

トランスコスモス財団調査研究助成事業 報告書

2023/7/3

公立はこだて未来大学

情報アーキテクチャ学科

藤野 雄一

1 はじめに

本報告書は、トランスコスモス財団調査研究助成事業による助成にて実施した「**CDT による MCI スクリーニング手法の提案**」に関する 2022 年度研究に関するものである。

2 構成

本研究報告は以下の構成にて記述する。

- 1) 背景と目的
- 2) 研究方針
- 3) CDT による MCI スクリーニング手法
- 4) 実験と結果, 考察
- 5) 結論
- 6) 研究成果, 对外発表
- 7) 別紙

3 背景

3.1 認知症と MCI

認知症とは、脳の病気や障害など様々な原因により、認知機能が低下し、日常生活や社会生活において支障をきたしている状態である。世界保健機関の定めた ICD-10 による認知症の定義は、「通常、慢性あるいは進行性の脳疾患によって生じ、記憶、思考、見当識、理解、計算、学習、言語、判断など多数の高次脳機能障害からなる症候群」とされている。

認知症の原因としてはアルツハイマー型認知症が最も多く 67.6%を占め、アルツハイマー型認知症は脳神経が変性して脳の一部分が萎縮していく過程でおきる認知症である。他の認知症の原因としては前頭側頭葉変性症、レビー小体型認知症などがよく知られている。これらはいずれも中枢神経変性疾患に分類されており、脳神経に影響を及ぼす疾患である。他の認知症の原因となる疾患・病態でも脳神経に影響を及ぼすという点において同様であることから、脳神経に影響を及ぼし得る疾患・病態によって脳機能が障害された結果、認知症を発症すると言われている。

認知症の前段階として、軽度認知障害 (以下, MCI) と呼ばれる状態になることが知られている。MCI には複数の定義が提案されている。例として, Artero によって提唱されている MCI の定義に基づく分類によれば, MCI は記憶と言語, 遂行機能, 視空間機能などの障害の有無とパターン

により 4 種類に分類される。具体的にはまず、認知機能に関する訴えの有無を確認する。次に、認知機能の低下は確認できるものの、日常生活機能は正常であり、認知症ではないならば MCI と判定する。最後に、認知障害は記憶障害のみであるか、もしくはそれ以外の認知機能障害の有無によって 4 つのタイプに分類される。MCI は記憶力や注意力に障害があり物忘れの自覚があるが、記憶力の低下以外に明らかな認知機能の障害がみられることがなく、日常生活への影響は少ない。しかし、軽度認知障害の人は年間で 10~15%が認知症に移行するとされている。現在、認知症によって低下した認知機能を回復する有効な治療法は報告されていない。MCI になると必ず認知症に進行するというわけではなく、正常な状態に戻る可能性もある。よって、MCI の段階で治療を開始することが重要であると考えられる。

認知症の検査手法にはいくつか存在するが、MCI に特化した手法は明確化されていない。しかしながら、認知機能の低下により、日常生活に支障をきたす、とのことであれば、その兆候をつかまえることは可能、と考えている。我々は、これまで日常生活に必要な“会話”、“空間認知能力”に注目し、これらの機能の低下を日常生活の中から抽出するスクリーニング手法を検討してきた。

“空間認知能力”検査のひとつとして、時計描画検査 (Clock Drawing Test : CDT) がある。CDT は時計を描き、その時計の完成度によって空間認知機能障害を診断する検査である [2]。認知症を発症すると、時計を正しく描けなくなることに着目した検査である。CDT は遂行機能、視空間認知に関する認知機能を 5 分ほどで評価することができる。CDT には複数の評価方法が存在し、認知症のカットオフ値もさまざまである。しかし、どの評価方法も MCI のカットオフ値は存在していないのが現状である。

現在の認知症検査はほとんどが医師との対話を通じて実施される。上述したように、MCI のカットオフ値が存在する検査ツールは病院の受診を通して行われる検査のみであり、MCI の検査を受けるためには病院に行くことが必須となる。しかし、被害妄想などの BPSD の影響で周囲の人に対する攻撃性も強くなることや自分が認知症であることを受け入れられないことにより、受診を拒む場合がある。MCI は軽度の認知機能障害しか認められないことが多いため、自覚症状が無いもしくは薄い段階で病院に検査を受けに行くことは敷居が高いと考えられる。また、認知機能検査は病院での受診項目の 1 つであるため、自覚した段階で病院へ受診すると、症状が進んでいる恐れがある。そのため、自覚症状が薄い段階で、“自宅”で気軽に認知機能の低下を確認することが重要であると考えられる。これが実現できれば、症状の進行が進む前に、認知機能低下を自覚することができ、MCI の段階で病院への受診を勧めることができると考えられる。

そこで、自宅で認知機能の低下を自身で自覚し、検査・評価を同時に行うために、コンピュータを用いた認知症・MCI スクリーニング検査が期待される。検査を日常的に実施することに考慮した場合、CDT は他の認知症検査と比べ、質問項目が最も少ないため検査時間が短く、医師による対話がほぼ時計描画の指示程度である。そのため、医師からの指示を自動化し、自宅にて時計描画可能なシステムが実現できれば、医療機関へ受診することなく、自宅において容易的にスクリーニングを行うことができるため、早期発見につながると考えられる。

以上のことより、本研究では“自宅のできるスクリーニング手法”として CDT に着目した。

3.2 本研究の目的

本研究では CDT を用いて MCI をスクリーニングする手法を明確化することである。健常者データとして学生による時計描画と、日常的に健常と考えている高齢者のデータの特徴量を比較し、その優位な差分を明確化した。

4 研究方針

上述したように、我々は日常会話と時計描画による空間認知機能低下をスクリーニングする手法を検討してきた。本報告では、時計描画、すなわち CDT により、空間認知機能の低下を抽出できるか、とのかことを命題として、時計描画の特徴量の抽出、健常者との差分などを実験的に求めた結果について述べる。

