

# 博士論文

反応が競合する場合の反応時間分布と  
誤りを表現するモデルとその解釈

三ヶ尻 陽一



## 論文要旨

本論文では、反応時間を分析することでヒューマンインタフェースからユーザビリティを低下させて誤りを増やす要因になる反応の競合を検出する方法を提案した。ストループ課題を用いた研究によって、反応の競合がある場合には平均反応時間が延びて誤りが増えることが知られており、反応の競合は自動的な処理と制御的な処理が競合するために起こると説明されている。しかし、反応時間分布は正規分布と見なせないほど歪んでいるため、平均反応時間を用いた分析や、生身の人間をコンピュータに擬えて説明することは必ずしも最適ではないと考えられる。そこで本研究では、コンピュータに代わるアナロジーを基礎において反応時間分布を表現できるモデルを構築し、反応時間分布と誤りの関係を導出した。そして、心理実験を行って得た反応時間を用いてこの関係を検証し、ヒューマンインタフェースから反応の競合を検出し得る指標を提案した。

第1章では研究の背景を記述し、目的を設定した。技術が発達した現在では、事故等の原因における人為的失敗の比率が増えている。一方、色を表す文字刺激が文字の意味する色と異なる色であった場合には反応の競合が起こり、反応時間が延びて誤りやすくなることや、反応の競合が起こる課題を行った実験参加者の認知機能や自己抑制能力が低下することが報告されている。そこで本研究の目的を、ヒューマンインタフェースから人為的失敗や能力低下の原因になる反応の競合を検出することに設定した。また、反応時間分布を適切に表現できるモデルをコンピュータメタファーに代わるようなアナロジーを基にして構築することと、このモデルをヒューマンインタフェース研究における人間モデルとして提案することを小目的に設定した。

第2章では心理学研究における反応時間の取り扱いについて記述した。反応時間は心理学研究において最も頻繁に取得されている指標の一つであり、平均反応時間を求めて分析されることが多い。しかし、反応時間分布は歪んでおり、平均値を用いることの問題点が指摘されている。反応時間を詳細に分析する方法の一つに拡散過程モデルがあり、このモデルは反応時間分布と誤りを表現できると言われているが、フィッティングに要するパラメータ数が多く、課題によってはパラメータ数を増やさなければならない。一方、反応時間分布に統計モデルの ex-Gaussian 分布を当てはめ、得られたパラメータで分析する場合も増えている。

第3章では反応時間を取得する実験を行い、ex-Gaussian 分布によるフィッティングを試み

た。ストループ課題とスイッチタスクを用いて取得した反応時間分布に対して ex-Gaussian 分布を当てはめたところ、実験によって得られた反応時間分布と推定されたパラメータを入力した ex-Gaussian 分布の間にしばしば有意な差が見られた。これらの結果から反応時間分布は ex-Gaussian 分布に従うわけではないことが示され、反応時間分布を適切に分析する方法は未確立であることが確認された。

第4章では適切なアナロジーとして複雑系の砂山モデルを採用し、拡張した砂山モデルの振る舞いと人の性質を対応付けた。人の脳は大多数の神経細胞から成り立っており、神経細胞は互いに影響を与え合って活動している。そして、たった一つの神経細胞の発火が、稀に大規模な神経活動を引き起こすことが知られており、この現象は神経雪崩と呼ばれている。神経雪崩のサイズと頻度の間には、自己組織化臨界現象の性質であるベキ乗則が見られるため、本研究において自己組織化臨界現象を再現できる砂山モデルの振る舞いをアナロジーとして採用した。

平方格子の砂山モデルで起こる雪崩を観測し、雪崩の間隔は指数分布、雪崩のサイズと持続時間はベキ分布に従うことを確認した。そこで、雪崩の間隔を想起に要する時間、雪崩のサイズは確信の強さ、雪崩の持続時間は想起された表象の持続時間と対応付けた。さらに、課題や個人による違いを表現するため、砂山モデルの状態を変えて振る舞いの変化を調べた。その結果、格子の数を変更しても砂山モデルの性質は変わらないが、格子の形状を変更した場合には、雪崩の間隔やサイズ等の振る舞いが変わることを確認した。具体的には、神経細胞の繋がりが疎な場合に当たる三角格子の場合、雪崩の間隔が短くなり、雪崩のサイズは大きく、持続時間が長くなる傾向がある一方で、神経細胞の繋がりが密な場合に当たる六角格子の場合、雪崩の間隔が長くなり、雪崩のサイズは小さく、持続時間が短くなることを確認した。

次に、コンピュータシミュレーションで確認されたモデルの性質が、心理学の先行研究と対応付けられるか確認した。反応時間が短かった試行の視覚誘発電位は、反応時間が長かった場合に比べて大きいことが知られているが、これは三角格子上の砂山モデルの性質を用いて説明することができた。つまり、三角格子における雪崩のサイズと持続時間は六角格子に比べて大きく、これは視覚誘発電位に対応させられ、三角格子における雪崩の間隔は短くなるが、これは反応時間が短くなることと対応させられる。このように反応時間と視覚誘発電位の関係は砂山モデルにおける繋がりの疎密によって説明できた。

神経雪崩は記憶の想起や情報の伝達に重要な役割を果たすことが示唆されているため、モデルの性質と記憶の性質の関連付けを試みた。モデルにおける雪崩の持続時間はベキ分布に従う。そのため、雪崩の持続時間が長い傾向にある三角格子の場合には、一つの格子が何度も雪崩を起こすことになる。そこで、Hebb 則を仮定することで、雪崩の持続時間を記

憶の強さと関連付けた。これにより、忘却しやすい記憶と忘却しづらい記憶を説明できる。本研究では、反応時間分布と誤りを分析するモデルを構築する上でこのモデルを基礎に据えることにした。

第5章では人の心理学的な性質を表現するために砂山モデルを Dual System 化することを提案した。これは、左右の脳半球が並列に配置されていることからヒントを得ているが処理過程が二つ並列にありさえすればよい。二つの処理過程がどのように協調や競合をするのかは自明でないが、並列処理による影響が心理学的現象として観測されているだろうと考えた。もし、反応時間分布の歪みが、並列した処理過程によるものだとすると、別の心理学的な現象にも同様の性質が現れると予測し調べたところ、注意の瞬きや見落としの回避という現象が見つかった。そこで、これらの現象における認知の失敗を、Dual System における照合時間と対応付け、二つの現象を同一モデルのパラメータ違いによって表現できることを確認した。

第6章では反応時間分布を表現するモデルを、拡張した砂山モデルを二重化することで構築し、反応時間分布の特徴と誤りの数の関係について導出した。そして、第3章で ex-Gaussian 分布によるフィッティングに失敗した反応時間分布に対して提案モデルによるフィッティングを行うことで提案モデルの優位性を確認した。次に、反応の競合がある場合とない場合について心理実験によって反応時間を取得し、モデルによる分析を行うことで反応時間分布の特徴を表すパラメータと誤りの数の関係について検証したところ、反応時間分布における分布部分の期待値が大きければ誤りが多いことが確認された。さらに反応時間分布を実験参加者ごとに調べることによって、個人差はあるものの反応の競合がある場合とない場合を分離できることを確認した。反応時間分布にモデルを当てはめることで、課題の中に反応の競合があるのかについて、また、誤りを増やす要因が含まれているのかについて調べることができるようになった。反応の競合は、ストループ課題の、色と意味の不一致のような分かりやすいものばかりではなく、広く捉えるならば、慣習とそぐわない情報に対しても起こると考えられ、提案方法を用いることでヒューマンインタフェースに潜んでいるこれらの競合を検出し、改善の機会を提供できるようになった。

第7章では研究の全体を俯瞰してまとめ、提案したモデルの長所と研究の限界や今後の展望について述べ、最後の第8章では第1章で掲げた各目的に対して応えた。一つ目の小目的であるコンピュータメタファーに代わるアナロジー対しては、第4章の砂山モデルと第5章の Dual System が対応する旨を記述した。記憶の性質をコンピュータメタファーで記述した場合と、砂山モデルで解釈した場合を比較し、Dual System というメタファーを通せば、注意の瞬きと見落としの回避を同一モデルで説明できる上に、全く別の現象だと考えられている反応時間に関する先行研究が適用できることを述べた。二つ目の小目的として挙げた

ヒューマンインタフェース研究における人間モデルの刷新に対しては、反応時間分布のモデルとして提案したモデルが対応することを述べた。このモデルは、主に時間を扱うモデルであるが、二つの砂山の性質について更なる知見を積み上げれば、ヒューマンインタフェース研究に対して有益な知見が導出できるようになると考えられる。最後に、主たる目的であった反応の競合が含まれるヒューマンインタフェースを検出する指標には、反応時間分布の分布部分の期待値が対応することを述べた。反応時間を取得すれば、この指標を用いることで反応の競合を検出できるようになった。

# 目次

論文要旨	3
第1章 研究の背景と目的	11
1.1 研究の背景	11
1.2 研究の目的	17
第2章 心理学における反応時間の取り扱い	19
2.1 反応時間の分析方法	19
2.1.1 平均反応時間	19
2.1.2 統計モデルによるフィッティング	21
2.1.3 拡散過程モデル	22
2.1.4 認知パフォーマンスの自己組織化	23
2.2 まとめ	24
第3章 予備実験 ex-Gaussian 分布は反応時間分布に適合するか	25
3.1 実験1 ストループ課題	25
3.1.1 方法	25
3.1.1.1 実験参加者	25
3.1.1.2 実験条件	25
3.1.1.3 分析方法	26
3.1.2 結果と考察	26
3.2 実験2 スイッチタスク	32
3.2.1 方法	32
3.2.1.1 実験参加者	32
3.2.1.2 実験条件	32
3.2.1.3 分析方法	33
3.2.2 結果と考察	33

3.3	まとめ . . . . .	39
<b>第4章</b>	<b>適切なアナロジー</b>	<b>41</b>
4.1	神経雪崩と砂山モデル . . . . .	42
4.1.1	砂山モデルのコンピュータシミュレーション . . . . .	43
4.1.1.1	方法 . . . . .	43
4.1.1.2	通常の砂山モデルのシミュレーション結果 . . . . .	43
4.1.1.2.1	雪崩の間隔 . . . . .	44
4.1.1.2.2	雪崩のサイズ . . . . .	45
4.1.1.2.3	雪崩の持続時間 . . . . .	46
4.1.2	砂山モデルの性質と記憶の性質の対応付け . . . . .	46
4.2	課題差や個人差を表現するもの . . . . .	47
4.2.1	砂山モデルの格子サイズ依存性 . . . . .	48
4.2.1.1	方法 . . . . .	48
4.2.1.2	結果 . . . . .	48
4.2.1.2.1	雪崩の間隔 . . . . .	49
4.2.1.2.2	雪崩のサイズ . . . . .	50
4.2.1.2.3	雪崩の持続時間 . . . . .	51
4.2.1.3	格子サイズ依存性のまとめ . . . . .	51
4.2.2	砂山モデルの格子形状依存性 . . . . .	52
4.2.2.1	方法 . . . . .	52
4.2.2.2	結果 . . . . .	54
4.2.2.2.1	雪崩の間隔 . . . . .	55
4.2.2.2.2	雪崩のサイズ . . . . .	56
4.2.2.2.3	雪崩の持続時間 . . . . .	57
4.2.2.3	格子形状依存性のまとめ . . . . .	57
4.2.3	まとめ 拡張した砂山モデルの振る舞いと記憶の性質 . . . . .	58
4.3	拡張した砂山モデルによる長期記憶と短期記憶とワーキングメモリの解釈 . . . . .	59
4.4	視覚誘発電位と拡張した砂山モデルの関係 . . . . .	60
4.5	忘却と砂山モデルの関係 . . . . .	60
4.6	適切なアナロジーのまとめ . . . . .	61
<b>第5章</b>	<b>Dual System</b>	<b>63</b>
5.1	注意の瞬きと見落としの回避という現象 . . . . .	63

5.2	注意の瞬きと見落としの回避を説明する先行研究 . . . . .	65
5.3	提案モデルの説明 . . . . .	66
5.4	数値計算実験 . . . . .	67
5.4.1	方法 . . . . .	67
5.4.2	結果 . . . . .	68
5.4.3	考察 注意の瞬きと見落としの回避の違い . . . . .	82
5.5	Dual System のまとめ . . . . .	85
<b>第 6 章</b>	<b>反応時間分布と誤りのモデルとその検証</b>	<b>87</b>
6.1	反応時間分布と誤りのモデル . . . . .	87
6.2	二重砂山モデルによる反応時間分布の関数 . . . . .	88
6.3	反応時間分布のフィッティング . . . . .	90
6.3.1	ストループ課題の反応時間分布フィッティング実験 . . . . .	90
6.3.1.1	方法 . . . . .	90
6.3.1.1.1	実験参加者 . . . . .	90
6.3.1.1.2	実験条件 . . . . .	90
6.3.1.1.3	分析方法 . . . . .	91
6.3.1.2	結果と考察 . . . . .	92
6.3.2	ex-Gaussian 分布と提案関数の比較-ストループ課題の場合- . . . . .	98
6.3.2.1	方法 . . . . .	98
6.3.2.2	結果と考察 . . . . .	99
6.3.3	スイッチタスク課題の反応時間分布フィッティング実験 . . . . .	100
6.3.3.1	方法 . . . . .	100
6.3.3.1.1	実験参加者 . . . . .	100
6.3.3.1.2	実験条件 . . . . .	100
6.3.3.1.3	分析方法 . . . . .	100
6.3.3.2	結果と考察 . . . . .	100
6.3.4	ex-Gaussian 分布と提案関数の比較-スイッチタスクの場合- . . . . .	107
6.3.4.1	方法 . . . . .	107
6.3.4.2	結果と考察 . . . . .	108
6.3.5	反応時間分布のフィッティングに関するまとめ . . . . .	108
6.4	反応の競合がある場合とない場合を比較するための実験 . . . . .	109
6.4.1	方法 . . . . .	109
6.4.1.1	実験参加者 . . . . .	109

---

6.4.1.2	実験条件 . . . . .	109
6.4.1.3	分析方法 . . . . .	110
6.4.2	結果 . . . . .	110
6.4.2.1	フィッティングできない反応時間分布 . . . . .	115
6.4.2.2	分布部分の期待値と誤りの関係 . . . . .	117
6.4.2.2.1	ストループ課題の場合 . . . . .	117
6.4.2.2.2	色と意味が一致した課題の場合 . . . . .	119
6.4.2.3	最小必要時間と分布部分の期待値の関係 . . . . .	121
6.4.2.3.1	ストループ課題の場合 . . . . .	121
6.4.2.3.2	色と意味が一致した課題の場合 . . . . .	123
6.4.2.4	反応の競合を検出する . . . . .	125
6.5	反応時間分布と誤りのモデルとその検証のまとめ . . . . .	129
第7章	総合考察	131
第8章	結論	137
	謝辞	141
	参考文献	143
	研究実績	149

## 第 1 章

# 研究の背景と目的

### 1.1 研究の背景

情報通信技術の発展は、様々な機械やシステムを生み出し、これらの機械やシステムを基盤として便利なサービスが数多く提供されている。身近な例を挙げてみると、固定電話機は無線技術の発展によって携帯電話機に代わり、家の外にいても電話をかけたり出たりできるようになった。フィルムカメラはデジタルカメラに代わり、撮影した画像をすぐに確認できるようになり、気に入らなければその場で消去し撮影し直すこともできる。分厚かったブラウン管のテレビは、液晶技術によって薄くなり、テレビ電波のデジタル化によって、携帯電話機でもテレビを視聴できるようにもなった。電車に乗るたびに券売機で払わなければならない運賃は、ICカードの中に蓄えておくことができるようになり、利用者は、このICカードをカードリーダーにかざすだけで電車やバスに乗れる上、コンビニ等で買い物もできるようになった。今現在では、携帯電話機やデジタルカメラ、場合によってはICカードの機能も、すべてスマートフォン等を実装され、我々の生活になくてはならないものになりつつある。大きなシステムに目を向けると、我々が普段意識せずに恩恵を受けているものとして、列車運行管理システムが挙げられる。このシステムでは、信号機や分岐器などの操作を中央集権的に行ったり、列車のダイヤが乱れたときに平常ダイヤに復旧させる計画を提供したり、利用者に対して運行情報などを迅速に伝えることができる。渋滞情報をリアルタイムに収集して配信するテレマティクスサービスは、震災によって多くの道が通行できなくなる中で、通れる道を可視化することができた。銀行のオンラインシステムは、銀行の業務自体を具現化しており、人手による事務仕事を軽減するだけでなく、利用者にとっての利便性も向上している。我々の生活は、これらのシステムやサービスに支えられており、機械との共生は避けては通れなくなっている。

技術の発達は、利便性の向上に資するだけでなく、機械やシステムの信頼性を向上させている。技術が未熟だった頃は、機械を構成している部品が破損したり、機械自体が故障したりするのが事故の主な原因であった。例えば、1954年にジェット機のコメットが空中分

解を起こした事故では、35名が死亡しているが、空中分解の原因は、特定部位の疲労破壊によるものと言われている。また、1974年にエルメノンビル森上空で起こったトルコ航空DC-10の空中分解事故では、乗員乗客346人が死亡しているが、この原因は、離陸後に貨物室のドアが外れたことに起因している。しかし、現在では、部品の強度が上がったり、機械の一部が壊れても、システムダウンに至らないような様々な仕組みが様々なシステムで採用されたりしている。例えば、Duplex systemでは、同じシステムを二つ用意し、通常は片方のシステムで処理を行い、もう片方が障害時に備えて待機している。そして、処理を行っているシステムに障害が発生すると、もう片方のシステムを稼働させることでシステムを復旧させる。それに対してDual Systemでは、同一のシステムを二つ用意し、常に同じ処理を行わせることで、仮に片方のシステムに障害が起きてももう片方のシステムが処理を継続できるようにシステムダウンに至らない。例を挙げればきりが無いが、様々な信頼性向上の仕組みを導入することで機械やシステム自体の故障によるシステムダウンの確率は大幅に下げられるようになった。これらの信頼性向上手法は、すでに様々なシステムで取り入れられている。

機械やシステムの信頼性が向上した結果、重大事故の原因として、人為的なミスが目立つようになってきた。人為的なミスが重大な結果を招いた例として、2013年にカナダで起きたラック・メガンテック鉄道事故が挙げられる。この事故は、原油を積んだ無人の貨物列車が暴走して脱線、そして爆発炎上した事故であり、33名が死亡し、17名の行方不明者を出した。事故の原因は、この事故が起こる前に発生した小規模な火災に対応した消防士が、引火を防止するために機関車のエンジンを止め、この内容を鉄道会社のエンジニアに伝えたものの、このエンジニアは機関車の専門家ではなかったため、エンジンを止めるとブレーキが解除されることなどを予見できずにその場を去ったことが原因であると言われている。日本で発生した人為的なミスが原因の重大事故としては、2001年に起きた日本航空機駿河湾上空ニアミス事故が挙げられる。この事故は、静岡県の駿河湾上空において、二機の日本航空機がニアミスを起こし、衝突回避のために急降下した便の乗員乗客のうち5名が重傷を負い、37名が軽傷を負った事故である。この事故の原因には、管制官が便名を取り間違えたり、直前に似た便名の便と通信を行っていたために言い間違えたりしたことが含まれている。この事故に関わった二人の管制官は後に在宅起訴され、業務上の注意義務を怠ったとして有罪判決を言い渡されている。例を挙げればきりが無いが、人命には関わらないまでも、日常の至る所で小さな人為的なミスが起こっていると考えられる。

その一方で、人為的な失敗を減らせるような分かりやすく使いやすいヒューマンインタフェースを追究する試みも行われている。例えば、Norman[1]は、ユーザー中心デザインのための7つの原則を上げている。

- 外界にある知識と頭の中にある知識の両者を利用する
- 作業の構造を単純化する
- 対象を目に見えるようにして、実行の隔たりと評価の隔たりに橋をかける
- 対応付けを正しくする
- 自然の制約や人工的な制約などの制約の力を活用する
- エラーに備えたデザインをする
- 以上のすべてがうまくいかないときには、標準化をする

また、Nielsen[2] は、ヒューマンインタフェースのユーザビリティを次のように5つの特性に分けている。

- 学習のしやすさ
- 効率性
- 記憶しやすさ
- エラー
- 主観的満足度

ユーザー中心デザインのための7つの原則を守り、ユーザビリティの5つの特性に配慮すれば、人為的失敗を減らせるようなヒューマンインタフェースが作れるかもしれない。しかし、対応付けが正しく行われているのかを客観的に確かめることは難しく、また学習しやすいヒューマンインタフェースとはどういうものか、記憶しやすいヒューマンインタフェースとはどういうものかを定義することも難しい。一歩街へ踏み出せば数多くの悪いヒューマンインタフェースに遭遇することができる。

中村 [3] は、購入方法が分かりづらい自動券売機や、何を入力したらよいのかわからないようなウェブサービス等を例示して、使いにくい原因を考えることで使いやすいヒューマンインタフェースを設計するヒントにすることを勧めている。悪いヒューマンインタフェースの例として、赤で塗られた男性用トイレのマークや青で塗られた女性用トイレのマークが挙げられる。男性用のトイレは青で示され、女性用のトイレは赤で示されていることが多いために、赤で塗られた男性用のトイレを見ると、マーク自体は男性用であるにも関わらず、色が女性用トイレを想像させてしまうために、入るトイレを間違えたり、トイレに入ること自体をためらってしまったりするものと考えられる。このような状況は、反応の競合が起きていると考えられている。人間の情報処理は、意識的な制御処理と無意識的な自動処理の二つに分けて考えられ、この制御処理による反応と自動処理による反応が競合することは、反応の競合と呼ばれている [4]。心理学では、反応の競合についてストループ課題 [5] を用いて研究を進めてきた。ストループ課題とは、文字色と文字の示す意味が不一致の刺激に対し



あか      あお

きいろ

図 1.1 ストロープ課題の一例 文字の意味を無視して色を回答する

て、文字色を回答するように実験参加者に求める課題で、色とは無関係の文字刺激の文字色を回答させる場合よりも反応に時間を要し、間違いが起こりやすいことが確認されており、反応時間や誤りの増加はストロープ効果と呼ばれている。これは、単語を読むという処理が自動化されているために起こる反応と、課題が要求する処理がもたらした反応が競合するために課題の達成が抑制されると解釈されている [5]。そして、反応の競合が起こるのは、文字色と文字の示す意味が不一致の刺激に対して文字色を回答するように求める場合だけではなく、反応の様式によっては文字の意味する色を回答する場合にも起こることも知られており [6]、ストロープ効果は、色と色を意味する単語に限られた現象ではなく、課題で要求される反応と矛盾する反応を生成する条件が整えば生まれることが知られている [4]。図 1.1 にストロープ課題の例を示す。

反応の競合が起こるストロープ課題は、自我消耗 [7] を引き起こす課題 [8] や自我消耗を検出する課題 [9][10] としても用いられている。Baumeister らは、チョコレートの代わりに人参を食べるように強制された実験参加者は、チョコレートを食べた実験参加者や、何も食べていない実験参加者に比べてその後実施した解けないパズル課題において早く諦めたことや、選択を強いられた実験参加者は、選択をしていない実験参加者に比べて課題を諦めるのが早かったこと、そして、感情を抑制した実験参加者は、そうでない実験参加者に比べてア

ナグラム課題の成績が悪いことなどを確認し、選択や反応、自己抑制は同一の資源を消費するものであると主張している。Baumeisterら [7] は、この資源を消費してしまい、次の課題においてパフォーマンスが低下したり、自己抑制が利かなくなってしまう状態を自我消耗と名付けた。そして、ストループ課題が自我消耗を引き起こす課題としても、検出する課題としても用いられているということは、ストループ課題が、選択や反応、自己抑制と同一の資源を消費することを意味している。自我消耗に陥ると、根気がなくなりすぐに諦めるようになってしまったり [7]、侮蔑に対してより攻撃的に激しく反応するようになってしまっただけでなく [11]、論理や推論、思慮深さが要求されるテストの成績に影響する高次認知機能や [12]、ワーキングメモリスパントテストや反応抑制テストの成績に影響を与える実行機能も低下してしまうことが報告されている [13]。さらに、自我消耗は、依存症、アルコールや薬物の乱用、摂食障害や過食、暴力や犯罪行為との関係も指摘されている [14]。もし、機械やシステムのヒューマンインタフェースに反応の競合が含まれていた場合には、ストループ効果が発生して反応時間が遅くなったり、誤りが増えたりするだけでなく、機械やシステムの利用者を自我消耗に陥れてしまうと考えられる。自我消耗に陥った利用者の高次認知機能や自己抑制機能は低下し、反応時間はより長く、誤りの数もより増えることになる。つまり、自我消耗による負のスパイラルに陥ってしまうのである。自我消耗の影響はシステムや機械を操作している時に限らず、その後の私生活においても悪影響を及ぼし、暴飲暴食や暴力、犯罪へと導く恐れすらあり、反応の競合はヒューマンエラーを引き起こす一要因であるだけでなく、機械やシステムの利用者に悪影響を及ぼして生活の質を下げる原因にもなるのである。これらの状況を踏まえると、反応の競合をヒューマンインタフェースから検出し、これを排除する機会を設けることは非常に重要になってくる。ウェブサービスのような、短いサイクルでヒューマンインタフェースを改善できるものであれば、使いながら悪い点を洗い出して修正していくことも可能だと思われるが、様々な理由によって長期間同じ機械やシステムを使い続けなければならない場合には、このような機会は貴重であろう。本研究では、反応の競合に焦点を当て、反応の競合を測るための指標を求めることにする。

反応の競合など、人の振る舞いや性質は主に心理学において研究されており、現在主流の認知心理学では、人の機能をコンピュータの部品や、似た性質を見せる別の現象に喩えて説明しようとしたり、注意や抑制といった脳機能と呼ばれるものによって説明しようとしたりしている。先に紹介したような、制御処理と自動処理が競合するために反応時間が延びたり誤りが増える [4] といったような説明もコンピュータメタファーの一例であろう。認知心理学は、情報科学が急激に発展した 1960 年頃に生まれた心理学であり、情報科学の影響を強く受けている。記憶といえば、記銘、保持、想起のプロセスを経ると考えられているが、認知心理学では、記銘は記録と対応付けられ、保持は貯蔵、そして想起は検索と対応付けら

れて考えられることが多い。記憶する対象の数によって反応時間に差が現れることに対して、想起を検索と置き換えることで絶妙な説明を与えた例を紹介しよう。情報の検索には、カセットテープのように最初から逐次情報を読み出していくシリアル検索と、CDのように直接情報にアクセスできるパラレル処理がある。すると、もし、人間の記憶の想起に関する処理がシリアル検索だったとすると、記憶する対象が増える度に反応時間が長くなるが、パラレル処理であったならば反応時間に違いは現れないことになる。そして、実験を行うと、想起する対象の数が増えると反応時間が長くなる。そのため、人の記憶の想起は、シリアル検索であると結論付けられる [15]。最も重要な脳機能の一つであるワーキングメモリを取り上げてみる。ワーキングメモリとは、情報を保ちながら操作をする機能であり、最も有名なモデルの一つにマルチコンポーネントモデル [16] がある。このモデルによれば、ワーキングメモリは視空間スケッチパッドという視覚情報や空間的な情報を扱うスレーブシステムと、音韻ループという音声情報を格納するスレーブシステム、そしてそれら二つのスレーブシステムを管理する中央実行系の3つのモジュールから成り立っている。そして、別の文脈では、中央実行系は実行機能と呼ばれる場合もあり、Miyake ら [17] によれば、この実行機能は、情報の更新、課題ルールのシフト、抑制の三要素から成り立っており、Freidman ら [18] によれば、情報の更新、課題ルールのシフトそして、Common executive function の三つから成り立っていると言われている。これらの理論やモデルに従うならば、人の機能から情報を保ちながら操作する機能を取り出すと、その機能の中には中央実行系という機能があり、さらに中央実行系の中には、common executive function という機能があることになる。このような、機能の中に小さい機能が入れ子構造になっている状態は複雑系のフラクタルを想像させる。

認知心理学は人をコンピュータと見做しているが、実際のところ、人はコンピュータではない。確かに、コンピュータの構成要素である半導体素子も、人の神経細胞も、電気的な振る舞いによって処理や活動をしている点では同じである。しかし、両者の間には、埋められない溝があると考えられる。認知心理学は、心の計算理論 [19] という考え方に基づき、計算理論、アルゴリズム、実装の3つの説明レベルを設けており、計算理論の説明レベルにおいて、機能の組み合わせによって現象を説明することが多いようである。視覚を例に出して説明する。計算理論の説明レベルで考えると、二次元の網膜像から三次元の世界を知覚することは、不良設定問題を解くことに相当する。そして、この不良設定問題をどのように解いているのかについて仮説を立てたり、実験によって検証しようとしたりするのである。心の計算理論の考え方は、認知心理学において広く受け入れられており、視覚のみならず、高次認知機能のような領域にまで及んでいることは、ワーキングメモリのモデル等 [16] Miyake ら [17] や Freidman ら [18] の実行機能を思い出せばわかるだろう。コンピュータの持ってい

る特徴として、コンピュータは、半導体素子や加算器等を論理的に組み上げて作られるものであるため、それぞれのパーツを抜き出してその性質を調べたり、性能をテストすることができたりする点が挙げられる。Miyake らや [17] や Freidman ら [18] が実行機能を3つの構成要素に分解して考えようとしているのは、このようなコンピュータの特徴を前提としていると考えられる。それに対して、人の脳は、神経細胞が自己組織化することで機能するようになっていくもので [20]、仮に脳の一部を取り出してみてもその一部が担っている機能を調べることはできず、場合によっては脳の一部を抜き出された人はたちまち死んでしまうことになる。認知心理学で説明に用いられる機能は、必ずしも脳の一部と完全対応するものではないが、例えば、Freidman ら [18] の考え方に基づき、情報の更新機能のみを取り出して調べようとしても、Common executive function の影響を取り除くことができないのである。つまり、コンピュータは、物事を分解してその要素を調べて行けば理解できる対象であるのに対して、人は、分解して調べれば理解できるような対象ではない。なお、集団の神経細胞が自己組織的に引き起こす神経活動は、自己組織化臨界現象 [21][22] だと考えられ、実際に自己組織化臨界現象が示す性質が確認されている。そして、臨界現象とは、言わば異常な現象であって、人が想定する範囲外のことが起こり得る状態なのである。

そこで、本研究では、反応時間分布を分析するためのモデルを構築する際に、複雑系の自己組織化臨界現象が見せる振る舞いをアナロジーとして採用することにした。自己組織化臨界現象が異常な状態であるならば、その異常な状態を前提に置いてしまうことで、これまで分かりにくかった現象が単純に見えてくることを期待した。認知心理学は、行動主義心理学がブラックボックスとして扱った部分を心的過程と名付けて、コンピュータメタファーや脳機能による説明を試み、多くの知見を導いてきた。そして、ヒューマンインタフェースの研究も認知心理学によって大いに発展したと考えられる。しかし、心の計算理論 [19] や認知心理学の考え方が唯一絶対的に正しいという保証があるわけではない。

## 1.2 研究の目的

本研究には、一つの主たる目的と、この目的を達成するための通過点として二つの小目的がある。本研究の主たる目的は、反応の競合がある場合とない場合の反応時間分布を分析することによって、ヒューマンインタフェースから反応の競合を検出する指標を導出することである。反応の競合をヒューマンインタフェースから検出することができれば、サービスリリースなどの前にヒューマンインタフェースを改修する機会を設けられることになる。なお、本研究の成果を応用しようとしているシステムは、汎用的なシステムでも、個人個人にカスタマイズできるシステムでもなく、ある程度同じような経験をしてきた人達が共通して長期間使用するシステムを想定している。例を挙げるならば、無線の話し方に習熟した人

が110番の指令システムを扱おうとしたときに、無線の話し方と競合するような言葉遣いやボタンの配置があれば、これを検出して修正の機会を作ることを目的としているのである。

小目的の一つ目は、コンピュータメタファーや脳機能モデルに代わる適切なメタファーやアナロジーを提案することである。メタファーやアナロジーは、物事の理解を促進する一方で、とんでもないミスリードを引き起こす可能性がある。例えば、次のような論理は正しく感じられるだろうか。1+1は2である。3-1も2である。そのため、1+1と3-1は同じ過程である。次の例えはどうだろうか。新幹線と小型飛行機は、同程度の速度を出すことができる。そのため、新幹線が走るメカニズムと、小型飛行機が飛ぶメカニズムは同じである。最後にコンピュータメタファーを紹介する。人もコンピュータも計算をすることができる。そのため、人が計算する過程と、コンピュータが計算する過程は同じである。コンピュータに喩えることで、わかりやすい説明ができることは否定しないが、コンピュータに喩えたモデルを基に仮説を立てるのは正しいのだろうか。本研究では、反応時間を分析する上で従来の考え方よりも適しているアナロジーを見つけ、その性質を明らかにする。

小目的の二つ目は、インタフェース研究等で登場する人間のモデルを刷新することである。ヒューマンインタフェースの研究では、認知心理学に倣い、人の情報処理を知覚・認知・反応の三つに分けてそれぞれ別個に研究する機会が多いように思える。しかし、もし人の性質が複雑系の現象によって引き起こされているならば、還元主義的に、要素を分解して理解しようとする方法は適切ではない可能性が考えられる。もし、コンピュータよりも生身の人間に近い性質を表現できるモデルを構築することができたならば、新たな視点から、より有効な改善策や対策が練れるのではないだろうか。モデルの振る舞いによって、心理学的な現象に説明が与えられたとしても、そのことを以って人間がモデルのように振る舞っていると主張するつもりはない。しかし、心理学が関わるような施策を考える場合や、仮説を立てる際には、このモデルが役に立つと考えている。コンピュータメタファーに依る人間のモデルではなく、一つ目の小目的に対する答えを踏まえて少しでもよいモデルが提案できればと考える。

## 第 2 章

# 心理学における反応時間の取り扱い

本研究では、反応時間を詳細に分析することで反応の競合を検出することを目指している。本章ではまず、人の心に対する探求を続けている心理学における反応時間の取り扱い方法について説明する。そして、ヒューマンインタフェースを評価するにあたって適用できそうな取扱い方法のうち、最も反応時間分布を適切に扱えると考えられる方法に対して、本当に反応時間を適切に扱えているのか実験を通して確認した。

反応時間とは、刺激が呈示されてから観察され得る反応が起こるまでの時間であり、反応時間分布は、図 2.1 のような正の方向に長い尾を持つ形状をしている。

Balota ら [26] によれば、実験心理学を主導する 3 雑誌が 2010 年に発行した 285 本の論文のうち、実に 49 % の論文で反応時間を測定しており、反応時間は心理学実験においても最も頻繁に用いられている指標の一つでもあると考えられる。これは、反応時間が心理学で用いられる数ある指標の中でも最も客観的な指標である [25] ためであると考えられる。

### 2.1 反応時間の分析方法

心理学では、反応時間の平均と分散を求めたり、正規分布以外の統計モデルを用いて反応時間分布にフィッティングを行ってパラメータを求めたり、人が反応に至る過程を別の現象になぞらえて理解しようとしたりしている。まず、これらの方法について説明する。

#### 2.1.1 平均反応時間

反応時間は、仮に同一人物が同一条件下で同一の課題を行ったとしても、ある程度のばらつきが生じると考えられるため、ランダム変数として扱われるべきであると考えられている [25]。そのため、心理学の研究では、一回の測定で得られた反応時間を用いるのではなく、反応時間分布を正規分布と見なして条件間の平均値の差を求めることが多い。Balota ら [26] によれば、実験心理学を主導する 3 雑誌に掲載された論文のうち、反応時間を測定しているものの実に 95 % は平均反応時間に頼っているのである。しかし、反応時間分布は正の方向

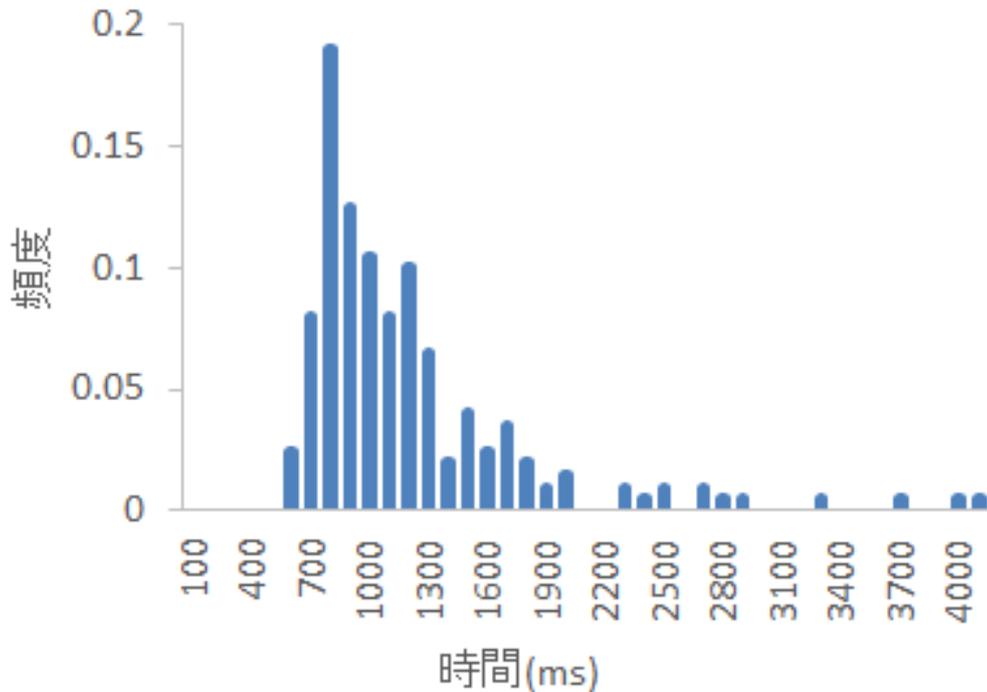


図 2.1 反応時間分布の例

に歪んでいるため、単純に平均値を算出するとごくまれに起こる遅すぎる反応の影響を強く受けてしまう。図 2.1 の反応時間分布を例に挙げると、反応時間分布の最頻値は 700ms 近傍であるにも関わらず、最大値は最頻値の 6 倍近い値の 4100ms である。単純に平均値を算出したならば、4100ms の反応時間に大きく影響を受け、信頼のおける値にならなくなってしまふ。そこで、早すぎる反応や遅すぎる反応を外れ値として除外することが多い。

最も多く採用されている外れ値の除去は、標準偏差を用いたものである [27]。この方法では、反応時間の全データを用いて平均値を算出し、この平均値から標準偏差の 2 倍または 3 倍以上離れた値を外れ値として扱う。しかし、外れ値の算出する基準として標準偏差を用いるためには、反応時間分布が正規分布でなければならないが、図 2.1 を見ればわかる通りそうではない。さらに、標準偏差からどれだけ離れた値を外れ値とするのかについて明確な基準はないため、場合によっては研究者がこの値を恣意的に設定できてしまうという問題もある。

反応時間の上限と下限を任意に決めてしまうという方法も使われる。しかし、研究者の間で反応時間の下限を 100ms に設定することについては合意されているが [25]、上限値についてはどのくらいの値に設定するのかについて明確な基準はなく、上限の値によって検出力に変化が現れるため [28]、この方法を適切に用いることは難しい。

