原法に基づき 10 点とした。また、CCT の採点は依光らによる枠組み [20] に準拠して 10 点満点で行った。カットオフ値は 7 点としたが、これは先行枠組みの運用と本データの得点分布から適切な点数を設定した。なお、本研究におけるこの閾値は解析上の便宜的な基準であり、診断的な決定基準を規定するものではない。症例数が限られているため、CCT のカットオフ設定には十分な統計学的根拠がまだない点を本研究の限界として明記する。

次に、採点結果に基づき認知機能低下の有無を示すラベルを 2 値で付与した。具体的には、採点結果が (カットオフ値 + 1) 点以上の場合には「正常」、(カットオフ値) 点以下の場合には「認知機能低下」とした。

表 3 に示した特徴量をもとに、説明変数を描画過程データの特徴量、目的変数を認知機能低下の有無を示すラベルとして機械学習モデルの学習を行った。機械学習にはロジスティック回帰, SVM, RBF, RandomForest, Gradient-Boosting, LightGBM, CatBoost, KNN の 7 種類のモデルを利用した。ラベルごとに 80% のデータを学習用, 20% のデータをテスト用に分割し、正確性, 適合率, 再現率, F1-Score の 4 項目で、0 から 1 の範囲で評価を行った。

4.2.2 結果

採点によるラベル付けの結果、86 件の CDT のうち認知機能低下が疑われるものは 19 件 (22.1%)、CCT では 29 件 (33.7%) であった。機械学習モデルの評価結果を図 3, 4 と表 4, 5 に示す。

また、それぞれのモデルにおける混同行列を表 6, 7 に示す。認知機能低下のラベルが付与されているデータを陽性 (Positive) で、付与されていないデータを陰性 (Negative)

表 4 CDT における認知機能低下判定モデルの各評価指標

モデル	正確性	適合率	再現率	F1-Score
CatBoost	0.833	0.867	0.929	0.897
GradientBoosting	0.889	0.875	1.000	0.933
KNN	1.000	1.000	1.000	1.000
LightGBM	0.833	0.923	0.857	0.889
LogisticRegression	0.944	1.000	0.929	0.963
RandomForest	0.889	0.875	1.000	0.933
SVM_RBF	0.833	0.923	0.857	0.889

表 5 CCT における認知機能低下判定モデルの各評価指標

モデル	正確性	適合率	再現率	F1-Score
CatBoost	0.889	0.917	0.917	0.917
GradientBoosting	0.889	0.917	0.917	0.917
KNN	0.833	0.800	1.000	0.889
LightGBM	0.889	0.917	0.917	0.917
LogisticRegression	0.778	0.833	0.833	0.833
RandomForest	0.889	0.917	0.917	0.917
SVM_RBF	0.778	0.833	0.833	0.833

表 6 CDT における認知機能低下判定モデルの混同行列 (TN/FP/FN/TP)

モデル	TP	FP	FN	TN
CatBoost	13	1	2	2
GradientBoosting	14	0	2	2
KNN	14	0	0	4
LightGBM	12	2	1	3
LogisticRegression	13	1	0	4
RandomForest	14	0	2	2
SVM_RBF	12	2	1	3

表 7 CCT における認知機能低下判定モデルの混同行列 (TN/FP/FN/TP)

モデル	TP	FP	FN	TN
CatBoost	11	1	1	5
GradientBoosting	11	1	1	5
KNN	12	0	3	3
LightGBM	11	1	1	5
LogisticRegression	10	2	2	4
RandomForest	11	1	1	5
SVM_RBF	10	2	2	4

とした。

4.2.3 考察

図 3, 4 及び表 4, 5 から CDT, CCT とともに高い精度で分類できていることが分かる。CDT では KNN が, CCT では CatBoost, GradientBoosting, LightGBM, RandomForest

モデルが最も高い正確性を示していた。

表 6, 7 より, 正しく分類できなかった描画データも存在するため, FP (偽陽性) と FN (偽陰性) に含まれるデータの特徴を分析した。CDT において正しく分類がされなかったデータ例を図 5 に示す。