5 CDT による MCI スクリーニング手法

5.1 検討仮定と CDT の特徴量

櫻井を主として、我々はすでに、タブレットを用いた CDT スクリーニング手法を提案してきた [3]。20 代の健常な学生 8 人の画像情報から得られた各特徴量から健常者特徴量モデルを作成し、健常者特徴量モデルに対する 20 人の高齢者の時計画像データの数字と針のばらつきを比較し、有意差の有無について検討を行った。その結果、櫻井が取得した画像情報に関する特徴量のうち、“垂直線に対する数字の角度”、“時計の中心から針までの距離”の特徴量において有意差が確認できた。このことから、CDT による画像情報から得られる特徴量の MCI 検出の可能性が示された。我々の最初の取り組みは、主に時計描画に注目し、1~12 の数字の位置（角度、中止からの距離）の差分を求め、その有意差を確認したが、筆記情報の分析はその有意性が未知であるため後回しにしてきた。今回、その筆記情報データにも有意差があるのではないかと仮定し、新たに詳細な分析の実施と被験者数を増加した評価実験を実施した。

5.2 タブレットを用いた CDT スクリーニング手法

図 1 に我々が開発したタブレット上で CDT を行うことの出来る iOS アプリケーションのフローと、入力画面を示す。

①データ入力

我々は既にタブレット上で CDT を行うことの出来る iOS アプリケーションを開発してきた。図 2、図 3 に実際の操作画面を示す。画面上部には課題文として、「11 時 10 分を描いてください」と表示されている。画面中央の描画部分には初期状態として、あらかじめ直径 10cm の外円と中心点が表示されている。ユーザーはこの描画部分に、デジタルペンを用いて時計の 1 から 12 までの時計の数字と長針、短針を描き込むことで時計を描画する。データ取得では、ユーザが描画した時計の画像データとデジタルペンから取得できる筆記情報を用いて時計を描く時の筆記情報を筆記データとして取得した。筆記情報より取得するデータは座標、高角度、仰角度、時間、筆圧の 5 種類である。筆記情報については、数字を書くときにペンが画面に触れてから離れるまでの

1画を描く動作を1ストロークとし、1ストロークごとに保存する。

②異常時計画像の除外

異常時計画像の除外では、入力されたデータが明らかに異常であれば、データを除外して終了するという手順で行なった。明らかに時計とは異なる画像を異常画像とし、CNNを用いてそれらを除外した。正常な時計と異常な時計を定義し、学習用の画像データを用意した。画像データは健常者の描いたような時計と、認知症者の描いたような時計の画像を用

いた。この画像データをCNNに学習させ、正常時計ー異常時計の2クラス分類モデルを作成し、この分類モデルを用いて描かれた時計を正常ー異常判定を行なった。次にCNNに学習させるための異常な時計の学習画像データセットを作成した。生成した画像群を学習データとしてCNNに学習させ、数字の異常画像検出モデル、針の異常画像検出モデルを作成した。このモデルによって入力画像が異常であると判定された場合、認知症・あるいは判定不可であるとして処理を中断する処理となっている。

③ 特徴量抽出

特徴量抽出において、取得したデータから数字と針を検出し、特徴量を抽出する。

・ 数字検出

数字の検出には、物体検出によく用いられるFaster-RCNNを用いる。

Faster-RCNNは、

1. 入力された画像を矩形に分割し、各矩形の中身が物体なのか背景なのかCNNを用いて推定
2. 1. で物体であると検出された矩形内の物体をCNNを用いて推定

以上の2段階で行われる。このようにFaster-RCNNで学習することで、数字検出モデルを作成した。

・ 針の検出

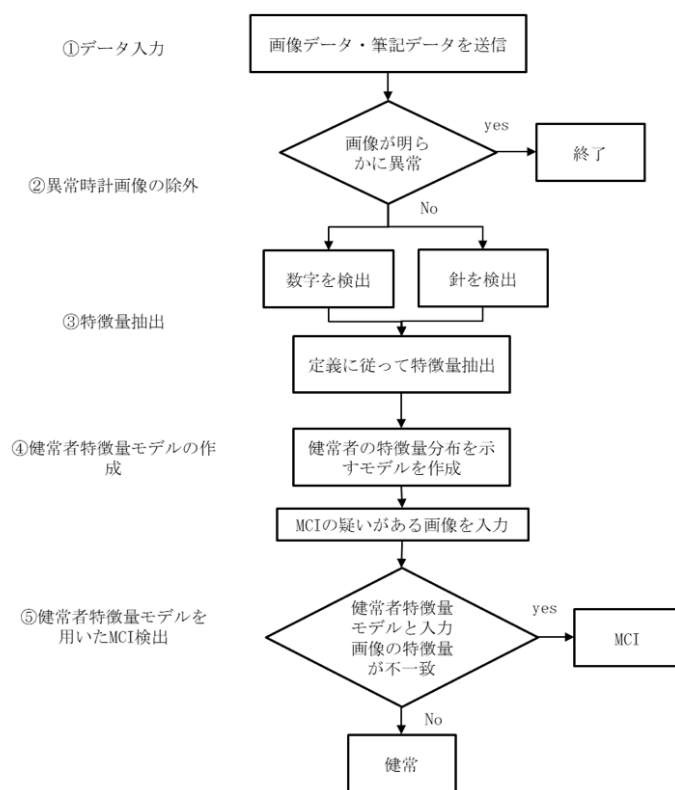


図1 処理フロー

1. まず、データをストロークごとに分割し、四方を矩形で囲う。

2. 全てのストロークの中心点の座標を比較し、最も時計の中心に近いストロークと、2番目に近いストロークを針オブジェクトとしてみなして取得する。

3. 針オブジェクトとみなされたストロークの矩形部分を切り出し、線形近似を行い、得られた直線を針とみなす。

④ 健常者特徴量モデルの作成

櫻井は8人の学生データから健常者特徴量の分布モデルを作成した。具体的にはカーネル密度推定を用いて健常者の時計の特徴量の取り得る範囲を求め、健常者特徴量の分布モデルとした。

