明治大学大学院

２０２４年度　修　士　論　文

論文題名　　実験での単純作業による不適切な慣れ検知・喚起手法に関する研究

先端数理科学研究科　　先端メディアサイエンス専攻

指導教員名　　中　村　聡　史

本人氏名　　髙　久　拓　海

2024年度 修士学位請求論文

実験での単純作業による不適切な慣れ検知・喚起手法に関する研究

明治大学大学院先端数理科学研究科
先端メディアサイエンス専攻

髙久 拓海

Master's Thesis

A method for detecting and evoking inappropriate habituation by simple tasks in experiments

Frontier Media Science Program,

Graduate School of Advanced Mathematical Sciences,

Meiji University

Takaku Takumi

概要

実験や作業を繰り返すうちに，作業者にはさまざまな影響が生じる．その中でも特に注目すべき影響の一つとして，特定の作業を繰り返すことで生じる慣れが挙げられる．慣れの影響には，作業の効率化や安定化をもたらすものと，無意識状態での作業や思考が間に合っていない状態での作業のような不適切なものの 2 種類があると考えられる．特に，不適切な慣れは作業者自身がその影響を受けていることに気づかないまま，誤った判断や適切でない意思決定をしてしまう原因となり，結果に悪影響を及ぼす可能性がある．

本研究では，作業者に生じる不適切な慣れの影響を検出し，その影響が見られた場合に注意喚起を促し作業者の状態を改善させるための指標を作成することを目的とする．具体的には，作業中に取得可能な指標として回答時間とマウス軌跡に着目し，不適切な慣れを検出するための指標を作成する．さらに，これまでに行われた実験データの分析および新たに実施する実験を通して，不適切な慣れが作業者の行動や意思決定にどのような影響を与えているかを調査する．

まず，不適切な慣れの一つの事例であるリズム感覚で回答してしまう点に着目し，回答時間を指標とした不適切な慣れの影響分析を行った．ここでは，作業者を回答時間の変化パターンに基づき真面目群，不真面目群，リズム化群の 3 つに分類した．その結果，回答時間が収束していくリズム化群では，作業の後半に進むにつれ同じ位置に提示された選択肢を連続して選択する傾向があることが分かった．これは，作業が進むにつれ意識的な判断が低下し，無意識の選択が増えるといった不適切な慣れの影響を受けている可能性があることを明らかにした．

次に，不適切な慣れが作業者の意思決定プロセスにどのような影響を及ぼしているかを分析するために，操作しているマウスの軌跡を指標として不適切な慣れの検出を行った．ここでは，マウス軌跡をその形状を基に直線型，旋回型，方向転換型，中心維持型の 4 つのパターンに分類し，それぞれの分類パターンが連続した場合の回答傾向に着目した分析を行った．その結果，思考を挟みながら選択する旋回型，方向転換型の 2 種類の軌跡パターンでは不適切な慣れの影響が見られなかったが，単純な操作のみで選択を完了させる直線型および中心維持型のパターンが連続する場合には，不適切な慣れが生じてい

る可能性が高いことを明らかにした．

さらに，不適切な慣れが正解・不正解を伴う選択作業に与える影響を検証するため，2桁の足し算を用いた実験を実施し，前述した回答時間とマウス軌跡を指標とした分析を行った．ここでは，実験設計に合わせてマウス軌跡をなぞり型，放置型の2パターンに再定義して不適切な慣れの影響について分析を行った．その結果，回答時間が短縮すると誤答が増加する傾向があること，また，放置型の軌跡パターンが連続する場合には誤答の発生率が高まることが明らかになった．これは，作業効率を優先しすぎることや，無意識に形成された習慣などの不適切な慣れの影響が誤った選択を誘発する要因となっている可能性を示していると考えられる．

以上の結果をもとに，本研究では不適切な慣れの検出指標として「回答時間が減少していること」および「素早い意思決定を行う場合の軌跡パターンが連続すること」の2点を定義し，これらの指標を活用することで不適切な慣れの検出を行える可能性があることを明らかにした．

Abstract

As experiments and tasks are repeated, various effects arise in the workers. Among them, one of the most noteworthy effects is habituation, which occurs as a result of repeating specific tasks. The effects of habituation can be classified into two types: those that contribute to task efficiency and stabilization, and inappropriate ones, such as performing tasks unconsciously or without sufficient cognitive processing. In particular, inappropriate habituation can lead to incorrect judgments and inappropriate decision-making without the worker realizing its influence, potentially negatively affecting the outcomes.

This study aims to detect the effects of inappropriate habituation in workers and develop indicators to alert them and improve their condition when such effects are observed. Specifically, we focus on response time and mouse trajectories as measurable indicators during task execution and establish criteria for detecting inappropriate habituation. Furthermore, through the analysis of previously conducted experimental data and new experiments, we investigate how inappropriate habituation influences workers' behavior and decision-making.

First, we analyzed the impact of inappropriate habituation using response time as an indicator, focusing on the tendency of workers to respond rhythmically—a form of inappropriate habituation. Workers were classified into three groups based on their response time patterns: serious group, non-serious group, and rhythmic group. The results showed that in the rhythmic group, where response times converged, participants tended to repeatedly select options presented in the same position as the task progressed. This suggests that as the task continued, conscious judgment declined, and unconscious selection increased, indicating the influence of inappropriate habituation.

Next, to analyze how inappropriate habituation affects workers' decision-making processes, we used mouse trajectories as an indicator for detecting inappropriate habituation. Mouse trajectories were categorized into four patterns based on their shape: linear, circular, directional change, and center-holding types. We analyzed the response tendencies when

these patterns appeared consecutively. The results showed that the circular and directional change patterns, which involve cognitive processing before selection, did not exhibit signs of inappropriate habituation. However, when the linear and center-holding patterns, which allow for simple selections without cognitive engagement, appeared consecutively, the likelihood of inappropriate habituation was high.

Furthermore, to examine the impact of inappropriate habituation on choice tasks involving correct and incorrect answers, we conducted an experiment using two-digit addition problems and analyzed responses based on the previously mentioned response time and mouse trajectories. In this analysis, we redefined mouse trajectories into two patterns—tracing type and idle type—according to the experimental design and investigated the influence of inappropriate habituation. The results revealed a tendency for errors to increase as response time decreased and that when idle-type trajectories appeared consecutively, the error rate was higher. These findings suggest that prioritizing task efficiency too much or unconsciously formed habits may contribute to erroneous choices due to the effects of inappropriate habituation.

Based on these results, this study defines two indicators for detecting inappropriate habituation: (1) a decrease in response time and (2) consecutive occurrences of specific trajectory patterns during rapid decision-making. We demonstrated that utilizing these indicators could enable the detection of inappropriate habituation.

目 次

第 1 章　はじめに **1**

1.1　研究におけるデータ収集 1

1.2　慣れによる影響 1

1.3　本研究の目的 2

1.4　本稿の構成 3

第 2 章　関連研究 **4**

2.1　慣れに関する研究 4

2.2　作業者の行動心理に着目した研究 5

2.3　問題を抱えたデータの質を高める研究 5

2.4　繰り返し作業に関する研究 6

2.5　作業を行う際の回答時間に関する研究 7

2.6　マウスの軌跡に関する研究 7

第 3 章　回答時間に着目した不適切な慣れの影響調査 **9**

3.1　本章の概要 9

3.2　分析方針 9

3.2.1　対象となる分析データの特徴 9

3.2.2　分析のためのデータ分割 10

3.2.3　回答者分類の指標 10

3.2.4　回答者分類 11

3.3　分析対象 11

3.3.1　データセット A 12

3.3.2　データセット B 12

3.3.3　データセット C 13

3.4　分析結果 13

3.4.1　各データセットにおけるグループの分布 14

3.4.2 各設問群における平均回答時間 14
3.4.3 選択位置による連続回答 16
3.5 考察 17
3.5.1 回答時間と不適切な慣れの考察 17
3.5.2 作業者の意思決定 18

第 4 章 マウス軌跡によるユーザの意思決定に着目した不適切な慣れの影響調査 19
4.1 本章の概要 19
4.2 分析対象 20
4.3 マウスの軌跡分類 21
4.3.1 マウスの軌跡の形状の分類パターンとその特徴 21
4.3.2 マウスの軌跡による回答者分類の指標 22
4.3.3 マウスの軌跡分類の結果 24
4.4 分類パターンごとの分析結果 24
4.4.1 分類パターンの連続 25
4.4.2 分類パターンが連続した場合の選択位置分析 25
4.4.3 分類パターンが連続した場合の回答時間分析 25
4.5 考察 27
4.5.1 それぞれのパターンごとの考察 27
4.5.2 不適切な慣れの影響 27

第 5 章 正解データありの実験による不適切な慣れの検出 28
5.1 本章の概要 28
5.2 実験 28
5.2.1 実験設計 28
5.2.2 問題設計 29
5.2.3 実験システム 29
5.2.4 マウスの軌跡分類 31
5.2.5 実験の流れ 31
5.3 結果 32
5.3.1 正答率，選択時間，応答時間 32
5.3.2 マウスの軌跡分類 34

5.4 考察 35
5.4.1 選択時間＆応答時間の考察 35
5.4.2 マウス軌跡の考察 37

第 6 章 総合考察と今後の展望 **39**
6.1 総合考察 39
6.2 制約 40
6.3 今後の展望 40

第 7 章 結論 **42**

第1章　はじめに

1.1　研究におけるデータ収集

人の行動や新規技術の発展，未知の分野の開拓を目的として日々様々な研究が行われている．これらの研究では，新たな知見の提唱だけでは説得力を持たないためその根拠となるデータが必要である．この根拠となるデータを取得するために様々な条件に対応した実験が行われている．例えば，人の行動を明らかにするための行動視察実験やオンライン上での行動特性を明らかにするための Web 上実験，新しく導入したシステムなどの評価を判断する性能評価実験のように様々な種類の実験が行われている．

これらの実験の種類の中には，印象評価実験，アンケート回答，アノテーション付与のように，決まった問題数やタスク量に対してひたすら同じ作業工程で回答を行いその記録を取るような，所謂単純繰り返し作業（実験）が存在する．このような単純繰り返し作業では，実験協力者一人当たりに対する作業数が多くなり作業時間が長くなることがしばしばある．そのため，長時間の作業を続けることで実験協力者が真面目に作業を行っているつもりにも関わらず，意図せず何らかの影響を受けてしまい登録されるデータの質を下げる要因になる可能性がある．

1.2　慣れによる影響

前述した実験協力者に生じる影響の一つとして，ある作業や動作を繰り返し行っている際に生じる慣れがある．この慣れは，心理学の概念の一つで馴化と呼ばれており，ある刺激が繰り返し提示されることによって，その刺激に対する反応が徐々に見られなくなる現象のことである [1][2]．馴化の特徴として，刺激の提示頻度が多くなるほど馴化は早く進むことや，刺激の強度が強くない場合だと馴化が早く進むこと，同一の刺激が長時間与えられないとその刺激に対する反応が自然に回復することなどがわかっている [3]．こうした慣れは印象評価実験やアンケート回答，アノテーション付与作業を行っている実験協力者にも起こると考えられる．

ここで，作業中に生じる慣れには良い慣れと不適切な慣れの 2 種類があると考えられ

る．作業中に生じる良い慣れの具体的な事例として，作業を繰り返すことでその作業を習熟し効率が上がることや，慣れによって曖昧な状態で行っていた判断に明確な基準を作成することで判断に自信が持てるようになるといったことが考えられる．一方で作業中に生じる不適切な慣れの事例として，提示される刺激を繰り返し見たことで，意図せず集中できていない状態で作業を行ってしまうことや，作業自体に慣れることで深く思考せず作業工程を完了してしまうことなどが考えられる．特に，不適切な慣れは作業者が影響を受けていると気づけない場合も多く，登録されるデータの質を下げてしまう要因となり得るため除外することが望ましい．

このような不適切な慣れの影響をなくすことを目的とした様々な研究が行われている．具体的には，作業中に複数の異なる刺激を提示することで作業者に脱馴化を起こさせて正常な作業状態に戻すことを目的とする研究 [4][5] や，慣れによるミスを防ぐための手法として，指差し呼称を用いて注意力を向上させる研究などがある [6]．しかし，不適切な慣れが発生しているかを確認せず別の刺激の提示や別の行動を促すことは，本来の作業に影響を及ぼす可能性もある．こうした不適切な慣れの問題を解決するには，作業を行っている人に不適切な慣れによる影響が確認された場合にのみ，注意を促して改善させる方法が望ましい．

1.3 本研究の目的

本研究は作業者に生じる不適切な慣れの影響を検出し，その影響が見られた場合に注意喚起を促し作業者の状態を改善させるための指標を作成することを目的とする．

本研究ではまず，作業中に生じる不適切な慣れの検出を行うための指標作成として，作業の回答時間に着目し不適切な慣れの影響分析を行った．実験協力者を回答時間を基にした 3 つの群に分けることで，それぞれの群でどのような回答傾向が生じるかを調査し不適切な慣れの影響について調査を行った．ここで，回答時間による分析は結果をベースとした分析であり作業者の判断や意思決定を調べるには不十分であるという問題があった．そこで作業者が操作したマウスの軌跡に着目し，再度不適切な慣れの影響について調査を行った．また，前述した回答時間とマウスの軌跡という指標を用いて，不適切な慣れの影響を検出する指標を作成するため，客観的な正解がある選択実験を行い回答時間とマウス軌跡が問題の正答とどのような関係にあるかについて検証し，不適切な慣れの影響を検出するための指標を作成する．

1.4 本稿の構成

本稿は，本章を含む全 7 章から構成される．まず本章で作業中に生じる不適切な慣れの問題と，本研究の目的について述べた．これ以降，2 章では本研究の関連研究について述べる．3 章では不適切な慣れの影響の一つである作業を繰り返し行うことで設問への回答がリズム化してしまい，回答が不適切になってしまうという問題に着目し，回答時間を指標とした分析を行い，その結果について述べる．4 章では 3 章で生じたユーザの意思決定を分析できないという課題に対して，ユーザが操作したマウスの軌跡に着目し再度不適切な慣れの影響分析を行い，その結果について述べる．5 章では 3 章および 4 章で着目した回答時間とマウスの軌跡という指標で検出した不適切な慣れが回答の正誤にどのように影響を及ぼしているかを調査し，その結果について述べる．6 章では不適切な慣れを検出するための指標作成を含む本研究の総合的な考察と制約および今後の展望を述べる．最後に 7 章で本研究の結論を述べる．

第2章　関連研究

2.1　慣れに関する研究

慣れとは心理学の概念の一つで馴化と呼ばれており，ある刺激が繰り返し提示されることによって，その刺激に対する反応が徐々に見られなくなる現象のことである [1][2].

