

|                     |                                                                                     |
|---------------------|-------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Title</b>        | 実時間認知処理における没入の機能的な側面：二重課題における認知資源の増加                                                |
| <b>Author(s)</b>    | 長谷川, 大                                                                              |
| <b>Citation</b>     |                                                                                     |
| <b>Issue Date</b>   | 2026-03                                                                             |
| <b>Type</b>         | Thesis or Dissertation                                                              |
| <b>Text version</b> | author                                                                              |
| <b>URL</b>          | <a href="https://hdl.handle.net/10119/20510">https://hdl.handle.net/10119/20510</a> |
| <b>Rights</b>       |                                                                                     |
| <b>Description</b>  | Supervisor:日高 昇平, 先端科学技術研究科, 修士(知識科学)                                               |

修士論文

実時間認知処理における没入の機能的な側面：

二重課題における認知資源の増加

長谷川 大

主指導教員 日高 昇平 准教授

北陸先端科学技術大学院大学  
先端科学技術研究科  
先端科学技術専攻  
(知識科学)

令和8年3月

# Abstract

## Chapter 1. Introduction

### Background

When people are deeply focused on activities such as sports or video games, they sometimes enter a state called "flow." Flow is a feeling of being fully absorbed in an activity, with both concentration and enjoyment (Csikszentmihalyi, 1990). In sports, this state is widely known as "being in the zone." In Japan, athletes often describe it as "Entering the Zone", and they report performing very well during this state.

Flow experience has been linked to better performance in sports and video game playing many times. For example, meta-analyses have shown a moderate positive correlation between flow experience and game performance (Harris et al., 2023).

Performance in thinking and movement tasks is usually judged by two aspects: speed and accuracy. In most cases, there is a trade-off between these two: when people try to respond faster, they make more mistakes, and when they try to be accurate, they need more time. This is called the Speed-Accuracy Trade-off (SAT; Wickelgren, 1977; Heitz, 2014). Under high time pressure, people tend to make more mistakes because they must choose speed over accuracy.

However, some athletes report unusual experiences during flow states. Taylor (2020; 2024) found that athletes in deep focus reported being able to "think faster than usual" and "respond accurately to brief events." These reports suggest that flow states may help people overcome the usual speed-accuracy trade-off.

Despite these findings, why this happens is still unclear, partly because of methodological limitations in earlier studies: they used questionnaires given after the task and changed task difficulty before the experiment. First, most earlier studies changed task difficulty in advance and compared flow experience between conditions, so they could not track how immersion changes while people do the task. Second, deciding whether people were in flow still depended on questionnaires given after the task. Third, the link between physiological indicators and performance was not studied at the same time.

## **Purpose and Hypotheses**

In this study, I developed a new experimental framework using Tetris to examine whether flow-related mental states happen together with better performance in a real-time task under time pressure. Unlike earlier studies that focused on "under what conditions flow happens," I examined whether flow-related mental states "happen together with better performance" after controlling for time pressure and skill using statistics.

I measured performance by whether players created "pits" or not. Pits are empty cells that get surrounded by blocks and cannot be filled by any Tetris piece. Rows with pits cannot be cleared, so a board with many pits quickly accumulates and leads to game over.

I tested three hypotheses. Hypothesis 1: When people experience flow, their mental resources increase. As a result, performance on a secondary task improves, and there is a positive correlation between secondary task performance and flow tendency. Hypothesis 2: Flow-related mental states improve performance (chance of not creating pits). This effect is stronger under high time pressure than under low time pressure (time pressure  $\times$  immersion interaction). Hypothesis 3: The link between immersion and performance depends on skill level (time pressure  $\times$  immersion  $\times$  skill three-way interaction). For Hypothesis 3, two predictions were possible: either experts benefit more from flow states because their basic processing is automatic, or beginners benefit more because they are more likely to run out of resources, which flow states may help.

## **Chapter 2. Method**

### **Participants**

Twenty-seven graduate students from Japan Advanced Institute of Science and Technology took part in the experiment. Three were removed because their pupil data could not be recorded. The final sample was 24 participants (20 males, 4 females, mean age = 24.54 years,  $SD = 2.53$ ).

### **Main task**

Participants played a standard version of Tetris as the main task. I used the Meta-T platform (Lindstedt & Gray, 2015), which can record all key presses and board states in milliseconds. Participants used arrow keys to control the pieces: up key to rotate, left/right keys to move, and down key to drop. They were told to play as fast as possible and aim for a high score.

### **Secondary task (simple reaction task)**

To measure immersion, participants also performed a secondary task while playing Tetris. A red circle (25 pixels wide) appeared randomly at one of the four corners of the screen. Participants had to press the X key as quickly and accurately as possible when they saw it. The circle was shown for 400 ms, but responses were accepted until the next circle appeared. The time between circles followed a power-law distribution ( $\alpha = 2.0$ , minimum 3 seconds, maximum 40 seconds). This design prevented prediction of stimulus timing.

### **Pupil diameter**

I recorded participants' pupil diameter using a Tobii Pro Spectrum eye tracker attached to the monitor. Pupil diameter reflects arousal level and task engagement on a second-by-second basis.

### **Procedure**

After explaining the experiment, I calibrated the eye tracker. Participants then completed practice games until they reached Level 2 once or Level 1 twice (maximum 8 games). All participants met this standard within 8 games. The main experiment had 8 games, each ending when the participant reached game over. After each game, participants answered a 10-item flow experience questionnaire.

### **Flow questionnaire**

I used a Japanese flow questionnaire (Ishimura, 2014) to measure subjective flow experience. Participants rated how strongly they felt each of 10 feelings during the game on a scale from 1 (weak) to 7 (strong).

### **Chapters 3–5. Time Pressure Index**

To measure time pressure at each Tetris episode (from each block appearance to completion), I used principal component analysis (PCA) on 9 board state variables (such as board height, number of pits, bumpiness) plus game level. The first principal component (PC1) explained 81.1% of the total variance. Board state variables showed high loadings on PC1, while game level showed a relatively low loading. This means time pressure in Tetris is mainly determined by the board state (how high and messy the board is), not by the falling speed of pieces.

Time pressure had a significant main effect ( $\beta = -0.609$ ,  $p < .001$ ,  $OR = 0.54$ ). Episodes with higher time pressure were more likely to create pits. This confirmed that the time pressure index was valid.

## Chapter 6. Immersion Index

Flow is a subjective experience, but I wanted to measure immersion during task performance, not just after. To do this, I used canonical correlation analysis (CCA) to find the relationship between three body/behavior measures (pupil diameter, reaction time, response rate in secondary task) and 10 flow questionnaire items. The first canonical correlation was  $r = .523$ , showing a moderate relationship. I used the loadings from CCA to create a combined immersion index. The loadings were: reaction time (reversed) = .393, response rate = .447, and pupil diameter (reversed and squared) = .159.

**Hypothesis 1 (Cognitive resources increase during flow).** The CCA showed that games with higher flow tendency also had better secondary task performance (shorter reaction time, higher response rate). This supports Hypothesis 1: when people experience flow, their mental resources increase, and secondary task performance improves along with main task focus.

## Chapter 7. Performance Prediction

I used logistic regression to predict episode-level performance (whether the player created a pit or not) from time pressure, immersion, and skill. All variables were standardized (mean = 0,  $SD = 1$ ).

Skill had a significant main effect ( $\beta = +0.306$ ,  $p < .001$ ,  $OR = 1.36$ ). Participants with higher skill were less likely to create pits.

**Hypothesis 2 (Immersion main effect and interaction with time pressure).** Immersion had a significant main effect ( $\beta = +0.150$ ,  $p = .007$ ,  $OR = 1.16$ ). This means that episodes with 1  $SD$  higher immersion had about 16% higher odds of not creating pits compared to average episodes. This result shows that flow-related mental states happened together with better performance, even after controlling for time pressure and skill. The interaction between time pressure and immersion was marginally significant ( $p = .055$ ). Although Hypothesis 2 was not fully supported, there was a trend in the predicted direction.

**Hypothesis 3 (Three-way interaction).** The three-way interaction among time pressure, immersion, and skill was significant ( $\beta = -0.116$ ,  $p = .003$ ). To understand this pattern, I divided participants into high and low skill groups, and divided episodes into high and low time pressure and immersion conditions. In the low skill group, the effect of immersion was small under low time pressure (+.015) but large under high time pressure (+.059). In the

high skill group, the effect of immersion was similar under low time pressure (+.007) and high time pressure (+.039). The difference between conditions was about 1.5 times larger in the low skill group (+.044) than in the high skill group (+.032). This result supports the prediction that beginners benefit more from flow states than experts do.

## **Chapter 8. Discussion**

**Why beginners benefit more.** The three-way interaction can be explained by the difference between automatic and controlled processing (Schneider & Shiffrin, 1977). Experts have automatized basic task processing, so they use few mental resources. Even under high time pressure, they have enough resources and can maintain performance regardless of immersion level. In contrast, beginners rely mostly on controlled processing, which uses limited mental resources. Under high time pressure, they are likely to run out of resources.

The CCA results (Hypothesis 1) suggested that mental resources increase during flow states. If this is true, the benefit of increased resources should be larger for beginners who tend to run out of resources than for experts who already have enough. The pattern observed in this study—the effect of immersion was largest in the low skill, high time pressure condition—matches this prediction.

### **Limitations**

This study has several limitations. First, I cannot determine the causal relationship. This study used a correlational design, so I cannot tell whether immersion improves performance, performance improves immersion, or a third factor affects both. Second, there is a concern about circularity in the immersion index. I defined immersion partly by secondary task performance, and then showed that immersion predicts Tetris performance. This may simply mean that good secondary task performance happens together with good Tetris performance, without necessarily involving "immersion" as a mental state.

### **Contribution**

Despite these limitations, this study made several contributions. Unlike prior studies that manipulated difficulty beforehand, I measured time pressure from board features after the experiment and controlled for it statistically. The main effect of immersion was still significant after this control. Also, I directly examined whether flow-related states happen

together with better performance, rather than asking under what conditions flow occurs.

## **Conclusion**

This study examined whether flow-related mental states happen together with better performance in a Tetris task. The main effect of immersion on performance was significant, showing that flow-related states and better performance co-occurred even after controlling for time pressure and skill. The CCA results suggested that mental resources may increase during flow. The three-way interaction showed that beginners benefit more from flow states than experts, possibly because beginners are more likely to run out of resources under time pressure. These findings provide evidence for the functional link between flow experience and performance in real-time cognitive tasks.



# 目次

|                          |    |
|--------------------------|----|
| 第1章 序論                   | 1  |
| 1.1 はじめに                 | 1  |
| 1.2 没入下での“成績向上”          | 1  |
| 1.3 成績向上の認知的内実と時間圧       | 2  |
| 1.4 没入の定量的測定             | 3  |
| 1.5 認知課題としてのテトリス         | 4  |
| 1.6 テトリスにおける“難易度”と時間圧    | 5  |
| 1.7 研究の目的と仮説             | 6  |
| 第2章 研究の方法                | 8  |
| 2.1 実験の環境                | 8  |
| 2.2 実験の流れ                | 8  |
| 2.3 実験の参加者               | 8  |
| 2.4 実験の課題                | 8  |
| 2.4.1 主課題（テトリス）          | 8  |
| 2.4.2 二重課題（単純反応課題）       | 9  |
| 2.4.3 人権及び法令等の順守         | 10 |
| 第3章 データの分析               | 10 |
| 3.1 実験記録の取得              | 10 |
| 3.2 データセットと前処理           | 11 |
| 3.3 パフォーマンス指標：穴（Pits）の定義 | 11 |
| 3.3.1 穴の定義               | 11 |
| 3.3.2 穴増加の判定基準           | 11 |
| 第4章 時間圧指標の構成             | 12 |
| 4.1 変数選択の根拠              | 12 |
| 4.1.1 分析データ              | 12 |
| 4.1.2 相関分析               | 12 |
| 4.1.3 機械学習による予測分析        | 14 |
| 4.1.4 瞬間値を使用する妥当性        | 14 |
| 4.2 多重共線性の検討             | 15 |
| 4.3 最終的な変数セット            | 16 |
| 第5章 主成分分析による時間圧スコアの算出    | 17 |
| 5.1 エピソードレベルの時間圧（State）  | 17 |

|                                              |    |
|----------------------------------------------|----|
| 5.2 予測的妥当性の検証 .....                          | 18 |
| 5.3 外的妥当性の検証：操作時間との関係 .....                  | 19 |
| 第6章 没入の指標 .....                              | 19 |
| 6.1 没入の生理・行動指標 .....                         | 20 |
| 6.1.1 二重課題と瞳孔径の逆U字型の関係 .....                 | 21 |
| 6.2 没入の主観的指標（フロー体験） .....                    | 22 |
| 6.3 生理・行動指標とフロー体験の関連 .....                   | 22 |
| 6.3.1 分析データ .....                            | 22 |
| 6.3.2 個別相関 .....                             | 22 |
| 6.3.3 正準相関分析 .....                           | 23 |
| 6.4 フロー傾向による認知資源増大の可能性 .....                 | 23 |
| 第7章 時間圧要因を切り分けた上での没入指標によるパフォーマンスの予測<br>..... | 25 |
| 7.1 分析方法 .....                               | 25 |
| 7.2 結果 .....                                 | 26 |
| 7.2.1 主効果と交互作用 .....                         | 26 |
| 7.2.2 仮説2の検証：時間圧 × 没入の交互作用 .....             | 27 |
| 7.2.3 仮説3の検証：時間圧 × 没入 × スキルの3次交互作用 .....     | 28 |
| 7.3 小括 .....                                 | 29 |
| 第8章 考察 .....                                 | 29 |
| 8.1 副次課題とフロー傾向性との関係 .....                    | 29 |
| 8.2 没入の主効果 .....                             | 29 |
| 8.3 仮説2について .....                            | 31 |
| 8.4 3次交互作用の解釈 .....                          | 31 |
| 8.5 研究の限界 .....                              | 32 |
| 8.6 今後の課題 .....                              | 33 |
| 本研究に関連する成果等 .....                            | 34 |
| 論文 .....                                     | 34 |
| 学会発表 .....                                   | 34 |
| 本研究に関する助成 .....                              | 34 |
| 本研究に関連する学会・研究会等の運営 .....                     | 34 |
| 謝辞 .....                                     | 35 |

## 図目次

- 図 1. 本研究で使⽤した課題 (Meta-T) のゲーム画面. 中央にテトリスの盤面 (10 列 × 20 行のグリッド), 左側にスコア・消去ライン数・現在のレベル, 右上に次に落下するテトリミノのプレビューが表示される. 右上端の赤い円形刺激は二重課題の視覚刺激であり, 参加者はテトリスをプレイしながらこの刺激が出現したら可能な限り速やかにキーを押して反応することが求められた. . . . . 10
- 図 2. 時間圧指標の構成妥当性の検証結果. 左パネルは State (Episode) 単位の主成分分析における PC1 負荷量 (横軸) を示す (表 4 に対応). 右パネルは各ゲームにおける時間圧スコア (PC1 スコアの平均値: State (Episode) 単位と Trend) とゲーム成績 (最大エピソード数とスコア) との相関を示す. 緑の破線は  $|r| = .50$  の基準線を表す. 時間圧スコアは最大エピソード数 ( $r = -.580$ ) およびゲームスコア ( $r = -.559$ ) と強い負の相関を示した. . . . . 19
- 図 3. 没入指標の構成: 正準相関分析 (CCA) の結果. 左パネルは認知指標の CV1 への正準負荷量を示す. 右パネルは石村 (2014: 表 5) のフロー体験に関する質問項目の CV1 への正準負荷量を示す. . . . . 23
- 図 4. 時間圧 (TP), 没入, スキルと穴維持率の関係. 左上: 時間圧の主効果 ( $p < .001$ ). 時間圧が高いほど穴維持率が低下した. 右上: 没入の主効果 ( $p = .007$ ). 没入が高いほど穴維持率が向上した. 左下: 時間圧と没入の交互作用 ( $p = .055$ ). 右下: 3 次交互作用 ( $p = .003$ ). 時間圧と没入の関係はスキル水準によって異なるパターンを示した. . . . . 26