⑤ 健常者モデルを用いた MCI 検出

健常者モデルを用いた MCI 検出手法では、入力画像と健常者特徴量モデルを比較することで MCI 可能性の検出を行った。入力画像と健常者特徴量モデルが合致していれば入力画像は健常者であると予想し、ある範囲以上に不一致であれば入力画像は MCI の可能性があると予想する。健常者特徴量モデルに対し、高齢者データとの比較を行った。

5.3 筆記情報特徴量抽出

筆記情報では先行研究を参考に、MCI と健常者の識別、認知症者と健常者の識別に有効とされた総時間と非描画時間、総描画時間、描画速度の特徴量を筆記データから抽出する[表 1]

表 1 筆記情報に関するデータ

データ	説明
総時間	書き始めから書き終わりまでにかかった時間の総和 (=総描画時間+非描画時間)
非描画時間	描画開始から描画終わりまでの期間でペンが画面に触れていない時間の総和としている
総描画時間	描画開始から描画終わりまでの期間でペンがタブレットに触れている時間の総和 (=総時間-非描画時間)
描画速度	書き始めから書き終わりまでのペンが画面に触れている間の移動速度



図 2 タブレットの操作画面（初期状態）



図 3 タブレットの操作画面（描画後）

分析するデータは、総時間とは書き始めの際にペンが最初に画面に触れた時間と書き終わりの際にペンが画面から離れる直前の時間の差としている。これは数字を書く際にペンが画面に触れてから離れるまでの1画を描く動作を1ストロークとすると、以下の式1で表すことが可能である。

$$\text{総時間} = (1 \text{ ストローク目の絶対時間の最小値}) - (\text{最終ストローク目の絶対時間の最大値})$$

次に、非描画時間とは、描画開始から描画終了までの期間でペンが画面に触れていない時間と定める。具体的には以下の式2のように定義する。

$$\text{描画時間} = (1 \text{ ストローク目の絶対時間の最大値}) - (2 \text{ ストローク目の絶対時間の最小値})$$

Muller らは、非描画時間が HC と MCI 患者及び DAT 患者の分類において、優れた感度 (Sensitivity) および特異度 (Specificity) を示したと報告している。これを踏まえて上記の様に定義し、新たな分析対象とした。

また、総描画時間とは、描画開始から描画終わりまでの期間でペンがタブレット に触れている時間のことである。総描画時間に関しては 2.2.2 Muller らの研究での有効性が示されたことから、新たな分析対象とした。同様に以下に定義式を示す (式3)。

$$\text{総描画時間} = \text{総時間} - \text{非描画時間}$$

最後に、描画速度について述べる。描画速度は、ペンの座標データから1ストロークの中でペンが画面に触れたときに取得した座標点とペンが離れるときの最後に取得した座標点までのユークリッド距離を求め、その値を1ストロークにおける移動距離とする。それから全てのストロークの移動距離の合計と総描画時間から描画速度を以下のように定義する

$$\text{描画速度} = \text{全てのストロークの移動距離の合計} / \text{総描画時間}$$

6. 1 予備実験

高齢者データと学生データを比較するにあたり、既存の高齢者データ数が18名、学生データ数が8名であったため、学生のサンプル数を高齢者のデータ数に合わせるため、本学学生を対象としたデータ取得実験を行った。その上で、新たに取得した学生データを加味した、学生データ18名と既存の高齢者データ18名から以下の筆記情報に関するデータを抽出し、分析を行った。

筆記データ分析における条件を表2に示す。

表2 データの分析条件

項目	説明
目的	総時間、非描画時間、総描画時間、描画速度のデータ比較
対象	高齢者データ18名、学生データ18名
データの条件	各被験者が1枚目に描いた時に取得した筆記データ・描画データを採用
分析	・基本統計量を算出 ・データのばらつきを棒グラフで比較

6. 1. 1 結果

①総時間のデータにおける高齢者と学生の比較結果

総時間の学生データの平均値は 23.9 秒であり、図 4 より高齢者の7割以上の方が学生の平均値より上に分布していることがわかる。このことから、学生に比べ、高齢者は全体的に描画に時間がかかっていることがわか

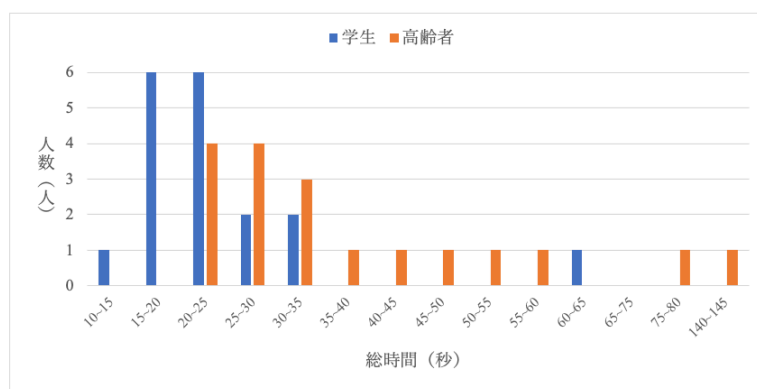


図 4 学生と高齢者における総時間の分布

る。また、この散布図より学生は 20 秒前後に分布しているが、高齢者は 20 秒～140 秒の間に分布しており、学生に比べてばらつきが大きいことがわかる。

③非描画時間のデータにおける高齢者と学生の比較結果

非描画時間の学生データの平均値は 17.1 秒であった。一方で、図 5 より高齢者の非描画時間データは学生の平均値 17 秒の前後に分布している人もいれば、非描画時間が 35 秒～130 秒と多様に分布して

