

修士論文

機能訓練における視線動作計測と認知  
機能への応用に関する一検討

令和4年度卒業

三重大学大学院 工学研究科

博士前期課程 電気電子工学専攻

森本 梨聖

# 目次

第1章	はじめに	1
1.1	研究背景	1
1.2	介護施設における認知機能評価	2
1.2.1	改訂長谷川式簡易知能評価スケール (HDS-R)	2
1.2.2	ミニメンタルステート検査 (MMSE)	2
1.2.3	時計描画テスト (CDT)	4
1.3	認知機能評価テストの課題点	4
1.4	研究目的	6
第2章	タングラムを用いた視線計測システム	8
2.1	認知機能評価に関する先行研究	8
2.2	レクリエーションを用いた認知機能評価	9
2.3	タングラムを用いたパズルゲームの概要	10
2.4	視線計測により得られる特徴量	14
第3章	認知症進行度の分類実験	17
3.1	実験条件	17
3.2	分類器	17
3.2.1	Naive Bays (NB)	18
3.2.2	k-Nearest Neighbor (k-NN)	18
3.2.3	Support Vector Machine (SVM)	18
3.2.4	Random Forest (RF)	19
3.2.5	eXtreme Gradient Boosting (XGBoost)	19
3.2.6	Light Gradient Boosting Machine (LightGBM)	21
3.3	各分類器を用いた分類精度	21
3.4	XGBoost-RFE による特徴量選択	22
3.5	XGBoost による分類結果と考察	23

第 4 章 結論	27
4.1 まとめ . . . . .	27
4.2 今後の課題 . . . . .	27
謝辞	29
参考文献	30
発表論文	32
付録	35
A パズルゲームの問題画像 . . . . .	35

# 図 目 次

1.1	MMSE で用いられる図形 . . . . .	4
1.2	認知症進行度の自動診断システムの概要 . . . . .	7
2.1	介護施設で行われるレクリエーションの例 . . . . .	9
2.2	開発したレクリエーションシステム . . . . .	11
2.3	Tobii Eye Tracker 5 . . . . .	12
2.4	視線計測により得られるデータ . . . . .	12
2.5	パズルゲームシステムの実行手順 . . . . .	13
2.6	パズルゲーム中の表示画面 . . . . .	13
2.7	手元でピースを組み立てる様子 . . . . .	14
3.1	RFC の概念図 . . . . .	20
3.2	XGBoost の概念図 . . . . .	20
3.3	XGBoost-RFE のワークフロー [23] . . . . .	23
A.1	パズルゲームの見本画像 (1~4) . . . . .	36
A.2	パズルゲームの見本画像 (5~8) . . . . .	37
A.3	パズルゲームの見本画像 (9~12) . . . . .	38
A.4	パズルゲームの見本画像 (13~16) . . . . .	39
A.5	パズルゲームの見本画像 (17~20) . . . . .	40



# 表 目 次

1.1	改訂長谷川式簡易知能評価スケール（HDS-R）	3
1.2	ミニメンタルステート検査（MMSE） [7]	5
2.1	視線計測により得られた特徴量	16
3.1	各認知症進行度に対する被験者の人数	17
3.2	各分類器を用いた分類結果（特徴量：22 個）	21
3.3	特徴量選択によって選択された特徴量	24
3.4	XGBoost を用いた分類結果（特徴量：6 個）	25
3.5	混同行列（Fold 1）	25
3.6	混同行列（Fold 2）	25
3.7	混同行列（Fold 3）	25
3.8	混同行列（Fold 4）	26
3.9	混同行列（Fold 5）	26

# 第1章 はじめに

## 1.1 研究背景

近年，日本では高齢者の増加に伴い，認知症患者の顕著な増加が大きな問題となっている．2040年には高齢者の25.4%が認知症になるといわれており，2060年にはその割合が34.3%まで拡大すると予測されている．[1]．また，厚生労働省の調査によると，2019年では65歳以上の要介護者について，介護が必要になった主な原因として認知症が24.3%と最も多いことが報告されている[2]．

一般に認知症とは，記憶，見当識，言語，判断力など多様な認知機能が持続的に低下し，日常生活や社会生活に影響が出る状態を指す．また，認知症によって，うつ症状や幻覚，不眠といった行動・心理症状が引き起こされることもある．認知症の状態は，認知症を引き起こした原因となる疾患によって多様である．一般的に認知症の原因および主な種類として，以下の疾患が挙げられる．

- アルツハイマー型認知症（Alzheimer’s Disease; AD）
- 血管性認知症（Vascular Dementia; VaD）
- レビー小体型認知症（Dementia with Lewy Bodies; DLB）
- 前頭側頭型認知症（Frontotemporal Dementia; FTD）

特に，アルツハイマー型認知症（AD）は日本の認知症の原因疾患として最も多く，認知症患者の67.6%を占めている．ADは遺伝や加齢，生活習慣などの様々な因子が関与して発症すると言われている．脳神経が変性し脳の一部が萎縮する過程で，認知機能の中でも知的な能力（記憶，言語，遂行など）の障害が進行する．それに伴い，徐々に自立した生活が困難となる[3][4]．

また，以前に比べて脳機能は低下しているものの自立した生活が送れており，健常であるとも認知症であるとも言えない状態は軽度認知障害（Mild Cognitive Impairment; MCI）と呼ばれる．MCIの約50%は5年以内に認知症に移行すると

言われているが、この段階で運動等のリハビリを始めることにより、認知症の進行を遅らせることができると期待されている [4].

以上の理由から、認知症患者の増加を抑制し、高齢者の QOL を向上させるには、認知症の予防と早期発見による症状の改善が不可欠であると言える。

## 1.2 介護施設における認知機能評価

通常、多くの介護施設では認知症の進行度を評価するテストが実施されている。例えば、認知機能の評価には、改訂長谷川式簡易知能評価スケール (HDS-R)、ミニメンタルステート検査 (MMSE)、時計描画テスト (CDT) などが用いられる [5]。これらのテストを定期的実施することにより、被験者の認知症の種類および進行度を評価し、得られた結果は介護施設でのリハビリや機能訓練に活用される。一般的な認知機能評価テストの詳細については次項以降に示す。

### 1.2.1 改訂長谷川式簡易知能評価スケール (HDS-R)

改訂長谷川式簡易知能評価スケール (Hasegawa Dementia Rating Scale-Revised; HDS-R) は、一般的な認知症診断方法として多くの介護施設で広く使用されている [5]。表 1.1 に HDS-R で使用される問題を示す。HDS-R は 9 問の単純な問題により構成されており、30 点満点で被験者の認知機能の評価する。通常、20 点以下の被験者は認知症の強い疑いがあると診断される。認知症の可能性が高い患者のうち、20 点以上の患者が軽度認知症、11 点から 19 点の患者が中度認知症、そして 10 点以下の患者が重度認知症であるとして判断される。

### 1.2.2 ミニメンタルステート検査 (MMSE)

ミニメンタルステート検査 (Mini-Mental State Examination; MMSE) は、HDS-R の設問にある時間的見当識、物品呼称、計算などに加えて、書字や図形模写などが課題として与えられる。図形模写では、図 1.1 に示す一ヶ所が重なった 2 つの五角形が提示され、被験者は同じものを描くよう指示される。MMSE は全 11 問、30 点満点で構成されており、その得点が 27~30 点の場合は異常なし、22~26 点の場合は軽度認知症の疑いあり、21 点以下の場合は、認知症の疑いが強いとして

表 1.1: 改訂長谷川式簡易知能評価スケール (HDS-R)

問題番号	質問
1	お歳はいくつですか？ (1 点. 2 年までの誤差は正解とする)
2	今日は何年の何月何日ですか？何曜日ですか？ (年・月・日・曜日が正解で各 1 点)
3	私たちが今いるところはどこですか？ (自発的な回答で 2 点, ヒントを与え正解できれば 1 点)
4	これから言う 3 つの言葉を言ってみてください. 「桜, 猫, 電車」または「梅, 犬, 自動車」 あとでまた聞くので覚えておいてください. (一つの言葉に対して各 1 点)
5	100 から 7 を引くと？ それからまた 7 を引くと？ (各 1 点. 最初の答えが不正解ならそこで打ち切る)
6	これから言う数字を逆から言ってください. 6 - 8 - 2 3 - 5 - 2 - 9 (各 1 点. 6 - 8 - 2 の逆唱に失敗したら打ち切る)
7	先ほど覚えてもらった言葉をもう一度言ってみてください. (自発的な回答で各 2 点. ヒントを与え正解できれば 1 点)
8	これから 5 つの品物を見せます. それを隠しますので なにがあったか言ってください. (正解で各 1 点)
9	知っている野菜の名前をできるだけたくさん言ってください. (0~5 個で 0 点, 6~10 個で 1~5 点)

