トランスコスモス財団調査研究助成事業　報告書

2021/5//28
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「**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**」に関する 2020 年度研究報告である．

2　構成

本研究報告は以下の構成にて記述する．

1) 背景
2) 研究方針
3) 会話による MCI 検出
4) CDT による MCI 検出
5) STB を用いた高齢者用健康管理支援システム
6) 研究成果発表
7) 別紙

3　背景研究

本学ではミッションの一つとして地域貢献が挙げられ，特に医療分野での貢献として地域医療・遠隔医療に関わる研究成果の提供とその実践は大きなテーマの一つであり，道南地域の先進医療の牽引，高齢化社会での健康対策などにもつながる．我々はメディカル ICT の推進研究として未来大学メディカル ICT 研究会を組織し，地域医療，地域高齢者介護支援，先進 ICT 医療の研究を担っている．

表 1　医師により実施される認知症検査法

	HDS-R	MMSE	MoCa-J	ACE-Ⅲ
実施時間（分）	10	10	10	15
検査項目	見当識 作業記憶 計算 近似記憶 非言語性記銘 前頭葉機能	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	視空間 命名 記憶 注意力 復唱 抽象概念 遅延再生 見当識	見当識 記銘 注意および集中 想起 記憶 言語能力 視空間認知 視知覚 再認
カットオフ値	20/30	23/30	26/30	82/100 or 88/100
特徴	言語性認知能力検査	国際的に広く用いられる MCIの検知が困難という指摘がある	軽度認知障害を検出しやすい可能性	検査項目にMMSEを含む

一方，日本では少子高齢化問題に加えて，認知症高齢者の増加が深刻な社会問題となっている．2015 年の厚生労働省の発表によると日本の認知症高齢者は 2012 年時点で約 462 万人，令和 2 年には 630 万人と予想され，認知症の前段階である MCI（(軽度認知障害：Mild Cognitive

Impairment)は約 400 万人程度と推計されている．認知症は MCI と呼ばれる軽度の場合であれば，適切な治療により認知機能の回復，進行を抑えることが可能とされているが，認知症と診断された場合，低下した認知能力を回復させる治療法は確立していないため，早期発見による早期治療が重要となる．しかし，軽度の認知障害に関しては，単に“加齢による物忘れ”だとする自己判断や，家族の思い入れなどにより“治療が必要”などと判断することが困難な場合が多い．認知症外来では表 1 に示すような検査手法が存在し，シートや医師による質問，計算タスク，会話などにより総合的に認知能力を判断する．さらに，“認知症の疑い”と“MCI の症状がある”との差が明確にあるのではなく，表 1 に示すこれらの手法が自己 MCI スクリーニングに有効かどうか，は現時点では不明確となっている．HDS-R は長谷川式認知スケールと呼ばれており，簡易な知能検査で，具体的には，被験者に対し質問項目としての認知課題を与え，その成否によって得点評価をおこない，その総得点によって認知症の有無および重症度を割り出すことができる．本検査では図や機器を用いない為，視空間認知障害などは識別できない．MMSE（Mini Mental State Experience）は HDS-R と同様な認知症の疑いを識別するヒアリング，アンケートによる認知能力検査であり，2006 年に日本語訳版が開発されて以降，認知症検査手法として日本でも広く認知されるようになったが，欠点として記憶に関する検査項目が少ない，HDS-R 同様に言語性認知障害の検査項目の点数の比重が高い，視空間認知能力などの症状を測定することが難しい，等があげられる．これらの検査法により，ある程度の検知は可能であるが認知症の症状は多岐にわたり，上記検査法のように言語や見当識など“一つの特徴”からすべての認知症状を検出することは難しい．また，MCI と判断されても，認知症外来を受診することに対しても，本人のプライドなどが邪魔をし困難，とされている現状もある．加えて，今日の COVI-D-19 による外出制限などにより，高齢者の外出機会が奪われ，独居高齢者などは一日中部屋にこもりっきりとなるケースが増え，認知機能の衰えを増大させる傾向もありえる．

上述した社会的背景，認知症検査状況，認知症外来受診状況に鑑み，検査のコスト削減，高齢者への負担軽減，MCI の早期発見による認知症発症数の軽減を目的として，自己スクリーニングによる MCI の検出，またはその予兆の検出が重要，と考える．そこで，本研究では MCI または認知症における複数の特徴量を検出し，AI・機械学習による MCI 検出技術の確立と，その結果を踏まえた AI 通知による認知症外来受診を促すシステムを提案する．“認知症外来受診を促す”とは，独居高齢者だけではなく高齢者と同居する家族などが，認知機能の衰えが目立ってきた高齢者に対し，認知症外来への受診を薦める前に本システムより得られたスクリーニング結果やロボットを介した AI 通知サービスなどにより，受診を拒む高齢者をうまく説得することであり，本システムにより MCI 徴候を示す高齢者の受診を促し，早期治療により認知症を予防することが可能，となることを期待している．

4　研究方針

上述した背景を下に，本研究では MCI または認知症における複数の特徴量を検出し，AI・機械学習による MCI 検出技術の確立と，その結果を踏まえた AI 通知による認知症外来受診を促すシステムの構築を目指す．本システムは日常から得られる複数の状況の変化から MCI を検出する手法を用いる．現在検討している項目を以下に示す．

1)　歩行状況の変化

2)　空間認識能力の変化

3)　日常会話

これらのうち，歩行の変化に関しては既に報告されており，歩幅の縮小，歩行速度の減少が現れる，と言われている．この数値は現在の歩数計，スマートフォンなどにより容易に取得可能と考えられるが，経年を経ての微妙な変化でもあり，MCI 検出パラメータとしては予備的なものと考えている．そこで，我々は上記 2)，3)の項目に関して検討を開始している．また，これらのパラメータ異常から MCI の徴候が見つかったとしても，独居高齢者はなかなか認知症外来への受診には結びつかない場合が多い．家族が近くにいても，本人のプライドを尊重するとなかなか受診を切り出せないことも考えられる．そこで本システムでは，日常使用している TV の中に仮想ペット（以下 Virtual Pet: VP）を存在させ，VP との会話，指示などにより認知機能の衰えを捕らえ，AI ベースロボットの会話機能のようにさりげなく高齢者の認知機能の衰えを通知し，受診に繋げるシステムを目指す．