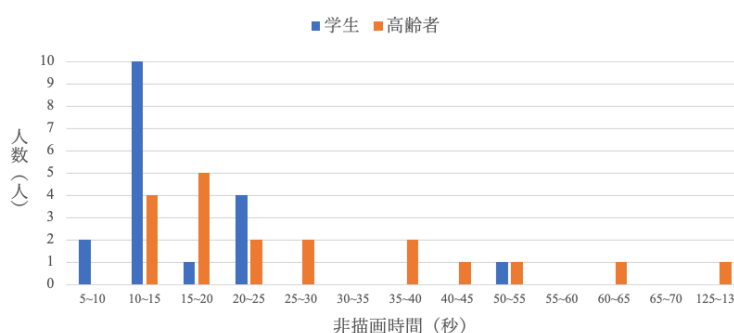


図 5 学生と高齢者における非描画時間の分布

る。また、図 4 の総時間のデータと比較すると、総時間の値が大きい人は非描画時間の値が大きい傾向にあることがわかる。

④総描画時間のデータにおける高齢者と学生の比較結果

総描画時間では学生データの平均値は 6.85 秒であったのに対し、図 6 より高齢者の総描画時間データでは大半が 11 秒～16 秒に分布していることがわかる。このことから、学生に比べ、高齢者は全体的に総描画時間が長いことがわかる。

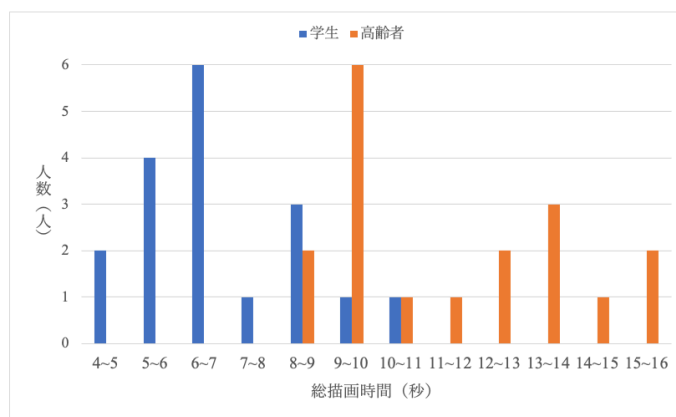


図 6 学生と高齢者における総描画時間の分布

⑤描画速度のデータにおける高齢者と学生の比較結果

描画速度の分布では学生データの平均値に対し、図 7 に示すように高齢者の描画速度データは学生の平均値より明らかに遅い速度に分布していることがわかる。一方、学生においても全体的に描く速さのばらつきがあることがわかる。

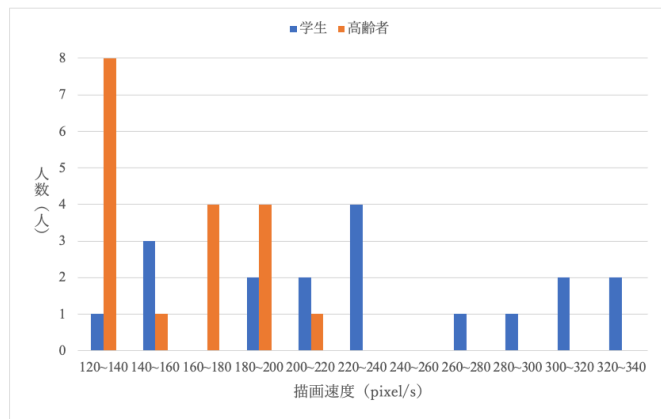


図 7 学生と高齢者における描画速度の分布

6.1.2 考察

・総時間に関する考察

総時間のデータにおいて高齢者の中でも特に数値が大きい人は、他の筆記情報の特徴量や数字・針などの画像情報の特徴量についても検討する必要があると考える。また、高齢者のデータの中で大きなばらつきが見られたことから、認知機能低下検出のための特徴量になる可能性があると考ええる。

・非描画時間に関する考察

非描画時間はペンが画面に触れていない時間を表しているため、その時間が長い人はよく考えながら描いている、もしくは時計を描く際に悩んでいることなどが可能性としてあげられるそのため、非描画時間の値が大きい人も総時間と同様に数字・針などの画像情報の特徴量についても検討する余地があると考ええる。

・総描画時間に関する考察

総描画時間においては学生と高齢者で2群に分かれる結果となったが、学生の平均値と高齢者の平均値の差が4.5秒であり、この差分の影響が大きいかどうかを判断することは難しいため、総描画時間のデータはMCI検出パラメータとして可能性が低いと考える。

・描画速度に関する考察

学生では総時間や非描画時間のばらつきが小さく、描画速度が遅いことは認知機能低下に影響しづらいと考える。そのため、高齢者において描画速度が遅くとも、総時間や非描画時間において学生の平均値と差が小さい人は健常に近いと考える。対して、描画速度が速くとも、総時間や非描画時間において学生の平均値との差が大きい人は、数字・針などの画像情報の特徴量についても検討する必要があると考える。

・全体に関する考察

全体として、学生では総時間、非描画時間、総描画時間においては大きなばらつきは見られなかった。しかし、描画速度においては学生でもばらつきが見られた。このため学生を健常者と仮定す

ると、描画速度は認知機能低下検出のための要因として影響が少ないと考える。総時間や非描画時間において学生の平均値と差が大きい人は画像情報の特徴量についても検討する必要があると考える。

6.2 評価実験

6.2.1 目的

既存の高齢者データに加えて、新たな健康な高齢者データを収集するため、高齢者を対象としたデータ取得実験を行う。

6.2.2 対象者

実験は 2023 年 1 月 27 日に
公立はこだて未来大学構内に
て実施した。対象者は北海道
メンタル評議会に所属する傾
聴ボランティアの方々 5 名で
あり、健康な高齢者に対して
時計描画実験を行った、表 3 に実験条件を示す。

