

画像選択肢の漸次的表示における表示形式とその速度が 選択に及ぼす影響

金谷 一輝[†] 徳原 真彩[†] 三山 貴也[†] 木下 裕一郎[†] 中村 聡史[†]

[†] 明治大学総合数理学部 〒164-8525 東京都中野区中野 4-21-1

E-mail: [†]kanaya@nkmr-lab.org

あらまし 選択インタフェースには一見公平であるように見えて、実際には表示スタイルや表示タイミングの違いによってユーザの選択を誘導するダークパターンが存在する．ここで、Web 上でネットワーク帯域に比べファイルサイズの大きな画像を表示するとき、画像が上から段階的に表示される形式（段階的表示）と画像全体が最初から表示され、時間経過とともに解像度が高くなる形式（漸次的表示）が存在する．我々はこれまで、これらの表示形式のうち前者に着目し、複数の画像を一度に表示する場合に画像の表示速度が異なることによる選択誘導効果について検証した結果、段階的表示の速度が速い選択肢ほど選択される傾向が明らかになった．本稿では、もう一方の表示形式である画像の解像度における漸次的表示に着目し、その選択誘導効果を検証した．実験の結果、前回の段階的表示と同様に他の選択肢より速く鮮明に表示される選択肢は選ばれやすいことが明らかになった．

キーワード ダークパターン、画像選択肢、選択インタフェース、解像度、選択誘導

1. はじめに

Web サイトやスマートフォンのアプリケーションなどにおいて、ユーザの意図しない行動を引き起こすダークパターン[1]が問題になっている．ダークパターンには特定の項目に色や枠を付けて目立たせることでユーザの注意を引き、ユーザの選択を誘導したり、意図的に分かりづらい説明文やインタフェースを用いてユーザの判断や行動を妨げたりするデザインが存在する．こうしたダークパターンは、ユーザに本来望んでいない購入や登録を行わせるなど、経済的・心理的な不利益をもたらす可能性がある[2]．このようにダークパターンはユーザにとって有害であるが、誘導の意図が視覚的にわかりやすいダークパターンは、問題があるデザインとして比較的指摘しやすい．

一方、選択を誘導する意図がない公平なデザインに見えて、実際はユーザの選択を誘導するインタフェースも存在する．例えば、選択肢に使用する文字フォント[3]や、選択肢を提示する画面の前に表示されたプログレスバー[4]が選択を誘導する可能性が示されている．また、選択肢一覧が表示される状況において、Web 上でよく発生する通信遅延や動作遅延を偽装し、1つの選択肢のみを意図的に速く表示（先行表示）すると、選択誘導が起きることも明らかになっている[5]．こうしたインタフェースデザインは、視覚的にわかりやすいダークパターンに比べて、悪意のあるインタフェースかどうかの判断が難しく、検出が困難である．こうしたものがECサイトのみならず、キャラクターの人気投票や世論調査、アンケートなど公平性が求められる場面に利用されると、ユーザの自由な意思決定を阻害する要因となりうる．そのため、一見公平なデザインに見えるものの、実際には選択を誘導する特性を持つインタフェースについて明らかにすることは重要である．



(a) 段階的表示

(b) 解像度変化による表示

図 1: 画像の表示形式

我々はこれまでの研究において、こうした特性を持つものとして画像の表示形式に着目し、図 1 にあるような 2 つの表示形式のうち図 1(a) のような段階的表示（JPEG 画像におけるベースライン形式、PNG 画像における非インタレース形式．画像が上から順に提示され、完全に表示されるまで徐々に表示面積が増え、情報が增加するもの）における表示速度の違いがユーザの選択を誘導するかどうかについて調査を行ってきた[6]．実験の結果、他の選択肢よりも速く表示される選択肢が選ばれやすいことが明らかになった．しかし前述のように画像の表示形式には 2 種類存在しており、図 1(b) にあるような画像の解像度変化における表示形式（JPEG 画像におけるプログレッシブ形式、PNG 画像におけるインタレース形式．画像が低解像度（荒い状態）から高解像度（明瞭な状態）へと徐々に鮮明になるも

の)における影響は明らかになっていない。

解像度変化を用いた手法は、前回の実験[6]で使用した段階的表示とは異なり、画像の表示方法そのものが質的に変化する点に特徴がある。すなわち、段階的表示では画像の情報量が上から下へ増加するが、解像度変化では画像全体の鮮明さが均一に変化する。このような表示方法の違いは、ユーザが画像の内容を把握するプロセスに影響を与え、結果として選択行動にも差をもたらす可能性がある。

