

表示タイミングが不明なテンポラルポインティングにおけるエラー率モデル

清水 美玖¹ 島田 雄輝¹ 薄羽 大樹¹ 宮下 芳明¹

概要: テンポラルポインティングとは、限られた時間内でターゲットを選択する操作のことである。ターゲットの表示タイミングを予測できる場合のエラー率は、すでにモデル化されている。本稿では、表示タイミングを予測できない場合のエラー率を調査した。先行研究のモデルは観測されたエラー率には適合しなかった。また、実験で得られた傾向からモデルを提案し、提案モデルの適合度と赤池情報量基準を算出、交差検証したところ、高精度にエラー率を予測できた。また、本研究の提案モデルをゲームのクイックタイムイベントに活用する方法について議論した。

1. はじめに

モバイルゲーム「Flappy Bird [1]」は、横スクロールするキャラクターをジャンプさせ、障害物を避けるゲームである。キャラクターが障害物の少し手前にきたときにジャンプボタンを押せば障害物を避けられ、避けられるタイミングの少し前や後にジャンプボタンを押した場合には、キャラクターが障害物に当たってしまう。このような、限られた時間内にボタン押下などを行い、そのタイミングによって成否が変わる操作を「テンポラルポインティング [2]」と呼ぶ。このとき、キャラクターと障害物の空間的な関係はターゲットと定義できる [2]。Flappy Bird では、障害物がスクロールによって徐々に現れるため、ユーザは操作すべきタイミングを予測できる。つまり、Flappy Bird のようなゲームは、「ターゲットの表示タイミングを予測できるテンポラルポインティング」である。このようなテンポラルポインティングのエラー率はすでにモデル化されている [2-4]。

一方、オープンシナリオ・アドベンチャーゲーム「Detroit: Become Human」では、クイックタイムイベントと呼ばれる反射神経を求められるイベントがある (図 1^{*1})。クイックタイムイベントでは、ゲームをプレイ中、突然特定のボタンを入力することを要求され、操作を一定時間内に行わなければならない。つまり、クイックタイムイベントとは「ターゲットの表示タイミングを予測できないテンポラルポインティング」といえる。先行研究では、表示タイミン

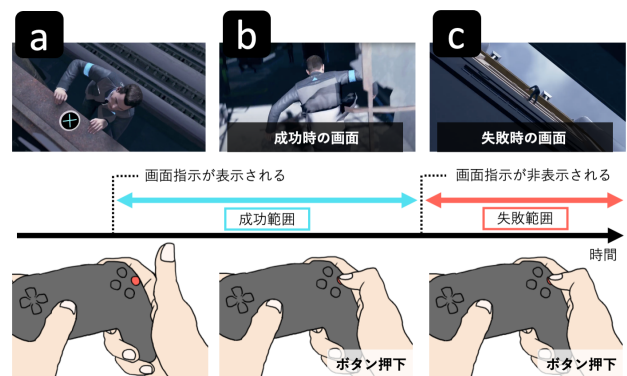


図 1 Detroit: Become Human におけるクイックタイムイベント。(a) 画面指示が表示されたら、(b) 画面指示が表示されている一定時間内にボタンを押すと成功し、(c) 画面指示が非表示されてからボタンを押すと失敗する。

グが予測できる状況でしか実験を行っておらず、また、従来のモデルが表示タイミングを予測できない状況にも適用できるかは未知である。

本研究では、表示タイミングが不明なテンポラルポインティングタスクの実験を行い、従来のエラー率モデルが適さないことを示し、観測値をもとにエラー率モデルを構築した。提案モデルは、ターゲットが表示されている時間の長さからターゲットが次に表示されるまでの時間の長さから、エラー率を予測できる。

2. 関連研究

2.1 テンポラルポインティングにおけるエラー率モデル

Byngjoo らは、ターゲットの表示タイミングが予測できるテンポラルポインティングにおいて、反応時間の分布

¹ 明治大学

^{*1} © 2018 Sony Interactive Entertainment Europe. Detroit: Become Human™ “Detroit: Become Human” is a trademark of Sony Interactive Entertainment LLC. Developed by Quantic Dream.

