

複数の情報を用いた MCI スクリーニング ～CDT による MCI 検出手法の検討～

櫻井健太郎¹ 佐藤生馬¹ 藤野雄一¹ 松本修一²

概要: 近年、日本では認知症者が増加している。認知症の治療においては認知症の前段階である MCI を早期検出することが重要とされている。そこで簡易な検査システムとして、本研究では日常的に取得できる複数の情報を用いた MCI 早期検出手法を提案する。本稿では CDT (時計描画検査) に着目し、CDT による MCI 検出手法の検討をおこなった。CDT により得られる筆記情報・時計画像を取得し、MCI 可能性の検出に必要な特徴量を選択、抽出し、実験にて手法の妥当性を検討した。

キーワード: 認知症, MCI, 時計描画検査

MCI Screening Methods with Multiple Information - Clock Drawing Test for MCI Screening-

KENTARO SAKURAI¹ IKUMA SATO¹ YUICHI FUJINO¹
SHUICHI MATSUMOTO²

Abstract: In recent years, the dementia has been increasing in Japan. It is important to detect early MCI, that is the preliminary stage of dementia. Therefore, we propose a method for early detection of MCI using multiple information that can be got in daily life. In this paper, we focus on the CDT (clock drawing test) and investigate to detect some parameters for MCI using the CDT. We got drawing pen data and clock images by CDT, define and extract some features for detection of MCI. We examined validity of our methods in preliminary experiments.

Keywords: Dementia, MCI, Clock Drawing Test

1. はじめに

1.1 認知症の増加

近年、日本では認知症者が増加傾向にある。厚生労働省による認知症者数の推定によると、2020年の認知症者数は約600万人であり、2035年には800万人まで増加するとされている[1]。

1.2 認知症と MCI

認知症は、脳に何らかの異常が起こることにより、生活に支障を及ぼすレベルの認知機能障害が発生する疾患である。表1に認知症による認知機能障害と症状の例を示す。認知症の前駆段階として、MCI と呼ばれる状態が知られている[3]。MCI は認知症ではないが、生活に支障が及ばないレベルの認知機能障害が発生している状態である。

現在、認知症による認知機能障害を回復する治療法は明確ではない。そのため、認知症の治療では、認知機能障害を抑制する治療が施される。しかし、MCI のような認知機能障害がごく軽度な場合であれば、認知機能障害を治療により回復することができる、とされている[4]。したがっ

1 公立はこだて未来大学
Feature University Hakodate, Hokkaido 041-8655, Japan
2 日本ケーブルラボ
Japan Cable Laboratory, Tokyo 103-0025, Japan

表 1 認知機能障害と症状の例[2]

認知機能	点数
全般性注意	ぼんやりして反応が遅い
遂行機能	作業の段取りや計画が立てられない
記憶	最近の出来事を思い出せない
言語	相手の話を理解できない 文字が書けない
計算	計算ができない
視空間認知	図形が描けない, よく知っている場所でも道に迷う
社会的認知	相手や周囲の状況を汲み取れない

て、認知症の治療では認知症の前段階である MCI を早期に発見し、治療を開始することが重要である。

1.3 認知症の検査法

現在、認知症の検査は主に医師との問診によって行われる。実際の診断時には問診と認知症スクリーニング検査から、医師が認知機能障害の程度を採点し診断が行われる。

表 2 に主な認知症スクリーニング検査法を示す。

表 2 認知症検査一覧[5]

略称	時間(分)	点数(点)	検査項目	備考
HDS-R	10	30	見当識/作業記憶/計算/近似記憶/非言語性記憶/前頭葉機能	言語性検査のみを扱う
MMSE	10	30	見当識/記銘/シリアル7課題/逆唱課題/再生/呼称/復唱/理解/独自/書字/描画	主に言語性検査だが3問の動作性検査を含む。
MoCA-J	10	30	視空間/命名/記憶/注意力/復唱/抽象概念/遅延再生/見当識	
ACE-III	15	100	見当識/記銘/注意および集中/早期記憶/言語能力/視空間認知/視知覚/再認	検査時間に MMSE を含んだ高度な検査である。