そこで本稿は、画像の表示形式のうち、画像全体が最初から表示され、時間の経過とともに解像度が徐々に高くなる形式に着目し、解像度の異なるピクセルを段階的に細分化しながら表示を鮮明にしていく pixel 手法と画像全体をぼかした状態から徐々にぼかしを取り除き、鮮明にしていく blur 手法について(図2)、表示速度の違いがユーザの選択行動に与える影響を実験により検証する。実験は我々が開発した Web システムと Yahoo!クラウドソーシング^(注1)を利用して大規模に行い、結果を分析することで画像選択肢の解像度変化における表示形式とその速度が選択行動に及ぼす影響を調査する。

2. 関連研究

2.1 ダークパターン

ダークパターンは E コマースサイト [7][8] や SNS [9] など様々なサービスで使用されており、オンラインサービスの人気度とダークパターンの使用には相関があることがわかっている [10]。ダークパターンは実際にユーザの行動を誘導することが確認されており [11]、ユーザはダークパターンに遭遇すると苛立ちを感じるものの [12]、多くのユーザはダークパターンの存在に気づかず [13]、もし存在を認識していたとしても行動が誘導されることが明らかになっている [14]。そのため、ダークパターンの検出 [15][16] や、ダークパターンへの対抗策 [17][18] に関する研究も行われている。

従来のダークパターンに関する研究の多くは、悪意のあるデザインであることが比較的わかりやすい静的なインタフェースを対象としており、動的なインタフェースについての研究は少ない。ダークパターンの中には動的なものもあるが、それらを検出・識別する手法や実証的な検討は十分に行われていない。そのため、本来なら公平であるべき動的なデザインであっても、気づかないうちに選択誘導が発生する可能性があり、その実態や影響について調査する必要がある。我々はこうした観点から、特に通信やシステムの利用して表示が動的に変化する画像の解像度変化による表示に着目し、選択誘導の可能性を検証する。

2.2 選択肢の位置や表示方法による影響

選択肢の位置によって選ばれやすさが異なることが分かっており、テーブル上で横に並んだ4つの同一商品から1つを選ぶ実験では、選択率が左から順に12%、17%、31%、40%となるなど右側バイアスが存在することが明らかになっている [19]。また、Web 上で3つの選択肢から1つを選ぶ実験において、PC

では中央の選択肢が、モバイル端末では右側の選択肢が選ばれやすいことが示されている [20]。

人の視覚特性にはポップアウトと呼ばれるものがあり、複数の同じ視覚刺激群の中に1つだけ異なる視覚刺激が存在すると、人はその刺激を即座に知覚できる。このポップアウトを意識的に無視することはできないことや [21]、ポップアウトされた選択肢は選ばれやすいことが明らかになっており [22]、選択肢提示にポップアウトを利用することで、選択誘導が生じる可能性が示唆されている。

以上のように、選択肢の表示位置やポップアウトは、人の選択行動に影響を与えることがわかる。今回の表示形式で1つだけ速く表示するというのもポップアウトの一種であると考えられる。本稿は意図的な画像選択肢の解像度変化が選択行動に及ぼす影響と、表示位置による影響の変化について、実験により明らかにするものである。

3. 実験

3.1 実験概要

本稿では、画像の解像度変化がユーザの選択行動に与える影響を調査することを目的として、下記のように仮説を3つ設定し、blur 手法と pixel 手法、2つの解像度変化表示方法を用いた実験を実施した。

H1: 画像選択肢の表示速度が速い選択肢は、手法問わず選ばれやすい

H2: blur 手法では画像に写る物体の概形を pixel 手法よりも捉えやすく、pixel 手法よりも選択時間が短い

H3: blur 手法の方が pixel 手法に比べ選択時間が短い場合、より直感的に選んでいると考え、先行表示した選択肢の選択率は pixel 手法より blur 手法の方が高い

画像選択肢の解像度変化における誘導効果を検証するため、クラウドソーシングを利用して実験参加者を募集し、簡単な質問に対して選択肢の中から回答を選ぶ実験を Web 上で行う。

