

# 優柔不断度合いを再現可能なタスクの設計と 視線情報を用いた後押し手法の評価

小松原達哉<sup>1</sup> 中村聡史<sup>1</sup>

**概要:** 人々は日常的に選択を繰り返している。その中で優柔不断となり迷ってしまうことは時間の浪費であり、疲労感などにも影響するため避けたいものである。我々は、人が選択において最終的に選択する刺激へ視線運動が偏るという特性を利用し、選択中に最も注視された選択肢を推薦する手法を提案・開発してきた。これまでの実験では、視線特性をもとにした推薦の有効性が示唆されたが、選択肢ごとの印象の違いなどを考慮しきれていない問題があった。そこで本稿では、適切な実験設計とするため、生成 AI を用いて事前知識などが関与しない選択肢群を生成し実験を行った。また、システム運用の有無によってユーザの選択行動にどのような差が生じるかを検証した。結果として、生成された選択肢群の難易度は一律に調整することが可能であった。またシステムの推薦によって、選択時間や選択後満足度を改善できるような効果がみられた。

**キーワード:** 視線, 意思決定支援, アイトラッキング, 優柔不断, 生成 AI

## 1. はじめに

選択は人々が日常生活をおくる中でさまざまな場面に発生し、それは将来の進路を決めたり、住む家を決めたりといった人生にとって重要となるような大規模の選択から、レストランで注文する商品を決めたり、これから見る映画を決めたりといった日常的に頻出する小規模の選択まで様々な状況がある。

このような選択を行う状況において、人々は自信を持って素早い判断ができない優柔不断な状態になってしまうことがある。優柔不断な状態にあると、制限時間のある選択において焦りが生じてしまうことや、日常的な選択一つ一つで悩むことが積み重なり、総合的には膨大な時間を浪費することにつながっていく。また、優柔不断な状態によって選択者の疲労感増加や選択結果への満足度低下が引き起こされる可能性があることが示唆されている[1]。これらのことから、日常の選択行動において優柔不断になってしまうことは、解決されるべき問題であると考えた。

ここで優柔不断な人であっても、選択中に一緒に考えてくれる友人や店員などに「これを選んで？」と促されることで、決定が容易化される場合がある。つまり、一緒に考える他者による促しが、選択の悩みを打開できる可能性がある。しかし、日常的な選択においてそうしたことを促してくれる他者に側にいてもらうことは難しい。

我々はこうした問題を踏まえ、優柔不断で選択行動においてなかなか決断ができない人に対して、常に同行可能なシステムが選択肢の中から「これを選んで？」と一つ提示することで、それがユーザの選択を後押しすることを目指し、メガネ型のアイトラッキングデバイスを用いてユーザの選択中の視線運動を計測し、最も見られていた選択肢について推薦するシステムの提案と、そのプロトタイプシ

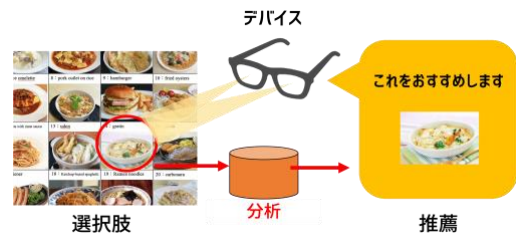


図1 提案手法イメージ図

ステムの実装を行ってきた[2][3] (図1)。その結果、システムがユーザの嗜好を反映した推薦を行った場合に、選択時間と満足度が上昇するなど、意思決定の後押しとして働いた結果が見られた。しかし、実験において、システムを使った選択とそうでない選択での差は検証しきれていなかった。その原因として、実験に用いた選択肢の選択し易さに差が生じ、後押しを必要とするタイミングも異なったことによりシステムの推薦が役割を果たせていなかったと考えられる。

そこで本稿では適切な比較検証を行うために実験設計の見直しを行う。ここでは選択肢に感じる選択し易さが実験協力者ごとに大きく差が出ないようにするため、実在しないものでありながら、想像し難いものでない選択肢群を設定するために、生成 AI を用いて選択肢を生成する。また、システムによる推薦が後押しとして効果的なタイミングで行われるために、制限時間を設けた選択実験を設計する。この実験設計を用いて提案システム使用の有無による影響の差を実験者内比較によって検証し、また実験設計の妥当性についても考察する。

<sup>1</sup> 明治大学  
Meiji University.