また、Balota らによれば [26]、反応時間の分布に差が現れるとき、反応時間分布の歪みが

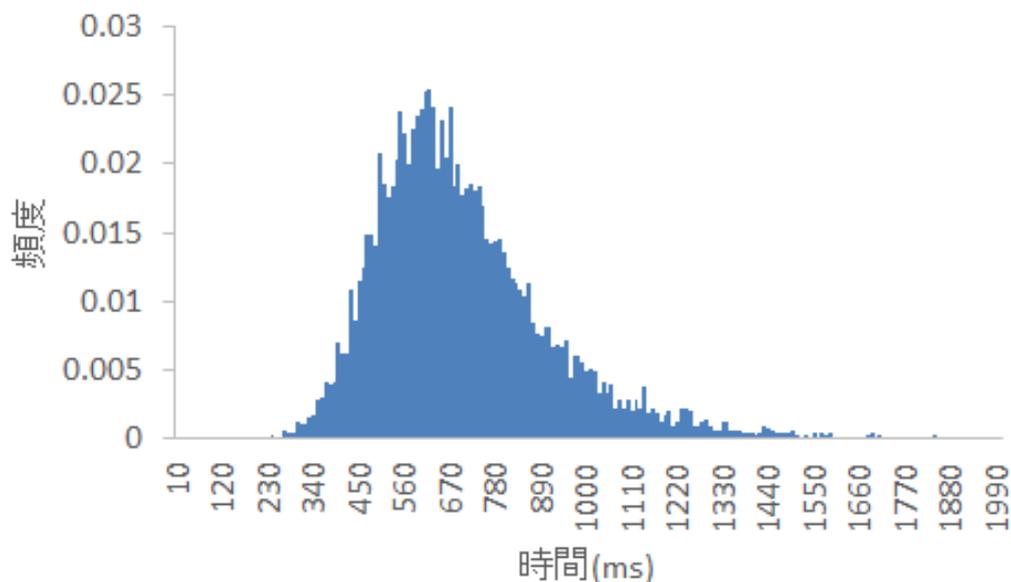


図 2.2  $\mu = 500ms$ 、 $\sigma = 100ms$ 、 $\tau = 0.005$  の ex-Gaussian 分布

変化して平均反応時間が変化する場合や、反応時間分布自体が平行移動して平均反応時間が変化する場合もあるが、平均反応時間が増加する方向に反応時間分布が歪んだが、平均反応時間が減少する方向に反応時間分布が平行移動したために、平均反応時間に差が現れない場合もあることを指摘している。そして、平均反応時間による研究は、ミスリーディングする可能性があるため、反応時間分布の形状を考慮に入れることができる ex-Gaussian 分布によるフィッティングを勧めている。

### 2.1.2 統計モデルによるフィッティング

統計モデルによるフィッティングとは、反応時間分布に対して統計モデルを当てはめ、得られたパラメータを用いて分析を行うことである。統計モデルには、指数 Wald 関数 [29] が使われることもあるが、最もよく用いられている統計モデルは ex-Gaussian 分布であろう [25][30]。ex-Gaussian 分布は、正規分布と指数分布を畳み込み積分することによって求められ [30]、正規分布のパラメータである平均  $\mu$  と標準偏差  $\sigma$ 、そして指数分布の母数  $\tau$  の 3 つのパラメータによって特徴付けられる分布である。 $\mu = 500ms$ 、 $\sigma = 100ms$  の正規分布と、 $\tau = 0.005$  の指数分布によって作られる ex-Gaussian 分布を図 2.2 に例示する。

反応時間分布の形状が全く異なる二つの分布を比べたとき、平均反応時間を用いた分析では、差が見られない可能性があるが [27]、ex-Gaussian 分布を当てはめて分析すれば、実験群の反応時間分布と統制群の反応時間分布の差がどこに現れるのか、つまり、分布自体がシフトしているのか、それとも遅い反応が増えているのか、両方なのかについて知ること

ができる [26]。平均反応時間を用いた場合と ex-Gaussian 分布によるフィッティングを用いた場合では、反応時間が逆転してしまうような例の一つ挙げる。Hervey ら [31] は、Conner's continuous performance test [32] を用いて、健常な子供と ADHD の子供の反応時間を取得し、二通りの方法で分析している。その結果、平均反応時間を比較したところ ADHD の子供の反応時間は健常な子供の反応時間よりも遅かったが、ex-Gaussian 分布を用いて分析したところ、パラメータの  $\mu$  に関しては ADHD の子供の方が、値が小さいことを確認している。また、Gu ら [33] は、定型発達者と ADHD の実験参加者に対して反応の競合が起こる課題であるストループ課題を行わせて反応時間を取得し、ex-Gaussian 分布を当てはめ分析し、ADHD の実験参加者の反応時間分布は定型発達者の反応時間分布に比べて  $\mu$  の値が小さく、 $\tau$  の値が大きいことを報告している。 $\mu$  も  $\tau$  も平均値に関わるパラメータであり、 $\mu$  が小さくてもその分  $\tau$  が大きくなれば反応時間の平均値に差は現れないが、ex-Gaussian 分布を用いれば、このような違いを検出することができる。これらの研究は、ex-Gaussian 分布を用いた場合特有の結果が出ている好例であろう。この他にも、Heathcote ら [34] は、ストループ課題を用いて取得した反応時間を平均による分析と ex-Gaussian 分布を用いた分析の二通りで分析し、平均反応時間を用いた分析の場合には、強い抑制効果と促進効果がないことが分かるのに対して、ex-Gaussian 分布による分析の場合には干渉と促進の両方が存在することがわかると主張している。また、Steinhauser ら [35] は、ストループ課題やストループ課題を用いたスイッチタスクを利用して反応時間を取得し、ex-Gaussian 分布を分析したところ、反応の競合は主に正規分布のパラメータに現れ、課題の競合は主に指数分布のパラメータに現れることを報告している。

それでは、反応時間分布は ex-Gaussian 分布に従うのであろうか。心理学研究では、有意水準を 0.05 に設定するケースが多いが、Heathcote らの研究 [34] では反応時間分布と当てはめた ex-Gaussian 分布の異同を確認する時に行った Kolmogorov-Smirnov 検定において有意水準を 0.01 に設定した上で全 48 の反応時間分布のうち 4 つの反応時間分布を除外している。また、Steinhauser ら [35] は、反応時間分布に ex-Gaussian 分布を当てはめてはいるが、それらの分布の間で違いがないか確認していない。反応時間分布が ex-Gaussian 分布に似ているとは考えられるが、なぜ反応時間分布が ex-Gaussian 分布に似ているのかについては未解明のままであり [25]、反応時間が、ex-Gaussian 分布に従うのか否かは検証されていない。

### 2.1.3 拡散過程モデル

Ratcliff [36] によって提案された拡散過程モデルは、二者択一の課題における意思決定過程をモデル化したものである [37]。このモデルでは、意思決定を行うには情報量が閾値を超えることが必要であるとし、この情報量の推移を一次元 Wiener 過程と見なしている。Wiener 過

程は、ブラウン運動の数値モデルであるため、拡散過程モデルは、ブラウン運動メタファーのモデルであると言えよう。

拡散過程モデルでは、刺激が呈示されると、初期値が $z$ である粒子が上下方向にブラウン運動を行い、上側の閾値に達した場合には、その試行は正解に対応し、下側の閾値に達した場合にはその試行は不正解に対応する。このモデルでは、ある程度のノイズが発生することを仮定しており、このノイズが原因で試行ごとに反応時間が一定ではなく、間違っただけの選択を行いやすくなると説明している。また、拡散過程モデルによる反応時間の分布はex-Gaussian分布と類似する [37]。

初期の拡散過程モデル [37] で用いられるパラメータは、閾値間の距離  $a$ 、情報収集率  $v$ 、初期値  $z$ 、非決定時間  $T_{er}$ 、情報収集率の標準偏差  $\eta$ 、初期値  $z$  の変動幅  $S_z$ 、非決定時間の変動幅  $S_t$  の全部で7つである。拡散過程モデルを用いると、実験から得られた正答の反応時間分布とエラーの反応時間分布を分布関数に当てはめることによってこれらのパラメータを推定することができる。

しかし、拡散過程モデルは、パラメータが多すぎると考えられる。初期の拡散過程モデル [37] は7つものパラメータを要するが二者択一の課題にしか適用することができない。そして、語彙判断課題の反応時間を扱うために拡張された拡散過程モデルでは、8つのパラメータを要する [39]。なお、語彙判断課題とは、実験参加者に文字列を呈示して、この文字列が単語であるか、そうでないかをボタン押しによって回答させる課題であり、出現頻度の高い単語ほど早く正確に回答できることが知られている [40]。また、多選択課題を扱えるように拡張された拡散過程モデルでは、用いるパラメータの数をベイズ情報基準量や赤池情報基準量を用いて選択している [41]。ある事象を説明するために多くのことを仮定すべきではないという指針をオッカムの剃刀と呼ぶが、この指針に従うならば、拡散過程モデルは複雑すぎるモデルであると考えられる。また、拡散過程モデルで用いられるパラメータは、心的過程を反映したものではないという批判もある [42]。

#### 2.1.4 認知パフォーマンスの自己組織化

Van Orden ら [42] は、非線形力学から生まれた概念である自己組織化という概念を心理学に持ち込み、反応時間のばらつきをノイズとして扱ってこのノイズ自体を分析する方法を提案した。そして、合目的的な行動は自己組織化臨界現象に由来すると主張した。この試みは、認知心理学の従来の枠組みの放棄を提案する斬新なアイデアであった。しかし、Van Orden らはその論文の中で彼等の仮説を検証しておらず、Van Orden らの提案するパラダイムに移行するには時期早尚であると指摘されている [43]。

## 2.2 まとめ

本章では、まず、心理学研究で用いられている反応時間の分析方法を紹介し、それぞれの分析方法に対して問題点を指摘した。単純な平均反応時間は、反応時間分布が歪んでいる影響を受けてしまうため、信頼性の高い指標ではない。また、複数の操作を含んでいるインタフェースの評価を目的としているため、課題によってパラメータの数を変えなければならない拡散過程モデルを用いることはできない。そこで、分布の形状まで考慮に入れられると言われている統計モデルの ex-Gaussian 分布による分析が有力であると考えられる。第3章では、実験によって反応時間を取得し、この反応時間分布が ex-Gaussian 分布によって十分に表現できるのか調べることにする。

## 第3章

# 予備実験 ex-Gaussian 分布は反応時間分布に適合するか

平均反応時間は、多くの問題が指摘されている [26]。そして、拡散過程モデルを用いる場合には、課題を二者択一にするか [37]、フィッティングに要するパラメータを増やさなければならない [41]。また、拡散過程モデルによって得られる反応時間分布は、ex-Gaussian 分布に似ていると言われている [37]。そこで、多肢選択課題の反応時間分布を分析する上で最も有効だと考えられる ex-Gaussian 分布によるフィッティングを行い、反応時間分布と推定された ex-Gaussian 分布の間で統計的な差がないか確認する実験を行った。

### 3.1 実験1 ストループ課題

まず、反応の競合が起こる課題であるストループ課題を用いて反応時間を取得した。

#### 3.1.1 方法

##### 3.1.1.1 実験参加者

実験には、健常な大学生または大学院生 10 名 (男性 6 名、女性 4 名; 平均年齢 21.10 歳、標準偏差 1.52) が参加した。

##### 3.1.1.2 実験条件

実験はパーソナルコンピュータを用いて行い、課題は反応の競合が起こるストループ課題の反応様式を口頭からキーボード押しに変更したものを用意した。実験に用いた刺激は、黒、緑、橙、青の 4 色と、文字刺激「くろ」「みどり」「だいたい」「あお」の組み合わせであり、回答が黒の場合には K キー、緑の場合には M キー、橙の場合には D キー、青の場合には A キーとした。スペースキーが押されると、画面中央に色の付いた文字で色の名前が表示された。参加者は呈示された文字の意味を無視して色に対応する予め割り当てられたキーを押すように教示された。参加者がキーを押すと、回答が正しい場合には即座に次の刺

激が表示され、誤っている場合には、喚起音と同時に次の刺激が呈示された。なお、実験に用いた色と文字刺激は4種類であり、全ての組み合わせが同じ回数出題されるようにカウンターバランスを取った。一人あたり208回の反応時間を取得した。

### 3.1.1.3 分析方法

反応時間全208試行のうち、色と意味が一致している52試行を除き、色と意味が一致していない156試行を分析に用いた。これは、色と意味が一致した場合には、不一致の場合に比べて簡単であることが知られており [5]、色と意味が一致した場合とそうでない場合とでは、異なる分布に属すると考えられるためである。反応時間156試行に対して最尤推定法によって ex-Gaussian 分布を当てはめ、ex-Gaussian 分布に推定されたパラメータを入力した分布と実験によって得られた反応時間分布が異なる分布であるか Kolmogorov-Smirnov 検定を行った。

### 3.1.2 結果と考察

実験によって得られた反応時間のヒストグラムと、推定された分布に従うように生成した5000個の乱数によるヒストグラムを示す。実験参加者1の分布を図3.1に、実験参加者2の分布を図3.2に、実験参加者3の分布を図3.3に、実験参加者4の分布を図3.4に、実験参加者5の分布を図3.5に、実験参加者6の分布を図3.6に、実験参加者7の分布を図3.7に、実験参加者8の分布を図3.8に、実験参加者9の分布を図3.9に、実験参加者10の分布を図3.10に示す。p値が小さかった実験参加者2の図3.2、実験参加者4の図3.4、実験参加者8の図3.8、実験参加者10の図3.10のヒストグラムを見ると、推定された ex-Gaussian 分布は反応時間分布に対して十分に当てはめられていないことがわかる。

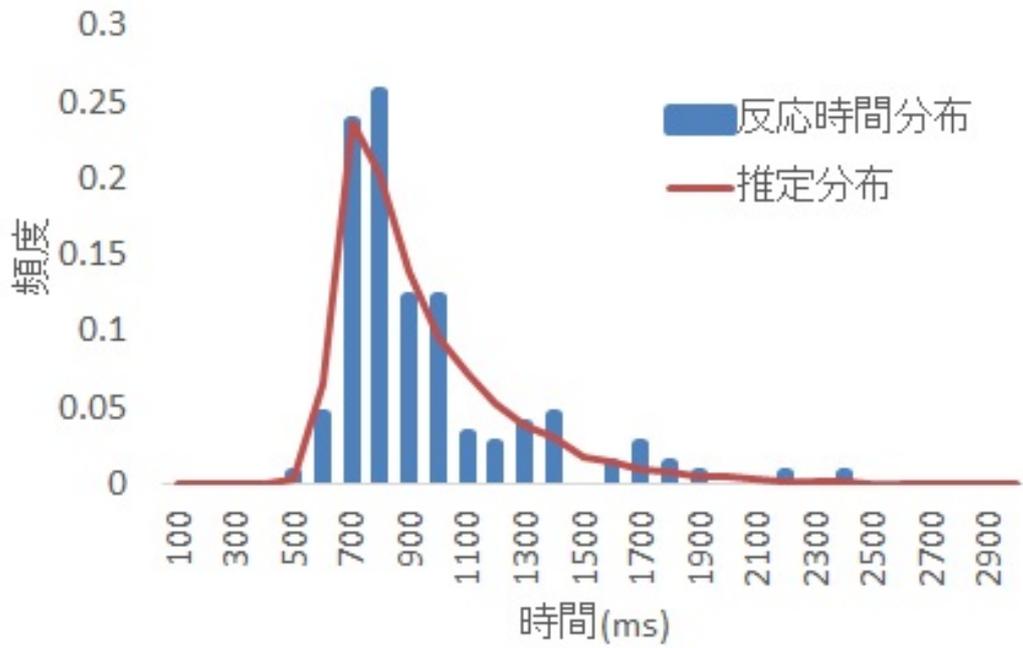


図 3.1 ストループ課題の反応時間のヒストグラムと推定された ex-Gaussian 分布のヒストグラム 実験参加者 1

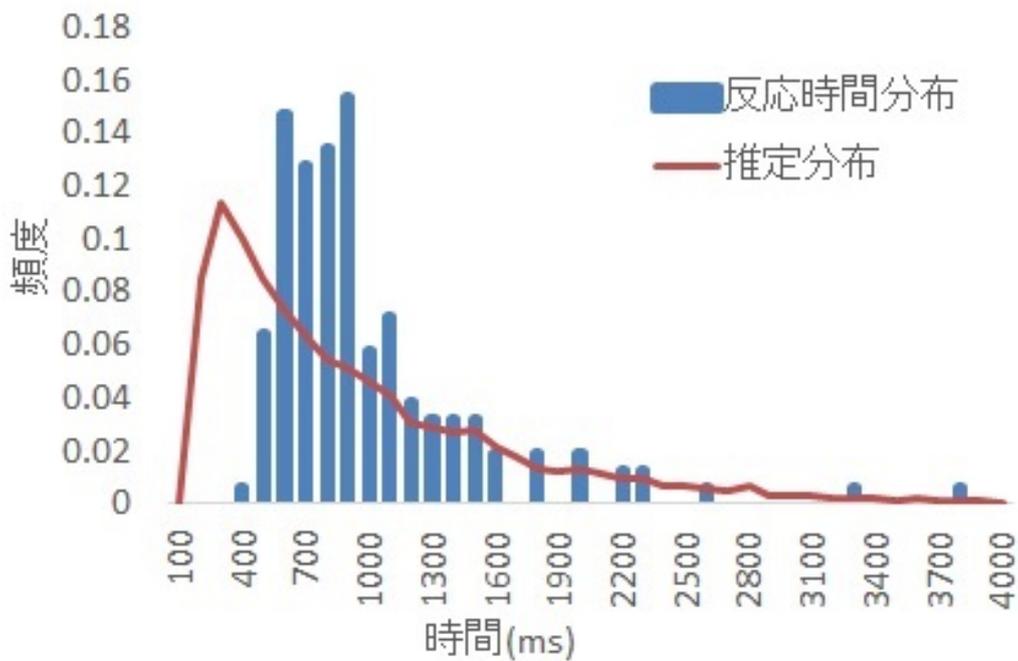


図 3.2 ストループ課題の反応時間のヒストグラムと推定された ex-Gaussian 分布のヒストグラム 実験参加者 2

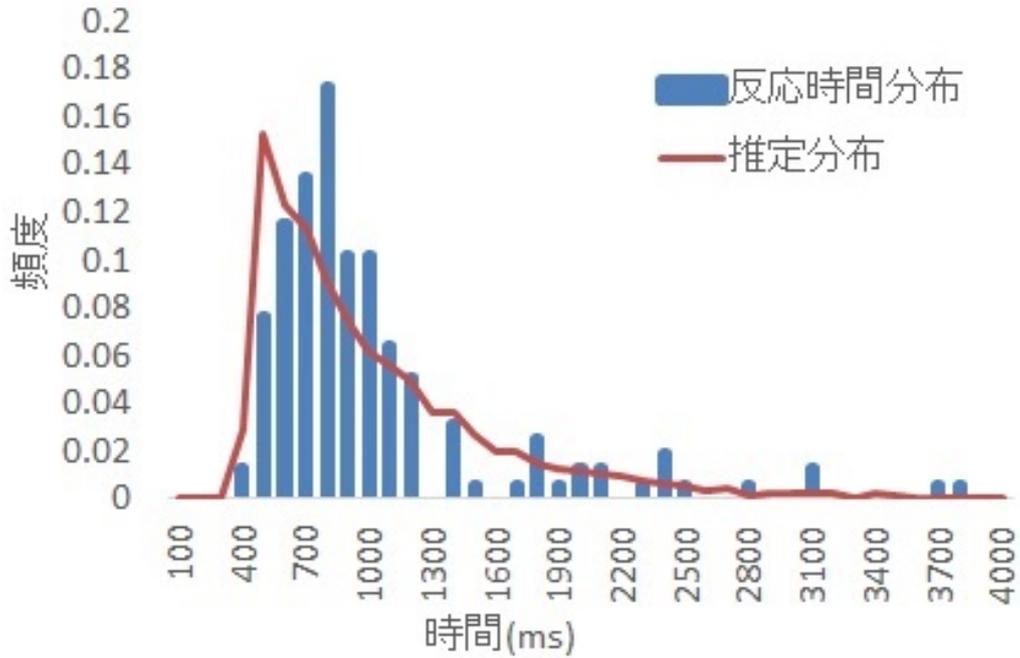


図 3.3 ストロープ課題の反応時間のヒストグラムと推定された ex-Gaussian 分布のヒストグラム 実験参加者 3

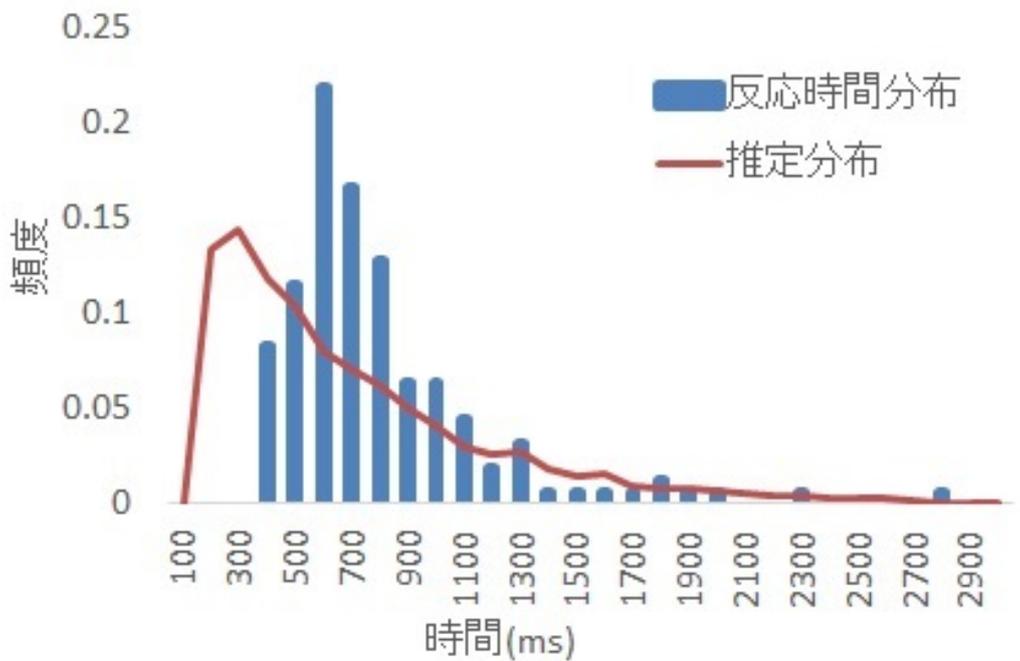


図 3.4 ストロープ課題の反応時間のヒストグラムと推定された ex-Gaussian 分布のヒストグラム 実験参加者 4

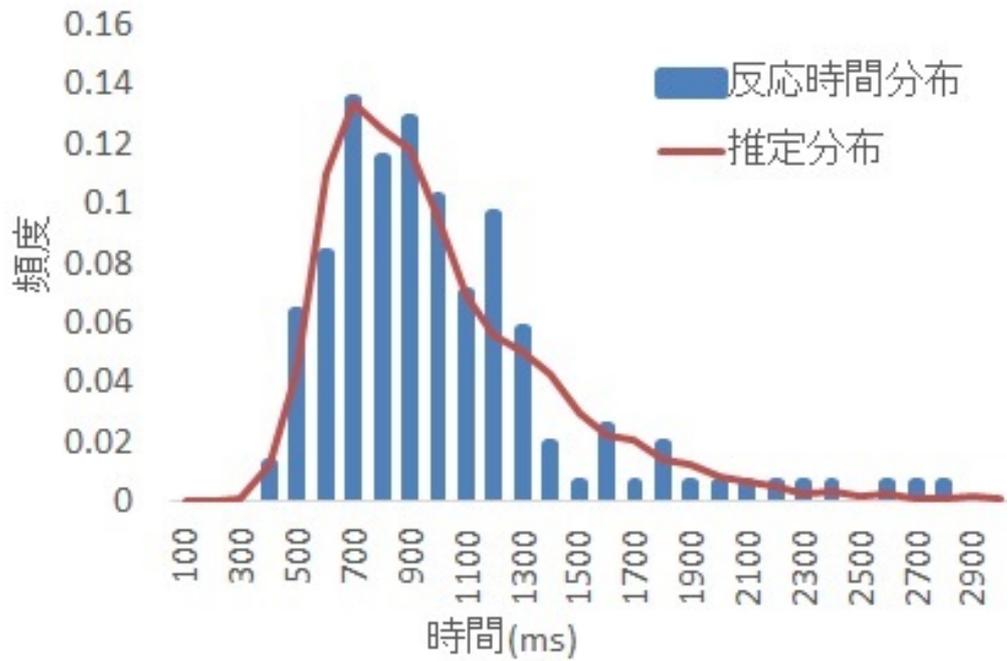


図 3.5 ストループ課題の反応時間のヒストグラムと推定された ex-Gaussian 分布のヒストグラム 実験参加者 5



図 3.6 ストループ課題の反応時間のヒストグラムと推定された ex-Gaussian 分布のヒストグラム 実験参加者 6

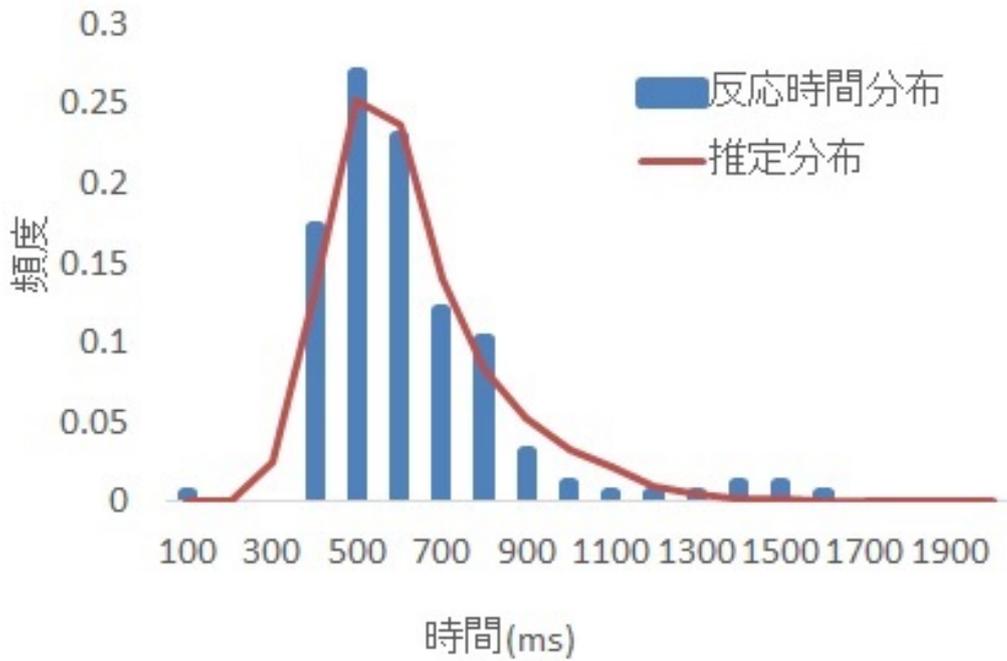


図 3.7 ストロープ課題の反応時間のヒストグラムと推定された ex-Gaussian 分布のヒストグラム 実験参加者 7

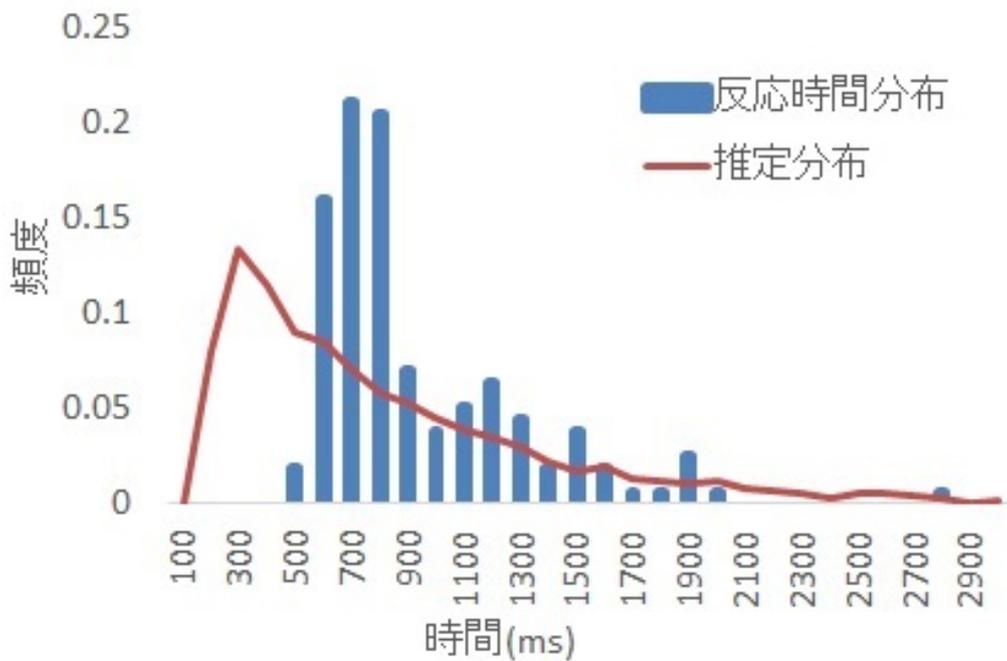


図 3.8 ストロープ課題の反応時間のヒストグラムと推定された ex-Gaussian 分布のヒストグラム 実験参加者 8

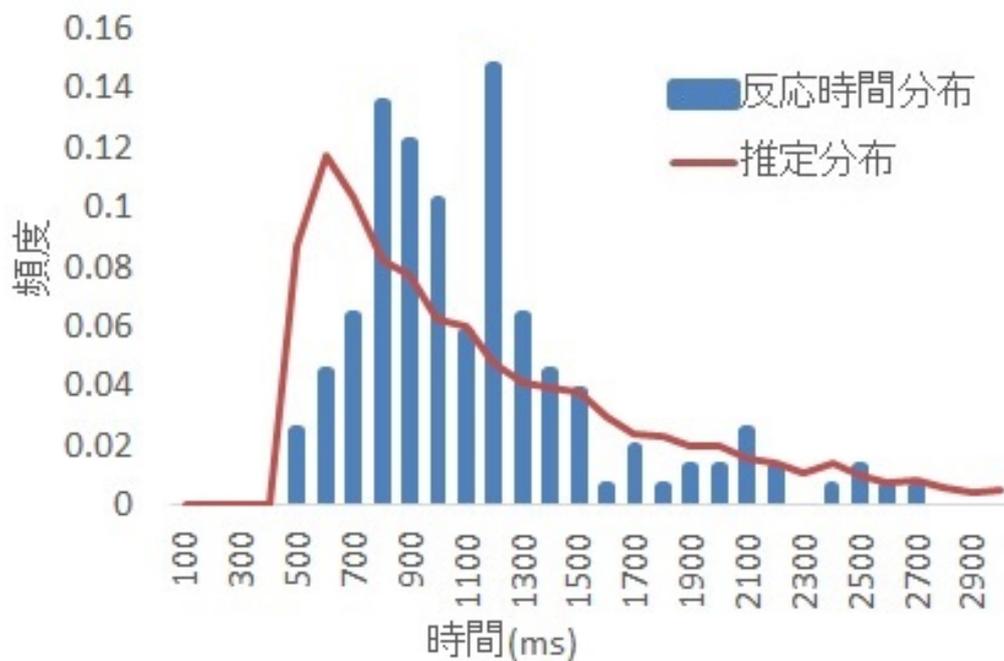


図 3.9 ストループ課題の反応時間のヒストグラムと推定された ex-Gaussian 分布のヒストグラム 実験参加者 9

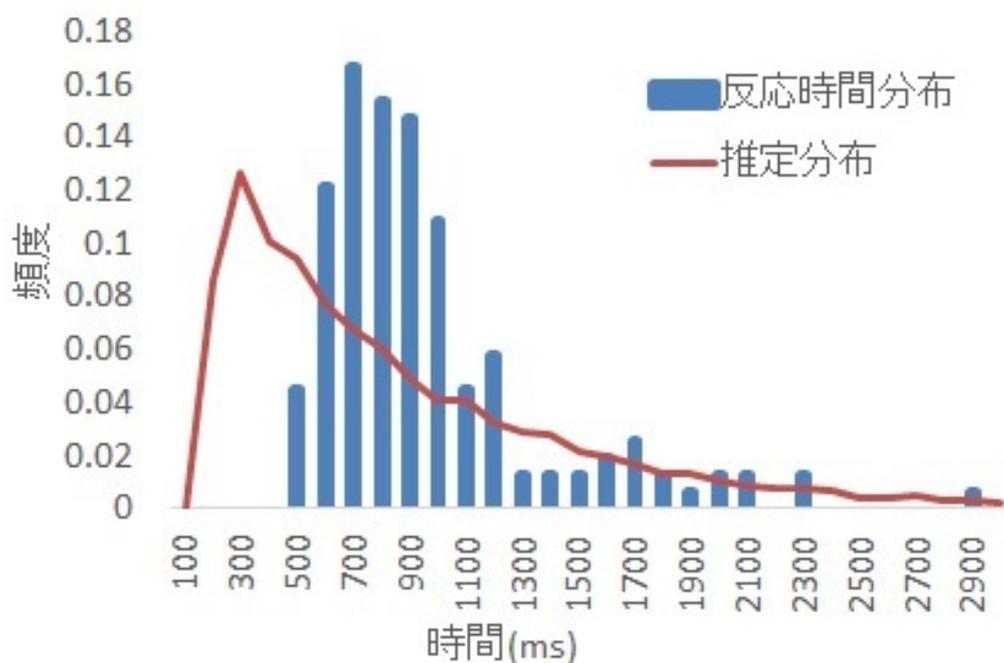


図 3.10 ストループ課題の反応時間のヒストグラムと推定された ex-Gaussian 分布のヒストグラム 実験参加者 10

実験参加者番号	$\mu$	$\sigma$	$\tau$	統計量 D	p 値
1	595	46.5	296	0.0667	0.491
2	132	6.81E-05	783	0.3257	8.55E-15
3	383	1.73E-05	596	0.128	0.0120
4	117	6.81E-05	556	0.361	2.20E-16
5	535	114	433	0.0543	0.748
6	479	3.37E-05	498	0.174	0.000152
7	383	80.7	194	0.059	0.650
8	149	6.81E-05	633	0.423	2.20E-16
9	431	1.85E-05	747	0.1707	0.000225
10	134	6.81E-05	707	0.367	2.20E-16

表 3.1 ストループ課題の反応時間分布を ex-Gaussian 分布に当てはめた時のパラメータと統計量 D と p 値

推定されたパラメータと、反応時間分布と推定分布の間で行った Kolmogorv-Smirnov 検定の結果を表 3.1 に示す。有意水準を 0.05 に設定し、p 値がこの値を下回った場合には反応時間分布と推定された ex-Gaussian 分布は異なる分布であると見なすことにする。この結果、10 人中 7 人のデータにおいて、反応時間分布と推定された ex-Gaussian 分布は異なる分布であることがわかった。ex-Gaussian 分布は、ストループ課題の反応時間分布に適合できる場合もあるが、統計的な違いが認められるほどの差が出てしまう場合もあることがわかった。

## 3.2 実験 2 スイッチタスク

次にスイッチタスクを用いて反応時間を取得した。

### 3.2.1 方法

#### 3.2.1.1 実験参加者

実験には、健常な大学生または大学院生 11 名 (男性 7 名、女性 4 名; 平均年齢 21.90 歳、標準偏差 1.64) が参加した。

#### 3.2.1.2 実験条件

実験はパーソナルコンピュータを用いて行い、課題はスイッチタスクを用意した。スペースキーが押されると、画面中央に一桁の数字刺激が呈示された。参加者は奇数回目の試行では数字刺激が 5 より大きいか小さいかを判断するように求められ、5 より大きい場合には上矢印キーを押せば正解になり、5 より小さい場合には下矢印キーを押せば正解になるように設定した。偶数回目の試行では数字刺激が奇数か偶数か判断するように求められ、奇数の場合には左矢印キーを押せば正解になり、偶数の場合には右矢印を押せば正解になる設定

にした。参加者がキーを押すと、回答が正しい場合には即座に次の刺激が表示され、誤っている場合には、喚起音と同時に次の刺激が呈示された。一人あたり 200 回の反応時間を取得した。

### 3.2.1.3 分析方法

反応時間 200 試行に対して最尤推定法によって ex-Gaussian 分布を当てはめ、ex-Gaussian 分布に推定されたパラメータを入力した分布と実験によって得られた反応時間分布が異なる分布であるか Kolmogorov-Smirnov 検定を行った。

## 3.2.2 結果と考察

実験によって得られた反応時間のヒストグラムと、推定された分布に従うように生成した 5000 個の乱数によるヒストグラムを示す。実験参加者 1 の分布を図 3.11 に、実験参加者 2 の分布を図 3.12 に、実験参加者 3 の分布を図 3.13 に、実験参加者 4 の分布を図 3.14 に、実験参加者 5 の分布を図 3.15 に、実験参加者 6 の分布を図 3.16 に、実験参加者 7 の分布を図 3.17 に、実験参加者 8 の分布を図 3.18 に、実験参加者 9 の分布を図 3.19 に、実験参加者 10 の分布を図 3.20 に示す。ヒストグラムを見ると、実験参加者 2 の図 3.12、実験参加者 5 の図 3.15 では、推定された ex-Gaussian 分布は反応時間分布に対して十分に当てはめられていないことがわかる。