3.2 質問と選択肢の選定

実験は、提示される質問に対してもっとも相応しいと思う選択肢を画像選択肢の中から1つ選ぶ、択一質問形式とした。具体的には、「表示される人物の内、将棋が強そうな人はどれですか?」や、「一番売れると思うオレンジの宣材写真を1つ選んでください」など、その場で自分の好みに合うものを選ぶような質問を用意した。なお、質問内容と各質問で提示する画像選択肢の多くは、前回の実験[6]のものを利用した。ただし、前回の実験においてすべての選択肢が等しい速度で表示される条件での選択率に偏りが著しく見られ分析から除外した3つの質問に関しては、今回の実験では使用せず、その代わりに新たな質問を作成して、前回の実験と問題数を統一した。実験で使用するすべての画像選択肢は、画像生成 AI の DALL-E を用いて生成した。

画像選択肢の解像度変化による誘導効果を検証するため、実験では15の質問を用意した。また、クラウドソーシングを利用した実験では不真面目な実験参加者が存在し、実験結果に影響を与える可能性があるため、不真面目な実験参加者を検出す

(注1): <https://crowdsourcing.yahoo.co.jp>

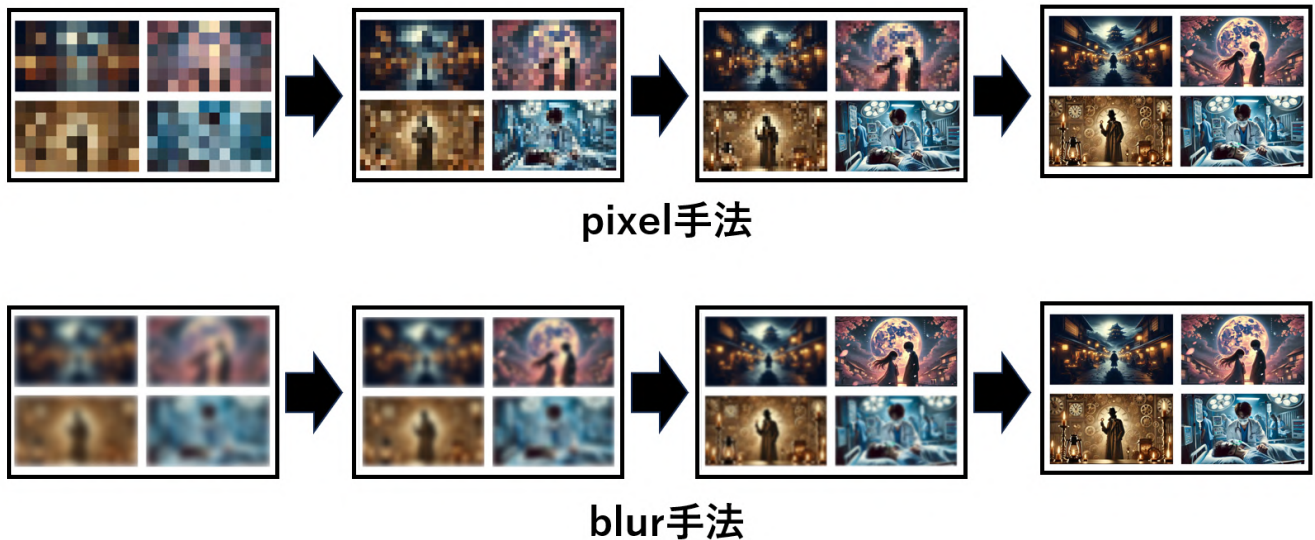


図 2: 解像度変化として用意した 2 種類の手法. 本稿では, 上を pixel 手法, 下を blur 手法と呼ぶ.

るために, 注意力をチェックする質問 (ダミー質問) を 5 問用意した. ダミー質問には「写っている人数が一番多い写真を選んでください」や, 「3 階建ての家を選んでください」など, [23] を参考に, 質問文を読めば容易に正解を判断できる質問を用意した.

3.3 解像度変化の条件と実験設計

本実験では, 2 種類の解像度変化手法 (blur 手法および pixel 手法) を用いて画像選択肢を表示する. blur 手法は CSS の filter プロパティを用いて画像全体にかけられたぼかしを徐々に除去することで鮮明化を実現する. 最初は 20px のぼかしがかかっており, 条件の時間に合わせて 5 段階で鮮明になるように設定した. これに対して, pixel 手法は HTML の Canvas 要素を利用して, 一度画像を縮小してから再び拡大する処理により段階的に画像のピクセルを細かくしていき鮮明にするよう実装した. 最初は粗いピクセル (例: 20px 相当) で表示し, 一定間隔でピクセルサイズを縮小することで 5 段階でモザイクを解除するように実装した.

