

# 速さと正確さへの主観的なバイアスが ポインティング手法評価の一般化可能性に与える影響

木下大樹<sup>1,3</sup> 大場洋介<sup>1,3</sup> 富張瑠斗<sup>1</sup> 山中祥太<sup>2</sup> 宮下芳明<sup>1</sup>

**概要:** 新しいポインティング手法を評価する際、実験では通例「できるだけ速く正確に」タスクを行うよう教示する。本稿では複数のバイアスが、既存のポインティング手法である Bubble Cursor と Bayesian Touch Criterion の評価結果に与える影響を検証した。結果、前者は全バイアス条件でベースライン手法の性能を上回ったが、後者はより単純なターゲット予測手法の性能も下回り、元の論文とは異なる結果となった。このように複数のバイアスを調査することで、手法の特性をより正確に議論し、一般化可能性の高い結論を得ることができる。本稿では複数の主観的なバイアスを実験条件に加えることが望ましいと提言する。

## 1. はじめに

新しいポインティング手法を提案する際に行われる実験の結論は、一般化可能性を主張できることが重要である。つまり、実験の参加者群や機材、使用する状況が異なっても、同様の結論を主張できるべきである。そのため、さまざまな実験条件を設定すること（例えば、ターゲットの幅が小さい条件から大きい条件まで設定する）が望ましいとされている [1]。また、提案手法の有効性を評価するための典型的な実験では、ベースライン手法（ポインティングを支援しない通常のカーソル）との比較を行う。

本稿では、その典型的な実験で行われる参加者への教示に注目した。教示は通例「できるだけ速く正確にタスクを行うこと」である [1]。「現実的なデバイス利用でユーザは、長い時間をかけずに正確にターゲットを選択したいだろう」と考えられ、その状況を再現するために行われる。

しかし、この教示には2つの懸念がある。まず、「できるだけ速く正確に操作すること」の解釈が参加者ごとに異なる可能性があることである [2]。参加者群が速さ（正確さ）に偏った場合、操作時間やエラー率の結果が変化する可能性がある。Zhai らの正確さを重視することを教示した実験では、ベースライン手法でもエラー率が0%であった [3]。そのため、例えばエラーを低減する手法を提案して、ベースライン手法と比較する実験で参加者群が正確さに偏った場合、エラー率に統計的な有意差を示せないかもしれない。次に、速さと正確さのバランスを取ることは現実的な

状況の1つにすぎないことである。例えば、選択したいハイパーリンクの周辺に不要なハイパーリンクが配置されている場合、ミスをした際に余計な時間がかかるため、ユーザは正確さを重視した操作を行うだろう [4-8]。これらから、速さと正確さのバランスを取った教示のみで行った実験の結論は、一般化可能性を主張できるか疑問である。

本稿では、複数の主観的なバイアスを実験条件に設定することが、結論の一般化可能性を主張するにあたって望ましいと提言する。そこで、Bubble Cursor [9] と Bayesian Touch Criterion (BTC) [10] の2つのポインティング手法で、3種類の速さと正確さのバイアスを条件に加えた実験を行った。結果、Bubble Cursor は全バイアス条件でベースライン手法の性能を上回ったが、BTCについては、より単純なターゲット予測手法の性能を下回り、元の論文 [10] とは異なる結果が得られた。Bubble Cursor の結果は、ユーザが意図せず速さ（もしくは正確さ）に偏った場合でも一貫して有効な手法であることを示している。BTCの結果は、単純なターゲット予測手法の性能が偶然にもBTCの性能を上回ったと考えることもできる。しかし、本実験ではバイアスを実験条件に含めたことで、単一のバイアスで再現実験を行った場合より、この懸念を強く否定できる。複数の主観的なバイアスを実験条件に含めることで、いずれのバイアス下でも有効であると観察された場合、結論の一般化可能性を向上できることが示された。さらに、既存手法でこれまで指摘されなかった限界を確認し、より詳細に議論できることが示された。また、複数の主観的なバイアスを実験条件に設定する本手法は、口頭で教示を行うだけで十分であるため、導入が容易である。

<sup>1</sup> 明治大学

<sup>2</sup> ヤフー株式会社

<sup>3</sup> 共同第一著者（著者らの貢献は等しい）

## 2. 関連研究

### 2.1 フィッツの法則とポインティング手法

フィッツの法則は、ターゲットまでの距離  $A$  とターゲット幅  $W$  から操作時間  $MT$  を予測できる [11,12].

$$MT = a + bID, ID = \log_2 \left( \frac{A}{W} + 1 \right) \quad (1)$$

フィッツの法則は、 $A$  を短くするか、 $W$  を大きくすることで  $MT$  を短縮できることを表している。 $A$  を短縮する手法として、Delphian Desktop [13] や Ninja Cursor [14] がある。また、 $W$  を広げるものとして、Area Cursor [15] や Sticky Icons [16] が挙げられる。

タッチデバイスでの操作ではカーソルを用いないため、Linear Dragger [17] や Shift [18] などの手法が提案されている。これらの既存手法では、ベースライン手法（ポインティングを支援しない通常のカーソルや、単なる指でのポインティングなど）と比較する実験が行われている。

### 2.2 速さと正確さのバイアスの影響

2.1 で挙げた研究を含む、典型的なポインティング実験において「できるだけ速く正確に」タスクを行うことを参加者に指示する [1]。しかし、参加者が意図せず速さと正確さのどちらかを重視してしまうことは往々にしてある [19,20].

異なる速さと正確さのバイアスで測定されたデータで手法間を比較する際、スループット  $TP$  と呼ばれる指標を用いることが推奨されている [1,12,21]。速さと正確さのバランスが変化しても、理論的に  $TP$  は不変であるとされる。MacKenzie らは、3種類のバイアス（速さ重視、ニュートラル、正確さ重視）の教示を行い、 $TP$  の比較を行った [22]。結果、 $TP$  はそれぞれ 5.67, 5.73, 5.70 bits/s であり (<1% の差)、 $TP$  はバイアスにかかわらず不変の指標であると主張した。

対して、Olafsdottir らは、上記の3種類に、 $MT$  の最小化のみに注力する max speed, 1画素の線を正確に選択する max accuracy を加えた5種類のバイアスで実験を行った [23]。結果、 $TP$  は 6–10 bits/s (最大 42% の差) であり、 $TP$  が不変の指標であるという主張を疑問視している。

## 3. 速さと正確さのバイアスの実験方法論

### 3.1 バイアス条件の候補

2.2 に示したように、 $TP$  の不変性を検証する目的で、速さと正確さのバイアスを変化させる方法がとられている [22,23]。この「バイアスを変化させる」を実験条件として加えることは、新たなポインティング手法を提案し、評価する際に有益であると著者らは考えている。現実的な状況において、ユーザは「できるかぎり速く正確に」のバランスを保つことができない状況を想定できるからである。

例えば、ターゲットと周辺の障害物（他のターゲット）との密度 [6,24] や、目的のターゲットの選択を誤ったときに修正を行う時間的なコスト [5,7] に応じて、ユーザは速さと正確さのバランスを変化させることがわかっている。

本稿では、「速さ重視」「ニュートラル」「正確さ重視」の3種類のバイアスを用いた。なお、2.2 に示した先行研究ではさらに max speed と max accuracy の条件が設定されていた [23]。しかし、本稿では意図的でなくバイアスが偏った場合 [19,20]、もしくは上記の外的要因 [5–7,24] によって偏った場合に、実験の結論への影響を調査することを目的とするため、極端な教示は対象としなかった。