評価する。MMSE は世界的に用いられている検査であるが、年齢、教育歴、読解記述力に影響を受けることが欠点として挙げられる [6]。

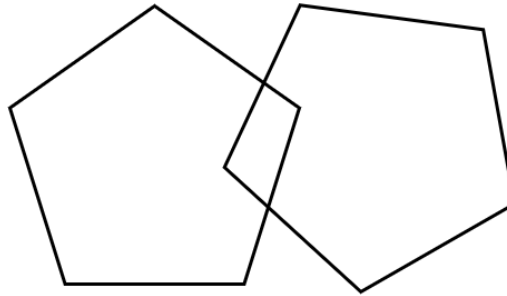


図 1.1: MMSE で用いられる図形

### 1.2.3 時計描画テスト (CDT)

時計描画テスト (Clock Drawing Test; CDT) は、被験者に指定した時刻の時計の絵を描画させることにより、視空間認知と構成能力を評価する検査方法である。時計の描画は、年齢や教育歴の影響を受けにくい課題であることから、被験者の検査に対する抵抗が比較的少ないことが利点として挙げられる。しかし現状では施行法や採点方法が統一されておらず、医師の主観的評価に依存するという問題点がある [6][8]。

## 1.3 認知機能評価テストの課題点

前述の検査方法は臨床の現場で広く用いられているが、次に述べるような問題点がある。第一に、ペーパーテストや対面形式のテストであることから、高齢者がテストであることを強く意識してしまい、緊張したり張り切ったりしてしまうことによって、認知機能を正確に反映した結果が得られない場合がある。第二に、認知機能は日時や場所、テストの実施状況により変化することがある。そのため、テストを定期的の実施し、その結果の経時的な変化を観察・分析することが正確な診断のために必要不可欠となる。しかしながら、定期的なテストの実施は実施

表 1.2: ミニメンタルステート検査 (MMSE) [7]

問題番号	質問
1	今日は何日ですか。今年は何年ですか。 今の季節は何ですか。今日は何曜日ですか。 今月は何月ですか。 (各 1 点)
2	ここは都道府県でいうと何ですか。 ここは何市 (*町, 村, 区など) ですか。 ここはどこですか (建物名)。ここは何階ですか。 ここは何地方ですか。 (各 1 点)
3	今から言う言葉を覚えて繰り返し言ってください。 さくら, ねこ, 電車今の言葉は後で聞くので覚えておいてください。 (一つの言葉に対して各 1 点)
4	100 から順に 7 を引いてください。 (5 回まで繰り返す。各 1 点)
5	さっき言った言葉は何でしたか。 (一つの言葉に対して各 1 点)
6	(時計または鍵を見せながら) これは何ですか。 (鉛筆を見せながら) これは何ですか。 (正答につき各 1 点)
7	今から言う文を覚えて繰り返し言ってください。 (1 回で正確に言えた場合, 1 点)
8	今から言う通りにしてください。 右手に紙を持ってください。 それを半分に折りたたんでください。 そして私にください。 (各段階ごとに正しく作業した場合, 作業ごとに 1 点)
9	文を読んでこの通りにしてください。 「目を閉じてください」 (文の指示に従えば 1 点)
10	何か文章を書いてください。 (意味のある文章ならば 1 点)
11	図形 (図 1.1) を正確にそのまま書き写してください。 (角が 10 個あり, 2 つの五角形が交差していれば 1 点)

者である医師および介護施設職員の時間的負担が大きい。さらに、継続的なテストの実施には、被験者に心理的ストレスを与えない内容と難易度であることが要求される。

このような問題を解決するために、高齢者に精神的な負担を与えず、実施によって医療・介護従事者にかかる負担を軽減するような認知症診断方法が必要不可欠である。

## 1.4 研究目的

本研究の最終目標は、認知症進行度を定量的かつ正確に評価できるシステムの開発である。図 1.2 に本研究が目指すシステムの概要を示す。ここではまず、レクリエーションの実施や日常動作などから、被験者にテストであることを意識させることなく認知症の進行度評価に必要なデータを収集する。次に、集めたデータから自動的に認知症の進行度を評価する。評価結果は医療従事者および介護施設職員に通知され、患者の治療方針やリハビリメニューの考案等に役立てられる。さらに、過去の診断結果からの経時的変化を可視化することにより、治療計画の見直し、患者のリハビリに対するモチベーションの維持に貢献できると考えられる。本研究ではこのようなシステムを開発することにより、テストの被験者である高齢者および実施者である医療関係者、介護従事者の負担を軽減することを目指す。

以下に本論文の構成について述べる。まず第 2 章において、筆者が視線動作の計測に着目して開発したレクリエーションシステムについて説明する。次に、第 3 章ではシステムから得られた特徴量について示す。また、システムから得られた各種特徴量および患者情報を用いた分類実験の詳細についても述べ、認知症進行度の分類に対する視線計測特徴量の重要性について検討する。最後に第 4 章において、本研究の内容をまとめるとともに、今後の課題について述べる。

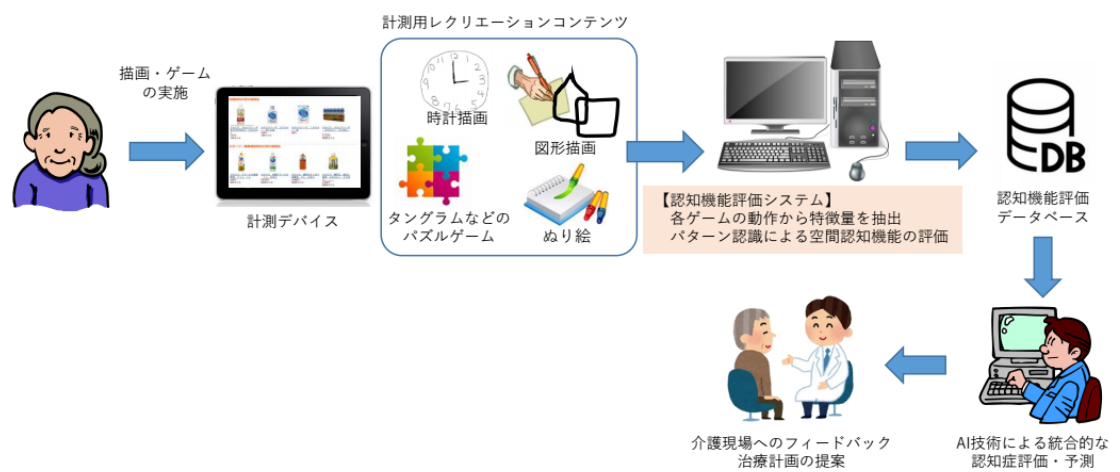


図 1.2: 認知症進行度の自動診断システムの概要



## 第2章 タングラムを用いた視線計測システム

### 2.1 認知機能評価に関する先行研究

近年，認知機能进行评估するための手法に関する研究は盛んに行われており，それらのいくつかは，被験者の視線動作と脳機能との関係に着目した研究である．例えば，Crutcher らは，画像閲覧時の視線動作と認知症患者の記憶能力の関係を示唆した [10]．また Tao らによれば筋萎縮性側索硬化症（ALS）やパーキンソン病（PD）といった各種神経疾患による認知障害をもつ患者に対して，認知機能の推定を行うために従来の認知機能評価に加えて眼球運動や視線動作の分析が補助的に行われている [11]．さらに，Oyama らは視線計測技術を使用した認知症スクリーニングツールを開発した．Oyama らの評価実験では，一連の短い動画や画像を見る複数のタスクを通じて，画面上のある領域の注視時間から視線追跡ベースの認知スコアを算出し，そのスコアと従来の認知症テストの点数との相関性について検討した．この研究により，視線追跡技術を用いることで認知症進行度を評価できることが示唆された [12]．しかしながら，高齢者がテストであると認識せず自ら積極的にテストに取り組めるようにするには，タスクの内容についてさらなる検討が必要であると考えられる．

一方，高齢者の脳機能とレクリエーション活動との関係性に関する研究も行われている．例えば伊藤らは，ウォーキング，ビデオ鑑賞，楽器演奏や手工芸といったレジャー活動に参加することは認知機能を良好にし，高齢者の QOL（Quality Of Life）を高めることに繋がると示した [13]．Umemura らは高齢者の手指運動の巧緻性と認知機能の関係性に着目し，レクリエーションゲームの開発を行った．パズルゲーム中の高齢者の手指運動データから算出された特徴量と機械学習を用いることにより，高齢者および介護従事者の負担を軽減しながら認知機能进行评估できることを示した [14]．しかし認知症進行度の評価の精度を向上させ，臨床現場で活用するには，手指運動機能以外の特徴量の検討が必要である．