# 表目次

|                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                         |    |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| 表 1. 262 の盤面特徴量と総エピソード数(max_episode)との相関分析結果(上位 20 変数). 変数名は「元変数名_集約方法」の形式である. bcts_で始まる変数は BCTS 特徴量を表し, 主な元変数は landing_height (ミノの着地高さ), mean_height (盤面の平均高さ), max_height (盤面の最大高さ), weighted_cells (高さで重み付けしたセル数), rows_with_pits/rows_with_holes (穴を含む行数), eroded_piece_cells (ライン消去で消えたセル数) である. 集約方法は, trend (ゲーム進行に伴う変化率), std (標準偏差), mean (平均値) を表す. pits_new_X (X はミノのタイプ I, O, T, S, Z, J, L) は, 当該ミノを最善手で配置した場合の穴数を表す. .... | 13 |
| 表 2. 機械学習モデルによる最大エピソード数の予測精度. 262 の盤面特徴量を説明変数, 最大エピソード数(max_episode)を目的変数として, 5 分割交差検証により予測精度を評価した. $R^2$ (CV) は交差検証における決定係数の平均値を表す. ....                                                                                                                                                                                                                                                                                               | 14 |
| 表 3. ゲームレベル分析における趨勢(trend)と平均値(mean)による相関の比較. エピソードレベルの主成分分析では瞬間値を使用するため, 瞬間値の代理変数である平均値でも十分な相関が得られるかを検証した. ....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                        | 15 |
| 表 4. エピソードレベルの主成分分析における第 1 主成分(PC1)への負荷量. 23,135 エピソードを対象に 9 変数を標準化して主成分分析を実施した. PC1 は全分散の 81.1%を説明した. 盤面状態変数(bcts_)はいずれも高い正の負荷量を示したのに対し, level の負荷量は相対的に小さかった. ....                                                                                                                                                                                                                                                                    | 17 |
| 表 5. 石村(2014)のフロー質問紙. 参加者は各ゲーム終了ごとに, ゲーム中に感じた以下の感覚について, その強さの度合いを 1(小さい)から 7(大きい)の大きさを回答した. ....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                        | 22 |
| 表 6. 正準相関分析(CCA)における第 1 正準変量(CV1)への負荷量. 174 ゲームを対象に, 3 つの生理・行動指標とフロー質問紙 10 項目の正準相関分析を実施した. 第 1 正準相関は $r = .523$ であった. 二重課題成績(反応時間・反応率)の負荷量が大きく, 瞳孔径の負荷量は相対的に小さかった. ....                                                                                                                                                                                                                                                                 | 23 |
| 表 7. ロジスティック回帰分析の結果. OR = オッズ比. すべての変数は Z 標準化を行った. ....                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                 | 27 |
| 表 8. 時間圧と没入の条件別穴維持率. 各変数を中央値で 2 群に分割し, 4 条件における穴維持率を算出した. 低時間圧条件では没入による差は+.011, 高時間圧条件では+.047 であり, 記述的には高時間圧条件において没入の効果がより大                                                                                                                                                                                                                                                                                                             |    |

|                                                                         |    |
|-------------------------------------------------------------------------|----|
| きい傾向が認められた. ....                                                        | 28 |
| 表 9. スキル, 時間圧, 没入の条件別穴維持率. 各変数を中央値で 2 群に分割し,<br>8 条件における穴維持率を算出した. .... | 28 |

# 第1章 序論

## 1.1 はじめに

ヒトは活動に深く集中し、時間の感覚を忘れるほど没入することがある。映画を観ているとき、小説を読んでいるとき、あるいはゲームをプレイしているとき、私たちは周囲の出来事に気づかなくなり、活動そのものに引き込まれる。

こうした没入には、その性質によって異なる種類がある。映画や音楽の鑑賞における没入は、物語や音の流れに受動的に引き込まれる体験である。一方、スポーツやゲーム、楽器の演奏、仕事への取り組みにおける没入は、自ら課題に関与し、判断や行動を行いながら深く集中する体験である。

こうした能動的な活動における没入状態の代表的な概念として、「フロー」がある。フローとは、持続して活動に没入し、集中と楽しさを感じる主観的体験であり、個人のパフォーマンス向上やウェルビーイングに寄与するとして注目を集めている (Csikszentmihalyi, 1990; Kurosaka et al., 2023)。スポーツの文脈では「ゾーンに入る」という表現で広く知られており、アスリートが卓越したパフォーマンスを発揮する際に経験される状態として報告されている。

しかし、フローは主観的体験の概念であり、その測定は通常、質問紙による回顧的報告に依拠する。本研究では、課題遂行中の生理指標（瞳孔径）と行動指標（二重課題のパフォーマンス）を用いて没入状態を測定する。これらの指標は厳密にはフローの主観的体験そのものを測定しているわけではないため、本研究では「没入 (immersion)」という操作的概念を用いる。従来の二重課題パラダイムでは、没入とは課題に認知資源が優先的に配分され深く集中している状態と定義され、副次課題成績の「低下」が没入の指標とされてきた (Jennett et al., 2008)。しかし、1.4 節で後述するように、この解釈は利用可能な認知資源の総量が、没入の如何にかかわらず一定であることを前提としている。本研究では、フロー質問紙との相関分析に基づき没入指標を構成することで、この前提自体を検証する。

## 1.2 没入下での“成績向上”

フローを体験することは、スポーツにおける成績の向上と関連することが、スポーツ心理学の分野で繰り返し報告されてきた (Jackson & Csikszentmihalyi, 1999; Swann et al., 2012)。アスリートは最高の成績を収めた際にフローを体験したと報告することが多い。同様の関連は、ビデオゲームのプレイにおいても報告されている (Nacke & Lindley, 2008; Jin, 2012)。Harris et al. (2023) は、スポーツおよびコンピュータゲームを対象とした研究のシステマティック

レビューおよびメタ分析を行い、フロー体験とゲーム成績の間に中程度の正の相関が存在することを確認した。

では、その“成績向上をもたらすパフォーマンス”とは、認知的にはどのような現象を指すのだろうか。

### 1.3 成績向上の認知的内実と時間圧

一般に、認知課題や運動課題におけるパフォーマンスは、「速さ」と「正確さ」という二つの側面から評価される。速さは通常、反応時間によって測定され、正確さは誤答率や正答率によって測定される。例えば、ゲームであれば、課題の遂行に利用できる時間が制限されている状態であっても素早く操作できること（速さ）と、課題を適切に達成できること（正確さ）の両方が求められる。スポーツやゲームにおいても、素早い判断や動作（速さ）と、的確なプレー（正確さ）の両方が重要である。

ここで重要なのは、速さと正確さのトレードオフ (Speed-Accuracy Trade-off; 以下 SAT) である。SAT は人間のパフォーマンスにおける基本的な制約として位置づけられているということである (Wickelgren, 1977; Ratcliff & Tuerlinckx, 2002; Heitz, 2014)。例えば、単純な知覚運動課題においては、判断や行動の速度を上げなければいけないときは正確さが低下しやすく、逆に正確さを追求すれば時間がかかる。日常生活で言えば、急いで文章を書かなければいけないときは誤字が増え、慎重にチェックすれば時間を要するといった具合である。特に、時間圧が高まる場面では、正確さを犠牲にしてでも速度を優先せざるを得なくなり、結果としてエラーが増加する。

では、フローを体験するような深い没入状態においては、この時間圧によるパフォーマンス低下は緩和されるのだろうか。Taylor (2020; 2024) は、スポーツ場面における没入体験を調査し、深い集中状態にあるアスリートが「普段は不可能なほど迅速に思考でき、一瞬の出来事に対しても詳細な判断を行えた」と報告していることを示した。例えば、卓球選手は「ボールの軌道やスピンの完璧に見え、正確な返球ができた」と述べ、レーシングドライバーは「周囲の状況が鮮明に把握でき、的確な操作ができた」と報告している。これらの報告に共通するのは、没入状態において通常よりも時間的余裕を感じながら正確な反応が可能になったという点である。

こうした報告を踏まえると、没入状態が成績向上と共起するメカニズムとして、認知処理効率の向上が考えられる。通常、時間圧が高まるとエラーが増加するのは、注意という限られた資源を十分に活用できないためと考えられている (Kahneman, 1973; Wickens, 2008)。しかし、もし没入状態において認知処理の効率そのものが高まり、同じ時間内により多くの情報を処理できるようになる

のであれば、長時間圧下でも正確さを維持できる。以上の議論を踏まえると、深い没入状態が認知処理の効率を高めることで、時間圧によるパフォーマンス低下が緩和される可能性がある。

## 1.4 没入の定量的測定

以上の可能性を検証するには、課題遂行中に没入しているかどうかを測定する必要がある。従来、フロー体験の測定には、Flow Short Scale (Rheinberg, Vollmeyer, & Engeser, 2003) や、フロー体験チェックリスト (石村, 2014) などの質問紙が広く用いられてきた。質問紙は主観的体験を捉える上で有用であるが、活動終了後の回顧的報告に依拠するため、記憶の歪みや報告バイアスの影響を受けやすい。

一方、近年はフロー体験を生じさせるような没入について、生理指標を用いた客観的測定が試みられている。例えば、心拍 (HR) は覚醒状態の指標として用いられており、フロー研究でも中程度の HR がフローと関連することが報告されている (Tian et al., 2017)。心拍数と瞳孔径はいずれも認知的状態や情動的状态を反映する生理指標である。心拍数は分単位の変化を捉えるのに適しているのに対し、瞳孔径は刺激後数秒でベースラインに戻るため、より短い時間スケールでの覚醒状態を反映できる (Mitz et al., 2017)。瞳孔径は青斑核ノルエピネフリン系の活動を間接的に反映するとされており、課題への従事度の指標として用いられる (van der Linden, Tops, & Bakker, 2021)。Strauch ら (2018) は Pong というゲームを用いた実験において、瞳孔径と主観的なゲーム評価 (appraisal) がともに中程度の難易度で最大となるという関係を報告している。

没入の測定には、デュアルタスク (二重課題) パラダイムも用いられている。このパラダイムでは、主課題の遂行中に副次課題を課し、副次課題におけるパフォーマンスの低下から主課題への注意集中の程度を推測する。ただし、副次課題への反応が低下したことをもって主課題への没入が深まったと解釈するためには、両方の課題が同じ処理資源をめぐって競合している必要がある (Fisk et al., 1986)。下條 (2025) は聴覚誘発電位 (AEP) の減弱を、Núñez Castellar et al. (2019) は聴覚オドボール課題への反応の低下を、それぞれフローの指標として用いている。しかし、Multiple Resources Theory (Wickens, 2002) によれば、視覚と聴覚とでは処理資源が比較的独立しており、視覚課題への没入が深まっても聴覚刺激の処理はあまり妨げられない (Mandal et al., 2024)。したがって、視覚的なゲーム課題における没入を測定するためには、聴覚ではなく視覚的な副次課題を用いることが望ましい。

より根本的な問題として、副次課題成績の「低下」を没入の指標とする仮定自体を再検討する必要がある。先行研究における「副次課題成績低下＝没入」とい



う解釈は、認知資源の総量が固定であることを暗黙の前提としているが、この前提はフローによる認知処理効率の向上という仮説と矛盾する。一方、1.3節で論じたように、没入状態において認知処理効率が向上するならば、利用可能な認知資源そのものが増大し、主課題だけでなく副次課題のパフォーマンスも維持または向上する可能性がある。すなわち、深い没入状態では主課題と副次課題の両方で良好なパフォーマンスが観察されうる。従って、本研究では認知資源増大・一定のどちらが成り立つのかも検討する。

以上の測定手法上の問題に加えて、先行研究には研究デザインに関する共通の課題も存在する。第一に、実験者が難易度条件を事前に操作し、条件間の比較によってフロー体験を比較しているため、同一の課題を遂行している最中に没入度がどのように変動するかを追跡できない。第二に、フローを体験しているかどうかの判定は依然として事後の質問紙に基づいており、生理指標が没入の「状態」を反映しているかどうかの検証は回顧的な報告に依存している。第三に、生理指標とパフォーマンスとの共時的な関係は検討されていない。

さらに、先行研究の多くは「どのような条件でフローが生じやすいか」というフローの発生条件を検討しており、「フローを体験しているときに何が良くなるか」というパフォーマンスへの機能的帰結を正面から扱っていない。難易度の操作は、フローを誘発するための手段として用いられており、パフォーマンス自体は主要な従属変数として位置づけられていない。

これらの課題を克服するには、難易度を意図的に操作せず、自然な課題遂行中の認知状態とパフォーマンスを共時的に分析するアプローチが有効である。課題遂行中の時間圧の変動は事後的に定量化し、統計的に統制することで、時間圧の影響を除いた上で没入状態とパフォーマンスの関係を検討できる。

## 1.5 認知課題としてのテトリス

没入状態とパフォーマンスとの関係を検討するためには、課題遂行中の行動データを分析できること、そして視覚的な副次課題を組み込めることが求められる。本研究ではこれらの要件を満たすテトリスを実験課題として用いる。

テトリス (Tetris®) は、1985年に Alexey Pajitnov によって開発された落ち物パズルゲームである。プレイヤーは、画面上部から落下してくる 7 種類の形状のブロック (テトリミノ) を回転・移動させ、横一列を隙間なく埋めることでその列を消去する。ゲームが進行するにつれてブロックの落下速度が上昇し、プレイヤーはより短い時間で判断と操作を行う必要が生じる。このゲームデザインにより、同じゲーム内であっても盤面状態は刻一刻と変化し、各テトリミノの配置 (エピソード) ごとにその時点での盤面状態と行動を記録することが可能である。テトリスは、単純なルールでありながら知覚、判断、注意、実行、計画立

案といった多様な認知プロセスを含む複合的な課題であるため、認知科学におけるパフォーマンス研究において広く用いられてきた (e.g., Lindstedt & Gray, 2015; Gray & Lindstedt, 2017). そして、テトリスはフローを感じやすいゲームであることが示唆されている (Keller, 2016).

また、テトリスでは、状況如何によって素早く判断し操作する（速さ）とともに適切な位置に正確に配置する（正確さ）ことが求められるので、時間的圧力が正確さに影響を及ぼす (Sibert & Rahman, 2025). **ただし、このトレードオフがゲーム中のどの時点で、どのような状況において生じるのかは明らかにされていないので、この点を明らかにすることも重要である。**

このように、テトリスは、複数の認知プロセスが複合的に関与する課題であるが、こうした課題において成績の向上が観察されたとしても、それが「環境要因」（例えば、たまたま配置しやすいテトリミノが来た）によるものなのか、「自己要因」（例えば、プレイヤー自身の認知処理が向上した）によるものなのかを分離することは容易ではない。この問題に対処するためには、盤面の難易度を適切に定義し、統計的に統制する必要がある。

一方で、二重課題として用いる単純反応課題は、刺激に対して決められた反応を行うだけの課題であるため、テトリスのような動的に状況が変化する課題とは異なり、常にほぼ同じ難易度を持つことが仮定できる。この特性により、主課題（テトリス）の難易度変動とは独立に、認知状態の変化を測定することが可能となる。

## 1.6 テトリスにおける“難易度”と時間圧

テトリスの難易度や認知負荷に関する研究は数多く存在する。しかし、人間のプレイヤーを対象として、盤面の状況に応じた認知的難易度を精緻に定量化した研究は限られている。従来の研究の多くは、テトリミノの落下速度（レベル）やブロックの積み上がり高さといった指標を用いて難易度を大まかに操作してきた (Keller et al., 2011; Spiel et al., 2017).