## 2. 関連研究

### 2.1 優柔不断に関する研究

人が選択において優柔不断になる心理についての研究は様々ある。Rassin ら[4]は優柔不断のモデルについて研究し、優柔不断な人の選択では決断力のある人と比べて、決定する前に多くの情報を求めることを明らかにしている。また三浦[5]は、アンケートによって人の不決断傾向と幸福度について調査した。その結果、優柔不断傾向と幸福度に有意な負の相関が見られた。本研究は、適切な外的要因を提示することで、このような優柔不断状態をシステムによって解消することが目的であり、これによりユーザの選択時間を削減することや幸福度の低下を防ぐことを目指す。

Luviya ら[6]は、2つの回帰アルゴリズムとアイトラッキングによる視線データを用いることで、決断力のある人と優柔不断な人を区別することを可能としている。Patalano ら[7]は意思決定を行う情報検索タスクにおいて、優柔不断な人と決断力のある人を比較する実験を行い、優柔不断な人の方が最終的に選択する選択肢についてより多く注視していることを明らかにしている。これらのことより、優柔不断な人の視線は特徴的であるため、視線計測から適切なフィードバックを行うことの実現性が高いと考えられる。

### 2.2 嗜好と視線の関係性に関する研究

加藤ら[8]は、スマートフォンでの Web ページに対するユーザの興味度合いが、スワイプ平均速度や注視時間と、強い相関があることを明らかにしている。大野[9]は、Web ブラウザにおける閲覧者の情報選択行動と視線についてその関係性を調査し、閲覧者が領域について注視する際に 200~500ms 程度の時間を要することを明らかにしている。また、Lohse[10]は広告と消費者の情報処理行動について研究を行い、選択された広告は消費者に見られた時間が 54% 長い時間見られていたことを明らかにしている。また Saito ら[11]は、2着のサッカーのユニフォームについて選択する最中に視線の誘導を行うことで、その誘導された選択候補について好意をもつことを明らかにしている。

これらのことより、優柔不断な人がよく見ていた対象に興味をもっているものと考えられ、それを推薦することで選択への後押しができると考えられる。本研究では、これらの研究のように注視している視線情報をユーザの嗜好の対象とみなし、推薦することでユーザの優柔不断状態を解決するものである。

### 2.3 視線運動を用いた選択支援に関する研究

田川ら[12]は、2択の商品選択において視線計測と選択結果に関する研究を行い、実際に選ばれた商品は注視時間が長かったことを明らかにしている。Bee ら[13]は、画面に表示する商品に関する 2 択の設定において回答するユーザの眼球運動を取得し、そのデータから選択肢におけるユーザの視覚的嗜好を推定するシステムを開発した。実際に視覚

的嗜好を推定する実験を行い、精度は 81% と高い結果であった。しかし、これらの研究では選択肢が 2 択の状況での計測だったため、限られた選択状況でのみ有用である。本研究では、日常生活に適したシステムの開発を目的とし、一度に多くの選択候補を閲覧する設計での調査を行うものである。

落合ら[14]は、VR 環境のネットショッピングにおいて、ヘッドマウントディスプレイで視線情報を取得し、その情報からユーザの興味に沿った商品を推薦するシステムを開発した。その結果、決定までの時間が短いユーザには目新しい商品を、決定までの時間が長いユーザにはその興味にあった商品を推薦することが可能であった。このように実際の購入シーンでの視線情報に基づいた推薦がユーザの選択行動に対して良い影響を与える可能性が示されているが、落合らの実験は VR 環境上での実施だったため、現実の環境において効果的であるかについては明らかにされていない。本研究では現実の環境での選択において、視線情報をもとにした推薦の効果を明らかにするものである。

## 3. 実験設計

### 3.1 システムの有用性検証のための実験設計

これまで我々が行ってきた実験で、情報探索中の序盤では選択肢全体を広く順番に見ている行動となり、終盤では全体の中からいくつかの選択肢に絞られ、最終的な意思決定のためにそれらに限って見る行動となる特徴が見られた。また、その結果から選択中に推薦するタイミングとして終盤の途中に絞られた選択肢から推薦することが適していると考察した。これは、実験後の計測データとしての特徴であり、選択中にシステムがリアルタイムでこの特徴を導くことは難しいと考えた。また制限を設けない選択実験においては、終盤の情報探索が始まる時間も大きく異なり、多くの実験参加者に対して推薦が効果的な後押しとして働かないことが、以前の研究で見受けられた。