以上の先行研究を踏まえ、本論文ではレクリエーション中における被験者の視線を追跡し、それを活用することにより、被験者の認知機能評価の可能性について検討する。

## 2.2 レクリエーションを用いた認知機能評価

本研究では、介護施設で行われている機能訓練に着目した。介護施設では、高齢者の認知機能や運動機能の維持向上を目的とし、様々なレクリエーションゲームが機能訓練として行われている。レクリエーションの例として、折り紙や塗り絵、図 2.1(a) に示すような体操などが毎日実施されている。図 2.1(b) では高齢者が2チームに分かれ、交代してボールを投げ、最終的な点数によりチームの勝敗を決めるゲームの様子を示している。このように個人やチームの競争といったゲーム性を取り入れたり、毎回少しずつ内容に変化をつけたりと、高齢者が楽しんで自発的に取り組めるような工夫がなされている。このような高齢者の運動機能や脳機能の回復を目的として実施されている。

本論文では、折り紙や塗り絵といったレクリエーションゲームに近く、高齢者が負担なく実施できると考えられることから、レクリエーションゲームの中でも「パズルゲーム」に着目した。特にゲーム中の視線動作に着目し、パズルゲームから得られる特徴量について検討を行った。また、得られた特徴量の認知症進行度評価への有効性についても議論した。



(a) ボールを用いた体操



(b) ポツチャ

図 2.1: 介護施設で行われるレクリエーションの例

## 2.3 タングラムを用いたパズルゲームの概要

本研究では、タングラムを使用したパズルゲームを活用し、認知機能を評価する。タングラムとは、色のついた三角形や四角形のピースを組み合わせて図形を作成するパズルである。被験者が見本となる図形を見て、その図形を手元で組み立てる過程において、短期記憶能力や空間認知能力が必要となる。図 2.2 に開発したレクリエーションシステムの概観を示す。開発したシステムは

- ディスプレイ
- 視線追跡装置（アイトラッカー）
- タングラムのためのピース
- 操作ボタン

により構成される。被験者はパソコンの画面に表示されるパズルの見本画像を見ながら、手元でピースを動かす。その間、パソコンの画面下部に設置されたアイトラッカーが被験者の視線を追跡する。本論文では、アイトラッカーとして、Tobii 社の Tobii Eye Tracker 5（図 2.3）を用いた。Tobii Eye Tracker 5 は、赤外線を用いてユーザの画面上の視線位置を計測する、非侵襲の視線追跡デバイスである。本システムはこの視線計測装置を用いて、パズルゲーム中の被験者の視線位置を時系列データとして取得する。図 2.4(a) は、上述のアイトラッカーを用いて被験者の視線を検出した結果の一部であり、左から時刻、画面の  $x, y$  座標を示している。座標系は、図 2.4(b) に示すように、画面の左上を原点として定義した。このような視線の時系列情報から、被験者の画面注視時間や注視回数といった特徴量を得ることが可能となる。

図 2.5 にパズルゲームの実施手順の詳細を示す。まず、被験者の視線を正確に計測するため、アイトラッカーのキャリブレーションを行う。キャリブレーションでは、画面上にターゲット点が表示され、被験者はターゲット点が消滅するまで注視し続ける。ターゲット点は画面中央、上部、左下、右下の計 4 点表示され、被験者はこれらのターゲット点を逐次注視する。この作業により、アイトラッカーは被験者の視線位置を正確に追跡できるようになる。

キャリブレーションの終了後、ディスプレイ下に設置されているオレンジの操作ボタンを押下することにより、パズルゲームが開始される。図 2.6 はパズルゲーム中の表示画面の一例である。被験者は画面の左側に表示される見本図形を見な

がら手元のピースを動かし、見本と同様の図形になるようパズルを作成する（図 2.7）。ゲームの開始とともに、システムはアイトラッカーを用いて視線追跡を開始し、被験者の画面上の視線位置座標をリアルタイムに計測する。

パズルの組み立てが完了したら、被験者は画面右側の指示に従って緑色の操作ボタンを押し、パズルゲームおよび視線追跡が終了となる。終了後、パズルの完成までにかかった時間と被験者が組み立てたパズルの正確さを 100 点満点で表した点数が表示される。点数の表示を行うことにより、被験者となる高齢者がより楽しんで取り組むことができるとともに、施設利用者全員が参加するようなレクリエーションとして活用することも可能である。

また、本システムでは高齢者自身が簡単に操作することができるように、キーボードやマウスを使用せず、操作ボタンを設置することとした。これによりユーザーは、視線計測デバイスのキャリブレーション、ゲームの開始および終了のすべての操作を、操作ボタンを押下により行うことができる。このような仕組みを取り入れることにより、コンピュータ・リテラシーが低いユーザーであっても簡単に操作することが可能となる。上述のような仕組みにより、医療・介護従事者ら、認知症テストの実施者の負担が軽減できると考えられる。



図 2.2: 開発したレクリエーションシステム



図 2.3: Tobii Eye Tracker 5

Time	Coordinate	
	x	y
5.920	1142	896
5.991	873	702
6.056	689	528
6.131	702	510
6.217	659	460
6.296	628	415