ここで「レベル (level)」とは、テトリスにおけるゲーム進行度を表す変数である。多くのテトリス実装では、一定数のライン消去ごとにレベルが上昇し、レベルが上がるとテトリミノの落下速度が増加する。従来の研究では、この level が時間圧の主要な規定因として扱われてきた。

一方、人工知能にテトリスを解かせようという試みも古くからおこなわれてきた。そのような研究においては、人工知能が最善手を判断する基準とするため、盤面状態の「難しさ」を評価するための特徴量が発展してきた。盤面の高さ、穴の数 (holes), 凹凸の程度 (bumpiness), 消去できるライン数といった特徴量を組み合わせた評価関数が用いられている (Thiery & Scherrer, 2009).

Lindstedt & Gray (2015) は、こうした AI 研究で用いられる盤面特徴量を人間の認知研究に援用できることを示唆し、これらの特徴量を記録できるテトリス実験プラットフォーム Meta-T を開発した。

本研究では、時間圧に寄与する変数として level と盤面状態変数の両方を候補に含め、主成分分析 (PCA) によりデータ駆動的に時間圧指標を構成する。level を変数セットに含める理由は、従来研究で level が時間圧の主要因とされてきたことを踏まえ、その寄与を実証的に検証するためである。もし level が時間圧の本質を捉えているならば、PCA において高い負荷量を示すはずである。逆に、盤面状態変数の方が高い負荷量を示すならば、時間圧は落下速度よりも盤面の物理的状态によって規定されることが示唆される。

この検証が重要なのは、level と盤面状態が必ずしも一致しないためである。初心者や中級者は低い level の段階でも盤面が積み上がりゲームオーバーに至る一方、熟練者は高い level でも盤面を低く維持できる。すなわち、同じ level であってもプレイヤーが経験する実質的な時間圧は盤面状態によって大きく異なる可能性がある (5 章で詳述)。

1.5 節で述べたように、時間圧の増大はエラー (穴の生成) の増加をもたらす。本研究では、盤面特徴量に基づいて時間圧を操作的に定義し、そのような高時間圧状況において、没入状態がパフォーマンス (正確さ) の維持にどのような影響を与えるのかを検証する。

## 1.7 研究の目的と仮説

本研究は、テトリス課題を用いて、フロー体験と関連する認知状態がエピソード単位のパフォーマンスを予測するかを検証することを目的とする。

1.2 節で述べたように、フロー体験とパフォーマンス向上の関連は繰り返し報告されている。しかし、この関連の認知的基盤は十分に解明されていない。1.3 節では、没入状態における認知処理効率の向上が一つの候補メカニズムとして考えられることを論じた。本研究では、この可能性を検討するための第一歩として、課題遂行中の生理・行動指標とパフォーマンスの関係を分析する。先行研究の多くは難易度条件を実験者が操作し、「どのような条件でフローが生じやすいか」を検討するものであった。しかし、実時間処理を要求し動的に状況の変動する課題を用いた研究の多くで、状況や特に時間圧に起因する課題難度の変動と切り分けてパフォーマンスを測定 (e.g. Patsis, et al., 2013) し、それとフロー発生を分析できていない。

そこで本研究では、難易度を事前には操作・設計せず、事後的にゲームの状況や時間圧に起因するパフォーマンス向上を統計的に要因を切りわけた上で、フロー体験と関連する認知状態が「パフォーマンス向上と共起するか」を検討する。

テトリスを用いた実験には、スポーツ研究と比較していくつかの利点がある。スポーツの場面では環境の統制が困難であり、パフォーマンスの客観的測定にも限界がある。これに対しテトリスでは、すべての操作入力とゲーム状態をミリ秒単位で記録できるとともに、盤面特徴量により試行ごとの難易度を定量化できる。また、テトリスはフローを感じやすいゲームであるとされる (Keller, 2016)。

テトリスのような連続的かつ動的な課題では、試行間の独立性が保証されず、盤面状態や落下するテトリミノの種類など多くの要因が試行ごとに変動する。本研究では、こうした事前の実験設計だけでは統制しきれない変動を「ノイズ」として排除するのではなく、統計的に統制することで没入状態とパフォーマンスの関係を検討する。具体的には、盤面特徴量により試行ごとの時間圧を定量化し、スキルの個人差とともに統計モデルに組み込むことで、これらの要因を統制したうえで没入指標の効果を推定する。

具体的には、以下のアプローチを取る。まず、盤面特徴量に基づいて各エピソードの時間圧を定量化する (5 章)。次に、生理・行動指標とフロー体験の関連を検討し、フロー体験と関連する没入指標を構成する (6 章)。その上で、時間圧とスキルを統計的に統制し、没入指標がエピソード単位のパフォーマンス (穴の維持) を予測するかを検証する (7 章)。

検証する仮説は以下の通りである。

**仮説 1:** フローを体験しているときには認知的な情報処理資源が増大する。その結果として、副次的な課題のパフォーマンスの向上とフロー傾向性の間には正の相関がある。

**仮説 2:** フロー体験と関連する認知状態において、パフォーマンス (穴を増やさない確率) は向上する。特に、この効果は時間圧が低い条件よりも高い条件においてより顕著に観察される (時間圧  $\times$  没入の交互作用)。

時間圧との交互作用を予測する根拠は以下の通りである。低時間圧条件ではベースラインのパフォーマンスが高く、改善の余地が小さい。一方、高時間圧条件ではパフォーマンスが低下するため、没入による効果がより明確に観察されると考えられる。

**仮説 3:** 没入とパフォーマンスの関係は、スキル水準によって調整される (時間圧  $\times$  没入  $\times$  スキルの 3 次交互作用)。

仮説 3 については、効果の方向について複数の予測が可能である。一方では、熟練者は課題の基本的な処理が自動化されているため (Schneider & Shiffrin, 1977)、フロー体験と関連する認知状態の恩恵をより受けやすい可能性がある。他方では、初心者こそ認知状態の改善による恩恵が大きい可能性もある。本研究では、3 次交互作用の有無を検討し、その解釈は結果に基づいて考察する。

## 第2章 研究の方法

本研究は、Meta-T プラットフォーム (Lindstedt & Gray, 2015) を基盤として作成した実験を中心として行われた。実験の参加者は、標準的なテトリスをプレイしながら、ゲーム画面に提示される二重課題に対して反応することが求められた。

### 2.1 実験の環境

実験は、Dell Precision 7740 コンピュータによって稼働し、その画面は Eizo EV2451 ディスプレイに提示された。このとき、画面に固定されたアイトラッカー Tobii Pro Spectrum を用いて参加者の視線及び瞳孔径を取得した。実験では顎台を用い、参加者の顔と、画面およびアイトラッカーの距離を適切な位置に保った。

### 2.2 実験の流れ

参加者に対して実験の概要を説明したのち、視線や瞳孔径が適切に取得できるよう、アイトラッカーのキャリブレーションを行った。その後、実験参加にあたり最低限の練度を確保するため、参加者が 1 ゲームにおいて Level 2 に到達するか、Level 1 に 2 回到達するまで、8 ゲームを上限として、それぞれのゲームでゲームオーバーに達するまで練習試行を行わせた。この時、全ての参加者が 8 ゲーム以内に基準を満たした。実験試行は 8 ゲーム、それぞれ参加者がゲームオーバーに達するまで行われた。各ゲーム終了後、参加者はフロー体験に関する 10 項目の質問紙 (石村, 2014: 表 5) について、課題中に感じた感覚の強さの度合いを 1 (小さい) から 7 (大きい) の段階で評価した。

### 2.3 実験の参加者

実験には北陸先端科学技術大学院大学の大学院生 27 名が参加した。そのうち 3 名については瞳孔径が取得できなかったため、練習試行の段階で除外した。よって実際の参加者数は 24 名 (男性 20 名, 女性 4 名, 平均年齢 24.54 歳,  $SD = 2.53$ ) であった。

### 2.4 実験の課題

#### 2.4.1 主課題 (テトリス)

参加者は、標準的なテトリスを主課題としてプレイした。テトリスの操作はキーボードの十字キーで行われた。操作方法は、上キーでミノの回転、左右キーでミノの左右移動、下キーでミノのドロップであった。参加者には、できるだけ速

く、高得点を目指してプレイするよう教示した。

#### 2.4.2 二重課題（単純反応課題）

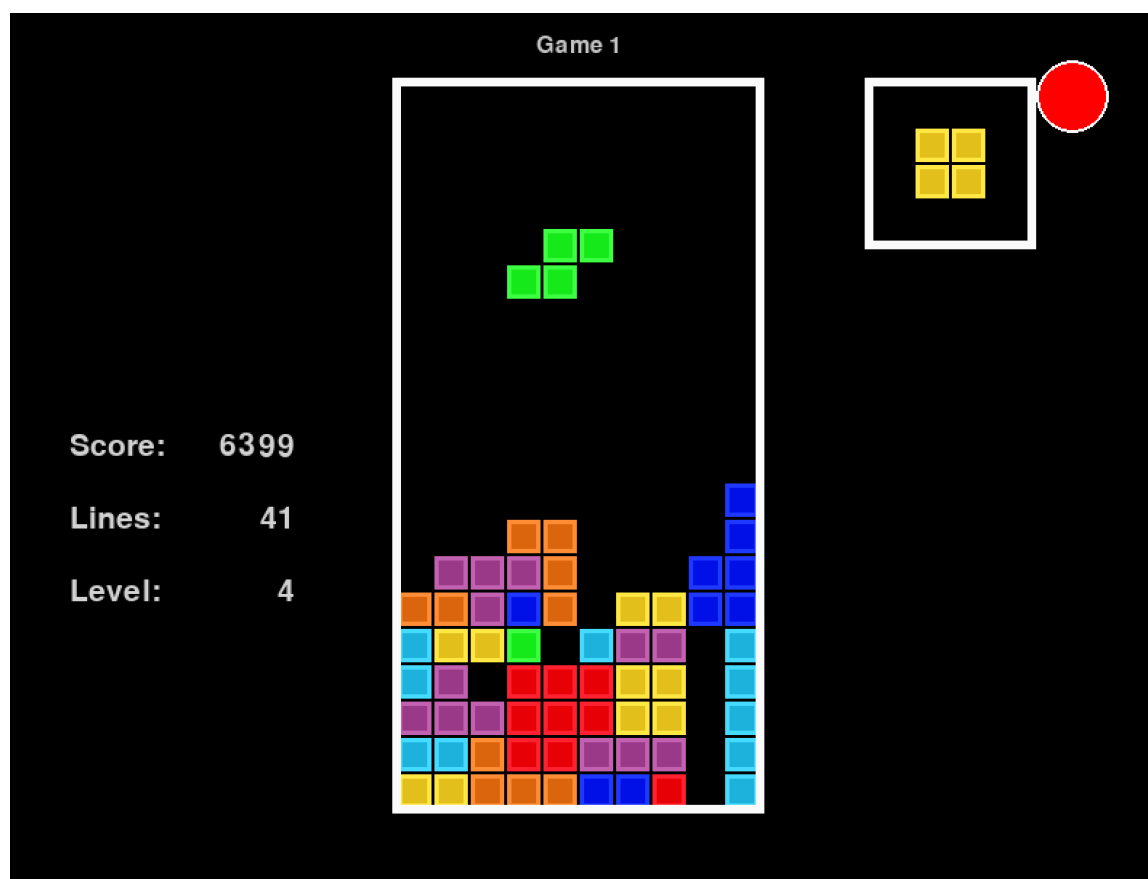
没入度の指標を得るため、副次課題（二重課題）として単純反応課題を同時に実施した。具体的には、プレイ中に赤い円形刺激（直径 25 ピクセル）が画面の四隅のいずれかにランダムに表示され、参加者はこれを検出し次第できるだけ速く正確に X キーを押すよう求められた。刺激は 400ms 間表示されるが、反応の受付は次の刺激が提示されるまで継続された。刺激の提示間隔には、べき分布（べき指数  $\alpha = 2.0$ ，ただし最小間隔 3 秒，最大間隔 40 秒）を採用した。これは、短い間隔では参加者が刺激の出現を予測してしまい主課題への没入が阻害される一方、極端に長い間隔ではデータ数が不足するという問題を解消するためである。この値では、短い間隔（3～5 秒）が頻繁に生じる一方で、長い間隔（20 秒以上）も一定の確率で出現するため、刺激出現の予測を困難にしつつ十分なデータ数を確保できる。

実測された刺激提示間隔の中央値は 6.00 秒，平均は 8.68 秒 ( $SD = 6.64$ ) であった。参加者が刺激の出現を予測していなかったことを確認するため、刺激提示間隔と反応時間の相関，および刺激提示間隔の区間（3-5 秒，5-10 秒，10-20 秒，20-40 秒）による見逃し率の差を事後的に検証した。その結果，相関は有意でなく ( $r = .02$ ， $t(5437) = 1.59$ ， $p = .11$ )，見逃し率にも区間間で有意差は認められなかった ( $\chi^2(3) = 6.31$ ， $p = .10$ )。これらの結果から，べき分布による刺激提示間隔の設定が刺激出現の予測を効果的に防止していたことが確認された。

参加者には，テトリスの操作と赤い円への反応の両方の課題を同時に行い，いずれも気づき次第できるだけ速く正確に遂行するよう教示した。

ゲーム画面の例を図 1 に示す。

図 1. 本研究で使⽤した課題 (Meta-T) のゲーム画面. 中央にテトリスの盤面 (10 列×20 行のグリッド), 左側にスコア・消去ライン数・現在のレベル, 右上に次に落下するテトリミノのプレビューが表示される. 右上端の赤い円形刺激は二重課題の視覚刺激であり, 参加者はテトリスをプレイしながらこの刺激が出現したら可能な限り速やかにキーを押して反応することが求められた.



#### 2. 4. 3 人権及び法令等の順守

本研究は, 北陸先端科学技術大学院大学知識科学倫理審査委員会による承認 (承認番号: KSEC-A20250602901) を受けて行われた.