が正規分布に従うとし、エラー率モデル (式 1) を提案した [2].

$$ER = 1 - \frac{1}{2} \left[\operatorname{erf} \left(\frac{1 - c_\mu}{c_\sigma 2^{(ID_t + 0.5)}} \right) + \operatorname{erf} \left(\frac{c_\mu}{c_\sigma 2^{(ID_t + 0.5)}} \right) \right] \quad (1)$$

erf は正規分布を積分する際に用いられる誤差関数 (式 2) である.

$$\operatorname{erf}(x) = \frac{2}{\pi} \int_0^x e^{-t^2} dt \quad (2)$$

また, ID_t は式 3 で表される.

$$ID_t = \log_2(D_t/W_t) \quad (3)$$

ID_t はタスクの難易度を表し, W_t はターゲットが表示される時間, D_t はターゲットが次に表示されるまでの時間を表す. c_μ は横軸を W_t , 縦軸を反応時間の平均 μ として線形回帰したときの傾きの値, c_σ は横軸を D_t , 縦軸を反応時間の標準偏差 σ として線形回帰したときの傾きの値である. c_μ , c_σ をフリーパラメータとしてモデルの適合度を検証したところ, モデルは高精度にエラー率を予測できた. Flappy Bird のような現実に近いアプリケーションにおいても, モデルはエラー率を予測できた.

また, Byngjoo らは, ターゲットが動く場合のテンポラルポインティングのモデル化を行った [3]. この研究の実験タスクでは, 移動するターゲットが特定の領域にあるときにボタンを入力すると成功として扱われた. 提案モデルを Flappy Bird や Cake Tower に適用したところ, 従来モデル (式 1) に比べてより良い適合度を示した.

2.2 反応時間の研究

Card らは, モデルヒューマンプロセッサによって人間の認知をモデル化した [5]. モデルヒューマンプロセッサによれば, 知覚 (知覚プロセッサ) に平均 100 ms, 記憶の照会・情報の処理 (認知プロセッサ) に平均 70 ms, 知覚した視覚情報をもとにした行動 (運動プロセッサ) に平均 70 ms かかる.

単純反応時間 (すなわち, ターゲットの表示タイミングが予測できない場合の反応時間) は正規分布ではなく, ex-Gaussian 分布に従うとされることが多い [6-8]. 単純反応時間を計測する実験では, 予告刺激を提示し, 数秒程度の先行期間 (FP) 後, 刺激を提示する. このとき, FP の長さが常に一定の場合, 刺激のタイミングを予測できてしまうため, FP をランダムに変動させる必要がある. FP が変動する場合, FP が長くなるほど反応時間が短くなる [9]. 例えば, 陸上競技の「よーい, どん」の合図において, 「よーい」と「どん」の間 (FP) が長いほど, 反応時間が短くなる [10].

焦りによって知覚する前に動作することは焦燥反応と呼ばれる. Luce によれば, 視覚刺激に対する単純反応時間の値はおおよそ 100 ms になると示した [6]. このことから, 100 ms 以下の反応は焦燥反応であるといえる.



図 2 実験システム画面. (左) ターゲット表示前, (右) ターゲット表示後, ポインティング成功時.

3. 実験

3.1 参加者

参加者は 21-23 歳の大学生 12 人であった. その内男性が 10 人, 女性が 2 人であった.