### 3.2 バイアス条件を導入する利点

ポインティングの実験では、結論の一般化可能性を主張するため、さまざまな条件を設定することが望ましいとされる。例えば、ターゲット幅が小さい条件から大きい条件を設定し、幅広い難易度（式1の  $ID$ ）の条件を用いることが推奨されている [1]。本稿では、速さと正確さのバイアスを実験条件に加えることで、より現実的な状況を再現しつつ、条件の設定範囲を広げることが望ましいと主張する。例えば、単一のバイアスでポインティング手法を評価する実験を行った場合に得られる結論は、設定したバイアスにおいてのみ主張できる結論になると考えられる。

## 4. 実験1：Bubble Cursor

Bubble Cursor はクリック判定が点である従来のカーソル (Point Cursor) と異なり、クリック判定を有する領域を持つカーソルである [9]。Bubble Cursor の半径は動的に更新され、選択領域は最も近いターゲット1つだけを含むように変形する (図1)。これによりターゲット幅が広がり、またターゲットまでの移動距離が短縮されるので、フィッツの法則にしたがって操作時間  $MT$  は減少するはずである。元の論文 [9] では、Bubble Cursor は  $MT$  とエラー率  $ER$  の観点でベースライン手法より高い性能であった。また、環境固有のパラメータ<sup>\*1</sup>を調整することなく実装できるため何度も再実験が行われ [24–26]、ベースライン手法に対し優位性が一貫して確認されている。

### 4.1 参加者・機材

12人 (平均年齢 20.6 歳, 標準偏差 1.11 歳) が実験に参加した (元の論文 [9] と同じ人数)。全員が日常的にマウスを使用しており、普段と同じ右手で操作を行った。

デスクトップ PC (Intel Core i9-12900KF, GeForce RTX 3070 Ti, 32.00 GB RAM, Windows 10 Home) に、ディスプレイ (ASUS, VZ249HR, 23.8 inches, 1920 × 1080 pixels) とマウス (Logicool G300s, 800 dpi) を接続して

<sup>\*1</sup> DynaSpot [25] のカーソル拡張度合いを決定する関数など。

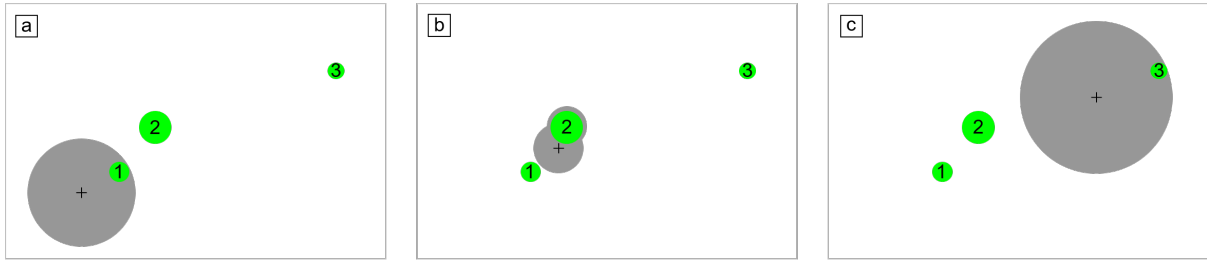


図 1: Bubble Cursor の概要図. Bubble Cursor は最も近いターゲットを含むよう選択領域 (灰色の円) の半径を更新する. マウスボタンを押すと, (a) では「1」, (b) では「2」, (c) では「3」と書かれたターゲットが選択される.

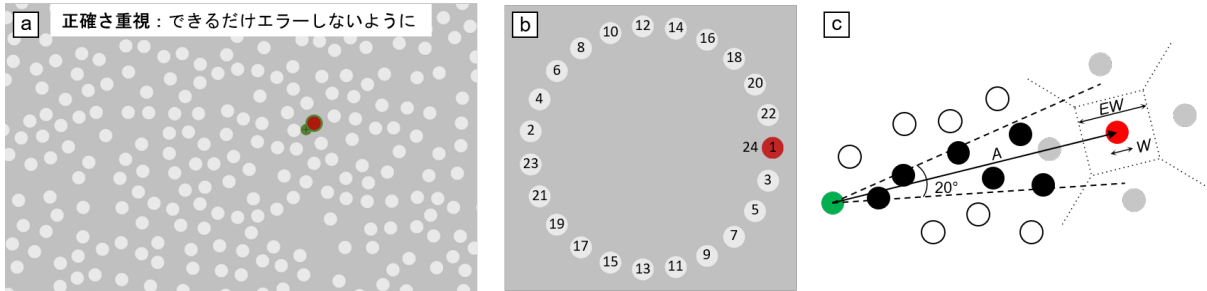


図 2: (a) 実験システムの実行画面. (b) 選択するターゲットの順序. (c) 先行研究 [25] に基づくタスク条件. 赤色の円は現在のターゲット, 緑色の円は直前のターゲット (現在の開始位置) である. 4つの灰色の円は  $EW/W$  を制御するために配置される. 黒色の円は障害物の密度を制御するために配置される. 白色の円はカーソルが通らない位置に表示された障害物である. (c) の色は説明のためのものであり, 実際にシステムで使用される色は (a) に示すとおりである.

使用した. システムは Unity 2019.2.19f1 で実装し, フルスクリーン表示した. ディスプレイは 60 Hz で更新された.

## 4.2 タスク

Bubble Cursor を評価するために先行研究で用いられた実験タスクとほぼ同様のものにした [9, 25]. 画面上部には現在のバイアスの条件が表示され, 参加者は赤いターゲットを選択するように指示された (図 2 (a)). ISO 9241-9 [25, 27] に基づき, 円周上に並んだ 23 個のターゲットを選択するタスクを設計した (図 2 (b)). 1 セットは開始時の選択を除く 23 回の連続した選択からなり, セット内での  $A \times W \times EW/W$  条件は固定であった.  $EW$  はターゲットの周囲にある 4 つの障害物との距離で定義される, Bubble Cursor でターゲットを選択できる幅である (図 2 (c)). クリック時, ターゲット選択の成否に対応した音のフィードバックが提示された. 次の試行が始まる条件は現在のターゲット選択を成功することとした. 従って, ターゲットの選択に失敗してエラーとなった場合, 成功するまで現在のターゲットを選択しなおす必要があった.

## 4.3 デザイン

バイアスの条件 *Bias* は, 速さ重視 *Fast*, ニュートラル *Neutral*, 正確さ重視 *Accurate* の 3 条件とした. 各 *Bias* は, 参加者へ次の通りに指示された.

- *Fast*: エラーは気にせず出来るだけ速くタスクを行っ

てください. ただし, ターゲットを狙わずに適当に選択する行為はしないでください.

- *Neutral*: 出来るだけ速く正確にタスクを行ってください.
- *Accurate*: エラーしないことを目標にタスクを行ってください. エラーを回避するためであればターゲットの選択に時間をかけて構いません. ただし, 意味もなく必要以上に時間をかける行為はしないでください.

カーソルの条件 *Cursor* は, ベースライン手法の Point Cursor と, Bubble Cursor の 2 条件とした. ターゲットまでの距離  $A$  は, 400, 770 pixels (110, 211 mm) の 2 条件とした. ターゲットの直径  $W$  は, 8, 24, 70 pixels (2.20, 6.60, 19.2 mm) の 3 条件とした. Bubble Cursor は最も近くのオブジェクトを選択するため, オブジェクト間の距離が選択のしやすさに影響を与える. Bubble Cursor でターゲットを選択できる幅を有効ターゲット幅  $EW$  とし, ターゲット幅  $W$  との比 ( $EW/W$ ) を 1.33, 2, 3 の 3 条件とした. 各条件について  $A$  と  $W$  は先行研究 [9] と *ID* が同程度になるように設定し,  $EW/W$  は同じ条件を使用した.