## 第3章 データの分析

### 3. 1 実験記録の取得

実験システムはゲーム内の全操作, 視線, および瞳孔径の時系列データを記録するとともに, エピソードごとに集約したデータとして, 各エピソードに要した時間, 二重課題成績 (該当する場合), 平均瞳孔径などを自動的に記録した. 視線および瞳孔径のサンプリングレートは 60Hz であった. 参加者ごとに分割され

たこれらのデータファイルは、異なるゲームセッションが混同されないよう各セッションに一意的識別子を付与した上で統合し、穴の数を後述する本研究の定義に基づいて算出した。

## 3.2 データセットと前処理

本研究の分析においては、主としてテトリスのプレイログから抽出されたエピソード単位のデータセットを用いた。1エピソードは、1つのテトリミノが出現してから配置が完了するまでの期間と定義される。ゲームオーバーに至らず中断されたゲームを除外した結果、分析対象となった総エピソード数は 23,135 件 (185 ゲーム) であった。

## 3.3 パフォーマンス指標：穴 (Pits) の定義

本研究では、1エピソード単位における手の善し悪しの評価を「穴 (pits)」の生起によって定量化する。ブロックに囲まれるなどにより、ミノで埋めることのできない空白セルを「穴」と定義する。穴のある行は消去できないため、穴を含む盤面は急速に積み上がりゲームオーバーに至りやすい (Sibert et al., 2017)。よって、たとえ行を消すことができなくとも、この穴を作ってしまう手を「よい手」だとみなすことができる。

### 3.3.1 穴の定義

Lindstedt & Gray (2015) に端を発する従来のテトリスを利用した研究では、ブロックに囲まれた空白セルを単純に「穴」として定義してきた。しかしながら、この定義では、空白セルの上部が開放されていても、ミノの形状的制約により到達不可能な箇所を見落とす可能性がある。このような盤面とミノの相性による効率への影響を正確に評価するため、本研究では、ミノをどのように操作しても到達不可能な空白セルを幅優先探索により特定し、新たに「穴」として定義した。また、テトリスでは7種類のテトリミノ (I, O, T, S, Z, J, L) が出現し、それぞれ形状が異なるため、同一の空白セルであっても到達可能性はミノの種類によって異なる。そこで、各ミノ種類について到達不可能な空白セルの数を個別に算出した。

### 3.3.2 穴増加の判定基準

穴の増加を判定するにあたり、7種類のミノ別穴数の最小値を用いた。これは「どのミノが来ても埋められない穴」の数を表し、最も厳格な基準である。前エピソードと比較して穴数が増加した場合を「穴増加」と判定した。

穴増加率 ( $M = .157$ ,  $SD = .048$ ) はエピソードあたりスコアと負の相関を示し ( $r = -.624$ ,  $R^2 = .389$ ,  $p < .001$ )、穴増加の有無という単純な二値指標がゲームパフォーマンスの有効な予測因子となることが確認された。なお、従来定



義（ブロックに囲まれた空白セル数）を用いた場合の説明率は  $R^2 = .369$  であるため、本研究における新定義は従来より高い予測力を持つ可能性がある。

## 第4章 時間圧指標の構成

### 4.1 変数選択の根拠

時間圧を構成する変数は、テトリスを対象としたゲーム AI 研究で開発された盤面評価特徴量から選択した。テトリス AI の研究では、盤面状態の「良さ」を数値化するための評価関数が開発されてきた。評価関数とは、盤面の高さ、盤面の穴の数、盤面表面の凹凸といった複数の特徴量を組み合わせて、その盤面がどの程度望ましい状態かを算出する関数である。本研究では、Thiery & Scherrer (2009) がレビューした Board Characteristics for Tetris Score (BCTS) 特徴量群を使用した。BCTS には、Dellacherie (2011) の評価関数（ミノの着地高さ、行・列遷移数 (row/column transitions: 盤面の各行・列において空白セルと埋まったセルが切り替わる回数)、井戸深さ (well depth: 両側がブロックで囲まれた縦溝の深さ) など) および Thiery & Scherrer (2009) が導入した特徴量（穴の深さ (hole depth: 穴の上に積み重なったブロックの数)、穴を含む行数など）が含まれる。これらの特徴量は、AI プレイヤーにおける行為価値推定 (action-value estimation; Thiery & Scherrer, 2009) や、人間プレイヤーによる難易度知覚の予測 (Spiel et al., 2017) に有効であることが示されている。本研究で使用可能な BCTS 変数は 43 種類であった。

#### 4.1.1 分析データ

変数選択のため、エピソード単位のデータ ( $n = 23,135$  エピソード) をゲームレベルに集約した。各ゲーム ( $n = 185$ ) について、43 種類の盤面状態変数それぞれに対して 6 種類の集約統計量 (平均値 mean, 標準偏差 std, 最大値 max, 75 パーセンタイル q75, 趨勢 trend, 最終値 last) を算出し、計 262 の特徴量を生成した。ここで趨勢 (trend) とは、ゲーム内でのエピソード番号を説明変数、当該変数を目的変数とした単回帰分析における回帰係数であり、ゲーム進行に伴う変数の変化傾向を表す。

先行研究 (e.g. Sibert & Rahman, 2025) に準じ、予測分析における目的変数として、ゲームオーバーまでに到達した最大エピソード数 (max\_episode) を用いた。

#### 4.1.2 相関分析

まず、262 の特徴量と目的変数との相関分析を実施した。最大エピソード数 (max\_episode) との相関が高い上位 20 変数を表 1 に示す。

表 1. 262 の盤面特徴量と最大エピソード数(max\_episode)との相関分析結果(上位 20 変数). 変数名は「元変数名\_集約方法」の形式である. bcts\_で始まる変数は BCTS 特徴量を表し, 主な元変数は landing\_height (ミノの着地高さ), mean\_height (盤面の平均高さ), max\_height (盤面の最大高さ), weighted\_cells (高さで重み付けしたセル数), rows\_with\_pits/rows\_with\_holes (穴を含む行数), eroded\_piece\_cells (ライン消去で消えたセル数) である. 集約方法は, trend (ゲーム進行に伴う変化率), std (標準偏差), mean (平均値) を表す. pits\_new\_X (X はミノのタイプ I, O, T, S, Z, J, L) は, 当該ミノを最善手で配置した場合の穴数を表す.

| 順位 | 変数                           | $r$   |
|----|------------------------------|-------|
| 1  | bcts_landing_height_trend    | -.864 |
| 2  | bcts_mean_height_trend       | -.863 |
| 3  | bcts_sum_height_trend        | -.863 |
| 4  | bcts_max_height_trend        | -.861 |
| 5  | bcts_weighted_cells_trend    | -.852 |
| 6  | bcts_rows_with_pits_trend    | -.832 |
| 7  | bcts_rows_with_holes_trend   | -.832 |
| 8  | bcts_landing_height_std      | -.802 |
| 9  | bcts_min_height_trend        | -.785 |
| 10 | bcts_max_height_std          | -.771 |
| 11 | bcts_eroded_piece_cells_mean | +.760 |
| 12 | pits_new_O_trend             | -.756 |
| 13 | pits_new_S_trend             | -.755 |
| 14 | pits_new_L_trend             | -.754 |
| 15 | pits_new_Z_trend             | -.753 |
| 16 | pits_new_T_trend             | -.752 |
| 17 | pits_new_trend               | -.750 |
| 18 | pits_new_J_trend             | -.748 |
| 19 | bcts_sum_height_std          | -.731 |
| 20 | bcts_mean_height_std         | -.731 |

相関分析の結果、趨勢 (trend) で集約した変数が上位を占めた。上位 7 変数はすべて trend であり、いずれも負の相関を示した。これは、ゲーム進行に伴い盤面の高さや穴の数が増加する傾向が強いゲームほど、早期にゲームオーバーに至ることを意味する。

#### 4.1.3 機械学習による予測分析

相関分析に加え、機械学習モデル (Lasso 回帰, Random Forest, Gradient Boosting) による予測分析を実施した。262 の特徴量を説明変数、最大エピソード数 (max\_episode) を目的変数として、5 分割交差検証により予測精度を評価した (表 2)。

表 2. 機械学習モデルによる最大エピソード数の予測精度。262 の盤面特徴量を説明変数、最大エピソード数 (max\_episode) を目的変数として、5 分割交差検証により予測精度を評価した。  $R^2$  (CV) は交差検証における決定係数の平均値を表す。

| モデル               | $R^2$ (CV) |
|-------------------|------------|
| Lasso 回帰          | .751       |
| Random Forest     | .903       |
| Gradient Boosting | .892       |

3 つの異なるアルゴリズムがいずれも  $R^2 > .75$  を達成し、Random Forest は  $R^2 = .903$  と最も高い予測精度を示した。これは、盤面状態変数によって最大エピソード数の分散の約 90% を説明できることを意味し、時間圧の構成概念として盤面特徴量が高い妥当性を持つことを示唆している。

#### 4.1.4 瞬間値を使用する妥当性

ゲームレベルの予測分析では趨勢 (trend) や標準偏差 (std) で集約した変数が高い予測力を示した。しかし、trend はゲーム終了時の切片として算出されているため、エピソード単位の分析には適さない。よって、エピソードレベルの時間圧指標を構成する PCA では、各エピソードにおける瞬間値 (raw values) を使用する必要がある。ゲーム全体の傾向 (trend) ではなく、各エピソード時点での状態を捉えることで、没入変動とパフォーマンス変動の関連を分析できる。

この方法論的差異が問題とならないかを検証するため、各変数について趨勢と平均値 (mean) の両方でゲーム成績との相関を比較した (表 3)。平均値は瞬間値をゲームレベルで集約した指標であり、瞬間値の代理変数として用いることができる。

表 3. ゲームレベル分析における趨勢 (trend) と平均値 (mean) による相関の比較. エピソードレベルの主成分分析では瞬間値を使用するため, 瞬間値の代理変数である平均値でも十分な相関が得られるかを検証した.

| 変数                   | trend $r$ | mean $r$ | 差分    | 判定  |
|----------------------|-----------|----------|-------|-----|
| bcts_landing_height  | -.864     | -.633    | +.231 | 強い  |
| bcts_mean_height     | -.863     | -.587    | +.276 | 強い  |
| bcts_max_height      | -.861     | -.576    | +.284 | 強い  |
| bcts_weighted_cells  | -.852     | -.631    | +.221 | 強い  |
| bcts_rows_with_pits  | -.832     | -.554    | +.278 | 強い  |
| bcts_n_pits          | -.724     | -.526    | +.198 | 強い  |
| bcts_pit_depth       | -.712     | -.543    | +.169 | 強い  |
| bcts_col_transitions | -.689     | -.424    | +.265 | 中程度 |

注.  $|r| \geq .50$  = 強い,  $|r| \geq .30$  = 中程度.

平均値による相関は趨勢よりも.17～.28 程度弱いものの, 8 変数中 7 変数で  $|r| \geq .50$  の強い相関を示し, 全変数で  $|r| \geq .30$  の中程度以上の相関が確認された. この結果から, 瞬間値を用いた PCA による時間圧指標の構成は妥当であると判断した.

## 4.2 多重共線性の検討と変数の選定基準

相関分析の結果に基づき, 時間圧指標を構成する変数を選定した. 選定にあたっては, 元変数単位で最大エピソード数(max\_episode)との相関(趨勢集約)が上位 25 位以内の変数を候補とした. 表 1 には上位 20 変数を示したが, 21～25 位には bcts\_n\_pits(最大エピソード数(max\_episode)との相関  $r = -.724$ ), bcts\_pit\_depth( $r = -.712$ ), bcts\_col\_transitions( $r = -.689$ )等が含まれていた. これらの変数は穴の蓄積や盤面の凹凸を表しており, 高さ関連の変数だけでは捉えられない盤面状態の側面を反映するため採用した. また, level は落下速度を直接規定する変数であり, 時間的制約を反映するため採用した.

bcts\_sum\_height(相関の大きさが 3 位)は bcts\_mean\_height(2 位)と完全な相関( $r = 1.000$ )を示した. これは, Tetris の盤面において列数が固定 (10 列) であるため, 高さの総和と平均が線形従属の関係にあることに起因する. そのため, bcts\_sum\_height を除外し, bcts\_mean\_height を採用した. 同様に, bcts\_rows\_with\_holes (7 位) は bcts\_rows\_with\_pits (6 位) とほぼ同一の概念を測定しているため (3.3.1 節参照), 新しい定義である bcts\_rows\_with\_pits

を採用した.

bcts\_min\_height (9 位) は盤面で最も低い列の高さを表すが, その列に実際にミノを配置できるかはミノの形状に依存する. 例えば, 最も低い列が深い井戸状 (両側をブロックに囲まれた縦溝) になっている場合, I 型ミノ以外では配置が困難である. 一方, bcts\_landing\_height (1 位) は実際にミノを配置した高さを測定しており, プレイヤーが直面する時間圧をより直接的に反映する. bcts\_min\_height は理論上の最低配置可能高さに過ぎず, 実際の配置行動と乖離しうるため除外した.

bcts\_eroded\_piece\_cells (11 位) はライン消去で消えたセル数を測定しており, 最大エピソード数(max\_episode)との相関は正( $r = +.760$ )であった. この変数は「どれだけライン消去に成功したか」を表しており, 時間圧 (プレイヤーが直面する困難さ) ではなくパフォーマンスの指標である. よって, 時間圧からパフォーマンスの影響を排除するため除外した.

選定した 9 変数の妥当性を検証するため, 5 分割交差検証により機械学習モデルによる最大エピソード数(max\_episode)の予測分析を実施した. 9 変数のみを用いた場合, 予測精度は Lasso 回帰で  $R^2(\text{CV}) = .998$ , Random Forest で  $R^2(\text{CV}) = .984$ , Gradient Boosting で  $R^2(\text{CV}) = .987$  であった. これらの値は全 262 変数を用いた場合 (表 2:  $R^2 = .751 \sim .903$ ) を上回っており, 選定した 9 変数が冗長性を排除しつつ最大エピソード数(max\_episode)の予測に十分な情報を保持していることを示している.

## 4.3 最終的な変数セット

以上の検討を経て, 時間圧指標を構成する変数として以下の 9 変数を選定した.

- **level**: ゲーム進行度を表す変数. Meta-T では 10 ライン消去ごとに level が 1 上昇し, level が上がるとテトリミノの落下速度が増加する (level 0 で 1.0 秒/行, level 9 以降で 0.1 秒/行). level はゲームメカニクスとして時間的制約を直接規定する変数であるため, 時間圧指標に含めた.
- **bcts\_landing\_height**: ピースの着地した高さ.
- **bcts\_mean\_height**: 盤面の平均高さ (積み上がり).
- **bcts\_max\_height**: 盤面の最大高さ.
- **bcts\_weighted\_cells**: 位置する高さにより重み付けしたセル(マス) 数. 高い位置にあるセルほど重視される.
- **bcts\_rows\_with\_pits**: 穴 (増加したか否かを見ているのではないため従来の定義; 3.3.1 節参照) を含む行数.
- **bcts\_n\_pits**: 穴 (従来の定義) の総数.

・bcts\_pit\_depth: 穴の深さ(各穴(従来の定義)の上にある同一列内の埋まったマスの数).