3.2 タスク

まず, 黒い画面が表示され (図 2 左), エンターキーを押すと試行が開始し, 一定時間 (後述する D_t) 経過した後, 白い円 (ターゲット) が表示された. そして, さらに一定時間 (後述する W_t) 経つとターゲットが非表示になった. ターゲットが表示されている間にスペースキーを押すとその試行は成功 (図 2 右), 非表示後に押すと失敗 (エラー) として扱われた. このとき, ターゲットが表示されてからスペースキーを押すまでの時間を反応時間として計測した. また, ターゲットが表示される前にスペースキーを押した場合 (アンダーシュート) は, ターゲットを表示せず, その試行をやり直させた. アンダーシュートの場合, 参加者が表示タイミングを予測して行動したと考えられるため, その試行はエラーとしては扱わず分析対象から除外した. 参加者には, 「ターゲットが表示されている時間内であればいつスペースキーを押しても構わないので, なるべく成功するようにタスクを行うこと」を指示した.

3.3 デザインと手順

ターゲットが表示される時間 (W_t), ターゲットが表示されるまでの時間 (D_t) は次のとおりであった.

- W_t : 250, 275, 290, 325 ms
- D_t : 800, 1000, 1200, 1400 ms

Card らのモデルヒューマンプロセッサ [5] によれば, 本研究のタスクの場合, おおよそ 240 ms (= 100 (ターゲットを見る; 知覚プロセッサ) + 70 (キーを押すことを決定; 認知プロセッサ) + 70 (キーを押す; 運動プロセッサ)) がかかることが予測される. したがって, W_t の値は, 240 ms より長い値を選定した. また, D_t の値は, 先行研究 [2] を参考に選定した.

参加者は, 各 W_t で練習 15 試行と本番 140 試行 ($4D_t \times 35$ 試行) の合計 155 試行を行った. 練習時の D_t は 600-1600 ms からランダムに提示された. W_t の順序は, ラテン方格法によって決定され, 本番時の D_t の提示順序はランダム

であった。参加者には「練習と本番の D_t は、試行ごとにランダムであるため、ターゲットが表示されるタイミングは予測できない」と伝えた。実験時間は説明を含めて1人あたり30分程度であった。また、本番では70試行終了後に3分間の休憩を設けた。

4. 結果

本番 35 試行 \times $4W_t \times 4D_t \times 12$ 人 = 6,720 試行のデータが得られた。プログラムのミスにより2試行が損失した。アンダーシュートによるやり直しは274試行であった。2.47% (166 試行) が外れ値^{*2}として除外され、6,552 試行を分析した。

4.1 ターゲットが表示されるまでの時間 D_t 、ターゲットが表示される時間 W_t ごとのエラー率 ER

IBM SPSS を用いて、 D_t と W_t を独立変数、エラー率 ER を従属変数として分散分析を行った。多重比較には Bonferroni 法を用い、以降の図中の***, **, * はそれぞれ $p < 0.001$, $p < 0.01$, $p < 0.05$ を表す。グラフのエラーバーは標準誤差を示す。

D_t ($F_{3,33} = 65.3$, $p < 0.001$, $\eta_p^2 = 0.856$), W_t ($F_{3,33} = 52.0$, $p < 0.001$, $\eta_p^2 = 0.825$) において主効果が見られた。また、 $D_t \times W_t$ において交互作用が見られた ($F_{9,99} = 6.02$, $p < 0.001$, $\eta_p^2 = 0.354$)。 ER は D_t が増加するほど、また、 W_t が増加するほど、減少する傾向が見られた (図 3, 4)。