溝口ら [7] は，聴覚への刺激として騒音に対する慣れに着目した研究を行っている．具体的には，音の物理的な特性と慣れの関係を調べる手法として，音の物理量を制御した音刺激を用いて，比較的短い時間の実験で慣れを定量的に捉える手法を提案している．菊池ら [8] は，音声インタフェースの設計指針を明らかにするため，事前経験といった習熟の慣れが実験協力者の操作や評価に与える影響について評価実験を行った．その結果，これらの慣れを考慮する場合にはインタフェースの利用回数や利用間隔を考慮する必要があることを示している．

インターフェースの操作に関する慣れの研究も様々行われている．髙田ら [9] は，「視線入力とハンドジェスチャを併用したインタラクション」と「ハンドジェスチャによるインタラクション」において，慣れがどのような効果を及ぼすか調査を行っている．実験の結果，操作訓練と本番実験を行うことで各操作方法における操作時間や誤操作の回数が減り，一定の慣れの効果が得られることを明らかにしている．杉邑ら [10] はソフトウェアのユーザインタフェースに対するユーザの慣れに着目し，視線を利用することでこの慣れを定量的に測定する研究を行っている．実験の結果，見慣れているユーザインターフェースである場合とそうでない場合は，ある一定の範囲を見続ける注視時間に有意な差があることを明らかにしている．

このように，慣れによって人の行動に変化が生じることがわかる．本研究は，実験協力者に生じる不適切な慣れに着目し，その状態を検出することを目的とするという点でこれまでの研究とは異なる．

2.2 作業者の行動心理に着目した研究

Herbert[11] は作業者が最適な回答を追求せず認知的負荷を軽減するために最小限の努力で満足できる回答を選ぶ行動に着目し，この行動を Satisficing と定義している．この Satisficing という行動は調査データの質に影響を及ぼす可能性があり，特にオンラインの調査において様々な研究が行われている．Barge ら [12] は Satisficing の理論を用いて回答者が質問に対してどの程度注意深く回答しているかを評価する方法を提案している．Vriesema ら [13] は学生による Satisficing の行動が大規模な社会・感情学習調査のデータ品質に与える影響を検討している．その結果，Satisficing の行動がデータの信頼性と妥当性に負の影響を及ぼすことを明らかにしている．同様に，Kraemer ら [14] はパネル調査における Satisficing の行動が時間経過によりどのように変化するかを実験し，データ品質に悪影響を及ぼすことを明らかにしている．また，Huang ら [15] や Goldammer ら [16] は Satisficing な状態で回答されたデータを不真面目回答として扱い，これらの回答を検出するための方法を提案している．

また，他にも作業中の精神状況がデータの質に与える影響についても様々な研究が行われている．Kunasegaran ら [17] は作業中に生じる精神的疲労が，作業者の反応を抑制し集中力を低下させるため作業ミスが増える問題に着目している．同様に Smith ら [18] は精神的疲労の影響を確かめるために 3 種類の心理学的実験を行っており，結果として精神的疲労の影響を受けているデータの質が下がっている点を指摘し問題として着目している．また，作業中に生じる影響の別の事例として飽きやマインドワンダリング（注意力散漫）の状態に関する研究も行われており，いずれも作業の集中を阻害しデータに影響を及ぼすことが明らかとなっている [19][20].

このように作業中の作業者に生じる影響に着目した研究は様々行われているが，作業中の慣れに着目した研究は多くない．加えて，いずれの研究においても作業者に生じる影響をネガティブなものとして扱っているものが多い．これに対して，本研究で着目している慣れという事象は適切な慣れと不適切な慣れが存在していると考えており，その中の不適切な慣れに着目するという点で本研究の目的とは異なるものである．

2.3 問題を抱えたデータの質を高める研究

正しい分析や傾向を明らかにするためには十分な量のデータを集める必要があり，そのデータの質を高く保つことが必要である．Cai ら [21] は，データを分析および活用してその価値を保証するためにはデータセット内のデータの質を高く保つ必要がある点に

着目した研究を行っている．また，データの質における課題を分析し，可用性，ユーザビリティ，信頼性，信用性，プレゼンテーションの質からなる，評価モデルの基礎となるフィードバック機構を備えた動的なビックデータ品質評価プロセスを定式化している．Chawla ら [22] は，データセット内のデータの偏りが機械学習やビジネス産業への利用に悪影響を与える点に着目し，提案されている複数の解決策について，オーバーサンプリングや単一のクラスのデータを用いて学習を行うワン・クラス学習が有効であることを明らかにしている．Lateh ら [23] は，データ数の少ないデータセットでは学習性能の低下や予測モデルの不確実性を引き起こすという点に着目し，この問題を解決するための研究を行っている．その結果，足りないデータを人工的に生成し補う人工データ生成法が対処法の一つとして有効であることを明らかにしている．松井ら [24] は，教師ありの機械学習を行う場合において公開されたデータセットのデータが少ないという問題に着目し，十分な量の教師データを集めるため，フィジカル的なゲームを楽しんでもらいながら，最終的に人間の動作をスケルトンデータとして収集することでデータセットの増築を行っている．

このように，分析を行ううえで障害となるデータセットの質に対する問題やデータ量が少ないという問題に着目した様々な研究が行われている．本研究で着目する不適切な慣れについても，その影響を受けたデータセットに質や量に対する問題が生じる可能性があるため，不適切な慣れの影響を検出する指標を作成することで，データ収集やデータセット構築の改善に寄与することを目的としている．

2.4 繰り返し作業に関する研究

繰り返し行われる作業に着目した研究も多数行われている．Wood ら [25] は，作業と休息の時間に着目した研究を行っており，実験を通して作業と休息の開始時と終了時の疲労具合を予測するモデルを開発している．また，与えられた反復作業において疲労を最小化する作業と休息スケジュールの提案も行っている．Smith ら [26] は，軽い作業を繰り返し行う場合の作業量に着目し，作業の量が実験協力者に作業の完了を促すという仮説を立て，機械実験を行った．その結果，作業量が多いほど実験協力者の作業停止の回数が多い傾向があることを明らかにしている．辛島ら [27] は，単純繰り返し作業と音楽の関係性に着目し，作業前に音楽を聴取することでタスクのパフォーマンスが向上するかについて調査を行った．その結果，作業前に音楽を聴取することで作業時のパフォーマンスが向上する傾向があることを明らかにしている．

このように，繰り返し作業における課題やその対処方法については研究が行われている．しかし，繰り返し作業中の不適切な慣れに着目した研究はこれまで行われていない．

2.5 作業を行う際の回答時間に関する研究

作業を行う際の回答時間に関する研究も多数行われている．Yan ら [28] は，4 つの Web アンケートについて分析を行い，回答の選択肢が多いほど回答時間がかかること，アンケートの最後に近づくほど質問に回答する時間が短くなることを示している．Galesic ら [29] は，アンケートが終盤になるとアンケート開始直後より回答時間が短くなることを明らかにしている．Oppenheimer ら [30] は作業の設問文の最後に「下にあるスポーツに関する選択肢を無視し，この画面のタイトルをクリックして次のページに進んでください」という文を設けた実験を行うことで，指示に従わない人が多く存在することや，指示に従わなかった人は実験の完了時間が短かったことを明らかにしている．このように，作業が最後に近づくと回答時間は短くなることがわかっている．

また，作業の回答時間と作業の正確性の関係に関する研究も様々行われている．Heitz ら [31] は回答や反応における迅速な意思決定が正確性を犠牲にするスピード・正確性トレードオフという現象に着目し，意思決定モデルへの開発や応用に利用している．同じく Boeck ら [32] もプロセス測定や心理測定を行ううえで回答時間を指標としたモデルを複数作成し，短すぎる回答時間は正確性を著しく下げる傾向にあることを明らかにしている．

このように，作業中の回答時間に着目した研究が行われている．本研究も作業中の回答時間に着目し，不適切な慣れの状態との関係を明らかにすることを目的としている．

2.6 マウスの軌跡に関する研究

人間の行動をより深く分析するためにマウスの軌跡を指標とした研究も様々行われている．Wulff ら [33] や Schoemann ら [34] は与えられた 2 つの選択肢のどちらかを選ぶタスクにおいて，実験協力者の意思決定をマウスの軌跡を用いて分析している．その結果，マウスの軌跡をいくつかのパターンに分類することで実験協力者がどのように選択肢を決定しているかを明らかにしている．同じくマウスの軌跡が意思決定のプロセスにどの程度影響を与えるかについて，Leontyev ら [35] は意思決定の認識プロセスをモデル化する一般的な手法であるドリフト拡散モデルを用いて分析を行った．その結果，マウス軌

跡が意思決定を捉える有効な手段であることを明らかにした．また，Levia ら [36] はマウスカーソルの軌跡はユーザの注意，興味，感情などを推測するための重要な手段であることに着目し，これらを分析するために大規模なマウスの軌跡データセット構築を行っている．さらに，Bernadoni ら [37] は神経性無飲食症において，患者の食事を促す意思決定にマウスの軌跡を分析して応用することが役に立つことを明らかにしている．

このように，人間の行動をより深く分析するためにマウスの軌跡が広く使用されていることがわかる．本研究も，慣れという事象をマウスの軌跡を用いて推測することを目的としている．

第3章　回答時間に着目した不適切な慣れの影響調査

3.1　本章の概要

ここまで作業中に生じる不適切な慣れの問題に着目し，この不適切な慣れが作業者に与えうる影響について述べてきた．本章では，不適切な慣れの影響として，作業を繰り返し行ううちに作業工程に慣れ，一定のリズムで設問に回答してしまう（リズム化）という問題に着目し，回答時間を指標とした基礎調査を行う．ここでは，著者の所属する研究室でこれまで実施してきた様々な実験のうち，繰り返し選択を行う実験 [38][39][40] に着目し，回答がリズム化することで回答内容が不適切なものになってしまっていると予想し，その分析を行う．具体的には，「回答作業中に不適切な慣れが生じてしまい，回答がリズム化した実験協力者は回答時間も短くなり，回答も不適切になる」という仮説を立て，実験データを多面的に分析することにより調査を行う．

3.2　分析方針

3.2.1　対象となる分析データの特徴

本章で述べる分析や調査がどのようなデータを対象としているかについて述べる．今回の分析で扱うデータは，クラウドソーシング経由で実施された Web 上での 3 つの異なる実験によって得られたものである．ここで扱う実験は，内容がすべて異なる設問に対し，実験協力者が一番適していると思う回答を選択するものである．また，作業中に表示されるのは設問の内容と選択肢，選択肢を選ぶうえでの指示のみであり，選択肢を選ぶ作業はすべてクリック，またはタップで行うものである．これらの作業はクリック（またはタップ）を繰り返し行うものであり，その作業が単調であるため，回答がリズム化する可能性がある．

3.2.2　分析のためのデータ分割

対象となるデータがリズム感覚で行われているかを分析する際に，データをどのように扱うかについて述べる．3.2.1 項で述べた通り，今回の分析で扱うデータは繰り返し作業によって登録されるデータである．そのため，作業の前半では影響を受けていないデータが，作業の後半では影響を受けているデータが登録されている可能性があると考えられる．

そこで本研究では，繰り返し作業において登録されたデータを設問番号順に群分けする．ここでは，序盤の設問群（序盤群）と終盤の設問群（終盤群）に分け，その両者を比較することで回答者の分類を行う．

3.2.3　回答者分類の指標

選択にかかる時間がある区間においてリズム化しているかどうかを判断する材料として，その設問群内での選択時間の標準偏差を利用する．

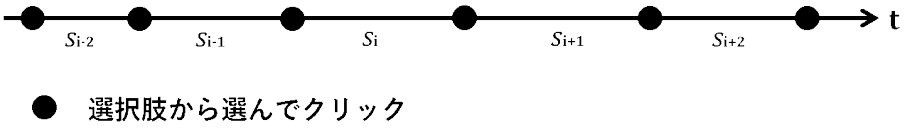


図 1: クリックによる操作時間の時間軸

ここで図 1 に示すように，各設問の回答時間を i 番目の設問の選択時間を s_i，分析対象の設問群を m 番目から n 番目 $(1 \leq m \leq n)$ としたときの平均回答時間 $\mathrm{avg}(m,n)$ と，回答の標準偏差 $\sigma(m,n)$ は次の式のように求められる．

$$\mathrm{avg}(m,n) = \frac{\sum_{i=m}^{n} s_i}{n-m+1} \tag{3.1}$$

$$\sigma(m,n) = \sqrt{\frac{\sum_{i=m}^{n}(s_i - \mathrm{avg}(m,n))^2}{n-m+1}} \tag{3.2}$$

設問の内容に独立性がある場合，真面目に回答しておりリズム化していなければ，設問ごとに回答時間が異なり，$\sigma(m,n)$ の値は高くなる．一方，回答がリズム化されている場合は，設問の内容に関わらず回答が等間隔で行われるため，$\sigma(m,n)$ の値が低くなる．この $\sigma(m,n)$ の値を用いて回答者分類を行う．

3.2.4　回答者分類

3.2.3 項で述べた序盤群と終盤群ごとに m と n の値を設定し，$\sigma(m,n)$ の値を比較することで，実験者を以下の 3 つのグループに分類する．具体的には，序盤群を m_{opening} から n_{opening} まで，終盤群を m_{closing} から n_{closing} までとしたとき，ある閾値 α と β（ただし $\alpha \leq \beta$）を用いて，下記の条件で分類する．

- **真面目グループ**: すべての設問について真剣に考え，リズム化せずに回答した実験協力者のグループ．作業の序盤から終盤まで設問の内容に応じて回答を考えるため，回答時間が序盤から終盤までバラつくと考えられる．そこで，$\sigma(m_{\text{opening}}, n_{\text{opening}}) \geq \beta$ かつ $\sigma(m_{\text{closing}}, n_{\text{closing}}) \geq \beta$ という条件で分類する．
- **不真面目グループ**: 序盤から作業を真剣に取り組んでいない実験協力者のグループ．報酬目当てでとにかく作業を早く終わらそうとするため，すべての設問に対して深い考えがなく回答した結果，回答時間が一定になると考えられる．そこで，$\sigma(m_{\text{opening}}, n_{\text{opening}}) < \alpha$ かつ $\sigma(m_{\text{closing}}, n_{\text{closing}}) < \alpha$ という条件で分類する．
- **リズム化グループ**: 作業の序盤は真面目に回答していたが, 後半になるにつれてリズム化して回答した実験協力者のグループ．序盤は設問に応じて内容を考えるため回答時間にバラつきが見られるが, 作業への慣れで後半部分での回答が無意識のうちにリズム化し, 回答時間が等間隔になっていくと考えられる．そこで, $\sigma(m_{\text{opening}}, n_{\text{opening}}) \geq \beta$ かつ $\sigma(m_{\text{closing}}, n_{\text{closing}}) < \alpha$ という条件で分類する．