これらの検査のほかに、簡易な検査手法として用いられる CDT(Clock Drawing Test)がある[6]。CDT は被験者によって描画された時計を評価項目に従って医師が採点する検査である。具体的にはまず医師が被験者に対し、例えば「11時10分の時計を描いてください」などと指示をし、被験者は用意された紙に時計を描画する。医師は描画された時計を、認知機能障害によって引き起こされる時計描画時の間違いによって構成される評価項目に従って採点する。評価項目によく含まれる要素として、“指示が正しく理解できないことにより針が示すべき時刻を間違っている”、“視空間を正しく認識できないことにより数字や針が正しい位置にない”、などが挙げられる。

1.4 現状の認知症の検査の課題

表 2 に示した現状の認知症検査は医師によって行われる

ため、認知機能の衰えを感じた人は病院へ行く必要がある。しかし、MCI では日常生活に支障はないためこれらを自覚することは困難である。よって、自覚症状が薄い状態では認知症外来などを受診しづらく、結果的に発見の遅れにつながっている可能性が考えられる。

そこで、日常的に実施できる簡易な MCI 検出があればこの問題を解決できると考えた。コンピュータやウェアラブルデバイスを用いることで、自分自身で日常の行動ログを得ることができる。コンピュータを用いて認知症検出をおこなった先行研究例として CDT が報告されている[8][9]。CDT 自身は日常行動とは異なるが、日常的に目にする“時計”を描画させることにより MCI の徴候を把握することができるのではないかと考え、CDT に着目した。

2. CDT による認知症検出の先行研究

2.1 紙ベースでの CDT による認知症検出

CDT は複数の手法が提案されている。一例として、Sunderland 式 CDT を表 3 に示す。当時の CDT はタブレットなどの IT 機器ではなく、紙を用いておこなわれるアナログな検査であるがその簡便性が着目され、近年ではタブレットを用いて CDT を実施し、その結果をコンピュータで分析する研究が報告されている[8][9]。

表 3 Sunderland 式 CDT[7]

点数	評価項目
10	時計の針が正しい位置にある
9	針の位置を少し誤る
8	長短針の配置を大きく誤る
7	長短針の位置がまったく違う
6	針を不適切に描く
5	時計の片側に数字が偏る
4	数字の順序がバラバラになり、時計らしく見えない
3	数字と外円を別々に描く、針は描いていない
2	かろうじて時計と分かる
1	時計を描こうとしない、時計を描こうとしたと思えない

2.2 筆記情報による認知症検出の先行研究

CDT をデジタルペンを用いておこなうと、ペンの座標や速度などの筆記情報を容易に取得することが出来る。川西は CDT で得られる“筆記情報”のみを用いた認知症検出手法を提案した[10]。筆記情報から数字ごとに対し、時間的特徴量、空間的特徴量、筆記的特徴量を取得した。取得した特徴量を学習データとして線形 SVM, KNN, 非線形 SVM, ランダムフォレスト, ロジスティック回帰について学習をおこなった。5つの学習法の再現率を比較したところ、非線形 SVM が最も高く 92%となった。

2.3 MCI 検出への適用

CDT の結果をコンピュータで分析する先行研究[8][9][10]では、特徴量として主に“時計画像”と“筆記情報”が用

いられている。“時計画像”は2.1項で述べたようにCDTによって描かれた時計画像から得られる情報から“時計らしさ”を表3に示す認知症の判定基準により点数化している。“筆記情報”は2.2項で述べたように、時計を描画中の筆記情報から得られる情報から認べるの認知機能障害が見られる。

これらの先行研究は認知症を対象としているため、MCIの検出は行っていない。そこで、MCIを検出する手法として“時計らしさ”と“時計を描く上での筆記情報”をパラメータとしてMCIが判定できるのではないか、と仮定し、後述する特徴量を検討した。本研究では時計画像から画像処理により“時計らしさ”特徴量を抽出し、描画中にデジタルペンによって取得した“筆記情報”特徴量と組み合わせることで、タブレットのみで可能なMCIの検出を試みる。

具体的には、CDTによって得られる“時計画像”と“筆記情報”の2つの特徴量を用いたMCI検出の提案をおこなう。本稿では上記特徴量の選択、抽出手法について検討をおこなう。

3. CDT（時計画像と筆記情報）によるMCIスクリーニング法

3.1 CDTによるMCIスクリーニング法

図1にCDTによるMCI検出の流れを示す。まず、データ取得でユーザがデータを入力する。次に、時計らしさ判定によって、明らかな認知症者のデータや全く時計らしく見えないデータを除外する。最後に、MCI判定をおこない、MCIの可能性を判定する。