そこで本稿での実験では、選択について制限時間を設けることとした。制限時間のある選択状況は買い物におけるタイムセールや、予約可能期間中に行きたいスポットを決めて予約をするなどが存在し日常的である。制限時間があることによって多くの実験協力者がいる程度一律のタイミングで選択行動中の序盤と終盤が分かれ、終盤のタイミングで推薦を行い効果的な後押しとすることが可能であると考察した。

### 3.2 過去の実験における選択肢の改善点

次に、選択実験における選択肢の見直しを行うこととした。これまでの我々の研究で用いた選択肢として図 2 や図 3 のようなものがある。

まず[2]では、図 2 のような選択項目では選択肢に関する情報としてそれぞれ画像一枚のみであり、参加者がその選

択をした理由をアンケートで調査したところ「提示された他の料理よりカルボナーラが好きだし、価格も抑えめであることが多いので」や「普段からファミレスでよく食べるので」といった、実験協力者個人の体験から掲載されていない情報を補っていることがわかったこのように、画像一枚のみの情報量であると、個人の体験をもとに補う情報の量が増え、実験参加者同士での認識の相違点が生まれる可能性が高くなると考えた。

その結果をもとに、[3]では図3のように画像に加え商品の概要を説明する文字情報が掲載された既製品のカタログギフトを用いた実験を行った。しかし、その実験において単に選択肢について詳しく知ろうと時間をかけ閲覧させていただき、実際にはその選択肢に対して興味はないのに視線情報をもとにして推薦されたため、後押しとして働かなかったケースが観察された。

以上のことより、既存の情報を選択肢として実験内で使用することには、実験参加者それぞれの事前知識の影響が介入し、その個人差が選択実験として分析に問題を起す可能性がある。また、説明する文章にも適切な量があると考えられる。

### 3.3 生成 AI による選択肢情報の生成

そこで今回の実験では文字情報や視覚情報といった選択肢の情報を生成 AI によって用意することを検討した。Charness ら[15]は、大規模言語モデルを用いた生成 AI によって科学的実験の拡張可能性について論じている。その中で実験計画段階でのアイデアの生成や、実験の設計について既存のもの改善や、新たな方向性の模索に用いることができる」と述べている。選択肢情報の生成にあたり、言語情報と視覚情報が必要である。まず言語情報に関する生成に関して、Sadasivan ら[16]によれば、2023 年現在の AI によって生成された文章は人間の描いたものと判別不可能と言われている。また、選択肢に関する視覚情報に関しても、DALL·E 3[17]や Stable Diffusion[18]などによって、架空の対象物を写実的に画像生成することが可能となった。これにより、選択肢に関する事前情報や公平性といった問題を解消した上で一般的な選択肢を用意することができる。

### 3.4 選択肢情報生成

我々は今回、選択肢の文字情報を ChatGPT4[19]で生成した。まず、日常の中で選択を必要とする状況を数多く生成させ、それらの中から重複しているものや限定的なものを除外した。その後選定した選択状況のテーマを実験の際に実験協力者に閲覧してもらう設問文としての形式に変更するように生成した。このとき、日常的な選択の場面に近づけて選択を行ってもらうように、架空の具体的な背景を補強するように指示した。その後、選択テーマと設問文をもとにその状況において選択肢となり得るものの種類と、その選択肢の情報を補強する情報として説明文やユーザ評価などを数パターンずつ生成した。選択肢の文字情報作成



図2 画像のみの選択肢



図3 カタログギフト

後、DALL·E 3[17]を用いて生成した文字情報をもとに選択肢それぞれのイメージ画像を生成した。全ての選択肢について情報を生成した後、文章や画像としての整合性がとれていないものや、文字数が突出して多いものや、画像の中に非現実的な対象が含まれているものなどの選択肢として目立ちすぎてしまう特徴が含まれているものを除外して再生成を行い、実験に用いる選択肢を選定した。