Bubble Cursor の場合, 画面に対するターゲットの密度 (distractor density: 以後 *DD*) は, 元の論文では操作時間にわずかな影響を与えるのみで, エラー率に有意な影響を与えなかった [9]. 他の条件 (ラボ実験とクラウドソーシングの比較) に着目した再現研究では,  $DD = 0.5$  のみ, つまり, 障害物がない場合と完全に障害物が敷き詰められる

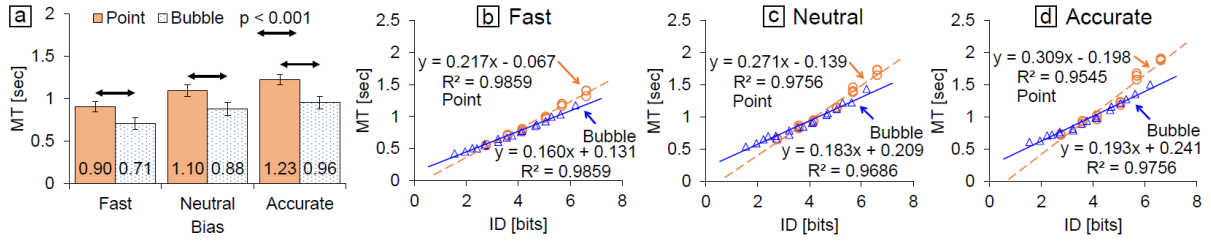


図 3: (a) *Cursor* の *MT* への影響. (b-d) は各 *Bias* のフィッツの法則への適合.

場合の中間の密度が用いられた [26]. そこで, このデザインに従い, 本実験でも  $DD = 0.5$  とした. 障害物は, 直前のターゲットから現在のターゲットまでの直線を中心として左右  $10^\circ$ , 合計  $20^\circ$  の扇形の範囲内でランダムに配置された (図 2 (c)).  $20^\circ$  の外側の画面にも,  $20^\circ$  内のものに近い密度で障害物が配置された. 障害物は, 試行ごとに新しいターゲットの位置に合わせて再配置された [9].

実験は参加者内計画で行った. これは *Bias* ごとの参加者間計画では, 教示と参加者群の影響を区別できないためである. 例えば *Bias* ごとの平均操作時間を比較し,  $Fast < Neutral$  であったとしても, 教示がうまくいったのか, あるいは *Fast* の参加者群が *Neutral* の参加者群よりもポインティングに習熟していたかが分けて議論できない.

#### 4.4 手順

参加者は, *Bias* ごとに 2 種類の *Cursor* でタスクを行った. *Bias* について, *Neutral* は最初に固定であった. これは *Fast* と *Accurate* の操作時に, 最初の *Neutral* と比較してカーソル操作を速く/遅くできるようにするためである.

3つの *Bias* それぞれについて, 参加者は 2つの *Cursor* でタスクを行い, 2つの *Cursor* の順序は参加者ごとに固定された. *Bias* (*Fast* と *Accurate*) と 2つの *Cursor* (*Point* と *Bubble*) の順序は 4 通りあり, 12 人の参加者に均等に配置された. 6つの *Bias* × *Cursor* それぞれについて, 参加者は, データ収集に用いない固定ターゲット条件 ( $A = 500$  pixels,  $W = 45$  pixels,  $EW/W = 1.6$ ) で練習セットを行った後, 18セット ( $2A \times 3W \times 3EW/W$ ) をランダムな順序で行った. 12人 × 3*Bias* × 2*Cursor* ×  $2A \times 3W \times 3EW/W \times 23$  試行 = 29,808 試行のデータを記録した. 実験には, 参加者 1 人につき約 1 時間を要した.

## 5. 結果 1: Bubble Cursor

移動距離が  $A/2$  以下, またはクリック座標がターゲットの中心から  $W$  (*Point Cursor*) あるいは  $EW$  (*Bubble Cursor*) の 2 倍以上の距離である試行を外れ値とし, 53 試行がデータから除外された [4, 5, 22]. 分析には繰り返しのある分散分析, 多重比較には Bonferroni の手法を用いた. 独立変数は  $A$ ,  $W$ ,  $EW/W$ , *Cursor*, *Bias*, 従属変数は操作時間 *MT*, エラー率 *ER* であった.

### 5.1 操作時間 *MT*

エラー試行を除いて *MT* を分析した. *Bubble Cursor* に関する先行研究では, エラーなしとエラーありのどちらの *MT* を使用しても全体の結論は変わらないことが示されている [9, 25]. 実験 1 の結果は, 平均 *MT* がエラーなしで 0.9734 秒, エラー試行を含めてであれば 0.9728 秒となり, 差は 0.0006 秒である. これは, 実験システム ( $60 \text{ fps} = 0.0167$  秒ごとの画面更新) で測定可能な分解能を下回っており, 本稿の結論に影響を与えることはないと考えられる.

$A$  ( $F_{1,11} = 382, p < 0.001, \eta_p^2 = 0.97$ ),  $W$  ( $F_{2,22} = 642, p < 0.001, \eta_p^2 = 0.98$ ),  $EW/W$  ( $F_{2,22} = 208, p < 0.001, \eta_p^2 = 0.95$ ), *Cursor* ( $F_{1,11} = 240, p < 0.001, \eta_p^2 = 0.96$ ), *Bias* ( $F_{2,22} = 43.9, p < 0.001, \eta_p^2 = 0.80$ ) に主効果がみられた. *Fast*, *Neutral*, *Accurate* の平均 *MT* はそれぞれ 0.825 秒, 1.001 秒, 1.094 秒であり, 多重比較により有意差が認められた. *Fast* と *Neutral* 間, *Fast* と *Accurate* 間では  $p < 0.001$ , *Neutral* と *Accurate* 間では  $p < 0.05$  であった. これらの結果から, 参加者は与えられた *Bias* の指示に従い操作速度の観点から速さと正確さのバランスを適切に変化させていることが示された.

また, *Bias* × *Cursor* に交互作用がみられた ( $F_{2,22} = 4.063, p < 0.05, \eta_p^2 = 0.27$ ). いずれの *Bias* においても, *Bubble Cursor* は *Point Cursor* よりも有意に *MT* が短かった (すべてのペアで  $p < 0.001$ ).

### 5.2 フィッツの法則への適合

図 3 (b-d) は, 参加者の行動が典型的なポインティング動作に従うかを検証するために, フィッツの法則への適合を示したものである. 元の論文 [9] と同様, *Point Cursor* には  $W$  を用い, *Bubble Cursor* のターゲット幅には  $EW$  を適用した. 各 *Cursor* に対する適合度を個別に分析した結果,  $R^2$  は 0.95 以上であり, 元の論文 [9] の 0.96 より 0.01 だけ低かった. また元の論文では, 2つの *Cursor* のデータを合わせた場合の適合度が  $R^2 = 0.966$  であり, *Cursor* に関係なく, 最終的に得られるターゲット幅を用いて *MT* を予測できると主張されている. 実験 1 のデータで 2つの *Cursor* を組み合わせると, *Fast*, *Neutral*, *Accurate* でそれぞれ  $R^2 = 0.9649, 0.9445, 0.9201$  が得られ, *Bias* が正確さ寄りになるにつれて予測精度が低下することがわかった.

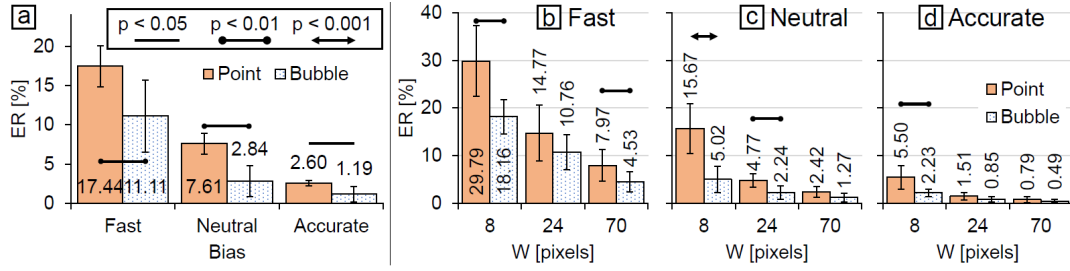


図 4: *Cursor* の *ER* への影響. (a) は各 *Bias*, (b-d) は各 *Bias* × *W*.