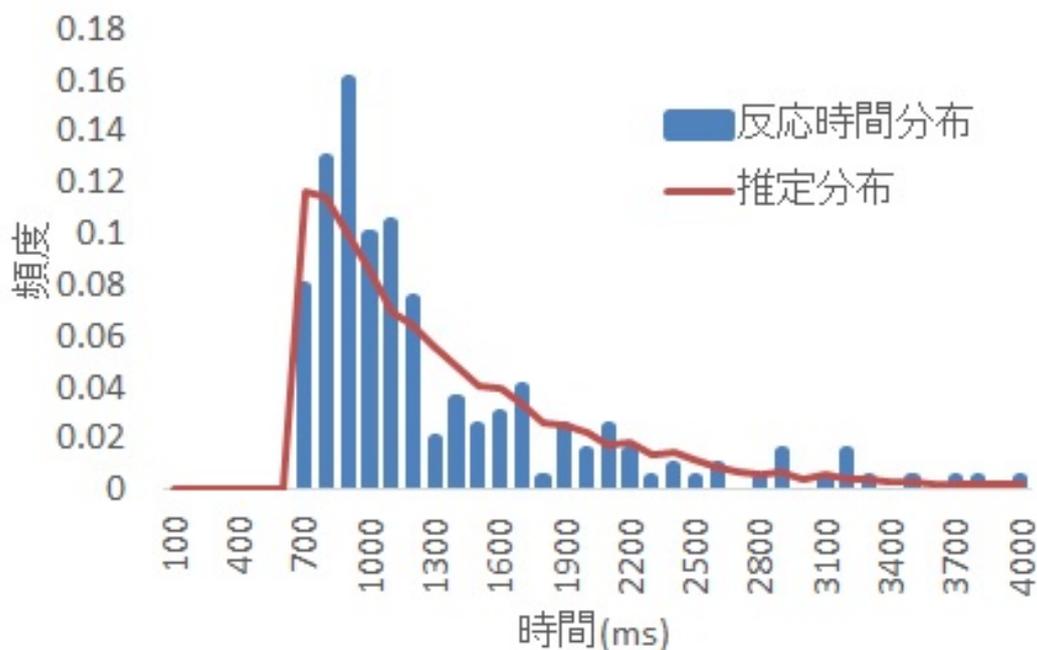


図 3.11 スイッチタスクの反応時間のヒストグラムと推定された ex-Gaussian 分布のヒストグラム 実験参加者 1

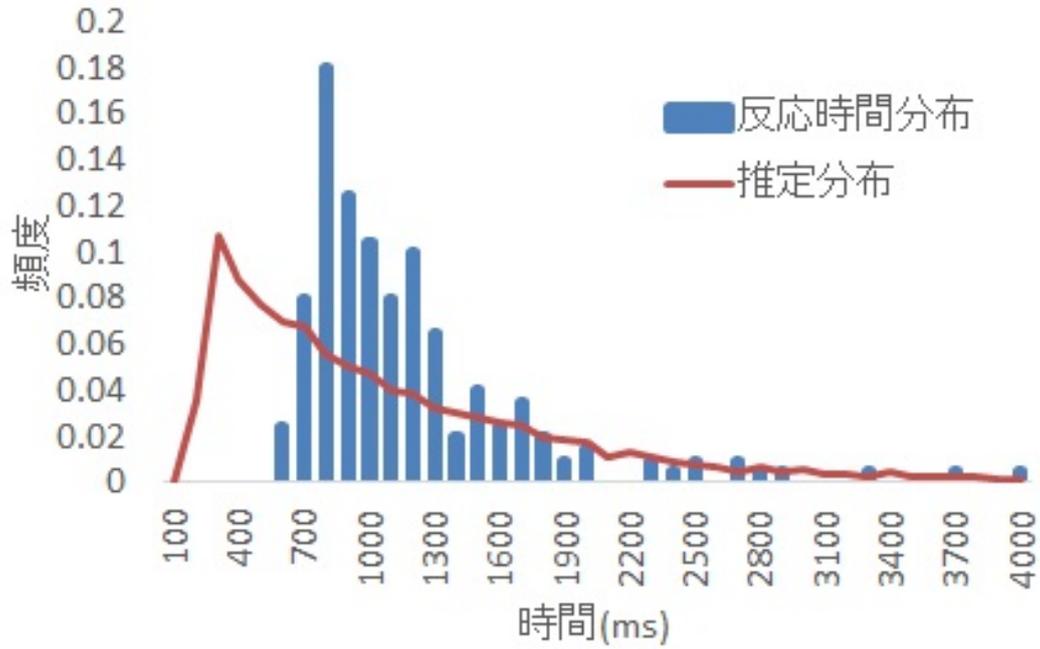


図 3.12 スイッチタスクの反応時間のヒストグラムと推定された ex-Gaussian 分布のヒストグラム 実験参加者 2

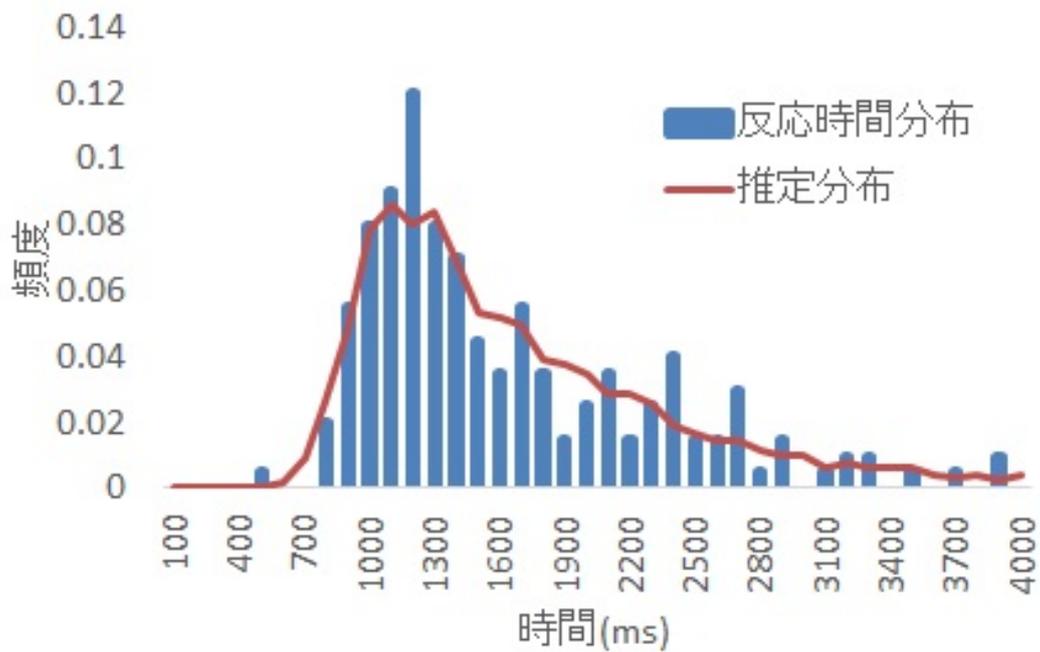


図 3.13 スイッチタスクの反応時間のヒストグラムと推定された ex-Gaussian 分布のヒストグラム 実験参加者 3

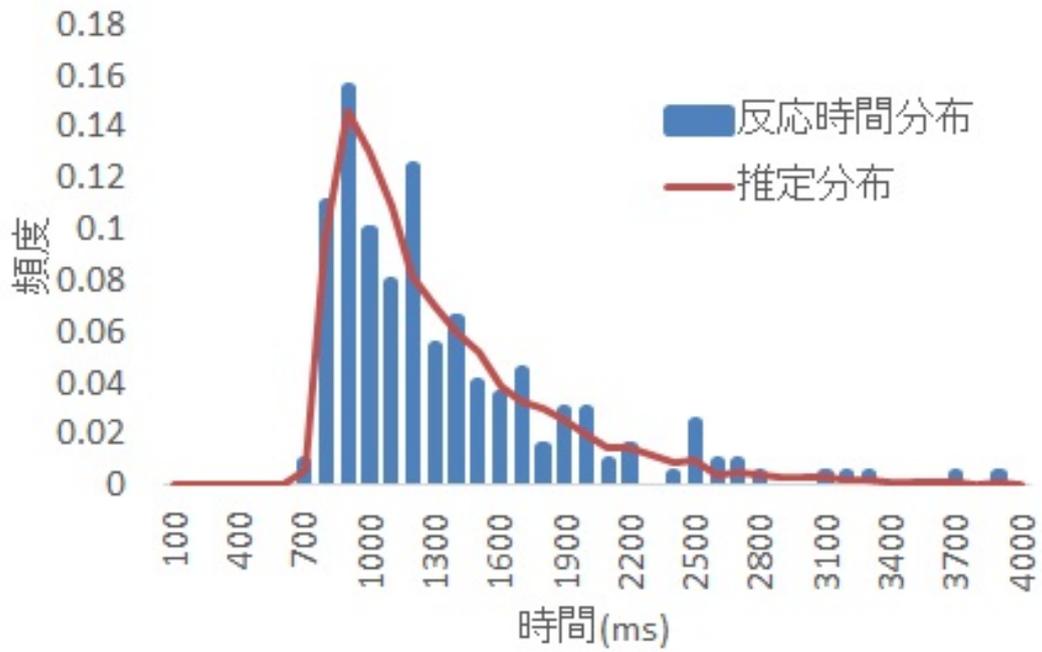


図 3.14 スイッチタスクの反応時間のヒストグラムと推定された ex-Gaussian 分布のヒストグラム 実験参加者 4

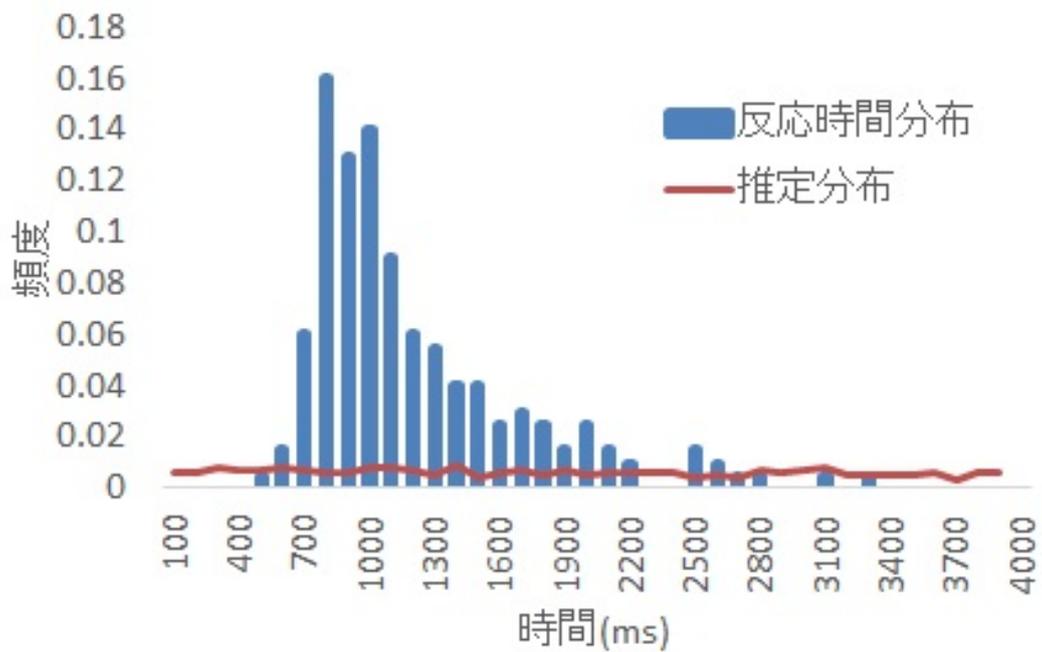


図 3.15 スイッチタスクの反応時間のヒストグラムと推定された ex-Gaussian 分布のヒストグラム 実験参加者 5

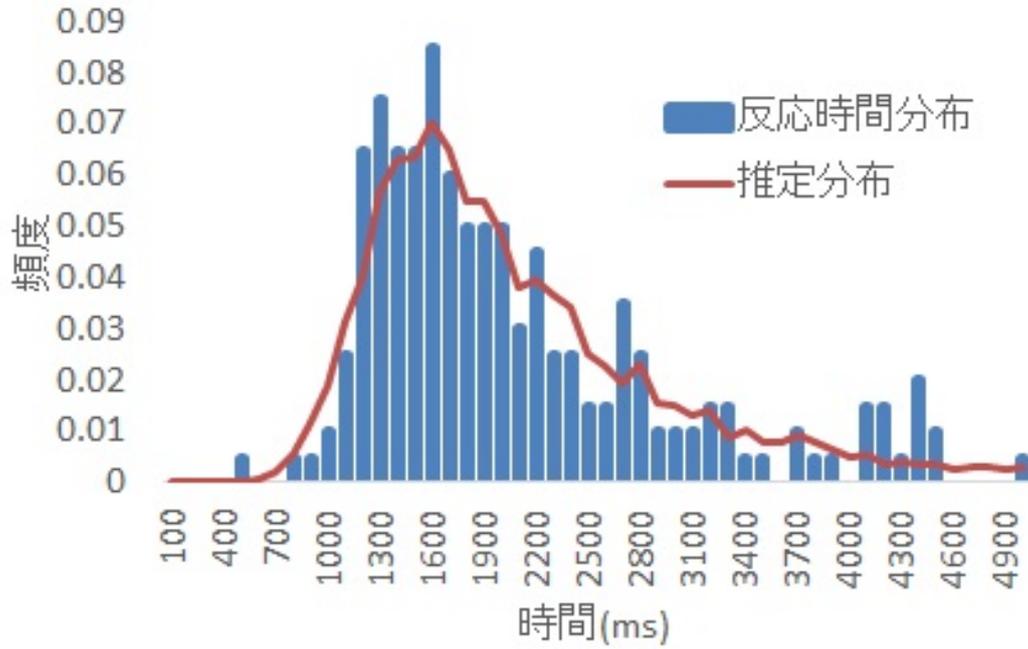


図 3.16 スイッチタスクの反応時間のヒストグラムと推定された ex-Gaussian 分布のヒストグラム 実験参加者 6

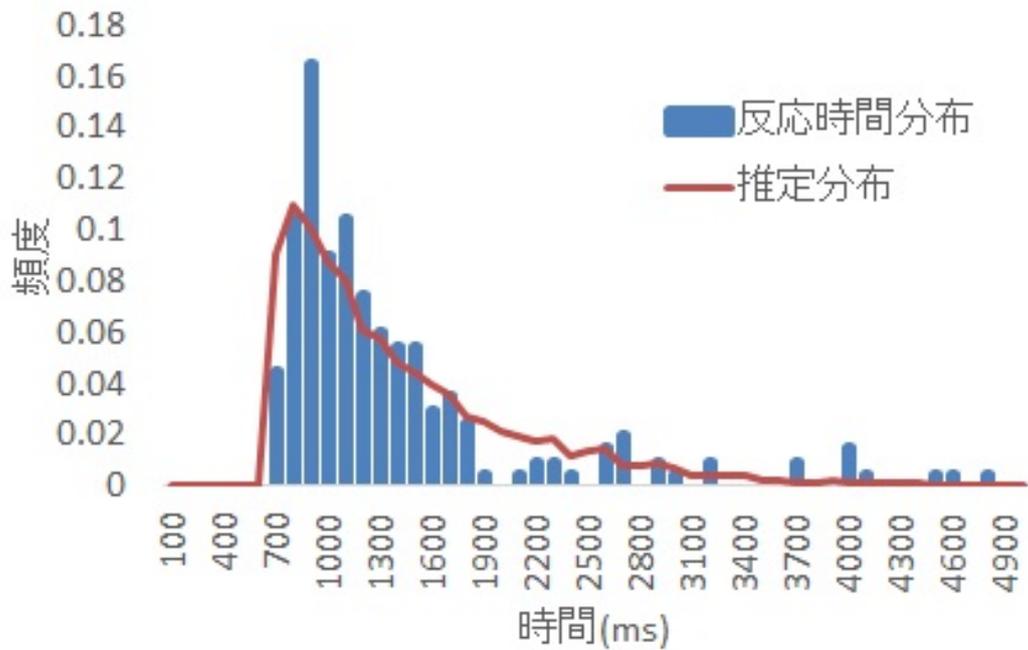


図 3.17 スイッチタスクの反応時間のヒストグラムと推定された ex-Gaussian 分布のヒストグラム 実験参加者 7

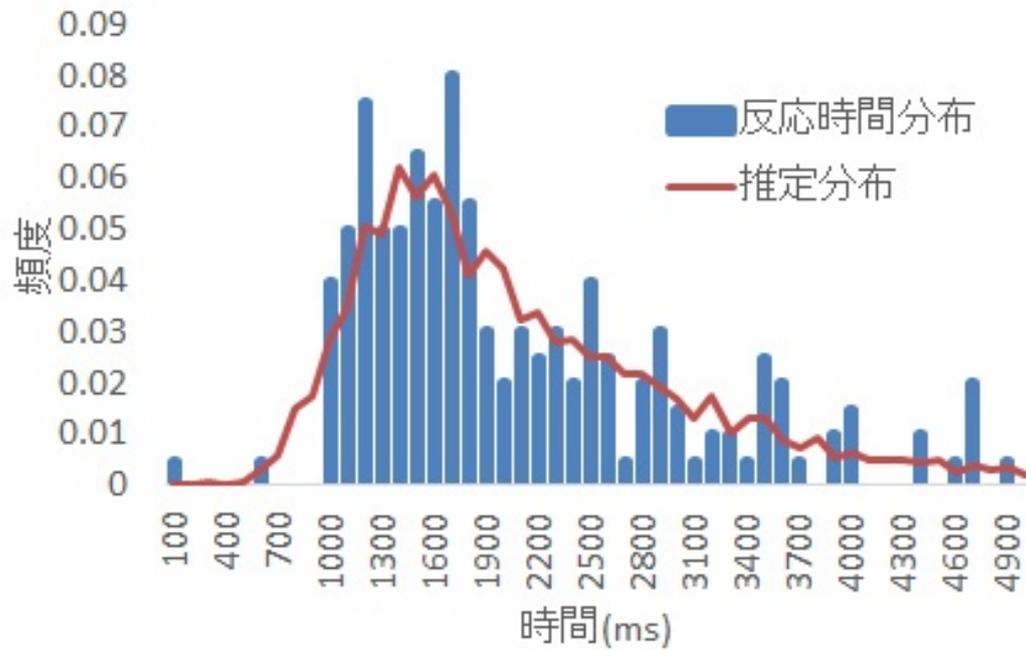


図 3.18 スイッチタスクの反応時間のヒストグラムと推定された ex-Gaussian 分布のヒストグラム 実験参加者 8

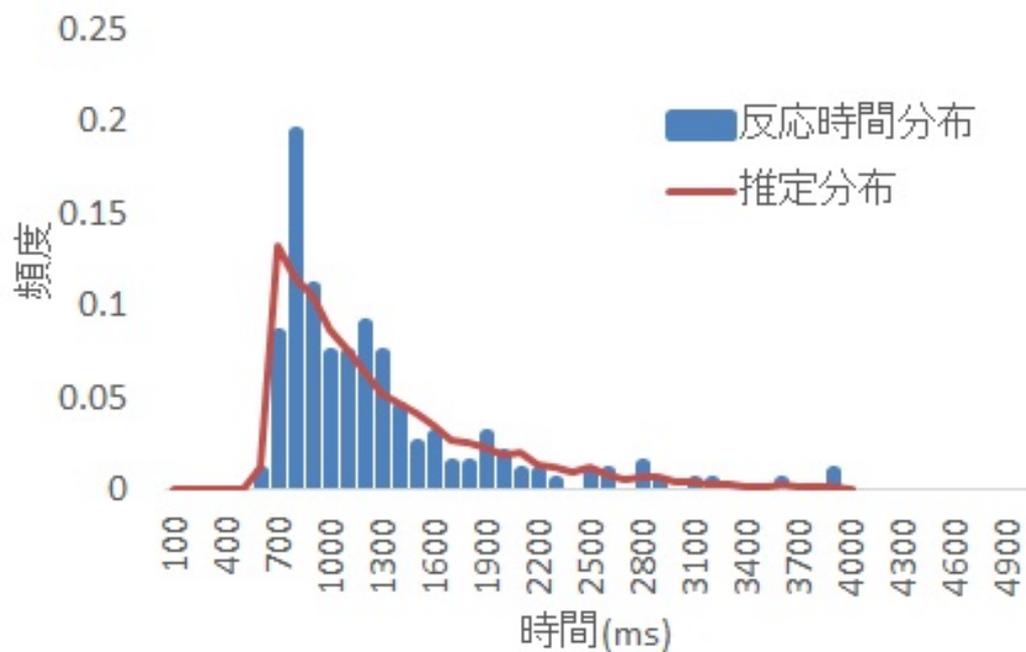


図 3.19 スイッチタスクの反応時間のヒストグラムと推定された ex-Gaussian 分布のヒストグラム 実験参加者 9

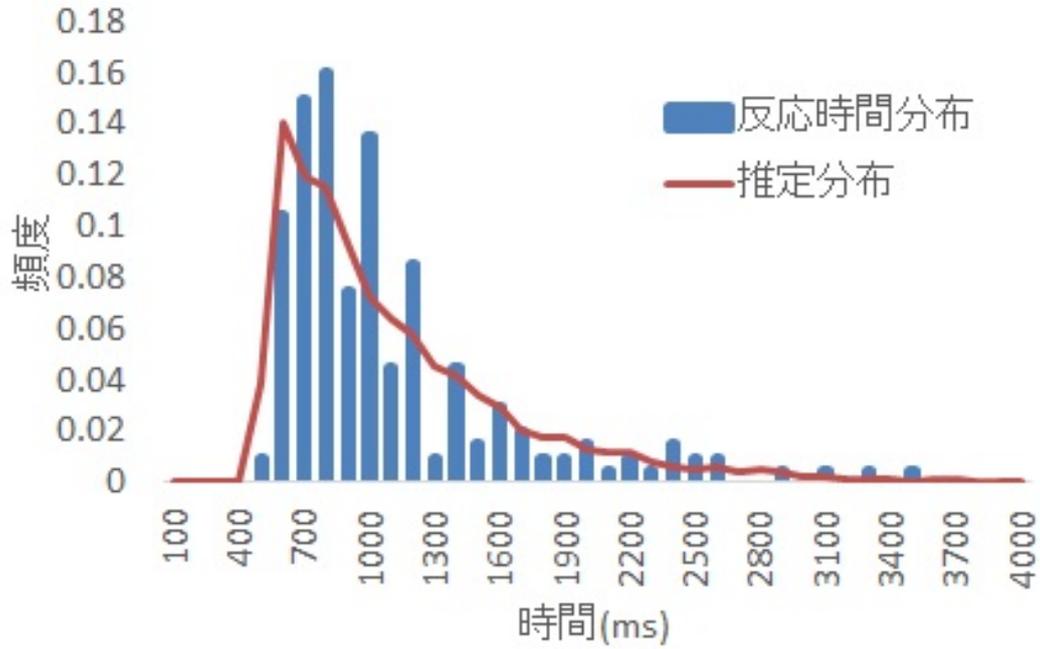


図 3.20 スイッチタスクの反応時間のヒストグラムと推定された ex-Gaussian 分布のヒストグラム 実験参加者 10

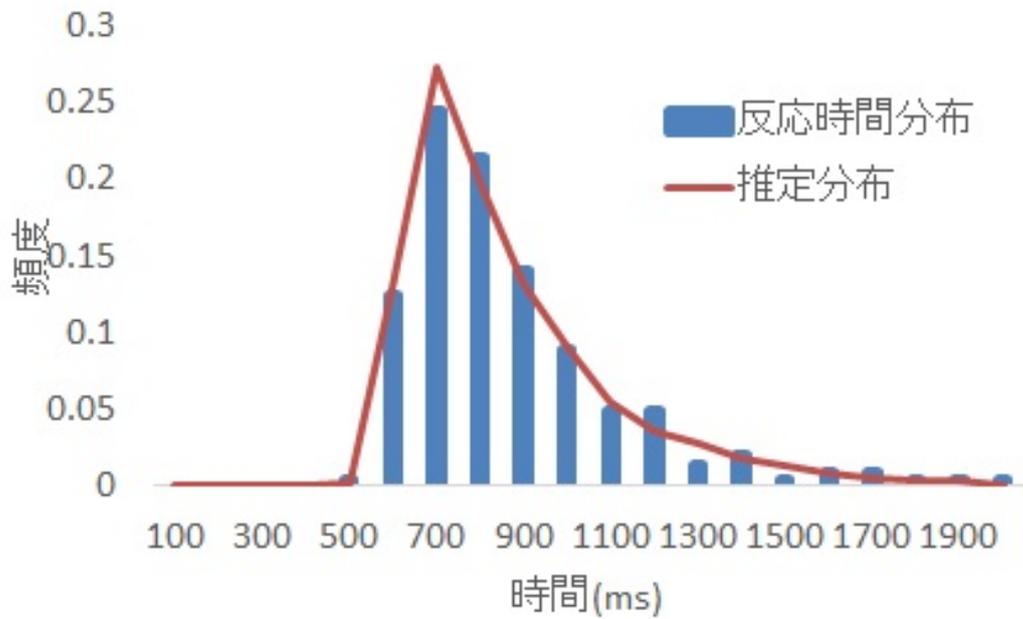


図 3.21 スイッチタスクの反応時間のヒストグラムと推定された ex-Gaussian 分布のヒストグラム 実験参加者 11

実験参加者番号	$\mu$	$\sigma$	$\tau$	統計量 D	p 値
1	606	0.0000393	749	0.1087	0.0177
2	167	6.81E-05	9.01E+02	0.361	2.20E-16
3	867	145	793	0.0616	0.438
4	738	41.8	564	0.0494	0.714
5	2.21E-03	4.08E-02	1.35E+04	0.8029	2.20E-16
6	1125	222	945	0.0373	0.943
7	623	5.12E-05	7.60E+02	0.0868	0.101
8	1043	278	1116	0.0628	0.408
9	591	5.38E-06	688	0.0813	0.141
10	479	2.29E-05	593	0.0863	0.102
11	568	42.8	253	0.0441	0.830

表 3.2 スイッチタスクの反応時間分布を ex-Gaussian 分布に当てはめた時のパラメータと統計量 D と p 値

推定されたパラメータと、反応時間分布と推定分布の間で行った Kolmogorv-Smirnov 検定の結果を表 3.2 に示す。ただし、実験参加者 7 については、反応時間のデータをそのまま当てはめた時に最尤推定が収束しなかったために遅すぎる反応を二つ除外した上でフィッティングを行った。

有意水準を 0.05 に設定した場合、ex-Gaussian 分布は、11 人中 7 人の反応時間分布にフィッティングすることはできたが、3 人の反応時間分布にはフィッティングできなかった。また、1 人の反応時間分布は、外れ値を除外しなければ計算が収束しなかった。ex-Gaussian 分布は、スイッチタスクの反応時間分布に適合できる場合もあるが、統計的な違いが認められるほどの差が出てしまう場合もあることがわかった。

### 3.3 まとめ

ストループ課題とスイッチタスクによって得られた反応時間分布は、ex-Gaussian 分布でフィッティングできる場合もあるが、推定された分布と反応時間分布の間に統計的な差異が認められる場合も少なからずあることが確認できた。これは、ex-Gaussian 分布が表現できる分布の形状と反応時間分布が取り得る分布の形状に近い場合はあるが、反応時間分布が ex-Gaussian 分布に従うわけではないためであると考えられる。これらの結果から、反応時間分布を分析する上で、現状、最も適していると考えられる ex-Gaussian 分布による分析を行ったとしても、反応時間分布の特徴を正確に捉えられるわけではなく、場合によっては、実験によって得られた反応時間分布とは似ても似つかない分布のパラメータを用いて分析をしてしまう恐れもあることがわかる。実験によって得られた反応時間分布と統計的に有意な差がある分布のパラメータを用いて分析し、群間で有意な差が確認されたとして、その

有意差は信頼に値するものなのであろうか。一方、ex-Gaussian 分布によるフィッティングに失敗したものを分析から外したならば、実験結果から ex-Gaussian 分布で表現できるものだけを恣意的に選択したことになりかねない。また、ex-Gaussian 分布は正規分布と指数分布によって作られた分布であって、心的過程や脳の振る舞いを考慮に入れた分布ではない。心理学は、反応時間分布を的確に捉えて分析する術を未だ持ち合わせていないといっても過言ではないだろう。

反応時間は、脳や神経、身体が反応に要する時間の総和であると考えられる。もし、脳や神経の時間的振る舞いを模擬できるメタファーやアナロジーが見つかったならば、拡散過程モデル [37] が扱える誤りも考慮に入れられ、なおかつ ex-Gaussian 分布よりも反応時間分布を適切に扱えるようになるのではないかと期待できる。そこで本研究では、神経細胞の集団が引き起こす現象をアナロジーに採用して、反応時間分布と誤りを統一的に扱えるモデルの構築を試みる。心理学研究から生まれるモデルは、ボトムアップ的に結果を説明するためのモデルであるが、本研究は、プロセスを仮定することでトップダウン的に現象の説明を試みる点で、先行研究と異なり、挑戦的な試みである。

## 第 4 章

# 適切なアナロジー

反応時間を表現しようとした拡散過程モデル [37] では、人の判断を、ブラウン運動という物理現象になぞらえている。しかし、拡散過程モデルでは、条件によってはパラメータの数が増えてしまう [41]。条件によってパラメータの数が変わることは、現象自体が複雑なためであるとも考えられるが、アナロジーとして用いているブラウン運動が、反応時間の性質と合っていないのではないだろうかとも考えられる。そこで、本研究では、まず、拡散過程モデルにおけるブラウン運動のような、基礎となるアナロジーを求めることにした。

人の脳には約 860 億個の神経細胞があり、このうち 19 % が大脳皮質を構成している [44]。神経細胞は、入力刺激を受けると、その刺激が閾値を超えた場合に発火を起こし、他の神経細胞に刺激を与え、また、刺激を受けた神経細胞において刺激が閾値を超えるとその神経細胞も発火を起こして、他の神経細胞に刺激を与える。つまり、複数の神経細胞は、互いに影響を与え合っている。

神経科学の分野で、神経活動に関する興味深い報告がある。培養された神経細胞や皮質のスライス上で起こる神経細胞における連続発火のサイズと頻度の関係を調べると、ベキ乗則に従うのである [23][24]。ベキ乗則は、自然界においても、人の活動においても観測されており、自己組織化臨界現象が示す性質の一つであって、両対数グラフ上で直線に乗る [21]。地震の規模と発生頻度の関係は、グーテンベルグ・リヒター則と呼ばれており、片対数グラフにおいて直線に乗ることが知られている。しかし、地震の規模はエネルギーに対数を取った値であるため、エネルギーと頻度の関係を見ればこれはベキ乗則になる。株価の変動とその頻度もベキ乗則に乗ることが知られている。1997 年にノーベル経済学賞を受賞したロバート・マートンとマイロン・ショールズは、彼等の研究成果であるブラックショールズ方程式を用いてヘッジファンドを経営したが、1998 年に巨額の損失を出してこの会社を倒産させている。これは、株価の変動がベキ分布に従うにも関わらず、Wiener 過程として扱ったことによって、大暴落や大高騰を考慮できなかったためである。高安 [45] は、複数人のエージェントが自らの利益を最大化しようとして株を売ったり買ったりするディーラーモデルによって、このベキ乗則を再現している。言語学においては、ジップの法則がある。

例えば、単語を出現頻度の順に並べると、その順位と出現頻度の積が一定になるという性質であり、順位と頻度の関係を見れば、これもベキ乗則に従うことが知られている。この他にも、種の絶滅 [46] や、都市の人口と順位などにおいてもベキ乗則が見られる。自己組織化臨界現象とは、端的に言ってしまえば、系が自発的に秩序を形成して起こる異常現象のことである。

ところで、認知心理学では、人の心をコンピュータと見做して考える心の計算理論 [19] を採用しており、認知プロセスを、計算レベル、アルゴリズムレベル、そして、実装レベルの三段階に分けて記述する。計算レベルを例に出すと、網膜上に移る二次元の像を三次元として捉えるためには、不良設定問題を解かねばならず、人の脳は、この計算をしていることになる。果たして、人の脳は不良設定問題を本当に解いているのだろうか。また、計算レベルで記述した内容は、集団の神経細胞の振る舞いとして実装し得ない位に複雑すぎやしないだろうか。

自己組織化臨界現象 [21] は複雑系の現象であり、要素に分けて理解しようとする還元主義的な方法論は通じない。そうすると、認知心理学が人の性質を知覚・認知・反応と分けたり、人の機能を、情報更新や課題ルールのシフトに分けたり [18] しているが、この要素に分けること自体が人の性質に対する理解を阻害してしまっているおそれさえあるとも考えられる。本章では、神経雪崩が持つ自己組織化臨界現象という性質を踏まえて、この現象を説明できるモデルによるコンピュータシミュレーションを行うことによってモデルの示す性質と反応時間分布を構成する要素とエラーを対応付ける。これは、認知心理学が行っている、先行研究の結果を説明できるモデルを構築して新たな仮説を検証するというスタイルではなく、心の計算理論 [19] で言うならば、実装レベルともとれる神経活動の振る舞いによって、上位の計算レベルが説明するような現象を説明しようという試みである。

#### 4.1 神経雪崩と砂山モデル

Beggs 等 [23][24] は、雪崩や地震、森林火災のような自己組織化臨界現象が、神経活動にも見られるのではないかと考えて実験を行った。そして、培養された皮質のスライス上で起こる神経細胞の連続発火の規模と頻度の関係に、自己組織化臨界現象に現れるベキ乗則が現れることを確認し、この神経細胞の連続発火を神経雪崩と名付けた。

なお、自己組織化臨界現象とは、何も手を加えなくても、自然と秩序が形成されていき、揺らぎが発散したりベキ乗則やスケール不変性が現れたりするものである。複数の構成要素が互いに影響を与え合う状況は、多体系と呼ばれ、厳密に解くことができないことが知られており、神経雪崩は、複数の神経細胞が互いに影響を与え合う状況であって、まさに多体系である。このような現象は、厳密に解くことができないため、コンピュータシミュレー

ションによってその振る舞いが確認することになるが、自己組織化臨界現象を再現するモデルに Bak らが提案した砂山モデル [21] がある。

砂山モデルの振る舞いについて説明する。まず、縦、横の幅がそれぞれ  $n$  の平方格子を用意する。初期状態としては、全ての格子には数値 0 が割り当てられており、時間が経過するごとにランダムに格子を選択してその格子の数値に 1 を加算する。もし、格子の値が 4 に達したならば、その格子の数値は 0 に置き換え、代わりにその格子の周囲にある格子の数値にそれぞれ 1 を加算する。もし、周囲の格子でも値が 4 を超えたならば同様の作業を繰り返す。

最初のうちは、大きな値が割り当てられている格子がほとんどないため、滅多に雪崩は起きず、起きても隣接する格子の雪崩を引き起こすことは稀である。しかし、このような操作を繰り返し続けていくと、格子の中には雪崩を引き起こす直前の 3 が割り当てられたものが増えていく。そして、次のタイミングで任意の格子の値に 1 を加算したときに雪崩が起きる確率は不変になり、一つの雪崩がきっかけになって引き起こす雪崩の連鎖の規模やその持続時間はベキ乗則に従うようになる。平方格子全体として、なにも外部から秩序を作ろうとしたわけではないにも関わらず、自発的に組織化が起これ、臨界状態に達するのである。本研究では、砂山モデルを反応時間と誤りを関連付けるためのアナロジーとして採用することにする。

#### 4.1.1 砂山モデルのコンピュータシミュレーション

一番単純な二次元正方格子上で、砂山モデルによるシミュレーションを行い、その振る舞いを確認することにした。

##### 4.1.1.1 方法

通常の砂山モデルの振る舞いをコンピュータシミュレーションによって確認した。格子は、平方格子であり、格子のサイズは  $100 \times 100$  である。初期状態として、全ての格子に割り当てられた数値は 0 であり、単位時間あたりに一つランダムに格子を選択して、数値を 1 加算していく。そして、格子の数値が隣接する格子の数に至ったとき、雪崩を起こすことにする。なお、このシミュレーションでは、平方格子を用いているため、格子が雪崩を起こす数値は 4 である。雪崩が 2 万回観測されるまでシミュレーションを継続し、前半の 1 万回の雪崩は自己組織化臨界状態に至るまでの準備期間として分析から除外した。

##### 4.1.1.2 通常の砂山モデルのシミュレーション結果

シミュレーションの結果について、雪崩の間隔、雪崩のサイズ、雪崩の持続時間の順で説明する。

■4.1.1.2.1 雪崩の間隔 砂山モデルでは、単位時間あたりに1つずつ格子の値が積み上げられていく。値が積み上げられたとき、値が4を超えれば雪崩が起き、4を超えなければ雪崩は起きない。雪崩の間隔は、雪崩が発生しなかった場合が何回連続して続いたかを表すものである。雪崩の間隔と頻度について図4.1に示す。

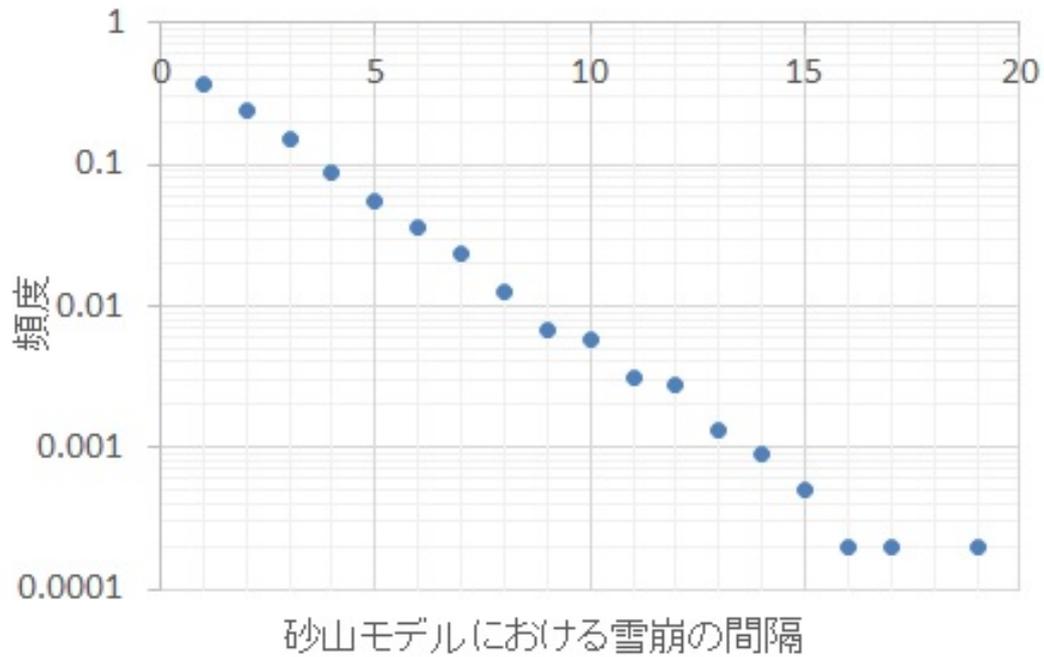


図4.1 格子サイズ  $100 \times 100$  の平方格子の砂山モデルにおける雪崩の間隔

グラフの横軸は雪崩の間隔であり、縦軸は頻度である。雪崩の間隔は片対数グラフ上で直線に乗っているため、指数分布に従うことがわかる。

■4.1.1.2.2 雪崩のサイズ 次に雪崩のサイズについての累積分布を図 4.2 に示す。単位時間に 1 つずつ値が積み上げられ、雪崩が起きると、雪崩を起こした格子の周囲の格子にも値が 1 積み上げられる。そして、周囲の格子でも 4 を超えた場合には雪崩を起こす。雪崩のサイズは、ある雪崩が起こった場合に、影響を受けて雪崩を起こした格子の数であり、一度雪崩を起こした格子が再度雪崩を起こしても、これはカウントしない。今回のシミュレーションでは  $100 \times 100$  の正方格子で行っており、格子の数は一万個であるため、最大の雪崩サイズは一万になる。

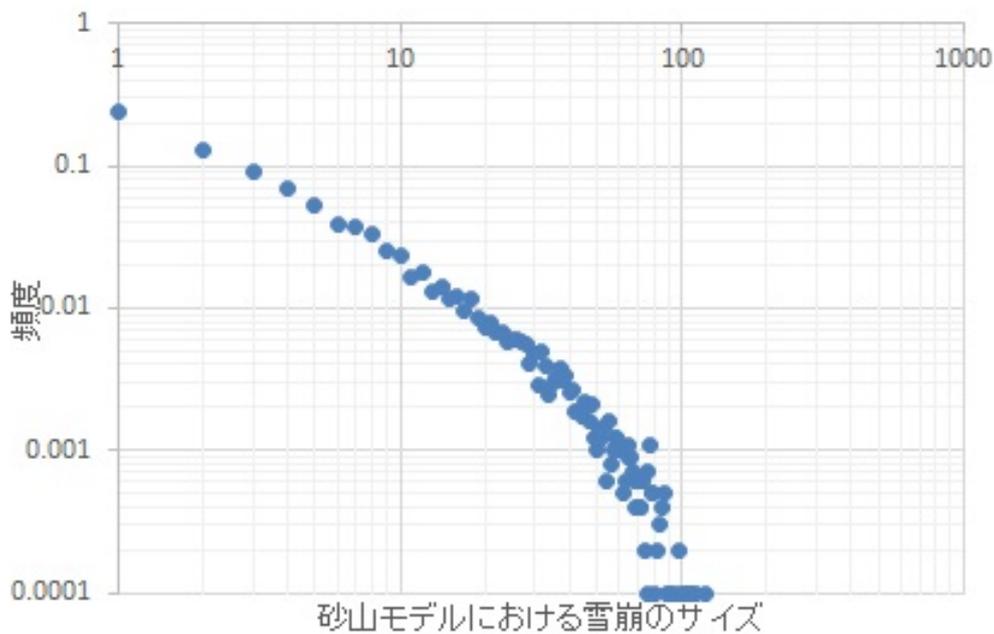


図 4.2 格子サイズ  $100 \times 100$  の正方格子の砂山モデルにおける雪崩のサイズ

グラフの横軸は雪崩のサイズであり、縦軸は頻度である。雪崩のサイズは、横軸の値が小さい領域では両対数グラフ上で直線に乗っているため、べき乗則に従っていることがわかる。そして、横軸の値が大きい領域では、傾きが変わっている。