表 3 学生を対象としたデータ取得実験条件

対象	公立はこだて未来大学在学の学生
年齢	20 代
人数	10 名
枚数	1 人につき 10 枚
取得するデータ	時計描画検査アプリケーションを用いて時計を描画した時の時計画像および筆記情報

6.2.3 方法

高齢者実験では櫻井と同様の条件下で実験を行い、データ取得を行う。まず、被験者に対して実験の概要を説明する。次に、被験者に開発した CDT アプリケーションが表示されたタブレットを渡して、以下の指示を伝える。

- (1) 「これから 11 時 10 分の時計を 10 枚描いていただきます。」
- (2) 「終わったら、“書き終わったボタン” を押して次の時計を描いてください。」
- (3) 「書き間違えたら、“書き直すボタンを” を押して次の時計を描いてください。」

被験者が画面の指示に従ってデータ入力を終えたら、タブレットを回収する。最後にアンケートへの入力を依頼して、実験は終了とする。

6.2.4 結果

合計 5 名の被験者に対して実験を行い、合計 50 枚の健康な高齢者の時計画像を収集し、予備実験にて定義した各種特徴量を分析した。取得した時計画像の例を図 8-12 に示す。その結果、被験者 5 人の筆記特徴量に関しては、総時間、非描画時間、総描画時間、描画速度の格特徴量において学生の平均値との差分が見られなかった。また、被験者 2 人目～5 人目の時計画像データにおいては、数字、針の各特徴量において学生の時計画像データと大きな差分がなかった。

6.2.5 考察

上述したように差分が検出されていなかった被験者に対しては、認知機能が健常者に近いと考えられる。しかし、被験者 1 人目の時計画像データに関しては、針の長さに間違いが認められ、長針よりも短針の方が長いという結果となった。さらに、被験者 1 人目が描画した時計のすべてにおいて同様の間違いが見られた。一方で、被験者 1 人目の筆記の特徴量においては学生と差分がなく、画像の特徴量における数字や針の角度などの特徴量に関しては学生と差分が見られなかった。また、筆記の特徴量に差分がなく、針の長さの間違いのみ認められた高齢者の被験者が 1 人であったため、被験者が 11 時 10 分の時計の長針と短針の長さを勘違いし、偶然針の長さの間違いをしてしまった可能性が考えられる。そのため、より多くの健常と考えられる被験者のデータから、同様の間違いが見られた場合には、この特徴は認知機能低下の可能性を示唆するものではないと考えられる。

被験者 5 人の筆記特徴量に関しては、総時間、非描画時間、総描画時間、描画速度の格特徴量において学生の平均値との差分が見られなかった。また、被験者 2 人目～5 人目の時計画像データにおいては、数字、針の各特徴量において学生の時計画像データと大きな差分がなく、認知機能が健常者に近いと考えられる。しかし、被験者 1 人目の時計画像データに関しては、針の長さに間違いが認められ、長針よりも短針の方が長いという結果となった。さらに、被験者 1 人目が描画した時計のすべてにおいて同様の間違いが見られた。一方で、被験者 1 人目の筆記の特徴量においては学生と差分がなく、画像の特徴量における数字や針の角度などの特徴量に関しては学生と差分が見られなかった。また、筆記の特徴量に差分がなく、針の長さの間違いのみ認められた高齢者の被験者が 1 人であったため、被験者が 11 時 10 分の時計の長針と短針の長さを勘違いし、偶然針の長さの間違いをしてしまった可能性が考えられる。そのため、より多くの健常と考えられる被験者のデータから、同様の間違いが見られた場合には、この特徴は認知機能低下の可能性を示唆するものではないと考えられる。



図 8 被験者 1 の時計画像



図 9 被験者 2 の時計画像



図 10 被験者 3 の時計画像



図 11 被験者 4 の時計画像



図 12 被験者 5 の時計画像

6. 3 アソシエーション分析

6.3.1 目的

本分析の目的は、新たに取得したデータを加えた高齢者データと学生データにおける画像情報と筆記情報の各特徴量の相関関係から、MCI 検出に有効と考えられる特徴量を明らかにすることである。

6.3.2 手法

本項では画像情報と筆記情報のデータにおけるデータ比較とアソシエーション分析を行う。新たに取得した高齢者データにおける特徴量分析では画像情報と筆記情報のデータを元に、5.1 節で立てた仮説を評価するべく、筆記特徴量における基本統計量比較分析を行う。また、前年度の結果から、学生と差分がみられた被験者 A～D の各特徴量における相関性を調べるため、筆記情報の特徴量との相関の可能性が示唆された以下の 4 つの画像情報の特徴量を分析対象とした。

- ・垂直線に対する数字 3 の重心の角度
- ・垂直線に対する数字 9 の重心の角度
- ・中心と長針の先端の距離
- ・中心と短針の先端の距離

また、これら 4 つの特徴量に筆記情報の全ての特徴量を加えた 8 つの特徴量を 1 つの csv ファイルに格納し、csv ファイルを用いてアソシエーション分析を行った。その際、5.2.1 項で上記被験者 A～D の高齢者 4 名を除いた高齢者 19 名（18 人中から 4 人を除き、新たな新規高齢者実験のデータを追加）と学生 18 名のデータにおいてもアソシエーション分析を行い、被験者 A～D の 4 名における分析結果と比較した。

アソシエーション分析 [4][5] は、データに潜む要素同士の相関を、ルール(規則性)の形で抽出する手法である。アソシエーションルールは、 $\{A \rightarrow B\}$ の形式で表現され、A を 条件部、B を結論部と呼ぶ。ルールの重要性を表す評価指標に基づき、閾値などの形で指標の条件をユーザが指定することによって、条件を満たすルールを抽出する。アソシエーション分析において多く用いられる評価指標の 3 つ support, confidence, lift は

1) support: 支持度.