(a) 視線計測結果の例



(b) 視線計測における座標系

図 2.4: 視線計測により得られるデータ



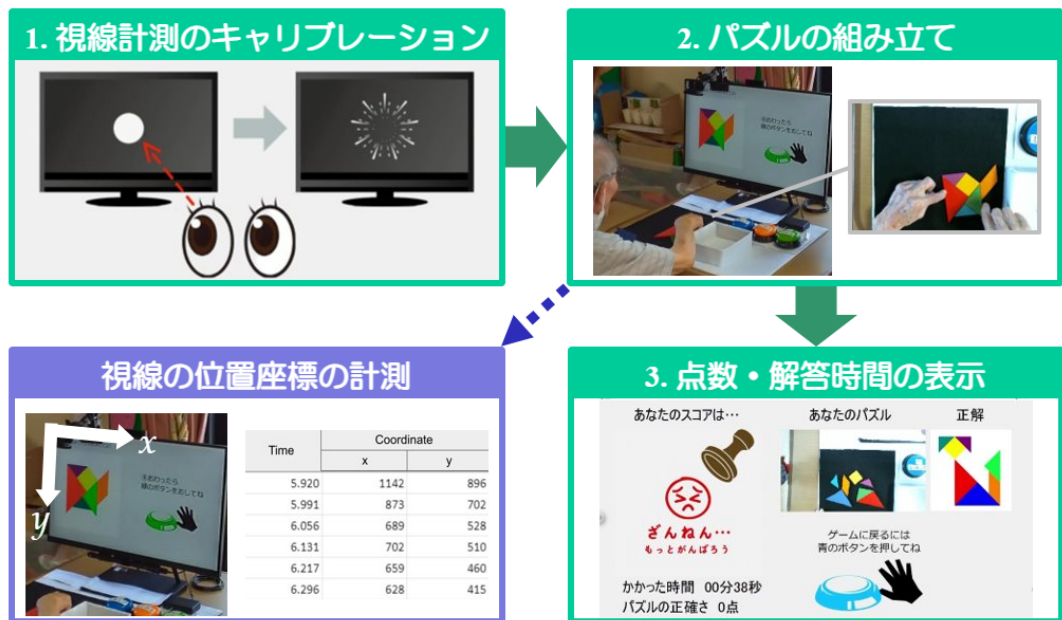


図 2.5: パズルゲームシステムの実行手順



図 2.6: パズルゲーム中の表示画面

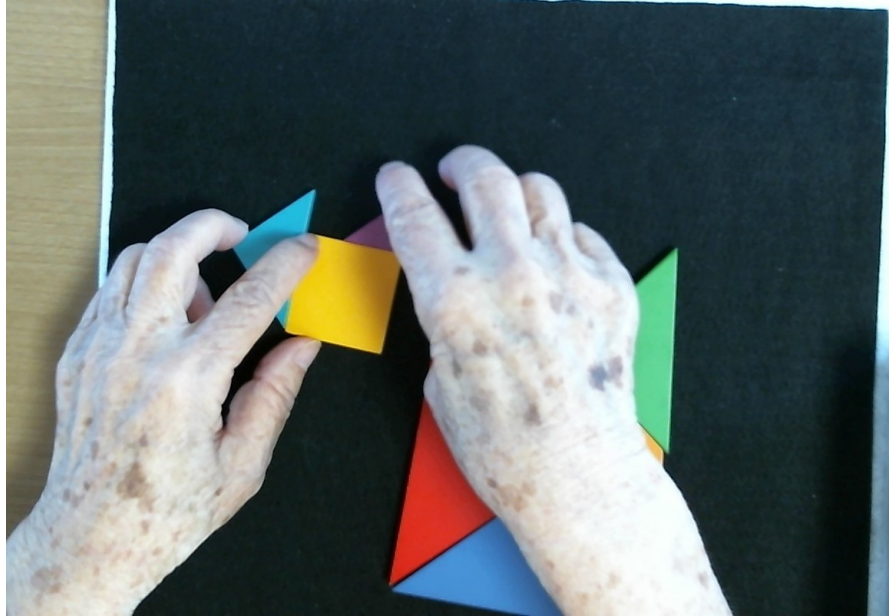


図 2.7: 手元でピースを組み立てる様子

## 2.4 視線計測により得られる特徴量

本研究では、被験者がパズルゲームを実行する際の視線動作に着目した。これは、画面上の見本画像を見て手元で図形を再現する過程において、被験者が視覚的情報を獲得する方法の特徴に、被験者の空間認知能力や短期記憶といったが反映され则认为したためである。本論文では、高齢者が画面上の「どこ」に「どのくらい」、「どの程度の頻度で」注目したかに着目し、得られた視線計測データから 20 種類の特徴量を算出することとした。表 2.1 に本研究で用いた特徴量の一覧を示す。

表中の (1) 解答時間は、パズルゲームの開始から終了までにかかった時間である。また (2) から (20) までの 19 個の特徴量は、前述の視線位置の時系列データから算出したものである。(4) 画面を見た割合  $P_s$ 、および (5) 見本画像を見た割合  $P_i$  はそれぞれ (2.1) 式ならびに (2.2) 式を用いて算出した。

$$P_s = \frac{t_s}{t_a} \quad (2.1)$$

$$P_i = \frac{t_i}{t_s} \quad (2.2)$$

また (6)～(12) にある見本画像中の各ピースを見た割合は、見本画像を見た時間に対する対象のピースを見た時間の割合として定義した。例えば、(6) 赤色のピース

(三角形)を見た割合  $P_R$  は

$$P_R = \frac{t_R}{t_i} \quad (2.3)$$

として定義した．ここで， $t_R$  は赤色のピースを見た時間である．他のピースを見た割合についても，(2.3) 式と同様に計算した．(15) 画面の平均連続注視時間  $t_{ave}$  は，一度の画面注視にかけた時間の平均を表しており，以下のように定義した．

$$t_{ave} = \frac{t_s}{n_s} \quad (2.4)$$

(20) 視線検出範囲の面積  $S$  は，視線動作の範囲を矩形の面積として表現した値であり，視線が検出された  $x, y$  座標のそれぞれの最小値 ( $x_{min}, y_{min}$ ) および最大値 ( $x_{max}, y_{max}$ ) を用いて

$$S = (x_{max} - x_{min}) \cdot (y_{max} - y_{min}) \quad (2.5)$$

として計算した．



表 2.1: 視線計測により得られた特徴量

番号	特徴量	単位
(1)	解答時間 $t_a$	ms
(2)	画面の注視時間 $t_s$	ms
(3)	見本画像を見た時間 $t_i$	ms
(4)	画面を見た割合 $P_s$	%
(5)	見本画像を見た割合 $P_i$	%
(6)	見本画像中の赤色のピース（三角形）を見た割合 $P_R$	%
(7)	見本画像中の橙色のピース（平行四辺形）を見た割合 $P_O$	%
(8)	見本画像中の黄色のピース（正方形）を見た割合 $P_Y$	%
(9)	見本画像中の黄緑色のピース（三角形）を見た割合 $P_{YG}$	%
(10)	見本画像中の青緑色のピース（三角形）を見た割合 $P_{BG}$	%
(11)	見本画像中の青色のピース（三角形）を見た割合 $P_B$	%
(12)	見本画像中の紫色のピース（三角形）を見た割合 $P_P$	%
(13)	画面を見た回数 $n_s$	回
(14)	インターバルの回数 $n_i$	回
(15)	画面の平均連続注視時間 $t_{ave}$	ms
(16)	視線位置の平均 $x$ 座標 $x_{ave}$	
(17)	視線位置の平均 $y$ 座標 $y_{ave}$	
(18)	視線位置の $x$ 座標の標準偏差 $x_{sd}$	
(19)	視線位置の $y$ 座標の標準偏差 $y_{sd}$	
(20)	視線検出範囲の面積 $S$	

## 第3章 認知症進行度の分類実験

### 3.1 実験条件

本研究では，三重県松阪市にある社会福祉法人 太陽の里の協力のもと，同施設が運営するデイサービス利用者を対象に視線計測ならびに認知症の分類実験を行った．実験では，被験者に対して，一般的な認知症テストである HDS-R（表 1.1）を実施し，その点数および熟練の介護福祉士の診断をもとに，被験者の認知症進行度を「健常者」「軽度認知症」「重度認知症」の3クラスに分け，教師データとした．表 3.1 に各進行度における HDS-R の点数および人数を示す．本論文では，同施設の利用者のうち，74 歳から 95 歳の手指に障害のない高齢者から 154 件のデータを収集した．

表 3.1: 各認知症進行度に対する被験者の人数

認知症進行度	HDS-R の点数	人数
健常者	20～30 点	71
軽度認知症	11～19 点	42
重度認知症	0～10 点	41

### 3.2 分類器

本研究では，前節で述べた被験者のデータを用いて，認知症進行度の分類実験を行った．分類器として，以下の6種類のアлゴリズムを使用し，分類精度に関する比較・検討を行った．以下の項では，上記の各分類アルゴリズムについて簡単に説明する．

- Naive Bays (NB)
- k-Nearest Neighbor (k-NN)

- Support Vector Machine (SVM) [15]
- Random Forest (RF) [16]
- eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) [17]
- Light Gradient Boosting Machine (LightGBM) [18]

### 3.2.1 Naive Bays (NB)

Naive Bays はベイズ理論を用いて導出された確率モデルに基づく分類器であり、クラス分類の結果が確率として得られる。パラメータの推定には最尤推定法が用いられることが多い。アルゴリズムが単純で簡単に適用できること、学習データが少ない場合でも分類パラメータの推定が可能であることが利点である [19]。

### 3.2.2 k-Nearest Neighbor (k-NN)

k-Nearest Neighbor はノンパラメトリックな機械学習手法の一つである。1951年に Fix らによって考案され [20]、その後 Cover らによって拡張された [21]。k-NN は分類問題および回帰問題に使用される。分類の場合、入力されたクラス未知のサンプルのクラスラベルを近傍のサンプル  $k$  個の多数決によって決める手法である。

### 3.2.3 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine は教師あり学習を用いるパターン認識モデルの一種である。SVM では2クラスの学習データから各データ点との距離が最大となるマージン最大化超平面を求め、それを決定境界として分離する [15]。また、カーネル関数を用いてパターンを有限もしくは無限次元の特徴空間へ写像し、その特徴空間上で線形分離を行うことにより、線形分離不可能な写像の詳細を把握せずに計算が可能となる。上記の手法は「カーネルトリック (Kernel Trick)」と呼ばれる。SVM を用いた他クラス分類の場合、ある特定のクラスとそれ以外の2クラスの分類問題の結果を統合する OvR (One-vs-Rest) か、1対1の組み合わせの2クラス分類の結果を統合する OvO (One-vs-One) 方式が用いられる。

本研究では、SVM には Python のライブラリである scikit-learn に含まれる SVC を使用した。またカーネルには (3.1) 式に示す放射基底関数 (Radial Basis Fuction;

RBF) を選択し、ハイパーパラメータである正則化パラメータ  $C$  およびカーネル係数  $\gamma$  は、グリッドサーチ法により決定し、その他のハイパーパラメータはデフォルトのものを使用した。

$$k(x_1, x_2) = \exp(-\gamma \|x_1 - x_2\|^2) \quad (3.1)$$

### 3.2.4 Random Forest (RF)

Random Forest は並列に学習した複数の決定木を用いた、アンサンブル学習のバギングの一種である [16]。図 3.1 に RF の概念を示す。RF ではまず、データの一部をランダムに抽出し  $n$  個のデータセットを作る。各データセットを学習データとし、 $n$  個の決定木が生成される。この手順により互いに相関の小さい複数の決定木を作ることができる。RF ではこれらの決定木を弱学習器として用い、各決定木の分類結果の多数決を最終的な出力とする。単体の決定木では過学習しやすいという弱点があるが、RF では複数の決定木に予測を行わせることでその弱点を抑制することができる。