■4.1.1.2.3 雪崩の持続時間 次に雪崩の持続時間について図 4.3 に示す。雪崩の持続時間とは、一つの雪崩が他の雪崩を起こし続けている時間である。例えば、特定の格子が雪崩を起こし、周囲の4つの格子でも同時に雪崩を起こしたがそこで収束した場合には雪崩の持続時間は2と数えている。

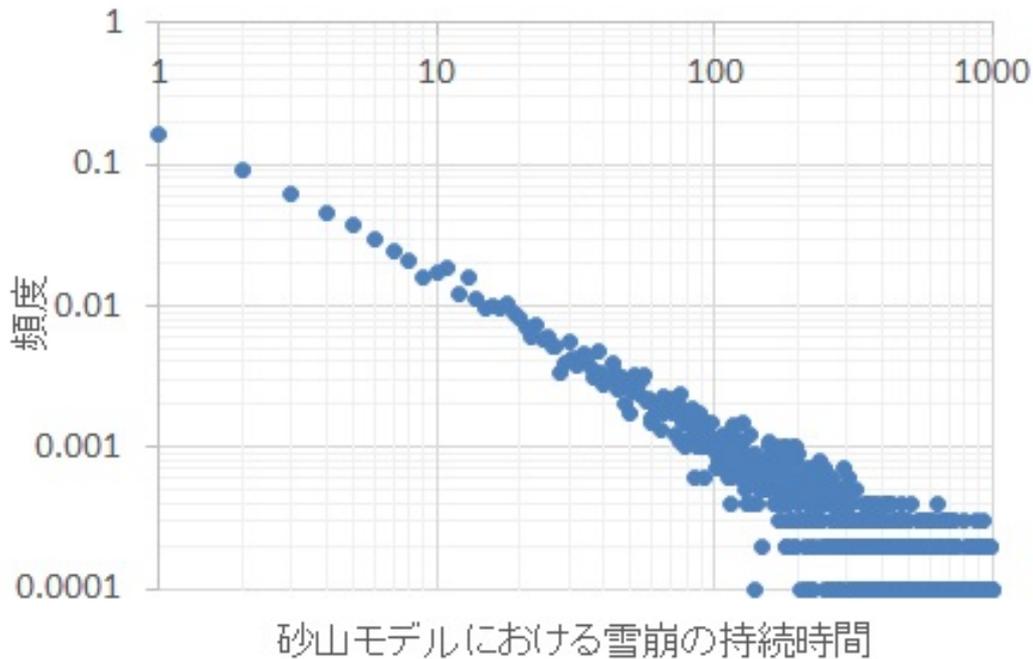


図 4.3 格子サイズ  $100 \times 100$  の平方格子の砂山モデルにおける雪崩の持続時間

グラフの横軸は雪崩の持続時間であり、縦軸は頻度である。雪崩の持続時間は、横軸の値が小さい領域では両対数グラフ上で直線に乗っているため、べき乗則に従っていることがわかる。そして、横軸の値が大きい領域では、べき乗則から外れていく。横軸の値が大きい領域についてはカットオフすることにする。

#### 4.1.2 砂山モデルの性質と記憶の性質の対応付け

神経雪崩は、記憶の想起や情報の伝達に重要な役割を果たしていることが示唆されているため [23][24]、砂山モデルの、雪崩の発生間隔、雪崩のサイズ、雪崩の持続時間を、記憶に関連する現象に対応付ける。人は、記憶を想起するとき、まず想起しようと試み、成功すればある表象が浮かぶと考えられる。そして、ある表象は確信をもって想起されるかもしれないし、もしかしたらそうだったかもしれないというような弱い確信とともに想起されるかもしれない。そして、表象は一瞬にして思い出せなくなる場合もあれば、長時間続く場合もあるだろう。これらの想起に要する時間、確信の強さ、表象の持続時間を砂山モデルにお

ける雪崩の発生間隔、雪崩のサイズ、雪崩の持続時間に対応させる。仮に想起には神経雪崩が必要だとすると、想起に要する時間は、雪崩の発生間隔に対応付けられるだろう。次に持続時間同士、表象の持続時間と雪崩の持続時間に対応付ける。最後に、残りの確信の強さを雪崩のサイズに対応付けることにする。もし、Hebb 則 [47] を仮定すれば、雪崩の持続時間は、記憶の強さとも対応付けられると考える。これは、ある神経活動のパターンが持続している間、各神経細胞は、互いに影響を与え合い続けているため、Hebb 則によって神経細胞同士の繋がりが強化され続けることになるからである。

本研究では、砂山モデルをアナロジーとして採用しているが、これは、砂山モデルの振る舞いと神経活動がそのまま対応付けられるとは考えていない。例えば、砂山モデルのシミュレーションでは、雪崩の数が1であっても雪崩が起きたと判定しているが、たった一つの神経細胞の発火が記憶の想起を呼び起こしているとは考えづらい。砂山モデルはアナロジーに過ぎないが、もし対応付けをするのであれば、神経雪崩によって特定の領域に情報が伝達された場合であるとか、結果として一定以上の大きさや持続時間に至った神経雪崩のみが意識に上ると考えることもできると考えられる。自己組織化臨界現象はスケールフリーの現象であり、特定のスケールを持たない。そのため、一定の大きさや持続時間に至らなかった雪崩を分析の対象から取り除いたとしても、図 4.2 や図 4.3 における x 軸の値が小さい点を取り除かれるに過ぎず、自己組織化臨界現象の性質として大きな変化はないだろうと考えられる。

## 4.2 課題差や個人差を表現するもの

砂山モデルのシミュレーションを行い、この結果を踏まえて想起の時間を指数分布、表象の持続時間と確信の強さがベキ分布に従うことにした。これにより、想起の時間がばらつくことや、持続時間の長い表象と短い表象があること、そして確信の強い想起と弱い想起があることは説明できるようになった。しかし、想起する対象による想起時間や確信の強さ、持続時間の長さの違いや、個人差等を記述することができない。そこで、砂山モデルの条件を変えてコンピュータシミュレーションを行い、課題差や個人差を表現するもの、つまり、雪崩の間隔やサイズや持続時間に影響を与える要素を調べた。

砂山モデルのシミュレーションにおいて変更できる部分は、格子のサイズと格子の形状である。そこで、雪崩の間隔、サイズ、持続時間における格子サイズや格子形状の違いによる影響をコンピュータシミュレーションによって調べることにした。

#### 4.2.1 砂山モデルの格子サイズ依存性

砂山モデルの格子は、いわば神経細胞のような働きをしている。そのため、格子のサイズを変更すれば、神経活動に参加する神経細胞の数の違いに相当するものを表現できるものと考えられる。そこで、格子のサイズを変更して、砂山モデルのシミュレーションを行い、格子サイズの違いによる、雪崩の発生間隔、雪崩のサイズ、雪崩の持続時間について調べた。

##### 4.2.1.1 方法

用いる格子は平方格子とし、格子のサイズが  $10 \times 10$ 、 $20 \times 20$ 、 $40 \times 40$ 、 $80 \times 80$ 、 $160 \times 160$ 、 $320 \times 320$  の場合についてコンピュータシミュレーションを行った。それぞれの砂山モデルにおいて10万回の雪崩がおきるまでシミュレーションを継続し、後半の5万回の雪崩についてデータを分析した。砂山モデルのシミュレーション開始時には、全ての格子には0を割り振っているため、格子のサイズが大きければ大きいほど臨界状態に達するまでに時間を要する。そこで、一番大きいサイズである  $320 \times 320$  の格子においても自己組織化臨界状態のデータが得られるように5万回の雪崩データを破棄し、他のサイズにおいてもこれにならうことにした。

##### 4.2.1.2 結果

格子サイズ依存性のシミュレーションの結果について、雪崩の間隔、雪崩のサイズ、雪崩の持続時間の順で説明する。

■4.2.1.2.1 雪崩の間隔 まず、雪崩の間隔について図 4.4 に示す。

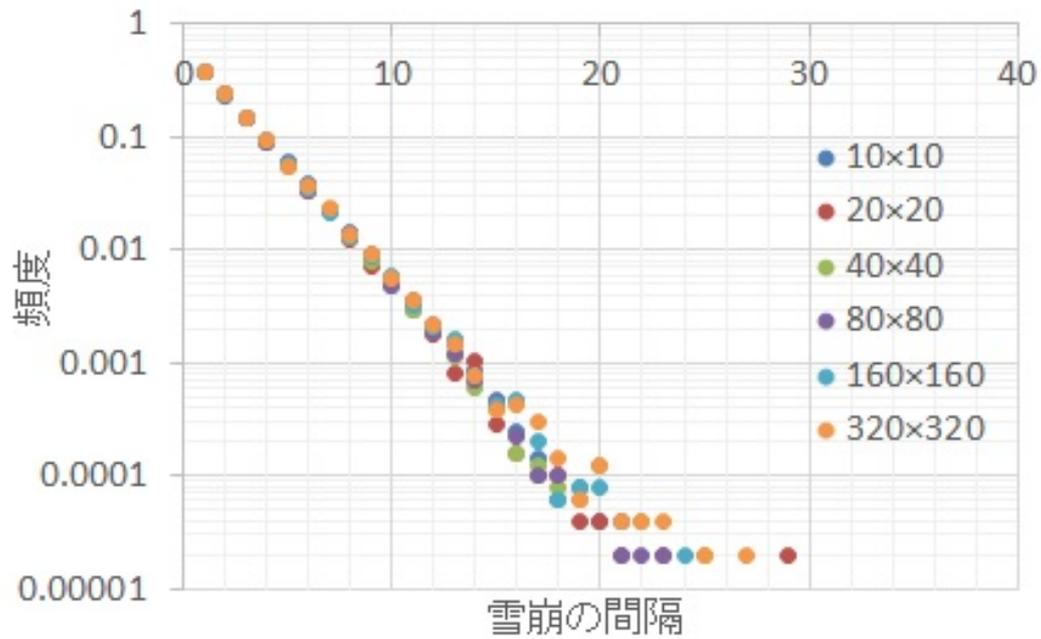


図 4.4 雪崩発生間隔の格子サイズ依存性

グラフの横軸は雪崩の発生間隔であり、縦軸は頻度である。グラフを見ると分かる通り、雪崩の発生間隔は全ての格子条件で同じである。つまり、雪崩の発生間隔に、格子サイズ依存性はない。

■4.2.1.2.2 雪崩のサイズ 雪崩のサイズについて図4.5に示す。

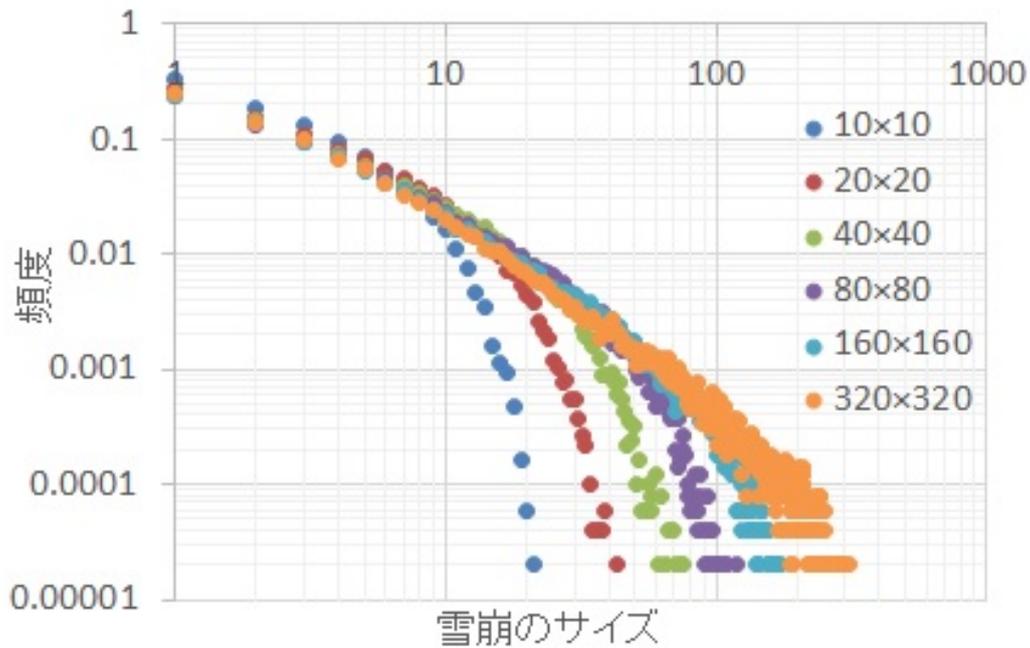


図4.5 雪崩サイズの格子サイズ依存性

グラフの横軸は雪崩のサイズであり、縦軸は頻度である。雪崩のサイズは格子のサイズに依存する。なぜならば、雪崩サイズの最大値は格子のサイズだからである。しかし、雪崩サイズの大きな領域は、ベキ乗則に乗らない領域であり、カットオフの対象である。そこで、グラフがベキ乗則に乗っている領域に限ってサイズ依存性について見ていくことにする。すると、雪崩のサイズも格子サイズ依存性はない。

#### ■4.2.1.2.3 雪崩の持続時間 雪崩の持続時間について図 4.6 に示す。

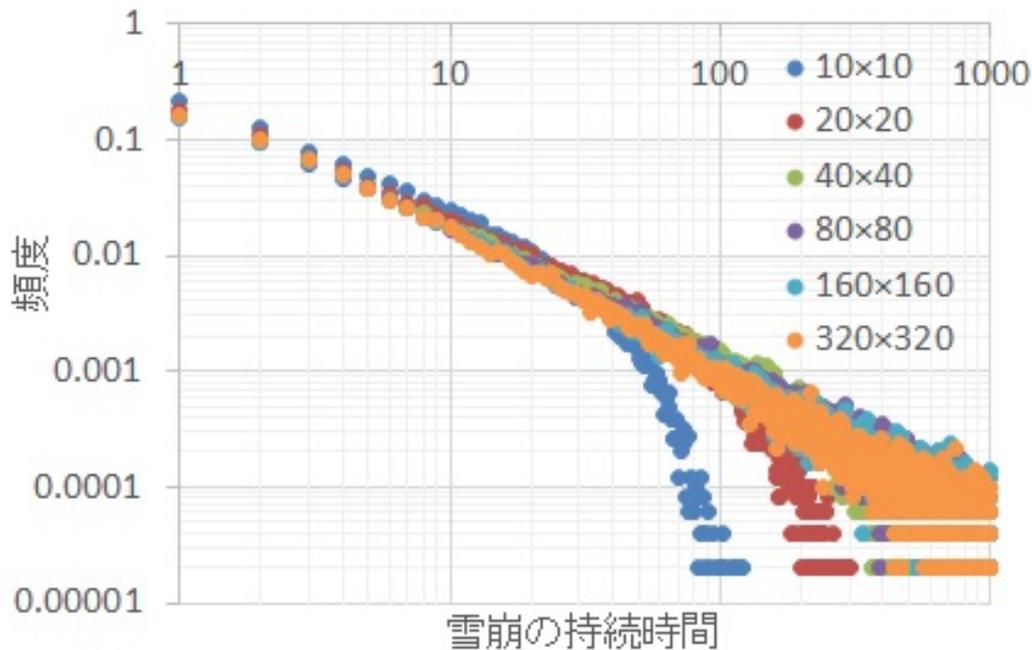


図 4.6 雪崩持続時間の格子サイズ依存性

グラフの横軸は雪崩の持続時間であり、縦軸は頻度である。雪崩の持続時間も格子のサイズに依存する。なぜならば、格子サイズが大きければ大きいほど、割り当てられた数値が3であり、周囲の格子で雪崩が起きれば自らも雪崩を起こす格子の数が増えるからである。雪崩の持続時間においても持続時間の長い領域は、ベキ乗則に乗らない領域であり、カットオフの対象である。そこで、グラフがベキ乗則に乗っている領域に限ってサイズ依存性について見ていくことにする。すると、雪崩の持続時間も格子サイズ依存性はない。

#### 4.2.1.3 格子サイズ依存性のまとめ

砂山モデルの雪崩の間隔、雪崩のサイズ、雪崩の持続時間における格子サイズ依存性についてまとめる。まず、雪崩の発生間隔は格子のサイズに依存しない。そして、サイズや持続時間が長い領域では、雪崩のサイズと持続時間にはサイズ依存性があるように見える。しかし、この領域は自己組織化臨界現象の性質が壊れるカットオフの領域である。雪崩のサイズや持続時間の値が小さい領域に注目すれば、サイズ依存性は無視できると考えられる。

## 4.2.2 砂山モデルの格子形状依存性

砂山モデルの格子は、いわば神経細胞のような働きをしている。そのため、格子の形状を変化させれば、神経細胞のネットワークの疎密の違いを表現できるものと考えられる。そこで、格子の形状を変更して、砂山モデルのシミュレーションを行い、格子形状の違いによる、雪崩の発生間隔、雪崩のサイズ、雪崩の持続時間について調べた。

### 4.2.2.1 方法

砂山モデルを用いて、格子の形状を変えてコンピュータシミュレーションを行った。用意した格子は、三角格子、平方格子、六角格子の3種類とし、格子のサイズは $320 \times 320$ とした。格子の形状について図4.7に示す。

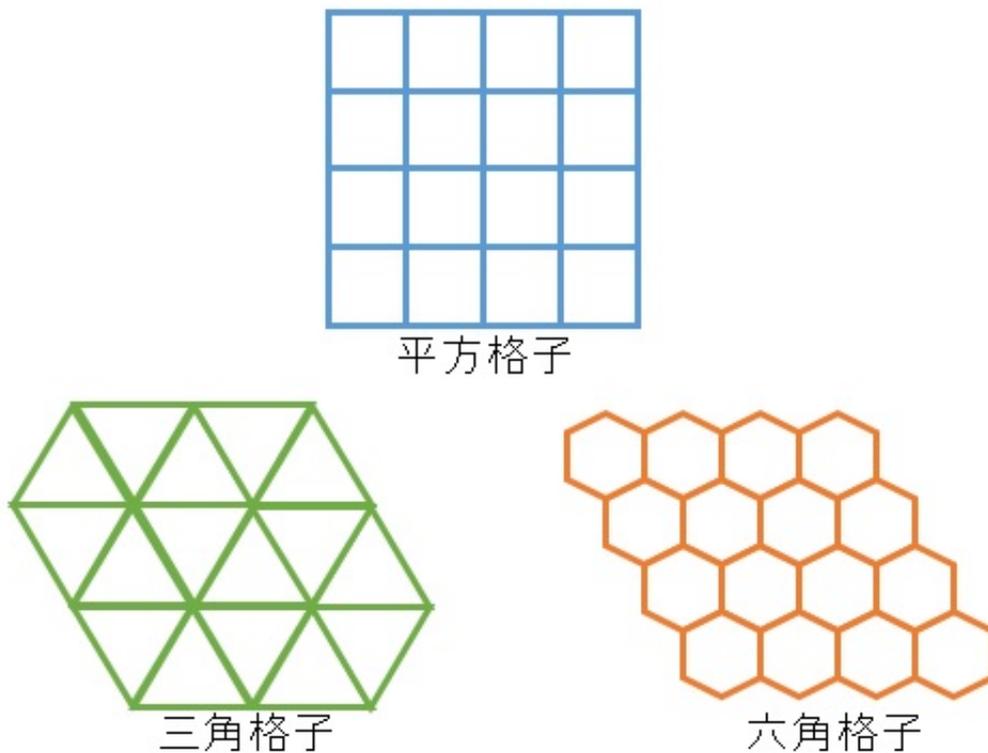


図 4.7 格子の形状

図 4.7 の左側にある三角格子では、一つの格子の周囲には三つの格子が配置され、中央の平方格子では一つの格子は四つの格子で囲まれている。そして、右側の六角格子では、一つの格子は六つの格子で囲まれている。これを神経細胞の仮想的な神経細胞のネットワークに当てはめると、三角格子はネットワークが疎な状態に対応し、六角格子はネットワークが密な状態に対応する。そして、平方格子はそれらの間である。神経細胞の複雑な繋がりを再現し、複雑な格子形状や複雑なネットワーク上でシミュレーションを行った方が良いようにも考えられるが、条件を複雑にしまうと、何の影響で条件間の差が生まれるのか解釈することが難しくなるため、本研究では、疎密という抽象的なパラメータの代表として均一な格子を構成できる三角格子と平方格子と六角格子を採用することにした。

雪崩が発生する条件は、格子の値が隣接する格子の数に至ったときとした。つまり、三角格子の場合には、格子の値が3になったときであり、平方格子の場合には、格子の値が4になったとき、そして六角格子の場合には、格子の値が6になったときに雪崩が起きるようにした。これは、格子が雪崩を起こすときに積み上がっている値と、周囲にまかれる値の総量を同じにするためである。

平方格子の場合、隣接する格子の数が4であり、六角格子の場合には隣接する格子の数が6である。一方、平方格子を三次元に拡張して立方格子にした場合にも隣接する格子の数が6になる。しかし、六角格子と立方格子では、隣接する格子の数は同じであっても疎密において違いがある。図 4.8 に立方格子と六角格子を図示した。



■4.2.2.2.1 雪崩の間隔 まず、雪崩の間隔について図 4.9 に示す。



図 4.9 雪崩発生間隔の格子形状依存性

グラフの横軸は雪崩の発生間隔であり、縦軸は頻度である。コンピュータシミュレーションを行うにあたって、格子形状ごとに雪崩が起きる条件を変えている。そのため、三角格子では、3 単位時間あれば一つの神経細胞が発火できるのに対して、平方格子の場合には 4 単位時間を要し、六角格子の場合には 6 単位時間を要することになっている。そこで、雪崩の発生間隔を求めるときに、要した時間を隣接する格子の数で除すことによって正規化することにする。この正規化によって、三角格子であっても平方格子であっても、六角格子であっても 1 単位時間に一つの格子が雪崩を起こせるだけの砂を蓄積することになる。

図 4.9 を見ると分かる通り、格子の形状によって指数分布の傾きが異なり、雪崩の間隔は格子の形状に依存していることがわかる。三角格子の場合にはグラフの傾きが急であり、それに対して六角格子では傾きがなだらかである。つまり、三角格子の場合には、雪崩の間隔は短い傾向にあり、反対に六角格子では雪崩の間隔が長くなる傾向にあることがわかる。

雪崩の間隔は、想起に要する時間と関連付けている。そのため、本モデルによれば、三角格子のような仮想的な神経細胞のネットワークが疎な場合には、想起に要する時間が短くなり、六角格子のような密な場合には想起に要する時間が長くなることになる。

■4.2.2.2 雪崩のサイズ 雪崩のサイズについて図4.10に示す。

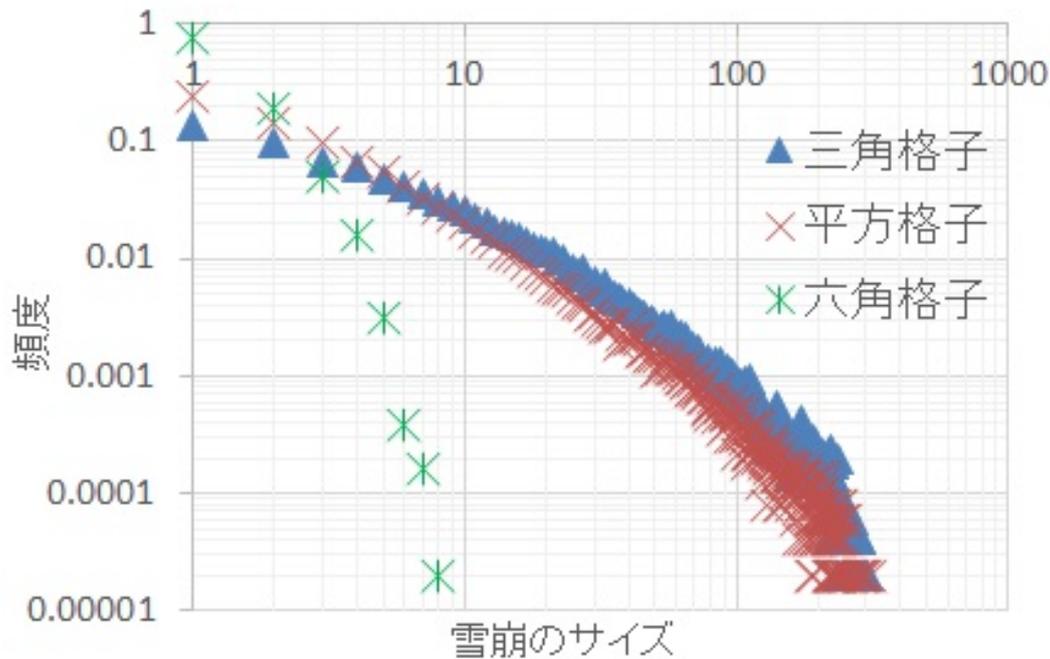


図 4.10 雪崩サイズの格子形状依存性

グラフの横軸は、雪崩のサイズであり、縦軸は頻度である。図 4.10 を見ると分かる通り、雪崩のサイズは格子形状に依存する。そして、三角格子では、グラフの傾きがなだらかなのに対して、六角格子では、グラフの傾きが急である。これは、三角格子では他の格子形状に比べて大きい雪崩が起きやすいことを表しており、六角格子では他の格子形状に比べて小さい雪崩が起きやすく、三角格子や平方格子で起こっているような大きな雪崩は起こらないことを表している。

雪崩のサイズは、想起したときの確信の強さと対応付けている。そのため、本モデルによれば、三角格子のような仮想的な神経細胞のネットワークが疎な場合には、強い確信をもって想起される確率が高く、六角格子のような密な場合には想起しても確信が持てないことになる。

■4.2.2.2.3 雪崩の持続時間 次に、雪崩の持続時間について図 4.11 に示す。

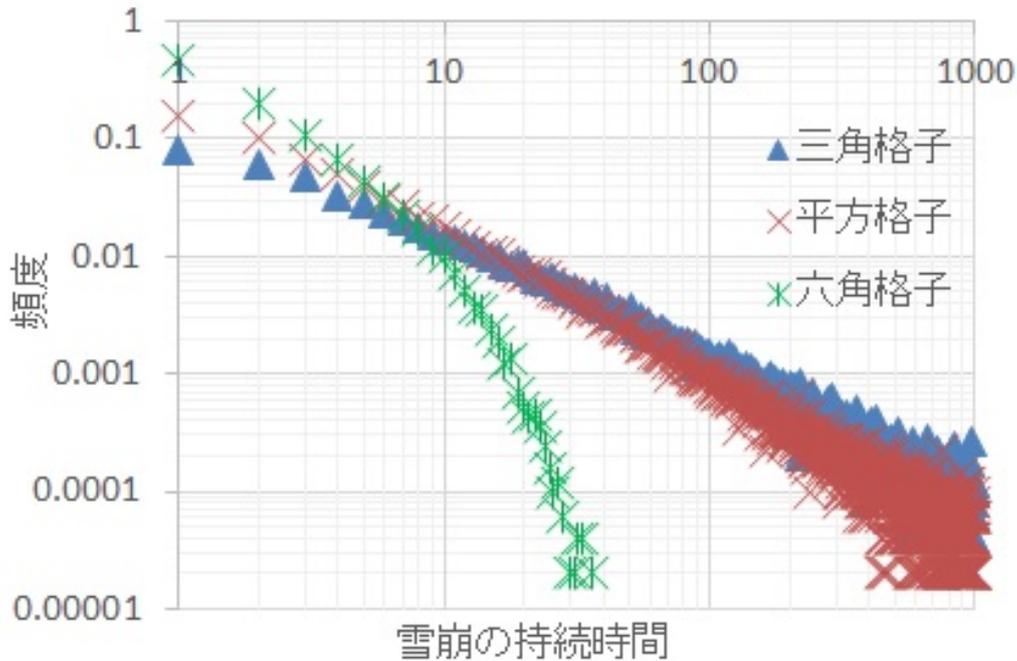


図 4.11 雪崩持続時間の格子形状依存性

グラフの横軸は、雪崩の持続時間であり、縦軸は頻度である。図 4.11 を見ると分かる通り、雪崩の持続時間は格子形状に依存する。そして、三角格子では、グラフの傾きがなだらかなのに対して、六角格子では、グラフの傾きが急である。これは、三角格子では他の格子形状に比べて持続時間の長い雪崩が起きやすいことを表しており、六角格子では他の格子形状に比べて持続時間の短い雪崩が起きやすく、三角格子や平方格子で起こっているような持続時間が長い雪崩は起こらないことを表している。

雪崩の持続時間は、短期記憶の保持時間と、記憶の強さと関連付けている。そのため、本モデルによれば、三角格子のような仮想的な神経細胞のネットワークが疎な場合には、短期記憶に保持される時間が長く、忘れにくい記憶になりやすい。反対に、六角格子のような密な場合には短期記憶の保持されている時間が短く、忘れやすい記憶になりやすいことになる。

#### 4.2.2.3 格子形状依存性のまとめ

従来の心理学では、想起の時間を含んでいる反応時間や、確信の強さ、記憶の強さは別々に研究されてきたが、砂山モデルの格子形状の違いによる時間特性の違いに対する解釈の枠組みでは、これら 3 つの事象は、神経細胞の集団が起こす同一の現象の別側面として解釈で

きる。本研究から、反応時間が長い人は、確信が持ちづらく記憶力が低くなることが想定される。

砂山モデルの格子形状依存性についてまとめる。まず、雪崩の発生間隔には格子形状依存性があり、三角格子のように影響を与え合う格子の数が少なければ雪崩の発生間隔は短くなり、六角格子のように影響を与え合う格子の数が多ければ長くなる。そして、雪崩のサイズにも格子形状依存性があり、影響を与え合う格子の数が少なければ、多い場合に比べて大きい雪崩が起きやすく、影響を与え合う格子の数が多ければ大きい雪崩は起きなくなる。雪崩の持続時間にも格子形状依存性があり、影響を与え合う格子の数が少なければ、多い場合に比べて持続時間が長い雪崩が起きやすく、影響を与え合う格子の数が多ければ持続時間が長い雪崩は起きなくなる。なお、雪崩の間隔やサイズ、持続時間は格子形状によって決定されるが、間隔とサイズや間隔と持続時間はそれぞれ独立しており、雪崩の間隔が長かったからといってサイズが大きくなったり、持続時間が大きくなったりするわけではなく、三角格子であっても雪崩の間隔が長い場合やサイズや持続時間が小さくなる場合も起こる。

#### 4.2.3 まとめ 拡張した砂山モデルの振る舞いと記憶の性質

これまでの検討をまとめて、拡張した砂山モデルの振る舞いと記憶の性質について整理しておく。拡張した砂山モデルの初期状態では、格子の材料のみがあり、格子は未だ作られていない。そして、何かを想起しようとする時、まず、想起の対象に応じた格子が築かれる。これは、想起対象に対応する神経細胞の集団を選択することに相当するのかもしれないし、なんらかの作用によって仮想的な神経細胞のネットワークが出来上がるのかもしれないが、この部分は未決定にしておく。そして、砂山モデルの振る舞いによって雪崩が起き、想起に至るのである。築かれる格子は、個人個人で異なるだけでなく、想起する対象によっても異なり、素早く確信を持って思い出せて、表象を長い時間留められる対象は、三角格子のような互いに影響を及ぼし合う格子の数が少ない状態であり、思い出すのに時間がかかり、確信が持てず、しかも表象がすぐに消えてしまう対象は、六角格子のような互いに影響を及ぼし合う格子の数が多状態に対応することになる。また、持続時間の長い雪崩は、Hebb 則 [47] を追加することによって強い記憶と関連付ける旨をすでに述べているが、拡張した砂山モデルによれば、三角格子のような互いに影響を及ぼし合う格子の数が少ない状態の場合には六角格子のような互いに影響を及ぼし合う格子の数が多状態に比べて強い記憶を作りやすいと考えられる。

### 4.3 拡張した砂山モデルによる長期記憶と短期記憶とワーキングメモリの解釈

心理学の中で広く受け入れられている記憶のモデルに二重貯蔵モデルがある [48]。二重貯蔵モデルでは、感覚登録器に加え、短期貯蔵庫と長期貯蔵庫という二つの記憶装置を仮定している。外界からの刺激はまず感覚登録器に一時的に保持されて、注意が向けられたり、選択されたりした刺激が短期貯蔵庫に移される。そして、リハーサルされた刺激は長期記憶に転送されて貯蔵される。二重貯蔵モデルは、コンピュータメタファーによる抽象的なモデルであるが、あたかも二つの記憶装置があるかのようなモデルである。

拡張した砂山モデルは、時間的なダイナミクスのモデルであるため、記憶という機能そのものは発現していないが、記憶に対して重要な役割を果たす神経細胞の働きとして二つの要素があることを暗に示している。一つ目は、砂山モデルの格子形状を決定する働きであり、二つ目の働きは神経雪崩である。本研究では、神経雪崩の持続時間を短期記憶の保持時間と対応付けているため、神経雪崩によって実際に発火した神経細胞のパターンが短期記憶の表象に必然的に対応付けられる。神経雪崩のサイズや持続時間は、想起の対象が同じであっても毎回異なり、その分布がベキ分布になるため、短期記憶の表象として現れる神経細胞の発火のパターンは毎回同じというわけではない。すると、長期記憶は砂山モデルの格子形状を決める働きと対応付けると理解しやすくなる。このモデルでは、砂が積まれる前であっても、格子形状さえ決定してしまえば回答のバリエーションがある程度限定されることになる。このように本論文による拡張した砂山モデルでは、短期記憶と長期記憶は同じ場所で見現していることになる。

短期記憶というとき、記憶を貯蔵する場所という意味合いが強いが、短期記憶というメモリに、処理を行う能力を付加したワーキングメモリという概念 [16] も広く一般に受け入れられている。Baddeley 等によれば、ワーキングメモリは、視空間スケッチパッドという視覚や空間の情報を扱うサブシステムと、音韻ループという音声や言語を扱うサブシステム、そしてそれら二つのサブシステムを制御する中央実行系の三つから構成されていると説明している。Baddeley 等のワーキングメモリは、抽象的なコンピュータメタファーによるモデルであるが、ワーキングメモリは、長期記憶とは別のモジュールであるかのような印象を受ける。その一方、Cowan 等によれば、ワーキングメモリは、一時的に活性化している長期記憶の一部であると解釈しており、この考え方は、集団の神経細胞の振る舞いから導出した本モデルと一致する。

#### 4.4 視覚誘発電位と拡張した砂山モデルの関係

Donchin ら [49] は、フィードバックがある群とない群の二群を用意し、実験参加者に対して光の点滅に反応する課題を行わせて、反応時間と視覚誘発電位を測定した。その結果、反応時間と視覚誘発電位の間に関係が見られ、反応時間が短かった試行の視覚誘発電位は大きいことがわかっている。

拡張した砂山モデルにおいて、神経活動の大きさに対応するものは、同じような振る舞いを見せていた雪崩のサイズと持続時間の両方である。なぜならば、雪崩のサイズが大きいことは、発火した神経細胞が多かったことに対応し、雪崩の持続時間が長いことは、神経細胞が何度も発火していることに対応するからである。そして、拡張した砂山モデルでは、三角格子のような互いに影響を与え合う格子の数が少ない場合には、想起の時間に当たる雪崩の間隔が短くなる傾向にあり、神経活動の大きさにあたる雪崩のサイズと持続時間は大きくなる傾向にあった。また反対に、六角格子のような互いに影響を与え合う格子の数が多き場合には、想起の時間に当たる雪崩の間隔が長くなる傾向にあり、神経活動の大きさにあたる雪崩のサイズと持続時間は小さくなる傾向にあった。

すると、拡張した砂山モデルの性質は、Donchin ら [49] の見出した反応時間と視覚誘発電位の関係と同じであることがわかる。神経細胞の連続発火を表している神経雪崩という現象が普遍的な現象であるならば、拡張した砂山モデルは知覚の時間特性についても言及できる可能性を示唆している。

#### 4.5 忘却と砂山モデルの関係

忘却とは、実際には経験したにも関わらず思い出せなくなったり、意識できなくなったりした状態のことを指しており、古くから多くの研究がなされてきた。記憶が時間とともに減衰していくという説の他に、他の記憶によって干渉を受けるために忘却するという説 [51] や、思い出すための手がかりが足りないために検索に失敗するという説 [52] もあるが、現在では、次のような実験結果によって記銘時の失敗が忘却の原因であると考えられている。

Wagner ら [50] は、subsequent memory paradigm [53] を用いて、単語を覚えているときの脳活動を fMRI で記録し、後に想起のテストを行った。なお、subsequent memory paradigm とは、実験群と統制群を予め分けるのではなく、後の想起テストに成功した群と失敗した群に分けて、脳活動を比較するパラダイムである。この実験の結果から、想起に成功した試行では左下前頭前野と側頭葉皮質の活動が失敗したときの脳活動に比べて大きいことがわかっている。

拡張した砂山モデルでは、Hebb 則 [47] を仮定することで雪崩の持続時間と記憶の強さを

関連付けた。具体的には、雪崩の持続時間が長ければ長いほど、強い記憶になる。そして、雪崩の持続時間は、神経活動の大きさと関係する指標であるため、後にテストされたときに想起に成功できるような強い記憶の記銘時の神経活動は大きいことになり、これはまさに Wagner ら [50] の実験結果と整合する。

現在の心理学では、記銘時に成功したか失敗したかの二者択一のような捉え方をしている。そのため、Wagner ら [50] の研究では、ある記憶は想起できるのに、別の記憶は想起できなくなる理由は説明できるが、さっきの出来事は思い出せるのに、一週間前のことが思い出せなくなる理由については説明できなくなってしまう。それに対して、拡張した砂山モデルでは、記憶には、ほんの一握りの強い記憶と、その他大勢の弱い記憶があることを示しているにとどまり、忘却そのものには言及していない。そのため、従来の減衰説や干渉説 [51]、検索失敗説 [52] と組み合わせることができ、より柔軟な忘却の説明が可能になる。

#### 4.6 適切なアナロジーのまとめ

本章で行ったことは三つである。一つ目は、アナロジーの選択である。本研究では、神経細胞の連続発火を表す神経雪崩という現象が持つ性質である自己組織化臨界現象を再現できる砂山モデルをアナロジーとして採用している。二つ目は、アナロジーから導かれる時間と誤りの関係の導出である。端的に言えば、時間が短いほど誤りが少なく、時間が長いほど誤りが増えるという関係である。この関係については、第6章において検証する。三つ目は、アナロジーの中の現象と、心理学的な現象の比較と対応付けである。砂山モデルが見せる振る舞いは、視覚誘発電位や fMRI による脳活動と整合するケースがあることを示した。しかし、本研究では視覚誘発電位や fMRI による脳活動を砂山モデルの挙動によって説明することを目的としているわけではないため、これ以上は立ち入らないことにする。

このように、本章では取り上げた先行研究と整合する性質を持つモデルを構築したが、単純に砂山モデルにおける雪崩の間隔を反応時間に当てはめることはできない。これは、第3章で行った ex-Gaussian 分布によるフィッティングが失敗に終わっていることから明らかである。なぜならば雪崩の間隔は指数分布であり、指数分布を右側に平行移動した場合でも ex-Gaussian 分布によって表現できる範囲内だからである。



## 第 5 章

# Dual System

本研究では、人を仮に Dual System だと捉えてみることにする。これは、大脳半球が左右の二つあることからヒントを得ているが、他の可能性を排除せず、ただ単に並列処理がなされていればよい。大脳の構成に注目すると、大脳半球には右大脳半球と左大脳半球の二つがあることが知られている。右大脳半球と左大脳半球の互いの関わり方や役割については解明されていないことが多い。しかし、右大脳半球と左大脳半球を結ぶ脳梁を切断している分離脳患者による実験によって、それぞれの大脳半球が独立して判断や意思決定を行えることが分かっている [55]。左右の大脳半球に限らず、脳は複数の処理を並列して行っていると考えられ、本研究では仮に二つの並列処理によって現象が説明され得るのか調べることにする。本章では、数百 ms という時間間隔で起こる現象に注目し、人を Dual System だと見做したときに、二つの処理装置間に起こる時間的なズレが認知的な失敗に繋がるのではないかと仮説を立て、注意の瞬きと見落としの回避と呼ばれる現象に対して Dual System のメカニズムによる説明を行った。