5　日常会話による MCI 検出手法

5.1　日常会話における認知機能の低下

認知機能が衰えると，日常生活における様々な行動に変化が現れる．例えば，会話からは言語認知機能障害，歩行からは注意認知機能障害が認められる．ここでは日常生活で得られる会話や歩行行動パターンなどの複数の日常行動からその小さな変化を検出することで，日常生活の中での些細な認知機能の低下を捉えることを検討する．我々は日常生活で発生する会話や歩行，空間認知力などから MCI の識別に必要な特徴量を抽出する MCI スクリーニングシステムを提案する．その中でも本稿では日常会話に着目し，MCI 検出への適用可能性の検討を行う．MCI 検出に必要な特徴量は，認知機能と関連がある会話時の音響特徴，言語特徴，意味特徴の 3 面とした．本報告では，これら 3 面の特徴から認知機能の衰えに関係がある，と仮定した特徴量を検出し，実験を通して特徴量抽出法の妥当性を検討した結果について述べる．これら特徴量の妥当性を判断した後，MCI のスクリーニング法への展開を図る，

本方法の有用性を検証するにあたり以下の仮定をおく．

1)　対象者は独居高齢者とする．

2)　識別対象を MCI とする

3)　特徴量は会話における音響特徴・言語特徴・意味特徴の 3 種類とする．

上記仮定の設定は，1)は 1 人暮らしの環境では認知機能の衰えに気づきにくいため，2)は MCI の段階で検出することで早期治療を促すため，であり，それを受けて 3)に示す 3 種類の特徴抽出を行う．言語特徴は一部の認知機能の低下による会話内容の変化，音響特徴は言語特徴の変化に伴う話し方の変化，意味特徴は長期記憶の出現と短期記憶の欠落である．これらの特徴量を表 2 に示す．これらの特徴量を抽出する処理

表 2　3 種類の会話特徴量

	特徴量
言語特徴	言葉の繰り返し・単語数・各品詞の割合
音響特徴	無声区間・ピッチ・フィラー・フォルマント
意味特徴	時世

フローを図 1 に示す. 本処理フローは特徴量抽出手法を明確かするための実験用フローであり, 実際のシステムへの適用時には入力法, 結果提示法などが異なる. 本報告では言語特徴および音響特徴の 2 種類の抽出手法について述べる. 意味特徴については現在着手しているため別途報告する. まず言語特徴抽出は取得音声データを音声認識 API である SpeechRecognition により文字起こしをし, 発話テキストデータとしても記録する. 言語特徴は MeCab[5]により形態素解析して品詞ごとにリスト化をし, そのリスト内をカウントする. そして品詞の数と全単語数より各品詞の割合を算出する. 次に音響特徴について述べる. ピッチ, フォルマント, フィラーに関しては WORLD[6]によって, 無声区間は波形信号のフレームによりゼロ交差数をカウントすることで抽出を行う. WORLD とは山梨大学の森氏によって開発された音声分析変換合成システムであり, 基本周波数とスペクトル包絡が抽出可能である. 本方法では基本周波数よりピッチを, スペクトル包絡のピークよりフォルマントを推定することで特徴量抽出を行う. また, フィラーに関しては基本周波数の変形差の大小によって判断をする.

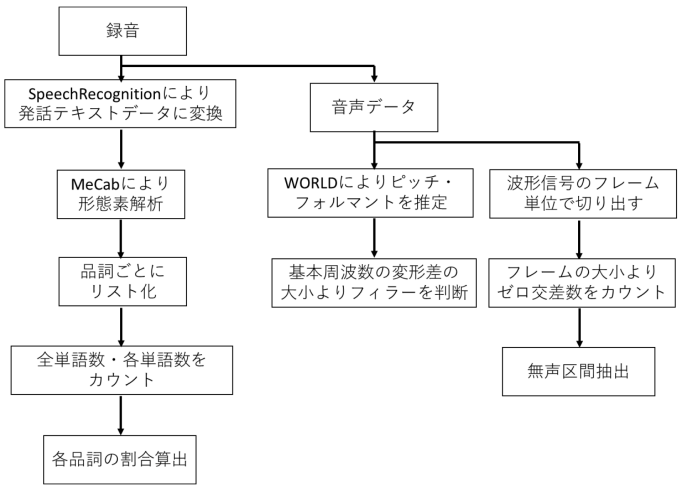


図 1　会話からの特徴量抽出手法

5.2　結果

本方法の妥当性を評価するため, 実験 1 では言語特徴, 実験 2 では音響特徴の抽出を行った. 実験 1 では被験者に表 3 に示す単語を複数回含む定型文を読んでもらうことで音声データを録音した. 実験対象は本学学生 10 名とした. 以下の表 2 と表 3 に抽出結果を示す. 全体的に文字起こしの時点で誤りがあることがわかった. また, 表 3 よりフィラーと感動詞の区別が曖昧であることも判明した. 実験 2 では自由な会話から特徴量を抽出する. また, 抽出する特徴量に関しては音響特徴を選定した. 被験者は本学学生 2 名とした. 被験者には 2 人 1 組になり, テーマに沿って 3 分間会話をしてもらうことで音声データを録音した. 録音は 2 回行ってもらい, 1 名ずつマイクに近づいてもらうことで行った. 得られた音声データから, 特徴量抽出を行った結果としては, 基本周波数・フィラー・無声区間は抽出できていたがフォルマントに関してはデ

表 3　単語繰り返し数抽出結果

	タスク本文	被験者の抽出結果平均
言葉の繰り返し	・子ブタ：6 回 ・お家：5 回	・子ブタ：5 回 ・お家：2 回
全単語数	156 語	155 語

表 4　品詞の抽出結果

品詞名	タスク本文 (%)	被験者の抽出結果平均 (%)
名詞	26.9	32.6
代名詞	0	0
形容詞	1.1	1.0
副詞	2.2	2.4
感動詞	2.2	0.582
フィラー	2.6	1.3

ータを得ることが困難であった.