### 5.3 エラー率 *ER*

$A$  ( $F_{1,11} = 10.03$ ,  $p < 0.01$ ,  $\eta_p^2 = 0.48$ ),  $W$  ( $F_{2,22} = 81.87$ ,  $p < 0.001$ ,  $\eta_p^2 = 0.88$ ),  $EW/W$  ( $F_{2,22} = 22.36$ ,  $p < 0.001$ ),  $Cursor$  ( $F_{1,11} = 37.22$ ,  $p < 0.001$ ,  $\eta_p^2 = 0.77$ ),  $Bias$  ( $F_{2,22} = 46.73$ ,  $p < 0.001$ ,  $\eta_p^2 = 0.81$ ) に主効果がみられた. *Fast*, *Neutral*, *Accurate* の *ER* はそれぞれ, 14.33%, 5.231%, 1.893%であり, 多重比較により有意差が認められた. *Fast* と *Neutral* 間, *Fast* と *Accurate* 間では  $p < 0.001$ , *Neutral* と *Accurate* 間では  $p < 0.05$  であった.

$Bias \times Cursor$  に交互作用がみられた ( $F_{2,22} = 7.065$ ,  $p < 0.01$ ,  $\eta_p^2 = 0.39$ ). 図 4 (a) に示すように, いずれの *Bias* でも *Bubble Cursor* は *Point Cursor* より有意に低い *ER* を示した. ベースライン条件 (*Neutral* × *Point Cursor*) の *ER* は 7.61%であり, 元の論文の 2.98%や典型的なポインティング研究の 4%より高い [1]. しかし近年ではこの 4%基準は見直されつつあり [28], 実際には  $W$  が小さいほど *ER* が大きくなるはずである. また, 元の論文と本稿では, カーソルの速度や装置, OS 構成などが異なるため, 直接的に数値を比較することはできない.

図 4 (b-d) は, *Bias* が正確さに偏ると 2 つの *Cursor* 間の *ER* 差が減少するという仮説を検証するためのグラフである.  $Bias \times Cursor \times W$  の交互作用は有意であった ( $F_{4,44} = 3.982$ ,  $p < 0.01$ ,  $\eta_p^2 = 0.27$ ). この結果は, *ER* の差が小さくなるという仮説を指示するものであった. しかし, *Accurate* (図 4 (d)) においても最小のターゲット  $W = 8$  pixels では有意差がみられ, *Point Cursor* を使用した場合, 参加者は有意に多くのエラーを起こした.

### 5.4 議論 1: *Bubble Cursor*

第 1 の仮説は, *Bubble Cursor* は特定の *Bias* では *MT* や *ER* において *Point Cursor* の性能を上回らないというものであった. この仮説は否定され, いずれの *Bias* においても, *Bubble Cursor* は *Point Cursor* よりも有意に *MT* が短く (図 3 (a)), *ER* が低い (図 4 (a)) ことが示された. *MT* と *ER* に対する *Cursor* の主効果は, 各 *Bias* において少なくとも  $p < 0.05$  であったため, *Bubble Cursor* のメリットが元の論文 [9] よりも広範囲で確認された. したがって, 通常よりも速く, あるいは正確にターゲットを選

択したい場合でも, *Bubble Cursor* は操作時間, エラー率のどちらの低減においても有効であることがわかった.

*Accurate* でも *Bubble Cursor* の方が *Point Cursor* より有意に *ER* が低かったが (図 4 (a)), 実験で用いる  $W$  と  $EW$  によってこの結論は変わると考えられる. もし,  $W = 8$  pixels という極端に小さいターゲットを使わなければ, 参加者は *Point Cursor* でより正確にターゲットを選択し, *Bubble Cursor* と *Point Cursor* の間に有意差は見られなかった可能性が高い (図 4 (d)). しかし, 新規手法の有効性を示すためには, ベースライン手法を用いた場合に操作が困難になるような条件を設計し, 新規手法がその問題を解決したことを示すことが多い. したがって, 元の論文のタスクの難易度と一貫性を保つために  $W = 8$  pixels のターゲットを使用することは, 再現性を調査するために妥当な選択であったと考える.

## 6. 実験 2: Bayesian Touch Criterion

Bayesian Touch Criterion (BTC) は, タップ位置とそのばらつきを用いたパラメータから, ユーザが選択したいターゲットを予測する手法である [10]. ユーザが複数の大きさのターゲットを繰り返しタップした場合, 画面の  $x$  軸  $y$  軸両方について, タップ位置の標準偏差 ( $\sigma$ ) の 2 乗がターゲット幅 ( $W$ ) の 2 乗に対して線形であると仮定する.

$$\sigma_x^2 = \sigma_{ax}^2 + \alpha_x W^2, \sigma_y^2 = \sigma_{ay}^2 + \alpha_y W^2 \quad (2)$$

タップ位置の絶対的な標準偏差の 2 乗 ( $\sigma_{ax}^2$  と  $\sigma_{ay}^2$ ) から,  $W$  に対する相対的な標準偏差の 2 乗 ( $\sigma_x^2$  と  $\sigma_y^2$ ) を求めている. 傾き ( $\alpha_x$  と  $\alpha_y$ ) はユーザの速さと正確さのバイアスによって影響される.

Bi と Zhai は, 円形のターゲットに対する Bayesian Touch Distance (BTD) を導出した (式 3) [10].

$$BTD = \frac{1}{2} \left[ \frac{(s_x - c_x)^2}{\alpha_x W^2 + \sigma_{ax}^2} + \frac{(s_y - c_y)^2}{\alpha_y W^2 + \sigma_{ay}^2} \right] + \ln(\alpha_x W^2 + \sigma_{ax}^2) + \ln(\alpha_y W^2 + \sigma_{ay}^2) \quad (3)$$

ここで,  $s$  はタップ座標,  $c$  はターゲットの中心座標,  $\sigma_{ax}$ ,  $\alpha_x$ ,  $\sigma_{ay}$ ,  $\alpha_y$  は式 2 から算出されたパラメータである. 画面内の各ターゲットに対して *BTD* を計算し, *BTD* が最も短いターゲットが選択される (図 5 (a)).

元の論文 [10] では、式 2 における 4 つのパラメータは 18 人の参加者のデータから算出している。その後、式 3 を評価するため、別の 18 人で実験を行っている。初めの実験で得られたパラメータを用いたところ、BTC は他の手法より正確にターゲットの予測を行えた。そのため、Bi と Zhai はこの 4 つのパラメータの数値を他の参加者集団でも用いることができると（一般化可能性を）主張している。

BTC は、ターゲットごとの選択頻度が既知であれば、その事前確率を導入することで推定精度を向上可能である [29]。例えば、あるアプリにおいて、各ボタンの選択頻度が分かっているようなケースである。今回の実験では、すべてのターゲットに事前確率がない（等確率である）場合を用いた。これは、元の論文 [10] と同じ条件である。

### 6.1 参加者・機材

18 人（平均 26.9 歳，標準偏差 11.3 歳）が実験に参加した（元の論文 [10] と同じ人数）。参加者全員がタッチデバイスに操作に習熟しており、利き手の右手で操作を行った。

iPad Pro (Gen 2, 12.9 inches, 2732×2048 pixels) を使用した。システムは JavaScript で実装し、ブラウザ (Safari) で Web ページとして表示した。ディスプレイは 120 Hz で更新された。デバイスは縦置きで机の上に平らに置いた。