ところで、Schweichert ら [54] は、心的過程におけるタスクを AND ゲートや OR ゲートで繋いだ場合の反応時間分布について様々なグラフを描画しており、二つの非常に示唆に富んだグラフを載せている。AND ゲートで繋いだ場合の反応時間分布は、第 3 章で描画した反応時間分布図 3.1 から図 3.10 および図 3.11 から図 3.21 と非常に似ているように見える。

もし、反応時間分布の形状が、人が Dual System 的に処理を行っていることに起因するのであれば、反応時間分布以外においても、Dual System ならではの現象があると考えられる。そこで、本章では、Dual System を OR ゲートで接続した場合に相当するような現象を探すことにした。

### 5.1 注意の瞬きと見落としの回避という現象

外界から受ける刺激を取捨選択する能力は選択的注意と呼ばれている。そして選択的注意の限界は、資源や容量という概念を用いて説明されてきた [56]。選択的注意には、空間的注

意 [57] と時間的注意があると考えられている。そして、時間的注意の一時的な低下による見落とし現象は、注意の瞬きと呼ばれており、注意の瞬きは、高速逐次視覚提示法 [58] を用いた実験によって確認されている。高速逐次視覚提示法の概念図を図 5.1 に示す。

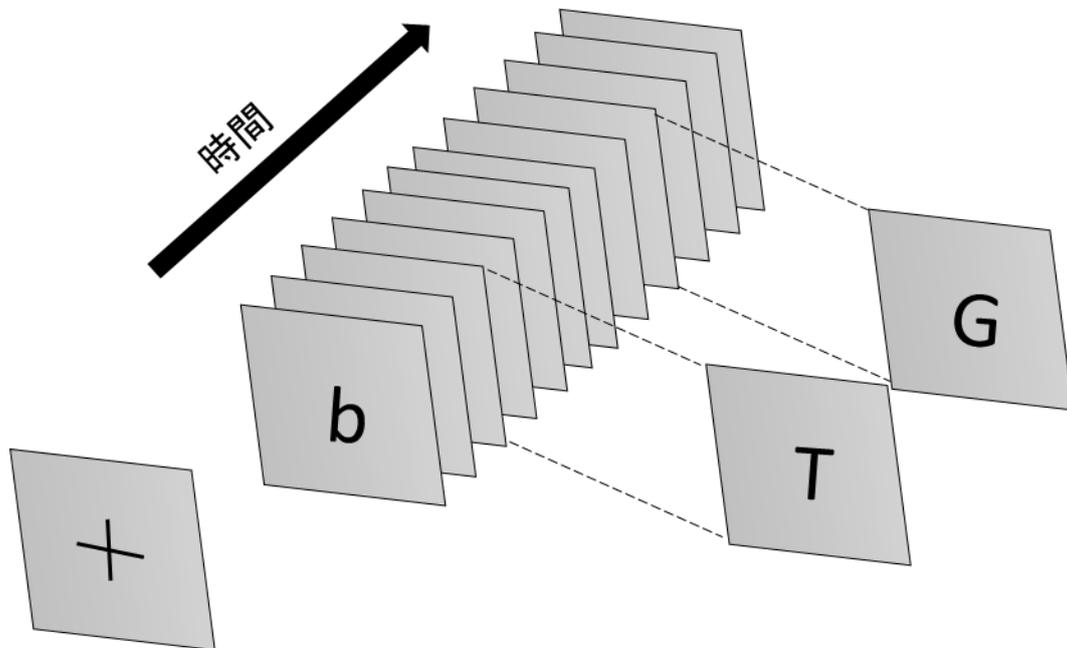


図 5.1 高速逐次視覚提示法の概念図

注意の瞬きが確認された実験では、刺激は、画面の同一箇所にも 1 フレームあたり 100ms だけ呈示された。視覚刺激の系列は、ターゲット刺激として大文字の英単語二つと、妨害刺激として小文字の英単語が用いられていた。実験参加者は、視覚刺激系列のどこかで出現する二つのターゲット刺激を報告するように求められた。その結果、ターゲット刺激の間隔が短い場合には、一つ目のターゲット刺激は同定できるにも関わらず、二つ目のターゲット刺激を見落とししたり、見間違ったりしやすくなることが確認され、この一時的な見落とし現象が注意の瞬きと呼ばれている [59]。

一方、ターゲット刺激と二つ目のターゲット刺激が同一のカテゴリに属する場合には、ターゲット刺激が連続して出現しても二つ目のターゲット刺激の見落としが起これなくなる。この現象は見落としの回避と呼ばれ、メタ分析の結果 [60]、同定する二つのターゲット刺激の間で大きな違いがなければ見落としの回避が起これ、そうでなければ二つの目の刺激を同定できなくなることが指摘されている。

## 5.2 注意の瞬きと見落としの回避を説明する先行研究

注意の瞬きを説明する理論やモデルは数多くある。これらの理論やモデルについて説明する。

まず、資源剥奪モデル [59] について説明する。資源剥奪モデルでは、注意資源の存在を仮定しており、一つ目のターゲット刺激が現れると、この刺激が注意資源を奪い取ってしまうために二つ目のターゲット刺激を処理するために必要な注意資源が足りなくなる。そのために注意の瞬きが起こると説明している。

資源剥奪モデルに分類されるモデルの中に、二段階モデルがある [61]。二段階モデルでは、二つの段階を仮定している。一段階目の処理は、呈示される全ての刺激に対して行われる処理であり、二段階目の処理は、課題の後で報告を要する場合などに刺激をワーキングメモリに固定化するために行われる。そして、刺激をワーキングメモリに固定化するには時間を要し、また固定化できる容量には限りがあることを仮定している。このモデルによれば、一つ目のターゲット刺激と二つ目のターゲット刺激の間隔が短い場合、二つ目のターゲット刺激をワーキングメモリに固定化しようとしたときに一つ目のターゲット刺激が二段階目の処理を占有しているために二つ目のターゲット刺激をワーキングメモリに固定化できずに報告できなくなると説明している。

抑制モデル [62] では、一つ目のターゲット刺激を処理する際に次に呈示される妨害刺激と混同しないために感覚入力が増加することを仮定している。すると、一つ目のターゲット刺激と二つ目のターゲット刺激が近接している場合には、二つ目のターゲット刺激が出現したときには間隔入力が増加されているために二つ目のターゲット刺激が同定できなくなると説明できる。抑制モデルには、注意の瞬きが知覚段階における抑制なのではなく、より高次の段階でネガティブプライミングを起こしていると説明するモデルもある [63]。

妨害刺激を排除してターゲット刺激のみを通過させる入力フィルタを仮定して注意の瞬きを説明しようとするモデルもある [64]。一つ目のターゲット刺激はこの入力フィルタに適合するため、この刺激は視覚システムに受け入れられて符号化される。符号化の間は、入力フィルタの維持が難しくなり、次に提示された妨害刺激によってフィルタの設定が変更されてしまう。そのために妨害刺激の後に呈示された二つ目のターゲット刺激は入力フィルタに適合しなくなってしまい、二つ目のターゲット刺激が見落とされてしまうと説明している。

促進と跳ね返り理論 [65] では、関連する情報の強化を図り、無関係な情報の抑圧を行う急速に反応するゲートシステムを仮定する。このゲートシステムは、刺激が要件に適合するときには、短時間の興奮性のフィードバックを引き出してワーキングメモリへのアクセスを

引き出す。しかし、注意の瞬きが起こる課題では、ターゲット刺激の後に現れる妨害刺激が誤って促進されてしまい、その結果、次の強い抑制フィードバックがワーキングメモリへのゲートを閉じてしまい、注意の瞬きが起こると説明している。この理論では、見落としの回避についても説明できる。一つ目のターゲット刺激と二つ目のターゲット刺激が連続して現れる場合には二つ目のターゲット刺激を処理する時には興奮性のフィードバックを受けているために処理を行うことができ、見落としの回避が起こると説明する。

注意の瞬きや見落としの回避を説明するために、数多くの理論やモデルがあり、これらの理論やモデルでは異なる制約や異なる機能を仮定して現象の説明を行っている。また、資源剥奪モデル [59] や二段階モデル [61] 等では、注意の瞬きについては説明できるが、見落としの回避を説明することはできない。一方、促進と跳ね返り理論 [65] では、注意の瞬きと見落としの回避の両方を説明できるが、関連する情報の強化を図り、無関係な情報の抑圧を行う急速に反応するゲートシステムという非常に複雑な機構を仮定しており、この理論は注意の瞬きと見落としの回避以外の現象には適用できない。

### 5.3 提案モデルの説明

注意の瞬きや見落としの回避を説明する現行の理論やモデルでは、現象を説明するために、現象を説明できそうな機能を持ったモジュールを仮定しがちなようにも見える。しかし、本研究で仮定するのは、処理装置が二つあることと、これら二つの処理装置において処理の時間に差が生じることである。二つの処理装置が寸分の狂いもなく同時に活動すると考えるよりも、差が生じると考えた方が自然であろう。モデルの振る舞いを説明する。第4章において、想起時間は指数分布に従うことを導出しており、記銘についても同様に指数分布に従うものとする。一つ目のターゲット刺激を記憶しようとする時、二つの処理装置は同時に処理を始める。そして、いずれかの処理装置で処理が終わり、もう片方の処理装置で処理が終わっていない状態の時に二つ目のターゲット刺激が現れるとその刺激は記憶できなくなるというモデルである。提案モデルにおいて注意の瞬きが起こるタイミングを図5.2に示す。

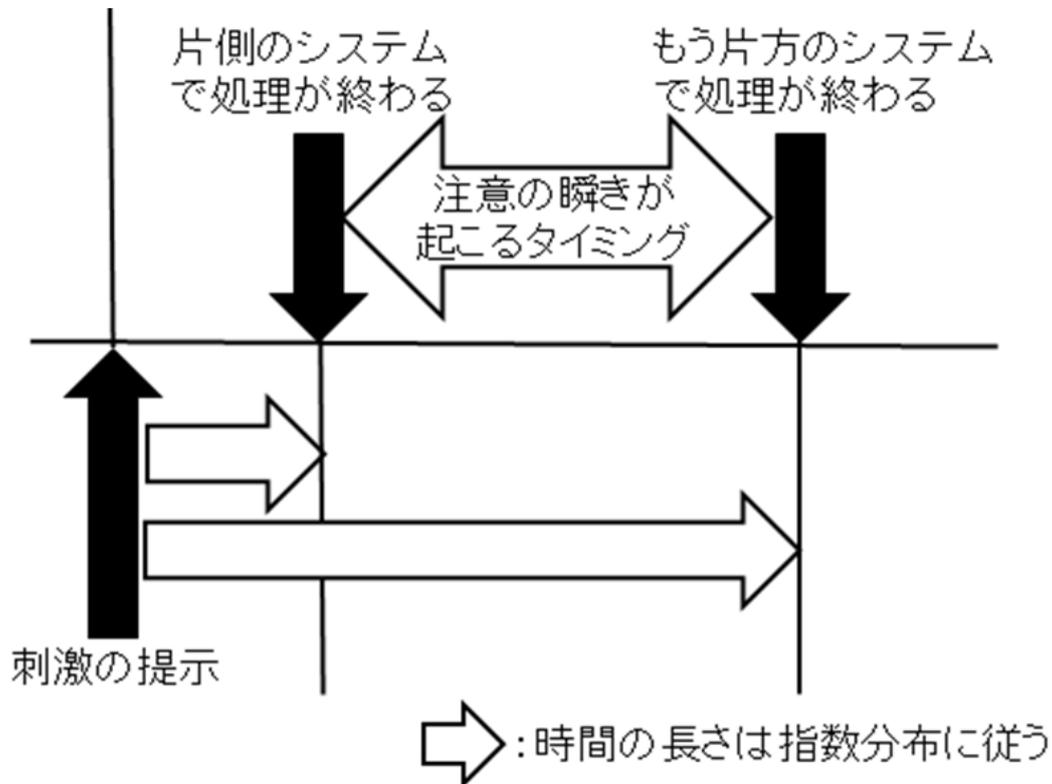


図 5.2 注意の瞬きが起こるタイミング

二組のパラメータを用いて数値計算実験を行い、注意の瞬きと見落としの回避について再現を試みる。

## 5.4 数値計算実験

### 5.4.1 方法

数値計算実験は次のように行った。指数分布に従う乱数を一万個、二組生成し、それらを用いて、要素が二つある数字の組を一万組用意した。なお、用いた指数分布は期待値が100msのものから700msのものまで100ms刻みで用意し、それぞれの組み合わせ、すなわち、100msと100ms、100msと200ms、100msと300ms、100msと400ms、100msと500ms、100msと600ms、100msと700ms、200msと200ms、200msと300ms、200msと400ms、200msと500ms、200msと600ms、200msと700ms、300msと300ms、300msと400ms、300msと500ms、300msと600ms、300msと700ms、400msと400ms、400msと500ms、400msと600ms、400msと700ms、500msと500ms、500msと600ms、500msと700ms、600msと600ms、600msと700ms、700msと700msの28組である。

そして、時間ごとに、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両

方の構成要素において処理を終えている確率の和を求めた。これは、全体から片側の構成要素で処理を終えておりもう片側の構成要素では処理を終えていない確率を差し引いたものであり、注意の瞬き実験における二つ目の刺激を同定できた確率に相当する。

#### 5.4.2 結果

数値計算実験によって得られたグラフを図 5.3 から 5.30 に示す。なお、高速逐次視覚呈示法による実験の結果と比較しやすいように 100ms 刻みで描画している。

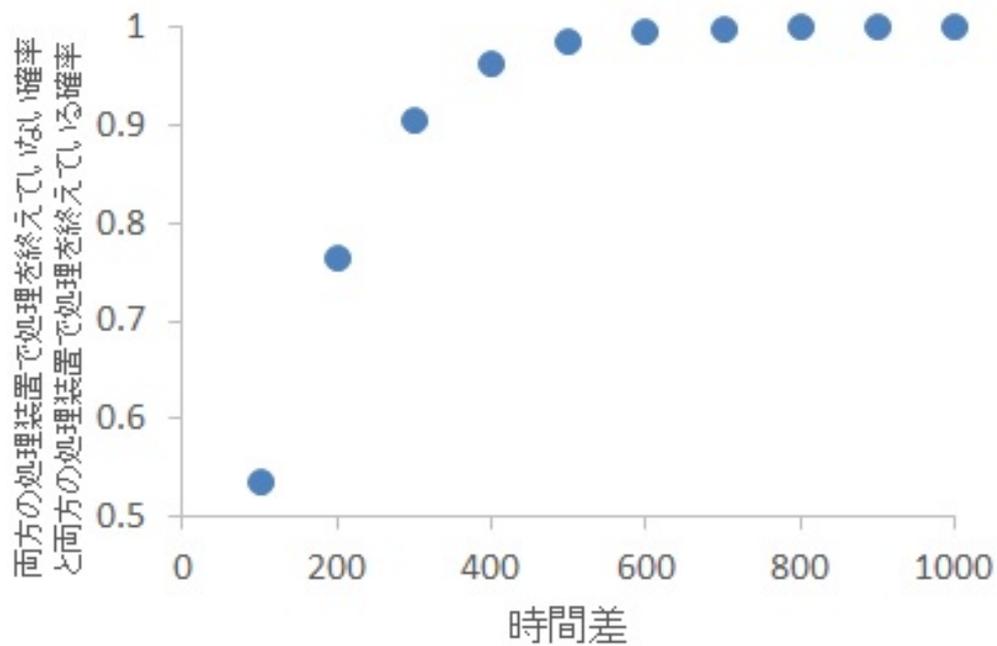


図 5.3 期待値が 100ms の指数分布と期待値が 100ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

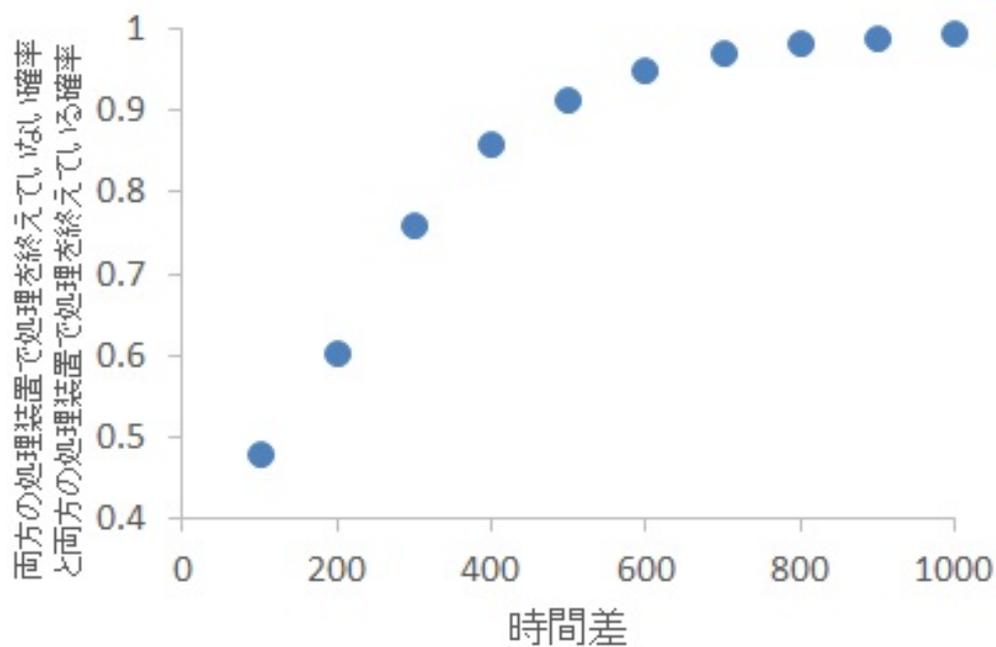


図 5.4 期待値が 100ms の指数分布と期待値が 200ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

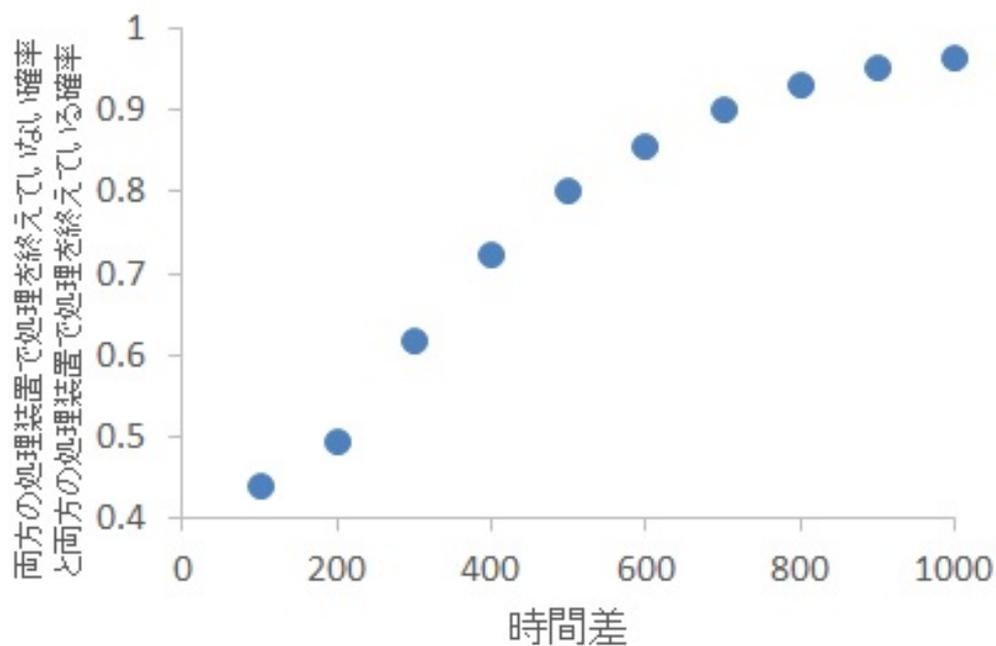


図 5.5 期待値が 100ms の指数分布と期待値が 300ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

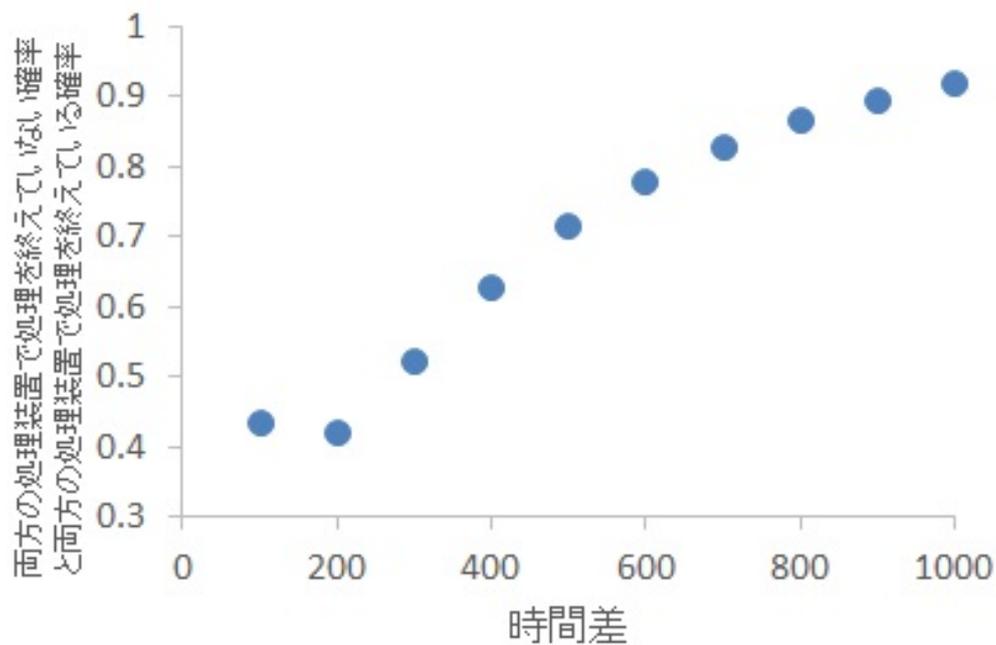


図 5.6 期待値が 100ms の指数分布と期待値が 400ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

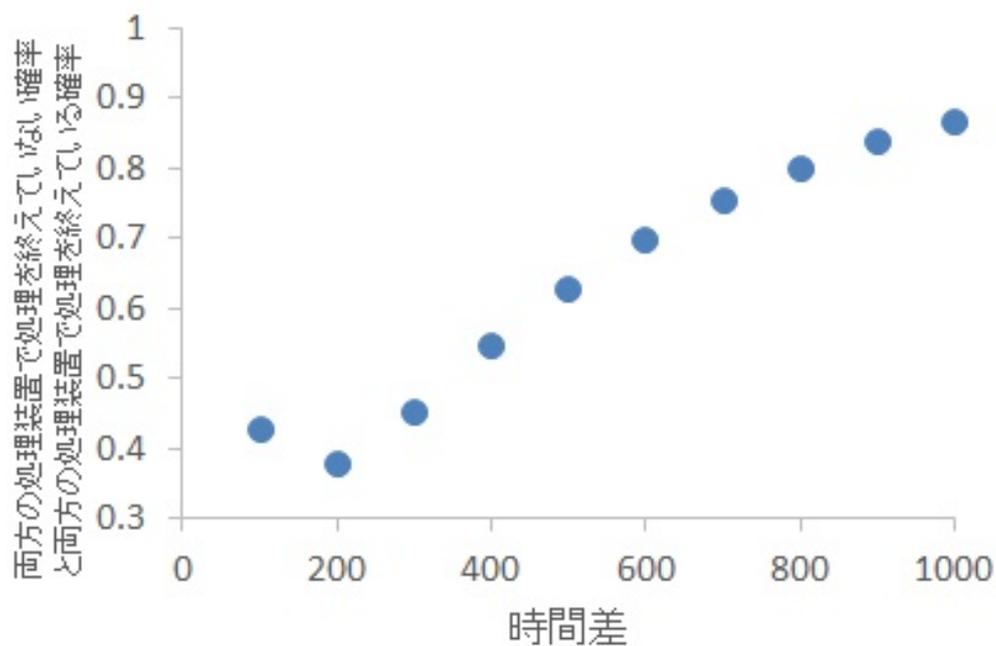


図 5.7 期待値が 100ms の指数分布と期待値が 500ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

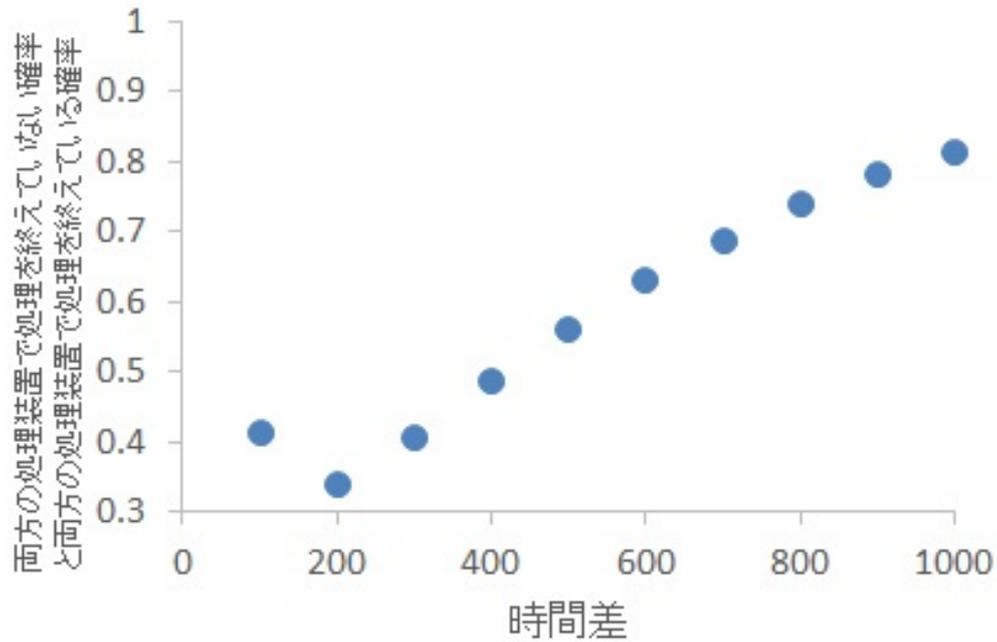


図 5.8 期待値が 100ms の指数分布と期待値が 600ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

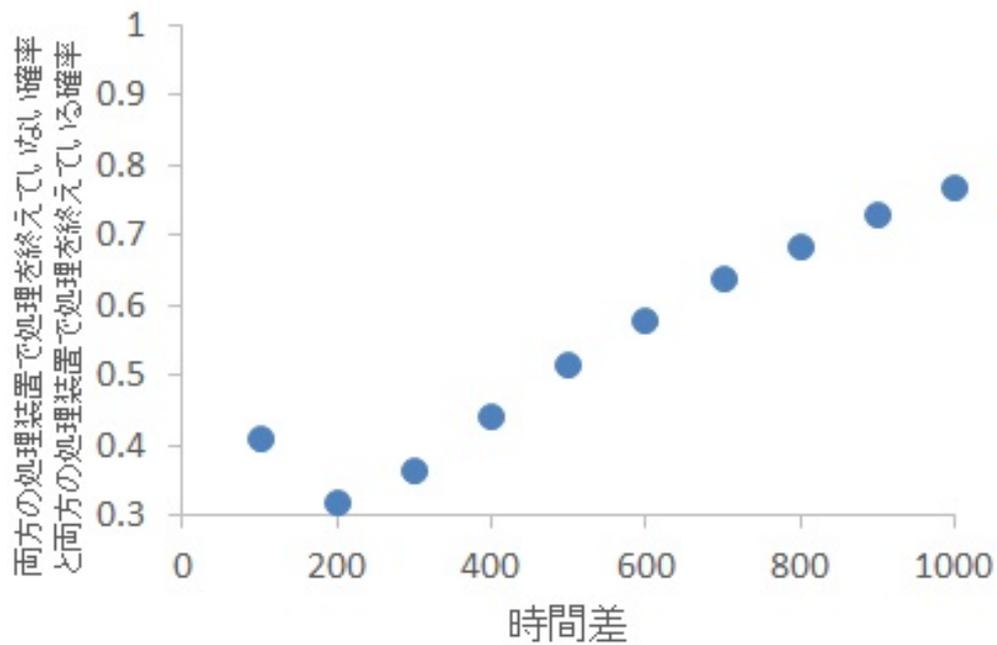


図 5.9 期待値が 100ms の指数分布と期待値が 700ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

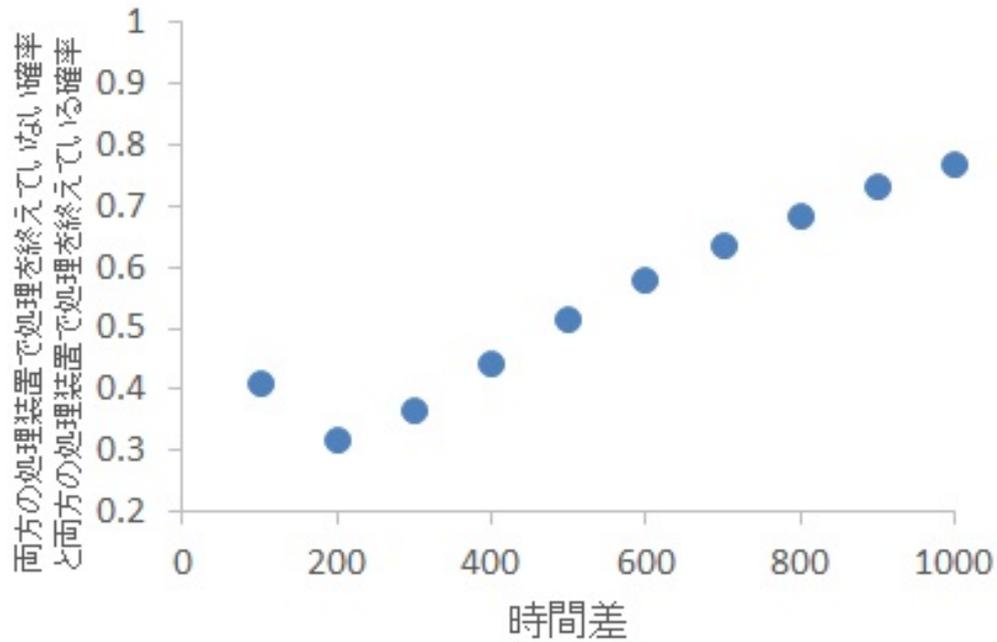


図 5.10 期待値が 200ms の指数分布と期待値が 200ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

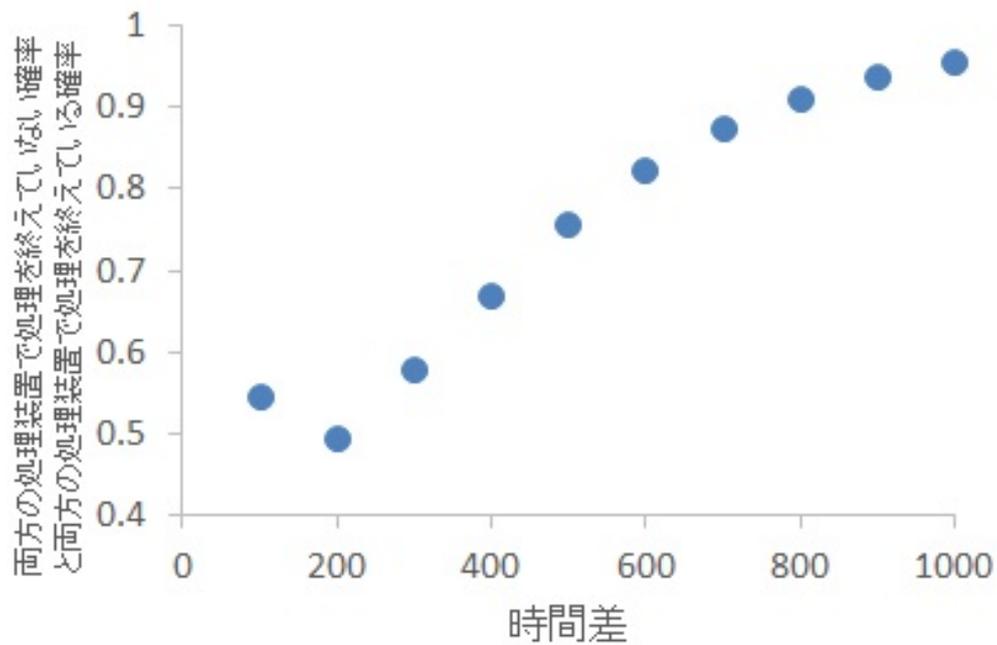


図 5.11 期待値が 200ms の指数分布と期待値が 300ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

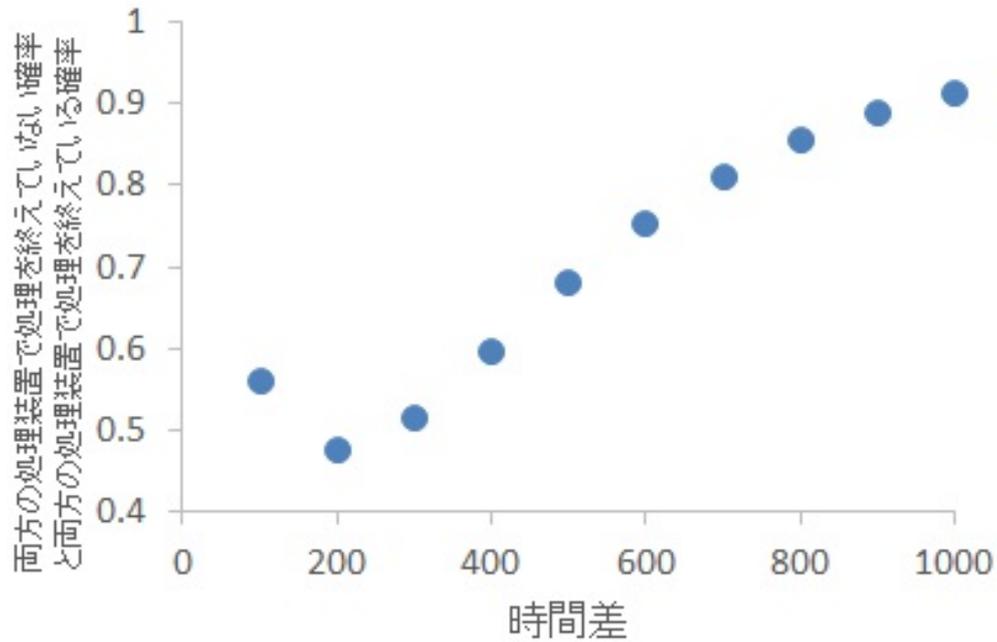


図 5.12 期待値が 200ms の指数分布と期待値が 400ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

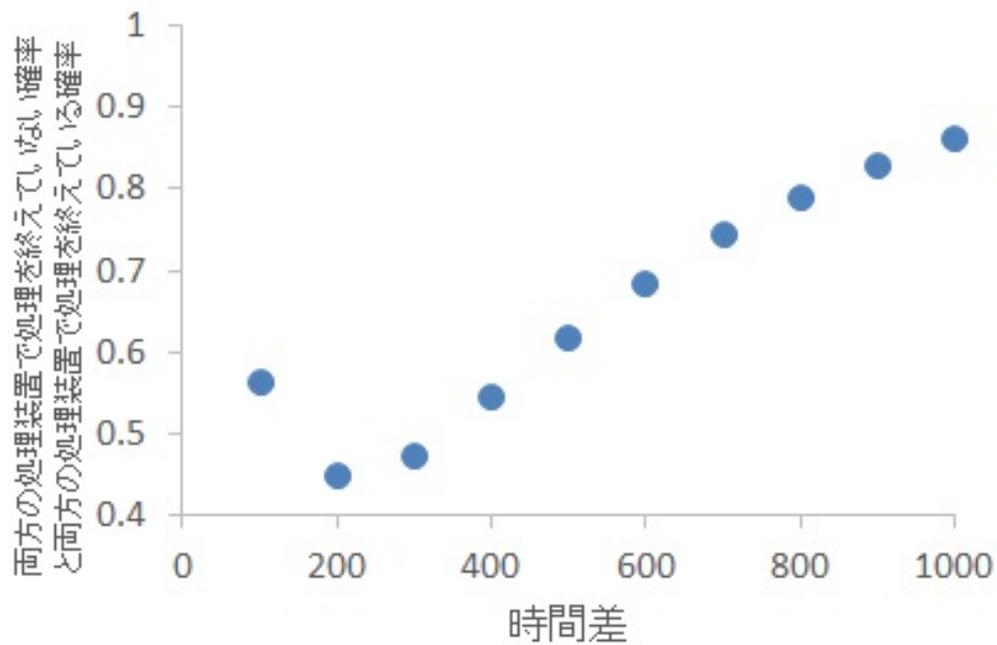


図 5.13 期待値が 200ms の指数分布と期待値が 500ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

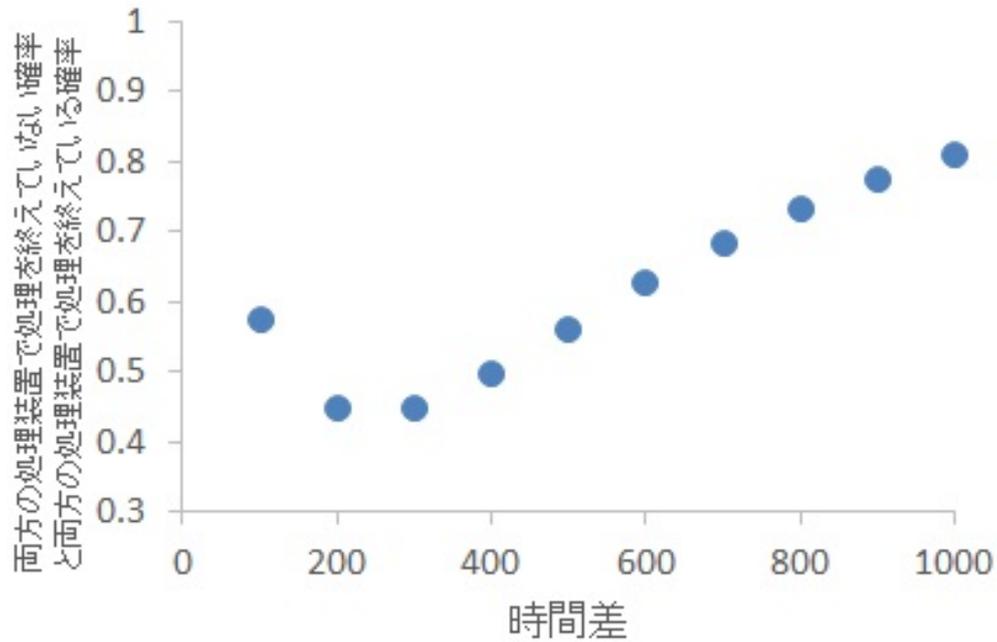


図 5.14 期待値が 200ms の指数分布と期待値が 600ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