5.3 考察

実験 1 では定型文の朗読によって得られた音声データより言語特徴の抽出を行った. 結果より文字起こしで誤りがあったため SpeechRecognition の精度が影響していると考えられる. よって今後は有料版の音声認識 API の使用を検討する必要がある. また, MeCab のフィラーと感動詞の辞書に同じ語句があることが確認できたため, 抽出にあたり 2 つの品詞の区別をする処理が必要である. 実験 2 では, 実際に会話から特徴量を抽出することを前提とし, 音響特徴の抽出を行った. フォルマントに関しては抽出することが困難であったため, 手法の改善が必要であると考えられる.

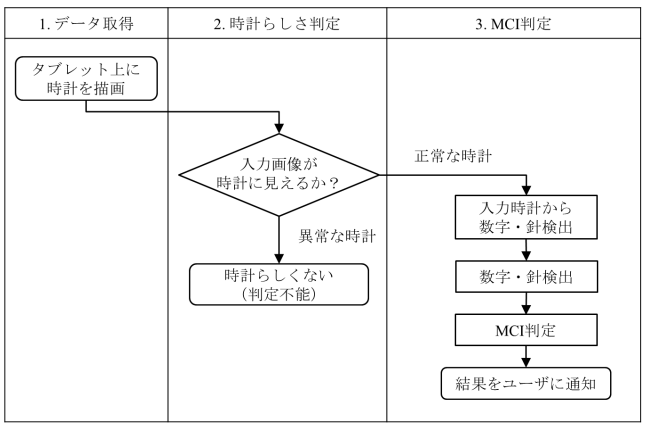
続いて, 提案手法における要求条件と照らし合わせて考察する. 本研究の提案手法では対象を独居高齢者としているが, 今回の評価実験では本学学生を対象としている. そのため, 高齢者の発話による特徴量変化を抽出することはできていない. また, 識別対象は MCI のため, MCI の段階で現れる特徴量の変化を捉える必要がある. よって, 今後は高齢者の発話から MCI を識別できるような認知機能の低下を捕捉する特徴量変化を取得し, その結果から抽出する特徴量の選定を再度することが検討される. そして, 本提案手法では意味特徴の抽出に関してはまだ開発段階であるため未着手である. よって, 今後は言語特徴及び音響特徴の抽出手法の修正と意味特徴の抽出手法の開発をする必要がある.

6 CDT による MCI 検出手法

6.1 CDT

日常生活をおくる上ににおいて空間認知能力は重要である. 例えば, モノを認識して手に取ったり. 時間を確認するために時計を見たりする行動である. 時計認識能力に関し, 以前から認知症検査手法の一つとして CDT（Clock drawing Test; 以下 CDT）が実施されてきた. 医師との対面診断時に受診者に時計を描かせて, 認知症の特徴量を検出する手法である. 今回, 我々は CDT を iPad などのタブレット端末で実施させ, その特徴量を把握する手法に関して検討を行った. なお, CDT を実施させるシステムとしては, 上述したように TV 上に VP を存在させ, VP との会話の中で CDT を iPad を使用して描かせることを想定している.

図 2 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. なお, ここで“正常な時計”としているのは, “正常なように見える時計”のこ



とであり，これらの中からMCI症状時に現れる“数字の位置，針の位置・数，指示時間の不正確さ”などの微妙な“異常度”を検出すること試みている．

図2　CDTにおけるMCI検出フロー

6.2　MCI検出特徴量

CDTにおけるMCI抽出特徴量は過去の文献などを参考にし，選定した．その結果を表5，表6に示す．表2はタブレット描画時の筆記情報からMCIを検出するパラメータの候補を示し，表3は時計描画時のパラメータ候補である．これらの特徴量をMCI判定に適用する予定である．

表5　筆記情報からの特徴量候補

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　時計描画からの特徴量候補

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

次に高齢者に書いてもらったCDT情報から針の検出，数字の検出を行う．被験者には例えば，“11時10分の時計を書いて”と指示する．入力機器であるタブレットにはあらかじめ時計の“円”と針の“中心点”が描かれており，その上に11時10分の時計を描く．時計入力時の状況を図3に示す．　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，作成した数字検出モデルを用いて数字検出をおこなう．

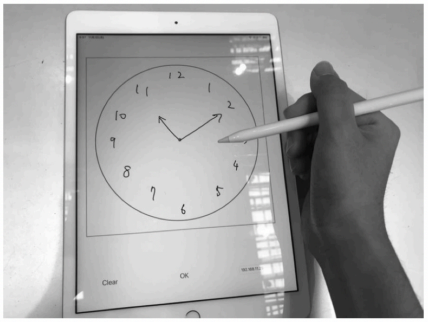


図3　CDT入力例

6.3　結果と考察

上記手法により，MCIの特徴量として想定したパラメータを抽出できるか，実験により検証した．各数字検出における再現率を表7に示す．2ケタ数字である“10，11，12”に対して再現率が低いのは0〜9までの数字検出を行っているためであり，2 ケタ数字の検出に関してはそれらの数字の時間を示す位置情報を使用するなどの後処理が必須である．また，描画データに関しては，iPadへの入力情報から直接得ることができるので，それらからMCI特徴量として取捨選択することとする．MCI特徴量としての妥当性に関しては上記会話からの抽出を含めて今後，医師，介護スタッフなどとの意見交換を通して決定したい．

表7　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

7　STBを用いた健康管理支援システム

本報告はMCIをスクリーニングするための複数の手法のうち，日常会話からの抽出，CDTからの抽出法に関してその初期実験について述べた．これらの特徴量からMCIの判定に有効かどうか，今後医療スタッフとの意見こうかにより決定するが．こながたこでは本手法のインプリメント

を想定している TV を使用した健康管理支援システム(TV-based Healthcare Management System，以下 TV_HMS)について述べる．TV_HMS とは，我々が提唱している TV を中心とした独居高齢者などの使用を想定してる健康管理支援システムである．TV をベースとしている理由は，高齢者の一日あたりの TV 視聴時間が 6-7 時間と言われている状況から，TV を家庭内の主情報端末として位置付け，その中に VP を具備させ，その VP との会話の中から上述した手法により MCI を早期発見する，との試みである．図 4 に TV_HMS の構成例を示す．日常使用している TV とし Andorid ベースの STB(Stet Top Box)を想定する．STB はケーブル TV 会社が貸与などするケーブル TV 受信機である．ケーブル TV を想定するのは，ネットワークとの接続性，メンテ性などに柔軟に対応できるからである．外部機器としては歩行を記録するうウェアラブルデバイス，会話を記録するマイク，CDT を入力するタブレットなどが TV と BLE(Bluetooth Low Energy)などで接続される．TV 上には VPN が存在し，VP から話しかけてくる．図 4 に VP による話しかけている例を示す．