### 6.2 タスク

試行の初めに、参加者が画面の中央に表示された直径 6 mm の緑色の開始ターゲットをタップした。その後、ターゲットと灰色の障害物（他のターゲット）が表示された。ターゲットをタップできた場合、次のターゲットと障害物が提示された。ターゲットをタップできなかった場合、参加者がターゲットをタップできるまで次の試行は提示されなかった。ターゲットをタップした場合は、一瞬ターゲットが赤くなり、障害物をタップした場合は、障害物が黄色くなる視覚フィードバックが提示された。ターゲットと障害物以外の空白領域をタップした場合は、フィードバックは提示されなかった。ターゲット、障害物、空白領域のどれをタップしたかは、視覚的に提示されている境界線に基づいて判定された。タップ座標は、タッチアップイベントの座標（画面から指を離れたときの座標）とした。

### 6.3 デザイン

実験 1 と同様に参加者内計画で行った。バイアスの条件 *Bias* は、速さ重視 *Fast*、ニュートラル *Neutral*、正確さ重視 *Accurate* の 3 条件とした。各 *Bias* は、参加者へ実験 1 と同様に指示された。ターゲットの直径  $W$  と、障害物の直径は 3, 5, 7 mm とし、それぞれ独立に選択された。障害物の配置はターゲットの上下、ターゲットの左右、ターゲットの上下左右の 3 条件（図 5 (b)）であり、元の論文 [10] と同様の配置を用いた。ターゲットの境界から障害

物の境界までの間隔は 0.5 mm であった。前に提示されたターゲットから次に提示されるターゲットまでの距離は常に 20 mm であり、角度はランダムであった。また、ターゲットと障害物は常に画面端から 0.2 mm 以上離れていた。

各 *Bias* で、 $3W \times 3$  障害物の直径  $\times 3$  障害物の配置  $\times 20$  回 = 540 回の試行を行った。1 セット内で同じ条件が 2 回提示されたため、参加者は各 *Bias* で 10 セット行った。参加者はセット間で小休憩を取ってよいことを指示された。各 *Bias* の初めの 1 セットを練習とし、残りの 9 セットを本番として記録した。本実験では、全てのタップが 1 度で成功した場合、 $3W \times 3$  障害物の直径  $\times 3$  障害物の配置  $\times 20$  回  $\times 3$  *Bias*  $\times 18$  参加者 = 26244 回分のデータが記録される。

### 6.4 ターゲットを選択する基準：selection criteria

本実験では、以下の 4 種類のターゲット選択の基準（selection criteria）で比較を行った。この 4 基準は、元の論文 [10] と同様であった。

- Visual Boundary (*VB*)：通常のタッチデバイスで用いられる、ターゲットの描画領域内でタップが行われた時のみ選択が行われる基準。
- Visual Boundary or Shortest Distance to Circle Boundary (*VB/SDB*)：*VB* の基準に加え、ターゲット外でタップが行われた場合に、タップ位置までの距離が最も短い境界をもつターゲットが選択される基準。
- Visual Boundary or Shortest Distance to Circle Center (*VB/SDC*)：*VB* の基準に加え、ターゲット外でタップが行われた場合に、タップ位置からターゲットの中心までの距離が最も短いものが選択される基準。
- Bayesian Touch Criterion (*BTC*)：最も短い *BTC* をもつターゲットが選択される基準。

元の論文 [10] では、親指と人差し指それぞれで実験を行い、式 2 におけるパラメータをそれぞれの指に対して算出を行っている。また 2 つの指のデータを統合して、汎用パラメータの算出も行っている。そして、それぞれの指のパラメータを用いた場合でも、汎用パラメータを用いた場合でも、ターゲットを予測する精度に影響を与えないことを示した ( $p \approx 1$ )。本稿では、汎用パラメータを *BTC/Gen*、人差し指のパラメータを *BTC/Idx* と呼び、それぞれのパラメータを用いた時のエラー率 *ER* への影響を調査した。また、*Bias* ごとにパラメータ (*BTC/Spc*) を算出した場合、予測精度が向上するか調査を行った。

## 7. 結果 2：Bayesian Touch Criterion

32,129 回のタップが記録された。タップ位置がターゲットの中心から 15 mm 以上離れている場合、外れ値として削除した [10]。外れ値の処理を行った結果、137 回 (0.43%) のタップが外れ値として検出された。外れ値の主な原因は、参加者の小指が誤って画面に接触したことであった。

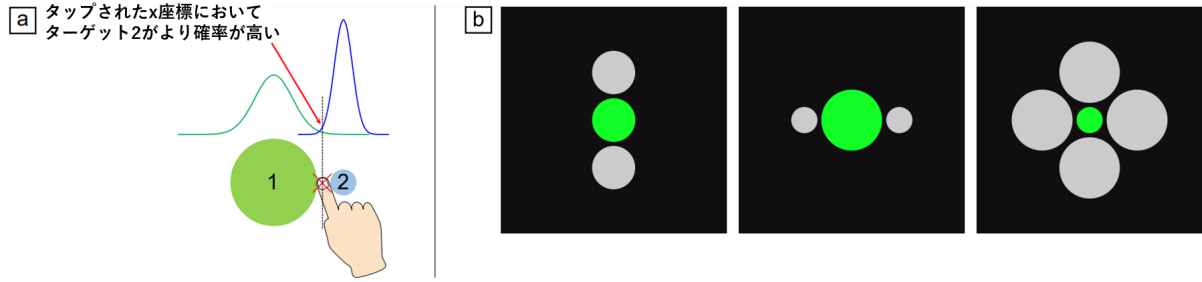


図 5: (a) 1次元に簡略化したBTCの仕組みの概要図。ターゲット1と2に対して、タップ座標は緑と青の曲線が示すように正規分布に従うと仮定する。タップ座標自体はターゲット1の境界に近いが、ターゲット2を選択したくてこの座標をタップした可能性の方が高いと推定され、ターゲット2が選択される。(b) 実験2で使用した3種類の障害物の配置。

### 7.1 操作時間 $MT$

前回の試行終了後から、次の試行における最初のタップまでの時間を操作時間  $MT$  とした。エラーを除いた場合の、各  $Bias$  における平均  $MT$  は、速さ重視 *Fast*: 566 ms, ニュートラル *Neutral*: 651 ms, 正確さ重視 *Accurate*: 764 ms であった。分散分析からバイアス  $Bias$  に主効果が見られ ( $F_{2,34} = 35.42, p < 0.001, \eta_p^2 = 0.68$ ), 多重比較では *Fast* と *Neutral* ( $p < 0.001$ ) 間, *Neutral* と *Accurate* ( $p < 0.01$ ) 間で有意差が見られた。

また、エラーを除かなかった場合でも同様の傾向が見られた。*Fast*, *Neutral*, *Accurate* の平均  $MT$  はそれぞれ、0.549 秒, 0.635 秒, 0.755 秒であった。分散分析から  $Bias$  に主効果が見られ, ( $F_{2,34} = 42.18, p < 0.001, \eta_p^2 = 0.71$ ), 多重比較では全ての  $Bias$  間で有意差 ( $p < 0.01$ ) が見られた。そのため、参加者は指示された  $Bias$  に対して、適切にタップ速度を変化させたと考えられる。