それぞれの採点結果は CDT が 12/15 点, CCT が 8/15 点であった。CCT でも同様の分析を行ったが, FP, FN どちらの例もカットオフ値に近い値となった。この結果から, カットオフ値に近い採点結果を持つデータは, 正しく分類できない場合があることが分かる。今後は, カットオフ近傍における不確実性を明示的に扱い, 運用と学習の両面から誤判定の低減を図る。

4.3 A2 の評価実験

4.3.1 準備

4.2.1 節と同様に, 86 件の CDT と CCT の描画過程データを用いて採点結果に基づき, 認知機能低下の有無を示すラベルを付与した。また, 描画過程データに関しても前処理を行い, 数値化及び正規化した。利用した特徴量は表 3 と同じとした。次に, 作成した特徴量をもとに, 階層クラスタリングを行った。クラスタリング結果から最適なクラスタ数を判定し, 認知機能低下の有無を示すラベルが付与されたデータを含むクラスタを抽出した。その後, クラスタに属する描画過程データの特徴を分析し, 認知機能低下の兆候を捉えるための特徴を抽出した。

4.3.2 結果

階層クラスタリングを行った結果を図 6, 7 に示す。丸印は, 認知機能低下のラベルがついているデータを意味する。

またこの結果からクラスタ数を CDT は 6, CCT は 5 に設定した。それぞれのクラスタの特徴を抽出するために, クラスタ別に特徴量の平均を求め積み上げ棒グラフの作成を行った。これにより, 項目ごとにどのクラスタがどの特徴量が多い, または小さいを判断することができる。CDT, CCT に関して作成した結果を図 8~15 に示す。なお, 時間に関する項目のみ 0~1 の範囲で標準正規化を行っている。

4.3.3 考察

図 6, 7 から, 認知機能低下のラベルが付与されたデータは, CDT ではクラスタ 3, 6 に, CCT ではクラスタ 1, 2 におおむね偏っていることが分かる。よって, これらのデータに着目して図 8~15 の結果を分析し, それぞれのクラスタの特徴をまとめた結果を表 8, 9 に示す。

表から CDT, CCT とともに着目したクラスタは, 速度, 筆圧が小さい, 描画時間とペンが画面から離れた時間が長い, 総画数が多いといった特徴があることが分かる。これらの特徴に属しているが, 認知機能低下のラベルがついていない CDT, CCT の描画結果データを図 16 に示す。