以上の点を整理し、表1の設問文を今回の実験では用いることとした。また、それぞれの設問テーマに関して生成した選択肢情報を図4~7に示す。

## 4. 実験

本稿では我々の提案したシステムについて、選択中にそのシステムによる後押しの提示の有無によって、意思決定にどのような影響を及ぼすかを、AIによって生成された選択肢群を用いて検証する。

### 4.1 実験手順

実験協力者には2日間で合計4つの選択設問を行ってもらった。実験協力者の疲労や慣れの影響を防ぐため、1日目に前半2問を推薦なし、2日目に後半2問を推薦ありとして10の選択肢の中から1つに決定してもらうというタスクを行ってもらった。実験で使用した設問と選択肢は表1や図4に表したものである。選択肢は1つの設問に対して10個ずつ用意し、実験協力者にはそれらをiPadにて閲覧してもらった。以前までの実験では紙媒体を用いていたが、今回iPadを用いたのはシステムで画像認識する際に環



表 1 選択設問

設問テーマ名	設問文	選択肢情報
Restaurant	とある駅で友人と食事をするようになったあなたは、近所のレストラン 10 ヶ所を調べました。すると、それぞれの店のレビュー点数や価格帯、駅からの所要時間がわかりました。この中からどこに行きますか？	店名 画像 店舗説明文 顧客レビュー点数 必要移動時間 メニューの値段帯
Souvenir	アルディシアという国に旅行に来たあなたは、家族にお土産を買って帰ることにしました。ネクタリンベリーという果物と、ルミネシア・ハーバーという港町の景色が有名です。ショップではそれぞれの商品の評価と日本円での価格、商品の特徴がわかります。あなたはどれを買おうとしますか？	商品名 価格 顧客評価点 商品説明文
Spot	アルディシアのルミナリアという土地に旅行に行くあなたは、滞在中の旅行計画を立てています。観光スポットを検索すると、サイトのユーザ評価とホテルからの移動時間、そのスポットでの観光所要時間が乗っています。観光したい場所を選んでください。	名称 説明文 訪問者評価点 移動時間 観光所要時間
Movie	あなたは飛行機で移動している最中です。機内で視聴できる映画が 10 種類あり、それら全て搭乗中に最後まで見ることができます。この中から視聴したい映画作品を選んでください。	作品名 映画ジャンル あらすじ 視聴者評価点



図 4 今回の実験で用いた選択肢の一例



図 5 今回の実験で用いた選択肢の一例



図 6 今回の実験で用いた選択肢の一例



図 7 今回の実験で用いた選択肢の一例

境光の影響を受けないようにするためである。推薦される設問が固定にならないように、実験協力者について設問 1, 2 を前半に行い設問 3, 4 を後半に行うグループ A と、設問 3, 4 を前半に行い設問 1, 2 を後半に行うグループ B に二

分した (図 9)。なおこのグループ分けにおいては、グループごとの選択を行う能力ができるだけ公平になるように、実験前に優柔不断度を測定するアンケート[20]に回答してもらい、そのスコアをもとにグループ分けを行った。

表2 アンケート項目

番号	設問内容	回答方法	備考
Q1	最終的に商品を選定した理由を教えてください	自由記述	
Q2	最後に一つ回答を選ぶ直前まで候補として残っていた選択肢について、覚えている限りで記述してください	自由記述	
Q3	今回の選択に悩まされましたか	7段階評価	1. 悩んだ, 7. 全く悩まなかった
Q4	回答時間についてどう思いましたか	7段階評価	1. 足りないと感じた, 7. 長く感じた
Q5	選択への満足度を教えてください	7段階評価	1. 不満であり, 変更したい, 7. 満足であり, 自信がある.
Q6	今回の問題についての疲労感を教えてください	7段階評価	1. 楽に行えた, 7. 疲労感があり
Q7	今回の問題に対しての達成感を教えてください	7段階評価	1, ある, 7. ない
Q8	選択肢の数についてどう思いますか	7段階評価	1. 少ない, 5. 多い
Q9	アドバイスされた選択肢の立ち位置について教えてください	ラジオボタン	<p>推薦あり試行のみ</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>● アドバイスされる前から気になっており, それに決定した</li> <li>● 気になっていなかったがアドバイスを経て気になった</li> <li>● アドバイスされる前後で変わらず気にならなかった</li> <li>● アドバイスされる前から気になっていたが違うものに決定した</li> </ul>
Q10	今回の選択に関するアドバイスの必要性について教えてください	7段階評価	1, アドバイスが欲しかった, 7, アドバイスを必要としなかった