3.3　分析対象

本研究で分析を行うデータセットについて，データ取得時の実験概要，実験の設問数，実験での選択肢，3.2.2 項で述べた設問群分け，3.2.4 項で述べた実験者のグループ分けのための，序盤群の $(m_{\text{opening}}, n_{\text{opening}})$ と，終盤群の $(m_{\text{closing}}, n_{\text{closing}})$ について説明を行う．

なお，これらの実験は Yahoo!クラウドソーシング [41] で依頼をしたものである．また，それぞれの実験では実験ページの最後に表示される ID をクラウドソーシング上の元ページで入力し，実験を終了することになっていたが，ID 入力を行わなかった実験協力者がいた．今回の分析は，そうした実験協力者も含めて分析を行う．

3.3.1　データセット A

データセット A は Kinoshita ら [38] が行った，選択肢の遅延表示が選択に及ぼす影響の調査実験の結果である．全部で 15 問の設問からなり，まずは設問を読んで，次へのボタンをクリックし，推移した先のページで 6 つの選択肢が表示される．実験協力者はその選択肢から対象を選ぶことを要求されるものである．実験の流れを図 2 に示す．

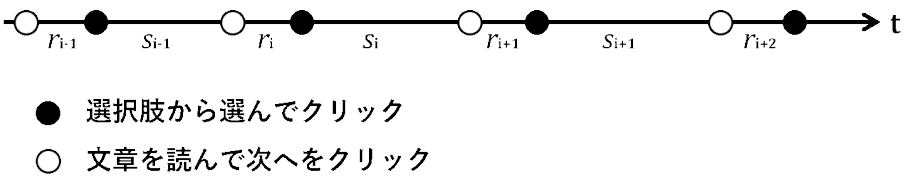


図 2: データセット A の実験の流れ

ここで，設問が表示されてから選択肢を選ぶまでの流れは同じであるため，実験の後半に作業がリズム化してしまう可能性が考えられる．そこで実験データを，1〜5 問目，6〜10 問目，11〜15 問目の 3 つに分割し，序盤群を 1〜5 問目，終盤群を 11〜15 問目とし，それぞれの $\sigma(m,n)$ の値で回答者を分類する．なお，実験協力者は 2,037 名（男性 1,019 名，女性 1,018 名）であった．

3.3.2　データセット B

データセット B は Ueki ら [39] が行った，フォントが選択に及ぼす影響の調査を 3 択で行う実験の結果である．全部で 10 問の設問からなり，各設問のページで選択に関する説明文と 3 つの選択肢が表示されている．実験協力者が選択肢をクリックすると，次の設問と選択肢が提示されるため，順に選択だけを行っていくものである．実験の流れを図 3 に示す．

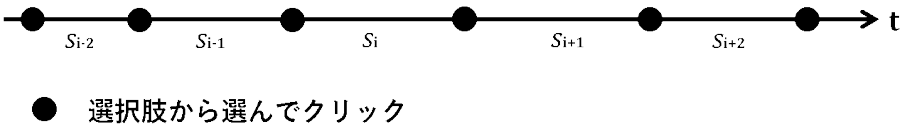


図 3: データセット B の実験の流れ

ここで，設問が表示されてから選択肢を選ぶまでの流れは 10 問の設問で同じであるため，実験の後半に作業がリズム化してしまう可能性が考えられる．そこで実験データを，1〜4 問目，5〜6 問目，7〜10 問目の 3 つに分割し，序盤群を 1〜4 問目，終盤群を 7〜10 問

目とし，それぞれの $\sigma(m,n)$ の値で回答者を分類する．なお，実験協力者は 1,963 名（男性 1,342 名，女性 621 名）であった．

3.3.3　データセット C

データセット C は Sekiguchi ら [40] が行った，色が選択行動に及ぼす影響の調査実験の結果である．この実験は，全部で 20 問の設問からなり，4 問目，8 問目，12 問目，16 問目，20 問目では 3 つの選択肢が，それ以外では 2 択の選択肢が表示される．こちらはデータセット A と同じく，設問文を読んだ後，提示されているボタンをクリックし，その後に選択肢をクリックするという流れになっている（図 4）．

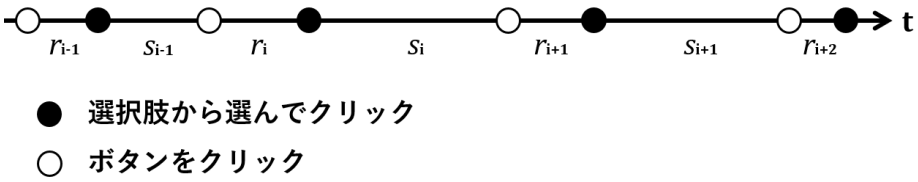


図 4: データセット C の実験の流れ

ここで，設問が表示されてから選択肢を選ぶまでの流れは 20 問の設問で同じであること，また，2 択の設問と 3 択の設問の順番が固定であることから，実験の後半に作業がリズム化してしまう可能性が考えられるが，この実験ではシステムの回答方法がわかりにくいものであったため，1 問目は他に比べ選択時間がかなり長かった．そこで実験データを，1〜4 問目，5〜8 問目，9〜12 問目，13〜16 問目，17〜20 問目の 5 つに分割したうち，1〜4 問目を練習と捉え，序盤群を 5〜8 問目，終盤群を 17〜20 問目とし，それぞれの $\sigma(m,n)$ の値で回答者を分類する．なお，実験協力者は 855 名（男性 439 名，女性 416 名）であった．

3.4　分析結果

データセット A，B，C の分析結果について，各グループの分布人数，各設問群における各グループの平均回答時間，各選択肢の選択位置における連続回答の回数を述べる．ここで，データセット A と B については，すべての設問で選択肢の数が同じであったため，よりリズム感覚で選択を繰り返している可能性がある．そこで，それぞれのグループにおいて各設問群でどれくらい同じ選択位置を連続で回答していたのかという点に着目して分析を行う．

表 1: 各データセットにおけるグループごとの人数（人）

グループ	データセット A	データセット B	データセット C
真面目	840	847	124
リズム化	78	128	66
不真面目	63	73	196
その他	1056	915	469

3.4.1　各データセットにおけるグループの分布

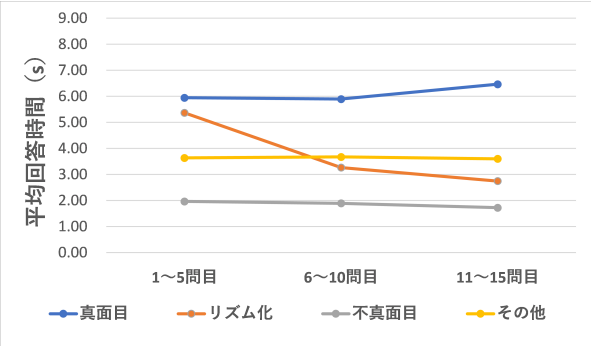
本分析では，分類する際の α と β の値は，それぞれ α=0.5，β=1.0 とした．その結果，データセット A，B，C それぞれの真面目グループ，リズム化グループ，不真面目グループ，その他グループ（いずれのグループにも含まれないもの）の人数は表 1 の通りとなった．この結果より，いずれの実験においてもリズム化グループ，不真面目グループに属する実験協力者が一定数以上いることがわかる．

3.4.2　各設問群における平均回答時間

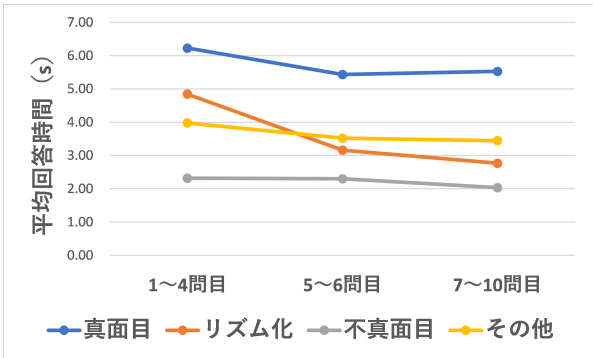
データセット A の分類を行った各グループにおける序盤 5 問，中盤 5 問，終盤 5 問の平均回答時間の推移を図 5a に示す．なお，真面目グループにおいて回答時間が 20 秒を超える外れ値が観測されたため，一度でも 20 秒を超える回答をした回答者のデータは，除外したうえで分析を行った．この図より，グループごとに回答時間を比較すると，真面目，リズム化，不真面目グループの順に長いことがわかる．また，真面目グループと不真面目グループは，序盤群，中盤群，終盤群の平均回答時間はほぼ変わらない一方で，リズム化グループでは，序盤群から終盤群にかけて回答時間が徐々に減少していることがわかる．

同様にデータセット B の分類を行った各グループにおける序盤 4 問，中盤 2 問，終盤 4 問の平均回答時間の推移を図 5b に示す．この図より，データセット A と同じく真面目，リズム化，不真面目の順に回答時間が長くなった．また，真面目グループと不真面目グループは平均回答時間に変化がないが，リズム化グループでは序盤群から終盤群にかけて平均回答時間が減少していることがわかる．

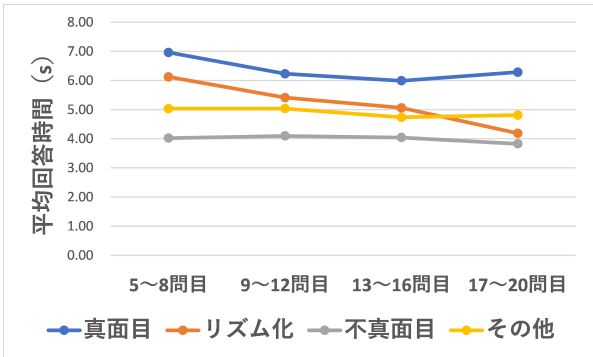
最後にデータセット C の分類を行った各グループにおける 5〜8 問目，9〜12 問目，13〜16 問目，17〜20 問目の平均回答時間の推移を図 5c に示す．この図より，真面目グループがすべての設問群において最も回答時間が長い結果となったことがわかる．また，真面目グループと不真面目グループは平均回答時間にあまり変化がないが，リズム化グループでは序盤群から終盤群にかけて平均回答時間が徐々に減少していることがわかる．



(a) データセット A



(b) データセット B



(c) データセット

図 5: 平均回答時間

ここで，データセット C は 2 択と 3 択とが入れ替わるものであり，設問番号が 4 の倍数の設問では選択肢が 3 択になっている．そのため，各グループについて 1〜20 問目における設問ごとの回答時間の平均を図 6 に示す．図より設問 1 について，真面目グループとリズム化グループの値が高いことがわかるが，これは先述の通り，システムの回答方法がわかりにくいものであったためであると考えられる．次に，3 択の設問に着目すると，真面目グループでは直前の 2 択の設問に比べ選択時間が伸びていることがわかる．また，リズム化グループでも 3 択設問では直前の 2 択の設問の回答時間より長くなる傾向が見られたが，20 問目ではその増加が見られなかった．一方不真面目グループでは，回答時間の大きな増加や減少は見られなかった．

以上の結果より，いずれのデータセットにおいても，回答がリズム化した実験協力者は，実験が進行するにつれて回答時間が短くなることが確認された．

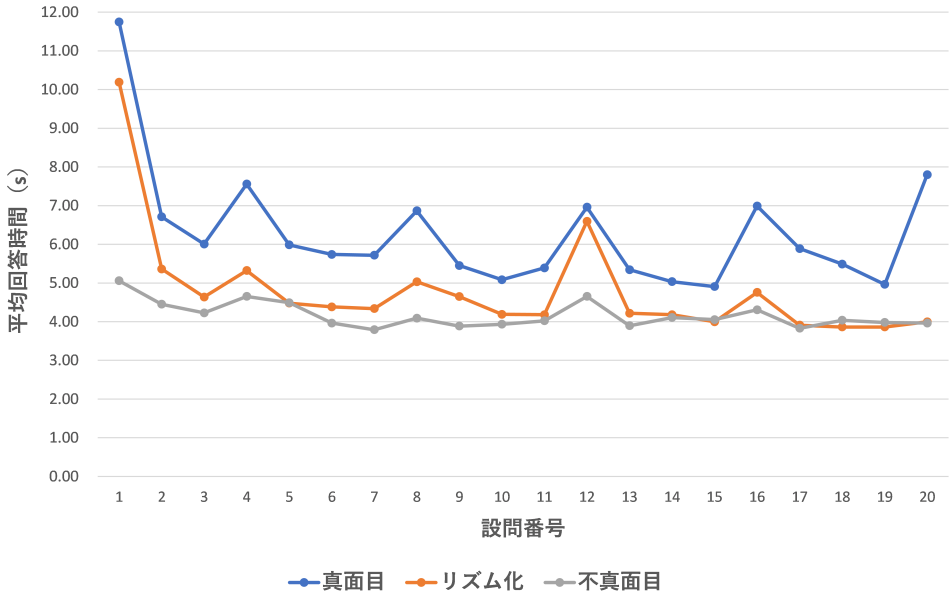


図 6: データセット C の設問ごとの平均回答時間

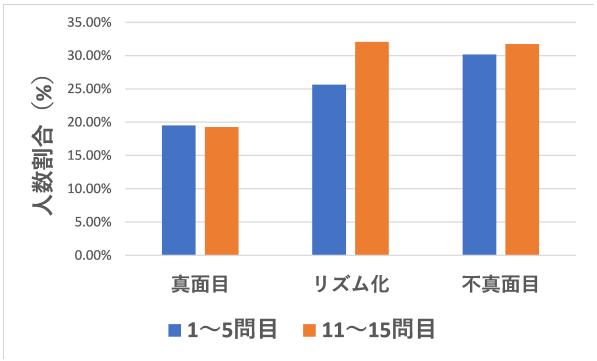
3.4.3 選択位置による連続回答

分類されたグループによって選択傾向に影響があるかどうかを調査するため，データセット A，B，C における選択傾向を分析する．

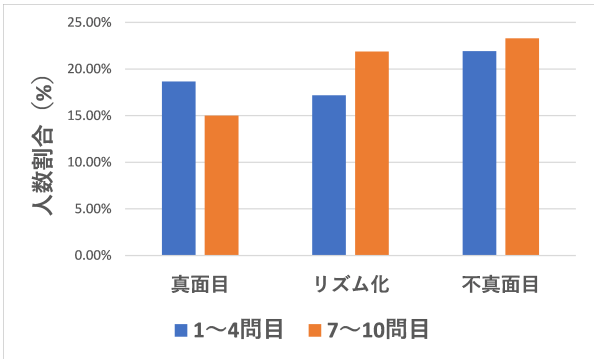
データセット A について，各グループで左右位置が同じ選択位置（本来 6 択だが，左・中・右の 3 択として扱う）を 3 回以上連続して回答した人数の割合を，グループおよび群ごとに分析した結果を図 7a に示す．この結果より，真面目グループはすべての設問群で 3 回以上連続して回答した人数の割合が一番低く，不真面目グループはすべての設問群で値が一番高いことがわかる．また，リズム化グループでは，序盤群に比べ終盤群が高い値となり，序盤より終盤の方が選択が不適切になっていると考えられる．