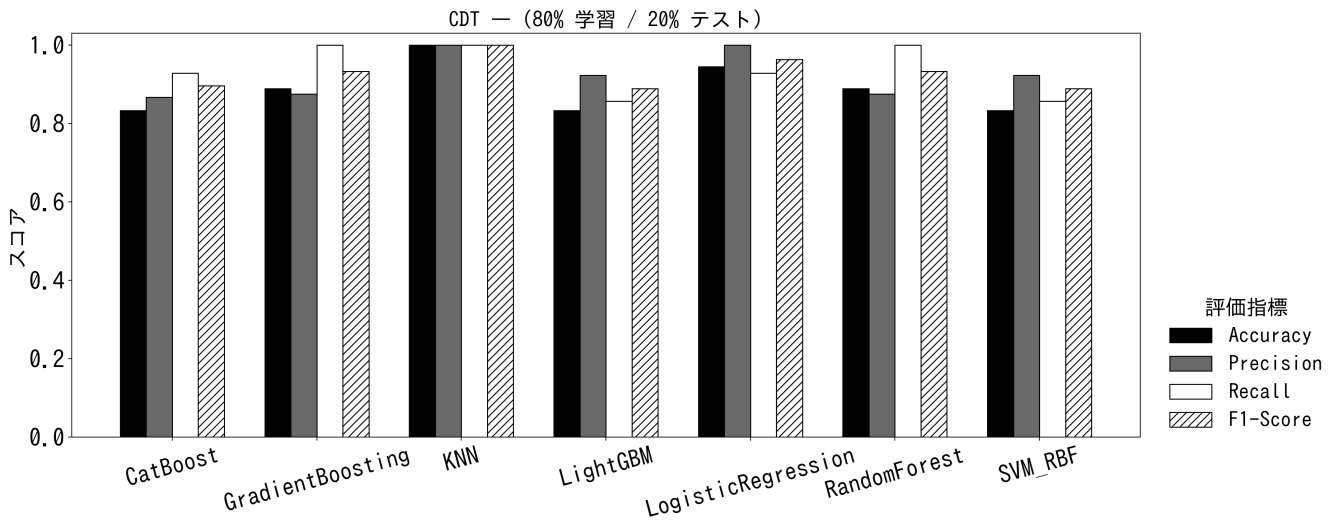


図 3 CDT における認知機能低下判定モデルの各評価指標 (80%学習 / 20%テスト)

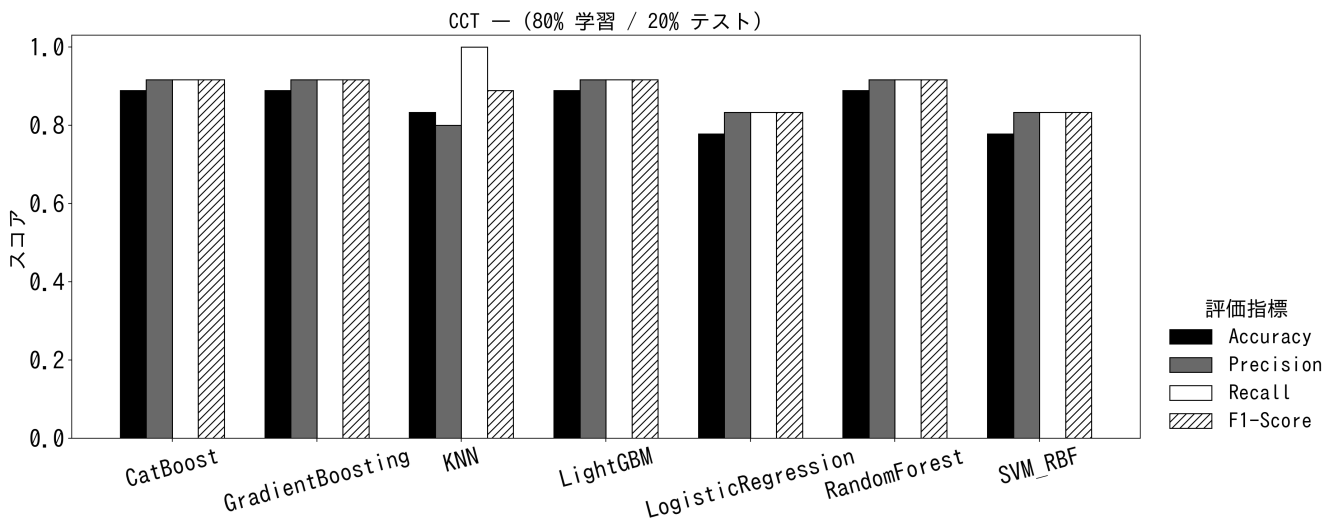


図 4 CCT における認知機能低下判定モデルの各評価指標 (80%学習 / 20%テスト)

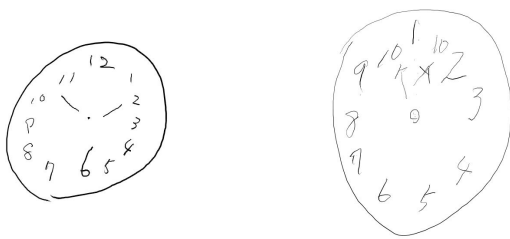


図 5 CDT において 2 値分類モデルで正しく分類できなかった例 (左: FP, 右: FN)

これらの描画データの採点結果は、CDT が 15/15 点、CCT が 9/10 点である。描画結果からは認知機能低下の兆候がうかがえないため、このような被験者が描画過程データによって早期スクリーニングができるのではないかと考えられる、ただし、実際に認知機能が低下しているかは確認していないため、脳画像検査等による臨床的な認知機能評価との対応関係を詳細に検討する必要がある。