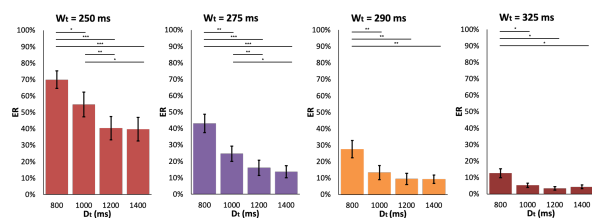


図 3 W_t ごとの D_t に対する ER の影響。

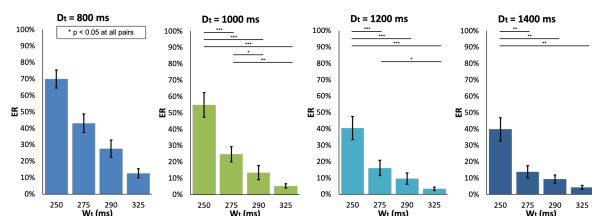


図 4 D_t ごとの W_t に対する ER の影響。

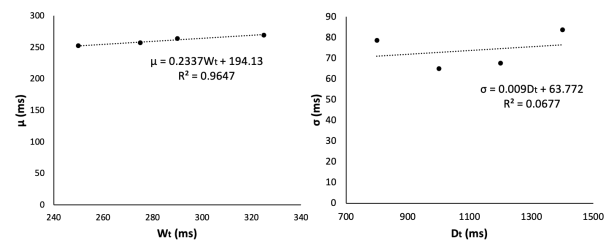


図 5 (左) W_t と反応時間の平均 μ の関係, (右) D_t と反応時間の標準偏差 σ の関係。

4.2 先行研究のエラー率モデル (式 1) に対するフィッティング

16 ($4W_t \times 4D_t$) 条件の分布に対して、正規分布に従っているという帰無仮説のもとに、1 標本コルモゴロフ・スミルノフ検定 ($\alpha = 0.05$) を行った。結果として、すべての分布において帰無仮説は棄却された。

W_t と反応時間の平均 μ の関係を図 5 左、 D_t と反応時間の標準偏差 σ の関係を図 5 右に示す。 W_t と μ には強い線形関係が見られたが ($R^2 = 0.965$), D_t と σ には線形関係が見られなかった ($R^2 = 0.0677$)。線形回帰の傾きから c_μ , c_σ を得て、予測したエラー率と観測したエラー率に対して回帰分析をしたところ、Adjusted $R^2 = -0.0658$ であった。また、 c_μ , c_σ をフリーパラメータとしてモデル適合度を検証したところ、Adjusted $R^2 = -0.167$ であった。つまり、先行研究のモデルは、ターゲットの表示タイミングを予測できない場合、適切にエラー率を予測できなかった。

5. 考察

先行研究 [2] では、反応時間が正規分布に従うことが仮定される。一方で、本研究では、反応時間は正規分布に従わなかった。これは、先行研究 [6–8,11] で述べられるように、ターゲットの表示タイミングが予測できない場合の反応時間は正規分布に従わず、ex-Gaussian 分布などに従うからだと考えられる。

また、本研究で観測されたエラー率は、 W_t が増加するほど減少しており (図 4), 反応時間の平均 μ は、 W_t が増加するほど増加していた (図 5 左)。この傾向は先行研究 [2] と一致した。これは、 W_t が長いほど素早く反応する必要がなく、また、タスクの難易度が減少するからだと考えられる。一方で、本研究では D_t が増加するほどエラー率が減少したが (図 3), この傾向は先行研究とは逆であった^{*3}。本研究の実験タスクでは、ターゲットの表示タイミングが予測できず、単純反応時間の研究 [9,10] と同様に、 D_t (すなわち、先行期間 FP) が増加するほど反応時間が短くなり、成功しやすくなるためだと考えられる。これらの理由から、先行研究のモデル [2] は、表示タイミングが不明な

*2 反応時間が 100 ms 以下であった場合、その試行は焦燥反応と考えられるため [6], 外れ値として除外した。さらに、各 W_t において、 $3W_t$ 以上の反応時間であった試行は、本実験の反応時間としては遅すぎると考えられるため、これも除外した。