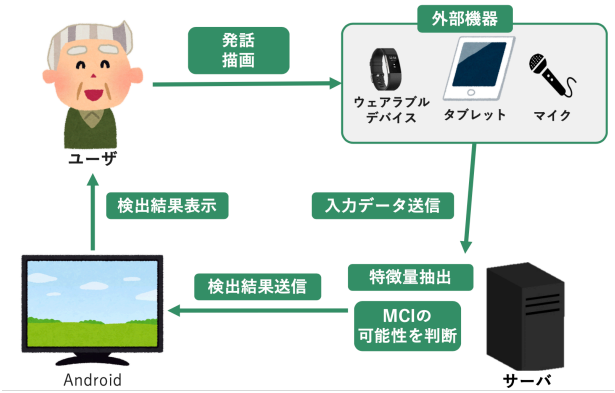


図 4　TV_MHS 構成例

図 5　VP による会話提示例

8　最後に

本報告書は「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」に関するものである．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実施している．その中で，トランスコスモス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．また，ネットワーク医療の分野でも報道発表を行ったので，別紙 2 発表資料を添付する．

最後にトランスコスモス財団からの支援に対し心からの感謝を意を表する．

9　研究成果，発表

1)　藤野雄一，“IoT と AI による医療・ヘルスケアへの応用”，ノーステック　BI 基礎連続講座，2021. 1

2)　藤野雄一，“新型コロナ時代における遠隔医療・ヘルスケア支援”，北海道医師会，政経問題談

話会講演, 2020.8

3) 櫻井健太郎 , 佐藤生馬 , 藤野雄一 , 松本修一, “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～”, 情処研究報告 高齢社会デザイン (ASD) ,2021-ASD-20(6),1-6 (2021-02-26) , 2189-4450

4) 南部優太、真里谷奨、新開翔太、淺沼広子、廣橋良彦、齋藤豪、鳥越俊彦、佐藤生馬、藤野雄一, “YOLOv3を用いた子宮頚部細胞診画像クラスタリング手法の提案”, 第40回医療情報学連合大会 (第21回日本医療情報学会学術大会), 2020.11

5) 田村学, 佐藤生馬, Jean-Francois MANGIN, 藤野雄一, 正宗賢, 川 貴一, 村垣善浩, “標準脳機能アトラスの投影による未来予測手術の具現化, Medical Imaging Technology/38 巻 (2020) 5 号, p. 222-227

6) A. Sato, I. Sato, K. Ohshima, Y. Fujino, K. Kusuda, Y. Horise, M. Tamura, Y. Muragaki, K. Masamune , “Overlay of brain structure and estimated brain function position onto microscopy using pre- and intra- operative MRI in awake surgery for glioma”, CARS2020 Computer Assisted Radiology and Surgery Munich, Germany, June 23 - 27, 2020

7) K. Ohshima, I. Sato, A. Sato, Y. Fujino, K. Kusuda, Y. Horise, M. Tamura, K. Masamune, Y. Muragaki, “A method for estimation of brain function positions based on the standard brain model using retrospective information in awake surgery for glioma”, CARS2020 Computer Assisted Radiology and Surgery Munich, Germany, June 23 - 27, 2020

8) Yuta Nambu、Ikuma Sato、Yuichi Fujino、Tasuku Mariya, “Proposal of Detecting Surgical Tools or Glandular Cancers using Deep Learning in Neurosurgery and Gynecology Fields”, The 24th World Multi-Conference on Systems、Cybernetics and informatics. WMSCI、2020.9.13

9) Tasuku Mariya Yuta Nambu、Hiroko Asanuma、 Yoshihiko Hirohashi、Masahiro Iwasaki、Yuichi Fujino、 Toshihiko Torigoe、Saito Tsuyoshi), “Artificialintel ligence diagnostic algorithm for cervical cytology by DeepLearning-based object detection”, The 79th Annual Meeting of the Japanese Cancer Association, JCA, 2020.10.1

10) 新開 翔太、真里谷 奨、郷久 晴朗、岩崎 雅宏、南部 優太、 藤野 雄一、淺沼 広子、廣橋 良彦、鳥越 俊彦、齋藤 豪、“Deep Learning(YOLO)を用いた子宮頸部細胞診診断支援の有用性”, 第61回日本臨床細胞学会総会(春期大会), 日本臨床細胞学会2020.6.20

11) 新開 翔太、真里谷 奨、南部 優太、淺沼 広子、廣橋 良彦、 齋藤 豪、鳥越 俊彦、藤野 雄一, “深層学習手法YOLOv3を用いた子宮頚部細胞診の検討”, 第52回日本臨床分子形態学会総会学術集会, 日本臨床分子形態学会、2020.12.3

12) T. Mariya, Y. Nanbu, H. Asanuma, Y. Hirohashi, M. Iwasaki, Y. Fujino, T. Torigoe, T. Saito, “Novel diagnostic algorithm for cervical cytology by artificial intelligence using Deep Learning based object detection “, 第79回日本癌学会学術総会, 2020.10

13) 真里谷奨, 新開翔太, 松浦基樹, 郷久晴朗, 岩崎雅宏, 南部優太, 藤野雄一, 淺沼広子, 廣橋良彦, 鳥越俊彦, 齋藤豪 “Deep Learning(YOLO)を用いたリアタイム婦人科細胞診断支援システム設計の試み”, 第62回日本婦人科腫瘍学会学術講演会, 2021.1

14) 須藤絢,久米晶子, 南部優太, 藤野雄一,“アフリカ諸国の生徒が持つ数学学力および数感覚に関する研究”, 日本教育工学研究報告集, 2020.5
15) 藤野雄一, 真里谷奨, 南部優太,“AI を用いた子宮頸部細胞診における扁平上皮細胞診断支援システム”, 道内大学発！VC ピッチチャレンジ２０２０, 2020.12