条件と結論を同時に満たすトランザクションが全トランザクションに占める割合.(6.1)

2) confidence: 信頼度. 条件部(A)が発生したときに、結論部(B)が起こる割合.(6.2)

3) lift: リフト値. 条件部を空とした場合との信頼度の比率.(6.3)

であり、これら 3 つを数式で表したものを以下に示す [24].

$$1) \text{ support} = N(A \wedge B) / N_r \quad (6.1)$$

$$2) \text{ confidence} = N(A \wedge B) / N(A) \quad (6.2)$$

$$3) \text{ lift} = \text{confidence} / P(B) \quad (6.3)$$

N_r は全データ数、 $N(A)$ は条件 A を満たすデータ数、 $P(B) = N(B) / N_r$ である。一般的に、この 3 つの指標を用いてルール抽出をすることが多いが、これらがそれぞれの程度の値を満たせば重要なルールであるかを判断する明確な基準はない。本研究では、 $\text{support} \geq 1.0$ 、 $\text{lift} \geq 1.0$ のものを抽出し、Apriori アルゴリズム[6]で、アソシエーション分析を行った。

6.3.3 分析結果

今回の分析では「総時間・非描画時間において時間が長い人は針に間違いがあるのではないか」、という仮説のもと条件部 A を筆記情報の特徴量、結論部 B を画像情報とした。この特徴量の組み合わせの事象の中で $\text{confidence} = 1.0$ か $\text{confidence} < 1.0$ で場合分けし、特徴がみられた事象を結果として以下に示す。

1. 被験者 A～D の 4 人の結果

被験者 A～D の 4 名の群では、 $\text{confidence}=1.0$ （条件 A の元で結論 B が必ず起こる場合）の傾向として、総時間、非描画時間、総描画時間、描画速度の特徴量と長針、短針の長さの特徴量に相関がみられた。また、 $\text{confidence}<1.0$ の傾向として、筆記情報の特徴量と 90 度の倍数に位置する数字 3 や 9 の垂直線に対する重心の角度や中心点と数字の重心点との距離の特徴量に相関がみられた。一方で、針の角度に関する特徴量では筆記情報の特徴量との相関がみられなかった。

2. 学生 18 名と高齢者 19 名の結果

学生 18 名と高齢者 19 名の群では、 $\text{confidence}=1.0$ （条件 A の元で結論 B が必ず起こる場合）の傾向として、総時間、非描画時間、総描画時間、描画速度の特徴量と画像情報の 4 つの特徴量に相関がみられなかった。一方で $\text{confidence}<1.0$ の傾向として一部に非描画時間と長針、短針の長さの特徴量の特徴量に相関がみられた。しかし、全体として筆記情報と画像情報の目立った相関はみられなかった。

6.3.4 考察

1) 被験者 A～D の 4 人の結果の考察

筆記情報における全ての特徴量と長針、短針の長さの特徴量に相関がみられた。この結果は、筆記情報の特徴量と針の長さの相関は高い確率で起こることを示しており、5.2 節で述べた仮説の信頼度が高まったと考える。しかし、被験者 4 人の群における評価であり、サンプル数が少ないため、筆記情報の特徴量において同様の特徴がみられる被験者数を増やす必要がある。

本研究では総描画時間をペンが触れている時間の合計、非描画時間をペンが触れていない時間の合計と定義したが、数字ごとの総描画時間、非描画時間について算出し、分析することで数字ごとの総描画時間、非描画時間の傾向が明らかになる。その上で特徴量がみられた数字の総描画時間や非描画時間と画像情報の相関関係も分析することで新たな筆記情報と画像情報の傾向が明らかになると考える。

2) 学生 18 名と高齢者 19 名の結果

被験者全体として、筆記情報と画像情報に目立った相関はみられなかったことから、学生や学生の値に近い高齢者のデータ数が多いため、学生と差分がみられる高齢者のデータは外れ値と識別されてしまった可能性が高い。このことから、筆記情報と画像情報のそれぞれにおいて差分がみられる特徴量がなく相関が現れなかったと考える。このため、高齢者データにおいて、全ての特徴量に関して学生と差分がない群と、1 つでも筆記情報や画像情報で学生と差分がみられる群に分けて、それぞれで分析を行うことにより、筆記情報と画像情報において学生との差分が小さい高齢者の傾向も把握することができるのではないか、と想定している。

7 結論

本研究では、CDT を用いた MCI スクリーニング手法を提案し、その有効性評価を実施した。CDT は短時間で簡易的に評価可能であり、結果をコンピュータ上で自動採点できるようにすることで医師のいない環境下であっても自分自身で MCI スクリーニングを行うことが可能である。そこで前年度、櫻井が行った手法を踏襲し、既存の高齢者データと新たに取得した学生データにおける筆記情報と画像情報の特徴量を抽出し、双方の分析を行い、学生と高齢者の描く時計の違いについて比較した。筆記情報における4つの特徴量を再定義し、これらの特徴量の統計量を算出した。学生データと高齢者データを比較した結果、筆記情報における総時間と非描画時間、総描画時間のパラメータにおける標準偏差でばらつきを比較したところ、高齢者データではばらつきが大きく、学生データではばらつきが小さいという差分がみられた。その上で、高齢者において総時間と非描画時間の値が大きい順に4人を抽出し、時計画像データと比較した結果、4人全員が長針の長さよりも短針の長さのほうが長いことが明らかになった。さらに新規高齢者データ取得実験を行い、新規高齢者データにおける筆記情報の分析を行った。その上で、既存の高齢者データに新規高齢者データを含めたデータと5.2節で学生と大きな差分がみられた被験者 A～D のデータにおいてアソシエーション分析を行った結果、筆記情報における総時間と非描画時間、総描画時間、描画速度の4つの特徴量と画像情報における長針の長さと短針の長さの特徴量において相関があることが明らかになった。これらの特徴量をもとに、前回報告した STB 上のバーチャルペットを用いた自宅のテレビでの CDT スクリーニングシステムの実現が可能になる、と考えている。