データセット B について，各グループで同じ選択位置を 3 回以上連続して回答した人数の割合を，グループおよび群ごとに分析した結果を図 7b に示す．この結果より，序盤群では真面目グループが，終盤群では不真面目グループが 3 回以上続けて回答した割合が一番高いことがわかる．一方，リズム化グループでは，データセット A と同じく序盤群に比べ終盤群が高い値となり，序盤より終盤の方が選択が不適切になっていると考えられる．

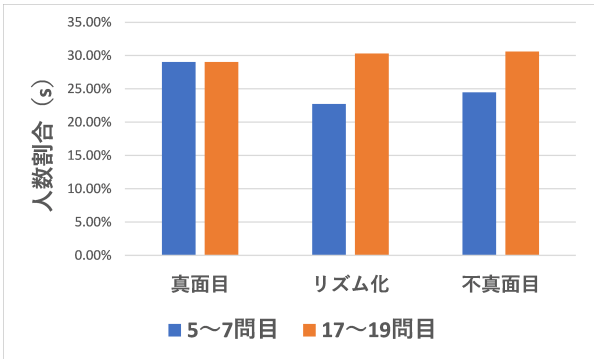
データセット C について，2 択の設問部分にのみ着目し，選択傾向に影響があるかを序盤群の 5〜7 問目，終盤群の 17〜19 問目についてグループごとに分析した結果を図 7c に示す．この結果より，リズム化グループと不真面目グループは終盤群で値が高くなる



(a) データセット A



(b) データセット B



(c) データセット C

図 7: 選択肢の連続選択の割合

傾向が見られた．一方，真面目グループでは，序盤群と終盤群で値に違いがない結果となった．

以上の結果より，いずれのデータセットにおいても，回答がリズム化した実験協力者は，回答も不適切になることが確認された．

3.5　考察

3.4 節で得られた分析結果をもとに，各分析における真面目，リズム化，不真面目グループの傾向と，結果を踏まえたうえでの課題について考察を行う．

3.5.1　回答時間と不適切な慣れの考察

3.4.2 項の図 5a，図 5b，図 5c より，データセット A，B，C のすべての結果で，回答時間は各設問群において，真面目，リズム化，不真面目グループの順に長い結果となった．そこで，データセットごとに平均回答時間の推移について考察を行う．

まず 3.4.2 項の結果について，真面目グループは，実験を通して設問に対する回答時間が長い傾向が見られた．これらのことから，選択のリズム化が起こることなく，実験が進んでも選択肢を悩んでいることが考えられる．一方，不真面目グループは実験を通して回答時間が短い傾向があり，序盤からマウスを連打するような選択を行っていることが予想される．またリズム化グループは，序盤群において回答時間が長いものの，終盤群では回答時間が短いことがわかった．これは，序盤群は真面目グループと似た回答であるが，終盤群になるほど回答に慣れが生じ，不真面目グループと似た回答となっていると考えられる．そのため，リズム化グループの実験データが，真面目グループの実験データと区別せずに扱われると，実験データの分析の質を下げてしまう恐れがある．

同じ選択位置を 3 回以上連続して回答した割合より，データセット A，B，C いずれにおいても，リズム化グループは序盤では同じ選択肢を連続して選択しておらず，終盤に同じ選択肢を連続して選択する傾向が観測された．このことから，序盤は真面目に選択しているものの，終盤には不真面目となり，不適切な回答をしているものと考えられる．なお，データセット A，B においては，不真面目グループは 3 回以上連続して同じ選択肢の位置を選ぶ傾向が高く，不適切な回答をしていることが見て取れる．また，データセット C においてその傾向が現れなかったのは，2 択と 3 択が切り替わるためであると考えられる．

以上の結果より，「回答作業中に慣れが生じてしまい，回答がリズム化した実験協力者は回答時間も短くなり，回答も不適切になる」という仮説が立証された．

3.5.2 作業者の意思決定

今回の分析では，作業者に生じている不適切な慣れの影響を検出する指標として回答時間に着目し分析を行ってきた．一方で，この分析は回答時間と選択位置などの結果をベースに分析を行っている．ここで，作業者が適切に回答を行っているようなデータでも，リズム感覚で回答していると分類された場合や回答時間が短くなっていることから，適切な分類に繋がっていない可能性があった．そのため，回答時間だけでなく作業者が作業を行っている際の思考過程などを分析し，より不適切な慣れの影響が生じている場合のみを検出することが必要である．

第4章　マウス軌跡によるユーザの意思決定に着目した不適切な慣れの影響調査

4.1　本章の概要

3章では，不適切な慣れの影響の一つである作業を繰り返し行うことで設問への回答がリズム化してしまい，回答が不適切になってしまうという問題に着目し，回答時間を指標とした基礎調査を行った．しかし，この分析は回答時間と結果をベースに分類及び分析を行ったものであり，この傾向が慣れによる影響なのかについては十分に明らかにできていなかった．具体的には，ユーザに生じる回答の傾向が不適切な慣れによって引き起こされているのかについて，ユーザの選択にいたるまでの思考などについては分析ができていないという課題があった．

不適切な慣れが作業に影響を及ぼしているかを調査するためには，ユーザの選択行動を深く分析する必要がある．ここで，ユーザの行動を分析する方法の1つに，ユーザが操作したマウスの軌跡を分析する手法がある．Wulff ら [33] や Schoemann ら [34] は，ユーザの選択行動における分析にマウスの軌跡を使用している．これらの研究では，マウスの軌跡の形状を5種類のタイプに分類し，それぞれのタイプがどのような選択プロセスを表しているかを明らかにしている．このことから，本研究でも実験協力者が最も適している選択肢を選ぶ際の悩み度合をマウスの軌跡を用いて調べられるのではないかと考えた．例えば，実験協力者が提示された選択肢に対して少しも悩まない場合は，対象の選択肢に向かってマウスカーソルを動かすことが考えられる．また，選択に悩んでいる場合は，その選択肢の上などでマウスカーソルを旋回させるのではないかと考えられる．このように，マウスの軌跡はユーザが行った選択行動を深く分析する手法として非常に有用であると考えられる．

そこで本章では，実験協力者のマウスの軌跡に着目し，その軌跡の種類を動きのパターンによって分類することで，まず特性を明らかにする．また，分類結果に基づき，作業中の慣れが実験協力者の選択行動に及ぼす影響について再度調査を行う．なお，3章の分析に使用していたデータは設問ごとに難易度にバラつきがあったため，難易度に大きな

図 8: 実験ページ：質問文提示

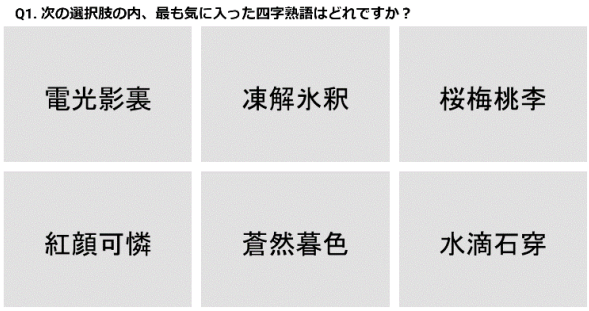


図 9: 実験ページ：選択肢提示

違いがないデータを対象として分析を行う．

4.2　分析対象

今回の分析で扱うデータは，クラウドソーシングサービスを経由して Web 上で実施された，内容がすべて異なる設問に対し，実験協力者が一番適していると思う回答を選択するものである [42]．なお，作業中に表示されるのは設問の内容と選択肢，選択肢を選ぶうえでの指示のみであり，選択肢を選ぶ作業はすべてクリック，またはタップで行うものである．これらの作業は，クリック（またはタップ）を繰り返し行うものであり，その作業が単調であるため，不適切な慣れを引き起こす可能性がある．

この実験は，全部で 20 問の設問からなり，まずは質問文が提示される（図 8）．その後，OK のボタンをクリックすることで，次のページへ推移し 6 つの選択肢が表示される（図 9）．実験協力者はその選択肢から最も適している選択肢を選ぶことを要求されるものである．そのため，選択肢を選ぶ前には，必ず図 8 にあるような画面中央のボタンを押すことになる．

なお，この実験は Yahoo!クラウドソーシング [41] で依頼をしたものであり，本来は実験ページの最後に表示される ID をクラウドソーシング上の元ページで入力する必要がある．実際には，ID 入力を行わなかった実験協力者も多数おり，この実験を実施した研究 [42] ではそのような結果は除外する処理を行っていた．しかし今回の分析では，不真面目な回答者も扱いたいため，そのような実験協力者も含めて分析を行う．その結果，分析対象となる実験協力者は 2,123 名（男性 1,043 名，女性 1,080 名），選択試行数は 42,414 件であった．

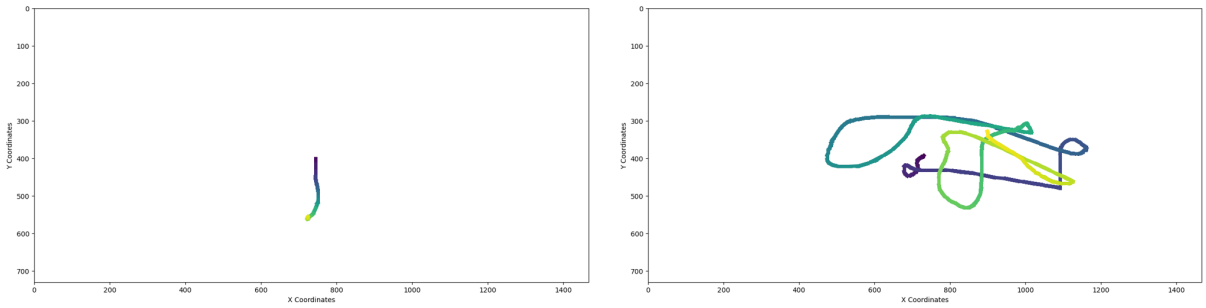
4.3　マウスの軌跡分類

実験協力者に不適切な慣れが生じているかを明らかにするためには，マウスの軌跡の形状から実験協力者の選択行動をいくつかのパターンに分類する必要がある．そこで，マウスの軌跡の分類パターンとその特徴，分類方法，および結果について述べる．

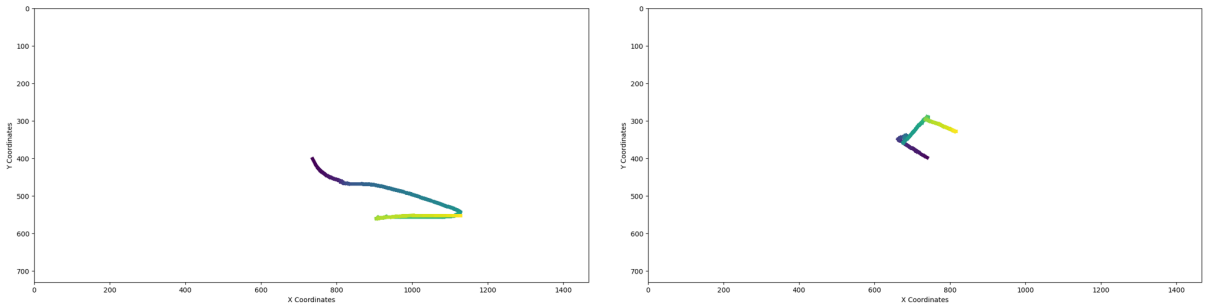
4.3.1　マウスの軌跡の形状の分類パターンとその特徴

マウスの軌跡を下記の 5 パターンに分類した．ここで，それぞれの軌跡に対応すると思われる実際の軌跡の例を図 10a〜10d に示す．なお，これらの図はマウスの軌跡の始点を紫色，終点を黄色として軌跡の経路をグラデーションで表示している．

- **直線型**: マウスの軌跡がほとんど真っすぐな形状の軌跡パターン（図 10a）．マウスを動かさずに選択肢を見定め，決定してから即座に回答する場合や，報酬目当てで何も考えず適当に回答を完了する不真面目な実験協力者の回答が分類されると期待される．
- **旋回型**: マウスの軌跡が何度も旋回するような軌跡パターン（図 10b）．どの選択肢を選ぶかを迷っているときに，マウスを動かしながら考えることによってできると考えられる．選択肢の内容についてマウスを動かしながら悩む実験協力者の回答が分類されると期待される．
- **方向転換型**: マウスの軌跡が途中で方向転換をする軌跡パターン（図 10c）．マウスを動かしているときに，別の選択肢へと回答を変更しようとした場合に見られると期待される．



(a) 直線型　　(b) 旋回型



(c) 方向転換型　　(d) 中心維持型

図 10: マウス軌跡の一例

- **中心維持型**: マウスの軌跡が開始地点からあまり動かずに選択し終わる軌跡パターン（図 10d）．なるべくマウスを動かさずに回答を終えようとする軌跡のパターンであり，労力を最小限に抑えようとする実験協力者に多く，回答作業を早く終わらせようとする回答者が分類されると期待される．
- **その他**: 上記の型に分類されない軌跡パターン．

4.3.2　マウスの軌跡による回答者分類の指標

マウスの軌跡を 4.3.1 項の 5 種類のパターンに分類するにあたり，分類する指標を以下のように定めた．

- **直線型**: 以下の 2 種類の方法で分類する．
  1. マウスの軌跡の「始点と終点の直線距離」と「軌跡の総移動距離」の比により求める．具体的には，$r = \frac{\text{軌跡の総移動距離}}{\text{始点と終点の直線距離}}$ と定義し，この r が一定の値以下であった場合に直線型と分類する．
  2. マウスの軌跡のまとまり具合により求める．具体的には図 11 のように軌跡の始点と終点を結ぶ青い直線を作る．その青い直線を平行に $\pm d_{\text{move}}$ 動かした 2 つの