表 8 CDT / クラスタ 3, 6 の傾向

項目	特徴
速度	平均値, 中央値, 分散が小さい 最小値が小さい (クラスタ 3 のみ)
筆圧	平均値, 最大値, 中央値, 分散が小さい
時間	総描画時間, 総ペンオフ時間, ペンオフ時間の分散, ペンオフ割合が大きい ペンオフ時間の平均値が大きい (クラスタ 3 のみ)
画数	総画数が多い

また、上記で示したクラスタ以外にも認知機能低下が付与されたらデータはいくつか存在しており、これらの描画過程の特徴のみで完全にスクリーニングできるとは言えない。そのため、A1 で示した機械学習モデルと合わせて利用することで、さらに精度の良いスクリーニング手法の構築が期待される。

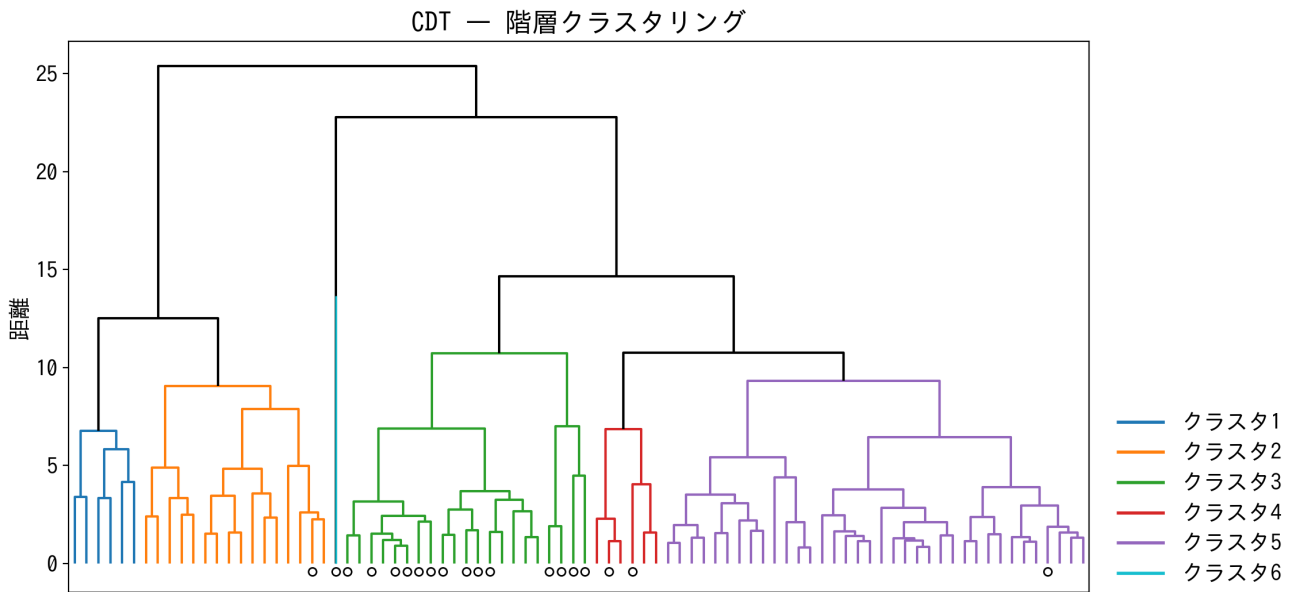


図 6 CDT の階層クラスタリング

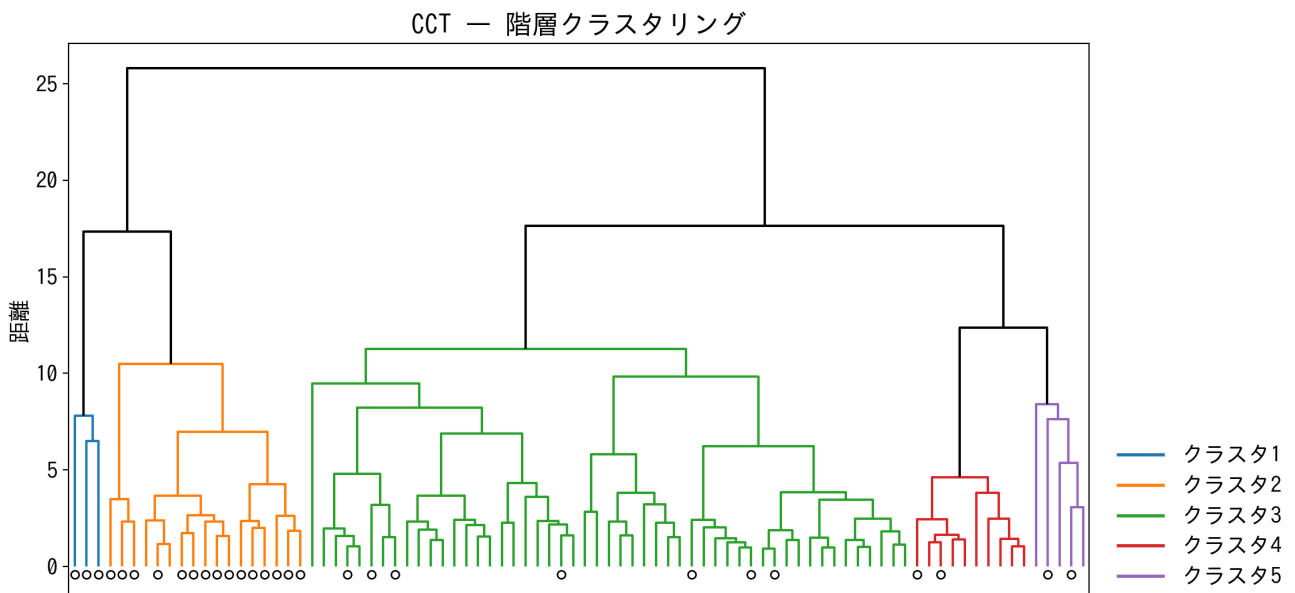


図 7 CCT の階層クラスタリング

表 9 CCT / クラスタ 1, 2 の傾向

項目	特徴
速度	平均値, 最大値, 中央値, 分散が小さい 最大値が大きい (クラスタ 2 のみ)
筆圧	平均値, 最大値, 中央値, 分散が小さい
時間	総描画時間, 総ペンオフ時間, ペンオフ時間の平均値, ペンオフ時間の分散が大きい ペンオフ割合が大きい (クラスタ 2 のみ)
画数	総画数が多い

5. まとめと今後の展望

本研究では, EVIDENT で収集した CDT/CCT の描画過程データを用い, 過程情報による早期スクリーニングの構築することを目的とした. 提案手法では 2 つのアプローチを設定し, それぞれにおいて評価実験を行った. A1 (機械学習) では, サイズ・速度・筆圧・時間・画数の特徴量と採点に基づく認知機能低下ラベルから 2 値判定を行い, 複数モデルで高い精度が得られた. 特に CatBoost は安定して良好な指標を示した. A2 (階層クラスタリング) では, 認知機能低下ラベルが偏って現れるクラスタを確認でき,