### 7.2 タップ位置のばらつきに対する回帰分析

$Bias$  ごとに式 2 のパラメータを算出した ( $BTC/SpC$ )。

$$Fast: \sigma_x^2 = 1.351 + 0.009001W^2 (R^2 = 0.9516),$$

$$\sigma_y^2 = 1.252 + 0.01200W^2 (R^2 = 0.9502)$$

$$Neutral: \sigma_x^2 = 0.8936 + 0.009057W^2 (R^2 = 0.9986),$$

$$\sigma_y^2 = 0.7990 + 0.01004W^2 (R^2 = 0.9999)$$

$$Accurate: \sigma_x^2 = 0.5672 + 0.01109W^2 (R^2 = 0.9978),$$

$$\sigma_y^2 = 0.5814 + 0.009249W^2 (R^2 = 0.9753)$$

データの数は各回帰において3つ ( $W = 3, 5, 7$  mm) とし、その他の独立変数はマージした。 $BTC/Gen$  と  $BTC/Idx$  は元の論文 [10] で示された値を用いた。

$$BTC/Gen: \sigma_x^2 = 1.680 + 0.0075W^2,$$

$$\sigma_y^2 = 1.329 + 0.0108W^2$$

$$BTC/Idx: \sigma_x^2 = 1.540 + 0.0075W^2,$$

$$\sigma_y^2 = 1.250 + 0.0104W^2$$

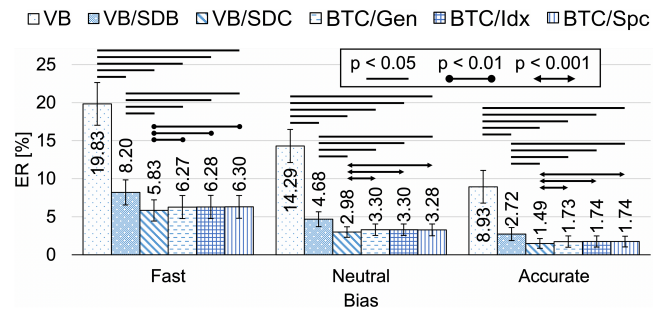


図 6:  $ER$  への  $Bias$  ごとの selection criterion の影響。

### 7.3 エラー率 $ER$

図 6 に  $Bias$  ごとのエラー率  $ER$  を示す。元の論文 [10] では、ベースライン  $VB$  の  $ER$  は 19.6% であり、本実験の *Neutral* の  $ER$  (14.29%) より高く、*Fast* の  $ER$  (19.83%) より少し低い。そのため、元の論文の実験において参加者は「できるだけ速く正確に」と指示されたものの、本実験における *Fast* に近い操作を行っていたと考えられる。分散分析から、 $ER$  は selection criteria ( $F_{5,85} = 305.3, p < 0.001, \eta_p^2 = 0.95$ ) と  $Bias$  ( $F_{2,34} = 52.86, p < 0.001, \eta_p^2 = 0.76$ ) で主効果が見られた。また、 $Bias$  ごとの  $ER$  は、*Fast*: 8.785%, *Neutral*: 5.304%, *Accurate*: 3.061% であり、多重比較では、全ての  $Bias$  間で有意差 ( $p < 0.001$ ) が見られた。7.1 の結果に加え、参加者は指示された  $Bias$  に対して、適切に速さと正確さのバイアスを変化させたと考えられる。selection criteria  $\times$   $Bias$  で交互作用が見られた ( $F_{10,170} = 45.82, p < 0.001, \eta_p^2 = 0.73$  (図 6))。多重比較の結果、次のことが示された。

- $VB/SDC$  が、全ての  $Bias$  で最も低い  $ER$  を示した。多重比較にて  $VB/SDC$  と他の selection criteria 間で、少なくとも  $p < 0.05$  で有意差が見られた。
- $BTC/Gen$ ,  $BTC/Idx$ ,  $BTC/SpC$  間で有意差は見られなかった。これは、元の論文 [10] の結果「指ごとのパラメータを用いた場合でも、汎用パラメータを用いた場合でもターゲットを予測する精度に影響を与えない」を支持する。また  $BTC/SpC$  を用いても、ターゲットを予測する精度が向上しないことがわかった。

## 7.4 議論 2 : Bayesian Touch Criterion

実験 2 における仮説は (1) 元の論文 [10] から, *Neutral* では *BTC* が最も正確にターゲットを予測する (最も低い *ER* を示す) (2) *Bias* が *Accurate* の場合, *ER* が極めて低くなり, 他の selection criteria と *ER* に統計的な有意差が示されなくなる, の 2 つであった. しかし, 全ての *Bias* で *VB/SDC* を用いることが望ましいことが示された. また, *BTC/Gen*, *BTC/Idx*, *BTC/Spc* 間で有意差が見られなかったことから, 式 2 のパラメータによる影響は小さく, *ER* の差は 0.03% 以内に収まることが観察された.

分散分析による統計的有意性の検定では, 先行研究とは逆の結論が得られる可能性が常にある. また, 元の論文 [10] とは実験装置や参加者が異なることも影響している可能性がある. もし実験 2 を元の論文と同様に *Neutral* のみで行った場合, 参加者が意図せず速さや正確さに偏ったために, 元の論文の結果を再現できなかったと考えることも可能である. しかし, 今回は 3 種類の *Bias* で実験したことにより, *VB/SDC* が偶然に最も正確な予測を行ったという懸念は (1 種類の *Bias* のみで再現実験した場合と比較して) より強く否定すべきである. このように, *Bias* を実験条件に設定することは, 単一のバイアスでの再現実験よりも, 正確な議論が可能であると考えられる.

## 8. 総合的な議論

### 8.1 主観的なバイアスを変化させる実験手法

すべての *Bias* において, Bubble Cursor は操作時間とエラー率のどちらも低減可能であることがわかったが, *BTC* の *VB/SDC* に対する優位性は確認できなかった. 著者らの仮説は, Bubble Cursor と *BTC* は *Neutral* では元の研究通り有意に優れているが, 他の *Bias*, 特に *Accurate* ではエラー率が低すぎるため効果が減少するというものであった. しかし, この仮説は最終的に両実験で否定された.

実験 1 の結果から, 研究者がポインティング手法を提案して評価する場合, 参加者が速さや正確さに偏っても, その手法が操作時間やエラー率の低減に有効であると主張できることが示された. このように, タスク難易度を幅広く確保するといった先行研究 [1] で検討されている要因に加え, 主観的なバイアスを変化させることも, 新しい手法の有効性を検証する際に有効な方法であり, 結論の一般化可能性を向上させると考えられる.

実験 2 では, *BTC* の予測精度はすべての *Bias* で *VB/SDC* を下回った. 元の論文でのエラー率 (19.6%) と比較して, *Neutral* は低くなり (14.29%), *Fast* は高くなった (19.83%). このように, 3 つの *Bias* を用いることで, エラー率が元の論文で観察された値をカバーできた. もし, *Neutral* だけで実験 2 を再現した場合, *BTC* が有効でないという結論は, 元の実験よりも参加者が正確さに偏ったことが一因と考えることもできる. しかし, 3 つの

*Bias* で実験を行うことで, その懸念を払拭できた.

速さと正確さのバイアスを変化させる実験はポインティング研究において先行事例があるが [3, 22, 30], その目的はスループットの不変性を示すことであった. これに対して, 本稿では, 複数の主観的なバイアスを用いることで, ユーザが意図せず持つ速さと正確さのバイアス下でも一貫した効果を示すことや, 既存手法にこれまで指摘されなかった限界があることなどを追加で主張できることを実証した. バイアスを実験条件に追加する本手法は, 実験システムの追加開発が不要であり, 口頭による教示のもと, 複数のバイアス下で同じ実験を繰り返すだけで十分であるため, 研究者がユーザ実験に容易に導入することができる.

### 8.2 今後の研究への提言

スマートウォッチ上のターゲット選択 [29] や VR 環境での実験 [31] など, 新しいポインティング手法に関する比較研究でも, 主観的な速さと正確さのバイアスを変化させる方法は有効であると考えられる. また, エラー率はバイアスによって変化することから, エラー率予測モデル [32, 33] の一般化可能性の評価も可能であると考えられる.