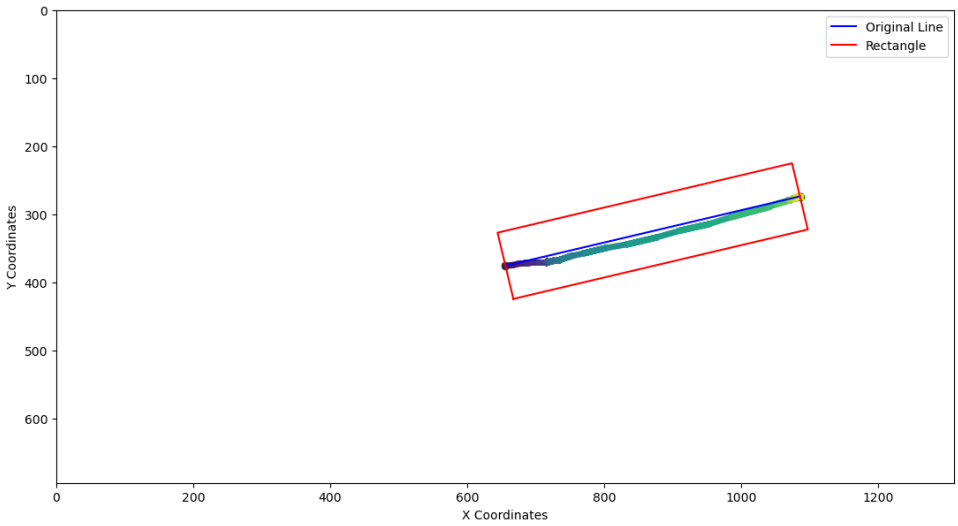


図 11: 直線型の分類方法 2

線分が，向かい合う辺となるような赤い長方形を作る．その長方形内に軌跡を構成する点群が n 割以上存在する場合に直線型と分類する．

上記の (1)，(2) のいずれかを満たしている場合に直線型と分類する．

- **旋回型**: マウスの軌跡が作成するループの大きさを用いて求める．具体的には，マウスの軌跡経路の軌跡が作成する輪（ループ）を検出し，その検出された輪の周の長さを L と定義する．この L が一定の値以上であった場合に旋回型と分類する．

- **方向転換型**: 急激な方向転換の角度により求める．軌跡の経路に対して spline 補完処理を実行した後，軌跡点間の角度を用いて軌跡を直線区間とカーブ区間の 2 種類に分ける．その後，カーブ区間における進行方向から見た方向転換の角度が，θ 以下である場合に方向転換型と分類する．

- **中心維持型**: 軌跡の最初の点と残りの軌跡点群との最大距離により求める．最初の点と残りの点群との最大距離を $d_{\max}$ と定義する．この $d_{\max}$ が一定の値以下の場合に中心維持型と分類する．

- **その他**: 上記のいずれのパターンでもない場合にその他型に分類する．

本研究では, それぞれの変数の閾値として r=1.5, d_{move}=50, n=9, L=2000, θ=45, $d_{\max}$=300 と定義した．

ここで，軌跡の形状によってはその他以外の 4 つのパターンの中で複数のパターンに対応する場合がある．この場合は，4 つのパターンに優先順位を作成し，優先順位が上位の

パターンに分類することとした．優先順位は上から，直線型，中心維持型，旋回型，方向転換型とした．

4.3.3 マウスの軌跡分類の結果

マウスの軌跡を 4.3.1 項で提案した 5 種類のパターンに分類した．なお分析対象のデータ数は合計で 42,414 件であった．ここで，マウスの軌跡を取得するためのシステムが実験協力者の環境に大きく依存しており，マウスの点列が少なすぎるなど，マウスの軌跡を正常に取得できていない場合があった．そのため，このようなデータは分析から除外した．その結果，マウスの軌跡の分類対象となった有効データ数は全部で 38,251 件であった．

表 2 にそれぞれのパターンの分類件数を示す．表 2 より，直線型は 8,962 件，旋回型は 4,544 件，方向転換型は 8,391 件，中心維持型は 8,300 件，その他型は 8,054 件のデータが分類された．

4.4 分類パターンごとの分析結果

4.3 節で定めたマウスの軌跡の分類パターン，および分類結果をもとに慣れの影響を検出できるか分析を行う．ここで，慣れによって生じる行動の傾向として，選択肢を選択する際のマウスの動かし方が似たような動かし方になると考えられ，慣れの影響を受けている場合マウスの軌跡が同じパターンで連続するのではないかと考えた．

そこで，ユーザごとに軌跡の分類のパターンが連続した場合に回答傾向にどのような影響が生じているか分析する．具体的には，ユーザごとに同じ分類パターンが 3 問連続した場合の回数をそれぞれのパターンごとに検出する．また，同じ分類パターンが 3 問以上連続で続いた場合の選択位置を分析し，同じ選択位置を選び続けた場合の平均回答時間について分析する．

表 2: 軌跡パターンの分類結果

グループ	件数（件）
直線型	8962
旋回型	4544
方向転換型	8391
中心維持型	8300
その他	8054

4.4.1 分類パターンの連続

表 3 にユーザが 3 問以上連続で同じマウスの軌跡パターンで回答した回数の合計を，分類パターンごとに示す．この表より，4 パターンの中では，元々の分類件数に差がそこまでない直線型，方向転換型，中心維持型は回数がそれぞれ 708 回，491 回，512 回であり，直線型が最も回数が多かった．また，方向転換型と中心維持型にはそこまで大きな差は見られなかった．一方，旋回型は元の分類件数が前述した 3 パターンの約半分であり，連続で同じ軌跡パターンで回答した回数は 217 回であった．また，その他型の回数は 383 回であった．以上の結果より，回数に多少の増減はあるが全ての分類パターンで連続回答がほぼ同数見られた．

4.4.2 分類パターンが連続した場合の選択位置分析

表 4 に同じ分類パターンが 3 問連続で続いた場合に，その 3 問で同じ選択位置を選択し続けた回数と母数との割合を，それぞれの分類パターンごとに示す．この表より，中心維持型の割合が 30.1%と他の分類パターンよりも高い値であることがわかる．また，直線型の割合も 17.1%と中心維持型ほどではないがそれなりに高い値であった．これに対して，旋回型と方向転換型の割合は，それぞれ 8.8%，5.9%と低い値であった．また，その他においては割合が 6.3%であり，3 問以上連続で同じマウスの軌跡パターンで回答した回数は多かったが割合としては低い値であった．

4.4.3 分類パターンが連続した場合の回答時間分析

表 5 に 3 問連続で同じ分類パターンかつ同じ選択位置を選び続けた場合の平均回答時間の値を示す．また，全てのデータにおける平均回答時間も合わせて示す．この表より，直線型と中心維持型は全体の平均よりも 1,000ms 以上回答時間が短いことがわかった．また，方向転換型とその他型は全体の平均回答時間との差が 300ms 未満であったことから，

表 3: ユーザが 3 問以上連続で同じマウスの軌跡パターンで回答した回数

グループ	件数（件）
直線型	708
旋回型	217
方向転換型	491
中心維持型	512
その他	383

表 4: 3 問以上連続で同じパターンの場合に同じ選択位置を選び続けていた回数と割合

グループ	件数（件）	割合（%）
直線型	121	17.1
旋回型	19	8.8
方向転換型	29	5.9
中心維持型	157	30.1
その他	24	6.3

表 5: 表 4 の場合における平均回答時間

グループ	回答時間（ms）
直線型	3086
旋回型	19839
方向転換型	4827
中心維持型	3216
その他	4219
全体の平均	4536

あまり大きな差ではないと言える．一方，旋回型の平均回答時間は 19,839ms と全体の平均と比べても大きいことがわかった．

4.5 考察

4.5.1 それぞれのパターンごとの考察

分類の結果，直線型と中心維持型は同じ分類パターンが 3 問連続で続いた場合に同じ選択位置を連続で選択する割合が高かった．また，この場合において平均回答時間が全体の平均回答時間よりも短かった．これは 4.3.1 節で直線型および中心維持型に対して期待した通りであり，直線型では，不真面目な実験協力者が問題を気にせず素早くひたすら同じ選択位置を選択し続けたため，このような結果になったと考えられる．また，中心維持型の特徴においても労力を最小限に抑えようとする実験協力者が多いことから，短い回答時間で同じ選択肢を選び続けた人が多かったと考えられる．

次に，旋回型と方向転換型は同じ分類パターンが 3 問連続で続いた場合に同じ選択位置を連続で選択する割合が低かった．また，平均回答時間も全体の平均回答時間に比べ長かった．これも， 4.3.1 節で旋回型と方向転換型に対して期待した通り，旋回型および方向転換型では選択肢を悩んだり，急な方針転換をしたりするような実験協力者が分類され，真面目な回答をした結果，同じ選択位置を連続で選ばず平均より回答時間が長くなったと考えられる．

一方，その他型において，選択位置の連続回答は少なく，その場合の平均回答時間も全体の平均とあまり差が見られなかった．これは，4 パターンに分類されなかった軌跡を集めた雑多な分類であるため，明確な軌跡の形状を定義していないことが影響していると考えられる．

4.5.2 不適切な慣れの影響

4.4 節および 4.5.1 項の結果より，不適切な慣れは，軌跡のパターンが直線型および中心維持型で連続するときに生じている可能性が高いと考えられる．いずれの分類パターンも実験協力者が選択肢を考慮せず適当に回答しようとする場合や労力を最小限に抑えて回答しようとする場合に頻出すると考えられる．また，これらの分類パターンは選択肢の選択位置や回答時間にも影響を及ぼしていると考えられる．

以上のことより，ユーザが単純選択作業を繰り返している際に，回答時間が短くなっている場合や同じ位置の選択肢を選び続けているときは，マウスの軌跡が直線型か中心維持型かを判断することで，不適切な慣れの影響が生じているかどうかを判断できると考えられる．

第5章　正解データありの実験による不適切な慣れの検出

5.1　本章の概要

4章では，不適切な慣れの影響を検出するため作業中の作業者の心理状態に着目した．具体的には，作業者の意思決定を分析する手法として操作しているマウスの軌跡を指標として不適切な慣れの検出を行った．

ここで，3章及び4章の分析で扱ってきた実験データは作業者が主観的に最も適していると判断した選択肢を選ぶ選択実験のデータであり，問題や選択肢そのものには客観的な正解・不正解が存在しない実験であった．この特性は，作業者の意思決定プロセスを自由な形で観察するうえで有用であるが，一方で，不適切な慣れの影響をより正確に評価するためには，これまで分析してきた回答時間とマウスの軌跡を指標とした検出方法を，客観的な正解を含む実験データで分析をする必要がある．

そこで本章では，客観的な正解データが存在する選択肢を選択してもらう実験システムの実装を行う．また，このシステムを用いて新たにデータを取得するための実験を実施し，そのデータを基に不適切な慣れのさらなる分析を試みる．具体的には，3章および4章で述べた分析手法，すなわち回答時間とマウス軌跡を指標とした手法を適用し，これらが正解データがある場合の作業でも不適切な慣れの検出に有効であるかを検証する．

5.2　実験

5.2.1　実験設計

前述したように，作業者に生じている不適切な慣れの影響をより正確に評価するためには，作業者が最も適していると判断した選択肢を選ぶ形式ではなく，客観的な正解・不正解を有する選択実験を行う必要がある．ここで，正解・不正解を判断するための問題の内容が簡単すぎる場合は，不適切な慣れの影響を受けている状態でも正しい回答を続けられる可能性がある．同様に，問題内容が難しすぎる場合には問題を解く際の負荷が

大きくなり作業に慣れが生じにくい．そのため，提示する問題の難易度を適切に調整する必要がある．そこで本研究では，実験で使用する作業タスクを 2 桁+2 桁の足し算問題とした．

5.2.2　問題設計

本実験で使用する作業タスクを 2 桁+2 桁の足し算問題とした理由は，足し算は一意に決まる明確な正解が存在し，作業者の事前の知識に影響されないタスクであるためである．また数値の桁数については，1 桁では作業負荷が軽すぎるため不適切な慣れの影響を受けている状態でも正しい回答を続けられる可能性がある．一方，桁数を 3 桁以上にしてしまうと問題 1 つの難易度が難しくなりすぎてしまい作業の負荷が大きくなってしまう．そのため，桁数は難易度と作業負荷を考慮して 2 桁とした．

次に，2 桁+2 桁の足し算問題を生成するアプローチについて述べる．提示される 2 桁の数値は全てランダムに生成し，提示する問題に対して不正解を生成する必要がある．ここで，2 桁+2 桁の足し算において，10 の位の数値を変更しないと正誤の判断が簡単にできてしまう．そのため，繰り上がりなどで計算ミスをしやすい 10 の位が 1 異なるような間違いのケースを多く含めることが望ましい．一方，間違いのパターンが 1 種類であると，この間違いのパターン自体も学習してしまい，本来の想定と異なる挙動になると考えたため，1 の位が異なるパターンや，値がある一定以内で離れているパターンを含めることとし，下記の 3 つを選定した．

- 80%の確率で正しい答えと 10 の位が ±1 異なる数字が表示される．
- 10%の確率で正しい答えと 1 の位が異なる数字が表示される．
- 10%の確率で正しい答えと ±20 以内の数値が表示される．

なお，足し算問題を 1 つ出すだけでは負荷として適切でないと考えられる．そのため，問題としては 2 問提示し，その 2 問の結果がどうだったかを回答してもらうものとした．ここで問題は 2 問同時に提示するため，提示する答えについては 50%の確率で正しい答えが，50%の確率で誤った答えを表示することとした．

5.2.3　実験システム

実験システムは JavaScript と PHP で実装を行った．作成した実験システムは問題が提示される問題提示画面（図 12）と適切な選択肢を回答する回答画面（図 13）の 2 つの画

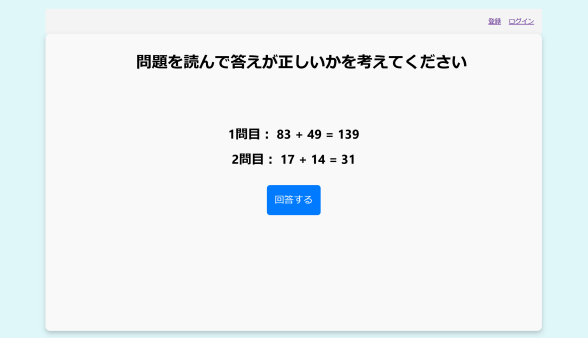


図 12: 実験システム：問題提示画面

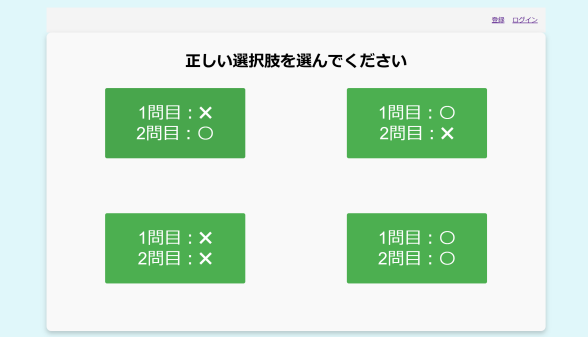


図 13: 実験システム：回答画面

面で構成されており，問題提示画面の中央にある「回答する」ボタンをクリックすることで回答画面に，回答画面にある 4 つの選択肢をクリックすることで次の問題提示画面に遷移するようになっている．