本論文では、scikit-learn に含まれる Random Forest Classifier (RFC) を使用した。決定木の最大深さ `max_depth` および決定木の数 `n_estimators` はグリッドサーチ法により最適化を行い、その他のハイパーパラメータについてはデフォルトのものを使用した。

### 3.2.5 eXtreme Gradient Boosting (XGBoost)

eXtreme Gradient Boosting は、弱学習器を直列に使う勾配ブースティング手法の一つである [17]。各弱学習器は決定木モデルで分類を行う。図 3.2 に示すように、XGBoost では最初の弱学習器でうまく分類できなかった部分に対して、重みをつけて次の弱学習器で学習を行う。これを繰り返し、最終的には、各モデルに対して重みを付けて集約し、モデルを作成する。

本論文では、XGBoost のパラメータとなる決定木の最大深さ `max_depth`、学習率 `learning_rate`、決定木の数 `n_estimators` をグリッドサーチ法で決定した。

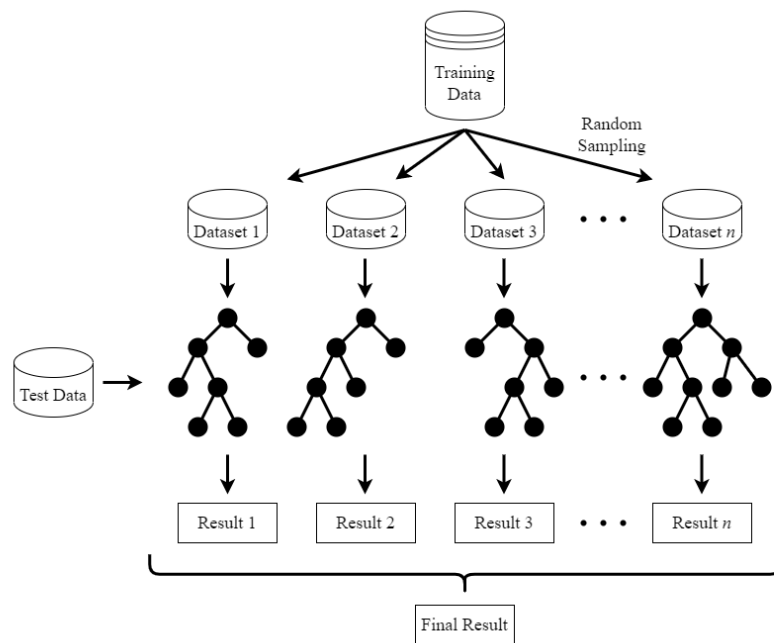


図 3.1: RFC の概念図

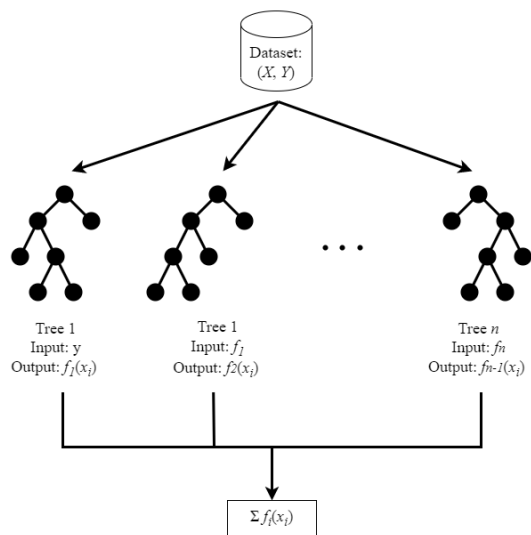


図 3.2: XGBoost の概念図

### 3.2.6 Light Gradient Boosting Machine (LightGBM)

Light Gradient Boosting Machine は、XGBoost と同様、決定木モデルにブースティングを組み合わせた学習アルゴリズムである [18]。LightGBM は、学習データの特徴量を階級に分けてヒストグラム化することにより、計算負荷の軽さと高精度の両立を実現している。データサイズが大きい場合に非常に時間がかかる XGBoost と比較して、ほぼ同等の精度で、計算の高速化とメモリ消費量の低減が可能であるという特徴を持つ。

本論文では、グリッドサーチ法により LightGBM のパラメータである 1 本の木の最大葉数 `num_leaves`, L1 正則化項の係数 `reg_alpha`, L2 正則化項の係数 `reg_lambda` の最適化を行った。

## 3.3 各分類器を用いた分類精度

前述の分類器を用いて認知症進行度の分類実験を行った。特徴量として、表 2.1 に示した視線計測による 20 種類の特徴量に、患者情報である (21) 年齢, (22) 性別を加えた計 22 種類を用いた。表 3.2 に、各分類器を用いて層状 5 分割交差検証を行った分類結果を示す。実験結果から、XGBoost を用いた正解率が最も高く、74.1% の分類精度が得られた。しかしながら、HDS-R の点数による分類精度が約 85% であることを鑑みると、実験により得られた分類精度は十分とは言えない [9]。上述のような原因として、重要ではない特徴量が分類に影響を与えてしまったことが考えられる。そこで、本論文は各特徴量の重要度に着目して特徴量選択を行った。

表 3.2: 各分類器を用いた分類結果（特徴量：22 個）

分類器	平均正解率 (%)
XGBoost	74.1
LightGBM	73.4
RFC	68.8
SVM	62.4
k-NN	61.7
Naive Bays	57.2

### 3.4 XGBoost-RFE による特徴量選択

前節で示した実験結果から、XGBoost を始めとする各分類器の学習に、認知症進行度の推定に有効ではない特徴量が用いられていた可能性があることが示唆された。そのため、本節では特徴量選択を行うことにより、重要度の高い特徴量のみを使用し、それらを用いて再度分類実験を行った。ここでは特徴量選択の手法として、ラッパー法の一種である RFE (Recursive Feature Elimination) を用いた。ラッパー法は、使用する特徴量の組み合わせを変えてモデルを学習させていき、特徴量の組み合わせを決定する手法である。この手法は、特徴量の組み合わせごとにモデルの学習、評価を行うため計算量が非常に大きくなるが、一般的に他の特徴量選択手法よりも精度が高い [22]。本論文では特徴量を選択するために、XGBoost-RFE [23] を用いることとした。図 3.3 に XGBoost-RFE のワークフローを示す。ここでは図のように、XGBoost のモデルにデータを入力し、各特徴量について重要度でランク付けを行い、特徴量のうち最も重要度の低い特徴量から一つずつ削減する。上記の処理を繰り返すことにより最も精度が高くなる組み合わせを決定した。

特徴量選択の結果、最も分類精度が高くなった特徴量の組み合わせとして、6 種類の特徴量が選択された。このときの分類精度は、層状 5 分割交差検証による平均正解率が 82.5% となり、特徴量を選択することにより分類精度が大きく向上した。表 3.3 に選択された特徴量の一覧を示す。選択された 6 種類の特徴量は、パズルゲームの実施そのものにより得られる特徴量 (1)、視線計測によって得られた 3 種類の特徴量 (2, 15, 17)、そして患者情報 (21, 22) である。

なお、視線計測による特徴量を使用しない、すなわち (1) 解答時間、(21) 年齢、(22) 性別の 3 種類の特徴量を用いて同様に分類実験を行ったとき、交差検証による平均正解率は 72.1% であった。このことから、認知症進行度の推定に対して、患者情報等に加えて視線計測による特徴量である (2) 画面の注視時間、(15) 画面の平均連続注視時間、(17) 視線位置の平均  $y$  座標を使用することの有効性が確認された。

また、特徴量選択によって得られた特徴量を用いて健常者と認知症患者の 2 分類の実験を行った際、層状 5 分割交差検証の平均分類精度は 84.4% となった。前述の通り、HDS-R の点数による 2 分類の分類精度が約 85% と言われている。本研究のレクリエーションを用いることによって被験者と実施者の負担を軽減し、継続的な実施が容易であることを勘案すると、レクリエーションを用いた認知症進行