実験では 4 択の画像選択肢が同時に表示され, 画像が徐々に鮮明になる過程で, 画像選択肢のうち 1 つの表示速度を他より速く設定する条件 (先行条件), 他より遅く設定する条件 (遅延条件), すべて同じ速度で設定する条件 (等速条件) を用意した. blur 手法ではぼかした画像が徐々に鮮明になるように表示し, pixel 手法ではピクセルの細分化が段階的に進んで鮮明さが増していく表示とした.

blur 手法と pixel 手法の両方において, 画像が完全に鮮明になるまでの表示時間は

等速条件: 4 枚すべて 0.5 秒または 2.0 秒で表示

先行条件: 1 枚は 0.5 秒, 3 枚が 2.0 秒で表示

遅延条件: 3 枚が 0.5 秒, 1 枚は 2.0 秒で表示

の 3 条件を用意した. 以下, 等速条件についてその速度を区別しつつ言及する場合は, 4 枚すべてを 0.5 秒で表示する条件を「等速・速」, 4 枚すべてを 2.0 秒で表示する条件を「等速・遅」

表 1: 各実験参加者への表示条件と問題数

	先行条件	遅延条件	等速条件
誘導効果を検証する質問	5 問	5 問	5 問
ダミー質問	—	—	5 問

と表記する.

実験参加者は, 実験サイトにアクセスした際に blur 手法または pixel 手法のいずれか一方にランダムに割り当てられるように設定した. 各設問では, 4 枚の画像が一斉に表示され始め, その後条件に応じた速度で解像度が変化しているように見えるようにした. 画像の解像度は, 一定間隔で徐々に変化するように設定し, 最終的には元の画像の解像度になるまでの過程を滑らかに表示した. ここでは, 画像選択肢の解像度変化に対して違和感を与えないようにするため, 誘導効果を検証する質問とダミー質問の両方の選択肢に解像度変化を行うものとした. 誘導効果の検証に用いるのは先行条件と遅延条件の質問であるが, 意図的に解像度変化を行っていることを実験参加者に気づかれる可能性を考慮し, すべての画像が同じ速度で表示される等速条件も用意している. なお, 画像選択肢が完全に鮮明になるのにかかる時間として 0.5 秒, 2.0 秒と設定した理由は, 前回の実験と条件を揃えるためである.

実験では表 1 に示すように, 誘導効果を検証する 15 問の内, 先行条件と遅延条件, 等速条件それぞれを 5 問ずつで表示するようにした. 先行条件と遅延条件において, 速度を変化させる 1 枚は 4 枚の画像選択肢の中からランダムで選ばれるようにした. なお, ダミー質問に関しては, 5 問すべてを等速条件で表示するようにした. また, 選択肢の位置や質問順による選択率の偏りを防止するため, 質問の提示順と選択肢の表示位置は実験参加者ごとに異なるようランダムに決定した.

3.4 システム概要と実験手順

実験では, まず PC で回答可能な実験参加者に Yahoo!クラウドソーシングのページに提示される実験用 URL より実験シス

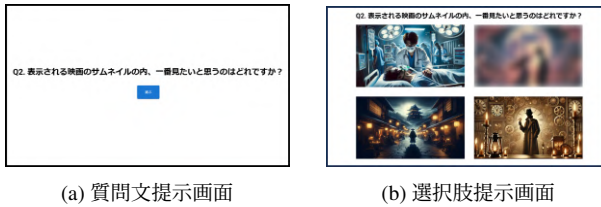


図 3: 実験ページ

テムのページにアクセスしてもらう。ここで、本実験ではそれぞれの参加者の PC 上で実験を行うため、画面サイズの違いによって表示される画像選択肢の大きさが異なり、実験結果に影響を及ぼす可能性がある。そのため本実験では、三山ら [24] が実装した Web 実験用環境統制システムを用いて、ブラウザのウィンドウサイズと画像選択肢の大きさを統制して実験を行うこととした。具体的には、実験開始前に実物のクレジットカードと画面上のカード画像の大きさを一致させることで、ディスプレイの画素密度を計算し、画像選択肢が参加者ごとに一定の視覚サイズで表示されるよう刺激サイズを統制した [25]。この作業を 2 回行った後、実験説明ページに遷移し Chrome, Safari, Firefox のいずれかのブラウザを使うこと、戻るボタンやリロードボタンを押さないことなどの実験の流れや注意事項を確認してもらった。なお、実験環境は PC に限定し、スマートフォンなどでは行えないようにした。