プレ実験より，問題提示画面と回答画面を同時に提示すると，2 問中 1 問目を解いた後に 1 問目の答えに該当する位置へとマウスカーソルの位置を移動し，2 問目を解いた後にさらにマウスカーソルを該当するボタンへと移動する行為がみられた．そこで本実験では，問題提示画面で直接選択肢を提示せず，回答画面を別に設けることで実験協力者が問題を記憶し一度思考したうえで選択する必要が生じるように設計した．この設計により，単に計算問題を解くだけでなく，回答を記憶し次の画面で適切な選択肢を選ぶという追加の認知負荷が発生する．

また，問題提示画面と回答画面を分けたうえでさらにプレ実験を行ったところ，実験協力者が選択肢の位置を記憶し，回答内容に関わらず 1 問目の結果に応じてマウスカーソルを動かすという戦略が確認された．そのため，このプレ実験を踏まえ，1 問目と 2 問目の数式の正誤の組み合わせを反映した 4 つの選択肢の位置は，図 13 のように，問題ごとにランダムに変更されるようにした．

5.2.4　マウスの軌跡分類

今回の実験においても，4 章と同様に実験協力者が選択をする際の意思決定を分析するためマウスの軌跡を用いて分析を行う．ここで，4 章ではマウス軌跡のパターンを直線型，旋回型，中心維持型，方向転換型，その他の 5 種類のパターンに分類して分析を行ってきた．しかし，これらの分類は，問題提示と選択肢の選択が同じ 1 つの画面で行われる実験においてのマウス軌跡を前提としており，マウスの始点位置がある程度固定され，複数の選択肢の中から 1 つを選ぶ場面を想定している．一方，本実験では問題提示と選択肢の選択が異なる 2 つの画面で行われる．選択肢を選ぶ回答画面では前述の 5 種類の軌跡パターンの分類条件（マウスの始点位置がある程度固定されていること，複数の選択肢が存在すること）を満たすため，従来の分類を適用するのが妥当である．

しかし，問題提示画面におけるマウス軌跡は (1) 軌跡の始点位置が一律ではなく，前の選択肢をクリックした位置が次の問題提示画面の始点位置となること，(2) 選択肢が「回答する」の 1 つしかないことから，従来の 5 種類のパターンに分類せず，問題提示画面におけるマウス軌跡の分類パターンを新たに定義することとした．問題提示画面において定義したマウスの軌跡は下記の 3 パターンである．ここで，それぞれの軌跡に対応する実際の軌跡の例を図 14 および図 15 に示す．なお，これらの図はマウスの軌跡の始点を紫色，終点を黄色として軌跡の経路をグラデーションで表示している．

- **なぞり型**: マウスの軌跡が問題が表示されている部分で動いている軌跡パターン（図 14）．提示された問題を解く際に，マウスで問題をなぞるように回答を考えるような場合の振る舞いが分類されると期待される．
- **放置型**: マウスの軌跡が一定以上動かずに放置されている軌跡パターン（図 15）．提示された問題を解く際に，マウスを動かさずに回答を脳内で考える場合の振る舞いが分類されると期待される．
- **その他**: 上記の型に分類されない軌跡パターン．

5.2.5　実験の流れ

実験は問題を 50 問解くことを 1 セットとして 3 セット実施した．また，それぞれのセットの間には最低 5 分間の休憩を設け，連続したタスクによる疲労や集中力の低下を防ぐよう配慮した．さらに，参加者にはタスクを物凄く速く終わらせることや極端に正解を

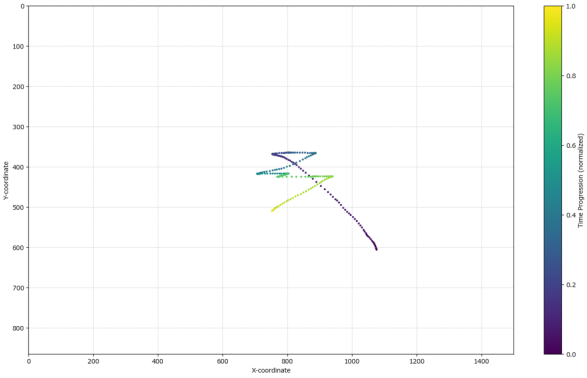


図 14: なぞり型の軌跡

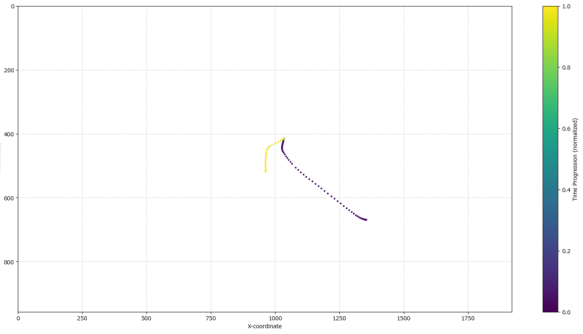


図 15: 放置型の軌跡

目指すことが目的ではないことを明示し，なるべく正解を選ぶことを意識しながら自然なペースで問題を解いてもらうよう指示を行った．実験の所要時間は説明から測定終了まで一人当たり 1 時間を要した．実験協力者は理系大学生または大学院生の 10 名（男性 7 名，女性 3 名）であった．

5.3 結果

本実験で得られたデータの総数は 1,500 件であった．この内 38 件はマウス軌跡を取得する際にマウスの点列が少なすぎるなどのエラーが生じており，正しい値を取得できなかった．そのため，このようなデータを分析から除外し，残りの 1,462 件を有効データとして分析を行うこととした．

5.3.1 正答率，選択時間，応答時間

全体および各セットの正解・不正解の件数を表 6 に示す．表より，有効データ数 1,462 件に対して不正解であった件数は 62 件であった．また，各セットで不正解数が最も多かったセットは 1 セット目で 25 件であった．

問題に正解・不正解した場合の選択時間の分析にあたり，今回の実験設計では問題の回答を求める思考は問題提示画面で，回答の選択は回答画面で行われており，それぞれの画面での操作時間は異なる値となっている．そのため，問題の解を求める時間を応答時間，回答を選択する時間を選択時間と定義する．この選択時間および応答時間の結果を表??に示す．この表は，正解，不正解，全体における選択時間および応答時間の平均とその標準偏差を表している．また，図 16 と図 17 はそれぞれ選択時間と応答時間の箱髭図を表している．

表 6: 各セットおよび全体における正解・不正解の件数

セット数	正解数（件）	不正解数（件）
1 セット目	465	26
2 セット目	474	17
3 セット目	461	19
全体	1400	62

表 7: 正解，不正解，全体ごとの選択時間および応答時間の平均

	選択時間（秒）	応答時間（秒）
正解	1.28（±0.44）	9.50（±4.39）
不正解	1.20（±0.33）	8.02（±2.77）
全体	1.28（±0.44）	9.44（±4.34）

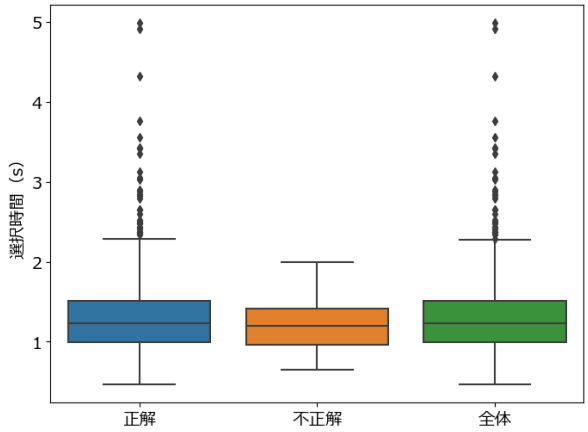


図 16: 正解，不正解，全体における選択時間の箱髭図

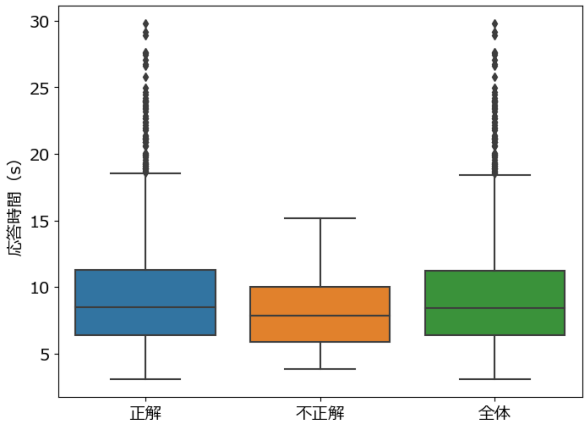


図 17: 正解，不正解，全体における応答時間の箱髭図

図および表より，問題に正解・不正解した場合および全体における平均選択時間はそれぞれ，1.28（±0.44）秒，1.20（±0.33）秒，1.28（±0.44）秒であり，正解・不正解のいずれの場合においても，全体の平均選択時間とは差がない結果であった．一方で，箱髭図を見ると不正解の場合は四分位範囲および極端な値を除いた範囲が正解および全体に比べてまとまっている結果であった．

応答時間に着目すると，問題に正解・不正解した場合および全体における平均応答時間はそれぞれ，9.50（±4.39）秒，8.02（±2.77）秒，9.44（±4.34）秒であり，不正解の場合には問題の回答を考えている時間が正解，全体に比べて約 1 秒ほど短いことがわかった．また，箱髭図についても不正解の場合における範囲が正解，全体の時に比べて小さく短いことが明らかになった．

表 8: 回答画面の各軌跡パターンの正解・不正解の件数

軌跡のパターン	正解数（件）	不正解数（件）
直線型	845	35
旋回型	65	4
方向転換型	278	10
中心維持型	45	4
その他	167	9

表 9: 問題提示画面の各軌跡パターンの正解・不正解の件数

軌跡のパターン	正解数（件）	不正解数（件）
なぞり型	559	20
放置型	701	34
その他	140	8

5.3.2　マウスの軌跡分類

4 章で定義した回答画面での軌跡パターンにおける正解・不正解の件数を表 8 に，5.2.4 項で定義した問題提示画面での軌跡パターンにおける正解・不正解の件数を表 9 に示す．

表 8 より，選択画面の軌跡パターンである直線型，旋回型，方向転換型，中心維持型，その他に分類された正解と不正解を足し合わせた軌跡パターン毎の件数および全体に対する割合はそれぞれ，880 件（60.2%），69 件（4.7%），288 件（20.0%），49 件（3.4%），176 件（12.3%）となり，直線型および方向転換型が多く分類される結果となった．また，それぞれのパターンにおける不正解の件数および母数に対する割合については，35 件（4.1%），4 件（6.1%），10 件（3.6%），4 件（8.9%），9 件（5.4%）となり，直線型で不正解の件数が最も，各パターンの母数を考慮した割合では中心維持型が最も不正解の割合が高い結果であった．

同様に，問題提示画面におけるマウスの軌跡のパターンごとの結果を見ると，表 9 より，なぞり型，放置型，その他の正解と不正解を足し合わせた軌跡パターン毎の分類件数および全体に対する割合はそれぞれ，579 件（40.0%），735 件（50.3%），148 件（10.1%）であった．また，それぞれのパターンにおける不正解の件数および母数に対する割合は，20 件（3.5%），34 件（4.6%），8 件（5.4%）となり，なぞり型と放置型に不正解 62 件の内 54 件が分類された一方で，割合で見るとその他，放置型，なぞり型の順に高いことがわかった．

5.4 考察

5.3.1 項の結果より，不正解の回数が最も多かったのは 1 セット目であることが分かった．不適切な慣れによる影響は作業を繰り返すことで起こるものであると考えられるため，不正解の回数が 1 セット目に最も多い結果となったのは想定と異なる結果であった．ここで，不正解が生じていた場所に着目すると, 1 セット目に起こった 26 回の不正解の内 10 回が最初の 20 問以内に起こっていた．これは，実験協力者が問題の形式や回答方法にまだ慣れていない状態であったことが要因と考えられる．そのため，1 セット目の序盤に集中している不正解は，作業に対する慣れが進んだ結果としての影響ではなく，問題などの刺激を学習している段階で生じたものと推測される．このことから，1 セット目の不正解の回数が多かったことは，不適切な慣れによる影響ではなく，実験協力者が作業に順応していく過程で生じたものである可能性が高いと考えられる．

5.4.1 選択時間＆応答時間の考察

5.3.1 項の結果，選択時間には正解・不正解による差が見られなかった一方で，応答時間は不正解時の方が正解時よりも 1.5 秒ほど短いことが明らかになった．この結果は，それぞれの時間が持つ意味の違いに起因すると考えられる．選択時間は，回答画面において正しい選択肢を選ぶまでの時間であり，実験設計上，問題提示画面で判断した内容をそのまま選択する過程であるため，正解・不正解によらず一定の時間となることが想定される．一方，応答時間は問題提示画面で問題の正誤を判断する時間であり，提示された問題の答えを考える時間を含むため，一定の値に収束しにくい．そのため，不適切な慣れが生じているかを検証するには，選択時間ではなく応答時間に着目した傾向分析を行う必要がある．

ここで，4 章では不適切な慣れと回答時間の関係性について，不適切な慣れの影響を受けている場合は回答時間が減少する傾向があることを明らかにしてきた．そのため，不適切な慣れの影響で問題の回答を間違えてしまう場合は，その前の問題から応答時間に影響が出ているのではないかと考えた．また，誤答後の問題において，応答時間がどのように変化するのかについても検討を行う．具体的には，ある N 問目の問題においてその前後 4 問の問題を N-4〜N+4 と定義し，N 問目に正解であった場合および不正解であった場合における N-4〜N+4 問目の応答時間の平均を比較することで，正解時と不正解時における応答時間の遷移について分析を行う．