度推定は，日常的な簡易スクリーニングとして活用できる可能性があると言える．

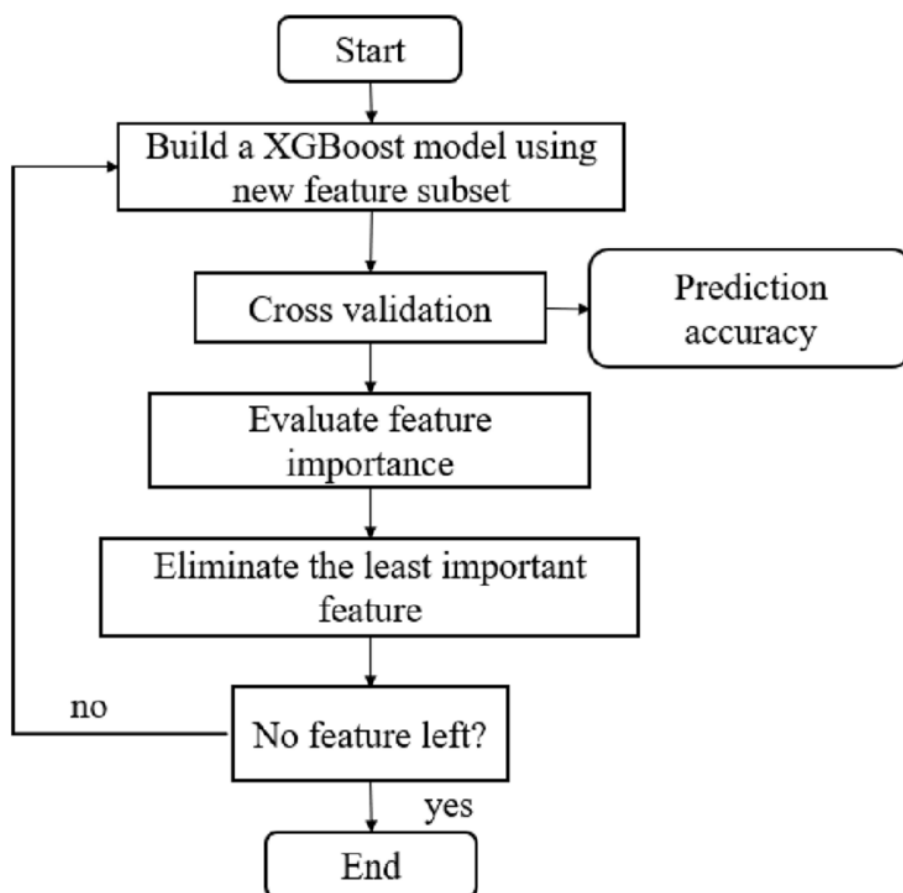


図 3.3: XGBoost-RFE のワークフロー [23]

### 3.5 XGBoost による分類結果と考察

表 3.4 に特徴量選択によって選択された 6 種類の特徴量を用いたときの分類結果を示す．表を見ると，重度認知症患者の適合率は 0.882，再現率は 0.888 となり，適合率，再現率ともに健常者および軽度認知症患者よりも高い値となった．この結果から，選択された特徴量を用いた認知症進行度分類は，特に重度認知症患者に対して有効であると言える．その一方で，軽度認知症患者の再現率が 0.732 と低く，これは軽度認知症患者が健常者または重度認知症患者として予測されたケースがあったことを示している．表 3.5 から表 3.9 に層状 5 分割交差検証の各 Fold の混同行列を示す．表の結果から，Fold 1, 3, 4, 5 では軽度認知症患者を健常者と予測し



表 3.3: 特徴量選択によって選択された特徴量

番号	特徴量	単位
(1)	解答時間	ms
(2)	画面の注視時間	ms
(15)	画面の平均連続注視時間	ms
(17)	視線位置の平均 $y$ 座標	
(21)	年齢	歳
(22)	性別	

たケースがあり，Fold 3, 4 では重度認知症患者を健常者と予測したケースがあることがわかる．

実用上，健常者を認知症患者と予測，あるいは軽度認知症患者と重度認知症の予測することは，それほど重大な問題ではない．健康診断の考え方と同様に，スクリーニングテストの段階で認知症の疑いがあると診断された患者は，より精密な検査を行うことで疾患の有無やレベルを診断し直すことができるためである．しかしながら認知症患者を健常者と予測することは，認知機能の低下が見逃されてしまう可能性があるため，改善すべき問題であると考ええる．特に，軽度認知症患者は適切な治療によって認知機能が改善の余地があると言われており，早期発見の観点からも，軽度認知症患者の診断性能の向上が必要である．

認知症患者では，アルツハイマー病などの進行によって各種認知能力に低下が見られるが，その能力の減衰の程度は患者の症状によって大きく異なる．例えば，短期記憶は健常者と同等だが空間認知能力が著しく欠陥しているといった機能ごとの差が見られることがあるため，医師はテストの結果や問診を用いて患者の認知症進行度を総合的に診断する．本研究で用いた特徴量では，様々なタイプの認知症に対応することができなかったため，認知症患者を健常者と予測したケースが生じたと考えられる．

表 3.4: XGBoost を用いた分類結果（特徴量：6 個）

教師ラベル	適合率	再現率
健常者	0.848	0.846
軽度認知症	0.846	0.732
重度認知症	0.882	0.888

表 3.5: 混同行列（Fold 1）

		予測ラベル		
		健常者	軽度認知症	重度認知症
正解ラベル	健常者	13	0	2
	軽度認知症	2	5	1
	重度認知症	0	0	8

表 3.6: 混同行列（Fold 2）

		予測ラベル		
		健常者	軽度認知症	重度認知症
正解ラベル	健常者	10	3	1
	軽度認知症	0	8	1
	重度認知症	0	0	8

表 3.7: 混同行列（Fold 3）

		予測ラベル		
		健常者	軽度認知症	重度認知症
正解ラベル	健常者	13	0	1
	軽度認知症	1	7	1
	重度認知症	1	0	7

表 3.8: 混同行列 (Fold 4)

		予測ラベル		
		健常者	軽度認知症	重度認知症
正解ラベル	健常者	13	1	0
	軽度認知症	3	5	0
	重度認知症	4	0	5

表 3.9: 混同行列 (Fold 5)

		予測ラベル		
		健常者	軽度認知症	重度認知症
正解ラベル	健常者	11	3	0
	軽度認知症	2	6	0
	重度認知症	0	0	8

## 第4章 結論

### 4.1 まとめ

本研究では、介護施設で実施されている機能訓練に着目し、レクリエーションゲームから得られる特徴量の認知症進行度分類への有用性について検討した。ここでは、高齢者が親しみやすく簡単に組み立てるタングラムを用いたパズルゲームシステムを開発した。高齢者の視線動作と認知機能の関係性に注目し、見本画像を見ながら手元でパズルを組み立てる高齢者の視線位置をアイトラッカーで追跡することにより、視線動作に関する特徴量を算出し、それらを用いた認知症進行度の評価可能性について考察した。RFE法による特徴量選択および勾配ブースティング手法の一つであるXGBoostを用いた分類実験の結果から、パズルゲームによって得られた特徴量と患者情報を用いて認知症進行度を大まかに推定することが可能であることが明らかとなった。さらに、視線計測による特徴量を用いなかった場合の分類精度と比較して、視線特徴量が高齢者の認知症の評価に貢献することが示された。

レクリエーションから得られた特徴量および患者情報を用いることにより、重度認知症患者については高い分類精度が得られた一方で、軽度認知症患者の検出精度は低い値となった。軽度認知症患者の検出については、特徴量やデータセットの追加を行うことで、軽度認知症患者を検出できるようになると考える。

### 4.2 今後の課題

認知症患者には、短期記憶、見当識、空間認知といった能力の低下や視野狭窄など、様々な症状がある。認知症の進行に従ってすべての能力が均等に低下するとは限らず、各患者の認知症原因や進行の程度により、どの能力がどのくらい減衰したかが異なる。本研究で用いた特徴量だけでは、様々な認知機能低下を網羅できるとは限らない。その結果、分類モデルに学習させていないタイプの認知症

患者のデータが入力されると検出できなかったものと考えられる。

今後は、さらにデータ収集を進め、多様な特徴を持った認知症患者からデータを集める必要がある。そして継続的なデータ収集を行うことで、同一患者の特徴量の変化といった経時的要素を取得することができると考えられる。さらに、パズルゲームだけでなく他のレクリエーションコンテンツを用いて視線特徴量以外の特徴量を得ることも可能である。これで収集されたデータおよび新たな特徴量を学習させることにより、分類精度を向上させる検討も必要である。

## 謝辞

本論文は、著者が三重大大学にて行った研究をまとめたものである。本論文を進めるにあたり、懇切丁寧なご指導と御督励を賜った三重大大学の高瀬治彦教授，川中普晴准教授，北英彦准教授に感謝いたします。また，日頃熱心に討論していただいた情報処理研究室の皆様方に厚く御礼申し上げます。