6 最後に

本報告書は「CDT による MCI スクリーニング手法の提案」に関するものである。なお、MCI スクリーニング手法は、貴財団からの支援により、2020 年度、「日常生活の状態変化 検知とタスク結果による MCI 検出・通知法の提案」として採択され、2021 年 5 月に当該報告書を提出している。202 年度での報告書では、日常生活の中で、“日常会話”、“CDT” の 2 項目を対象に検討を開始し、“STB を用いた高齢者健康管理支援システム”としてシステム内の機能を実現することを目指した研究成果に関して報告した。今回は、その中で“CDT”に関し、有効性を高齢者と健常な学生を対象にした評価実験からその有効性を確認した結果について述べた。

我々はメディカル ICT 研究として多方面の医療・健康関連の研究開発を継続的に実施しており、本報告書も一連のメディカル ICT 研究の一環として、さらに貴財団助成金により上記研究を実施してきた。なお、本報告で述べた研究成果以外にも、我々が主催しているメディカル ICT 研究会にて報告している。別紙 1 に同研究会のプログラムを貼付する。

最後に貴財団からの長年に渡っての支援に対し、心からの感謝の意を表する。

7 研究成果、発表

- 1) Artero, S., Petersen, R., Touchon, J., & Ritchie, K. (2006). Revised criteria for mild cognitive impairment:

- validation within a longitudinal population study. *Dementia and geriatric cognitive disorders*, 22(5-6), 465-470.
- 2) Sharpley Hsieh I, Samantha Schubert, Christopher Hoon, Eneida Mioshi, John R Hodges Validation of the Addenbrooke's Cognitive Examination III in frontotemporal dementia and Alzheimer's disease *Dement Geriatr Cogn Disord* 2013;36(3-4):242-50.
 - 3) 桜井健太郎, 佐藤生馬, 松本修一, 藤野雄一, “MCI Screening Methods using the Clock Drawing Test”, *IEEE LifeTech* 2022
 - 4) Zhang, C., Zhang, S.: Association Rule Mining: models and algorithms, Lecture Notes In Artificial Intelligence, Vol.2307, p.238, 2002.
 - 5) Hang, J., Pei, J., Yin, Y.: Mining frequent pattern without candidate generation, *Proc. of ACM SIGMOD*, pp.1-12, 2000.
 - 6) Agrawal, R., Srikant, R.: Fast Algorithms for Mining Association Rules, *Proc. of the 20th VLDB Conf.* pp. 487-499, 1994.
 - 7) Ayaka Yamanaka, Ikuma Sato, Shuichi Matsumoto and Yuichi Fujino, “MCI screening system by multiple daily activity information- A method based on daily conversation”, *A Hybrid Conference 8th ICICT 2023*, London, UK, 2023
 - 8) 山中綾華, 佐藤生馬, 松本修一, 藤野雄一, “複数の日常行動情報における MCI スクリーニング-日常会話による MCI 検出手法の検討”, *生体工学, Annual59 巻 Proc 号* p.687-689, 2021 年
 - 9) 南部 優太, 真里谷 奨, 新開 翔太, 梅本 美菜, 浅沼 広子, 廣橋 良彦, 齋藤 豪, 鳥越 俊, 佐藤 生馬, 藤野 雄一, “子宮頸部細胞診断支援に向けた選好学習を用いた扁平上皮細胞画像判別モデルの学習”, *信学技報*, vol. 122, no. 188, MI2022-62, pp. 53-58, 2022 年 9 月
 - 10) 増田翔, 佐藤生馬, 松本修一, 藤野雄一, “地域情報と連動したテレビ上のバーチャルエージェントによる独居高齢者外出促進手法の検討”, *情報科学技術フォーラム講演論文集 (FIT)*, 2022
 - 11) Yuichi F. Ikuma S., "Some Topics of Medical ICT Field in FUN", *Towards a 100-year-life-expectancy in Japan*, *Digital Health Trends and Research Opportunities*, *Guest Lecture Health Research in Japan*, *Makerere Univ.*, 11th, March, 2022, Invitation Lecture

8 別紙

1. 別紙 1 2022 年度未来大メディカル ICT 研究会 プログラム 2023.3

第12回 未来大学メディカルICT研究会

2023年2月吉日

公立はこだて未来大学 教授 藤野 雄一

拝啓

暦の上ではもう春だというのに函館はまだまだ、雪が残っており、寒さも続いておりませんが、皆様ますますご健勝のこととお慶び申し上げます。

昨年度の研究会はコロナ禍のために、7月に延期して開催させていただきましたが、その際にも多くの関係者にお集まりいただき、ありがとうございました。今回、半年後ではありますが、あらためて今年度の研究会として、また私の在職中の最後の研究会として、年度内に開催させていただきたく、ご連絡を申し上げます。

年度末のお忙しい中、皆様におかれましてスケジュール調整が大変困難かと存じますがご都合がよろしければ、ぜひ函館にてお会いできれば、と存じます。コロナに関しては大学内では十分衛生、換気に注意し、また現地参加が難しい方々にはオンラインにての参加をお願いし、下記スケジュールにて開催予定ですので、皆様のご参加をお待ちしております。

敬具

記

- ・日時 2023年3月2日(木) 12:00-18:00 (予定)
3月3日(金) 9:00-12:35 (予定)
- ・場所 公立はこだて未来大学 講義室 R791 / zoom で配信予定