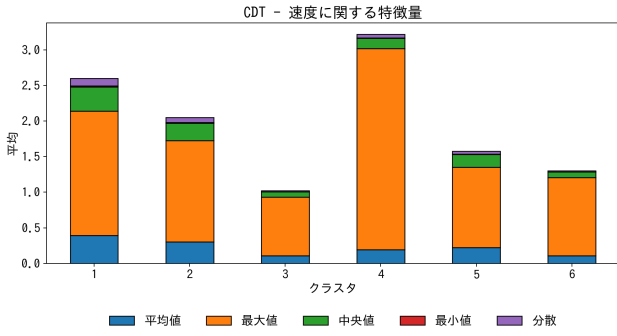


図 8 CDT における速度に関する特徴量のクラス平均

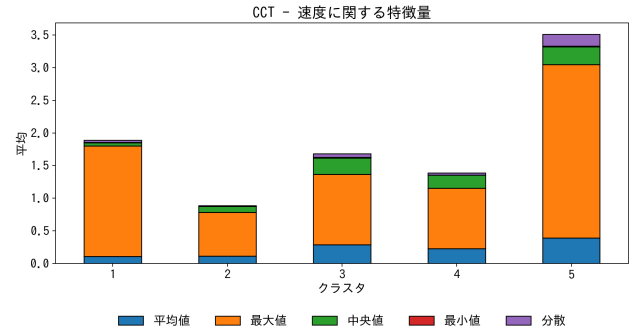


図 12 CCT における速度に関する特徴量のクラス平均

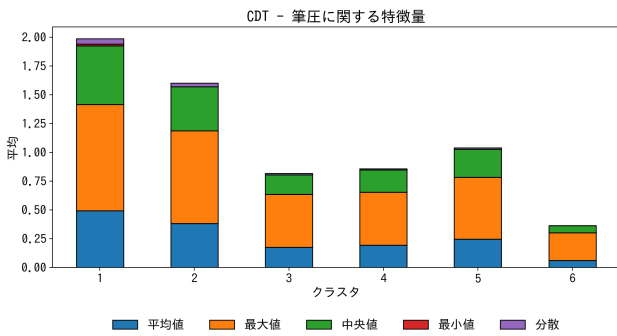


図 9 CDT における筆圧に関する特徴量のクラス平均

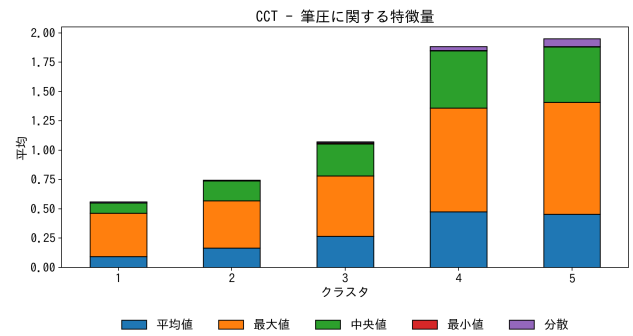


図 13 CCT における筆圧に関する特徴量のクラス平均

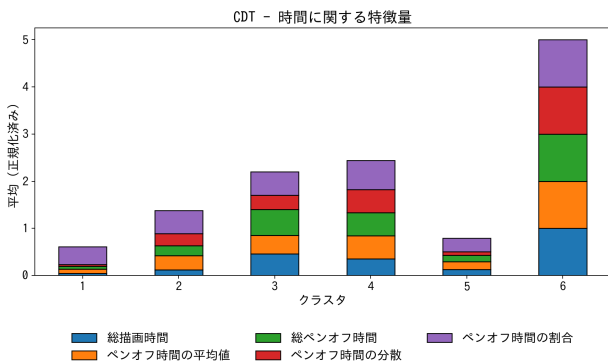


図 10 CDT における時間に関する特徴量のクラス平均

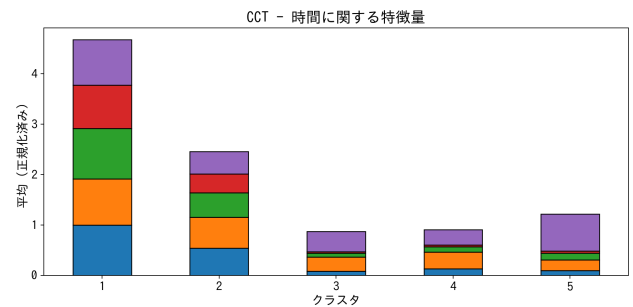


図 14 CCT における時間に関する特徴量のクラス平均

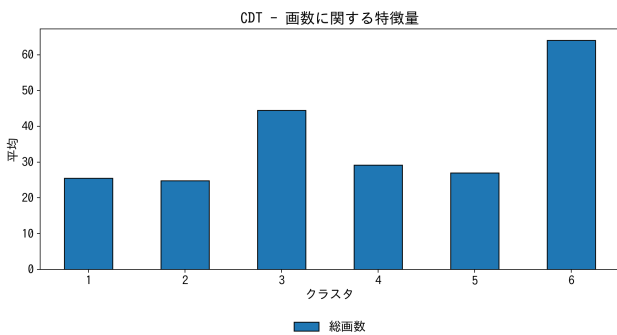


図 11 CDT における画数に関する特徴量のクラス平均

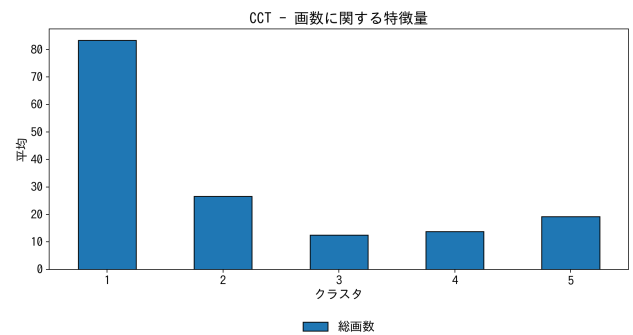


図 15 CCT における画数に関する特徴量のクラス平均

どの特徴の組合せが影響しているかを可視化できた。これらは、医療従事者の負担軽減と、集団検査を含む運用での

認知機能低下の早期発見に役立つと考えられる。一方で、描画データ数 (CDT/CCT 各 86 件) はまだ多

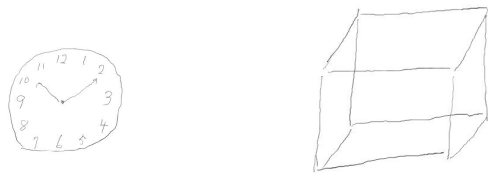


図 16 認知機能低下ラベルが付与されていない描画データの例 (左: CDT のクラスタ 3, CCT のクラスタ 2)

くない。認知症早期スクリーニングの精度を向上させるためには、さらなるデータ収集が必要である。さらに、被験者の脳画像検査等も実施し、臨床的な認知機能診断と結びつけることで、医学的な有効性の評価を目指したい。また、本研究ではデータ分析のみを行ったが、まだ EVIDENT にはスクリーニングによる認知機能の低下を検知する機能は実装されていない。そのため、今後は EVIDENT による集団検査を積極的に行うことでデータ拡充に努めるとともに、アプリ側にもリアルタイムなスクリーニング機能を実装していく。これにより、時間的・臨床的に早期に認知症を発見可能なアプリの実装を目指す。

謝辞 本研究の一部は JSPS 科研費 JP25H01167, JP25K02946, JP25K24389, JP24K02765, JP24K02774, JP23K17006, JP23K28091, JP23K28383 の研究助成を受けて行われている。