*3 先行研究 [2] のモデル (式 1) では、 D_t が増加するほど ID_t (式 3) が増加し、エラー率が増加する。

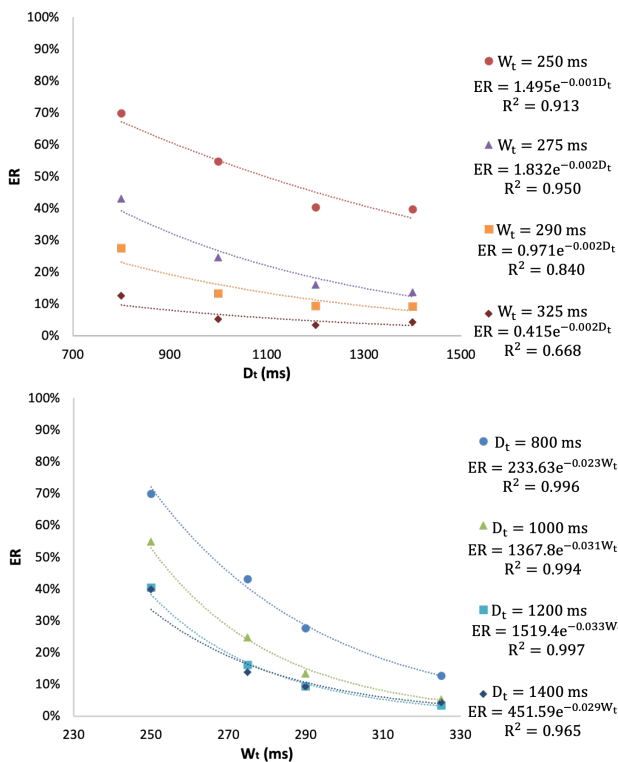


図 6 (上) W_t ごとの D_t に対する ER の指数関数近似, (下) D_t ごとの W_t に対する ER の指数関数近似.

テンポラルポインティングのエラー率を予測できなかったと考えられる。

6. モデル構築

表示タイミングが不明なテンポラルポインティングにおいて、先行研究のエラー率モデルは適切に予測できないことがわかったため、新たにエラー率モデルを提案する。

まず、各条件 ($W_t \times D_t$) において、線形近似、指数関数近似を行った。指数関数近似では、ほぼすべての条件において高い適合度を示していた ($R^2 > 0.9$, 図 6)。この結果より、指数関数近似をもとにエラー率モデルを構築する。 W_t をもとにした指数関数近似を Model 1, D_t をもとにした式を Model 3 とし、それらに切片を加えた式をそれぞれ Model 2, Model 4 とした (表 1)。さらに、Model 1 と Model 3 を足した式を Model 5, Model 2 と Model 4 を足した式を Model 6 とした (表 1)。 ER は W_t と D_t に依存しており、双方の指数関数近似の式を足すことでより高精度にエラー率を予測できると考えた。

Model 1-6 の推定パラメータ, Adjusted R^2 , 赤池情報基準 AIC を表 1 に示す。Model 5 (Adjusted $R^2 = 0.948$), Model 6 (Adjusted $R^2 = 0.950$) は高い適合度を示した。また、Model 5 は $AIC = -27.2$, Model 6 は $AIC = -27.6$ であり、 AIC の差の優劣はなかった [12]。つまり、Model 5, 6 が候補モデルの中で最も良いモデルであると考えられる。

モデルの一般性を検証するために、Model 5, 6 において交差検証を行った。12 人の参加者のうち、ランダムに

選出した 6 人のデータから推定したパラメータを用いた予測値と、残りの 6 人のデータから得られた観測値の平均絶対誤差 MAE を算出した。100 回の繰り返しによって、Model 5 では平均 $MAE = 6.72\%$ ($SD = 2.47\%$), Model 6 では平均 $MAE = 6.81\%$ ($SD = 2.39\%$) を得た。よって、Model 5 と Model 6 の平均 MAE は同程度であった。一般的には、フリーパラメータの数が増加するほど、オーバーフィッティング (実験で得られたデータに過剰に適合してしまうこと) を起こしやすい考えられる。したがって、Model 5 は Model 6 よりもフリーパラメータが少ないため、本研究では Model 5 が最も良いモデルであると結論づける。