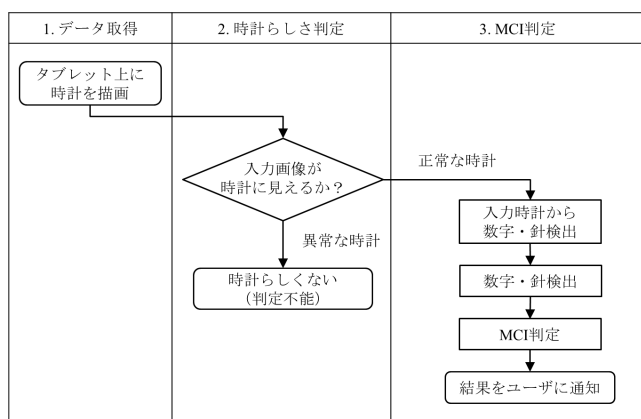


図1 CDTによるMCI検出の流れ

3.2 データ取得

タブレットにはあらかじめ、時計の外円・中心が描かれている。ユーザはデジタルペンを用いてタブレットに時計を描画する。描画中の様子を図2に示す。

最初に描画中の筆記情報をサンプリング、保存し、次に、描画された時計を画像としてを保存する。筆記情報・時計画像の2つを入力データとする。筆記情報はペンダウンか

らペンアップまでを1ストロークとし、ストロークごとに分けてデータを保存した。



図2 タブレットを用いた時計描画の様子

3.3 時計らしさ判定

時計らしさの判定では、明らかに正常な時計と明らかに異常な時計を判定する。時計らしくない入力をここで除外し、それらの群を認知症グループとする。

図3に正常な時計の例、図に認知機能障害による明らかに異常な時計の描画例を示す。ここでの判定基準はShulamanCDTによる認知機能評価をもとに定義している[11]。正常な時計は数字が12個あり、針が2本描かれている時計とする。異常な時計は認知機能障害が中度・重度であると判定される時計である。数字が極端に多い、または少なく、針が極端に多いか、描かれていない時計などとする。

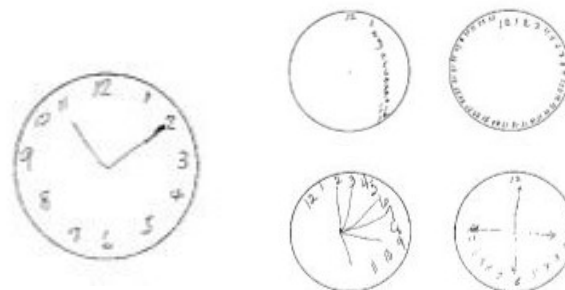


図3 (左) 正常な時計の例[11] (右) 異常な時計の例[11]

時計らしさの判定のために、手書き数字データセットMNISTを用いて、正常な時計、異常な時計の画像を作成した。作成した画像データを図4に示す。作成した時計画像を入力データとしてCNNで学習し、時計らしさを判定モデルを作成した。

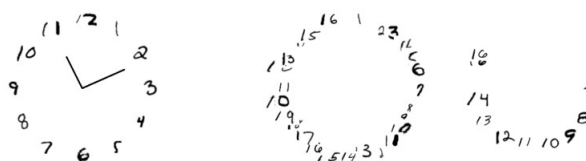


図4 (左) MNISTを用いて生成した正常な時計 (右) MNISTを用いて生成した以上な時計

3.4 MCI 判定のための特徴量

時計らしさの判定後、筆記情報・時計画像の2つを入力データとし、筆記情報の特徴量、時計描画の特徴量を定義する。

なお、実際のMCI判定時に両特徴量をどのように重みづけしMCIを判定するか、の手法は医師、介護スタッフ等と上記特徴量の意味などを吟味した上で決定し、MCIスクリーニングへの有効性を評価する。本稿ではまず、定義した特徴量の検出可能性を検証する。

3.4.1 筆記情報の特徴量選択

先行研究を参考に、MCI判定ための特徴量を選択した。先行研究ではペンの動きそのものに関する特徴量、描画時間に関する特徴量、描かれた図形の大きさや位置に関する特徴量からなる。これらに対して特徴量の厳選をおこなっている。MCI判定に対してどのような筆記情報が有効であるか現時点では不明であるため特徴量の厳選はおこなわず、先行研究で認知症検出に有効であると考えられた筆記情報の中から判定に有効であると想定される特徴量を選択した。