図8 実験の様子

実験協力者は設問文の内容に従って3分間で選択肢を閲覧してもらい、3分経過後に速やかに決定した内容をシステム上に入力してもらった。また、推薦ありの設問の場合、選択時間が残り1分になったタイミングでシステムによって最も注視していた選択肢がユーザに推薦されるようにした。この実験における時間設定は全てプレ実験で同じ選択設問に取り組んでもらった結果をもとに設定した。決定後、実験協力者にその選択に関するアンケートに回答してもらった。その回答項目を表2に表す。第1章で述べたように、優柔不断であると選択に時間がかかり、満足感の低下や疲

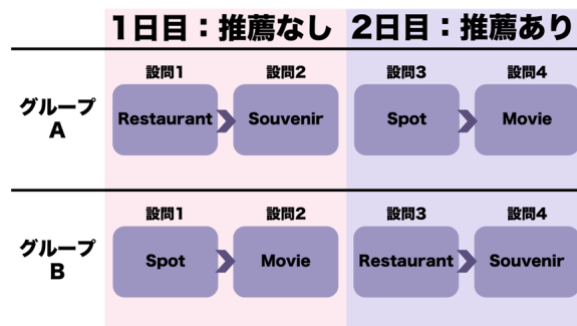


図9 設問の流れ

労感の増加を伴うため、これらの項目で比較する。

#### 4.2 実験システム

視線計測のためのメガネ型デバイスには Tobii Pro Glasses 3[21]を用いて実験協力者の眼球運動を測定し、およそ0.3秒に1回視野の画像をリアルタイムに取得する。ここで得られた視野画像と視線位置から注視していると思われる部分を画像として切り出す。この画像についてJavaScriptでTeachable Machine[22]を用いて機械学習によって分析し、ユーザが現在のどの選択肢を見ているかを推定する。選択肢のページすべてを予め学習させたモデルを作成



図 10 システム図

表 3 アンケート項目への全体の回答の平均

	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Q8
全体	3.26	4.17	5.61	3.06	3.51	4.21
推薦なし	2.94	4.08	5.56	2.94	3.72	4.28
推薦あり	3.58	4.25	5.67	3.17	3.31	4.14

表 4 設問テーマごとのアンケート回答値の平均と標準偏差

		Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Q8	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Q8
		Restaurant						Souvenir					
全体	平均	4.17	4.61	5.78	2.22	3.17	4.22	2.50	4.28	5.89	3.44	3.33	4.33
	標準偏差	1.50	1.33	0.70	1.26	1.50	0.90	1.10	1.18	0.70	1.54	1.64	0.80
推薦なし	平均	3.50	4.40	5.70	2.30	3.20	4.30	2.20	4.20	5.70	3.90	3.30	4.40
	標準偏差	1.58	1.58	0.50	1.25	1.48	1.25	0.60	1.32	0.70	1.52	1.64	0.80
推薦あり	平均	5.00	4.88	5.88	2.13	3.13	4.13	2.88	4.38	6.13	2.88	3.38	4.25
	標準偏差	0.90	1.00	1.00	1.36	1.64	0.40	1.46	1.06	0.60	1.46	1.77	0.70
		Spot						Movie					
全体	平均	3.28	3.94	5.28	2.94	3.56	4.56	3.11	3.83	5.50	3.61	4.00	3.72
	標準偏差	1.93	1.39	1.23	1.66	1.65	0.90	1.88	1.76	1.00	1.75	1.78	1.07
推薦なし	平均	3.25	4.25	5.63	2.25	3.75	4.75	2.88	3.38	5.13	3.25	4.88	3.63
	標準偏差	1.58	1.39	1.19	1.39	1.67	1.16	1.81	1.85	1.00	1.91	1.73	0.90
推薦あり	平均	3.30	3.70	5.00	3.50	3.40	4.40	3.30	4.20	5.80	3.90	3.30	3.80
	標準偏差	2.26	1.42	1.25	1.72	1.71	0.70	2.00	1.69	0.90	1.66	1.57	1.23