10 貼付文書

１．別紙１　2020 年度未来大メディカル ICT 研究会　プログラム
２．別紙２　ネットワーク医療報道発表資料
３．別紙３　情報処理学会　高齢者デザイン研究会
櫻井健太郎 , 佐藤生馬 , 藤野雄一 , 松本修一,“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～”, 情処研究報告　高齢社会デザイン (ASD) ,2021-ASD-20(6),1-6 (2021-02-26) , 2189-4450

第 10 回 未来大学メディカル ICT 研究会

2021 年 3 月 22 日

公立はこだて未来大学　教授 藤野　雄一

拝啓

春陽の候、皆様ますますご発展のこととお慶び申し上げます．この 1 年，新型コロナウィルスという大きな制限が課された生活，活動の中で，皆様も苦労されながら研究開発などを実施されていることと思います．

さて，例年開催いたしております標記研究会ですが，今年度，第 10 回として記念すべき会として開催させていただきたいと存じます．新型コロナウィルスによる影響の中，皆様におかれましては大変ご心配かと存じますが，大学内では十分衛生，換気に注意し少人数にて，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　　2021 年 3 月 24 日（水）　12:00-18:30
　　3 月 25 日（木）　9:00-12:50
・場所　　公立はこだて未来大学　R791 教室／zoom で配信予定

プログラム

○1 日目　3/24　12:00-18:30

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. 特別セッション　Ⅰ　12:05-13:20　未来大プロジェクト成果発表/リハビリ支援
①　未来大　デジタルヘルスプロジェクト　B3 プロジェクト学生
②　“Kinect によるリハビリ支援”　（オンライン）
　　公立はこだて未来大学　B4 後藤 泰成

3. 一般セッション Ⅰ　13:30-14:50
①　“SCOT 最新情報”　（オンライン）“
　　東京女子医科大学　教授　村垣義浩
②　“音声による MCI スクリーニング”
　　公立はこだて未来大学　B4　山中　綾華
③　“CDT(Clock Drawing Test)による MCI スクリーニング”

公立はこだて未来大学　M1 櫻井　健太郎

④　“社会医療法人至仁会 介護老人保健施設　遊　の概要と共同研究）（オンライン）

至仁会 介護老人保健施設　遊　作業療法士　杉浦（伊関）

4. 基調講演　Ⅰ　15:00-16:40

①　“ニューノーマル – ポスト情報社会への展開”　（15:00-15:50）

東京大学名誉教授，ブロードバンド･アソシエーション前理事長　青山　友紀

②　“IOWN 構想と NTT 宇宙環境エネルギー研究所の取り組み”（15:50-16:40）

NTT 宇宙環境エネルギー研究所　所長　前田　裕二

5. 一般セッション　Ⅱ　16:50-18:30

①　“5G ネットワークを利用した脳外科手術情報共有システム”

公立はこだて未来大学　准教授　佐藤　生馬

②　“AR を活用したアフリカ諸国の算数・数学教育支援””（オンライン）

公立はこだて未来大学　D2　須藤　絢，B4 久米　晶子

③　“ドコモ商用 5G を活用した高度遠隔医療に向けた取り組み”（オンライン）

株式会社NTT ドコモ　ネットワークイノベーション研究所

青木 祐也，堀瀬 友貴、南田 智昭、油川 雄司

④　“群馬大学における IT 医療(未定)”　（オンライン）

群馬大学 医学部附属病院 システム統合センター　准教授　鳥飼 幸太

⑤　“YOLOv3 を値いたリアルタイム婦人科細胞診断支援システム”

札幌医科大学産婦人科学講座　新開　翔太

〇2 日目　3/25　9:00-12:50

5.　一般セッション　Ⅲ　9:00-10:00

①　“産官学を一周した男、手術支援ロボット x トレーニングを考える”

神戸大学大学院 医学研究科 外科学講座　植村 宗則

②　“ゼロトラストと医療ネットワーク”　（オンライン）

アラクサラネットワークス　製品開発部　先端技術企画部　新　善文

③　“藤野／佐藤ゼミにおける AI 技術をベースにした医療支援技術“

公立はこだて未来大学　教授　藤野　雄一

6.　基調講演　Ⅱ　（10:10-11:30）

①　“筋骨格医用画像の AI 解析：奈良先端大での取り組み”（オンライン）（10:10-10:50）

奈良先端大学　教授　佐藤　嘉伸

②　“セキュリティ・プライバシに関する研究開発事例”（10:50-11:30）

国際電気通信基礎技術研究所（ATR）　室長　橋本　真幸

7.　特別セッション　Ⅱ　11:45-12:45　SCOT 関連

① “外科手術支援および手技習熟支援システムの開発”
東京女子医科大学先端生命医科学研究所　山口
② “脳腫瘍摘出術における術前・術中画像報と顕微鏡画像の統合手法”
公立はこだて未来大学 准教授　佐藤　生馬
③ “JGN での手術情報共有システム
公立はこだて未来大学 B4　中村　朝陽

8. クロージング　12:45-12:50

9. その他

★　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，感染の恐れの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.
- 大学内の食堂，売店はコロナ，春休みによって閉店中です．昼食などは各自，ご用意願います.