3.4.2 時計画像の特徴量選択

特徴量の選定では、既存のCDT判定手法の高得点部分に着目した。表4に既存CDT判定手法の高得点部分を示す。各評価項目を画像処理によって取得できる値に置き換えた。例えば、“数字が部分的に偏る”は数字と時計の中心点の距離によって求めることができる。このような分析を複数のCDT判定手法に対しておこない、時計画像から得られる特徴量とした。

表4 既存CDT手法の高得点部分[6]

名称	点数	評価項目
Shulman	5	完全な時計
	4	数字が部分的に偏る、針の指す時間が正しくない
	3	円の外に時間を描画 数字を上下逆に描画
Sunderland	10	時計の針が正しい位置にある
	9	針の位置を少し誤る
	8	長短針の位置が全く違う
	7	長短針の位置を大きく誤る
	6	針がない、針が数字で表されている
Wolf-Klein	10	正常
	9	ほぼ正常だが、数字に問題がある
	8	ほぼ正常だが、空間的に問題がある
	7	非常に不適切な空間
	6	数字を繰り返し描く

3.4.3 MCI 検出に用いる特徴量の決定

3.4.1項と3.4.2項にて述べた特徴量を表5、表6にまとめる。これらの特徴量をMCI判定に適用する予定である。

3.5 針・数字の検出

特徴量を得るために、針、数字の検出をおこなう。

表5 筆記情報から得られる特徴量

数字 (1-12) 針 (長針・短針)	速度	平均値・最大値・標準偏差
	方位角	
	高位角	
	筆圧	
時間	非描画時間・描画時間 描いた数字の順番	

表6 時計画像から得られる特徴量

数字 (1-12)	時計の中心点に対する角度
	時計の中心点からの距離
針 (長針・短針)	時計の中心点に対する角度
	始点位置・数点位置の座標
	始点位置・終点位置間の距離

(ア) 針の検出

図5に針の検出手順を示す。

- (1) 短針・長針を分割するため時計の中心付近を削除する。
- (2) 膨張して針と矢印を一体化させる。
- (3) ラベリング処理によって全てのオブジェクトを検出し、中心に最も近いオブジェクトを短針・長針として取得する。
- (4) 短針・長針に対して線形近似をおこない、針の直線部分が求められる。

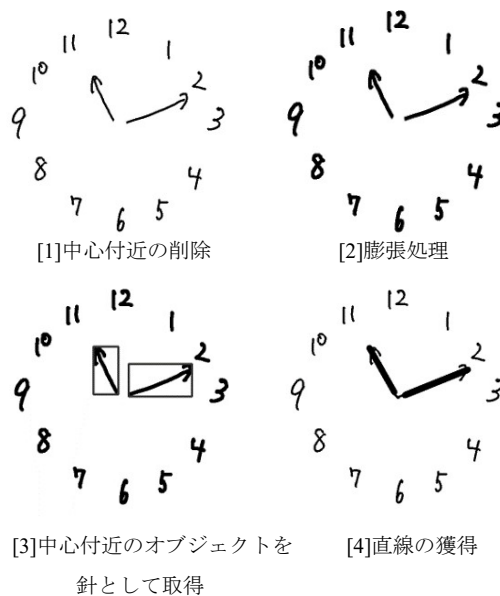


図5 針検出の処理の流れ

(イ) 数字の検出

数字検出にはFaster RCNNによる数字検出モデルを用いた。学習データとして、手書き数字データセットMNSITを用いて学習用画像を作成した。画像には0-9の数字をランダムに配置した。作成した学習データを図6に示す。

作成した数字検出モデルを用いて数字検出をおこなう。

まず、針を数字として認識されないように画像から針を削除した。次に、数字推定の結果を図7のように得られる。矩形が数字の推定領域である。ラベルは数字推定結果を示しており、“数字推定：予測度”を表している。