・bcts\_col\_transitions: 各列における空セル(マス)とブロックで埋まったセル(マス)の切り替わり回数の合計

bcts\_で始まる変数は、盤面のデータから計算した特徴量(Board Configuration and Tetromino Statistics; BCTS)である。これらの変数は、おおむね盤面が「積み上がっている」状態、すなわちプレイヤーが時間的余裕を失いつつある状態を多角的に捉えている。

## 第5章 主成分分析による時間圧スコアの算出

### 5.1 エピソードレベルの時間圧 (State)

23,135 エピソードを対象に、4.3 節で選定した9変数を標準化(平均0, 標準偏差1)した上で主成分分析を実施した。主成分分析は、多数の相関する変数を少数の無相関な合成変数(主成分)に縮約する手法であり、第1主成分(PC1)は元の変数の分散を最も多く説明する方向を表す。

表4に主成分分析の結果を示す。第1主成分(PC1)は全分散の81.1%を説明した。PC1の寄与率が十分に高いことから、9変数は概ね単一の潜在因子(時間圧)を測定していると解釈できる。

表4. エピソードレベルの主成分分析における第1主成分(PC1)への負荷量。

23,135 エピソードを対象に9変数を標準化して主成分分析を実施した。PC1は全分散の81.1%を説明した。盤面状態変数(bcts\_)はいずれも高い正の負荷量を示したのに対し、levelの負荷量は相対的に小さかった。

| 変数                   | PC1 負荷量 |
|----------------------|---------|
| bcts_mean_height     | +.362   |
| bcts_rows_with_pits  | +.360   |
| bcts_weighted_cells  | +.356   |
| bcts_n_pits          | +.352   |
| bcts_pit_depth       | +.351   |
| bcts_landing_height  | +.347   |
| bcts_max_height      | +.345   |
| bcts_col_transitions | +.342   |
| level                | +.103   |

すべての盤面状態変数に対して正の負荷量が認められ、これらの変数が同一の構成概念を測定していることが確認された。盤面状態変数 (bcts\_\*) の負荷量は.342～.362 の範囲でほぼ均等であったのに対し、level の PC1 負荷量は.103 と相対的に小さかった。一方、寄与率 10% の PC2 では、level の負荷量は 0.990 であったため、PC1 と PC2 で性質の異なる盤面状態を捉えていると考えられる。

level の PC1 への寄与が限定的である理由は、プレイヤーのスキル水準によって level と盤面状態の関係が異なることにある。初心者や中級者は低い level (遅い落下速度) の段階で盤面が積み上がりゲームオーバーに至る。すなわち、これらのプレイヤーにとっては「低 level・高盤面」という組み合わせが生じる。一方、熟練者は高い level までゲームを進行させるが、その間も盤面を低く維持できるため「高 level・低盤面」という組み合わせが生じる。このように level と盤面状態の対応関係がスキル水準によって逆転するため、データ全体で見ると level と盤面状態変数の相関が弱まり、PCA において level が PC1 に寄与しにくくなったと考えられる。

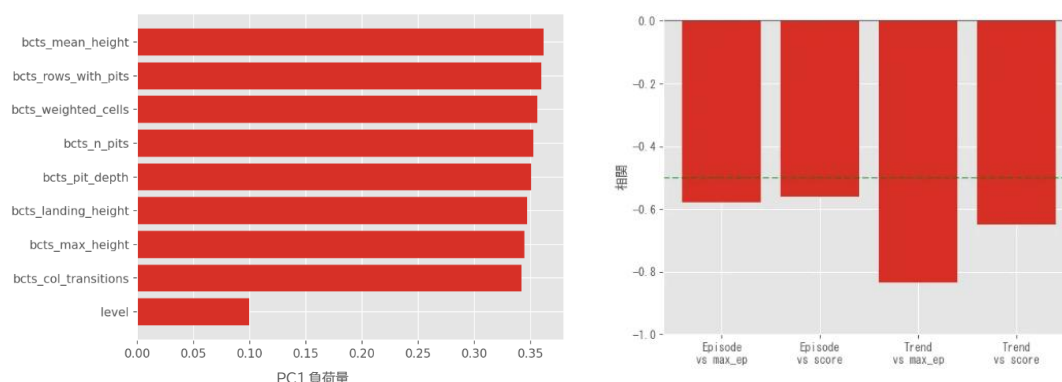
この結果は、1.6 節で述べた予測、すなわち、単純な落下速度 (level) のみでは時間圧を適切に定義できないことを実証的に支持している。プレイヤーが実際に経験する時間圧は、落下速度そのものではなく、その落下速度のもとでどのような盤面状態に陥っているかによって決まるのである。

この PC1 スコアを「状態ベース時間圧 (time\_pressure\_state)」と定義した。PC1 スコアが高いほど、盤面が積み上がり穴が多い状態、すなわち時間的余裕が少ない状態を表す。level を含めて PCA を行ったが、その寄与は限定的であったため、結果として時間圧指標は主に盤面状態変数によって構成されている。

## 5.2 予測的妥当性の検証

状態ベース時間圧の妥当性を検証するため、各ゲームにおける time\_pressure\_state の平均値とゲーム成績との相関を算出した。その結果、最大エピソード数 (max\_episode) との相関は  $r = -.580$ 、ゲームスコア (max\_score) との相関は  $r = -.559$  であった (図 2)。いずれも  $|r| > .50$  の強い相関であり、状態ベース時間圧が高いゲームほど早期にゲームオーバーに至り、スコアも低いことが確認された。この結果は、構成した時間圧指標が実際のゲームパフォーマンスを予測する妥当性を持つことを示している。

図 2. 時間圧指標の構成妥当性の検証結果. 左パネルは表 4 に示した PC1 負荷量を棒グラフで可視化したものである. 右パネルは, 構成した時間圧スコア (各ゲームにおける PC1 スコアの平均値) とゲーム成績 (最大エピソード数およびスコア) との相関係数を示す. 緑の破線は  $|r| = .50$  の基準線を表す. Level を除く時間圧スコアは最大エピソード数 ( $r = -.580$ ) およびゲームスコア ( $r = -.559$ ) と強い負の相関を示したため, 指標の予測的妥当性が確認された.



### 5.3 外的妥当性の検証：操作時間との関係

時間圧指標の外的妥当性を検証するため, 1 エピソードあたりに要した時間 (episode\_duration) との関係进行分析した. これは, ミノ出現から配置までの「一手」あたりの意思決定時間であるとみなすことができる. 時間圧が高い状況においては, プレイヤーは素早くミノを配置せざるを得ないため, 操作時間は短くなると予測される.

エピソードレベルでは, 時間圧と操作時間に負の相関が認められた ( $r = -.295$ ,  $p < .001$ ). ただし, ゲームレベルで集約すると正の相関に転じた ( $r = +.358$ ,  $p < .001$ ). この逆転を生じさせたのは, スキルによる個人差が原因であると考えられる. 具体的には, スキルの低いプレイヤーは操作に時間がかかり, かつ盤面も積み上がりやすいため, ゲーム単位で見ると「操作が遅い参加者ほど時間圧が高い」という見かけ上の正の相関が生じる.

この個人差の影響を除くため, 参加者ごとに個人内相関を算出した. その結果, 全 24 名の参加者において例外なく負の相関が認められた (平均  $r = -.391$ ,  $SD = .107$ , 範囲:  $-.745 \sim -.198$ ;  $t(23) = -17.61$ ,  $p < .001$ ). すなわち, 同一のプレイヤー内では, 時間圧が高い状況ほど操作時間が短くなっていた. この結果は, 本研究で構成した時間圧指標が, プレイヤーの主観的な時間的切迫感を適切に反映していることを示している.



## 第6章 没入の指標

本研究では、没入状態を客観的に測定するため、瞳孔径および二重課題成績を指標として用いる。しかし、これらの生理・行動指標が主観的な没入体験をどの程度反映しているかは自明ではない。そこで本章では、まず生理・行動指標（6.1 節）と主観的なフロー体験（6.2 節）をそれぞれ定義したうえで、両者の関連を正準相関分析（CCA）により検討する（6.3 節）。CCA は、2 つの変数セット間の相関を最大化する線形結合を求める手法であり、複数の生理・行動指標と複数のフロー質問項目の関係を同時に分析できる。CCA の結果から得られる負荷量は、各指標がフロー体験との関連にどの程度寄与しているかを示す。本研究では、この正準係数を重みとして用い、3 つの生理・行動指標を統合した複合的な没入指標を構成する（6.4 節）。

この分析結果により、仮説 1 のフロー質問項目と没入に関連するとされる生理・行動指標の相関の方向性（認知資源増大もしくは認知資源一定）を検討する。

### 6.1 没入の生理・行動指標

没入を示す生理・行動指標として、本研究では以下の 3 指標を用いた。

#### 二重課題反応時間 (dual\_task\_rt) :

2.4.2 節で述べた視覚刺激への反応時間を用いた。この視覚刺激の提示間隔はべき分布であるため、その提示間隔が多様である。よって、刺激を検出して反応した試行と、刺激を見逃した後に遅れて反応した試行が混在する可能性がある。そこで、反応時間分布にガンマ混合モデル (Gamma Mixture Model) を適用し、短い反応時間成分（刺激検出に基づく反応）と長い反応時間成分（見逃し後の遅延反応）を統計的に分離した。初期値は K-means クラスタリングによる中心値とスケールパラメータ 50ms から設定し、Nelder-Mead 法で負の対数尤度を最小化した。全データの反応時間分布に対して 1~10 成分の GMM を適用し、ベイズ情報量基準 (BIC) に基づき最適な成分数を選択したのち、最も主要な反応成分分布のうち 99% 点 (約 980ms) を閾値として設定した。この閾値未満の反応を「二重課題への有効な反応」として採用し、閾値を超えた反応は次に述べる反応率算出においてミスとして扱った。

#### 二重課題反応率 (dual\_task\_rate) :

視覚刺激への反応率 (有効ヒット数 / 総刺激数)。ここで総刺激数は、提示された刺激数に加え、前述の GMM により算出された閾値 (約 980ms) を超える二重課題に対する反応も「見逃し (Miss)」として算出した。また有効ヒット数は閾値以下の応答数とした。

#### 瞳孔径 (pupil\_mean) :

Tobii Pro Spectrum アイトラッカーにより測定した瞳孔径をエピソード内で平均化したものを、1 エピソードあたりの瞳孔径として扱った。本研究では、個人差を統制するため、各参加者の瞳孔径について、個人内標準化（Z スコア化）して分析に用いた。

瞳孔径に関する生理学的妥当性 (Vacaru et al., 2025) に準じて、瞳孔径の値が 1.5 mm 未満または 9.0 mm を超える数値が記録されているエピソードは外れ値として分析から除外した。

### 6.1.1 二重課題と瞳孔径の逆 U 字型の関係

瞳孔径と二重課題反応時間の関係を分析するため、GMM により算出された閾値（約 980ms）内に反応があった全エピソード ( $n = 4,417$ ) を対象に、瞳孔径 ( $Z$ ) およびその二乗項 ( $Z^2$ ) を説明変数、二重課題反応時間を目的変数とする回帰分析を行った。その結果、二次項の係数は  $\beta = +1.21$  であり、有意傾向を示した ( $p = .066$ ,  $t = +1.009$ )。また、二重課題反応率については、二重課題刺激が提示された全エピソード ( $n = 8,852$ ) を対象に同様の回帰分析を行った。その結果、二次項の係数は  $\beta = 0.0063$  であり、有意であった ( $p = .016$ ,  $t = -2.198$ )。なお、2 つの分析で係数の絶対値が大きく異なるのは、目的変数のスケールが異なるためである（反応時間は ms 単位、反応率は 0~1 の範囲）。この結果は、1.4 節で述べた Yerkes-Dodson 法則 (Yerkes & Dodson, 1908) が示す逆 U 字型の関係と整合的である。すなわち、単純反応課題においても、覚醒水準が高すぎても低すぎても成績は低下し、中程度のときに最も高くなる (Welford, 1980; Arent & Landers, 2003)。瞳孔径と行動指標の非線形関係を検討する際には二次項が用いられるので (e.g. van den Brink et al., 2016)、本研究でも Z 値化による個人内標準化後の二乗値を指標とした。ここで、Z 標準化された瞳孔径の二乗値 ( $Z^2$ ) は、個人内平均 ( $Z = 0$ ) からの乖離の程度を表す。覚醒水準は各個人・各文脈において平均値の周りで正規分布的に変動し、逆 U 字型の覚醒-パフォーマンス曲線はこの平均値を中心に描かれる (Beerendonk et al., 2025)。これは神経系における適応的正規化（神経系が入力 of 統計的分布に応じて応答特性を動的に調整すること）の現れと解釈されており、最も頻繁に経験される覚醒水準（すなわち平均付近）でパフォーマンスが最適化されることを意味する。したがって、個人内標準化後の  $Z = 0$ （個人内平均）は、その個人にとっての最適覚醒水準に近い状態に対応すると仮定できる。本研究では、他の指標と同様に値が大きいほど良好な状態を示すよう、負の符号をつけた指標 ( $-Z^2$ ) を用いた。 $-Z^2$  は  $Z = 0$  のとき最大値 (0) をとり、覚醒水準が個人内平均から乖離するほど ( $|Z|$  が大きいほど) 小さな値をとる。

## 6.2 没入の主観的指標(フロー体験)

フロー体験の発生を示す主観的指標として、本研究では石村(2014)によるフロー質問紙を用いた(表5)。この質問紙は、実験心理学におけるフロー研究で多く用いられてきた(e.g., Hirao, 2016; Takahashi & Ichikawa, 2025)。参加者は各ゲーム終了後、課題中に感じた感覚の強さを10項目について7件法で回答した。

表5. 石村(2014)のフロー質問紙。参加者は各ゲーム終了ごとに、ゲーム中に感じた以下の感覚について、その強さの度合いを1(小さい)から7(大きい)の大きさを回答した。

| 項目               | (図3での表記)           |
|------------------|--------------------|
| 楽しんでいる           | <i>Fun</i>         |
| 時間を忘れている         | <i>Losing time</i> |
| コントロール(うまく対応)できる | <i>Control</i>     |
| 我を忘れている          | <i>Losing self</i> |
| 思いのままに動いている      | <i>Own mind</i>    |
| 完全に集中している        | <i>Focused</i>     |
| うまくいっている         | <i>Going well</i>  |
| チャレンジ(挑戦)している    | <i>Challenge</i>   |
| うまくやる自信がある       | <i>Confident</i>   |
| 目標に向かっている        | <i>Goal</i>        |

## 6.3 生理・行動指標とフロー体験の関連

### 6.3.1 分析データ

6.1節で定義した3つの生理・行動指標(反応時間, 反応率, 瞳孔径- $Z^2$ )が, 6.2節で定義した主観的なフロー体験とどのような形で関連するかを定量化した。6.2節で定義したフロー体験の質問紙への回答は各ゲーム単位で得られたため, その分析はゲーム単位で行い, 6.1節で定義した各指標はゲーム内の全エピソードの平均値として算出した。フロー質問紙の回答が正常に取得できなかった11ゲームを除外し, 分析に用いた有効なゲーム数は174であった。

### 6.3.2 個別相関

各生理・行動指標とフロー体験合計得点との相関を算出したところ, 反応時間反転値(値が大きいほど反応が速いことを示す)(-RT)は $r = +.337(p < .001)$ , 反応率は $r = +.306(p < .001)$ , 瞳孔径(- $Z^2$ )は $r = +.113(p = .139)$ であった。

### 6.3.3 正準相関分析

次に、3つの生理・行動指標がフロー体験の多次元構造とどのように関連するかを検討するため、正準相関分析（CCA）を実施した（図3）。生理・行動指標セット（3変数）とフロー質問紙項目セット（10項目）の間の正準相関を算出した結果、第1正準相関（CV1）は $r = .523$ であり、両者の間に中程度の関連が認められた（表6）。

図3. 没入指標の構成：正準相関分析（CCA）の結果。左パネルは認知指標のCV1への正準負荷量（相関係数）を示す。右パネルは石村(2014:表5)のフロー体験に関する質問項目のCV1への正準負荷量を示す。

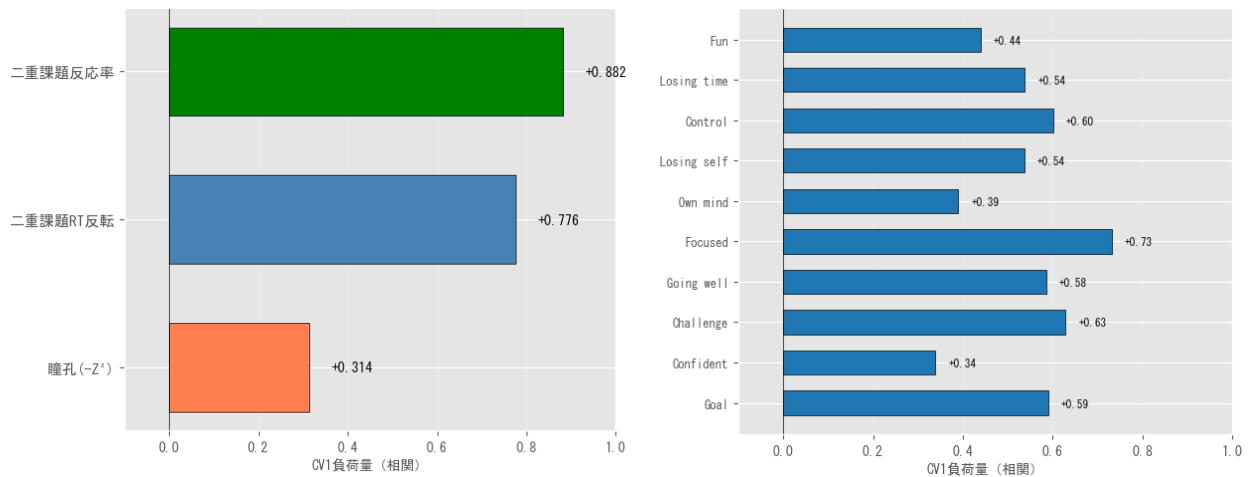


表6. 正準相関分析（CCA）における正準係数（第1正準相関を構成する係数）。174ゲームを対象に、3つの生理・行動指標とフロー質問紙10項目の正準相関分析を実施した。第1正準相関は $r = .523$ であった。この係数をもとに、6.4で重みを決定する。

| 指標                    | CV1 正準係数 |
|-----------------------|----------|
| 反応時間反転値（-RT）          | .393     |
| 反応率                   | .447     |
| 瞳孔径（-Z <sup>2</sup> ） | .159     |