公立はこだて未来大学
FUTURE UNIVERSITY HAKODATE

学校法人
東京女子医科大学
Tokyo Women's Medical University

NTT docomo

トピックス

2020 年 11 月 xx 日
公立大学公立はこだて未来大学
学校法人東京女子医科大学
株 式 会 社 NTT ドコモ

5G とクラウドサービスを活用した

国内初の手術データ AI 解析による実証実験開始

公立大学公立はこだて未来大学（以下、はこだて未来大）と、学校法人東京女子医科大学（以下、東京女子医大）は、株式会社 NTT ドコモ（以下、ドコモ）の第5世代移動通信方式（以下、商用 5G）と MEC※1 の特徴を持つクラウドサービスである「ドコモオープンイノベーションクラウド®」を活用し、伝送された大容量の手術データを人工知能（AI）が解析する実証実験を 2020 年 11 月より開始します。5G とドコモオープンイノベーションクラウド、国立研究開発法人情報通信研究機構の超高速研究開発ネットワークテストベッド JGN により東京女子医大とはこだて未来大を接続、AI 解析技術を活用し脳構造や処置状況の可視化、手術工程判別による手術支援のための環境を構築し、有用性を検証します。商用 5G とクラウドサービス（ドコモオープンイノベーションクラウド）を活用した手術データ共有による AI 解析の実証実験は国内初となります。※2

医療現場では診察や治療に当たる医療従事者の人手不足や、地域間での医師の偏在が社会課題になっています。これらを解決するため、手術の効率化や人の技術によらない手術の質の向上が望まれています。このため、医療機関をネットワークで接続し医療データをビッグデータとして蓄積しAIを効率よく活用できる環境を構築することによって遠隔地での高度医療支援を行ったり、高度医療に関する手術情報をネットワークにより安全、高信頼、高精度に取得可能な環境を提供したりすることで自然災害時や新型コロナウイルス等感染症発生時などに効果的な遠隔地での治療や情報提供を行える高度医療ネットワーク基盤の実現を目指します。

なお、この実証実験は国立研究開発法人情報通信研究機構の研究開発課題「データ連携・利活用による地域課題解決のための実証型研究開発」の採択課題「JGN と 5G を用いた遠隔地手術データ連携と AI 解析による地域間医療技術の高水準化のための研究開発」※3 として実施するものです。

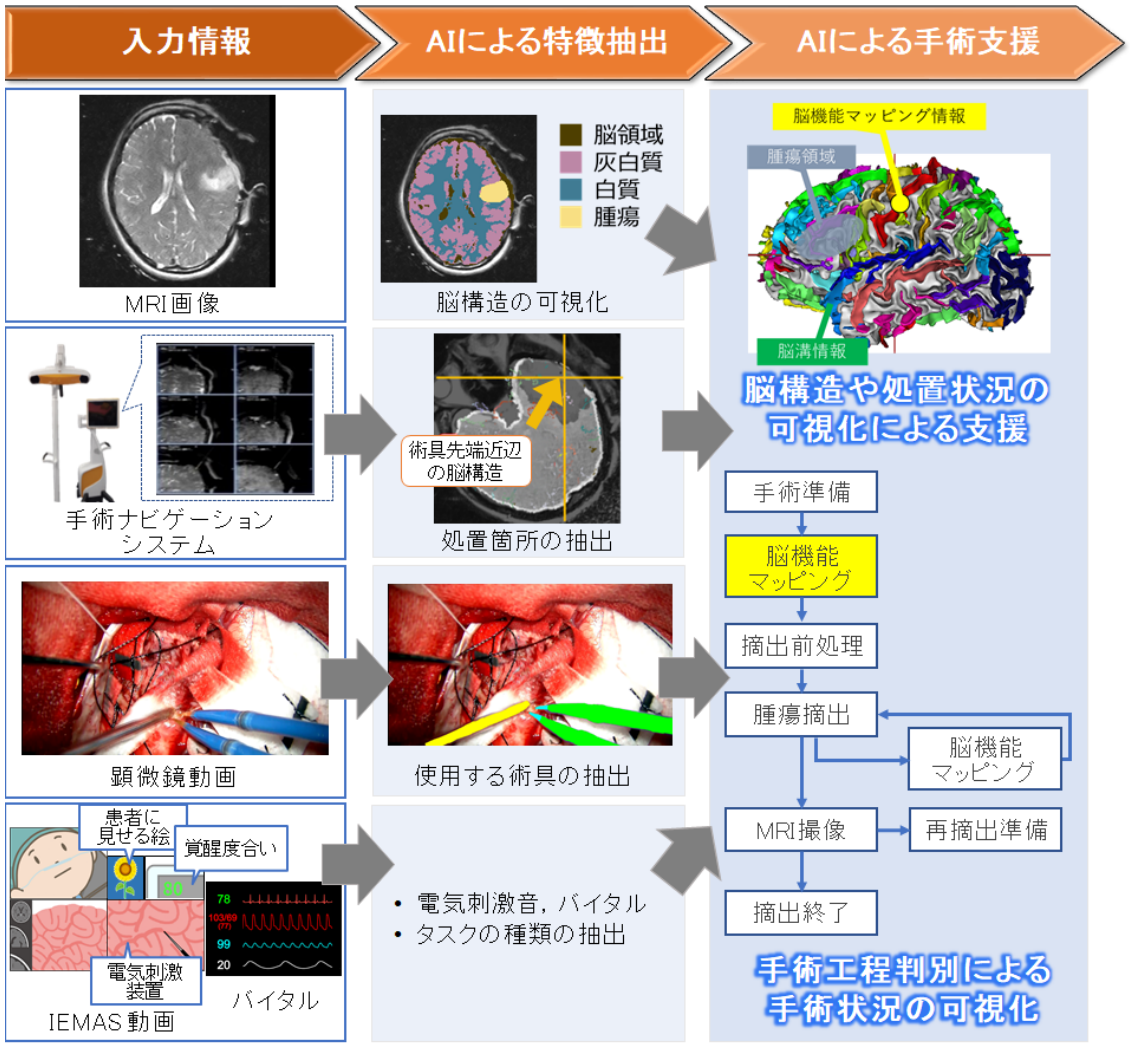
※1　マルチアクセスエッジコンピューティング（Multi-access Edge Computing）の略。サーバーを端末の近くに分散配置することで、情報処理を低遅延で使えるようにするネットワークコンピューティング技法

※2　ドコモ調べ

※3　令和 2 年度「データ連携・利活用による地域課題解決のための実証型研究開発（第 3 回）」
https://www.nict.go.jp/info/topics/2020/05/26-1.html

本件に関する報道機関からの問い合わせ先		
公立はこだて未来大学 システム情報科学部 TEL：0138-34-6469	学校法人東京女子医科大学 先端生命医科学研究所 TEL：03－3353－8112 （内線 43003）	株式会社 NTT ドコモ 第二法人営業部第四営業 TEL：03-5156-3015 株式会社ドコモ CS 北海道 函館支店 TEL：0138-32-6655