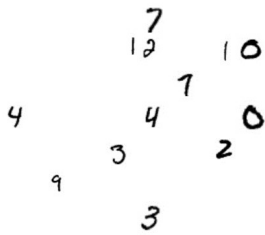


図6 数字検出モデル用学習データ

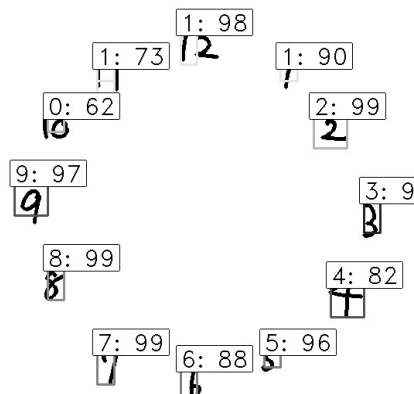


図7 数字の検出結果イメージ

3.6 筆記情報の特徴量抽出手法

筆記情報には入力データとして、速度、方位角、高位角、時間、筆圧が含まれている。それぞれのデータの値の平均値・最大値・標準偏差を計算し、特徴量とする。

3.7 時計画像の特徴量抽出手法

時計画像の特徴量の取得方法を図8、図9に示す。

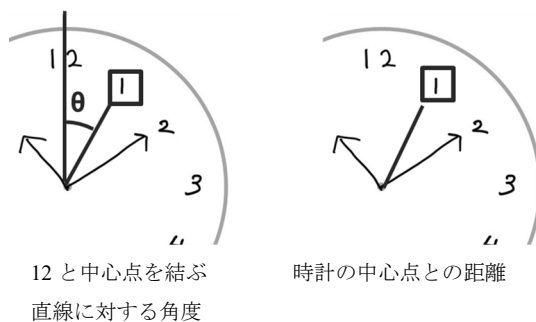


図8 針の特徴量取得方法

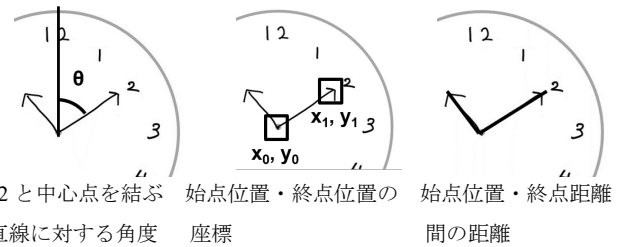


図9 数字の特徴量取得方法

4. 特徴量取得実験

4.1 時計描画データの取得

今回、特徴量取得実験として針、数字の検出および筆記情報、時計画像の特徴量の抽出を行った。“時計らしさ”の判定、分離については上述した手法の検証を行った上で次ステップとして実験を予定する。実験は被験者に対して「11時10分の時計を描いてください」と指示し、タブレットとデジタルペンを用いて時計を描画させて、特徴量の抽出可能生の実験を実施した

4.2 特徴量抽出に用いるオブジェクト検出結果

4.2.1 針の検出結果

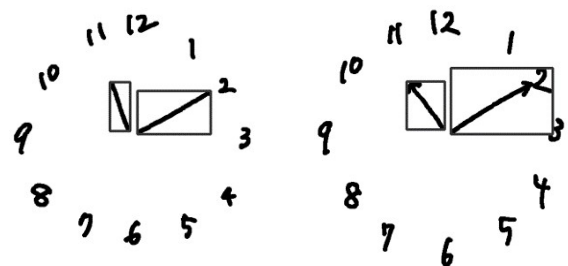


図10 (左) 針を正確に推定した場合
 (右) 2を長針の一部として判定した場合

表7 実験データに対する針検出の再現率

	短針	長針
再現率	0.93	0.67

4.2.2 数字の検出結果

表8 実験データに対する数字検出の再現率

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
再現率 [%]	80	67	93	100	87	100	87	87	100	0	7	20

4.2.3 時計画像特徴量の一例

実際に図11の入力画像に対して特徴量を抽出した例を表9、表10に示す。



図 11 入力画像

表 9 入力画像の針の特徴量取得結果

	短針	長針
角度 [度]	29	70
座標 [pixel]	始点 : x=291, y=200 終点 : x=443, y=275	始点 : x=227, y=182 終点 : x=275, y=271
距離 [pixel]	162	117

表 10 入力画像の数字の特徴量取得結果

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
角度 [度]	34	61	90	120	147	179	207	236	268	-	-	-
距離 [pixel]	206	208	217	216	200	187	194	208	209	-	-	-