実験参加者が注意事項や実験の流れを確認し実験を開始すると、図 3(a) のような質問文が表示され、その下に設置してある「選ぶ」ボタンを押すと、図 3(b) のように選択肢が表示される。実験参加者は、質問に対する回答を 4 つの選択肢の中から 1 つ選び、計 20 問（誘導効果を検証する 15 問とダミー質問 5 問）に対して回答する。ここで「選ぶ」ボタンの位置が選択を誘導する可能性がある [5] ため、「選ぶ」ボタンは 4 択の画像の間に提示することとした。

実験参加者がすべての質問に回答すると、実験の終了を知らせるページへと遷移し、そのページに表示されている実験の共通コードと自身の ID を Yahoo!クラウドソーシングのページに戻って入力してもらう。ここでは、各試行においてその実験参加者 ID・性別・年代・現在の試行数・質問文を読んでいた時間・手法・速度条件・選択時間・質問内容・各選択肢の表示位置・実験参加者が選んだ選択肢・表示速度を変えた選択肢の位置などを記録した。実験システムは JavaScript のフレームワークである Vue.js と PHP を使用して実装した。

4. 結果と考察

4.1 データの事前処理

Yahoo!クラウドソーシングを利用し、これまでの実験で不真面目な回答を行った 1,250 名を事前に回答不可リストに登録したうえで、1,000 名（男性 500 名、女性 500 名）を上限に実験協力を依頼した。実験時間はおよそ 3 分程度で、報酬は 1 人約 40 円程度であった。クラウドソーシング上で実施する実験では、不真面目な回答者が存在することが知られているため、[26] を参考に実験開始前に行った画面サイズ調整タスクにおい

表 2: 除外後の分析対象となった条件別のデータ数

	先行条件	遅延条件	等速・速	等速・遅
blur 手法	1,235	1,235	630	605
pixel 手法	1,390	1,390	697	693

表 3: 先行表示した選択肢の選択率 (%)

	blur 手法	pixel 手法	全体
選択率	28.34	27.99	28.15

て、1 回目と 2 回目の調整結果がどちらも 200px 以上 500px 未満かつ調整誤差が 50px 未満の参加者を分析対象とし、注意力をチェックするためのダミー質問で 1 問でも誤答した参加者、同じ位置を 10 回連続選択した参加者を除外した。また、[27] を参考に各ユーザの平均選択時間から外れ値を設定し、誘導効果を検証する質問において平均選択時間が極端に短いまたは長い参加者、またクラウドソーシング上の指示に従っていない参加者を分析対象から除外した。その結果、475 名が除外され、525 名（男性 259 名、女性 266 名）が分析対象となった。分析対象とした選択試行の数は、表 2 のようになった。

4.2 選択率

仮説 1 を検証するため、blur 手法と pixel 手法を合わせた全データにおいて、先行表示した選択肢の位置に関わらず、先行条件全体で先行表示した選択肢が選ばれた割合を分析した。なお、 n 回の 4 択の試行において特定の選択肢の選択率が $a\%$ 以上になる確率は二項分布を用いて次のように計算できるため、これを用いて選択が誘導されているかを判断する。

$$P(X \geq k) = 1 - \sum_{i=0}^{k-1} \frac{n!}{i!(n-i)!} \left(\frac{1}{4}\right)^i \left(1 - \frac{1}{4}\right)^{n-i} \quad (1)$$

$$\text{ただし、} k = \left\lfloor \frac{a \times n}{100} \right\rfloor$$

分析の結果、表 3 にあるように、先行条件 ($n = 2,625$) では先行表示した選択肢が選ばれた割合は 28.15% と期待値の 25% を上回った。式 (1) より先行選択肢の選択率が 28.15% 以上になる確率は約 0.01% となり、非常に低い確率であることがわかる。このことから、「画像選択肢の表示速度が速い選択肢は、手法問わず選ばれやすい」という仮説 1 については、仮説通りの結果となり、先行表示が実験参加者の選択行動を誘導したと考えられる。この結果となった理由の 1 つとして、初頭効果の影響が考えられる。初頭効果とは、最初に目についたものが強く印象に残るというもので、本実験のような視覚的調査で生じやすいことが報告されている [28]。前回の実験においても、同様に先行表示した選択肢の選択率は高くなった [6] ため、画像の表示形式によらず択一形式の選択インタフェースではユーザが初頭効果の影響を受け、先行表示した選択肢を選びやすいと考えられる。

手法ごとに分析をした結果、blur 手法での先行条件 ($n = 1,235$) では、先行表示した選択肢が選ばれた割合が 28.34% と期待値を約 3% ほど上回った。式 (1) より先行選択肢の選択率が 28.34%