AI による手術情報の解析イメージ



別紙

実証実験の概要

１．目的

実証実験を通じて商用 5G とクラウドサービス（ドコモオープンイノベーションクラウド）、JGN を活用した手術データ共有による AI 解析の有用性を検証する

2. 実験内容

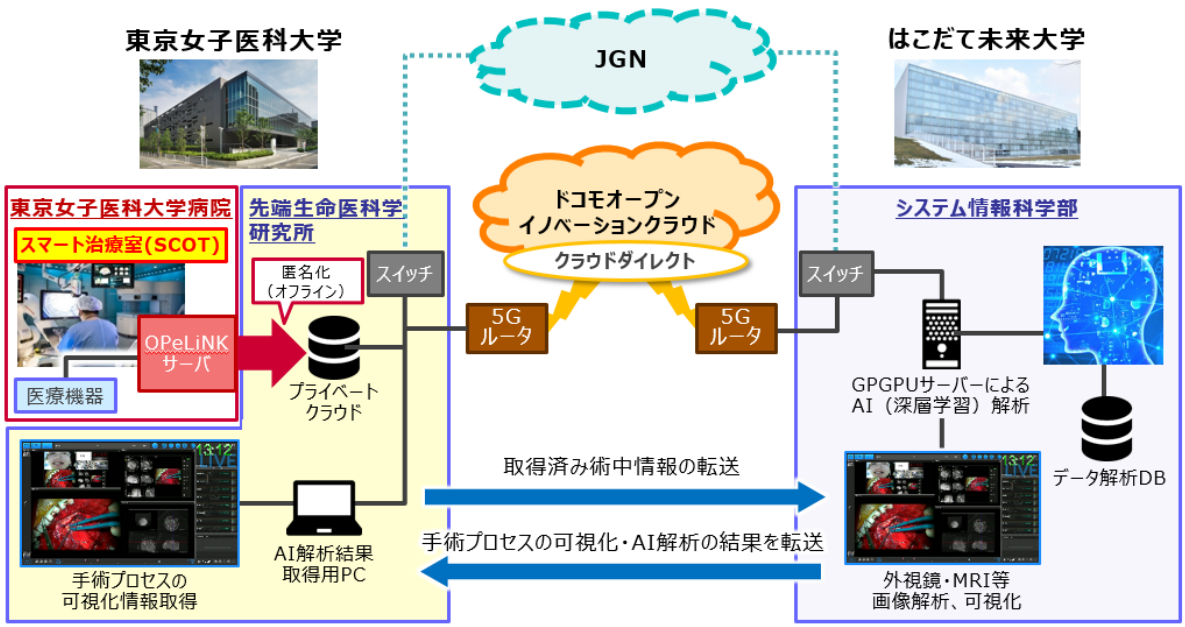
（1）東京女子医大のスマート治療室（SCOT®）※で取得した高精細な手術映像を匿名化し、ドコモの商用 5G、ドコモオープンイノベーションクラウドや JGN を介し、大容量・セキュリティを確保した通信により、はこだて未来大に伝送する手術情報伝送基盤の構築

（2）はこだて未来大の AI 技術（深層学習技術）を用いて匿名化された取得済みのデータを解析、遠隔地の熟練医が手術プロセスを確認し、手術支援を実施し有用性を検証

（3）手術情報のビッグデータ解析により、熟練医の手技や判断プロセスを可視化、患者の術後を予測する技術を開発し有効性を検証

※ SCOT は Smart Cyber Operating Theater の略で、東京女子医科大学が主導して、デンソー、日立製作所など 11 社および広島大学や信州大学と共に、IoT を活用して各種医療機器・設備を接続・連携させ、手術の進行や患者の状況を統合把握する「戦略デスク」の導入により、手術の精度と安全性を向上させる「スマート治療室」。

＜システム構成＞



3. 実証期間：2020年11月～2023年3月予定

4. 実証場所：はこだて未来大および東京女子医大

5. 各団体の役割

名称	役割
はこだて未来大	実証全体のシステム構築の管理・運営、AI 解析機能の開発
東京女子医大	高度医療システム（SCOT）の運営、有効性の検証
ドコモ	商用 5G およびドコモオープンイノベーションクラウドの提供

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]

受付日 2021 年 2 月 10 日，採録日 2021 年 2 月 10 日

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 SAKURAI[1]　IKUMA SATO[1]　YUICHI FUJINO[1]
SHUICHI MATSUMOTO[2]

Received: February 10, 2021, Accepted: February 10, 2021

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，と言われている[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

ⓒ2021 Information Processing Society of 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

ⓒ2021 Information Processing Society of Japan

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ベル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．

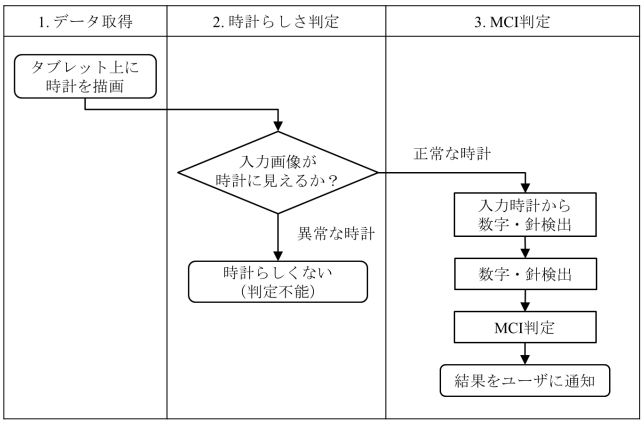


図 1　CDT による MCI 検出の流れ

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．

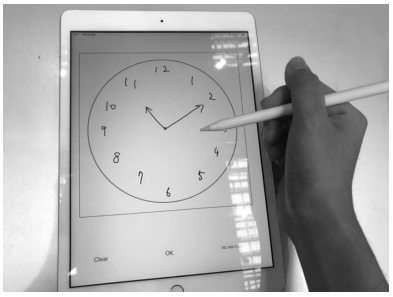


図 2　タブレットを用いた時計描画の様子

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．

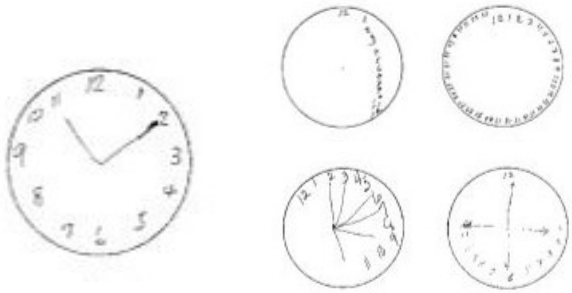


図 3　（左）正常な時計の例[11]（右）異常な時計の例[11]