プログラム

〇1日目 3/2 12:00-18:00

1. オープニング 12:00-12:05

公立はこだて未来大学 教授 藤野 雄一

2. 一般セッション I 12:05-13:35

- 1) 12:05-12:20 “ARを活用したアフリカ諸国の算数・数学教育支援”
公立はこだて未来大学 M2 久米 晶子
- 2) 12:20-12:35 “会話からのMCIスクリーニング”
公立はこだて未来大学 M2 山中 綾華
- 3) 12:35-12:50 “CDTによるMICスクリーニング”
公立はこだて未来大学 B4 安部 佑星

- 3) 12:50-13:05 “覚醒下脳腫瘍摘出術における術具位置と複数の術具情報を用いた手術工程同定
手法の提案
公立ほこだて未来大学 B4 伊勢 隆之介
- 4) 13:05-13:20 “AI 応用事例とその可能性 (仮)”
NTT 人間情報研究所 南部 優太
- 5) 13:20-13:35 “ゲノム解析時代の医療を支える先端技術およびAI について”
札幌医科大学産婦人科 真里谷 奨

3. 基調講演 I 13:50-15:20

- 7) 13:50-14:35 “パーソナルヘルスレコードに関するこれまでの取り組み
～NTT、東京 2020 大会の事例を中心に～”
NTT 研究所 石博 康雄
- 8) 14:35-15:20 “最新小児医療”
鹿児島大学 学術研究院 医歯学域医学系 小児外科学分野 教授 家入 里志

4. 一般セッション II 15:30-16:30

- 9) 15:30-15:45 “介護老人保健施設での医療・介護の現状とニーズ
社会医療法人至仁会 介護老人保健施設 遊 施設長 伊関 洋
同 介護福祉士 田代 敏行
- 4) 15:45-16:00 “心臓のバイオデジタルツイン”
NTT 研究企画部門 プロデュース担当 稲家 克郎
- 9) 16:00-16:15 “スマート治療室を更にスマートにする取り組み”
東京女子医科大学 吉光 喜太郎
- 10) 16:15-16:30 “医用画像ビッグデータを用いた筋骨格の加齢変化解析とヘルスケアへの応用”
奈良先端科学技術大学 准教授 大竹義人 (オンライン)
- 11) 16:30-16:45 “NTT コミュニケーションズのスマートヘルスケアの取組(仮)”
NTT コミュニケーションズ 常川 聡

5. 基調講演 II 17:15-18:15

- 12) 17:15-17:55 “先端工学外科学の医療情報研究の展開 (仮)”
東京女子医科大学 先端生命医科学研究所 教授 正宗 賢
- 13) 17:55-18:15 “メディカル ICT への道のり”
公立公立ほこだて未来大学 教授 藤野 雄一 (オンライン)

〇2 日目 3/3 9:00-12:35

6. 基調講演 III 9:00-10:30

- 1) 9:00-9:45 “産官学連携事業／米国における医療産業（仮）” (オンライン)
札幌医科大学名誉教授 辰巳 治之
- 2) 9:45-10:30 “AWS 紹介（プラットフォーム、医療、AI/ML）” (オンライン)
アマゾン 水島 洋

7. 一般セッション III 10:45-12:30

- 3) 10:45-11:00 “VR Simulation を用いた低侵襲心臓外科手術の現状と可能性” “
函館厚生院 函館五稜郭病院 心臓血管外科 橘 一俊
- 4) 11:00-11:15 “深層学習を用いた子宮癌における腫瘍分子生物学的プロファイル判定”
札幌医科大学産婦人科 梅本 美菜
- 5) 11:15-11:30 “AI による子宮体がんスクリーニング”
公立ほこだて未来大学 M1 永田 舞
- 6) 11:30-11:45 “異形成から癌へ、子宮頸癌の発生機序と細胞判定手法の検討”
札幌医科大学産婦人科 新開 翔太
- 7) 11:45-12:00 “手術器械管理における支援システムの開発と評価” (オンライン)
東京医療保健大学 医療保健学部 医療情報学科 助教 楠田 佳緒
- 8) 12:00-12:15 “医療情報システムの安全管理に関するガイドライン」対応した医療
ソリューションサービスパッケージ：Medixala “(オンライン)
アラクサラ 新 善文

8. クロージング 12:30-12:35

9. その他

- 本研究会の一部の内容は未公開研究テーマを含んでいます。よって、本研究会の模様を録画、写真撮影を行うことはご遠慮いただくようお願いいたします。
- なお、一部の講演資料に関し、ご希望の方には講師の許可の下、配布を予定しています。
- Zoom

~~~~~ここから~~~~~

雄一 藤野さんがあなたを予約された Zoom ミーティングに招待しています。

トピック： 藤野の Mtg. Room (Mis1)

時間：こちらは定期的ミーティングです いつでも

Zoom ミーティングに参加する

<https://us06web.zoom.us/j/98466104272?pwd=NDdzK2crbWlrUDNTZlZuQk9SOWtpdz09>

ミーティング ID: 984 6610 4272

パスコード: 390748

~~~~~ここまで~~~~~

○注意

参加の際には、ユーザ名を以下のように変更いただければ幸いです。

組織名_お名前

Ex. FUN_fujino, 未来大_藤野 など

★ 帰りのバスのご案内（バス停は、正面玄関を出て右手へ坂を少し下る.）

https://www.fun.ac.jp/access/bus105_55/

★ タクシー

客待ちはしていないので、電話で呼んでください。



★その他

- ・ 体調管理には十分注意してください。特に対面参加で函館に来られる方は、開催前 1 週間の体調を管理し、感染の恐れが少ない状況でご来函ください。また、対面の参加を予定していても、当日、体調不良であればご遠慮せず、出張をとりやめてください。オンラインに変更してもらってもかまいません。また、研究会開催中はマスクの着用をお願いいたします。（予定）