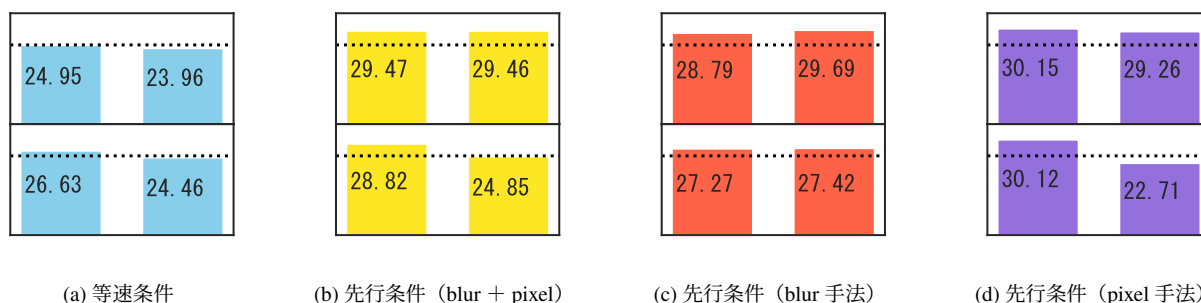


図4: 等速・先行 (blur 手法と pixel 手法) 条件における位置ごとの選択率. 2 行 2 列に配置されたグラフは実験中に表示される選択肢の位置を示している. また, 図中の点線は期待値 (4 択の選択肢における各選択肢が選ばれる期待値の 25%) を示している.

になる確率は約 0.41% となり, 非常に低い数字であることがわかる. 同様に pixel 手法での先行条件 ($n = 1,390$) では, 先行選択肢が選ばれた割合が 27.99% であった. 式 (1) より, 4 択から 1 つを選ぶ試行 ($n = 1,390$) で, 特定の選択肢の選択率が 27.99% 以上となる確率は約 0.50% であるため, こちらも発生確率が非常に低いことがわかる.

blur 手法と pixel 手法で差が見られなかった要因としては, 画像選択肢の解像度における細かな差異 (ぼかしとピクセル化の違い) が, 参加者が選択を判断する際の決定的な要因とはなり得なかった可能性が高い. どちらの手法においても画像の概形が比較的早く把握できるため, 詳細な鮮明化プロセスの違いは参加者の選択基準として強く影響しなかったと考えられる.

4.3 選択位置と選択率

等速, 先行の 2 条件における位置ごとの選択率を図 4 に示す. 等速条件では, 右上の選択率が期待値より約 1.0% ほど低く, 左下の選択率が期待値より約 1.6% ほど高かった. また, 左上と右下の選択率はどちらも期待値程度であった. 図 4 の (b) は, blur 手法と pixel 手法を合わせた先行条件における全データについて, 各位置で先行表示を行ったときにその位置が選ばれた割合を示す. 例えば, (b) の先行表示において, 左上の 29.47% は, 左上の選択肢を先行表示したときに, 左上の画像選択肢が選ばれた割合を示している. 先行条件については, 右下以外の 3 か所において期待値よりも 3.82% 以上高い結果であったが, 右下に関しては先行表示されたとしても期待値程度の選択率となることが分かった. 図 4 の (c) と (d) は, 先行条件における手法別の位置ごとの選択率を示している. (c) の blur 手法では, 4 ヶ所どの位置でも期待値を超えていることがわかる. (d) の pixel 手法では, 右下以外の 3 つに関しては選択率が約 30% である一方で, 右下の選択率が 22.71% と期待値を大きく下回る結果となった.

先行条件についてはどちらの手法においても, 左上の選択率が高くなり右下の選択率が低くなった. この要因として, 人の視線の動きが関係していると考えられる. 人は 2 次元に配置されたものを見ると, アルファベットの Z や F の向きに視線を動かすことが知られており, これらの動かし方や画像選択肢の表示タイミングの噛み合いによって, 選択率が変化した可能性

表 4: 各手法・条件における平均選択時間 (秒)

	先行条件	等速・速	等速・遅	全体
blur 手法	6.19	5.19	6.60	5.86
pixel 手法	6.78	5.27	7.09	6.32

がある.

4.4 選択時間と選択率

表 4 に, 各手法における等速, 先行条件と誘導効果を検証する 15 問全体の平均選択時間を示す. ここで選択時間とは, 選択肢提示画面に遷移した瞬間から選択肢が選ばれるまでの時間を指す. 4 枚すべての画像が最も速く鮮明になる等速・速条件では, 両手法ともに選択時間が最短となり, 4 枚すべての画像が最も遅く鮮明になる等速・遅条件は両手法ともに選択時間が最長であった. 先行条件では, どちらの手法も 6 秒台であり等速・速条件よりは長く, 等速・遅条件よりは短い結果となった.