参考文献

- [1] Agrell, B. and Dehlin, O.: The clock-drawing test, *Age and ageing*, Vol. 27, No. 3, pp. 399–403 (1998).
- [2] S, M., A, O., S, M., K, O., T, S., I, K. and E., S.: Cube Copying Test(CCT) 採点法の信頼性・妥当性に関する臨床的検討, *Japanese Journal of Comprehensive Rehabilitation Science*, pp. 5–102 (2014).
- [3] Masami, N., Masahiro, N., Eiji, I., Kanami, O., Masako, K., Akiko, H., Yasuyo, M. and Shinnichi, W.: MMSE and scoring of clock drawing test increase the accuracy of diagnosis of dementia, *医学検査*, Vol. 68, No. 3, pp. 424–429 (2019).
- [4] Ryukichi, S., Sachio, S., Masahide, N., Naoki, K. and Atsushi, S.: 神経心理学的描画検査における描画過程の可視化インターフェース EVIDENT の実装, *電子情報通信学会技術研究報告*, Vol. 120, No. 232 SC2020-31, pp. 63–69 (2020).
- [5] Ryukichi, S., Sachio, S., Masahide, N., Naoki, K. and Atsushi, S.: 描画過程に基づく認知機能検査のデジタル化に向けたプラットフォームの作成, *電子情報通信学会技術研究報告*, Vol. 121, No. 416, pp. 151–156 (2022).
- [6] Keisuke, Y., Sachio, S., Naoki, K., Atsushi, S., Sinan, C. and Masahide, N.: 描画過程に基づく認知機能検査アプリケーションの集団検査に向けた改良, *電子情報通信学会技術研究報告*, Vol. 123, No. 429, LOIS2023-60, pp. 070–077 (2024).
- [7] Keisuke, Y., Shun, H., Sachio, S., Atsushi, S., Naoki, K. and Masahide, N.: 描画検査アプリ EVIDENT を用いた集団検査実験の実施と探索的データ分析, *電子情報通信*