し、ユーザがどの商品を見ているかの推定を行うこととした。この推定は画像の取得頻度と同じタイミングで行われる。

実験用のページを図 10 に示す。実験ページは JavaScript のフレームワークである Vue.js で作成しており、図 10 左のように上部から、設問タイトル、設問文、タイマー、推薦表示箇所と並んでいる。画面に表示されているタイマーが 1 分を切ると、チャイム音が鳴ると同時に、画像認識によって最も多く検出された選択肢の名称が推薦として画面に表示される（図 10 中央）。タイマーが 0 になったタイミングではアラーム音が鳴り、選択肢一覧から自分の決定するものを選ぶ入力フォームが表示される（図 10 右）。

## 5. 結果と考察

実験協力者は 20 名の大学生・大学院生であり、実験中にエラーとなった 2 名分のデータを除外し、グループ A が 10 人分、グループ B が 8 人分のデータが得られた。

アンケート項目への回答の推薦あり群と推薦なし群で

の回答の平均を表 3 に表す。この結果から推薦ありの方が悩まなかったと答えていることや選択時間に余裕を持っていること、また選択に関しての達成感を感じていることなどが伺える。また、後押しの影響の検証としてそれぞれの質問について推薦なしと推薦ありでの回答の比較を行った結果を表 4 に表す。まず、Q4 での選択時間に関して、Souvenir や Movie の設問では推薦ありの方が選択の制限時間を長く感じており、早い段階での選択を行えている。しかし Spot の設問では推薦なしの方が早い段階での選択を行えていることがわかる。Q5 の選択への満足度の項目では、どの項目でも平均が高いが、推薦ありでの Restaurant, Souvenir, Movie の 3 設問においてより高い値となっていることから、後押しされたことで満足いく選択が行えていると考えられる。Q6 の選択後の疲労感については Restaurant と Souvenir について、推薦ありでの回答の方が楽に行えたと回答されている。しかし、制限時間が 3 分と短いこともあり、個人の回答に着目してみても、疲労感を感じたと答えた参加者は少なかった。