仮説 2 「blur 手法では画像に写る物体の概形を pixel よりも捉えやすく, pixel よりも選択時間が短い」に対して, 表 4 の全体の結果より, blur 手法の平均選択時間が pixel 手法よりも短く, 仮説通りの傾向が確認された. また, blur 手法と pixel 手法における平均選択時間の差について, 正規性が棄却されたため, ノンパラメトリック検定である Mann-Whitney の U 検定を行った結果, $U = 30158$, $p = .016$ と, 有意な差が認められた ($p < .05$).

仮説 3 「blur 手法の方が pixel 手法に比べ選択時間が短い場合, より直感的に選んでいると考え, 先行表示した選択肢の選択率は pixel 手法より blur 手法の方が高い」に対して, 両手法の先行条件における選択率を比較すると, blur 手法の先行条件では先行表示した画像が選ばれた割合が 28.34% であったのに対し, pixel 手法では 27.99% であった. 選択率の差はわずかだったが, 表 4 から blur 手法のほうが選択時間が短く, 仮説 3 の傾向が示唆された. この blur 手法と pixel 手法の先行条件における選択率の差について, 2 つの独立した比率の z 検定を行った結果, $z = .202$, $p = .840$ となり, 統計的に有意な差は認められなかった ($p > .05$). 以上のことから, 仮説 3 は傾向として示されたが, blur 手法と pixel 手法間の差は統計的に有意とは言えず, 仮説を支持する結果にはならなかった.

pixel 手法より blur 手法のほうが平均選択時間が短いのは、blur 手法のほうが画像選択肢の概形を pixel 手法よりも捉えやすいからであると考えられる。本実験で使用した質問にはオレンジやダイヤモンド、ドアなど中央に物体がメインで写る選択肢が多く、pixel 手法より blur 手法のほうがユーザにとってその概形を認識しやすく、4つの選択肢を見比べる時間が短くなったと推測できる。

5. ま と め

本稿では、自然なインタフェースであるように振舞いながらユーザの選択を誘導するダークパターンを明らかにするため、通信遅延などによって生じる画像の漸次的表示に着目し、その表示形式や速度がユーザの選択を誘導するかどうかについて検証した。我々は、実験に際し3つの仮説を用意し、クラウドソーシングを利用して実験を行った。実験の結果、他の画像選択肢より画像が鮮明になる速度が速い先行表示した選択肢が選ばれやすく、pixel 手法より blur 手法のほうが平均選択時間が短くなることもわかった。また、今回我々が用意した blur 手法と pixel 手法の両方において、選択誘導効果は位置によって変化する可能性が示された。このような誘導効果の変化には、人の視線の動きが関係していると考えられる。画像が表示される際の速度がユーザの選択に影響を及ぼすことから、ユーザインタフェースの設計において表示形式や表示速度がユーザの選択行動に与える影響を十分に理解し、その影響が適切に活用されるように慎重な設計が求められる。

今後はアイトラッカーを用いた対面実験を実施し、実験参加者の視線の動きを取得して分析することで、位置や選択時間によって誘導効果が変化する理由を明らかにする。また、本稿では画像の漸次的表示の形式と速度に着目して選択誘導効果を検証したが、今後は、漸次的表示の速度においてより選択されやすい速度や、pixel 手法と blur 手法の混合、前回の実験で行った段階的表示とのミックスなど、より現実での選択インタフェースに近づけた環境での誘導効果を検証する予定である。