- 学会技術研究報告, Vol. 124, No. 245 SC2024-40, pp. 108–115 (2024).
- [8] 日本看護協会: 2019 年 病院看護実態調査, https://www.nurse.or.jp/up_pdf/20200330151534_f.pdf (2019). (Accessed on 08/20/2025).
- [9] 内閣府: 2024 年 高齢社会白書, https://www8.cao.go.jp/kourei/whitepaper/w-2024/html/zenbun/s1_2_2.html (2024). (Accessed on 08/20/2025).
- [10] Takashi, A.: 軽度認知障害 (MCI), *認知神経科学*, Vol. 11, No. 3+4, pp. 252–257 (オンライン), DOI: 10.11253/ninchishinkeikagaku.11.252 (2009).
- [11] 日本神経学会: 認知症疾患診療ガイドライン 2017, https://www.neurology-jp.org/guidelinem/nintisyo_2017.html (2017). (Accessed on 08/20/2025).
- [12] Koichi, T.: *神経心理学評価ハンドブック*, 西村書店 (2004).
- [13] Souillard-Mandar, W., Davis, R., Rudin, C., Au, R. and Penney, D.: *Interpretable Machine Learning Models for the Digital Clock Drawing Test* (2016).
- [14] Dion, C., Arias, F., Amiri, S., Davis, R., Penney, D., Libon, D. J. and Price, C. C.: Cognitive Correlates of Digital Clock Drawing Metrics in Older Adults with and without Mild Cognitive Impairment, *Journal of Alzheimer's Disease*, Vol. 75, No. 1, pp. 73–83 (online), DOI: 10.3233/JAD-191089 (2020).
- [15] Kobayashi, M. et al.: Automated Early Detection of Alzheimer's Disease by Capturing Impairments in Multiple Cognitive Domains with Multiple Drawing Tasks, *Journal of Alzheimer's Disease*, Vol. 88, No. 1, pp. 139–154 (オンライン), DOI: 10.3233/JAD-220182 (2022).
- [16] Souillard-Mandar, W., Penney, D., Gehrmann, S., Hsu, D., Rosenberg, R., Goldman, J., Libon, D. J., Swenson, R., Au, R. and Davis, R.: DCTclock: Clinically-Interpretable and Automated Artificial Intelligence Analysis of Drawing Behavior for Capturing Cognition, *Frontiers in Digital Health*, Vol. 3, p. 750661 (online), DOI: 10.3389/fgth.2021.750661 (2021).
- [17] Davoudi, A., Libon, D. J., Price, C. C. et al.: Normative References for Graphomotor and Latency Digital Clock Drawing Metrics for Adults Age 55 and Older: Operationalizing the Production of a Normal Appearing Clock, *Journal of Alzheimer's Disease*, Vol. 82, No. 1, pp. 59–70 (online), DOI: 10.3233/JAD-201249 (2021).
- [18] Qi, H., Zhang, R., Wei, Z. et al.: A Study of Auxiliary Screening for Alzheimer's Disease Based on Handwriting Characteristics, *Frontiers in Aging Neuroscience*, Vol. 15, p. 1117250 (オンライン), DOI: 10.3389/fgth.2023.1117250 (2023).
- [19] Royall, D. R., Cordes, J. A. and Polk, M.: CLOX: an executive clock drawing task, *Journal of Neurology, Neurosurgery and Psychiatry*, Vol. 64, No. 5, pp. 588–594 (online), DOI: 10.1136/jnnp.64.5.588 (1998).
- [20] 依光美幸, 塚田賢信, 渡邊康子, 山田良治: 立方体透視図模写の定量的採点法の開発—当院脳神経外科患者による描画から—, *高次脳機能研究 (旧失語症研究)*, Vol. 33, No. 1, pp. 12–19 (オンライン), DOI: 10.2496/hbfr.33.12 (2013).