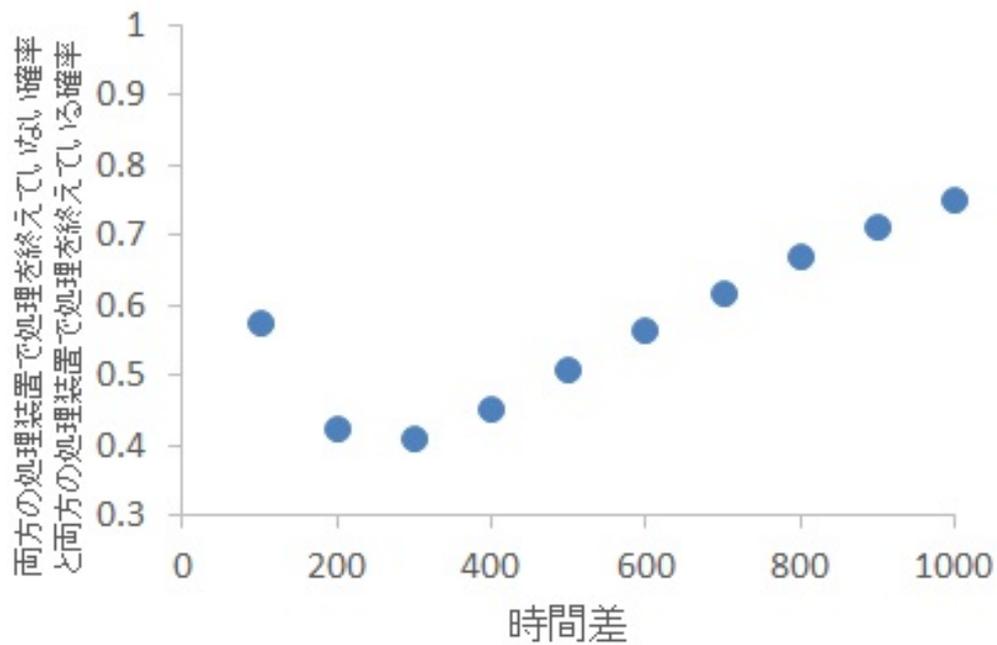


図 5.15 期待値が 200ms の指数分布と期待値が 700ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

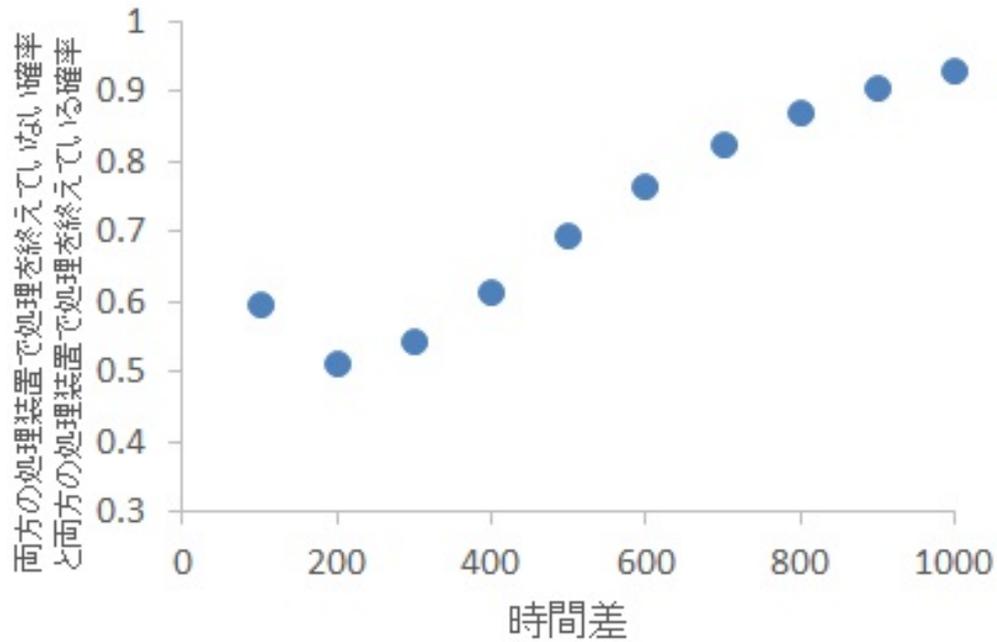


図 5.16 期待値が 300ms の指数分布と期待値が 300ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

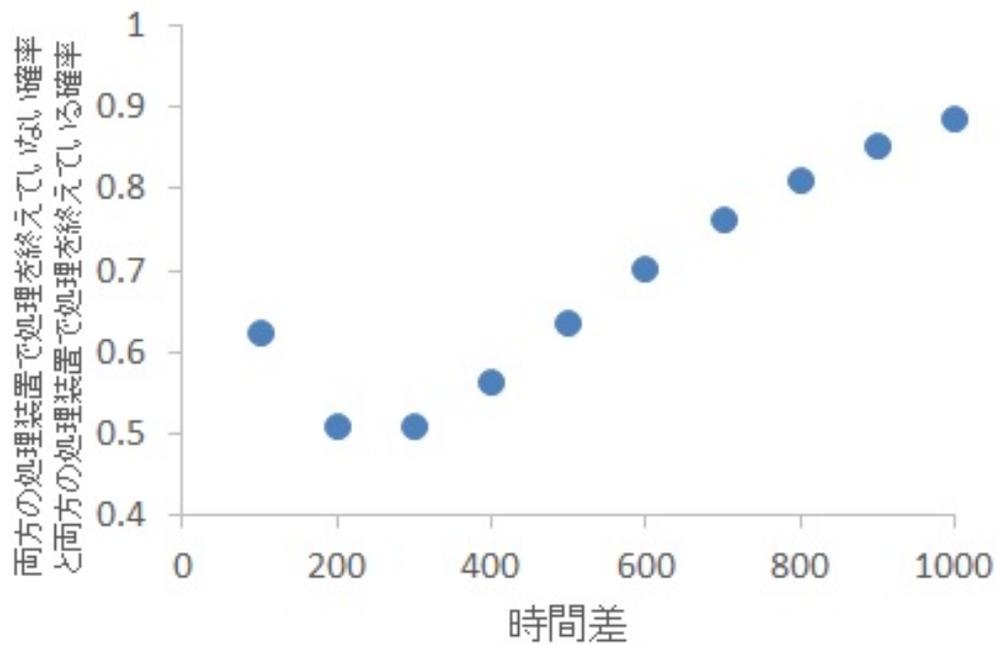


図 5.17 期待値が 300ms の指数分布と期待値が 400ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

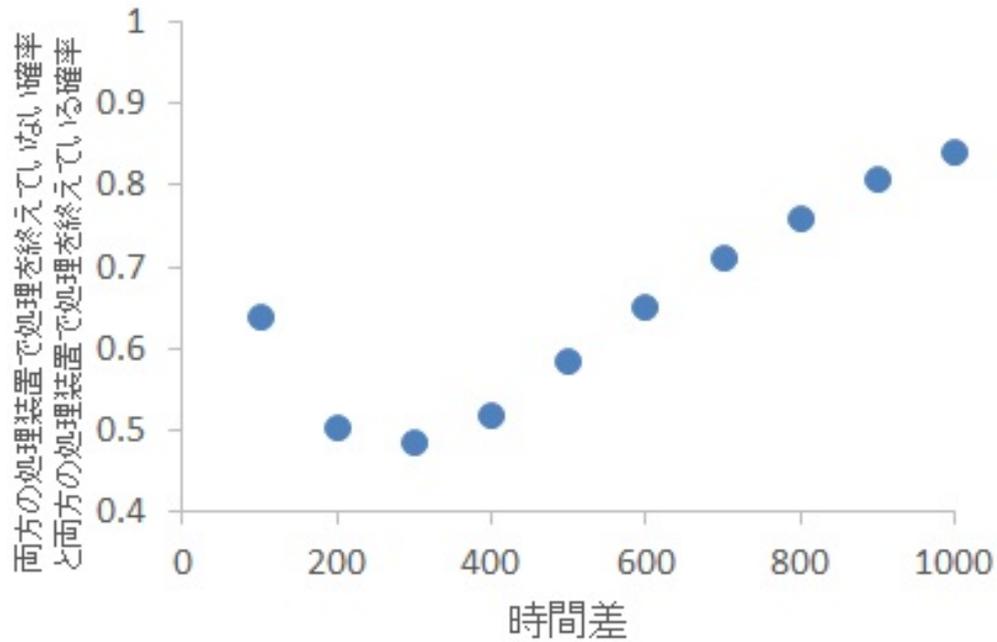


図 5.18 期待値が 300ms の指数分布と期待値が 500ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

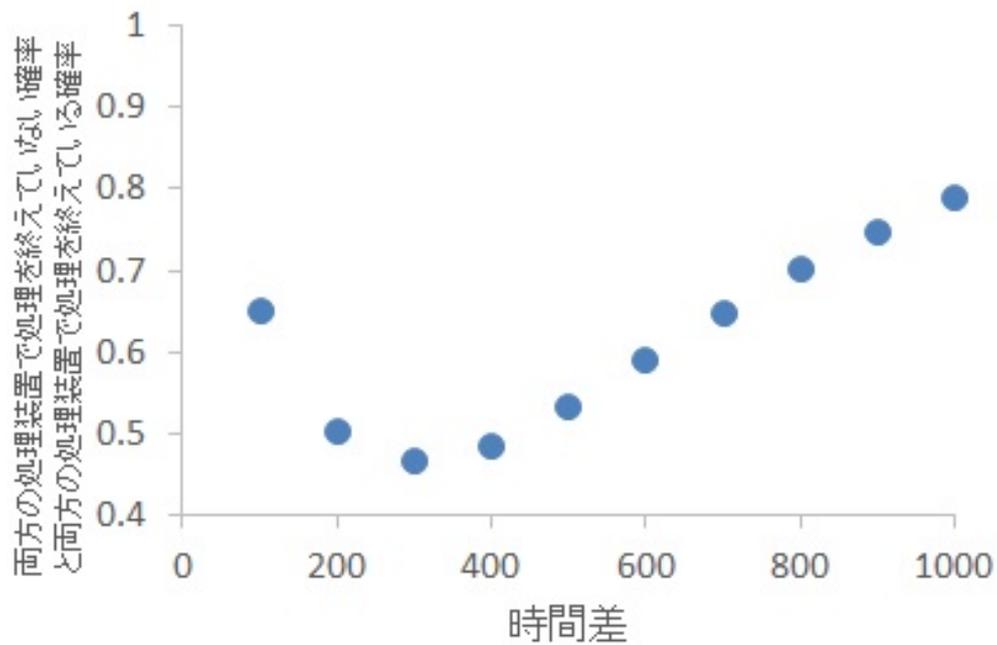


図 5.19 期待値が 300ms の指数分布と期待値が 600ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

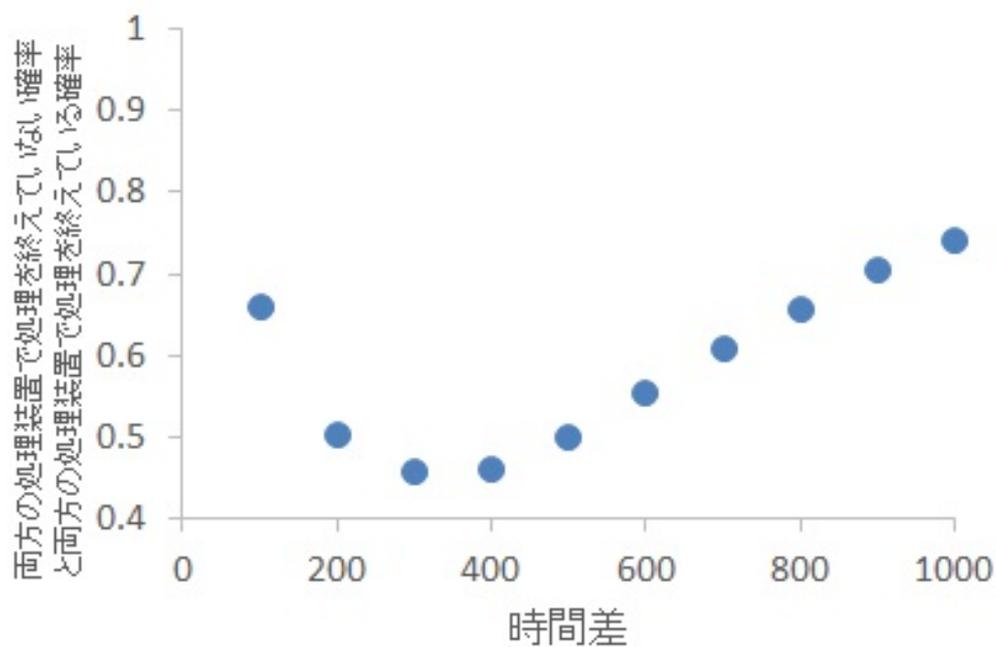


図 5.20 期待値が 300ms の指数分布と期待値が 700ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

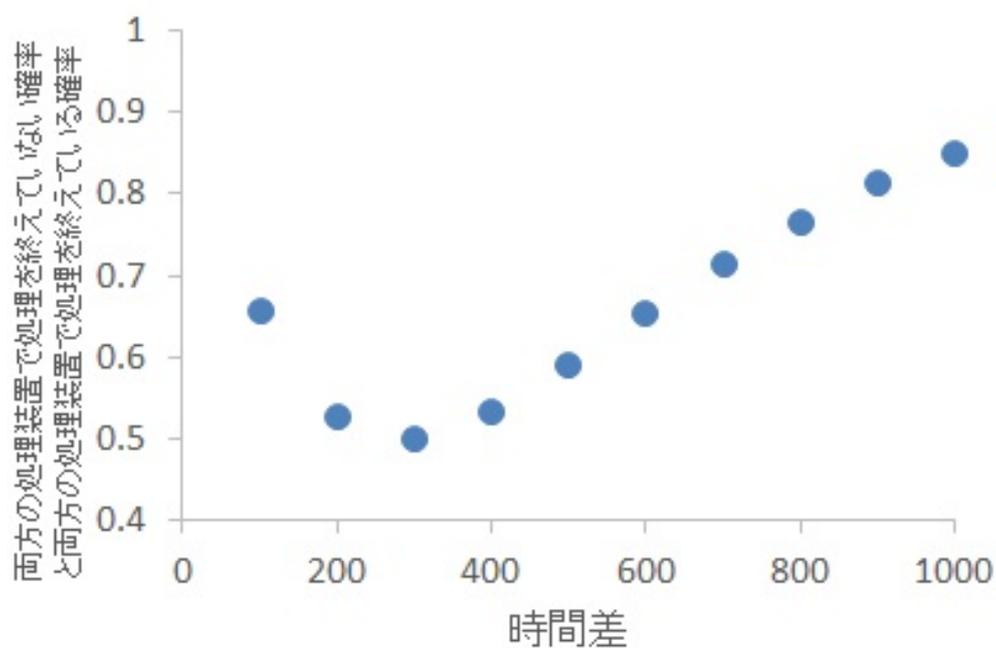


図 5.21 期待値が 400ms の指数分布と期待値が 400ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

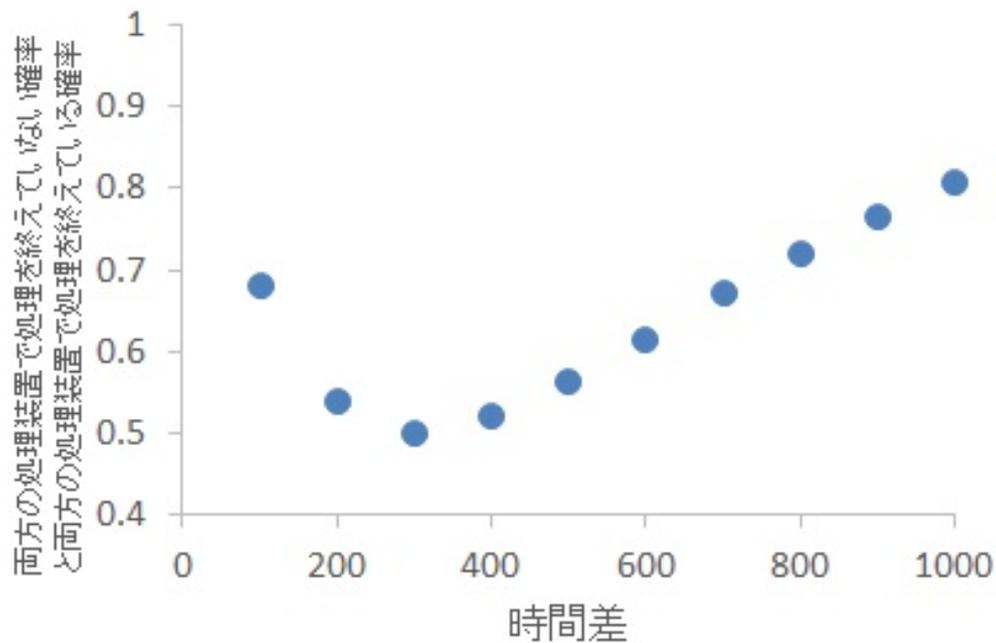


図 5.22 期待値が 400ms の指数分布と期待値が 500ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

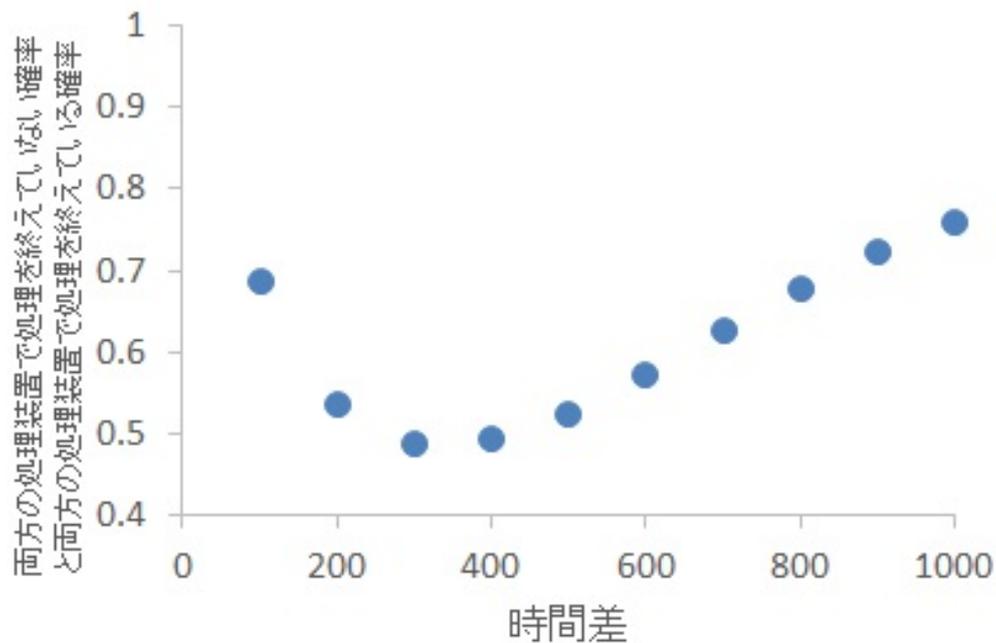


図 5.23 期待値が 400ms の指数分布と期待値が 600ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

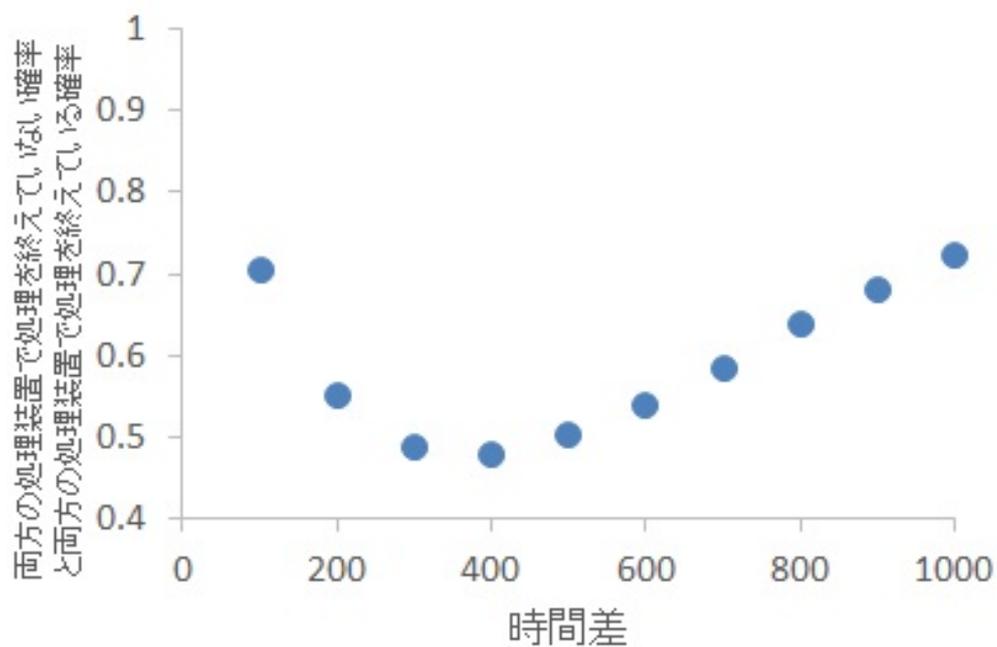


図 5.24 期待値が 400ms の指数分布と期待値が 700ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

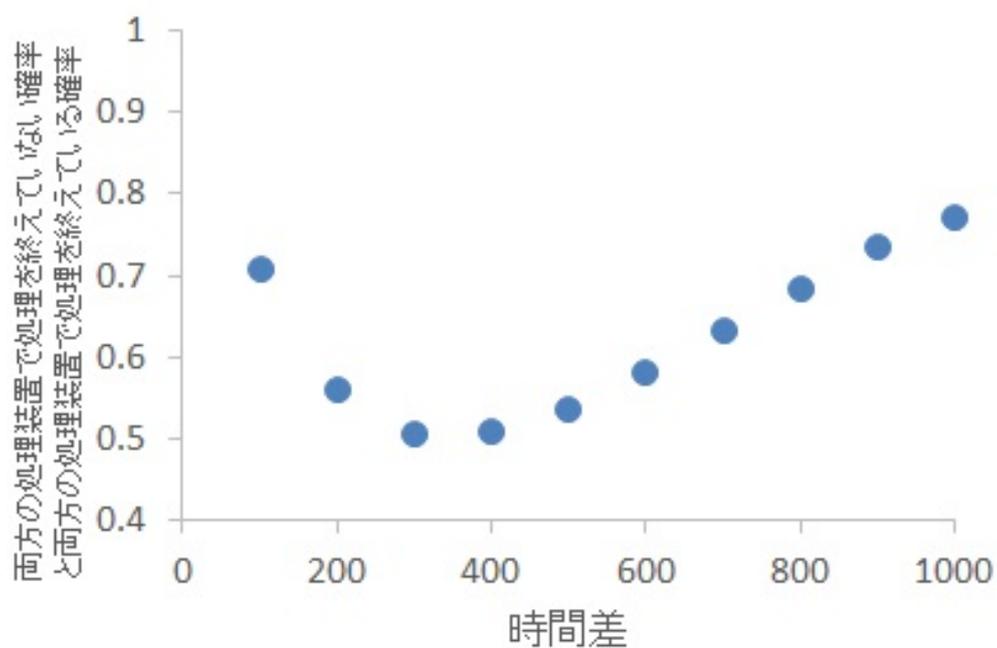


図 5.25 期待値が 500ms の指数分布と期待値が 500ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

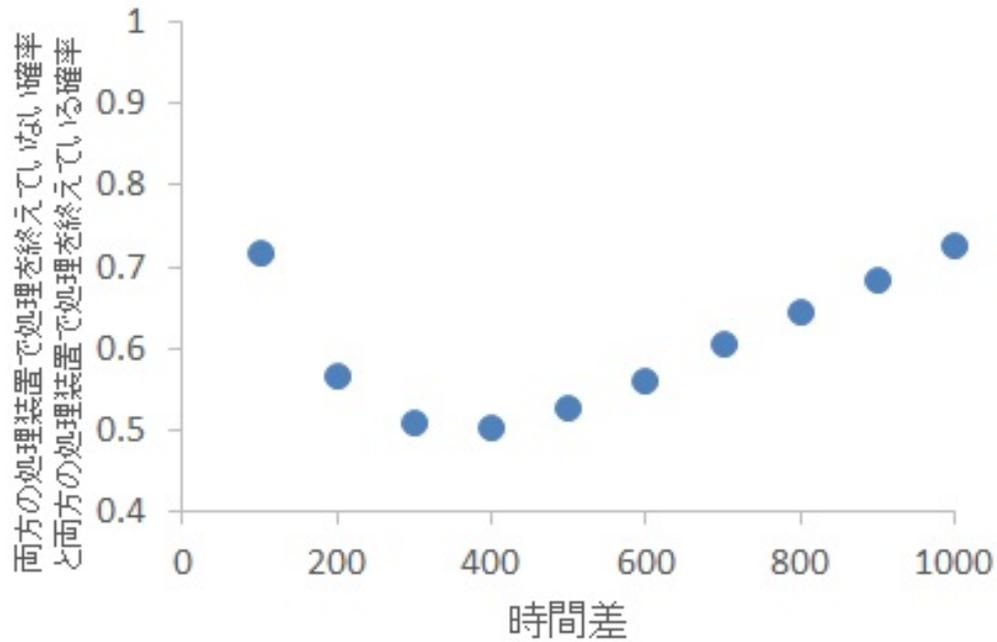


図 5.26 期待値が 500ms の指数分布と期待値が 600ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

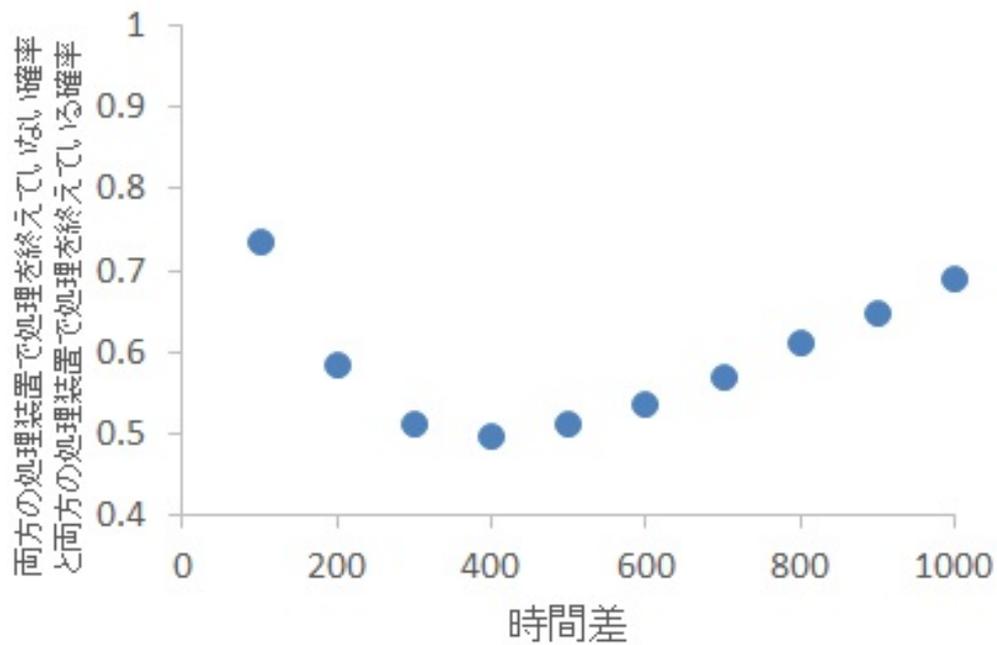


図 5.27 期待値が 500ms の指数分布と期待値が 700ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

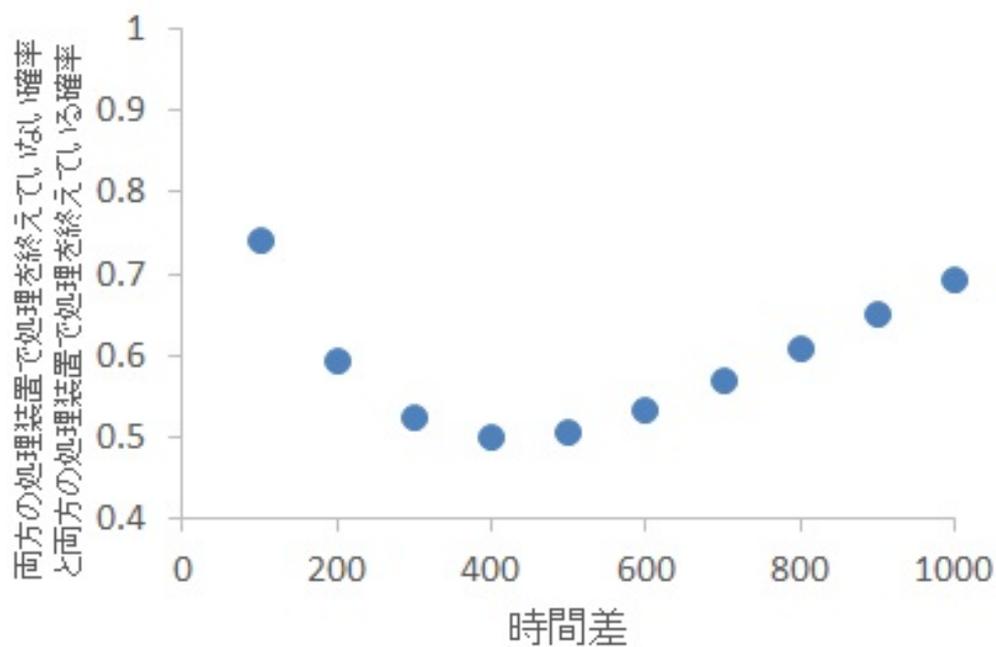


図 5.28 期待値が 600ms の指数分布と期待値が 600ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

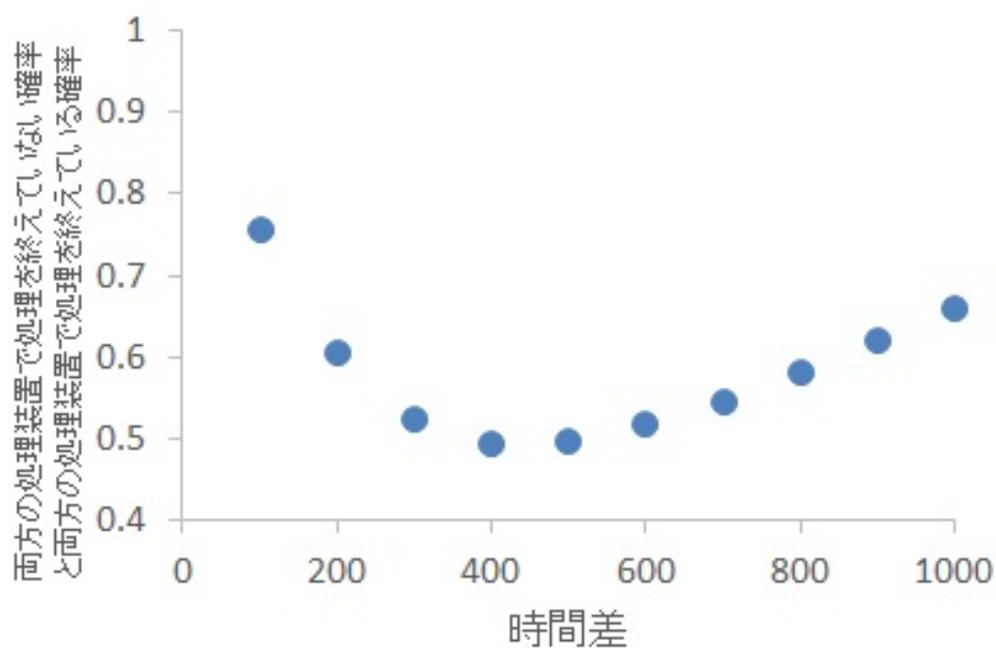


図 5.29 期待値が 600ms の指数分布と期待値が 700ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

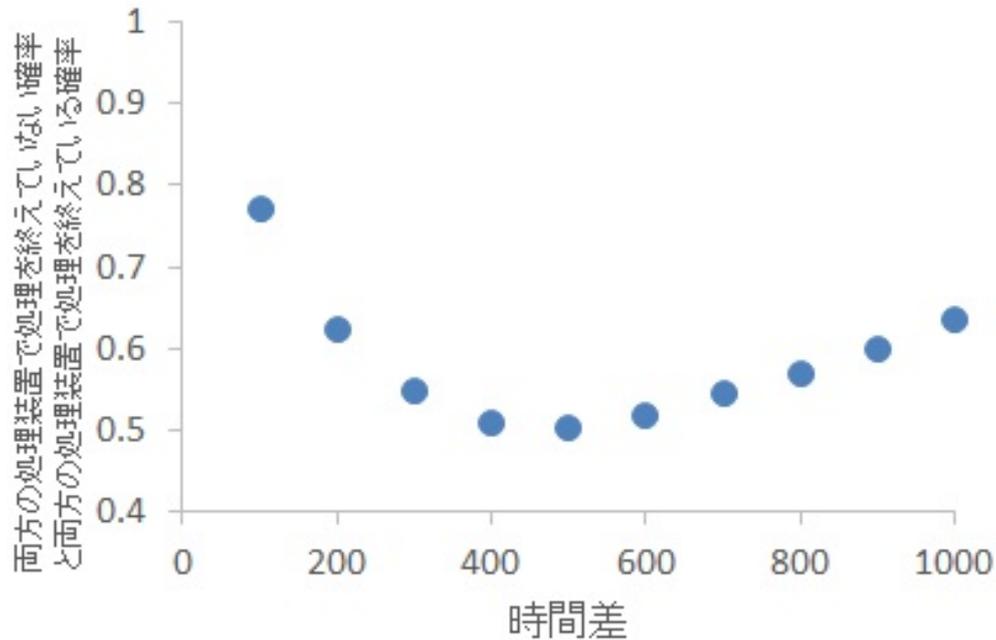


図 5.30 期待値が 700ms の指数分布と期待値が 700ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和

グラフの横軸は、二つの処理装置間で生じる処理の時間差を表し、縦軸は、その横軸の時間において、両方の処理装置で処理を終えていない確率と、両方の処理装置で処理が終わっている確率の和を表している。

図 5.3 のように、二つの処理装置の処理時間がともに短い場合には、一つ目のターゲット刺激と二つ目のターゲット刺激の間隔が短い時に、両方の処理装置で処理が終わっていない確率と両方の処理装置で処理が終わっている確率の和は低下していることがわかる。これは、注意の瞬きが見せる特徴である。

反対に図 5.30 のように二つの処理装置の処理時間が長い場合には、一つ目のターゲット刺激と二つ目のターゲット刺激の間隔が短い時に、両方の処理装置で処理が終わっていない確率と両方の処理装置で処理が終わっている確率の和は低下していない。これは見落としの回避が見せる特徴である。

#### 5.4.3 考察 注意の瞬きと見落としの回避の違い

数値計算実験では、心理学実験との比較をしやすいするために 100ms 刻みでグラフを作成した。しかし、コンピュータシミュレーションの場合には、実験参加者の負担等を考える必要がなく、仮に 10ms 刻みで実験を行った場合を想定したグラフも作成できる。実際に 10ms 刻みで実験を行った場合には、注意の瞬きや見落としの回避以前の問題として、そもそも刺

激が知覚されないため、実験が成り立たないおそれがあるが、モデルによる注意の瞬きと見落としの回避のグラフを比較するために、注意の瞬きの例として図 5.3 を 10ms 刻みで描画したものを図 5.31 と、見落としの回避の例として図 5.30 を 10ms 刻みで描画したものを図 5.32 に示す。

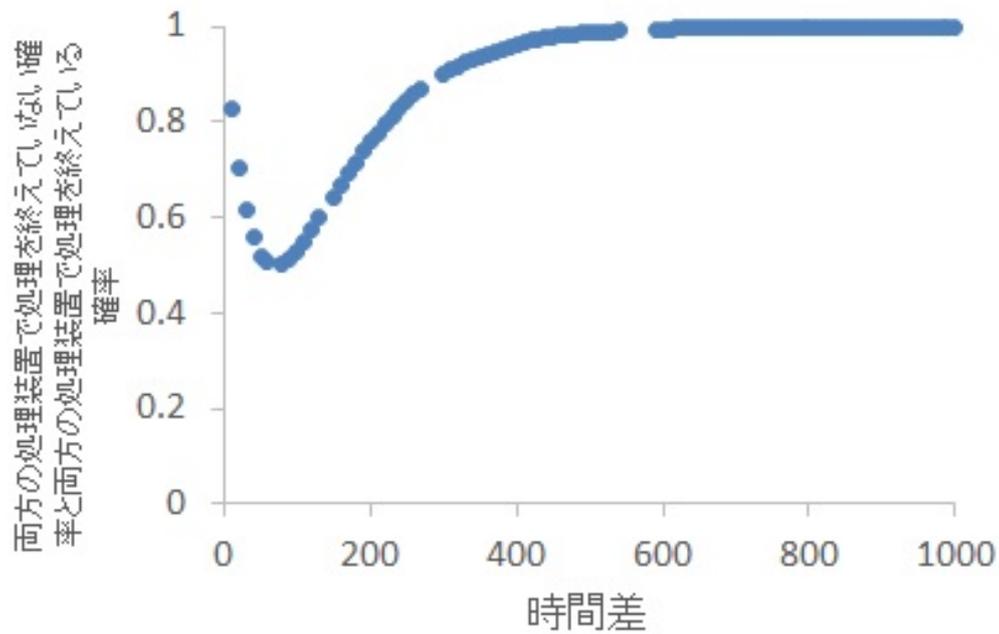


図 5.31 期待値が 100ms の指数分布と期待値が 100ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和を 10ms 刻みで描画

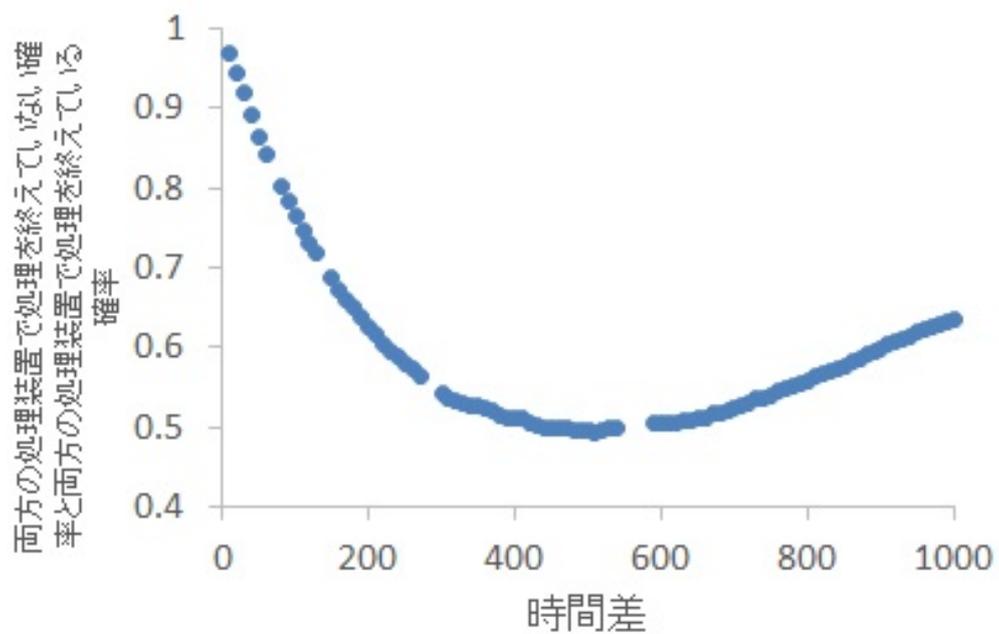


図 5.32 期待値が 700ms の指数分布と期待値が 700ms の指数分布における、その時間までにどちらの構成要素も処理を終えていない確率と、両方の構成要素において処理を終えている確率の和を 10ms 刻みで描画

注意の瞬きと見落としの回避の違いは、高速逐次視覚提示法という同じ実験パラダイムにおける条件の違いによって生じている。そして、注意の瞬きは、100ms 刻みで作成した図 5.3 を見ると、時間差が 0 に近づけば近づくほど刺激を回答できる確率が下がっていくように見えるのに対して、見落としの回避の図 5.30 では、時間差が 0 に近づけば近づくほど刺激を回答できる確率が上がっていくように見える。そのため、注意の瞬きだけを説明するモデルが生まれ、注意の瞬きを説明するモデルに修正を加える形で見落としの回避を説明するモデルが生まれているように考えられる。