## 6.4 フロー傾向による認知資源増大の可能性

CCAにおける第1正準変量は、両変数セットの関連を最大化する線形結合である。したがって、第1正準変量における各生理・行動指標の正準係数は、フロー体験との関連において各指標がどの程度寄与しているかを反映している。この

正準係数に基づいて複合指標の重みを決定することで、フロー体験と最も強く関連する認知状態を捉える指標を構成できる。第 1 正準相関を構成する各指標の正準係数（表 6）の絶対値を合計で割ることにより正規化し、重みとして用いた。各指標を全エピソードにわたって Z 標準化した後、この重みで加重和を計算した。すなわち本研究では以下に定義する指標を没入指標とした：

$$Immersion = \left( 0.393 \times Z_{(-RT)} + 0.447 \times Z_{(反応率)} + 0.159 \times Z_{(-Z^2 瞳孔)} \right) / (0.393 + 0.447 + 0.159)$$

この結果は、フロー傾向性が高いゲームほど、副次課題の反応時間が短く、反応率も高いことを意味する。従って、この結果は仮説 1 を支持し、フローを体験しているときには認知的な情報処理資源が増大するため、副次課題の妨害効果が緩和され、副次課題の成績も向上することを示唆する。

一方、瞳孔径の CV1 への寄与が限定的である理由として、分析の粒度の問題が考えられる。6.1 節で示したように、瞳孔径（ $-Z^2$ ）と二重課題成績はエピソードレベルでは有意な関連を示した。しかし、本 CCA はゲームレベルで実施しており、各指標はゲーム内の全エピソードの平均値として集約されている。

フロー質問紙はゲーム終了後にゲーム全体を通じた主観的体験を回答するものであり、二重課題成績のゲーム平均はこのゲーム全体の認知的関与を直接反映する。一方、瞳孔径はエピソードごとの覚醒状態の変動を捉える指標であり、ゲーム平均に集約するとこの時間的変動の情報が失われる。瞳孔径はエピソードレベルでは二重課題成績と関連していたが、ゲームレベルへの集約によりこの関連が希薄化し、結果としてフロー体験との直接的な関連が弱まったと考えられる。

本章では、フロー体験と関連する没入指標を構成し、その分析に伴い仮説 1 を検討した。1.7 節で述べたように、本研究の目的は、フロー体験と関連する認知状態がパフォーマンス向上と共起するかを検証することである。副次課題の成績との相関を考慮すれば、フロー体験は認知資源の増大と共起する可能性が示唆された。次章では、本章で構成した没入指標を用いて、主課題であるテトリスにおいてエピソード単位のパフォーマンス（穴を増やさない確率）を予測するかを検証する。

## 第7章 時間圧要因を切り分けた上での没入指標によるパフォーマンスの予測

### 7.1 分析方法

3章で定義したように、本研究ではエピソード単位のパフォーマンスを「穴を増やさなかったか」という二値変数で測定する。この二値の目的変数に対して、5章で構成した時間圧、6章で構成した没入指標、およびスキルがどのように影響するかを検討するため、ロジスティック回帰分析を実施した。

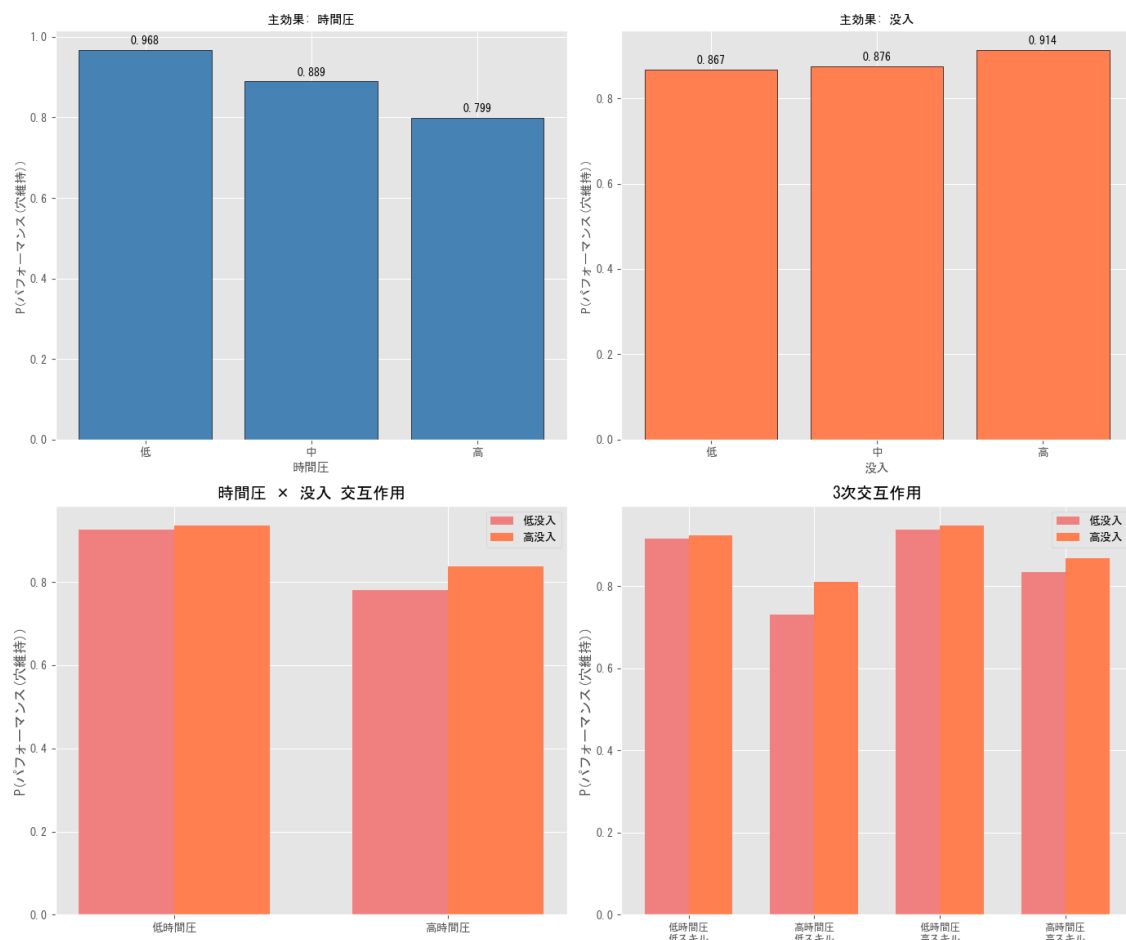
目的変数は「穴を増やさなかったか」（1 = 維持, 0 = 増加）とした。説明変数は時間圧、没入複合指標、スキル、およびこれらの2次・3次交互作用項とした。スキルは、Lindstedt & Gray (2019)に基づき、各参加者の8ゲームにおける最高スコア上位4ゲームの平均の6乗根として算出した。すべての説明変数はZ標準化して投入した。

分析対象となったエピソード数は、二重課題刺激が提示され、かつ前述のGMMにより算出された閾値(約980ms)以内の反応があったエピソードのうち、「穴を増やさなかったか」の判定に前エピソードの値が必要なため、各ゲームの最初のエピソードを除外し、さらに欠損値を除外した結果、 $n = 4,397$ であった。

## 7.2 結果

### 7.2.1 主効果と交互作用

図4. 時間圧(TP), 没入, スキルと穴維持率の関係を2等分/3等分にビン分けして確認した. 左上: 時間圧の主効果( $p < .001$ ). 時間圧が高いほど穴維持率が低下した. 右上: 没入の主効果( $p = .007$ ). 没入が高いほど穴維持率が向上した. 左下: 時間圧と没入の交互作用( $p = .055$ ). 右下: 3次交互作用( $p = .003$ ). 時間圧と没入の関係はスキル水準によって異なるパターンを示した.



ロジスティック回帰分析の結果を図4および表7に示す.

時間圧の主効果は有意であった( $\beta = -0.609$ ,  $p < .001$ ,  $SE = -13.534$ ,  $OR$ (注: オッズ比) = 0.54). 時間圧が高いエピソードほど穴を増やす確率が高いことが示唆された. この結果から, 5章で構成した時間圧指標の妥当性が確認された.

表 7. ロジスティック回帰分析の結果. *OR* = オッズ比. すべての変数は *Z* 標準化を行った.

| 変数                    | $\beta$ | $p$    | <i>OR</i> |
|-----------------------|---------|--------|-----------|
| 時間圧                   | -0.609  | < .001 | 0.54      |
| 没入                    | +0.150  | .007   | 1.16      |
| スキル                   | +0.306  | < .001 | 1.36      |
| 時間圧 × 没入              | -0.091  | .055   | 0.91      |
| 時間圧 × スキ<br>ル         | -0.103  | .010   | 0.90      |
| 没入 × スキ<br>ル          | +0.028  | .538   | 1.03      |
| 時間圧 × 没入<br>× スキ<br>ル | -0.116  | .003   | 0.89      |

スキルの主効果も有意であった ( $\beta = +0.306$ ,  $p < .001$ ,  $z = +5.565$ ,  $OR = 1.36$ ). スキルが高い参加者ほど穴を増やさない確率が高かった.

没入の主効果も有意であった ( $\beta = +0.150$ ,  $p = .007$ ,  $z = +2.712$ ,  $OR = 1.16$ ). オッズ比 1.16 は, 没入指標が 1SD 高いエピソードでは, 平均的なエピソードと比較して穴を維持するオッズが約 16% 高いことを意味する. この結果は, フロー体験と関連する認知状態がパフォーマンスの向上と共起することを示唆している.

なお, 本研究のロジスティック回帰分析では, 同一参加者から複数のエピソードを分析しているため, 観測値間の独立性の仮定が満たされていない可能性がある. この問題に対処するため, 参加者をクラスタとした一般化推定方程式 (GEE: Generalized Estimating Equations) による追加分析を実施した. その結果, 没入の主効果 ( $p < .001$ ), 時間圧と没入の交互作用 ( $p = .026$ ), および 3 次交互作用 ( $p < .001$ ) のいずれも有意であり, 本研究の結果の頑健性が確認された.

### 7.2.2 仮説 2 の検証: 時間圧 × 没入の交互作用

時間圧と没入の交互作用は有意傾向であった ( $p = .055$ ,  $z = -1.922$ ). したがって, 仮説 2 が支持されるわけではないが, 棄却するとまでも言えない結果となった. そのため, 交互作用のパターンを確認するため, 時間圧と没入をそれぞれ中央値で 2 群に分割し, 各条件における穴維持率を算出した (表 8).



表 8. 時間圧と没入の条件別穴維持率. 各変数を中央値で 2 群に分割し, 4 条件における穴維持率を算出した. 低時間圧条件では没入による差は+.011, 高時間圧条件では+.047 であり, 記述的には高時間圧条件において没入の効果がより大きい傾向が認められた.

|      | 低没入  | 高没入  | 差     |
|------|------|------|-------|
| 低時間圧 | .943 | .953 | +.011 |
| 高時間圧 | .800 | .847 | +.047 |

低時間圧条件では, 高没入群と低没入群の穴維持率の差は+.011 であった(低没入.943, 高没入.953). 高時間圧条件では, この差は+.047 とより大きかった(低没入.800, 高没入.847).

### 7.2.3 仮説 3 の検証: 時間圧 × 没入 × スキルの 3 次交互作用

時間圧, 没入, スキルの 3 次交互作用は有意であった( $\beta = -0.116$ ,  $p = .003$ ). 図 4 右下に示すように, 時間圧と没入の関係はスキル水準によって異なるパターンを示した. この 3 次交互作用のパターンを確認するため, スキル, 時間圧, 没入をそれぞれ中央値で 2 群に分割し, 8 条件における穴維持率を算出した(表 9).

表 9. スキル, 時間圧, 没入の条件別穴維持率. 各変数を中央値で 2 群に分割し, 8 条件における穴維持率を算出した.

|      | 低スキル |      | 高スキル |      |
|------|------|------|------|------|
|      | 低没入  | 高没入  | 低没入  | 高没入  |
| 低時間圧 | .931 | .946 | .953 | .960 |
| 高時間圧 | .764 | .823 | .840 | .878 |

低スキル群では, 低時間圧条件における高没入群と低没入群の穴維持率の差は+.015 と小さかった(低没入.931, 高没入.946). 一方, 高時間圧条件ではこの差は+.059 と顕著であった(低没入.764, 高没入.823). 両条件の差(+.044)は, 高時間圧条件において没入がより大きくパフォーマンスに寄与することを示している. 高スキル群では, 低時間圧条件での差が+.007(低没入.953, 高没入.960), 高時間圧条件での差が+.039(低没入.840, 高没入.878)であり, 両条件の差(+.032)は低スキル群より小さかった.