実験 2 ではデバイスの違い (元の論文 [10] ではスマートフォン, 本稿ではタブレット) に着目していないが, これは従来手法の有効性を新しいデバイスで評価したものと解釈することもできる. 同様のアプローチは, 例えば, 3D 入力デバイス [34, 35] やアイトラッカー [36] を用いた Bubble Cursor の評価など, 広く行われている. また, 同一の参加者群が同じタスクを実行しても, デバイスによって速さと正確さのバランスが変化することも知られている [37, 38]. したがって, 既存手法が新しいデバイスにおいて単一のバイアスで有効でなかったとしても, その結果は必ずしもその手法が有効でないことを意味しない. 複数のバイアスで実験することで, この懸念は部分的に減少することが期待できる. これにより, 既存手法の適用範囲が限定的であるという新しい知見の一般化可能性を支持することができる.

## 9. 制約・展望

操作時間とエラー率はバイアスに有意な影響を受けることが確認されたが, より強い指示によって結果が変わる可能性がある. 例えば, 参加者が一切のエラーを回避する極めて正確な条件 [3] では, Bubble Cursor が操作時間やエラー率に及ぼす有意な効果は観察されないかもしれない. この仮説は, 実験 1 の結果から導かれる. 実験 1 のエラー率において,  $Bias \times Cursor \times W$  に交互作用がみられ, バイアスが正確さ寄りになり, かつターゲット幅が増加すると, Point Cursor と Bubble Cursor 間の差が消失した (図 4 (d)). このような傾向が, より正確さを求める指示でも成り立つとすれば, Bubble Cursor は, 特にユーザが注意深い場合に有効でないという結論になる可能性がある



る。これは今回の結論を否定することになる。一方で、「研究者が様々なバイアスを検証することで豊富な知見が得られ、より詳細に結論の一般化可能性についての議論が可能になる」という本稿の主要な考えを支持するものである。

本稿では先行研究と同様の実験タスクを使用している。これは、再現実験として妥当である。一方で、実験1の議論において  $W = 8$  pixels という極端に小さいターゲットを用いなければ結果が変わることを示唆している。 $W = 8$  pixels は広範囲のタスク難易度を確保するための条件であり、実用的な状況であるとは言えない。したがって、実験用の統制された条件ではなく、実際の GUI に近い状況におけるバイアスの影響を調査することは今後の課題である。

本稿の懸念点の1つは、各バイアスに対する参加者ごとの解釈である。実験では、口頭指示によって参加者のバイアスが適切に変化し、有意な差が得られることを確認したが、速さと正確さに対する金銭的な報酬やペナルティ [30, 39], エラーに対する時間的ペナルティ [5, 6] など、外部から定量的なバイアスを与えるアプローチも考えられる。複数の時間制限を設けて速さと正確さのバイアスを変化させる実験も行われている [4, 40]。また、主観的なバイアスと定量的なバイアスを比較することも今後の課題である。

本稿の実験では、Olafsdottir ら [23] が設定したような極端なバイアスを扱わなかったため、先行研究 [4, 5, 22] を参考に外れ値の除外を行った。しかし、バイアスによってクリック座標の分散は変化するため、バイアスごとに適した外れ値を設定するのが望ましいと考えられる。本稿では、複数の主観的なバイアスを実験条件に設定することが望ましいと提言したが、その分析における外れ値のガイドラインは示していないことが制約といえる。

本稿ではユーザ実験から有益な知見を得たい研究者の視点に立った。しかし、速さと正確さのバイアスを実験条件に加えることで実験時間が長くなるというデメリットがある。そのため、参加者の疲労度が高まり、パフォーマンスに影響を与える可能性がある。また、他に検証すべき独立変数がある場合、複数のバイアスを用いることの優先順位は低くなる可能性がある。したがって、複数のバイアスで実験を行うかは研究の主目的によって決めるべきである。また、「雑な操作でも精度が良いか」を調査するためにニュートラルと速さ重視の2つにするというように、バイアスの選定についても目的に沿って行うべきである。

## 10. 結論

本稿では、主観的な速さと正確さのバイアスを変化させ、既存のポインティング手法である Bubble Cursor と Bayesian Touch Criterion (BTC) の評価を行った。Bubble Cursor は、すべてのバイアス条件でベースライン手法と比較して操作時間とエラー率を減少させた。これは、元の論文と同様の結果であった。一方で、BTC は元の論文と

異なり、単純なターゲット予測手法を比較して一貫してパフォーマンスが低いという結果になった。複数のバイアス条件をテストすることで、単一の指示のみを用いるよりも新規手法の有効性をより詳細に議論できることを示した。この実験手法は、スループットの評価に使用されているが、新規ポインティング手法の評価や既存手法の再評価、新たなデバイスでの技術の適用を検証する研究者のユーザ実験を充実させ、一般化可能性を向上させることができる。

## 参考文献

- [1] Soukoreff, R. W. and MacKenzie, I. S.: Towards a standard for pointing device evaluation, perspectives on 27 years of Fitts' law research in HCI, *International Journal of Human-Computer Studies*, Vol. 61, No. 6, pp. 751–789, DOI: 10.1016/j.ijhcs.2004.09.001 (2004).
- [2] Kulikov, S., MacKenzie, I. S. and Stuerzlinger, W.: Measuring the Effective Parameters of Steering Motions, CHI EA '05, New York, NY, USA, ACM, pp. 1569–1572, DOI: 10.1145/1056808.1056968 (2005).
- [3] Zhai, S., Kong, J. and Ren, X.: Speed-accuracy trade-off in Fitts' law tasks: on the equivalency of actual and nominal pointing precision, *International Journal of Human-Computer Studies*, Vol. 61, No. 6, pp. 823–856, DOI: 10.1016/j.ijhcs.2004.09.007 (2004).
- [4] Wobbrock, J. O., Cutrell, E., Harada, S. and MacKenzie, I. S.: An Error Model for Pointing Based on Fitts' Law, CHI '08, New York, NY, USA, ACM, pp. 1613–1622, DOI: 10.1145/1357054.1357306 (2008).
- [5] Banovic, N., Grossman, T. and Fitzmaurice, G.: The Effect of Time-based Cost of Error in Target-directed Pointing Tasks, CHI '13, New York, NY, USA, ACM, pp. 1373–1382, DOI: 10.1145/2470654.2466181 (2013).
- [6] Yamanaka, S.: Effect of Gaps with Penal Distractors Imposing Time Penalty in Touch-pointing Tasks, MobileHCI '18, New York, NY, USA, ACM, , DOI: 10.1145/3229434.3229435 (2018).
- [7] Yamanaka, S., Yokota, K. and Komatsu, T.: Time-Penalty Impact on Effective Index of Difficulty and Throughputs in Pointing Tasks, *Human-Computer Interaction - INTERACT 2021*, Cham, Springer International Publishing, pp. 100–121 (2021).
- [8] Yamanaka, S., Shimono, H. and Miyashita, H.: Towards More Practical Spacing for Smartphone Touch GUI Objects Accompanied by Distractors, ISS '19, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, p. 157–169, DOI: 10.1145/3343055.3359698 (2019).
- [9] Grossman, T. and Balakrishnan, R.: The Bubble Cursor: Enhancing Target Acquisition by Dynamic Resizing of the Cursor's Activation Area, CHI '05, New York, NY, USA, ACM, pp. 281–290, DOI: 10.1145/1054972.1055012 (2005).
- [10] Bi, X. and Zhai, S.: Bayesian touch: a statistical criterion of target selection with finger touch, UIST '13, New York, NY, USA, ACM, pp. 51–60, DOI: 10.1145/2501988.2502058 (2013).
- [11] Fitts, P. M.: The information capacity of the human motor system in controlling the amplitude of movement, *Journal of Experimental Psychology*, Vol. 47, No. 6, pp. 381–391, DOI: 10.1037/h0055392 (1954).
- [12] MacKenzie, I. S.: Fitts' law as a research and design tool in human-computer interaction, *Human-*

*Computer Interaction*, Vol. 7, No. 1, pp. 91–139, DOI: 10.1207/s15327051hci0701.3 (1992).