7. ゲームデザインへの活用

クイックタイムイベントのようなタスクは、ゲームデザイナーの主観に基づいてパラメータを設定されることがほとんどである。提案モデルを用いることで、ゲームデザイナーが望むエラー率に基づいた D_t と W_t を設定でき、主観的な感覚に依存せずにゲームの難易度調整ができる。例えば、Detroit: Become Human のクイックタイムイベントにおいて、 $D_t = 1000$ ms, $W_t = 240$ ms のアニメーションがあり、 W_t を変えることで難易度を調整したいとする。今回の実験で得られたパラメータを用いると、提案モデルによれば、 W_t を 240 ms から 320 ms まで変化させると、エラー率が約 75% から約 10% まで変わることがわかる (図 7)。

また、ユーザがゲームをプレイしている最中に難易度を調整することも可能である。例えば、 $D_t = 1200$ ms, $W_t = 290$ ms と定められたクイックタイムイベントにおいて、ゲームの読み込みに遅延が生じ、 D_t が 200 ms 経過してゲームが途中停止したとする。通常は、 D_t の途中から再開し、 W_t の長さだけターゲットが表示される。しかし、200 ms 経過した途中から再開すると、 D_t が 1200 ms から 1000 ms に変化し、提案モデルによれば、エラー率は約 10% から約 15% に増加する (図 8)。途中停止した場合には、ユーザは不本意に難易度が上昇したと感ずる可能性がある。提案モデルを用いれば、 D_t が 1200 ms から 1000 ms に変化した場合、 W_t を 290 ms から 320 ms にすることでエラー率を約 10% に保てる (図 7)。

8. 制約・展望

8.1 ターゲットの表示方法による影響

どうぶつの森の釣りでは、魚が食いつくと浮きが沈み、浮きが沈んでいる間に操作を行えば、魚を釣れる (図 9*)。しかし、魚は浮きを複数回つついてから食いつくため、最終的に食いつくタイミングは予測できない。つまり、表示

*4 © 2020 Nintendo. Nintendo Switch™ 専用ソフト “あつまれ どうぶつの森”。

表 1 提案エラー率モデルにおける推定パラメータ, モデル適合度, および赤池情報基準 (AIC).

Model	Equation	a	b	c	d	f	Adjusted R^2	AIC
1	$ER = a \times e^{W_t \times b}$	870	-0.0297				0.749	-11.4
2	$ER = a \times e^{W_t \times b} + c$	1590	-0.0323	0.0188			0.730	-9.4
3	$ER = a \times e^{D_t \times b}$	1.35	-0.00162				0.127	3.58
4	$ER = a \times e^{D_t \times b} + c$	11.1	-0.00483	0.152			0.0736	5.41
5	$ER = a \times e^{W_t \times b} + c \times e^{D_t \times d}$	13400	-0.0412	41.4	-0.00663		0.948	-27.2
6	$ER = a \times e^{W_t \times b} + c \times e^{D_t \times d} + f$	1590	-0.0323	11.1	-0.00483	-0.0731	0.950	-27.6

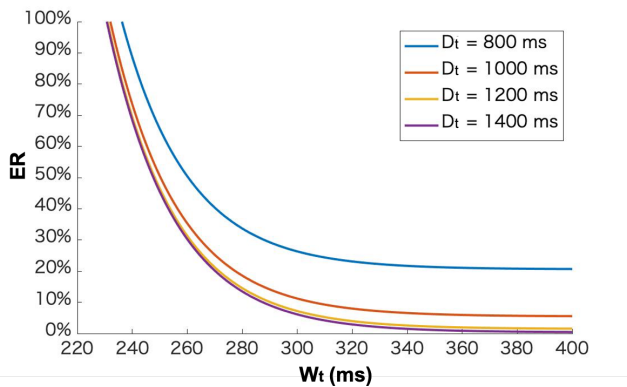


図 7 提案モデルによって予測されたエラー率に対する $D_t \times W_t$ の影響.