## 7.3 小括

本章では、1.7 節で述べた仮説 2 と 3 を検証した。

第一に、没入の主効果は有意であり ( $p = .007$ )、フロー体験と関連する認知状態がパフォーマンスの向上と共起することが確認された (表 7)。

第二に、時間圧と没入の交互作用は有意傾向であり ( $p = .055$ )、仮説 2 と一致する傾向はみられた。追加して行った記述的分析でも高時間圧条件において没入の効果がより大きくなる傾向が認められた (表 8)。

第三に、3 次交互作用は有意であり ( $p = .003$ )、仮説 3 で予測した通り、時間圧と没入の関係がスキル水準によって異なることが確認された (表 9)。

## 第8章 考察

### 8.1 副次課題とフロー傾向性との関係

テトリスのような動的に状況の変化する複雑な課題と異なり、副次課題として設定した単純反応課題は、常に同じ難易度であると仮定することができるため、認知資源を測るのに適している。本研究は、この副次課題の成績とフロー傾向性の関係から、フロー状態でも認知資源が一定であるために副次課題の成績が落ちるのか、あるいはフロー状態では認知資源が増大するために副次課題の成績が向上するのか (仮説 1) を検討した。

6.4 節で示したフロー傾向性と副次課題の成績の正準相関分析は、仮説 1 を示唆する結果を示した。すなわち、フロー状態では、二重課題においても資源制限のために副次課題の成績が悪化せず、むしろ認知資源が増大した可能性がある。

### 8.2 没入の主効果

没入の主効果が有意であったことは、関連する生理的・行動的指標を媒介してフロー体験と関連する認知状態が、時間圧を要因として切り分けた上でもパフォーマンス向上と共起することを示している。

1.4 節で述べたように、先行研究にはいくつかの方法論的課題があった。本研究はこれらの課題に対応するアプローチを採用し、以下の知見を得た。

先行研究では「副次課題成績の低下」を没入の指標としてきたが、これは認知資源の総量が固定であるという前提に基づいている。1.3 節で論じたように、没入状態において認知処理効率が向上するならば、主課題と副次課題の両方で良好なパフォーマンスが観察されうる。本研究では、フロー体験との正準相関分析 (6 章) に基づき、副次課題成績が「良い」ほど没入が深いという重み付けを採用した。結果として、この没入指標とテトリスのパフォーマンス (穴維持率) の

間に正の関連が認められた。この結果は、深い没入状態では副次課題成績も向上するという可能性を支持する。

また、先行研究では実験者が難易度条件を事前に操作していたため、同一課題中の没入変動を追跡できなかった。本研究では難易度を事前には統制せず、盤面特徴量から時間圧を事後的に定量化した（5 章）。時間圧を統計的に統制した上でも没入の主効果は有意であり、時間圧の影響を除いた上で没入とパフォーマンスの関連が確認された。

さらに、先行研究では生理指標とパフォーマンスの共時的な関係が検討されていなかった。本研究では、エピソード単位で没入指標（瞳孔径、二重課題成績）とパフォーマンス（穴の増減）を同時に測定した。エピソード（ $n = 4397$ ）単位の分析により、同一エピソード内で没入指標が高いほど穴を維持する確率が高いことが示された。

最後に、先行研究の多くは「どのような条件でフローが生じやすいか」という発生条件を検討しており、パフォーマンスへのその機能性を捉えられていなかった。本研究では、穴を増やさない確率をエピソード単位のパフォーマンスとし、没入状態がパフォーマンス向上と共起するかを直接検討した。結果として、没入の主効果が有意であり、フロー体験と関連する生理・行動指標がパフォーマンス向上と共起することを確認した。

没入の主効果のオッズ比（ $OR = 1.16$ ）は、没入指標が  $1SD$  高いエピソードでは穴を維持するオッズが約 16% 高いことを意味する。この効果量を Cohen's  $d$  に換算すると  $d = 0.08$  であり、一般的な基準（小： $d = 0.2$ ，中： $d = 0.5$ ，大： $d = 0.8$ ；Cohen, 1988）に照らすと小さい値である。しかし、この効果量の解釈には以下の点を考慮する必要がある。

第一に、本研究の効果量は時間圧とスキルを統計的に統制した上での純粋な没入効果を反映している。Harris et al. (2023) のメタ分析が報告したフロー体験とパフォーマンスの相関（ $r = .31$ ）には、課題難易度の影響（易しい課題ではフローを感じやすく成績も良い）やスキルの影響（熟練者ほどフローを感じやすく成績も良い）が含まれている。本研究ではこれらの交絡要因を統制しているため、効果量が小さくなることは方法論的に予測される帰結である。

第二に、エピソード単位の小さな効果が累積することで、ゲーム全体では実質的な差異となる。本研究では、1 ゲームあたり平均約 125 エピソード（23, 135 件 / 185 ゲーム）が遂行された。表 8 に示した穴維持率の差分（低時間圧条件で +1.0% ポイント，高時間圧条件で +4.7% ポイント）を累積すると、1 ゲームあたり約 1～6 エピソード分、穴を増やさない手が多くなることに相当する。3.3.2 節で示したように穴増加率はゲームスコアと強い負の相関（ $r = -.624$ ）を示すため、この累積効果はゲーム成績に実質的な影響を与えうる。

第三に、条件によって効果の大きさが異なる点が重要である。表 9 に基づき、穴を増やしてしまう確率（1-穴維持率）に対する没入効果の相対的な改善率を算出すると、低スキル・高時間圧条件では約 30%であった。すなわち、この条件における穴増加率 26.9%のうち 8.0%ポイントが没入によって緩和されている。一方、高スキル・低時間圧条件では相対改善率は約 18%にとどまった。このように、没入の効果は失敗のリスクが高い状況ほど相対的に大きく、最もパフォーマンスが低下しやすい条件において、顕著なリスク緩和をもたらしている。

## 8.3 仮説 2 について

仮説 2 は、高時間圧条件において没入の効果がより顕著に観察されるという交互作用を予測した。この仮説は統計的には有意傾向であった ( $p = .055$ )。

低時間圧条件では、高没入群と低没入群の穴維持率の差は+.011 と小さかった（低没入.943, 高没入.953）。一方、高時間圧条件では、高没入群と低没入群の差は+.047 とより大きかった（低没入.800, 高没入.847）。これらの結果は、1.7 節で予想したように、時間圧が低い段階では穴の維持率が高く、改善の余地が小さいためと考えられる。

### 8.4.3 次交互作用の解釈

7.2.3 節で示したように、時間圧と没入の関係はスキル水準によって異なっていた。

低スキル群では、時間圧条件によって没入の効果が大きく異なった。低時間圧条件では、高没入群(.946)と低没入群(.931)の穴維持率の差は+.015 と小さかった。一方、高時間圧条件では、高没入群(.823)と低没入群(.764)の差は+.059 と顕著であった。この条件間の差( $+.059 - .015 = +.044$ )は、低スキル群において高時間圧条件で没入の効果がより大きくなることを示している。

高スキル群では、没入の効果は時間圧条件によってあまり変わらなかった。低時間圧条件では、高没入群(.960)と低没入群(.953)の差は+.007 であった。高時間圧条件では、高没入群(.878)と低没入群(.840)の差は+.039 であった。条件間の差( $+.039 - .007 = +.032$ )は、低スキル群(+.044)より小さかった。

この結果は、低スキル群において高時間圧条件で没入の効果が特に顕著であったことを示している。低スキル群における条件間差(+.044)は高スキル群(+.032)の約 1.5 倍であり、初心者ほど没入の恩恵を受けやすいことが示唆された。

このパターンを解釈するにあたり、自動処理と統制処理の区別 (Schneider & Shiffrin, 1977) が有用である。熟練者は課題の基本的な処理が自動化されており、認知資源をほとんど消費しない。そのため、高時間圧条件でも資源に余裕が

あり、没入の有無にかかわらずパフォーマンスを維持できる。一方、初心者は課題処理の多くを統制処理に依存しており、限られた認知資源を消費する。したがって、高時間圧条件では資源の不足が生じやすい。

では、なぜ没入状態がこの資源不足を緩和するのか。6.4 節で検討した仮説 1 の結果がこの問いに示唆を与える。フロー傾向性と副次課題成績の正準相関分析では、フロー傾向性が高いゲームほど副次課題の反応時間が短く、反応率も高いことが示された。従来の二重課題パラダイムでは、主課題への没入は副次課題成績の「低下」として現れると仮定されてきた。しかし、本研究の結果はこの仮定に反し、没入状態において利用可能な認知資源そのものが増大する可能性を示唆している。

以上を踏まえると、3 次交互作用のパターンは次のように説明できる。没入状態で認知資源が増大するならば、その恩恵は資源に余裕のある熟練者よりも、資源が不足しやすい初心者において顕著に現れる。本研究で観察されたパターン、すなわち低スキル群・高時間圧条件で没入の効果が最大となる傾向は、この予測と整合的である。したがって、本結果は 1.7 節で述べた 2 つの可能性のうち、「初心者こそ認知状態の改善による恩恵が大きい」という予測を支持するものである。

## 8.5 研究の限界

本研究にはいくつかの限界がある。

第一に、因果関係の特定ができない。本研究は相関的なデザインであり、没入状態がパフォーマンスを向上させるのか、その逆なのか、あるいは第三の要因が関与しているのかを判断できない。

第二に、没入指標の構成要素と目的変数の概念的重複の問題がある。6 章で構成した没入指標は、二重課題成績（反応時間・反応率）の重みが全体の 84%、瞳孔径が 16%を占める（表 6）。二重課題成績は認知処理の効率を反映する行動指標であり、テトリスのパフォーマンス（穴を増やさない確率）もまた認知処理の効率を反映する。したがって、没入指標とパフォーマンスの間に正の関連が認められたとしても、それは「没入」という心理状態を介した関係ではなく、単に「その時点で認知的なコンディションが良好であった」ことを反映している可能性がある。すなわち、覚醒水準が適切で注意が喚起されている状態では、二重課題成績もテトリス成績もともに良好になりうるため、両者の相関が「没入」を介さずに生じうる。

ただし、この問題は没入指標の解釈に限定されるものであり、本研究の主要な知見を否定するものではない。本研究が示したのは、フロー体験と関連する生理・行動指標がパフォーマンス向上と共起するという事実である。この共起関係

が「没入」という単一の心理状態によるものか、複数の認知的要因の共変動によるものかは、今後の研究で検討すべき課題である。

第三に、一般化可能性の問題がある。本研究はテトリスという特定のゲームを用いているため、他の認知課題やスポーツ場面への一般化には、まだ慎重を要する。

## 8.6 今後の課題

本研究の結果は、フロー体験と関連する認知状態がパフォーマンス向上と共起することを示唆した。しかし、そのメカニズムについては十分に検討できていない。

1.3 節で言及した Taylor (2020; 2024) は、深い没入状態にあるアスリートが「普段は不可能なほど迅速に思考でき、一瞬の出来事に対しても詳細な判断を行えた」と報告することを示している。これらの報告に共通するのは、没入状態において通常よりも時間的余裕を感じながら正確な反応が可能になったという点である。もし没入状態において主観的な時間知覚が変容し、同じ客観的時間内でより多くの情報処理が可能になるのであれば、高時間圧下でもパフォーマンスを維持できる可能性がある。

本研究では時間知覚を直接測定していないため、この可能性を検証できなかった。今後の研究では、課題遂行中の時間知覚を測定し、没入状態における時間知覚の変容がパフォーマンス向上と関連するかを検討することが望まれる。例えば、各エピソードの主観的持続時間を報告させる方法や、時間産出課題を組み込む方法が考えられる。

また、本研究で用いた没入指標（瞳孔径、二重課題成績）が何を反映しているかについても、より詳細な検討が必要である。これらの指標が認知処理効率の向上を反映しているのか、覚醒水準の最適化を反映しているのか、あるいは注意の集中を反映しているのかを区別するためには、より精緻な実験デザインが求められる。

## 本研究に関連する成果等

### 論文

長谷川大, 日高昇平. (2026). 実時間認知処理における没入の機能的な側面 : 二重課題における認知資源の増加. 認知科学. (Under Revision)

### 学会・研究会等における発表

長谷川大, 日高昇平. (2024). 協調動作精度の低下が時間情報の処理に与える影響. 2024 年度協調的社会脳研究会.

長谷川大, 日高昇平. (2024). 時間知覚変調における刺激の運動特性の効果. 日本人間行動進化学会第 17 回大会.

長谷川大, 日高昇平. (2024). 主観的な時間感覚の変調における刺激の運動特性の効果. 第十回認知計算論研究会, 03.

長谷川大, 日高昇平. (2025). 高速な認知処理を引き起こす実験課題の開発 — 時間知覚と処理速度の関係の解明に向けて —. 第 11 回知識共創フォーラム, P1.

長谷川大, 日高昇平. (2025). 高い認知処理速度を誘導する実験課題の開発 — 時間知覚と処理速度の関係の解明に向けて —. 日本認知科学会第 42 回大会, P1-59.

### 本研究に関する助成

日本学術振興会 科研費 基盤研究 B (一般) JP23H0369

日本学術振興会 科研費 挑戦的研究 (萌芽) JP22K19790

日本財団 HUMAI プログラム奨励金

### 本研究に関連する学会・研究会等の運営

第十回認知計算論研究会 (助成 : 科研費基盤 (B) ・ 科研費挑戦的研究) 幹事

日高昇平・中分遥・鳥居拓馬・前田晃弘・長谷川大 (2025). JAIST サマースクール計算論 的認知科学入門～線形代数・幾何代数でとらえる視覚認知の深層構造. 2025 年 9 月 1-3 日.

## 謝辞

本論文の作成にあたりまして、主指導教員であります日高昇平准教授には、多大なるご指導とご鞭撻をいただきました。日高先生には、修士論文研究にとどまらず、学振特別研究員申請書をはじめとする、博士課程における研究計画の作成におきましても多大なるご指導をいただきました。特別研究員の数が非常に少ない本学におきまして、特別研究員 DC1 への採択をいただけましたのは、間違いなく日高先生のお力があってのことでありました。誠に感謝の念に堪えません。結局数学もろくにできず、相応しいものの考え方ができていたかどうかとも怪しいですが、それでも、この研究室で活動できたことを、とても誇りに思います。本研究室に所属することが無ければ、結局いつまでも実験心理学的なものの考え方から抜け出すことは無かったように思われます。博士後期課程では自走が求められますが、一層奮励努力し、必要な知識、フレームの体得を目指す所存です。

副指導教員であります藤波努教授には、修士課程における JAIST への進学、さらに博士後期課程における進学先について、親身にご相談に乗っていただきました。本当にやりたい研究について熟慮する機会を与えていただきましたことに、深く感謝申し上げます。

副テーマ指導教員であります中分遥准教授には、副テーマのみならず、研究、学振、進路その他につきまして、多大なるアドバイスをいただきました。他研究室の学生であるにもかかわらず、常々気にかけてくださいましたことに、深く感謝申し上げます。

本学の橋本敬教授、東京電機大学の鳥居拓馬准教授、東京大学の工藤和俊教授、国立情報学研究所の宇野毅明教授、立命館大学の布山美慕准教授にも、重要な示唆をいただきました。特に、布山先生と日高先生のご縁が無ければ、本研究が完成に至ることは無かったと思われます。深く感謝申し上げます。

日高研究室のメンバーであります宮本真希さんには、生活、研究、事務手続き、先生との関わり方その他につきまして、多大なるご指導、アドバイスをいただきました。また江恩傑さんには、分析プログラムの一部について、アルゴリズムの再検討をいただきました。本名さん、肖さん、久保君、柳澤さん、福永さん、薛さん、坂口さん、徐さんには、日頃の議論やゼミを通じて、研究その他について非常に有益な示唆をいただきました。改めまして深く感謝申し上げます。社会人メンバーであります青井さん、片瀬さん、前田さん、高瀬屋さん、OB の斎藤さんには、特に修士論文研究や学振申請書について、社会人らしい非常にクリティカルなご指摘をいただきました。研究に向き合う者としての時間の使い方など、あるべき姿を身をもって範を示していただきました皆様に、深く感謝申し上げます。



ます.