しかし、本章では、Dual System を想定しただけで注意の瞬きと見落としの回避のグラフを再現している。そして、これら二つの現象を分けるのは、パラメータの違いだけであり、100ms 刻みで描画すると横軸の値が 0 に近づけば近づくほど刺激を回答できる確率が下がるように見えた注意の瞬きの図 5.3 も 10ms 刻みのグラフ図 5.31 にすれば、見落としの回避の図 5.30 や図 5.32 と同様に刺激を回答できる確率が上がっていくと考えられる。つまり、見落としの回避は、注意の瞬きの特別な現象ではなく、ピークシフトに過ぎないことになる。

## 5.5 Dual System のまとめ

本章では、Dual System の片側の処理装置で処理が終わり、もう片側の処理装置で処理が終わっていない状態において、次の課題が現れたときに処理が滞ることを仮定して注意の瞬きや見落としの回避という現象に対して非常に単純な説明を与えた。従来研究では、注意の瞬きと見通しの回避は、別のモデルで説明されたり、促進と跳ね返り理論 [65] のように高度で複雑な処理をするフィルタを仮定したりしなければならぬ。それに対して、本研究では、Dual System という非常に単純な構成を仮定するだけで両方の現象に対して統一的な説明を与えることができた。この結果を以って人が Dual System であると主張するわけではないが、見落としの回避のグラフを上下反転させたような形をしている反応時間分布を分析するにあたって、Dual System を仮定してもよいだろう。なお本研究では、一つ目のターゲット刺激と二つ目のターゲット刺激の間隔が短い場合に、同定率が下がる場合と上がる場合の両方を同一のモデルで表現できることを示したが、これは質的な分析に留まっている。注意の瞬きと見落としの回避が Dual System によって発生すると主張するには、フィッティングに耐える水準で分布を再現することが必要になると考えられる。



## 第 6 章

# 反応時間分布と誤りのモデルとその検証

本章では、第 4 章と第 5 章の結果を踏まえて反応時分布と誤りの関係を記述できるモデルを構築する。そして、このモデルの振る舞いから得られる反応時間の分布を関数にし、同関数が反応時間分布に対してフィッティングできるのか確認する。フィッティングする反応時間分布は、第 3 章で ex-Gaussian 分布によるフィッティングに失敗しているストループ課題の反応時間分布とスイッチタスクの反応時間分布を用いる。なお、ストループ課題は、本論文のタイトルにもある反応の競合が起こる課題であるため、導出した関数による反応の競合と、従来心理学で言われている反応の競合の違いについて指摘する。

次に、モデルから導出した関数によってフィッティングができる場合とできない場合について、関数を導出した過程を踏まえて検討する。具体的に言えば、 $x$  軸上の切片とでもいうべき固定値が、固定値だと見なせる場合にはフィッティングに成功し、そうでない場合にはフィッティングに失敗することが予想できたため、これを検証する。この検討では、反応の競合が起こるストループ課題と、反応の競合が起こらないと考えられる色と意味が一致した課題を用い、反応の競合が反応時間分布にどのように影響を与えるのか確認する。

そして、第 4 章で導出した拡張した砂山モデルにおける雪崩の間隔と雪崩のサイズに関する格子形状依存性を反応時間分布に当てはめて、反応時間分布と誤りの関係を導出し、得られた仮説を検証する。この検証により、反応時間分布と誤りの関係を確認する。

最後に、反応の競合がある場合とない場合をパラメータによって分離できるのか確認する。

### 6.1 反応時間分布と誤りのモデル

反応時間分布と誤りのモデルは、第 4 章の拡張した砂山モデルを Dual System 化しただけのモデルである。このモデルを二重砂山モデルと名付けることにする。

二重砂山モデルの初期状態では、二つの砂山は、未だ格子の形状も決まっていない。そして、刺激が与えられると、各砂山の格子形状を決定する工程に移る。二重砂山モデルでは、各砂山の格子形状を決定する時間のばらつきが、砂山モデルの雪崩が起きる時間のばらつき

に比べて十分に小さいことを仮定し、この格子形状決定時間を定数として扱う。各砂山は、格子の形状が決まると、それぞれ独立に雪崩を起こすための活動に入り、格子形状に応じた時間間隔で雪崩を起こす。二重砂山モデルでは、片側の砂山において雪崩が起きても反応には至らず、もう片方の砂山で雪崩が発生してはじめて反応に至る。第5章のモデルが Dual System の OR 接続だとすると、反応時間に関する二重砂山モデルは Dual System の AND 接続に相当する。

二重砂山モデルのダイナミクスをわかりやすく例え話に置き換えてみると、次のようになる。二人の負けず嫌いのギャンブラー達が繰返し賭けを行う。仮にギャンブラーの名前を「右」「左」と呼ぶことにする。賭けの内容は、判断の決定権である。賭けの仕組みは単純で、二人のギャンブラーは課題によって面の数が異なるダイスを割り当てられ、1の目が出るまでそれぞれ別の部屋において、同時にサイコロを振り続ける。そして、1の目が出たら、判断を下す部屋に移動して、その内容を決めることができる。しかし、判断を下す部屋には、細工がしてあり、二人分の体重を検知しなければ判断の内容を実行に移すことができない。そのため、片方のギャンブラーが1の目を出しただけでは実際に行動には移せず、もう片方のギャンブラーが1の目を出すまで待ち続けなければならない。

このモデルは確率モデルであるため、ある課題が与えられたとき、課題に応じて必ずギャンブラーの右が勝ったり、必ず左が勝ったりするわけではなく、仮に右にとって有利な条件であっても、左がたまたま勝ってしまうこともあるのである。具体例を挙げると、ギャンブラー右は正四面体のダイスを持っており、ギャンブラーの左が正六面体のダイスを持っていた場合について考えると、ギャンブラー右が次にダイスを振ったときに上がる確率は四分の一であり、ギャンブラー左が上がる確率は六分の一である。そのため、二人が同時にサイコロを振ったときに、ギャンブラー右の目が1以外の数であってギャンブラー左の目が1であるケースも確率的に起こり得るのである。

## 6.2 二重砂山モデルによる反応時間分布の関数

二重砂山モデルでは、格子形状決定時間に相当する固定値と、二つの砂山モデルにおいて雪崩が起こる時間を決める2つのパラメータの3つが必要である。そして、判断の時間を反応時間に拡張するためには、運動に関する時間も考慮に入れなければならないが、この値は式を単純にするため固定値として格子形状決定時間と合算して扱うことにする。二重砂山モデルから導出される反応時間分布の関数は、格子形状決定時間と運動の時間を固定値と置いて、そのばらつきを無視しているため、雪崩に要する時間のばらつきに比べて、運動などの時間のばらつきが無視できない位大きい場合には、フィッティングに失敗するものと想定されることを先に述べておく。

まず、二つの砂山モデルで雪崩が起きるまでの時間を累積分布関数に落とし込むと、横軸を時間、縦軸をその時間までに処理が終わっている確率つまり累積確率とした場合、式 6.1 のように記述できる。

$$P(t) = (1 - \exp(-\frac{t}{a})) \times (1 - \exp(-\frac{t}{b})) \quad (6.1)$$

$t$  は時間、 $P(t)$  は、時間  $t$  において反応が終わっている確率、 $a$  及び  $b$  は砂山モデルにおける指数分布のパラメータであって格子形状に関するパラメータである。全てのパラメータは時間の次元を持つ。

反応時間分布に対応する確率密度関数を求めるには、累積分布関数の式 6.1 を微分すれば、式 6.2 になる。

$$p(t) = \frac{dP(t)}{dt} = \exp(-\frac{t}{b}) \times (1 - \exp(-\frac{t}{a})) + \exp(-\frac{t}{a}) \times (1 - \exp(-\frac{t}{b})) \quad (6.2)$$

確率密度関数の形状を図 6.1 に示す。

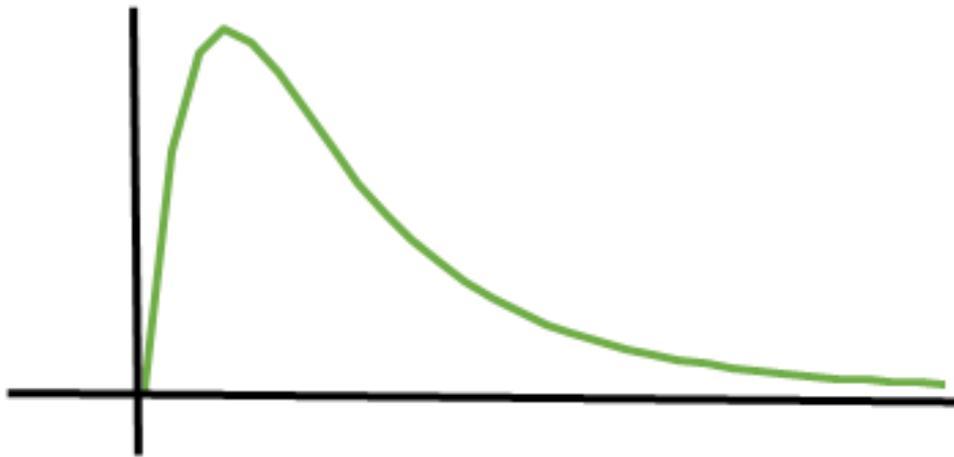


図 6.1 確率密度関数の形状

二つの砂山モデルで雪崩が起きるまでの時間の期待値についても求めておく。期待値は、確率密度関数に  $t$  を乗じて積分すれば求められ式 6.3 になる。

$$mean = \int_0^{\infty} t \times p(t) dt = a + b - \frac{a \times b}{a + b} \quad (6.3)$$

格子形状決定時間や運動に要する時間を組み込むと、累積分布関数は式 6.1 を右側に平行

移動すればよく式 6.4 になる。なお、 $t_c$  は、格子決定時間や運動に要する時間の和であり、 $t < t_c$  の時  $P(t) = 0$  とする。

$$P(t) = (1 - \exp(-\frac{t - t_c}{a})) \times (1 - \exp(-\frac{t - t_c}{b})) \quad (6.4)$$

確率密度関数は、式 6.5 になる。

$$p(t) = \frac{dP(t)}{dt} = \exp(-\frac{t - t_c}{b}) \times (1 - \exp(-\frac{t - t_c}{a})) + \exp(-\frac{t - t_c}{a}) \times (1 - \exp(-\frac{t - t_c}{b})) \quad (6.5)$$

反応時間分布全体の期待値は式 6.6 になる。

$$mean_{all} = a + b - \frac{a \times b}{a + b} + t_c \quad (6.6)$$

この分布関数は、正規分布に比べて複雑な組成をしており、正規分布等の真値の存在を仮定した分布を前提としている最尤推定法などを使って実際の実験データに当てはめることができない。もし、確率密度関数を反応時間分布に当てはめて、そのパラメータを取得したい場合には、実験データの累積度数分布と、モデルの累積分布関数の間で最小二乗法によるパラメータの推定を行うことになる。

### 6.3 反応時間分布のフィッティング

提案関数によって、比較的反応時間の分布部分の期待値が大きいと考えられる課題の反応時間分布が当てはめられるか確認する。まず、第3章の先行研究において ex-Gaussian 分布と当てはめたストループ課題の反応時間分布とスイッチタスクの反応時間分布に対してフィッティングを試みることにする。

#### 6.3.1 ストループ課題の反応時間分布フィッティング実験

反応時間のデータ自体は、第3章の検証実験で得たものと同じものである。

##### 6.3.1.1 方法

■6.3.1.1.1 実験参加者 実験には、健常な大学生または大学院生 10 名 (男性 6 名、女性 4 名; 平均年齢 21.10 歳、標準偏差 1.52) が参加した。

■6.3.1.1.2 実験条件 実験はパーソナルコンピュータを用いて行い、課題は反応の競合が起こるストループ課題の反応様式を口頭からキーボード押しに変更したものを用意した。実験

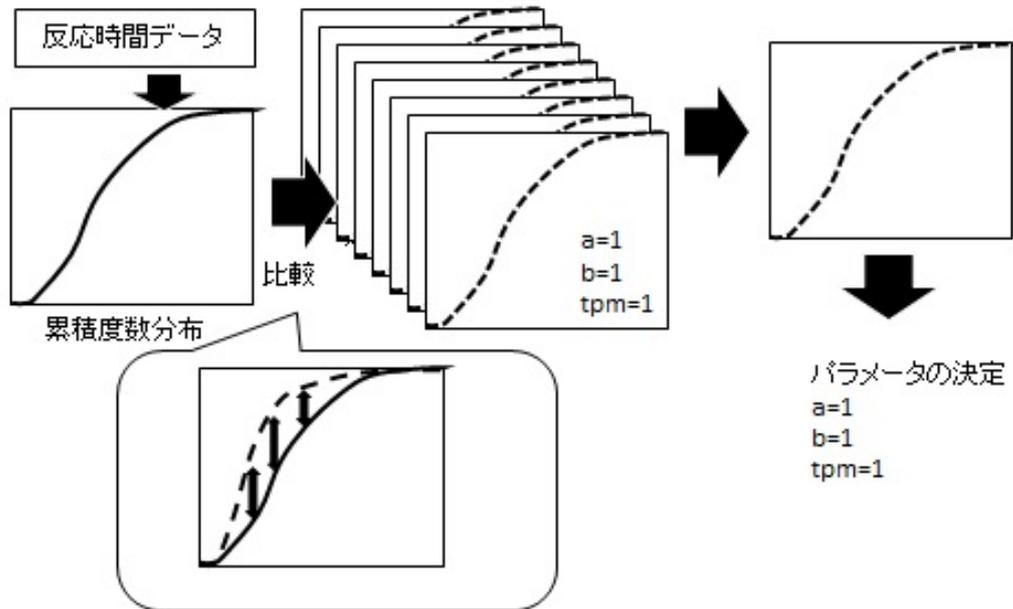


図 6.2 フィッティングの方法 全数探索

に用いた刺激は、黒、緑、橙、青の4色と、文字刺激「くろ」「みどり」「だいだい」「あお」の組み合わせであり、回答が黒の場合にはKキー、緑の場合にはMキー、橙の場合にはDキー、青の場合にはAキーとした。スペースキーが押されると、画面中央に色の付いた文字で色の名前が表示された。参加者は呈示された文字の意味を無視して色に対応する予め割り当てられたキーを押すように教示された。参加者がキーを押すと、回答が正しい場合には即座に次の刺激が表示され、誤っている場合には、喚起音と同時に次の刺激が呈示された。なお、実験に用いた色と文字刺激は4種類であり、全ての組み合わせが同じ回数出題されるようにカウンターバランスを取った。一人あたり208回の反応時間を取得した。

■6.3.1.1.3 分析方法 反応時間全208試行のうち、色と意味が一致している52試行を除き、色と意味が一致していない156試行を分析に用いた。フィッティングは図6.2のように行った。

まず、実験によって得られた反応時間データを用いて累積度数分布を作成した。次に、提案関数の累積分布関数である式6.4に対して、パラメータ  $a$ 、 $b$ 、 $t_c$  に値を入力して累積分布関数を生成した。なお、入力する値は、取り得る範囲をできるだけ細かく設定した方が高い精度が得られるが、それだけ時間もかかるため、見極めが重要である。本研究においては、

$a$  と  $b$  は、10ms から 2s までを 10ms 刻み、 $t_c$  は 10ms から 1s までを 10ms 刻みにしている。最後に、パラメータの組を入力された累積分布関数のそれぞれと実験によって得られた累積度数分布の間で最小二乗和を求めて、この値が一番小さかったパラメータの組をフィッティングによって得られたパラメータとした。なお、フィッティングの指標として尤度を用いなかったのは、提案関数が真値を仮定しない分布関数であるためにノンパラメトリックな手法しか適用できなかったためであり、最急降下法やモンテカルロ法を用いずに全数探索を行ったのは、複数の局所解が見つかることが考えられたためである。

フィッティングの後、推定されたパラメータを入力した提案関数と実験によって得られた反応時間分布が異なる分布であるか Kolmogorov-Smirnov 検定を行った。

#### 6.3.1.2 結果と考察

実験によって得られた反応時間のヒストグラムと、推定された分布に従うように生成した 5000 個の乱数によるヒストグラムを示す。実験参加者 1 の分布を図 6.3 に、実験参加者 2 の分布を図 6.4 に、実験参加者 3 の分布を図 6.5 に、実験参加者 4 の分布を図 6.6 に、実験参加者 5 の分布を図 6.7 に、実験参加者 6 の分布を図 6.8 に、実験参加者 7 の分布を図 6.9 に、実験参加者 8 の分布を図 6.10 に、実験参加者 9 の分布を図 6.11 に、実験参加者 10 の分布を図 6.12 に示す。提案関数は、ex-Gaussian 分布よりも反応時間分布によく当てはまっていることがわかる。

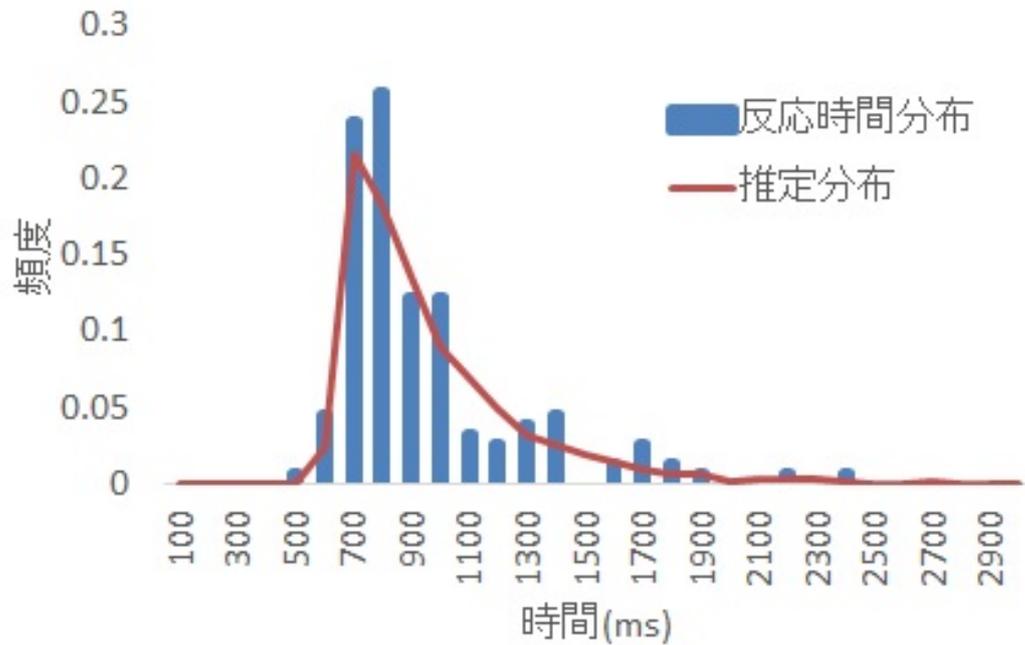


図 6.3 ストループ課題の反応時間のヒストグラムと推定された提案関数のヒストグラム 実験参加者 1

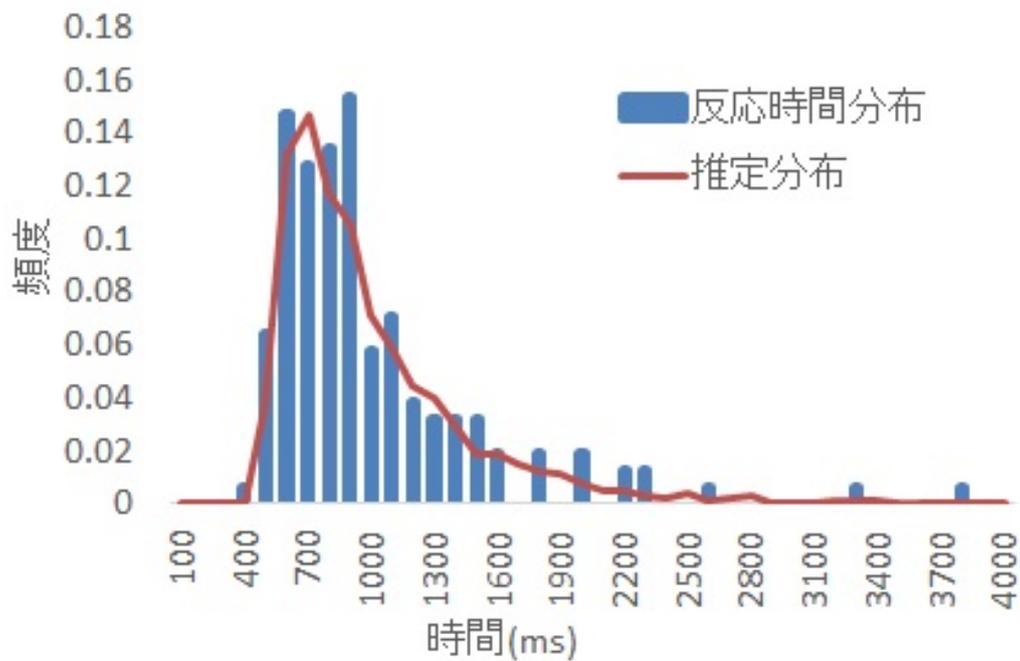


図 6.4 ストループ課題の反応時間のヒストグラムと推定された提案関数のヒストグラム 実験参加者 2

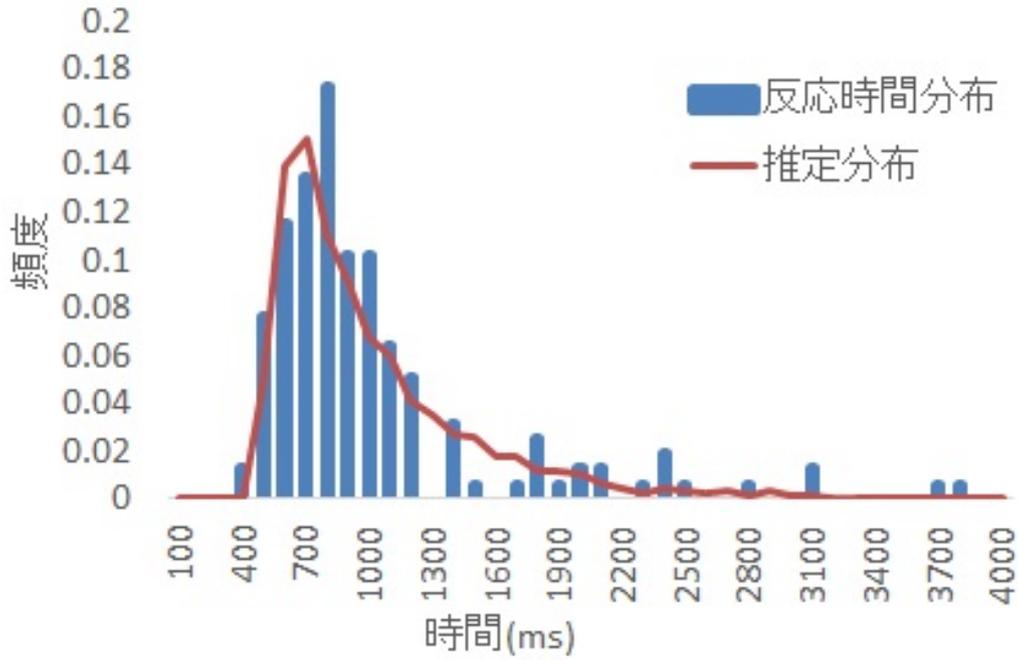


図 6.5 ストループ課題の反応時間のヒストグラムと推定された提案関数のヒストグラム 実験参加者 3

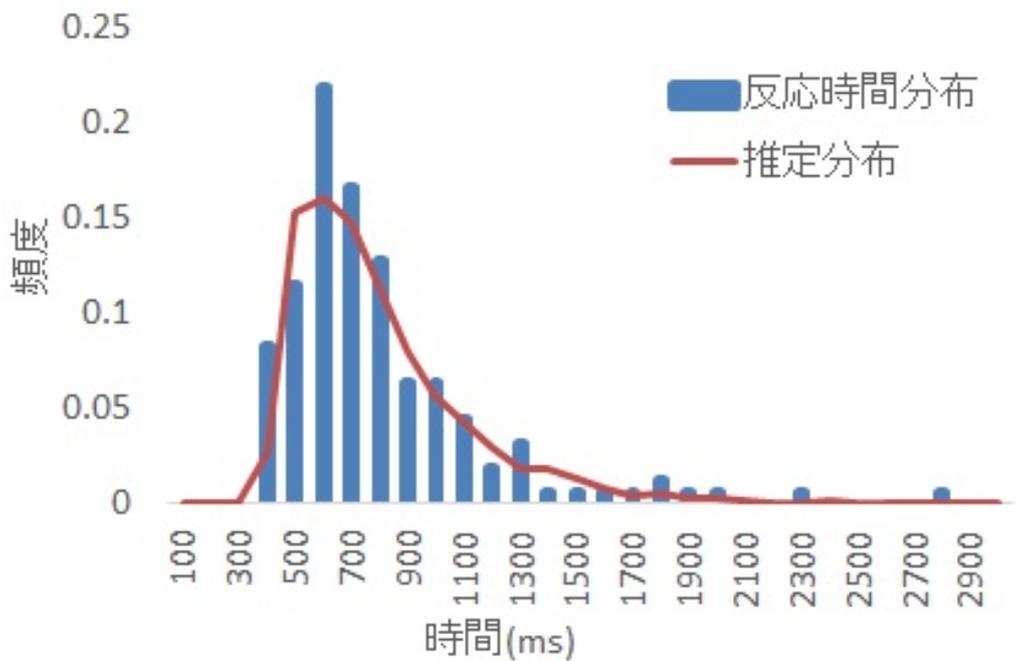


図 6.6 ストループ課題の反応時間のヒストグラムと推定された提案関数のヒストグラム 実験参加者 4

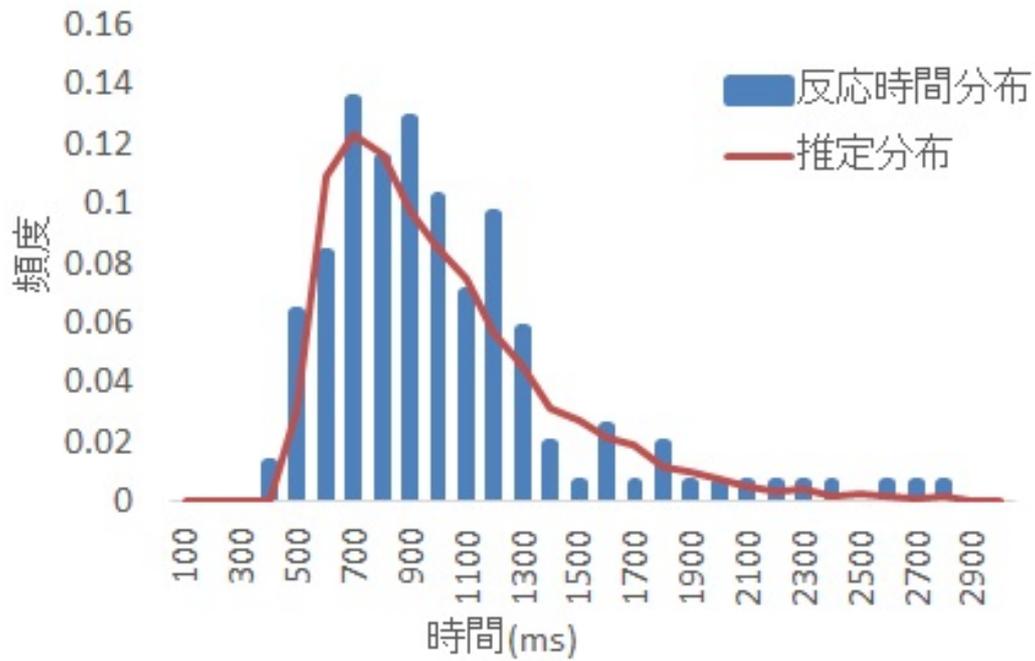


図 6.7 ストループ課題の反応時間のヒストグラムと推定された提案関数のヒストグラム 実験参加者 5

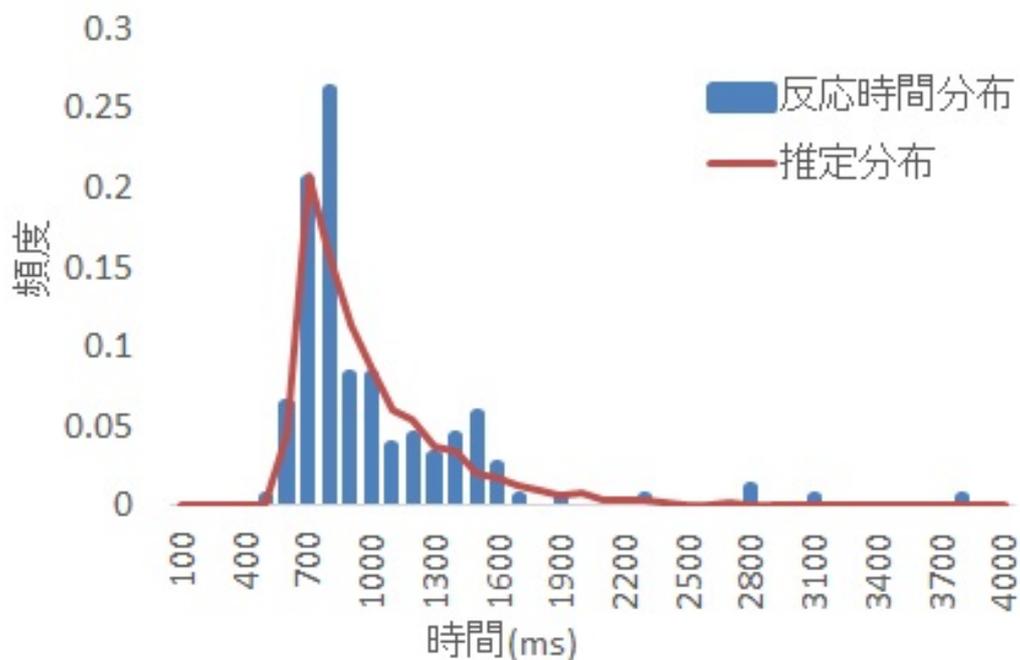


図 6.8 ストループ課題の反応時間のヒストグラムと推定された提案関数のヒストグラム 実験参加者 6

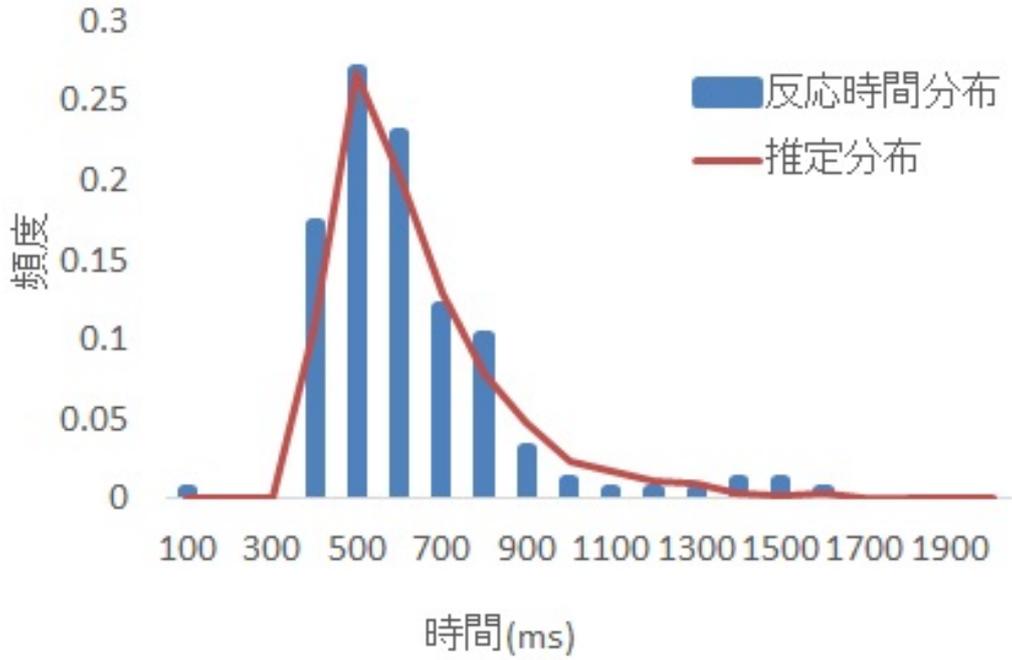


図 6.9 ストループ課題の反応時間のヒストグラムと推定された提案関数のヒストグラム 実験参加者 7

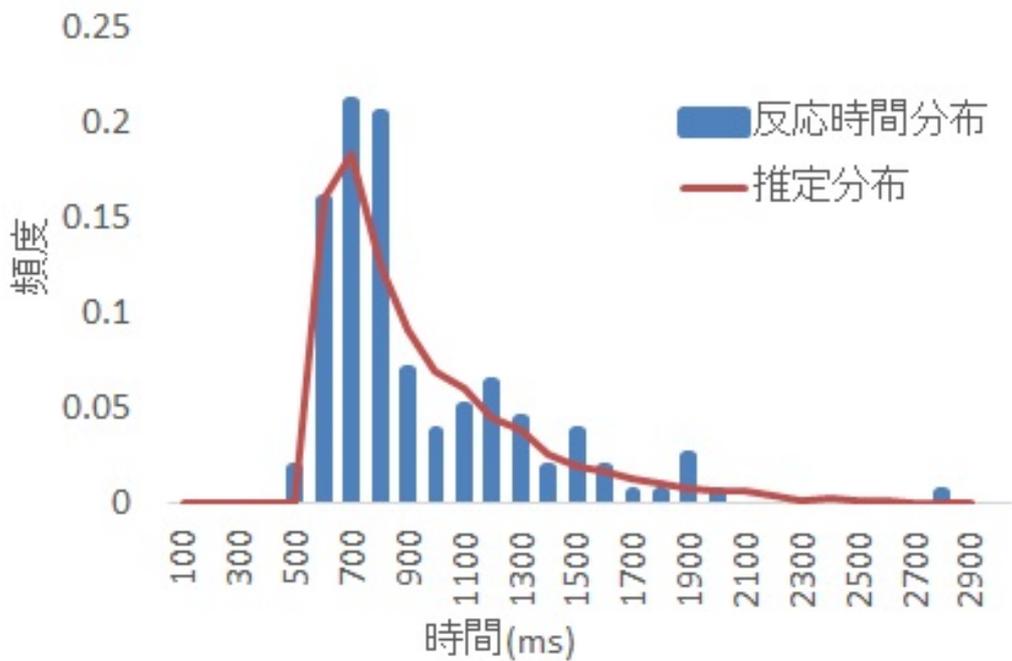


図 6.10 ストループ課題の反応時間のヒストグラムと推定された提案関数のヒストグラム 実験参加者 8

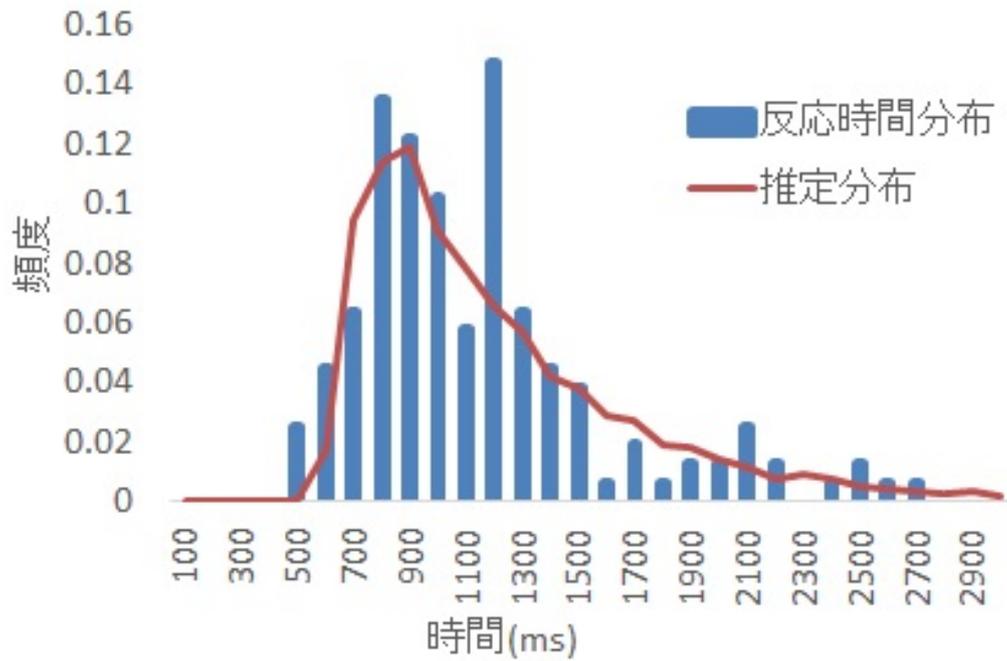


図 6.11 ストループ課題の反応時間のヒストグラムと推定された提案関数のヒストグラム 実験参加者 9

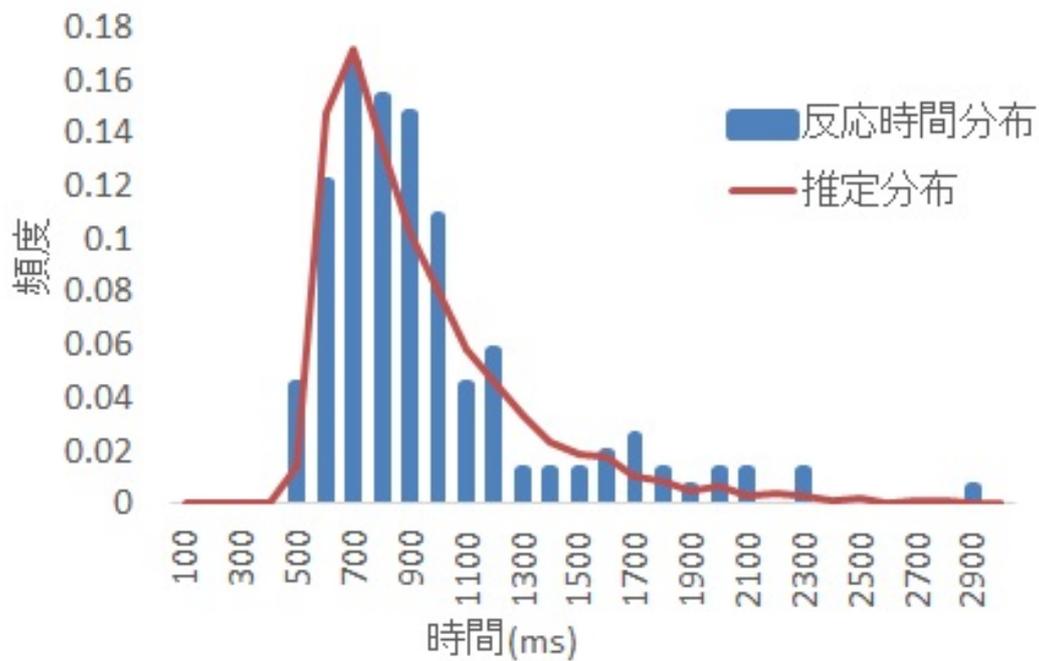


図 6.12 ストループ課題の反応時間のヒストグラムと推定された提案関数のヒストグラム 実験参加者 10

実験データと、提案されたパラメータを入力した提案関数を用いて生成した10万個のサンプルとの間でKolmogorov-Smirnov検定を行ったところ、参加者1 ( $p = 0.40$ )、参加者2 ( $p = 0.71$ )、参加者3 ( $p = 0.54$ )、参加者4 ( $p = 0.64$ )、参加者5 ( $p = 0.87$ )、参加者6 ( $p = 0.13$ )、参加者7 ( $p = 0.19$ )、参加者8 ( $p = 0.15$ )、参加者9 ( $p = 0.59$ )、参加者10 ( $p = 0.61$ )と、全ての参加者のデータにおいて、実験データと推定分布の間で同一性は否定されなかった( $p > 0.05$ )。参考のため、推定されたパラメータとKolmogorov-Smirnov検定の結果を表6.1に示す。