Q9 の「アドバイスされた選択肢の立ち位置について教え

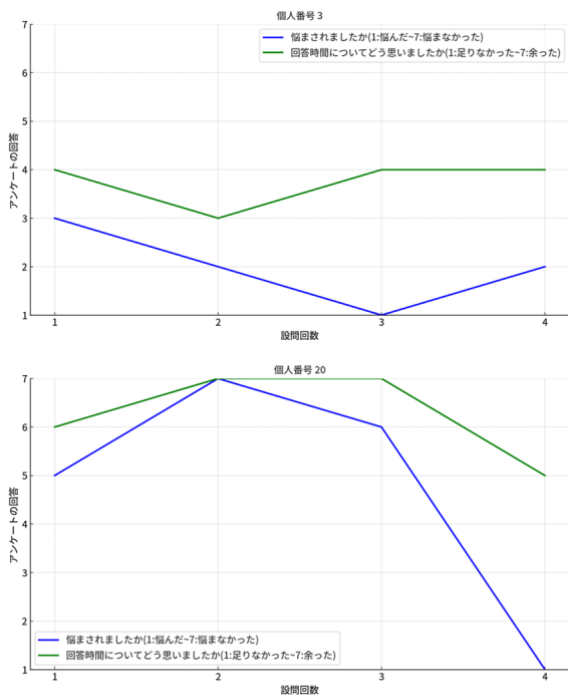


図 11 Q3 において悩んだと回答した実験協力者の設問ごとのアンケート回答の変化

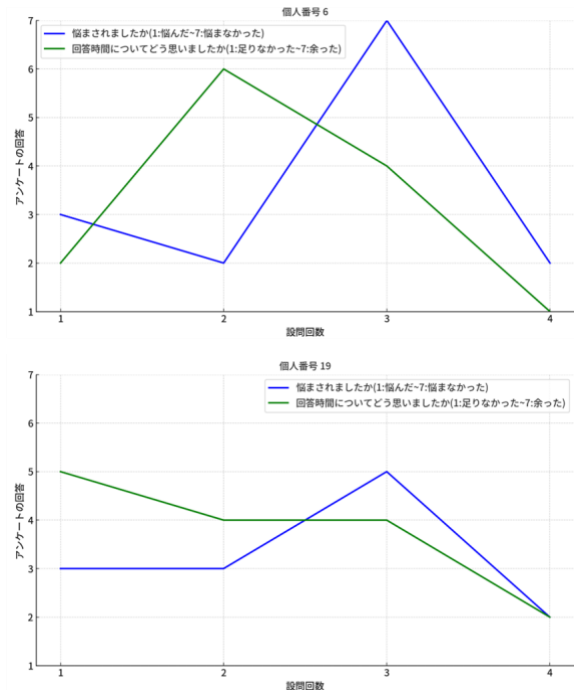


図 12 Q3 において悩まなかったと回答した実験協力者の設問ごとのアンケート回答の変化

てください」という質問に関して「アドバイスされる前から気になっており、それに決定した」が 8 件、「アドバイスされる前から気になっていたが、違うものに決定した」が 6 件、「気になっていなかったがアドバイスを経て気になった」が 4 件、「アドバイスされる前後で変わらず気にならなかった」が 18 件であった。この「アドバイスされる前後で変わらず気にならなかった」と回答された試行を調査したところ、4 件は Q4「回答時間についてどう思いましたか」の設問に対して「長く感じた」と回答されており、優柔不断な状況にならなかったものと考えられる。

「選択肢の数についてどう思いますか」という設問に対して、その回答の平均はどの設問においても中間に近く、その標準偏差も小さかったことから、今回 AI によって生成した設問に関する選択肢情報に関して、その読みやすさや考えやすさなどはテーマ間で一律であったと言える。

アンケートでの質問 Q3, Q4, Q8 の結果について選択設問ごとにその平均と標準偏差を算出した結果を表 4 に示す。全ての設問テーマにおいて Q8 の「選択肢の数についてどう思いますか」に対しての回答の平均は 4.22, 4.33, 4.56, 3.72 と、どれも 7 段階評価での中間の値となる 4 に近く、その標準偏差も 1.0 前後と小さい。また、Q3 の「今回の選択に悩まされましたか」についてはどの問題においても推薦ありの試行の方が推薦なし試行よりも高い点となっている。しかし、Restaurant の設問以外では標準偏差の値は大きく、実験協力者それぞれで値が分散している。

そこで、実験協力者個人の実験結果について着目する。図 11, 12 は実験協力者個人ごとの Q3 と Q4 の質問への回答のグラフであり、質問においてどのような回答を行ったかが各設問間でどのように変化したかを表すものである。図 11 のグラフでは 1 問が「悩んだ」と回答されているが、この設問ではどちらの実験協力者もアドバイスされた候補について決定しており、アンケートの Q1 に対して「食べ物で迷っており、決め手に欠けていたところ、候補のうちの一つがアドバイスで勧められたから」といった回答がされている。それに対して、図 12 では反対に 1 問のみ「悩まなかった」と回答されているが、こちらもアドバイスされた候補について決定している。これらのことから、Q3 の質問について、アドバイスによって選択することができたがそれまで悩んでいたという意味で悩んだと回答した人と、アドバイスを踏まえたことで決断できた人が悩まなかったと回答したことで、標準偏差の値が大きくなったと考えられる。また、図 10 下のように推薦ありの設問においては悩んだと回答した人も、回答時間に関して短いと回答されていないため、推薦によって意思決定が後押しされ、時間内での選択ができたものと考えられる。

今回、実験を推薦なし、推薦ありの順序で実施したため、推薦のありなしによる差を直接比較することができなかった。そこで今後は、実験者間比較などを行うことによってその差を検討していく予定である。

## 6. おわりに

本稿では、我々がこれまでに提案してきた視線情報を用いて意思決定の後押しを行うシステムの有用性検証の実験設計の見直しを行った。具体的には選択設問の設問内容を変更するとともに、選択肢を生成 AI に生成させ、選択し易さが実験協力者ごとに大きく差が出ないような選択肢の設計を目指し、制限時間を設けた選択実験によって、後押しが効果的なタイミングで行われるようにするなどの変更を行った。その結果、生成された4つの選択設問はその難易度は一律に設計できたと考えられる。また、システムの影響を調査する実験者内比較においては、推薦によって悩んでいる人であっても、時間内での選択を後押しすることができた。

今後はより実用的なシステムを目指すために、事前での学習コストの低い画像認識の手法の採用検討や、選んだ選択肢が実際に手に入るなどの影響のある場面においても後押しが可能であるかを検討していく必要がある。