文 献

- [1] H. Brignull: "Deceptive patterns". <https://www.deceptive.design> (参照 2025-03-27) .
- [2] K. Seaborn, et al.: "Deceptive, Disruptive, No Big Deal: Japanese People React to Simulated Dark Commercial Patterns", Association for Computing Machinery (2024).
- [3] 川島拓也 他: "商品選択においてフォントがユーザの選択行動に及ぼす影響の調査", 電子情報通信学会ヒューマンコミュニケーション基礎研究会 (HCS), **119**, 38, pp. 113–118 (2019).
- [4] K. Yokoyama, et al.: "Do Animation Direction and Position of Progress Bar Affect Selections?", Proc. of INTERACT'21, pp. 395–399 (2021).
- [5] 木下裕一朗 他: "選択肢表示のズレが選択行動に及ぼす影響", 情報処理学会論文誌, **66**, pp. 334–342 (2025).
- [6] 金谷一輝 他: "画像選択肢の段階的表示速度の違いが選択に及ぼす影響", 電子情報通信学会ヒューマンコミュニケーション基礎研究会 (HCS), **124**, 161, pp. 90–95 (2024).
- [7] A. Mathur, et al.: "Dark Patterns at Scale: Findings from a Crawl of 11K Shopping Websites", Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction, **3**, CSCW, pp. 1–32 (2019).
- [8] C. Moser, et al.: "Impulse Buying: Design Practices and Consumer Needs", Proc. of CHI '19, pp. 1–15 (2019).
- [9] T. Mildner, et al.: "About Engaging and Governing Strategies: A Thematic Analysis of Dark Patterns in Social Networking Services", Proc. of CHI '23, pp. 1–15 (2023).
- [10] J. Gunawan, et al.: "A Comparative Study of Dark Patterns Across Web and Mobile Modalities", Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction, **5**, CSCW2, pp. 1–29 (2021).
- [11] J. Luguri, et al.: "Shining a Light on Dark Patterns", Journal of Legal Analysis, **13**, 1, pp. 43–109 (2021).
- [12] A. M. Bhoot, et al.: "Towards the Identification of Dark Patterns: An Analysis Based on End-User Reactions", Proc. of IndiaHCI '20, pp. 24–33 (2021).
- [13] L. Di Geronimo, et al.: "UI Dark Patterns and Where to Find Them: A Study on Mobile Applications and User Perception", Proc. of CHI '20, pp. 1–14 (2020).
- [14] K. Bongard-Blanchy, et al.: "'I am Definitely Manipulated, Even When I am Aware of it. It's Ridiculous!' - Dark Patterns from the End-User Perspective", Proc. of DIS '21, pp. 763–776 (2021).
- [15] S. M. H. Mansur, et al.: "AidUI: Toward Automated Recognition of Dark Patterns in User Interfaces", Proc. of ICSE '23, pp. 1958–1970 (2023).
- [16] J. Chen, et al.: "Unveiling the Tricks: Automated Detection of Dark Patterns in Mobile Applications", Proc. of UIST '23, pp. 1–20 (2023).
- [17] R. Sin, et al.: "Dark Patterns in online shopping: do they work and can nudges help mitigate impulse buying?", Behavioural Public Policy, pp. 1–27 (2022).
- [18] R. Schäfer, et al.: "Fighting Malicious Designs: Towards Visual Countermeasures Against Dark Patterns", Proc. of CHI '24, pp. 1–13 (2024).
- [19] T. de Camp Wilson, et al.: "The Accuracy of Verbal Reports About the Effects of Stimuli on Evaluations and Behavior", Social Psychology, **41**, 2, pp. 118–131 (1978).
- [20] R. Ueki, et al.: "Does the Type of Font Face Induce the Selection?", Proc. of HCII '23, pp. 497–510 (2023).
- [21] V. Maljkovic, et al.: "Priming of pop-out: I. Role of features", Memory & cognition, **22**, pp. 657–672 (1994).
- [22] M. Hosoya, et al.: "Does the Pop-Out Make an Effect in the Product Selection of Signage Vending Machine?", Proc. of INTERACT '19, pp. 24–32 (2019).
- [23] D. M. Oppenheimer, et al.: "Instructional manipulation checks: Detecting satisficing to increase statistical power", Journal of Experimental Social Psychology, **45**, 4, pp. 867–872 (2009).
- [24] 三山貴也 他: "Web ブラウジング実験環境統制システムの実装と待機画面の表現が離脱に及ぼす影響の調査", 電子情報通信学会ヒューマンコミュニケーション基礎研究会 (HCS), **124**, 19, pp. 85–90 (2024).
- [25] Q. Li, et al.: "Controlling for Participants' Viewing Distance in Large-Scale, Psychophysical Online Experiments Using a Virtual Chinrest", **10**, pp. 1–11 (2020).
- [26] 三山貴也 他: "Web ベースの実験における事前タスクを用いたユーザ分類の検討", 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), **14**, pp. 1–8 (2025).
- [27] P. Rousseeuw, et al.: "Robust statistics for outlier detection", **1**, pp. 73–79 (2011).
- [28] J. A. Krosnick, et al.: "An Evaluation of a Cognitive Theory of Response-Order Effects in Survey Measurement", The Public Opinion Quarterly, **51**, 2, pp. 201–219 (1987).