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．

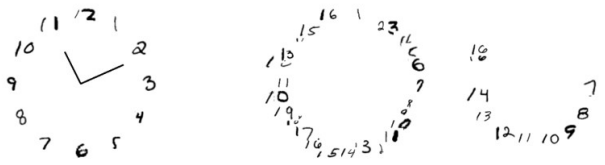


図 4　（左）MNIST を用いて生成した正常な時計
（右）MNIST を用いて生成した以上な時計

ⓒ2021 Information Processing Society of Japan

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，定義した特徴量を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．図 5 に検出の手順を示す．

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

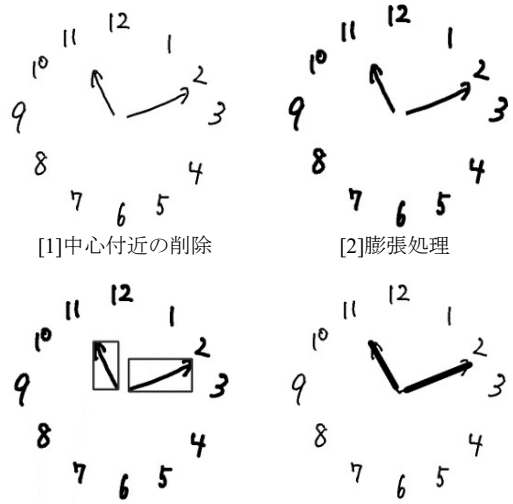
(ア) 針の検出

(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．



[1]中心付近の削除　[2]膨張処理

[3]中心付近のオブジェクトを針として取得　[4]直線の獲得

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

ⓒ2021 Information Processing Society of Japan

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．

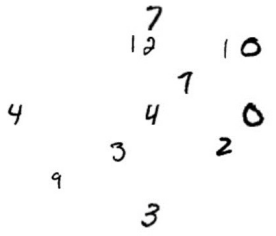


図 6　数字検出モデル用学習データ

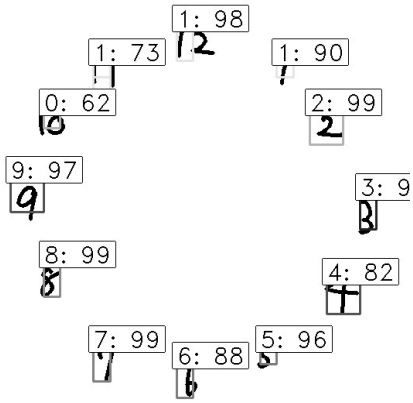


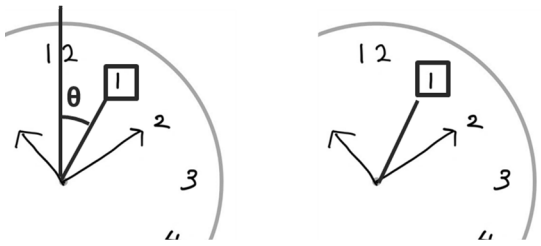
図 7　数字の検出結果イメージ

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．

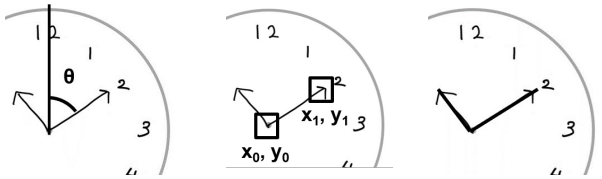
3.7 時計画像の特徴量抽出手法

時計画像の特徴量の取得方法を図 8，図 9 に示す．



12 と中心点を結ぶ直線に対する角度　　時計の中心点との距離

図 8　針の特徴量取得方法



12 と中心点を結ぶ直線に対する角度　始点位置・終点位置の座標　始点位置・終点距離間の距離

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

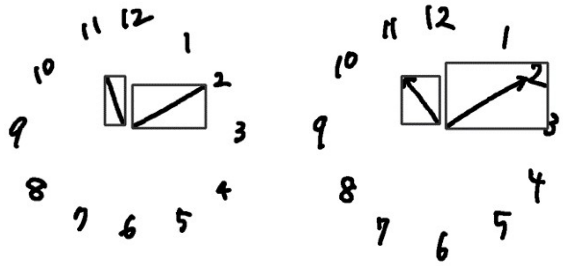


図 10　（左）針を正確に推定した場合
（右）2 を長針の一部として判定した場合

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．

ⓒ2021 Information Processing Society of Japan

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 [piixel]	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．

最後に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．

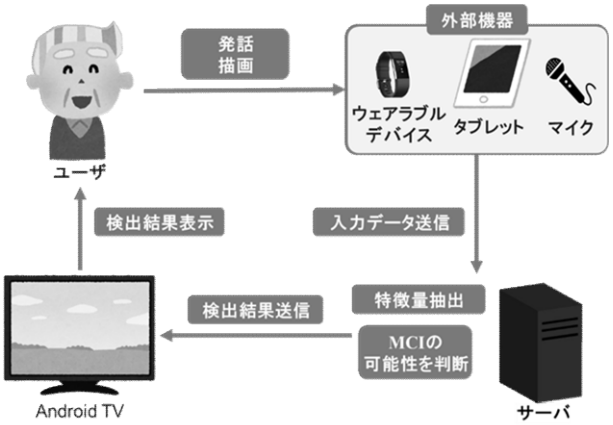


図 12　本研究における最終的なシステムイメージ

(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] 武田ら．認知症の早期発見と早期治療．日本未病システム学会 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] 川西昴弥．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.

ⓒ2021 Information Processing Society of Japan