4.3 考察

針の検出では、数字の“2”が長針の一部であると判定されるケースがみられた。そのため、長針に比べ短針の正解率が 0.67 とやや低い結果となった。

数字の検出では、数字検出モデルの学習の際に、1桁の数字を用いた。そのため、2桁の数字をまとめて検出していることが多く、2桁の数字精度が著しく下がってしまった。

4.2.3 項でも 10-12 の数字は検出されていないため、特徴量が空欄となっている。数字・針の検出漏れがあった場合は、取得できている時計画像の特徴量のみを用いて判別をおこなう。

5. 今後の展望

今後、上述した“時計らしさ”の手法の検証と、今回の予備実験によって明らかになった MCI 判定の特徴量抽出における課題の修正をおこなう。また、健常者および MCI 高齢者の学習データを集め、健常者と MCI の分類機を作成する。今後予定している本実験では作成した分類器を健常者と MCI と診断されている患者等に使用してもらい、評価実験を行う予定である。

研究全体の今後の展望として、日常的に取得できる複数の情報を用いた MCI 検出手法を検討する。図 12 に最終的な研究全体のシステム概要を示す。

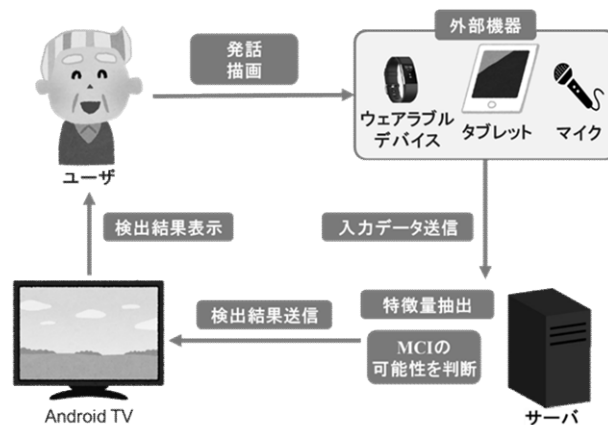


図 12 本研究における最終的なシステムイメージ

- (1) ユーザが外部機器に対し発話や描画でデータ入力
- (2) 入力データから特徴量を抽出し MCI の可能性を判断
- (3) 検出結果を TV に送信し、ユーザに表示
- (4) システムからユーザに通院するように提言

検出結果を表示するデバイスには、AndroidOS を搭載した AndroidTV を用いる。高齢者でも操作が容易であること、高齢者が日常的に使用することに抵抗が少ないためである。TV を用いて高齢者に違和感なく時計描画を促すシステムを検討する。

参考文献

- [1] 二宮他. 日本における認知症の高齢者人口の将来推計に関する研究. 厚生労働科学研究費補助金厚生労働科学特別研究事業, 2016.
- [2] 認知症疾患診療ガイドライン作成委員会. 認知症疾患診療ガイドライン. 医学書院, 2017.
- [3] Artero S et al. Revised criteria for mild cognitive impairment: validation within a longitudinal population study. *Dementia and Geriatric Cognitive Disorders*. 2006. P465-470.
- [4] 武田他. 認知症の早期発見と早期治療. 日本末病システム学会 雑誌, 2008, vol.14, no.1, p.64-67.
- [5] 櫻井他. 認知症スクリーニング検査の動向. ライフオブインテリジェンスと研究会. 2019.
- [6] 吉村他. Clock Drawing Test(CDT)の評価法に関する臨床的検討. 高次脳機能研究, 2008, vol.28, no.4, p.361-372
- [7] T. Sunderland et al., Clock Drawing in Alzheimer's Disease; A Novel Measure of Dementia Severity. *The American Geriatrics Society*. 1989. vol. 37, p. 725-729.
- [8] Z. Harbi et al. Clock Drawing Test Digit Recognition Using Static and Dynamic Features, *Procedia Computer Science*, 2016, vol.96, p.1221-1230.
- [9] S. Muller et al. Increased Diagnostic Accuracy of Digital vs. Conventional Clock Drawing Test for Discrimination of Patients in the Early Course of Alzheimer's Disease from Cognitively Healthy Individuals. *Front Aging Neurosci*, 2017, vol.9, p.1-10.
- [10] 川西昂弥. ペンストロークデータを用いた認知症検出システムに関する検討. 三重大学大学院研究科修士論文, 2018.
- [11] K.I.Shulman et al. Clock - drawing: is it the ideal cognitive screening test?. *International Journal of Geriatric Psychiatry*, vol.15, no.6, p.548-561.