- [13] Asano, T., Sharlin, E., Kitamura, Y., Takashima, K. and Kishino, F.: Predictive Interaction Using the Delphian Desktop, UIST '05, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, p. 133–141, DOI: 10.1145/1095034.1095058 (2005).
- [14] Kobayashi, M. and Igarashi, T.: Ninja Cursors: Using Multiple Cursors to Assist Target Acquisition on Large Screens, CHI '08, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, p. 949–958, DOI: 10.1145/1357054.1357201 (2008).
- [15] Kabbash, P. and Buxton, W. A. S.: The “Prince” Technique: Fitts’ Law and Selection Using Area Cursors, CHI '95, USA, ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co., p. 273–279, DOI: 10.1145/223904.223939 (1995).
- [16] Worden, A., Walker, N., Bharat, K. and Hudson, S.: Making Computers Easier for Older Adults to Use: Area Cursors and Sticky Icons, CHI '97, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, p. 266–271, DOI: 10.1145/258549.258724 (1997).
- [17] Au, O. K.-C., Su, X. and Lau, R. W.: LinearDragger: A Linear Selector for One-finger Target Acquisition, CHI '14, New York, NY, USA, ACM, pp. 2607–2616, DOI: 10.1145/2556288.2557096 (2014).
- [18] Vogel, D. and Baudisch, P.: Shift: A Technique for Operating Pen-based Interfaces Using Touch, CHI '07, New York, NY, USA, ACM, pp. 657–666, DOI: 10.1145/1240624.1240727 (2007).
- [19] Sharif, A., Pao, V., Reinecke, K. and Wobbrock, J. O.: The Reliability of Fitts’ Law as a Movement Model for People with and without Limited Fine Motor Function, ASSETS '20, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, pp. 1–15, DOI: 10.1145/3373625.3416999 (2020).
- [20] Yamanaka, S.: Test-Retest Reliability on Movement Times and Error Rates in Target Pointing, DIS '22, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, pp. 178–188, DOI: 10.1145/3532106.3533450 (2022).
- [21] Crossman, E. R.: The measurement of perceptual load in manual operations, PhD Thesis, University of Birmingham (1956).
- [22] MacKenzie, I. S. and Isokoski, P.: Fitts’ Throughput and the Speed-Accuracy Tradeoff, CHI '08, New York, NY, USA, ACM, pp. 1633–1636, DOI: 10.1145/1357054.1357308 (2008).
- [23] Olafsdottir, H. B., Guiard, Y., Rioul, O. and Perrault, S. T.: A New Test of Throughput Invariance in Fitts’ Law: Role of the Intercept and of Jensen’s Inequality, BCS-HCI '12, Swindon, GBR, BCS Learning & Development Ltd., p. 119–126 (2012).
- [24] Blanch, R. and Ortega, M.: Benchmarking Pointing Techniques with Distractors: Adding a Density Factor to Fitts’ Pointing Paradigm, CHI '11, New York, NY, USA, ACM, pp. 1629–1638, DOI: 10.1145/1978942.1979180 (2011).
- [25] Chapuis, O., Labrune, J.-B. and Pietriga, E.: DynaSpot: Speed-dependent Area Cursor, CHI '09, New York, NY, USA, ACM, pp. 1391–1400, DOI: 10.1145/1518701.1518911 (2009).
- [26] Komarov, S., Reinecke, K. and Gajos, K. Z.: Crowdsourcing Performance Evaluations of User Interfaces, CHI '13, New York, NY, USA, ACM, pp. 207–216, DOI: 10.1145/2470654.2470684 (2013).
- [27] ISO: ISO 9241-9. International standard: ergonomic requirements for office work with visual display terminals (VDTs)–Part 9: requirements for non-keyboard input devices, International Organization for Standardization (2000).
- [28] Gori, J., Rioul, O. and Guiard, Y.: Speed-Accuracy Tradeoff: A Formal Information-Theoretic Transmission Scheme (FITTS), *ACM Trans. Comput.-Hum. Interact.*, Vol. 25, No. 5, DOI: 10.1145/3231595 (2018).
- [29] Zhu, S., Kim, Y., Zheng, J., Luo, J. Y., Qin, R., Wang, L., Fan, X., Tian, F. and Bi, X.: *Using Bayes’ Theorem for Command Input: Principle, Models, and Applications*, p. 1–15, available from <https://doi.org/10.1145/3313831.3376771>, Association for Computing Machinery (2020).
- [30] Fitts, P. M. and Radford, B. K.: Information capacity of discrete motor responses under different cognitive sets., *Journal of experimental psychology*, Vol. 71, No. 4, pp. 475–482 (1966).
- [31] Batmaz, A. U., Barrera Machuca, M. D., Sun, J. and Stuerzlinger, W.: The Effect of the Vergence-Accommodation Conflict on Virtual Hand Pointing in Immersive Displays, CHI '22, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, pp. 1–15, DOI: 10.1145/3491102.3502067 (2022).
- [32] Bi, X. and Zhai, S.: Predicting Finger-Touch Accuracy Based on the Dual Gaussian Distribution Model, UIST '16, New York, NY, USA, ACM, pp. 313–319, DOI: 10.1145/2984511.2984546 (2016).
- [33] Park, E. and Lee, B.: *An Intermittent Click Planning Model*, p. 1–13, available from <https://doi.org/10.1145/3313831.3376725>, Association for Computing Machinery (2020).
- [34] Lu, Y., Yu, C. and Shi, Y.: Investigating Bubble Mechanism for Ray-Casting to Improve 3D Target Acquisition in Virtual Reality, USA, IEEE, pp. 35–43, DOI: 10.1109/VR46266.2020.00021 (2020).
- [35] Vanacken, L., Grossman, T. and Coninx, K.: Exploring the Effects of Environment Density and Target Visibility on Object Selection in 3D Virtual Environments, USA, IEEE, , DOI: 10.1109/3DUI.2007.340783 (2007).
- [36] Choi, M., Sakamoto, D. and Ono, T.: Bubble Gaze Cursor + Bubble Gaze Lens: Applying Area Cursor Technique to Eye-Gaze Interface, ETRA '20 Full Papers, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, , DOI: 10.1145/3379155.3391322 (2020).
- [37] Card, S. K., English, W. K. and Burr, B. J.: Evaluation of Mouse, Rate-Controlled Isometric Joystick, Step Keys, and Text Keys for Text Selection on a CRT, *Ergonomics*, Vol. 21, No. 8, pp. 601–613, DOI: 10.1080/00140137808931762 (1978).
- [38] Rajanna, V. and Hammond, T.: A Fitts’ Law Evaluation of Gaze Input on Large Displays Compared to Touch and Mouse Inputs, COGAIN '18, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, , DOI: 10.1145/3206343.3206348 (2018).
- [39] Dean, M., Wu, S.-W. and Maloney, L. T.: Trading off speed and accuracy in rapid, goal-directed movements, *Journal of Vision*, Vol. 7, No. 5, pp. 10–10, DOI: 10.1167/7.5.10 (2007).
- [40] Zhou, X., Cao, X. and Ren, X.: Speed-Accuracy Tradeoff in Trajectory-Based Tasks with Temporal Constraint, *Human-Computer Interaction – INTERACT 2009*, Berlin, Heidelberg, Springer Berlin Heidelberg, pp. 906–919 (2009).