学会・研究会で、本研究についてアドバイスをいただきました皆様にも、この場をお借りして深く御礼申し上げます。また、本研究における実験の参加者となってくださった皆様に感謝いたします。皆さまのご協力により、貴重な実験データを得られましたことで、その分析結果を成果として報告することができました。

最後になりますが、金銭、生活その他の面で多大なるご迷惑をおかけいたしました父母に、深くお詫び申し上げますとともに、一層の感謝を申し上げます。

## 引用文献

- Arent, S. M., & Landers, D. M. (2003). Arousal, anxiety, and performance: A reexamination of the Inverted-U hypothesis. *Research Quarterly for Exercise and Sport*, 74(4), 436-444. <https://doi.org/10.1080/02701367.2003.10609113>
- Beerendonk, L., Mejías, J. F., Nuiten, S. A., van Gaal, S., et al. (2025). Adaptive arousal regulation: Pharmacologically shifting the peak of the Yerkes-Dodson curve by catecholaminergic enhancement of arousal. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 122(28), e2419733122. <https://doi.org/10.1073/pnas.2419733122>
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2nd ed.). Lawrence Erlbaum Associates.
- Csikszentmihalyi, M. (1990). *Flow: The psychology of optimal experience*. Harper & Row.
- Dellacherie, C. (2011). El-Tetris: An improvement on Pierre Dellacherie's algorithm. <https://imake.ninja/el-Tetris-an-improvement-on-pierre-dellacheries-algorithm/> (See in Dec 2)
- Fisk, A. D., Derrick, W. L., & Schneider, W. (1986). A methodological assessment and evaluation of dual-task paradigms. *Current Psychological Research & Reviews*, 5(4), 315-327. <https://doi.org/10.1007/BF02686599>
- Gray, W. D., & Lindstedt, J. K. (2017). Plateaus, dips, and leaps: Where to look for inventions and discoveries during skilled performance. *Cognitive Science*, 41(7), 1838-1870. <https://doi.org/10.1111/cogs.12412>
- Harris, D. J., Allen, K. L., Vine, S. J., & Wilson, M. R. (2023). A systematic review and meta-analysis of the relationship between flow states and performance. *International Review of Sport and Exercise Psychology*, 16(1), 693-721. <https://doi.org/10.1080/1750984X.2021.1929402>

- Heitz, R. P. (2014). The speed-accuracy tradeoff: History, physiology, methodology, and behavior. *Frontiers in Neuroscience*, 8, 150. <https://doi.org/10.3389/fnins.2014.00150>
- Hirao, K. (2016). Associations of schizotypal personality and paranoid ideation with the degree of flow experience in daily life. *Archives of Neuroscience*, 3(2), e21382. <https://doi.org/10.5812/archneurosci.21382>
- Jackson, S. A., & Csikszentmihalyi, M. (1999). *Flow in sports*. Human Kinetics.
- Jennett, C., Cox, A. L., Cairns, P., Dhoparee, S., Epps, A., Tijs, T., & Walton, A. (2008). Measuring and defining the experience of immersion in games. *International Journal of Human-Computer Studies*, 66(9), 641-661. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2008.04.004>
- Jin, S. A. (2012). Toward integrative models of flow: Effects of performance, skill, challenge, playfulness, and presence on flow in video games. *Journal of Broadcasting & Electronic Media*, 56(2), 169-186. <https://doi.org/10.1080/08838151.2012.678516>
- Kahneman, D. (1973). *Attention and effort*. Prentice-Hall.
- Keller, J. (2016). The flow experience revisited: the influence of skills-demands-compatibility on experiential and physiological indicators. In *Flow experience: Empirical research and applications* (pp. 351-374). Cham: Springer International Publishing.
- Keller, J., Bless, H., Blomann, F., & Kleinböhl, D. (2011). Physiological aspects of flow experiences: Skills-demand-compatibility effects on heart rate variability and salivary cortisol. *Journal of Experimental Social Psychology*, 47(4), 849-852. <https://doi.org/10.1016/j.jesp.2011.02.004>
- Kurosaka, C., Kuraoka, H., & Maruyama, T. (2023). Mental workload task modeled on office work: Focusing on the flow state for well-being. *Plos one*, 18(9), e0290100.
- Lindstedt, J. K., & Gray, W. D. (2015). Meta-T: Tetris® as an experimental paradigm for cognitive skills research. *Behavior*

- Research Methods, 47(4), 945-965. <https://doi.org/10.3758/s13428-014-0547-y>
- Lindstedt, J. K., & Gray, W. D. (2019). Distinguishing experts from novices by the mind's hand and mind's eye. *Cognitive Science*, 43(1), e12701. <https://doi.org/10.1016/j.cogpsych.2018.11.003>
- Mandal, A., Liesefeld, A. M., & Liesefeld, H. R. (2024). The surprising robustness of visual search against concurrent auditory distraction. *Journal of experimental psychology. Human perception and performance*, 50(1), 99-118. <https://doi.org/10.1037/xhp0001168>
- Mitz, A. R., Chacko, R. V., Putnam, P. T., Rudebeck, P. H., & Murray, E. A. (2017). Using pupil size and heart rate to infer affective states during behavioral neurophysiology and neuropsychology experiments. *Journal of Neuroscience Methods*, 279, 1-12. <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2017.01.004>
- Nacke, L., & Lindley, C. A. (2008). Flow and immersion in first-person shooters: Measuring the player's gameplay experience. In *Proceedings of the 2008 Conference on Future Play* (pp. 81-88). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/1496984.1496998>
- Núñez Castellar, E. P., Antons, J. N., Marinazzo, D., & Van Looy, J. (2019). Mapping attention during gameplay: Assessment of behavioral and ERP markers in an auditory oddball task. *Psychophysiology*, 56(7), e13347. <https://doi.org/10.1111/psyp.13347>
- Patsis, G., Sahli, H., Verhelst, W., & De Troyer, O. (2013). Evaluation of attention levels in a Tetris game using a brain computer interface. In *International conference on user modeling, adaptation, and personalization* (pp. 127-138). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-38844-6\\_11](https://doi.org/10.1007/978-3-642-38844-6_11)
- Ratcliff, R., & Tuerlinckx, F. (2002). Estimating parameters of the diffusion model: Approaches to dealing with contaminant reaction times and parameter variability. *Psychonomic Bulletin & Review*, 9(3), 438-481. <https://doi.org/10.3758/BF03196302>

- Rheinberg, F., Vollmeyer, R., & Engeser, S. (2003). Die Erfassung des Flow-Erlebens [The assessment of flow experience]. In J. Stiensmeier-Pelster & F. Rheinberg (Eds.), *Diagnostik von Motivation und Selbstkonzept* (pp. 261-279). Hogrefe.
- Schneider, W., & Shiffrin, R. M. (1977). Controlled and automatic human information processing: I. Detection, search, and attention. *Psychological Review*, 84(1), 1-66. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.84.1.1>
- Sibert, C., & Rahman, R. (2025). The need for speed? Exploring the contribution of motor speed to expertise in a complex, dynamic task. In *Proceedings of the 47th Annual Meeting of the Cognitive Science Society (CogSci 2025)*. Cognitive Science Society. <https://escholarship.org/uc/item/7gv242kf>
- Sibert, C., Gray, W. D., & Lindstedt, J. K. (2017). Interrogating feature learning models to discover insights into the development of human expertise in a real-time, dynamic decision-making task. *Topics in Cognitive Science*, 9(2), 374-394. <https://doi.org/10.1111/tops.12225>
- Spiel, K., Bertel, S., & Kayali, F. (2017). Not another Z piece!: Adaptive difficulty in Tetris. In *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 5126-5131). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3025453.3025721>
- Strauch, C., Greiter, L., & Huckauf, A. (2018). Pupil dilation but not microsaccade rate robustly reveals decision formation. *Scientific Reports*, 8, 13165. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-31551-x>
- Swann, C., Keegan, R. J., Piggott, D., & Crust, L. (2012). A systematic review of the experience, occurrence, and controllability of flow states in elite sport. *Psychology of Sport and Exercise*, 13(6), 807-819. <https://doi.org/10.1016/j.psychsport.2012.05.006>
- Takahashi, N., & Ichikawa, M. (2025). Factors Influencing Distortion of Subjective Temporal Duration in Flow Experience during Game Play. *International Journal of Affective Engineering*, 24(1), 91-101. <https://doi.org/10.5057/ijae.IJAE-D-24-00022>
- Taylor, S. (2020). When seconds turn into minutes: Time expansion

- experiences in altered states of consciousness. *Journal of Humanistic Psychology*, 62(2), 208-232.  
<https://doi.org/10.1177/002216782091748>
- Taylor, S. (2024). *Time expansion experiences: The psychology of time perception and the illusion of linear time*. Watkins Publishing.
- Thiery, C., & Scherrer, B. (2009). Building controllers for Tetris. *ICGA Journal*, 32(1), 3-11. <https://doi.org/10.3233/ICG-2009-3210>
- Tian, Y., Bian, Y., Han, P., Wang, P., Gao, F., & Chen, Y. (2017). Physiological signal analysis for evaluating flow during playing of computer games of varying difficulty. *Frontiers in psychology*, 8, 1121. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.01121>
- Vacaru, S. V., Waters, T. E. A., & Hunnius, S. (2025). Attachment is in the eye of the beholder: A pupillometry study on emotion processing. *Scientific Reports*, 15(1), 1-9.  
<https://doi.org/10.1038/s41598-025-92347-4>
- van den Brink, R. L., Murphy, P. R., & Nieuwenhuis, S. (2016). Pupil diameter tracks lapses of attention. *PLOS ONE*, 11(10), e0165274.  
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0165274>
- van der Linden, D., Tops, M., & Bakker, A. B. (2021). The neuroscience of the flow state: Involvement of the locus coeruleus norepinephrine system. *Frontiers in Psychology*, 12, 645498.  
<https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.645498>
- Welford, A. T. (1980). Relationships between reaction time and fatigue, stress, age, and sex. In A. T. Welford (Ed.), *Reaction times* (pp. 321-354). Academic Press. <https://doi.org/10.1111/j.1749-6632.1988.tb32958.x>Digital Object Identifier (DOI)
- Wickelgren, W. A. (1977). Speed-accuracy tradeoff and information processing dynamics. *Acta Psychologica*, 41(1), 67-85.  
[https://doi.org/10.1016/0001-6918\(77\)90012-9](https://doi.org/10.1016/0001-6918(77)90012-9)
- Wickens, C. D. (2002). Multiple resources and performance prediction. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, 3(2), 159-177. <https://doi.org/10.1080/14639220210123806>
- Wickens, C. D. (2008). Multiple resources and mental workload. *Human Factors*, 50(3), 449-455. <https://doi.org/10.1518/001872008X288394>

- Yerkes, R.M., & Dodson, J.D. (1908). The Relation of Strength of Stimulus to Rapidity of Habit Formation. *Journal of Comparative Neurology & Psychology*, 18, 459-482.  
<https://doi.org/10.1002/cne.920180503>
- 下條, 信輔. (2025). フロー体験と「前向き」. *認知科学*, 32(3), 366-374.  
<https://doi.org/10.11225/cs.2025.025>
- 石村, 郁夫. (2014). *フロー体験の促進要因と肯定的機能に関する心理学的研究*. 風間書房.

# 付録

## 実験説明書

### 実験説明書(テトリスを用いた認知科学に係る研究)

このたびは、本研究にご興味をお持ちいただき、誠にありがとうございます。本研究にご参加いただけるかどうか、以下の説明をお読みいただいた上でご判断ください。

**眼鏡の度が強すぎるなどの理由で、アイトラッカーで瞳孔の大きさが取得できなかった場合は、参加をお断りすることがあります(30 分ぶんの謝金はお支払いします)**

#### 1. 研究の目的

本研究では、ヒトが課題に深く没頭している(集中している)ときに、情報処理の能力(例えば、判断の速さや正確さ)がどのように変化するかを理解することを目的として、ゲーム課題(テトリス)を用いてこれを実験的に検証します。本研究は純粋な学術研究として行われますので、本研究によって得られた結果を商業的に用いることはありません。

実験終了後、ご希望があれば、本研究の詳細な目的や仮説についてより詳しくご説明いたしますが、**今後の円滑な実験実施のため、実験に未参加の方に口外しないことをお約束ください。**

#### 2. この実験でしていただくこと

この実験では、コンピュータを用いて 2 種類の課題を**同時**に行っていただきます。

##### 課題(1) ゲームのプレイ

画面に表示される『テトリス』をプレイしていただきます。

操作はキーボードの矢印キーを使用します。

##### (ルールの概説)

- ・上から落ちてくる様々な形のブロックを操作し、ブロックで横一行を隙間なく埋めると、その行が消去されます。
  - ・行を消去するとスコア(得点)が入ります。一度に複数の行(例:2 行, 3 行, 4 行)をまとめて消去すると、より高いスコアが得られますが、1 行ずつ消して、長い時間生き残り続けることもスコア獲得に重要です。
  - ・ブロックが画面の一番上まで積み上がるとゲームオーバーとなります。
  - ・画面の右上には次に出現するブロックが表示されているので参考にしてください。
- ゲームは、できるだけ**速く**、高得点を目指してプレイすることを心がけてください。



## 課題(2)画面上の刺激への反応

- ・テトリスのプレイ中に、画面の四隅のいずれかに「赤い円」が時々表示されます。
- ・「**赤い円**」が表示されたら、できるだけ**速く**、正確にキーボードの「X」キーを押してください。**円**が消えてからでもかまいません。
- ・実験中は、これら 2 つの課題(テトリスの操作と、赤い円への反応)を同時に行っていただきます。両方の課題とも、気づき次第できるだけ**速く**、正確に行うようお願いいたします。コンティニュー等の細かい操作方法は口頭でご説明いたします。

## 2. 実験環境

- ・実験中は、画面との距離を一定に保つため、「顎台(あごだい)」に軽く顎を乗せていただきます。
- ・操作はすべてキーボードで行います。
- ・実験では、課題の遂行状況に加えて、アイトラッカー(視線計測装置)を用いて、視線の動きや瞳孔の大きさを記録いたします。これらは課題への集中度を評価するための指標として使用されます。実験開始前にアイトラッカーのキャリブレーションを行うので指示に従ってください。アイトラッカーの精度に影響するので、**実験中(キャリブレーション中やゲーム中)**は、顎台からおでこや顔を外さないでください。
- ・実験は練習が 1 ゲーム、本番が 8 ゲーム行われます。本番の Game 8 が終了したら終わりですが、各ゲームの終了後と、実験終了後にアンケートを実施します。
- ・ゲームとゲームの間(コンティニュー画面提示時)に休憩を取っても構いません。アンケート回答後に休憩に入ってください。

## 3. 実験の流れと所要時間

- ・本日の実験参加者へのご説明、同意取得、実際の課題、事後の簡単なアンケート調査(Exit Survey)へのご回答まで含めて、全体の所要時間は**最大で 3 時間程度**を見込んでいます。

## 3. 謝金について

- ・実験へのご参加に対しては、**実験完了・中止の如何を問わず、実際に参加された時間に応じた謝金**([時給]×参加時間)をお支払いいたします。北陸先端科学技術大学院大学の規定に基づき、時給は 1300 円となります。
- ・途中で体調が悪化した場合や、その他の理由で参加を中止されても、その他の一切の不利益はございません。

## 4. 参加に伴う負担と配慮

- ・本研究における実験は、慣れない環境における比較的長時間のパソコン操作を伴うものです。そのため、デスクワークに伴う頭痛や眼精疲労が発生する可能性があります。そのため、実験は参加者の方が計測環境に慣れた時点で実施できるよう配慮するとともに、実験中に適宜休憩を取っていただきます。休憩中には実験担当者が口頭でご体調を確認し、疲れや不快感をなるべく感じないように進めます。万が一、実験中にご体

調が悪化した場合、必要があれば直ちに近隣の医療機関または大学の保健管理センターに連絡できる体制をとっています。

## 5. 個人情報の取り扱いと倫理的配慮

・実験で得られたデータは厳重に管理され、統計的に処理されます。個人が特定できない処理を施した上で、本研究の成果を学会発表や学術論文などで公表する場合があります。実験実施にあたり、参加者の皆様の氏名、生年月日、連絡先、住所を取得させていただきますが、これらの個人情報と、実験で取得したデータとを結びつけることは行いません。

・取得した個人情報は「国立大学法人北陸先端科学技術大学院大学個人情報管理規程」に則って、北陸先端科学技術大学院大学内の施錠した施設内に厳重に保管します。

・本実験の実施は、北陸先端科学技術大学院大学 知識科学系倫理委員会によって承認されています。（課題番号：KSEC-A20250602901）

・実験参加の如何は、あなたの自由な意思によるものです。参加を断ったり、実験の途中で参加を中止したりしても、あなたは一切の不利益を受けません。後日**実験参加・データの使用・発表への同意を撤回される場合は、同意撤回書をご提出ください。理由の如何を問わず、実験日を起点として二週間以内に限り同意を撤回することができます。**ただし、成果公表後のデータ削除は致しかねますのでご了承ください。

ご不明な点がございましたら、ご遠慮なく実験担当者(以下の連絡先)にお尋ねください。以上の内容をご理解・ご同意いただけましたら、同意書にご署名をお願いいたします。

研究実施者 長谷川 大 学生(s2410146@jaist.ac.jp)

研究責任者 日高 昇平 准教授(shhidaka@jaist.ac.jp)

研究倫理に関する相談員 池田 満 教授([ikedam@jaist.ac.jp](mailto:ikedam@jaist.ac.jp))