最後に，本論文をまとめるにあたり，助言，討論，その他お世話になったすべての方々に感謝いたします。

## 参考文献

- [1] 内閣府, “平成 29 年版高齢社会白書”, 2017.
- [2] 厚生労働省, “2019 年国民生活基礎調査”, 2019.
- [3] NCNP 病院 国立精神・神経医療研究センター, “認知症センター”, <https://www.ncnp.go.jp/hospital/guide/sd/dementia.html>, 最終閲覧日 2023 年 2 月 18 日.
- [4] 厚生労働省, “知ることからはじめよう みんなのメンタルヘルス総合サイト 認知症”, [https://www.mhlw.go.jp/kokoro/know/disease\\_recog.html](https://www.mhlw.go.jp/kokoro/know/disease_recog.html), 最終閲覧日 2023 年 2 月 18 日.
- [5] Y. Imai, K. Hasegawa, “The Revised Hasegawa’s Dementia Scale (HDS-R)—Evaluation of Its Usefulness Screening Test for Dementia”, Hong Kong Journal of Psychiatry, No.4, SP2, pp.20-24, 1994.
- [6] 河月稔, “第一部 神経心理学的検査 神経心理学的検査”, 医学検査, Vol.66, No.J-STAGE-2, pp.11-21, 2017.
- [7] 長谷川嘉哉, Mini-Mental State Examination (MMSE) , <https://yoshiya-hasegawa.com/mmse.pdf>, 最終閲覧日 2023 年 2 月 18 日.
- [8] 小長谷陽子, 小長谷正明, 渡邊 智之, 鷺見 幸彦, “アルツハイマー病患者における時計描画の特徴量—量的および質的評価による検討—”, 臨床神経学, Vol.54, No.2, pp.109-115, 2014.
- [9] 河野和彦, “痴呆症臨床における時計描画検査 (The Clock Drawing Test, CDT) の有用性”, バイオメディカル・ファジィ・システム学会誌, Vol.6, No.1, pp.69-79, 2004.

- [10] Michael D. Crutcher, Rose Calhoun-Haney, Cecelia M. Manzanares, James J. Lah, Allan I. Levey(Director), and Stuart M. Zola(Director), “Eye tracking during a visual paired comparison task as a predictor of early dementia”, *American Journal of Alzheimer s Disease and Other Dementias*, Vol.24, No.3, pp.258-266, 2009.
- [11] L. Tao, Q. Wang, D. Liu, J. Wang, Z. Zhu, and L. Feng, “Eye tracking metrics to screen and assess cognitive impairment in patients with neurological disorders”, *Neurological Sciences*, Vo.41, No.7, pp.1697-1704, 2022.
- [12] A. Oyama, S. Takeda, Y. Ito, T. Nakajima, Y. Takami, K. Yamamoto, K. Sugimoto, H. Shimizu, M. Shimamura, T. Katayama, H. Rakugi, and R. Morishita, “Novel Method for Rapid Assessment of Cognitive Impairment Using High-Performance Eye-Tracking Technology”, *Scientific Reports*, Vol.9, No.1, Article Number: 12932, 2019.
- [13] 伊藤恵美, 八田武志, 伊藤保弘, 永原直子, 八田武俊, 川口潤, 唐澤かおり, 豊沢純子, “レジャー活動への参加は認知機能に影響を与えるのか?”, *人間環境学研究*, Vol.1, No.2, pp.15-20, 2003.
- [14] K. Umemura, H. Kawanaka, Y. Hicks, and R. Secthi, “Significant Features of Hand Motion for Dementia Evaluation in the Simple Recreation Game”, *Procedia Computer Science*, Vol.176, pp.3173-3181, 2020.
- [15] Alex J. Smola and Bernhard Schölkopf, “A Tutorial on Support Vector Regression”, *Statistics and Computing*, Vol.14, No.3, pp.199-222, 2004.
- [16] Leo Breiman, “Random Forests”, *Machine Learning*, Vo.45, pp.5-32, 2001.
- [17] Tianqi Chen and Carlos Guestrin, “XGBoost: A Scalable Tree Boosting System”, *Proc. of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp.785-794, 2016.
- [18] Guolin Ke, Qi Meng, Thomas Finley, Taifeng Wang, Wei Chen, Weidong Ma, Qiwei Ye, Tie-Yan Liu, “LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree”, *Proceeding of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*, pp.349-3157, 2017.



- [19] Harry Zhang, “The Optimality of Naive Bayes”, Proc. of the Seventeenth International Florida Artificial Intelligence Research Society Conference, Miami Beach, Florida, USA, 2004.
- [20] Evelyn Fix, J. L. Hodges, “Discriminatory analysis. Nonparametric discrimination: Consistency Properties”, USAF School of Aviation Medicine, Randolph Field, Texas, Report Number 4, 1951 (Reprinted as pp.261-279 of Agrawala, 1977).
- [21] T. M. Cover and P. E. Hart, “Nearest Neighbor Pattern Classification”, IEEE Transactions on Information Theory, Vol.13, No.1, pp.21-27, 1967.
- [22] Guyon I, Weston J, Barnhill S, and Vapnik V., “Gene selection for cancer classification using support vector machines”, Mach Learn, Vol.46, pp.389 - 422, 2002.
- [23] Biao Zhang, Ying Zhang, and Xuchu Jiang, “Feature selection for global tropospheric ozone prediction based on the BO-XGBoost-RFE algorithm”, Scientific Reports, Vol.12, Article number: 9244, 2022.

## 発表論文

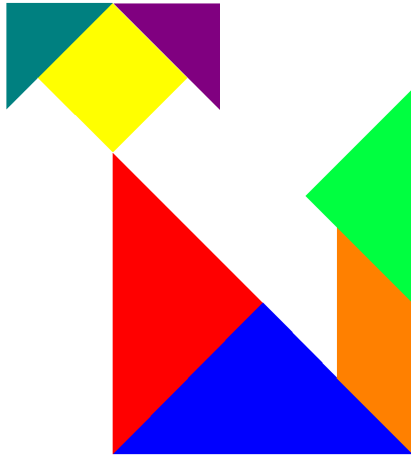
- [1] Rise Morimoto, Hiroharu Kawanaka, Yulia Hicks, Rossi Setchi, Development of Recreation Game for Measurement of Eye Movement Using Tangram, 25th International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information & Engineering Systems, Procedia Computer Science 192 (2021), pp.4924-4932, 2021.
- [2] Rise Morimoto, Hiroharu Kawanaka, Yulia Hicks, Rossi Setchi, Development of Simple Puzzle Game for Evaluation of Eye Movement, The 11th International Symposium for Sustainability by Engineering at Mie University (Research Area C), A-9, pp.17-18, 2021.
- [3] Rise Morimoto, Hiroharu Kawanaka, Yulia Hicks, Kazuyo Ueno, Daisuke Takamatsu, A Study on Evaluation of Spatial Cognitive Function Using Gaze Measurement, The 12th International Symposium for Sustainability by Engineering at Mie University (Research Area C), No.31, pp.62-63, 2022.
- [4] 森本梨聖, 川中普晴, 上野和代, 高松大輔, タングラムを用いた手指運動機能評価システムの開発と介護福祉施設への応用, 北隆館, 地域ケアリング, Vol.23, No.6, pp.72-75, 2021.
- [5] 森本梨聖, 川中普晴, 上野和代, 高松大輔, パズルゲームにおける視線追跡と認知機能評価への応用に関する一考察, 令和3年度電気・電子・情報関係学会東海支部連合大会, H4-4, 2021.
- [6] 森本梨聖, 川中普晴, 高松大輔, 上野和代, “パズルゲームを活用した視線追跡と認知機能評価への応用に関する一考察,” 2021年度第35回日本生体医工学会東海支部大会, A1-4, 2021.

- [7] 森本梨聖, 川中普晴, 上野和代, 高松大輔, パズルゲームを用いた手指運動および視線動作計測システムの開発と介護施設への応用に関する一試み, 北隆館, 地域ケアリング, Vol.24, No.7, 2022.
- [8] 森本梨聖, 川中普晴, 上野和代, 高松大輔, パズルゲーム中の視線計測による認知機能評価に関する一考察, 令和4年度 電気・電子・情報関係学会東海支部連合大会, J3-6, 2022.
- [9] 森本梨聖, 川中普晴, 上野和代, 高松大輔, タングラムを活用した視線動作計測と認知機能評価への応用に関する一考察, 2022年度日本生体医工学会東海支部大会, B2-20, 2022.