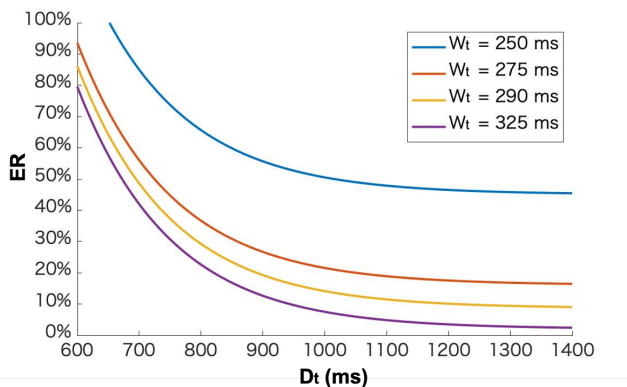


図 8 提案モデルによって予測されたエラー率に対する $W_t \times D_t$ の影響.

タイミングが不明なテンポラルポインティングにおいて、ターゲットが動いている状況であるといえる。動くターゲットにおける表示タイミングが予測できるテンポラルポインティングのエラー率については、式 1 を拡張してすでにモデル化されている [3]。そのため、本研究の提案モデルも同様に拡張でき、上述のような状況におけるエラー率も予測可能になると考えられる。

また、本研究では黒い画面に白い円（ターゲット）が表示される実験システムを用いたが、ターゲットの見た目がエラー率に影響を及ぼす可能性がある。Piéron's Law によれば画面の輝度が上がるほど反応時間が減少する [13, 14]。したがって、画面に対するターゲットの輝度やコントラストに応じてエラー率が変化する可能性があるが、 D_t , W_t

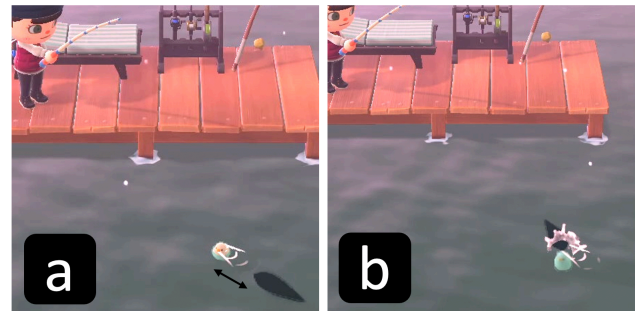


図 9 あつまれどうぶつの森における釣り。(a) 魚の目の前に浮きを垂らすと、魚が浮きをつつく。(b) 魚が食いついて浮きが沈んでいる間に操作を行えば、魚を釣れる。

に対するエラー率の傾向は変わらないと考えられるため、モデルの適合には大きく影響しないだろう。

8.2 入力方法による影響

先行研究 [2] では、5 種類の入力方法においてモデルの適合を検証した。本研究では、キー押下のみを調べたが、ゲームにはキー押下以外にも様々な入力方法が用いられるため、他の入力方法においても調べる必要があるだろう。一方、先行研究では入力方法が変化してもエラー率モデルの適合には大きく影響しなかったため、本研究も影響しないと考えられる。

また、本研究の実験でタスクでは、1 つのキーだけが選択肢であったが、クイックタイムイベントでは、複数のボタンのうち、表示されたボタンを限られた時間内に押す必要がある。この場合、複数のボタンから表示されたボタンを選ぶまでの探索時間が反応時間に加算されると考えられる。探索時間を ET とすると、 W_t が ET だけ短くなると考えられる。したがって、このような状況下では、Model 5 は式 4 に修正される。

$$ER = a \times e^{(W_t - ET) \times b} + c \times e^{D_t \times d} \quad (4)$$

8.3 反応時間分布からのモデル化

本研究のモデルは、エラー率が指数関数で示せるという仮説をもとに構築された。先行研究では、反応時間の分布からモデルを行っており [2]、本研究においても、例えば、ex-Gaussian 分布からモデル化ができればより良い適合度を示す可能性がある。一方で、本研究では、赤池情報量基準や交差検証からモデルを検証しているところから、フ

リーパラメータの数などが理由で適合度が上昇しているとは考えづらい。そのため、ex-Gaussian 分布よりも本研究の提案モデルの方が真のモデルに近い可能性もあると考えている。