## 参考文献

- [1] Rassin, E. and Muris, P. "Indecisiveness and the interpretation of ambiguous situations." *Personality and Individual Differences*, Vol. 39, No. 7, pp. 1285-1291 (2005).
- [2] 小松原達哉, 中村聡史. "視線計測による興味推定を用いた優柔不断な選択者を後押しするシステムの提案." 第14回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (2022).
- [3] 小松原達哉, 中村聡史. "優柔不断な選択者を後押しする眼鏡型デバイスの実現とその評価." 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. 2022-HCI-199, No. 8, pp. 1-7 (2022).
- [4] Rassin, E. "A psychological theory of indecisiveness." *Netherlands Journal of Psychology*, Vol. 63, pp. 2-13 (2007).
- [5] 三浦大志. "決められないと不幸になる？優柔不断と幸福度の関連." 日本心理学会大会発表論文集, Vol. 81, p. 45 (2017).
- [6] Luviya, Y. L. et al. "A regression-based method for the prediction of the indecisiveness degree through eye movement patterns." *ETSA '13: Proceedings of the 2013 Conference on Eye Tracking South Africa August 2013*, pp. 32-38 (2013).
- [7] Patalano, A. L., Juhasz, B. J., and Dicke, J. "The relationship between indecisiveness and eye movement patterns in a decision making informational search task." *Journal of Behavioral Decision Making*, Vol. 23, No. 4, pp.353-368 (2009).
- [8] 加藤勇太, 岩本健嗣, 松本三千人. "タッチ操作ログを用いたWebコンテンツ閲覧時における興味度合い推定の研究." 情報処理学会論文誌, Vol. 59, No. 2, pp. 508-518 (2018).
- [9] 大野健彦. "Web画面における情報選択行動と視線の関係." 映像情報メディア学会技術報告, Vol. 24, No. 38, pp. 31-36 (2000).
- [10] Lohse, G. L. "Consumer Eye Movement Patterns on Yellow Pages Advertising." *Journal of Advertising Research*, Vol. 26, pp. 61-73 (1997).
- [11] Saito, Y. et al. "The Effect of Gaze Manipulation on Preference Decisions: A Study of Football Shirt Evaluation." *International Journal of Sport and Health Science*, Vol. 15, pp. 1-5 (2017).
- [12] 田川遼介 et al. "視線計測を用いた注視時間に基づく商品の購買決定要因の推定." エンタテインメントコンピュータ研究報告, Vol. 2014-EC-31, No. 9, pp. 1-4 (2014).
- [13] Bee, N. et al. "Automatic preference detection by analyzing the gaze 'Cascade Effect'." *COGAIN 2006: Gazing into the Future (2006)*.
- [14] 落合拓朗, 藤田智, 益子宗, 星野准一. "視線情報に基づいた嗜好分析から商品推薦を行うVRショッピングシステム." ヒューマンコンピュータインタラクション, Vol. 2019-HCI-184, No. 3, p. 1-7 (2019).
- [15] Charness, G., Jabarian, B., and List, J. A. "Generation Next: Experimentation with AI." *National Bureau of Economic Research (2023)*.
- [16] Sadasivan, V. S., Kumar, A., Balasubramanian, S., Wang, W., and Feizi, S. "Can AI-Generated Text be Reliably Detected?" *arXiv (2023)*.
- [17] OpenAI. "DALL·E 3." 入手先 (<https://openai.com/dall-e-3>) (参照 2023-09-18) .
- [18] stability.ai. "Stable Diffusion." 入手先 (<https://ja.stability.ai/stable-diffusion>) (参照 2023-09-18) .
- [19] OpenAI. "ChatGPT 4." 入手先 (<https://chat.openai.com/>) (参照 2023-09-18) .
- [20] Frost, R. O. and Shows, D. L. "The nature and measurement of compulsive indecisiveness." *Behavior Research and Therapy*, Vol. 31, No. 7, pp. 683-692 (1993).
- [21] Tobii Pro. "Tobii Pro Glasses 3." 入手先 (<https://www.tobii.pro.com/ja/product-listing/tobii-pro-glasses3/>) (参照 2022-07-20) .
- [22] Teachable Machine. 入手先 (<https://teachablemachine.withgoogle.com/>) (参照 2022-07-20) .