図 18 は N 問目で正解であった場合の N-4〜N+4 の応答時間の平均を青色の折れ線グラ

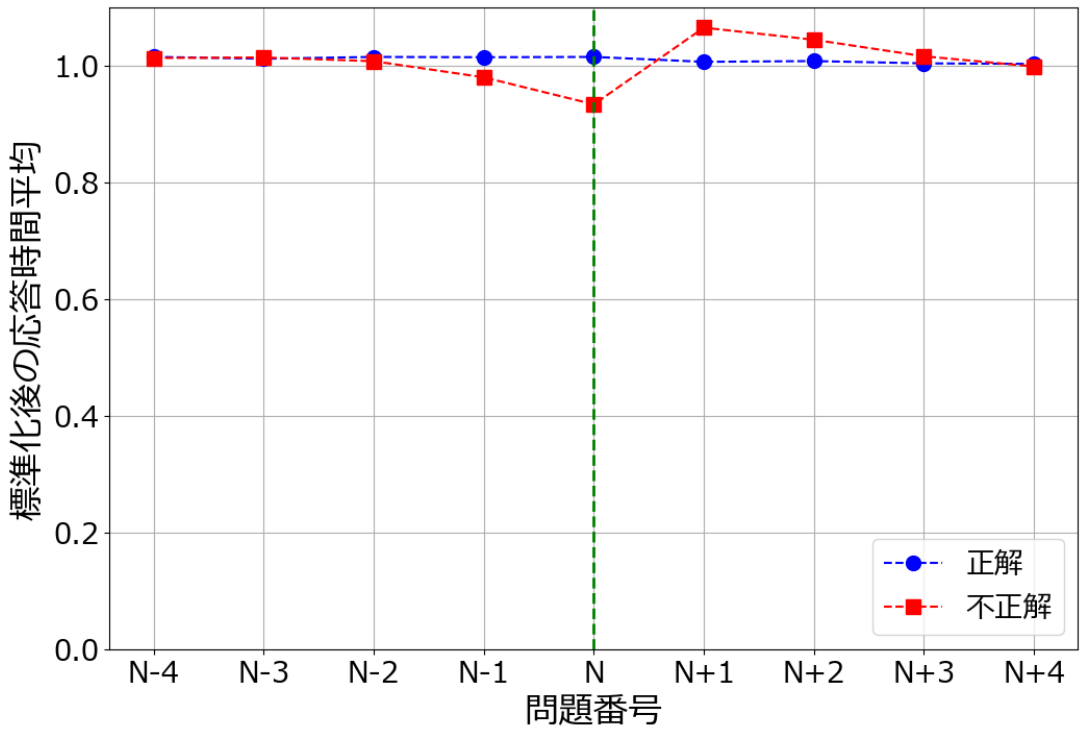


図 18: 全データおよび不正解の場合における平均応答時間の推移

フで，N 問目で不正解であった場合の N-4〜N+4 の応答時間の平均を赤色の折れ線グラフで示し，N 問目の位置に緑色の点線を加えたものである．なお，応答時間の値をそのまま使用してしまうと実験協力者ごとの応答時間の特性に影響を受けてしまう可能性がある．そこで，各実験協力者ごとに応答時間をその実験協力者の平均時間で割る標準化処理行った．そのため，図 18 における縦軸の値が 1 の時は平均時間と同値であり，1 より大きい場合は平均時間より長く小さい場合は平均時間より短いことを示す．

この図より，青色の折れ線グラフを見ると応答時間の平均値付近でほぼ一定となっており，これは正解であった場合の全データを平均することで値が収束することを示している．一方，赤色の折れ線グラフに着目すると，誤答が発生する 2 問前までは青色と同様に一定であるが，1 問前から応答時間が短くなる傾向が見られた．また，誤答をした 1 問後の応答時間は誤答をした時よりも長くなっていることが分かった．この結果は，誤答が発生する前の段階から応答時間が短縮していることを示しており，不適切な慣れの影響が誤答前から応答時間に現れることを示唆している．加えて，誤答後に応答時間が長くなることから，実験協力者が誤答を通じて自身の間違いに気づき，それまでの慣れた選択行動がリセットされたため実験協力者は回答に対して再び慎重になり，時間をかけて思考するようになったと考えられる．

5.4.2 マウス軌跡の考察

5.3.2 項の結果より，回答画面および問題提示画面におけるマウスの軌跡パターンを分類した結果，回答画面では直線型が，問題提示画面では放置型が不正解の件数が最も多いことが明らかになった．ここで，我々はこれまでマウスの軌跡の形状パターンを実験協力者の意思決定プロセスを評価する指標として利用し，直線型，旋回型，方向転換型，中心維持型の軌跡パターンは，実験協力者の問題に対する思考と選択肢を選ぶ行為が同時に起こる選択においては有効であった．しかし，今回の実験設計では実験協力者の問題に対する思考は問題提示画面で，選択の行為は回答画面で行われている．そのため，前述した 4 つの軌跡パターンは選択の行為の分析には役立つ一方で，実験協力者の思考を分析する場合は，本章で定義したなぞり型，放置型の形状パターンの方が優れていると考えられる．また，マウスの軌跡と不正解の関係性に着目した場合，問題の回答を思考している際に生じる不適切な慣れは，作業者が自分で認識することが難しいためより影響を及ぼすと考えられる．そのため，問題提示画面の軌跡であるなぞり型，放置型の軌跡パターンに着目し，不適切な慣れが生じているかについて更なる分析を行う．

なぞり型，放置型，その他の軌跡パターンが連続する場合に着目し，不適切な慣れと問題の正答の関係性について，任意の N 問目において N-2〜N 問目までの軌跡パターンが一致している件数をそれぞれの軌跡パターンごとに算出し，その後，その件数の中で N 問目の回答が不正解であった件数を算出した．表 10 は，実験協力者の軌跡のパターンが 3 問以上連続で同じパターンであった件数，不正解数，および不正解割合を示したものである．この表より，なぞり型と放置型の軌跡パターンを比較すると，3 問以上連続して発生した件数，不正解の発生回数，不正解の割合のいずれも放置型の方がなぞり型より高いことが明らかになった．また，その他の軌跡パターンについては不正解の割合が 33.3% と高い値を示したものの，3 問以上連続であった件数は 3 件のみであった．そのため，母数が少ない中で 1 回の誤答が発生したことにより，不正解の割合が高くなったと考えられる．

表 10: 実験協力者の軌跡のパターンが 3 問以上連続で同じパターンであった件数，不正解数，不正解割合

軌跡パターン	件数（件）	不正解数（件）	不正解割合（%）
なぞり型	74	3	4.1
放置型	190	15	7.9
その他	3	1	33.3

以上の結果から，3 種類の軌跡パターンの内最も連続しやすいのは放置型であり，またその場合の不正解の発生件数も最も多いことが示された．このことから，不適切な慣れと軌跡パターンの関係性について，放置型の軌跡パターンが連続する場合には誤答の可能性が高まり，この状況では不適切な慣れが生じている可能性があると考えられる．

第6章　総合考察と今後の展望

6.1　総合考察

3章から4章にかけて回答時間とマウス軌跡を指標とした傾向の分析を行い，不適切な慣れとの関係を調査した．その結果，回答時間が収束する場合や同じ軌跡パターンが連続する場合には，同じ選択位置を選ぶ傾向があり，さらにその回答時間が短縮することを明らかにした．さらに，5章ではこれらの指標を正解・不正解を要する実験データに適用し，回答時間が短縮する場合や一部の軌跡パターンが連続する場合には，問題を誤答する可能性が高くなることを確認した．

ここで，軌跡パターンと前述した傾向の関係性について，4章および5章で定義したその他を除く6つの軌跡パターンの内，直線型，中心維持型，放置型の3つのパターンにおいては，軌跡パターンが連続した場合における選択の偏りや不正解数の増加といった不適切な慣れに関わる影響が見られた一方で，旋回型，方向転換型，なぞり型の3つではそれらの傾向があまり見られなかった．

この要因として，前者の3パターンは実験協力者の意思決定の即時性や作業の効率化に関連する軌跡パターンであることが挙げられる．例えば，直線型は最短距離で選択肢を選ぶ軌跡であり，中心維持型は選択肢に素早くアクセスできる位置にカーソルを維持する動きである．さらに，放置型はマウスをほとんど動かさずに回答を脳内で完結させる動きであり，これらはいずれも素早い意思決定を行う行動と考えられる．

一方で，旋回型，方向転換型，なぞり型は選択肢の吟味や試行錯誤を伴う動きが多く，結果として不適切な慣れが起こりにくい軌跡パターンであることが挙げられる．旋回型は選択肢を選ぶ前にマウスが円を描くような動きをするパターンであり，意思決定の迷いを示唆する．同様に，方向転換型は選択の直前にマウスが急に方向を変える特徴があり，最後の瞬間まで思考が行われている可能性がある．また，なぞり型は画面上の問題や選択肢をなぞるような動きを伴うため，より慎重に問題を考えていることが推測される．

これらの結果を踏まえ，不適切な慣れを検出する指標として以下の2点を定義する．

1. 回答時間が減少していること

2. 素早い意思決定を行う場合の軌跡パターンが連続すること

上記 2 つの指標を満たす場合，不適切な慣れの影響を受けている可能性が高いと考えられる．また，扱う実験の題材によるが，正解・不正解を有する実験においては，上記の指標に加えて「問題の正誤」を組み合わせることで，不適切な慣れの検出精度をより向上させることができると考えられる．

6.2 制約

3 章から 5 章において，不適切な慣れを検出するために回答時間とマウス軌跡を指標として分析を行った．しかし，軌跡パターンは実験の設計に依存する可能性があり，異なる実験環境ではパターンの再定義が必要となる場合がある．特に，今回の 5 章の実験画面は「問題提示画面」と「回答画面」の 2 つに分かれており，思考と選択のプロセスが明確に分離されていたため，4 章で定義した 5 つのパターンとはことなる放置型，なぞり型といった新たな軌跡パターンを定義する必要があった．また，4 章および 5 章のいずれの実験においても，選択肢の配置は上下 2 段で表示画面の大部分に表示される形式であり，選択肢を選ぶ際にはマウスを動すのが容易な実験設計であった．そのため，異なる実験設計や選択肢の表示方法においては，適切な軌跡パターンを再評価し適用範囲を慎重に検討する必要がある．

6.3 今後の展望

本研究で使用した分析データは，選択実験の中でも選択肢をクリックする形式に着目し不適切な慣れの影響を分析した．しかし，実際の選択行動は多様であり，リッカート尺度やラジオボタンを用いた評価形式など，クリック以外の選択行動にも応用可能かどうかを検討する必要がある．例えば，リッカート尺度ではスライダー操作が含まれる場合もあり，マウスの軌跡が異なる特徴を持つ可能性がある．ラジオボタンを用いた選択では，マウスの移動経路や滞在時間だけでなく，クリックの順序や修正の回数などの指標を組み合わせることで，不適切な慣れの検出を行える可能性がある．今後は，クリック以外の選択行動におけるマウスの動きや意思決定プロセスを詳細に分析し，不適切な慣れの影響をより広範な実験形式で検出可能な手法を確立する必要がある．

また，6.1 項では不適切な慣れを検出するための指標として，「回答時間が減少していること」と「素早い意思決定を行う軌跡パターンが連続すること」の 2 つを定義した．その

ため，これらの指標を組み合わせることで実験協力者に生じている不適切な慣れをリアルタイムで検出することが可能となり，その影響が見られた場合にのみ注意喚起を促すなど行動を改善させることができると考えられる．

第7章　結論

本研究では単純作業中に生じる不適切な慣れが，作業に影響を与えてしまう問題に着目した．ここで，この不適切な慣れは作業者に意図せず生じてしまうものであると考え，不適切な慣れの影響が見られた場合に注意を促すことで，作業者の状態を改善できるのではないかと考えた．

そこで本研究では，作業者が登録を行う際に取得できる回答時間やマウス軌跡といった指標に着目し，作業者に生じる不適切な慣れを検出する指標の作成を分析および実験を通して検討した．

まず，不適切な慣れの影響の１つとして回答をリズム感覚で回答してしまう問題に着目し，回答時間を指標とした不適切な慣れの影響分析を行った．結果として，作業者を設問に応じて悩む時間が異なるため回答時間がバラつく「真面目群」，作業を通して常に回答時間が一定であり真面目に回答していない「不真面目群」，前半は回答時間がバラつくが後半になると収束し一定の感覚で答え始める「リズム化群」の３つに分類し，特にリズム化群は作業が後半になるほど同じ位置の選択肢を連続して選ぶ傾向があることを明らかにした．

次に，回答時間を指標とした不適切な慣れの影響分析で生じた，不適切な慣れが生じている際のユーザの選択にいたるまでの思考を分析できていないという課題に着目し，作業者の意思決定を分析する手法として操作しているマウスの軌跡を指標として不適切な慣れの検出を行った．その結果，不適切な慣れは素早い意思決定を行う際に分類される直線型および中心維持型の軌跡パターンが連続するときに生じている可能性があることを明らかにした．また，作業者が単純選択作業を繰り返している際に，回答時間が短くなっている場合や同じ位置の選択肢を選び続けているときは，マウスの軌跡が直線型か中心維持型かを判断することで，不適切な慣れの影響が生じているかを判断できる可能性があることを明らかにした．

そして，前述した回答時間とマウス軌跡という指標が客観的な正解を有する選択作業においても適用できるかについて，正解・不正解を含む作業として２桁＋２桁の足し算を選定し，実装したシステムを用いて分析を行った．また，実験設計に合わせてマウスの軌

跡の形状をなぞり型，放置型，その他の 3 パターンに再定義して，回答時間，マウス軌跡，および問題の正誤の関係性について分析を行った．その結果，回答時間の中でも問題の回答を求める応答時間が短くなる場合に誤答が増加する傾向があること，また素早い意思決定を行う際に分類される放置型の軌跡パターンが連続する場合に誤答が多くなる傾向があることを明らかにした．

以上の結果より，不適切な慣れを検出する指標として「回答時間が減少していること」および「素早い意思決定を行う場合の軌跡パターンが連続すること」を定義する．この 2 つの指標を用いることで，取得したデータ内に存在する不適切な慣れの影響を受けているデータを判別することが可能となり，より質の良い分析や調査が行えると考えられる．また，この指標を応用することで作業中のユーザに生じる不適切な慣れをリアルタイムで検出することが可能となり，注意喚起を行うことでより適切なデータの収集が可能になると期待される．

そして最大の貢献は，これまで着目されてこなかった不適切な慣れという心理的な要素に焦点を当て，それを検出するための客観的な指標を構築した点にある．これにより，従来は個人差が大きく，定量的な評価が困難であったこの現象を，統一的な基準のもとで扱うことが可能となった．本研究で示した指標は，人の行動心理の解明や状態検出の分野における新たな礎を築くものであり，今後の応用可能性を広げるものである．

本研究によって，様々な分野において人の認知状態や意思決定プロセスの解明が進み，作業を行う多くの人や実験データを取得するためにシステムを実装している人が，より有益なデータを回答・取得できるようになることを望む．

謝辞

本研究に際して，お世話になった方々にこの場を借りて感謝申し上げます．はじめに，学部3年生からの4年間にわたり研究の方針や論文の執筆，発表練習等に親身にご相談に乗ってくださった中村聡史先生に深く感謝申し上げます．中村研究室に所属していたからこそ貴重な経験を経てたくさん成長できたと思っています．改めて心より感謝申し上げます．

また，研究の相談や議論にご協力いただいた中村研究室の同期，先輩，後輩の方々に感謝いたします．特に，同期7名とは研究はもちろんのこと，支え合い，協力していただけたことでかけがえのない4年間の学生生活を歩めたことをとても嬉しく思います．

そして，大学院進学を快く承諾していただき，経済面と精神面の両方で支えてくれた家族に感謝申し上げます．本当にありがとうございまいした．

最後に，ご支援いただいたすべての皆様に感謝いたします．ありがとうございました．

参考文献

[1] Thompson, R. F. and Spencer, W. A.: Habituation: A model phenomenon for the study of neuronal substrates of behavior, *Psychological Review*, Vol. 73, No. 1, pp. 16–43 (1966).