8.4 外れ値の処理

本研究では、 $3W_t$ 以上の反応時間を記録したデータは外れ値として除外した。また、下限は焦燥反応を根拠に 100 ms とした。外れ値を設定しない場合には、誤ってキーを押してしまった試行やキーを押し忘れてしまった試行がデータに入ってしまう。また、外れ値の上限を厳しくしてしまうと、少しでも反応が遅かった試行が外れ値になってしまう。外れ値の閾値によって反応時間の平均や分散は変化するため、当然、モデルの適合度も変化する。本研究のようなタスクにおける適切な外れ値については、今後も検証する必要があるだろう。一方で、本研究の外れ値は下限も上限も緩く、誤ってデータが除かれている可能性は低いと考えている。

9. 結論

本研究では、表示タイミングを予測できないテンポラルポインティングのエラー率を調査した。実験結果に対する先行研究のモデルの適合度を検証したところ、先行研究のモデルは適合しなかった。実験で得られたエラー率の傾向から複数のモデルを提案し、適合度と赤池情報量基準を算出、交差検証したところ、Model 5, 6 が高精度にエラー率を予測できることがわかった。これらから、フリーパラメータの少なさと予測精度の高さを最も両立している Model 5 が、最も良いモデルであると結論づけた。また、提案モデルは、ゲームデザインに活用することができると考えられる。

参考文献

- [1] Wikipedia: Flappy Bird, https://en.wikipedia.org/wiki/Flappy_Bird.
- [2] Lee, B. and Oulasvirta, A.: Modelling Error Rates in Temporal Pointing, *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '16, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, DOI: 10.1145/2858036.2858143 (2016).
- [3] Lee, B., Kim, S., Oulasvirta, A., Lee, J.-I. and Park, E.: Moving Target Selection: A Cue Integration Model, *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '18, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, DOI: 10.1145/3173574.3173804 (2018).
- [4] Lee, I., Kim, S. and Lee, B.: Geometrically Compensating Effect of End-to-End Latency in Moving-Target Selection Games, *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '19, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, DOI: 10.1145/3290605.3300790 (2019).
- [5] Card, S. K., Newell, A. and Moran, T. P.: *The Psy-*

- chology of Human-Computer Interaction*, L. Erlbaum Associates Inc. (1983).
- [6] Luce, R. D. et al.: *Response times: Their role in inferring elementary mental organization*, No. 8, Oxford University Press on Demand (1986).
- [7] Matzke, D. and Wagenmakers, E. J.: Psychological interpretation of the ex-Gaussian and shifted Wald parameters: A diffusion model analysis, *Psychonomic Bulletin & Review*, DOI: 10.3758/PBR.16.5.798 (2009).
- [8] Yves Lacouture, D. C.: How to use MATLAB to fit ex-Gaussian and other probability functions to a distribution of response times, *Tutorials in Quantitative Methods for Psychology*, Vol. 4, pp. 35–45 (2008).
- [9] Foley, P. J.: The foreperiod and simple reaction time, *Canadian Journal of Psychology/Revue canadienne de psychologie*, Vol. 13, No. 1, pp. 20–22 (1959).
- [10] Mitsuo Otsuka, T. K. and Isaka, T.: Timing of Gun Fire Influences Sprinters' Multiple Joint Reaction Times of Whole Body in Block Start, *Frontiers in Psychology*, DOI: 10.3389/fpsyg.2017.00810 (2017).
- [11] Lindeløv, J. K.: Reaction time distributions: an interactive overview, <https://lindelov.github.io/shiny-rt/>.
- [12] Strawderman, R.: Model Selection and Inference: A Practical Information-Theoretic Approach by Kenneth P. Burnham; David R. Anderson, *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 95 (2000).
- [13] Piéron, H.: *The Sensations: Their Functions, Processes, and Mechanisms (trans. MH Pirenne and BC Abbott)*, Yale University Press, CT (1952).
- [14] Stafford, T. and Webb, M.: Mind hacks: 実験で知る脳と心のシステム, O'Reilly Japan (2005).