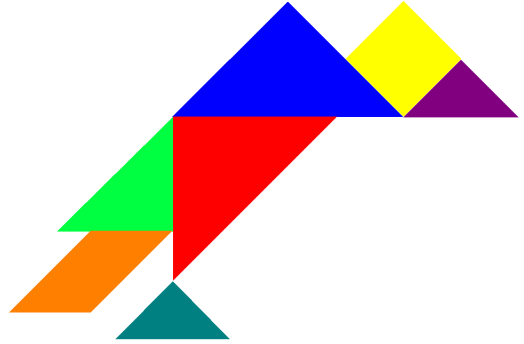
# 付録

## A パズルゲームの問題画像

パズルゲームにおいて，使用した全 20 種類の見本画像を図 A.1 から図 A.5 に示す．



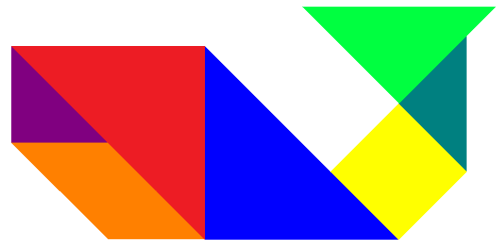
(a) 問題 1



(b) 問題 2

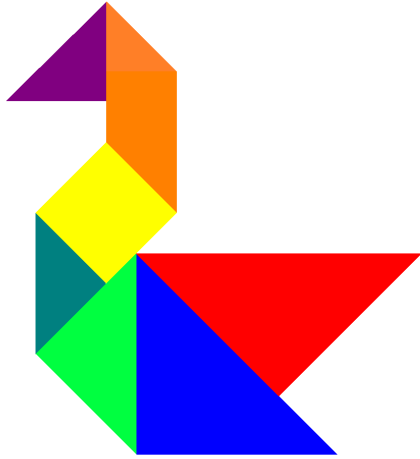


(c) 問題 3

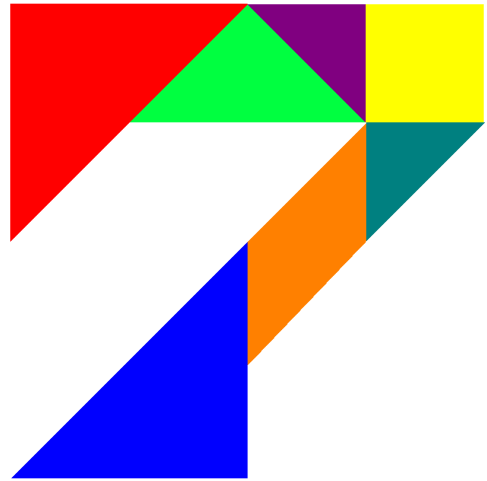


(d) 問題 4

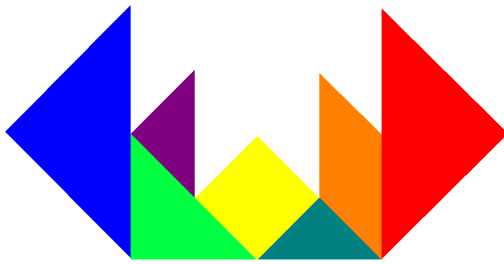
図 A.1: パズルゲームの見本画像 (1~4)



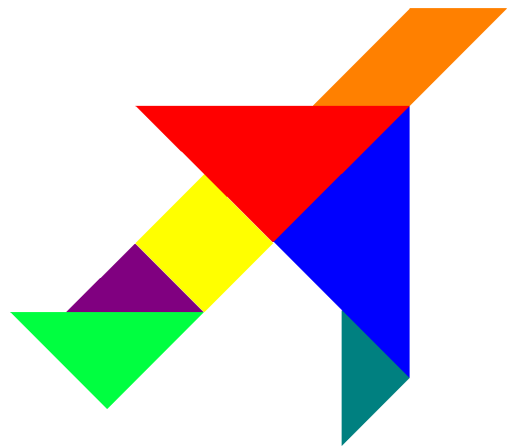
(a) 問題 5



(b) 問題 6

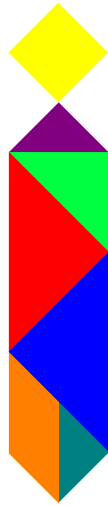


(c) 問題 7

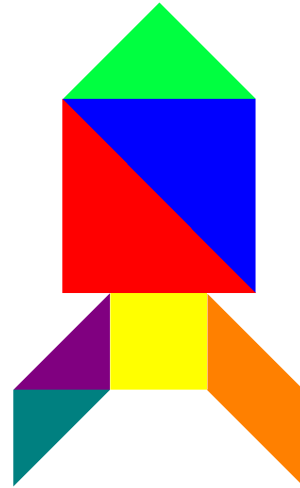


(d) 問題 8

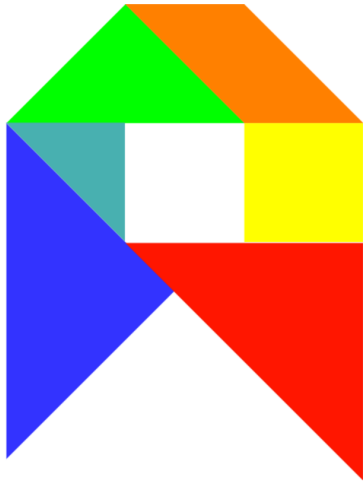
図 A.2: パズルゲームの見本画像 (5~8)



(a) 問題 9



(b) 問題 10

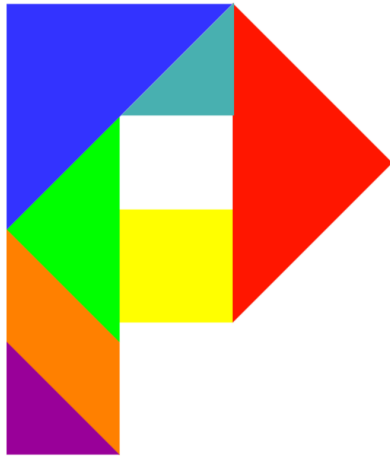


(c) 問題 11

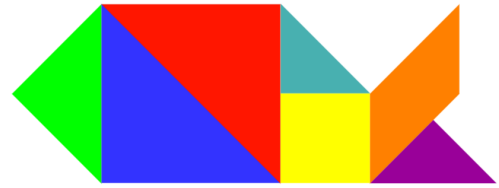


(d) 問題 12

図 A.3: パズルゲームの見本画像 (9~12)



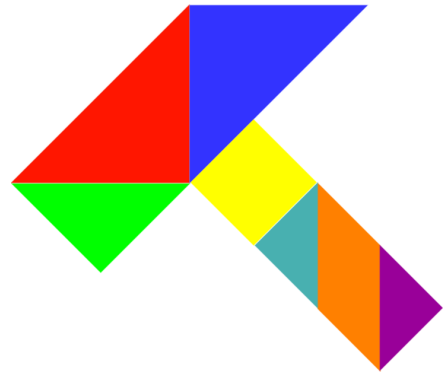
(a) 問題 13



(b) 問題 14



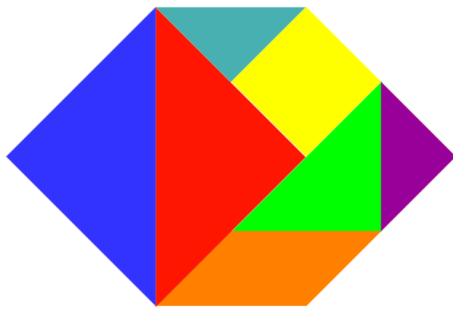
(c) 問題 15



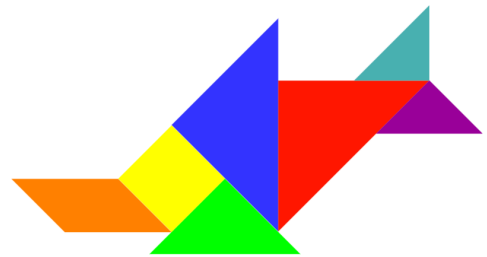
(d) 問題 16

図 A.4: パズルゲームの見本画像 (13~16)

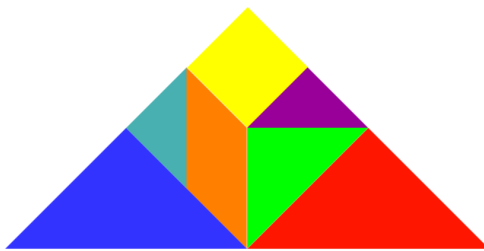




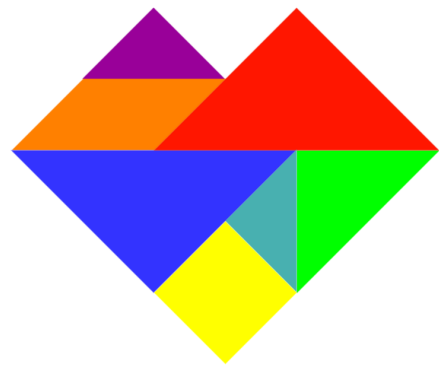
(a) 問題 17



(b) 問題 18



(c) 問題 19



(d) 問題 20

図 A.5: パズルゲームの見本画像 (17~20)