[2] Rankin, C. H., Abrams, T., Barry, R. J., Bhatnagar, S., Clayton, D. F., Colombo, J., Copppla, G., Geyer, G. D. L., M. A., Marsland, S., McSweeney, F. K., Wilson, D. A., Wu, C.-F. and Thompson, R. F.: Habituation Revisited: An Updated and Revised Description of the Behavioral Characteristics of Habituaion, *Neurobiology of Learning and Memory*, Vol. 92, No. 2, pp. 135–138 (2009).

[3] Howarth, P. A. and Hodder, S. G.: Characteristics of habituation to motion in a virtual environment, *Dsiplays*, Vol. 29, No. 2, pp. 117–123 (2008).

[4] Steiner, G. Z. and Barry, R. J.: The mechanism of dishabituation, *Frontiers in Integrative Neuroscience*, Vol. 8, No. Article 14 (2014).

[5] Aerdker, S., Feng, J. and Schöner, G.: Habituation and Dishabituation in Motor Behavior: Experiment and Neural Dynamic Model, *Frontiers in Psychology*, Vol. 13, No. Article 717669 (2022).

[6] Violato, E., Chao, I. C. I., McCartan, C. and Concannon, B.: Pointing and calling the way to patient safety: An introduction and initial use case., *Journal of Patient Safety and Risk Management*, Vol. 27, No. 2, pp. 86–93 (2022).

[7] 溝口耕三, 岡本健久, 田中洪：選択的注意から見た「慣れ」の測定法の研究, 日本音響学会誌, Vol. 55, No. 5, pp. 343–350 (1999).

[8] 菊池英明, 北村泰司, 本島嘉朗, 山田哲史, 宮沢幸希, 白勢彩子：音声インターフェース評価における慣れの影響の分析, 情報処理学会, 情報処理学会研究報告音声言語処理（SLP）, Vol. 2007-SLP-67, No. 75, pp. 97–102 (2007).

[9] 髙田友樹, 笹倉万里子：インタラクションにおける慣れの効果の調査, 情報処理学会インタラクション 2020 論文集, Vol. 3B-57, pp. 992–997 (2020).

[10] 杉邑洋樹, 上野秀剛：視線を利用したユーザインターフェースに対するユーザの慣れの定量化, 情報処理学会, 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション（HCI）, Vol. 2012-HCI-150, No. 9, pp. 1–7 (2012).

[11] Herbert A, S.: Rational Choice and the Structure of the Environment, *Psychological Review*, Vol. 63, No. 2, pp. 129–138 (1956).

[12] Barge, S. and Gehlbach, H.: Using the Theory of Satisficing to Evaluate the Quality of Survey Data, *Research in Higher Education*, Vol. 53, pp. 182–200 (2012).

[13] Vriesema, C. C. and Gehlbach, H.: Assessing Survey Satisficing: The Impact of Unmotivated Questionnaire Responding on Data Quality, *Educational Researcher*, Vol. 50, No. 9, pp. 618–627 (2021).

[14] Kraemer, F., Silber, H., Struminskaya, B., Weiß, B., Bosnjak, M., Koßmann, J. and Sand, M.: Satisficing Response Behavior Across Time: Assessing Negative Panel Conditioning Using an Experimental Design with Six Repetitions, *Journal of European Survey Research Association*, Vol. 17, No. 3, pp. 269–300 (2023).

[15] Huang, J. L., Curran, P. G., Keeney, J., Poposki, E. M. and DeShon, R. P.: Detecting and Deterring Insufficient Effort Responding to Survey, *Journal of Business and Psychology*, Vol. 27, pp. 99–114 (2012).

[16] Goldammer, P., Stöckli, P. L., Escher, Y. A., Annen, H., Jonas, K. and Antonakis, J.: Careless responding detection revisited: Accuracy of direct and indirect measures, *Behavior Research Methods*, Vol. 56, pp. 8422–8449 (2024).

[17] Kunasegaran, K., Hussain Ismail, A. M., Ramasamy, S., Gnanou, J., Caszo, B. and Chen, P. L.: Understanding mental fatigue and its detection: a comparative analysis of assessments and tools, *PeerJ*, Vol. 11, p. e15744 (2023).

[18] Smith, M., Chai, R., Nguyen, H., Marcora, S. and Coutts, A.: Comparing the Effects of Three Cognitive Tasks on Indicators of Mental Fatigue, *The Journal of Psychology*, Vol. 153, pp. 1–25 (2019).

[19] Meier, M., Martarelli, C. and Wolff, W.: Is boredom a source of noise and/or a confound in behavioral science research?, *Humanities and Social Sciences Communications* (2024).

[20] Blondé, P., Sperduti, M., Makowski, D. and Piolino, P.: Bored, distracted, and forgetful: The impact of mind wandering and boredom on memory encoding, *Quarterly Journal of Experimental Psychology (2006)*, p. 174702182110263 (2021).

[21] Cai, L. and Y., Z.: The Challenges of Data Quality and Data Quality Assessment in the Big Data Era, *Data Science Journal*, Vol. 14, No. 0, p. 2 (2015).

[22] Chawla, N., Japkowicz, N. and Kołcz, A.: Editorial: Special Issue on Learning from Imbalanced Data Sets, *SIGKDD Explorations*, Vol. 6, pp. 1–6 (2004).

[23] Lateh, M. A., Muda, A. K., Yusof, Z. I. M., Muda, N. A. and Azmi, M. S.: Handling a Small Dataset Problem in Prediction Model by employ Artificial Data Generation Approach: A Review, *Journal of Physics: Conference Series*, Vol. 892, No. 1, p. 012016 (2017).

[24] 松井直, 郭清蓮, 北村大輔：教師データ収集支援システムに関する研究と開発, 情報処理学会，研究報告コンピュータビジョンとイメージメディア（CVIM），Vol. 2019-CVIM-215, No. 30, pp. 1–4 (2019).

[25] Wood, D. D., Fisher, D. L. and Andres, R. O.: Minimizing Fatigue during Repetitive Jobs: Optimal Work-Rest Schedules., *Human Factors*, Vol. 39, No. 1, pp. 83–101 (1997).

[26] Smith, P. C. and Lem, C.: Positive aspects of motivation in repetitive work: effects of lot size upon spacing of voluntary work stoppages, *Journal of Applied Psychology,*, Vol. 39, No. 5, pp. 330–333 (1955).

[27] 辛島光彦, 西口宏美：単純繰り返し作業における作業前音楽聴取の有効性に関する研究：転記さ表と心的回転作業を例に., 日本経営工学会論文誌, Vol. 63, No. 2, pp. 29–40 (2012).

[28] Yan, T. and Tourangeau, R.: Fast times and easy questions: the effects of age, experience and question complexity on web survey response times, *Applied Cognitive Psychology*, Vol. 22, No. 1, pp. 51–68 (2008).

[29] Galesic, M. and Bosnjak, M.: Effects of Questionnaire Length on Participation and Indicators of Response Quality in a Web Survey, *Public Opinion Quarterly*, Vol. 73, No. 2, pp. 349–360 (2009).

[30] Oppenheimer, D. M., Meyvis, T. and Davidenko, N.: Instructional manipulation checks: Detecting satisficing to increase statistical power, *Journal of Experimental Social Psychology*, Vol. 45, No. 4, pp. 867–872 (2009).

[31] Heitz, R. P.: The speed-accuracy tradeoff: history, physiology, methodology, and behavior, *Frontiers in Neuroscience*, Vol. 8, (2014).

[32] De Boeck, P. and Jeon, M.: An Overview of Models for Response Times and Processes in Cognitive Tests, *Frontiers in Psychology*, Vol. 10, (2019).

[33] Wulff, D., Haslbeck, M. B. J., Kieslich, J. P., Henninger, F. and Schulte-Mecklenbeck, M.: Mouse-tracking: Detecting types in movement trajectories, *Routledge*, pp. 131–145 (2019).

[34] Schoemann, M., DO' Hora, Dale, R., Scherbaum, S. : Using mouse cursor tracking to investigate online cognition: Preserving methodological ingenuity while moving toward reproducible science, *Psychon Bull Rev*, Vol. 28, pp. 766–787 (2021).

[35] Leontyev, A. and Yamauchi, T.: Mouse Trajectory Features With the Drift Diffusion Model, *COGNITIVE SCIENCE A Multidisciplinary Journal*, Vol. 45, No. 10, pp. 1–19 (2021).

[36] L, L. A. and Arapakis, I.: The Attentive Cursor Dataset, *Frontiers in Human Neuroscience*, Vol. 14, No. Article. 565664, pp. 1–7 (2020).

[37] F, B., King, A. J., Hellerhoff, S. M., I., Seidel, M., Geisler, D., Boehm, I., Pauligk, S., Doose, A., Steding, J., Gramatke, K., Roessner, V., Scherbaum, S. and Ehrlich, S.: Mouse-cursor trajectories reveal reduced contextual influence on decision conflict during delay discounting in anorexia nervosa., *International Journal of EATING DISORDERS*, Vol. 56, No. 10, pp. 1898–1908 (2023).

[38] Kinoshita, Y., Sekiguchi, Y., Ueki, R., Yokoyama, K. and Nakamura, S.: Do People Tend to Select a Delayed Item?, *International Conference on Human-Computer Interaction (HCII 2023)*, Vol. LNCS. 14012, pp. 397–407 (2023).

[39] Ueki, R., Yokoyama, K. and Nakamura, S.: Does the Type of Font Face Induce the Selection?, *International Conference on Human-Computer Interaction (HCII 2023)*, Vol. LNCS. 14012, (2023).

[40] Sekiguchi, Y., Ueki, R., Yokoyama, K. and Nakamura, S.: Does the Average Color Influence Selection?, *International Conference on Human-Computer Interaction (HCII 2023)*, Vol. LNCS. 14012, pp. 485–496 (2023).

[41] Yahoo!クラウドソーシング：https://crowdsourcing.yahoo.co.jp/：（参照日: 2022-12-14）.

[42] 徳原眞彩, 木下裕一朗, 髙久拓海, 小松原達哉, 中村聡史：選択肢の逐次的表示における遅延が選択に及ぼす影響, 信学技報, Vol. 123, No. 188, pp. 65–70 (2023).

研究業績

[1] 髙久拓海, 船﨑友稀奈, 瀬戸徳, 中村聡史, 山中祥太：ドライビングシミュレータにおけるカーブ走行時のカーブ半径と道路幅が運転に及ぼす影響の調査, 情報処理学会 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション（HCI）, Vol. 2021-HCI-195, No. 17, pp. 1–8 (2021).

[2] 髙久拓海, 小松原達哉, 山﨑郁未, 中村聡史：Web 上での調査における回答時間に着目した不適切な慣れの基礎調査, 情報処理学会 研究報告グループウェアとネットワークサービス（GN）, Vol. 2023-GN-118, No. 39, pp. 1–8 (2023).

[3] 福井雅弘, 髙久拓海, 中村聡史, 山中祥太：ドライビングシミュレータにおける道路幅の変化が運転に及ぼす影響, 信学技報 メディアエクスペリエンス・バーチャル環境基礎研究会（MVE）, Vol. 122, No. 440, pp. 33–37 (2023).

[4] Nakagawa, Y., Matsuda, S., Takaku, T., Nakamura, S., Komatsu, T., Torii, T., Sumikawa, R. and Takao, H.: A Study on the Effects of Intrinsic Motivation from Self-determination on Driving Skill, *International Conference on Human-Computer Interaction (HCII 2023)*, Vol. 1836, pp. 73–81 (2023).

[5] 髙久拓海, 船﨑友稀奈, 瀬戸徳, 中村聡史, 山中祥太：ドライビングシミュレータにおけるカーブ走行時のカーブ半径と道路幅が運転に及ぼす影響のモデル化, 情報処理学会 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション（HCI）, Vol. 2024-HCI-204, No. 4, pp. 1–8 (2023).

[6] Takaku, T., Maki, Y. and Nakamura, S.: A Method to Construct Comic Spoiler Dataset and the Analysis of Comic Spoilers, *Procedia Computer Science*, Vol. 225, pp. 2971–2981 (2023).

[7] 徳原眞彩, 木下裕一朗, 髙久拓海, 小松原達哉, 中村聡史：選択肢の逐次的表示における遅延が選択に及ぼす影響, 信学技報 ヒューマンコミュニケーション基礎研究会（HCS）, Vol. 123, No. 188, pp. 65–70 (2023).

[8] Yamanaka, S., Takaku, T., Funazaki, Y., Seto, N. and Nakamura, S.: Evaluating the Applicability of GUI-based Steering Laws to VR Car Driving: A Case of Curved Constrained Paths, *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, Vol. 7, No. ISS, pp. 93–113 (2023).

[9] Fukui, M., Takaku, T., Nakamura, S. and Yamanaka, S.: Evaluating the Applicability of GUI-based Steering Laws to Virtual Reality Car Driving: A Case of Width-Changing Paths, *Proceedings of the 35th Australian Computer-Human Interaction Conference*, pp. 316–323 (2023).

[10] 髙久拓海, 中村聡史：Web 上での繰り返し選択実験における単調さが不適切な慣れに及ぼす影響, 情報処理学会 研究報告コラボレーションとネットワークサービス（CN）, Vol. 2024-CN-121, No. 21, pp. 1–7 (2024).

[11] 木下裕一朗, 髙久拓海, 中村聡史：スポーツにおけるネタバレ画像のデータセット構築と判定手法の検討, 情報処理学会 研究報告コラボレーションとネットワークサービス（CN）, Vol. 2024-CN-121, No. 9, pp. 1–8 (2024).

[12] 飯田空, 福井雅弘, 髙久拓海, 中村聡史, 山中祥太：ドライビングシミュレータにおける路上駐車による道路幅の変化が運転に及ぼす影響, 信学技報 メディアエクスペリエンス・バーチャル環境基礎研究会（MVE）, Vol. 123, No. 443, pp. 29–34 (2024).

[13] 徳原眞彩, 木下裕一朗, 髙久拓海, 中村聡史：画像選択肢の逐次的表示における視覚誘導型遅延が選択に及ぼす影響, 信学技報 ヒューマンコミュニケーション基礎研究会（HCS）, Vol. 124, No. 19, pp. 91–96 (2024).

[14] Kinoshita, Y., Takaku, T. and Nakamura, S.: Detecting Sports Spoiler Images on YouTube, *Collaboration Technologies and Social Computing. CollabTech 2024*, Vol. LNCS. 14890, pp. 114–128 (2024).

[15] 成瀬詩織, 飯田空, 福井雅弘, 髙久拓海, 中村聡史, 山中祥太：ドライビングシミュレータにおける路上駐車のドア開閉が認知的狭さに及ぼす影響について, HCG シンポジウム 2024, pp. B4–6 (2024).