実験参加者番号	$a$	$b$	$tc$	統計量 D	p 値
1	0.09	0.32	0.56	0.071	0.402
2	0.16	0.48	0.43	0.055	0.715
3	0.13	0.51	0.42	0.064	0.545
4	0.16	0.35	0.35	0.059	0.647
5	0.29	0.44	0.42	0.047	0.876
6	0.07	0.39	0.55	0.093	0.133
7	0.11	0.22	0.33	0.086	0.198
8	0.07	0.41	0.49	0.091	0.151
9	0.21	0.56	0.54	0.061	0.591
10	0.13	0.41	0.46	0.060	0.618

表 6.1 ストループ課題の反応時間分布を提案関数でフィッティングした時のパラメータ

### 6.3.2 ex-Gaussian 分布と提案関数の比較-ストループ課題の場合-

第3章では、反応時間分布に対してex-Gaussian分布によるフィッティングを行い、本章では反応時間分布に対して提案関数によるフィッティングを行った。Kolmogorov-Smirnov検定の結果、ex-Gaussian分布では7つの反応時間分布に対してフィッティングが失敗しているのに対して、提案関数では全ての反応時間分布に対してフィッティングに成功している。ここでは、ex-Gaussian分布と提案関数の二つに対して、適合度を求めて比較する。

#### 6.3.2.1 方法

Kolmogorov-Smirnov検定では、比較する二つの分布に対して累積分布を作り、各階級における二つの累積分布の差分を求めて、その差のうち、一番大きいものを統計量のDとし、Dを用いてカイ二乗値を導出してp値を算出する。ストループ課題を用いて取得した10の反応時間分布に対して、ex-Gaussian分布によるフィッティングを提案関数によるフィッティングを行った際に、統計量Dも求めている。そこで、統計量Dを用いて式6.7によってカイ二乗値を計算し、式6.8によって反応時間分布ごとにカイ二乗値の差分を求めて、カイ二乗

分布表の自由度が2の場合を用いて p 値を算出した。この計算は、尤度比検定に相当する。なお、n は実験によって得られた反応時間のサンプル数である。

$$\chi^2 = 4 \times D^2 \times n \quad (6.7)$$

$$\chi^2 = \chi_{ex-Gaussian}^2 - \chi_{proposedfunction}^2 \quad (6.8)$$

提案関数と実験によって得られた反応時間分布の間で Kolmogorov-Smirnov 検定を行った時は提案関数を用いて生成した 10 万個のサンプルを用いている。そのため、厳密に言えば、式 6.7 の n は、式 6.9 によって求められるが、提案関数から生成した 10 万個のサンプルは十分に大きいため、近似的に n を用いている。なお、 $n_{experiment}$  は実験によって得られた反応時間のデータ数である。

$$n = n_{experiment} \times 100000 / (n_{experiment} + 100000) \quad (6.9)$$

### 6.3.2.2 結果と考察

各分布のカイ二乗値および、カイ二乗値が小さい方の理論分布が他方の分布よりも有意によくフィッティングできているのかを示す p 値を表 6.2 に示す。

実験参加者番号	ex-Gaussian 分布の $\chi^2$	提案関数の $\chi^2$	p 値
1	2.77	3.14	0.83
2	66.1	1.94	1.1E-14
3	10.2	2.55	0.021
4	81.3	2.17	6.5E-18
5	1.83	1.40	0.80
6	18.9	5.42	0.0011
7	2.17	4.62	0.29
8	112	5.16	5.9E-24
9	18.1	2.38	0.00037
10	84.0	2.28	1.7E-18

表 6.2 ex-Gaussian 分布と提案関数の比較 ストループ課題

表 6.2 を見るとわかる通り、実験参加者 1 および実験参加者 7 では、提案関数よりも ex-Gaussian 分布の方が、カイ二乗値が小さく、ex-Gaussian 分布の方がよくフィッティングできていることがわかるが、二つの分布の間でフィッティングの良さの間で有意な差はない。他の 8 人の実験参加者では、提案関数の方がよくフィッティングできており、このうち 7 人

の分布においては提案関数の方が ex-Gaussian 分布よりも有意によくフィッティングできていることが示唆された。

### 6.3.3 スイッチタスク課題の反応時間分布フィッティング実験

反応時間のデータ自体は、第3章の検証実験で得たものと同じものである。

#### 6.3.3.1 方法

■6.3.3.1.1 実験参加者 実験には、健常な大学生または大学院生 11 名 (男性 7 名、女性 4 名; 平均年齢 21.90 歳、標準偏差 1.64) が参加した。

■6.3.3.1.2 実験条件 実験はパーソナルコンピュータを用いて行い、課題はスイッチタスクを用意した。スペースキーが押されると、画面中央に一桁の数字刺激が呈示された。参加者は奇数回目の試行では数字刺激が 5 より大きい小さいかを判断するように求められ、5 より大きい場合には上矢印キーを押せば正解になり、5 より小さい場合には下矢印キーを押せば正解になるように設定した。偶数回目の試行では数字刺激が奇数か偶数か判断するように求められ、奇数の場合には左矢印キーを押せば正解になり、偶数の場合には右矢印を押せば正解になる設定にした。参加者がキーを押すと、回答が正しい場合には即座に次の刺激が表示され、誤っている場合には、喚起音と同時に次の刺激が呈示された。一人あたり 200 回の反応時間を取得した。

■6.3.3.1.3 分析方法 先に行ったストループ課題の反応時間分布を提案関数で当てはめた方法と同様の方法でフィッティングを行い、提案関数に推定されたパラメータを入力した分布と実験によって得られた反応時間分布の間で Kolmogorov-Smirnov 検定を行った。

#### 6.3.3.2 結果と考察

実験によって得られた反応時間のヒストグラムと、推定された分布に従うように生成した 5000 個の乱数によるヒストグラムを示す。実験参加者 1 の分布を図 6.13 に、実験参加者 2 の分布を図 6.14 に、実験参加者 3 の分布を図 6.15 に、実験参加者 4 の分布を図 6.16 に、実験参加者 5 の分布を図 6.17 に、実験参加者 6 の分布を図 6.18 に、実験参加者 7 の分布を図 6.19 に、実験参加者 8 の分布を図 6.20 に、実験参加者 9 の分布を図 6.21 に、実験参加者 10 の分布を図 6.22 に、実験参加者 11 の分布を図 6.23 に示す。

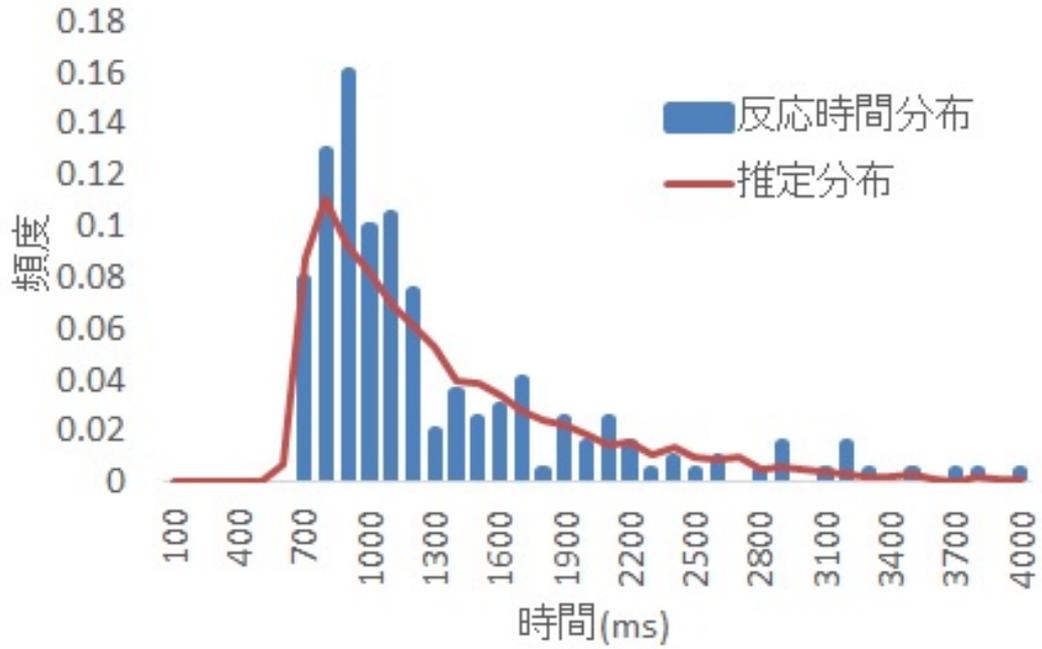


図 6.13 スイッチタスクの反応時間のヒストグラムと推定された提案関数のヒストグラム 実験参加者 1

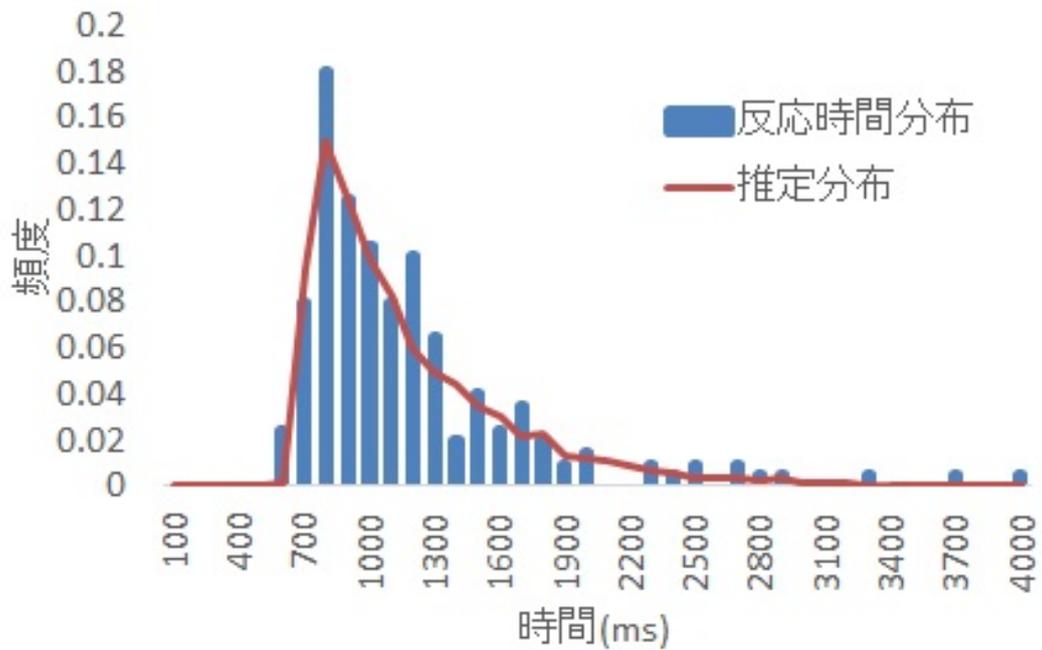


図 6.14 スイッチタスクの反応時間のヒストグラムと推定された提案関数のヒストグラム 実験参加者 2

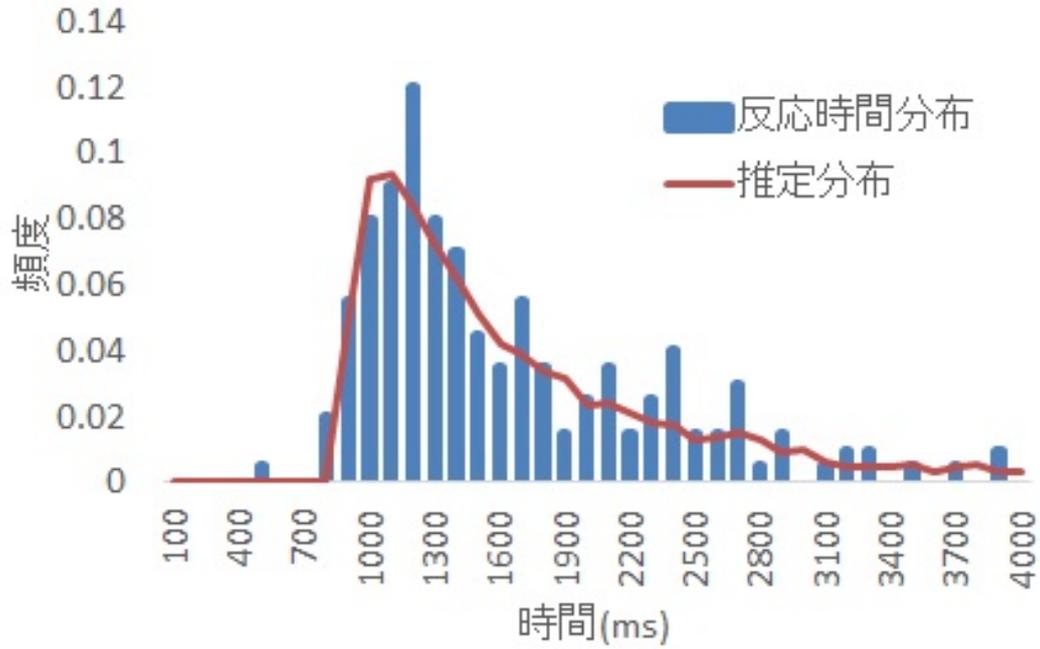


図 6.15 スイッチタスクの反応時間のヒストグラムと推定された提案関数のヒストグラム 実験参加者 3

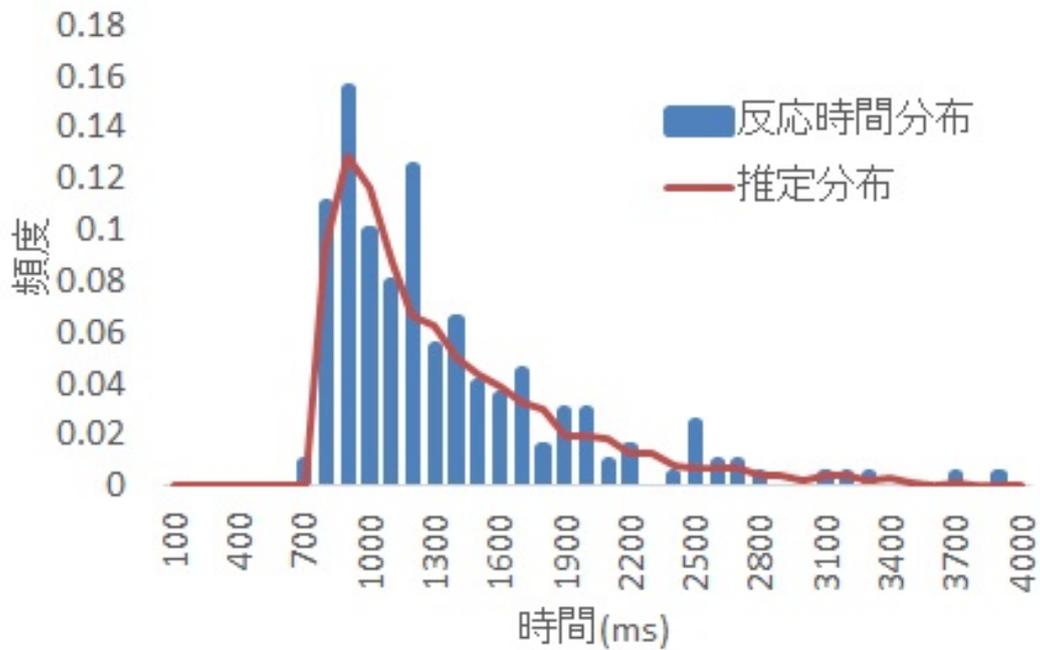


図 6.16 スイッチタスクの反応時間のヒストグラムと推定された提案関数のヒストグラム 実験参加者 4

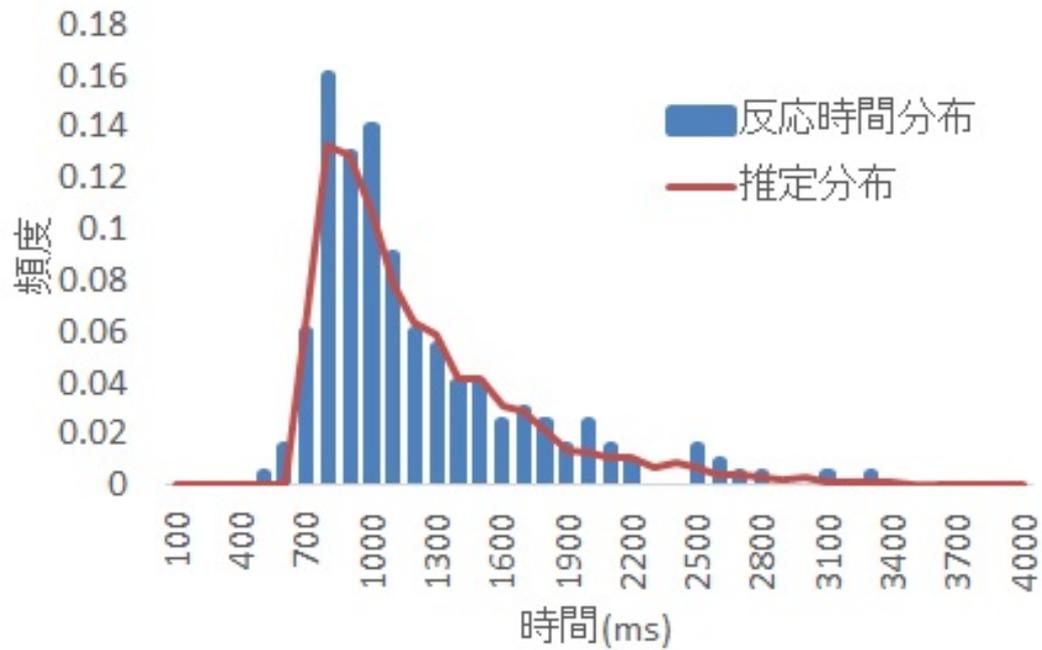


図 6.17 スイッチタスクの反応時間のヒストグラムと推定された提案関数のヒストグラム 実験参加者 5

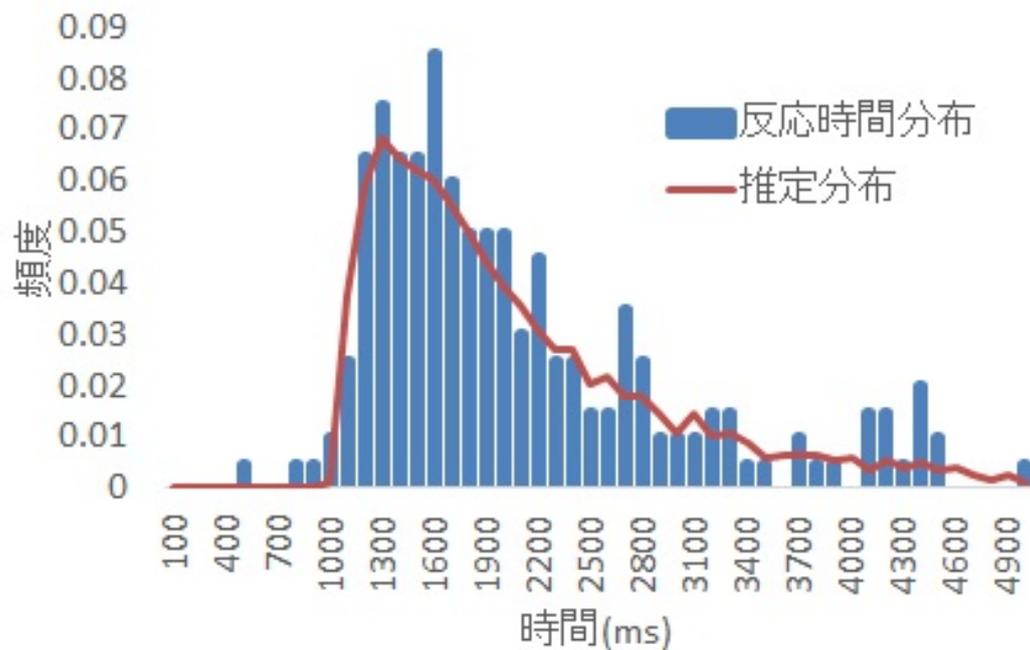


図 6.18 スイッチタスクの反応時間のヒストグラムと推定された提案関数のヒストグラム 実験参加者 6

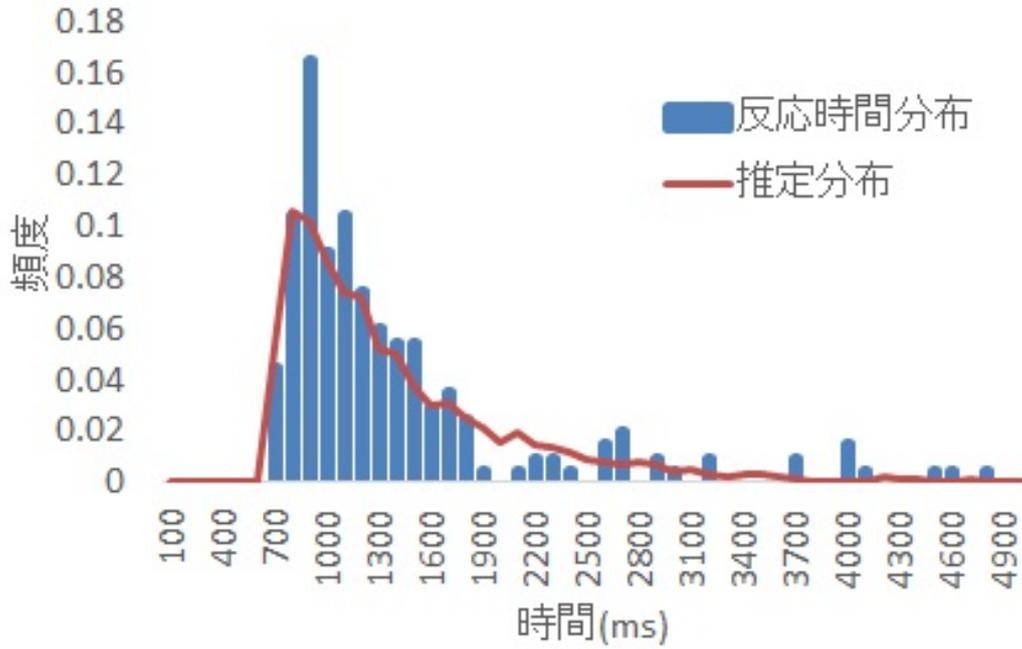


図 6.19 スイッチタスクの反応時間のヒストグラムと推定された提案関数のヒストグラム 実験参加者 7

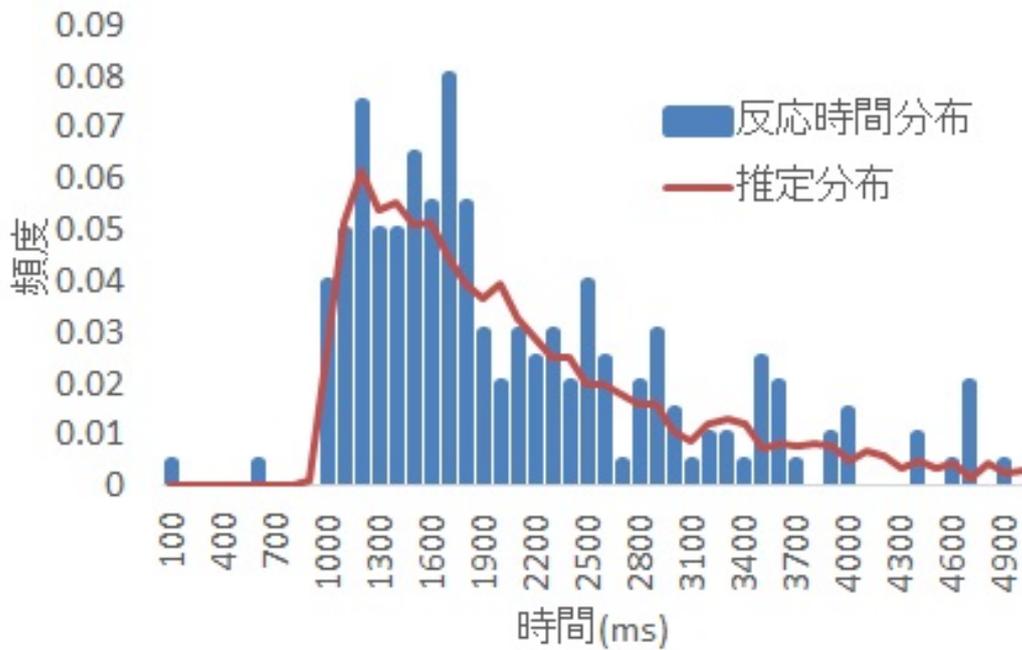


図 6.20 スイッチタスクの反応時間のヒストグラムと推定された提案関数のヒストグラム 実験参加者 8

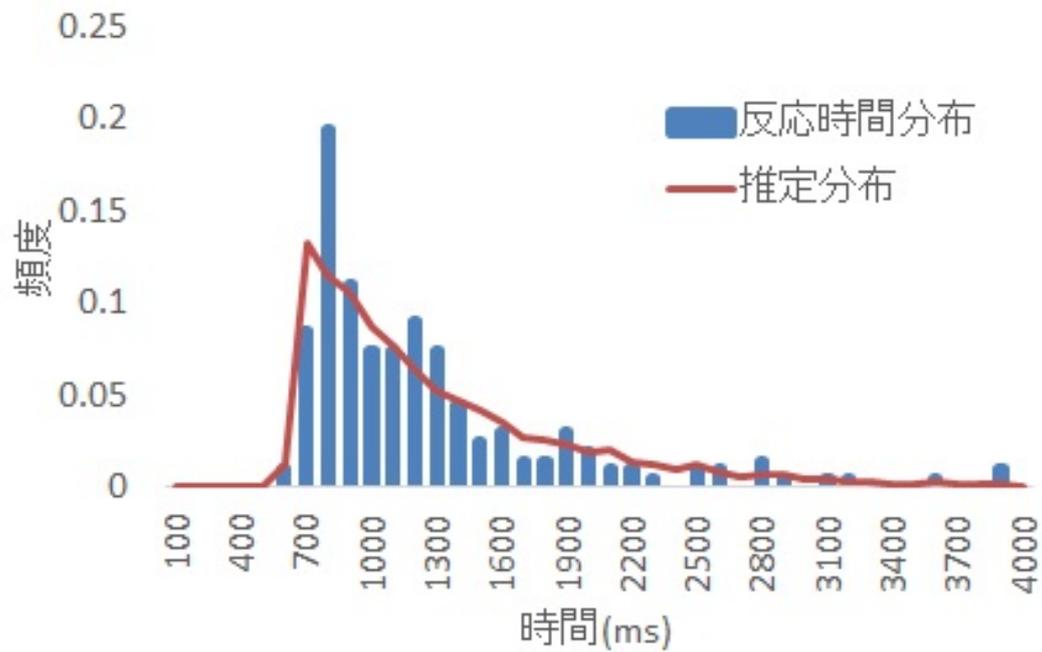


図 6.21 スイッチタスクの反応時間のヒストグラムと推定された提案関数のヒストグラム 実験参加者 9

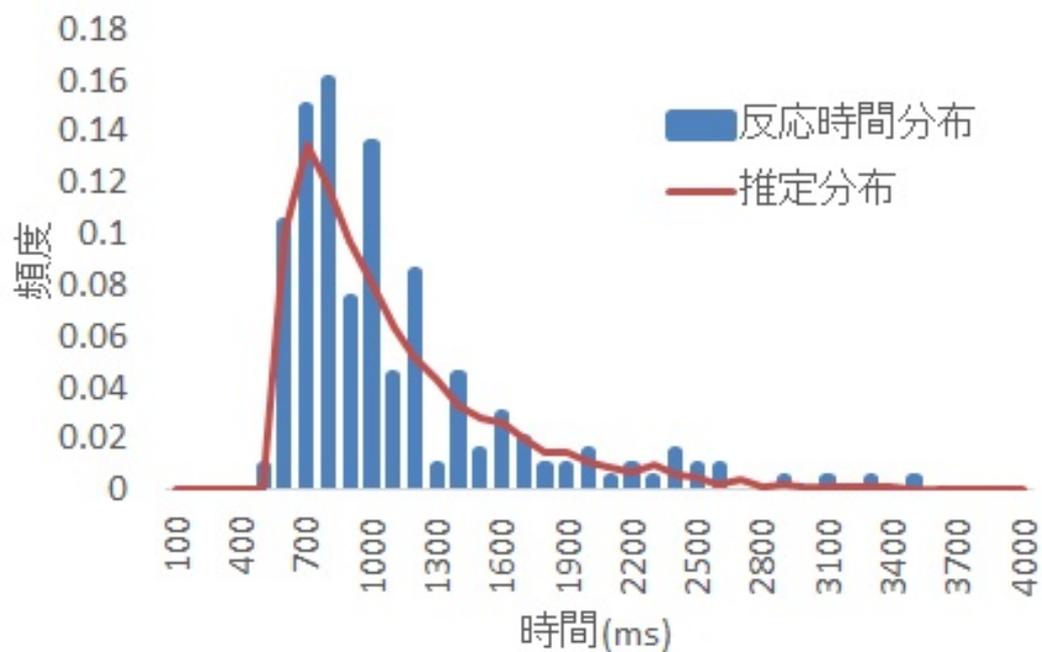


図 6.22 スイッチタスクの反応時間のヒストグラムと推定された提案関数のヒストグラム 実験参加者 10

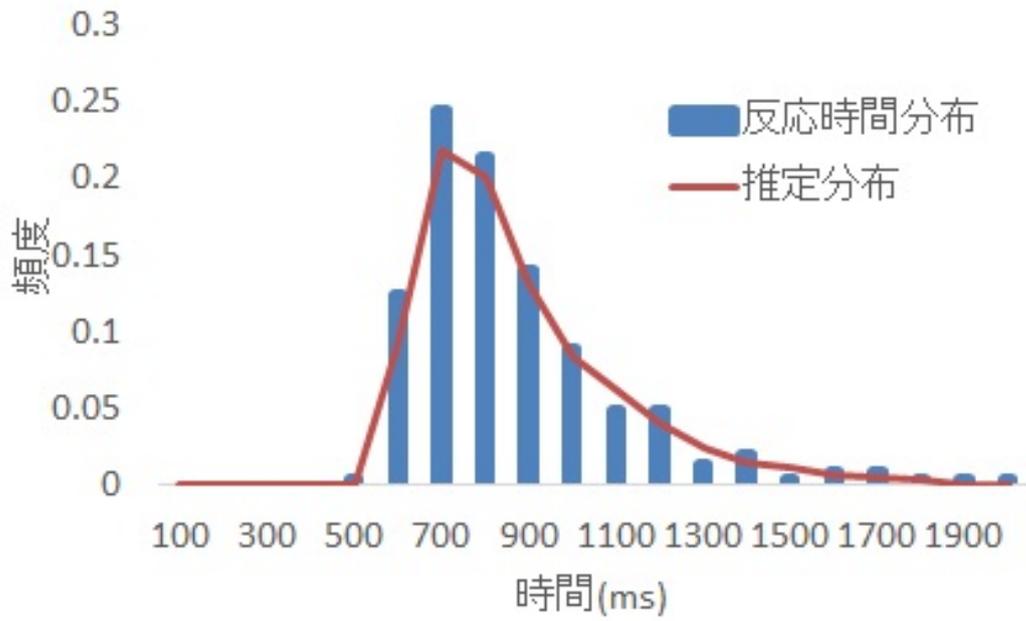


図 6.23 スイッチタスクの反応時間のヒストグラムと推定された提案関数のヒストグラム 実験参加者 11

実験データと、提案されたパラメータを入力した提案関数を用いて生成した 10 万個のサンプルとの間で Kolmogorov-Smirnov 検定を行ったところ、参加者 1 ( $p = 0.12$ )、参加者 2 ( $p = 0.64$ )、参加者 3 ( $p = 0.77$ )、参加者 4 ( $p = 0.57$ )、参加者 5 ( $p = 0.75$ )、参加者 6 ( $p = 0.98$ )、参加者 7 ( $p = 0.47$ )、参加者 8 ( $p = 0.81$ )、参加者 9 ( $p = 0.44$ )、参加者 10 ( $p = 0.64$ )、参加者 11 ( $p = 0.25$ ) と、全ての参加者のデータにおいて、実験データと推定分布の間で同一性は否定されなかった ( $p > 0.05$ )。参考のため、推定されたパラメータを表 6.3 に示す。

実験参加者番号	$a$	$b$	$tc$	統計量 D	p 値
1	0.13	0.74	0.56	0.0832	0.12
2	0.14	0.53	0.58	0.0524	0.64
3	0.13	0.86	0.8	0.0466	0.77
4	0.07	0.6	0.71	0.0552	0.57
5	0.14	0.55	0.6	0.0477	0.75
6	0.29	1.07	0.97	0.0329	0.98
7	0.16	0.74	0.59	0.0598	0.47
8	0.32	1.27	0.86	0.0451	0.81
9	0.12	0.63	0.58	0.0611	0.44
10	0.13	0.56	0.48	0.0522	0.64
11	0.13	0.27	0.52	0.0718	0.25

表 6.3 スイッチタスクの反応時間分布を提案関数でフィッティングした時のパラメータ

#### 6.3.4 ex-Gaussian 分布と提案関数の比較-スイッチタスクの場合-

第 3 章では、反応時間分布に対して ex-Gaussian 分布によるフィッティングを行い、本章では反応時間分布に対して提案関数によるフィッティングを行った。Kolmogorov-Smirnov 検定の結果、ex-Gaussian 分布では 4 つの反応時間分布に対してフィッティングが失敗しているのに対して、提案関数では全ての反応時間分布に対してフィッティングに成功している。ここでは、ex-Gaussian 分布と提案関数の二つに対して、適合度を求めて比較する。

##### 6.3.4.1 方法

ストループ課題の場合には、色と意味が一致した試行を取り除いたが、スイッチタスクの反応時間の場合には 200 試行全てのデータを用いている。その他のデータの取り扱いや分析の方法は、ストループ課題の場合と同様である。

## 6.3.4.2 結果と考察

各分布のカイ二乗値および、カイ二乗値が小さい方の理論分布が他方の分布よりも有意によくフィッティングできているのかを示す p 値を表 6.4 に示す。

実験参加者番号	ex-Gaussian 分布の $\chi^2$	提案関数の $\chi^2$	p 値
1	9.45	5.53	0.14
2	104	2.19	5.3E-23
3	3.03	1.73	0.52
4	1.95	2.432	0.78
5	515	1.82	2.5E-112
6	1.11	0.865	0.88
7	6.02	2.86	0.20
8	3.15	1.62	0.46
9	5.28	2.98	0.31
10	5.95	2.17	0.15
11	1.55	4.12	0.27

表 6.4 ex-Gaussian 分布と提案関数の比較 提案関数

実験参加者 4 および実験参加者 11 では、提案関数よりも ex-Gaussian 分布の方が、カイ二乗値が小さく、ex-Gaussian 分布の方がよくフィッティングできていることがわかるが、二つの分布の間でフィッティングの良さの間で有意な差はない。他の 9 人の実験参加者では、提案関数の方がよくフィッティングできており、このうち 2 人の分布においては提案関数の方が ex-Gaussian 分布よりも有意によくフィッティングできていることが示唆された。

この結果から、スイッチタスクの反応時間分布に対して提案関数は、ex-Gaussian 分布よりもよく当てはまることが示唆された。

## 6.3.5 反応時間分布のフィッティングに関するまとめ

第 3 章では、ストループ課題とスイッチタスクの反応時間分布に対して、ex-Gaussian 分布のフィッティングを試みた。その結果、ストループ課題の反応時間分布においても、スイッチタスクの反応時間分布においても、ex-Gaussian 関数は当てはめられる場合もあるが、当てはめられない場合もあること確認した。これは、ex-Gaussian 分布は、反応時間の分布に似てはいるものの、反応時間分布が ex-Gaussian 分布に従うわけではないことを表している。

それに対して、提案関数を用いてフィッティングを行った結果、ストループ課題の反応時間分布においても、スイッチタスクの反応時間分布においても、全ての実験参加者のデータにおいて、反応時間分布とフィッティングによって得られた分布の間で統計的に有意な差は見られなかった。統計的検定では、二つのデータの違いを示唆することはできるが、同一で

あることを積極的に主張できないため、反応時間分布が提案関数に従うと主張することはできないが、少なくとも、反応時間分布が提案関数に従うことは否定されていない。

また、統計量の D からカイ二乗値を算出し、二つの理論分布における当てはまりの良さを比較した。その結果、ストループ課題の反応時間分布では、10人中7人の反応時間分布において ex-Gaussian 分布よりも提案関数の方がよくフィッティングできていることが示唆され、スイッチタスクの反応時間分布では、11人中2人の分布において提案関数の方が ex-Gaussian 分布よりもよくフィッティングできていることが示唆された。提案関数は、ストループ課題において10人中10人フィッティングに成功し、スイッチタスクにおいて11人中11人フィッティングに成功したが、反応時間分布が提案関数に従うと主張するには時期尚早であろう。本論文においては、ex-Gaussian 分布よりも提案関数の方がよくフィッティングできたと主張するに留める。なお、提案関数がフィッティングに用いるパラメータは ex-Gaussian 分布と同じ三つであるため、パラメータと精度の関係については立ち入らない。

## 6.4 反応の競合がある場合とない場合を比較するための実験

本研究の目的は、ヒューマンインタフェースに反応の競合を起こす要因がどれだけ含まれているか調べる指標を作ることである。そのため、反応の競合が起こるストループ課題と、反応の競合が起こらないと考えられる色と意味が一致した課題の間で反応時間分布がどのように変化するかを調べておくことにする。

### 6.4.1 方法

#### 6.4.1.1 実験参加者

実験には、パソコンの操作に習熟している健常な大学生または大学院生4名（男性1名、女性4名； 平均年齢22.50歳、標準偏差1.00）が参加した。

#### 6.4.1.2 実験条件

実験は、パーソナルコンピュータを用いて行い、課題はストループ課題を用い、反応様式を口頭からキーボードに変更している。実験参加者がスペースキーを押下すると、画面の中央に色の名前が色付きの文字で表示された。実験参加者は、呈示された文字の意味を無視して、文字の色に対応する予め割り当てられているキーを押すように教示された。実験参加者が回答のためにキーを押下すると、そのキーが正解であった場合には即座に次の刺激が呈示され、誤答であった場合には、喚起音とともに次の刺激が呈示された。実験に用いた刺激は、黒、緑、橙、青の4色と、文字刺激「くろ」「みどり」「だいたい」「あお」の組み合わせであり、回答が黒の場合には K キー、緑の場合には M キー、橙の場合には D キー、青の場合には A キーとした。

実験参加者は、文字色と文字の意味が不一致であるストループ課題 144 試行と、文字色と文字の意味が一致している課題 144 試行を行った。実験参加者には、なるべく早く正確に回答するように教示した上で二つの課題に対して各 8 セットと、なるべく早く回答するように教示した上で二つの課題に対して各 8 セット実験を行ってもらい反応時間および誤りの数を取得した。参加者は、同一セット中は連続して課題に従事するように教示したが、各セットの間は適宜休憩を入れるように教示して疲労の影響が出ないようにした。

#### 6.4.1.3 分析方法

測定した反応時間分布に対して提案関数によるフィッティングを行い、パラメータの推定を行った。

#### 6.4.2 結果

参考までに、実験によって得られた分布と、推定されたパラメータを入力した提案関数から生成した 10 万個のサンプルの間で Kolmogorov-Smirnov 検定を行い得られた統計量  $D$  と  $p$  値を示す。

色と意味が一致していないストループ課題をなるべく早く正確に回答するように教示した場合についての各値を表 6.5 に、色と意味が一致していないストループ課題をなるべく早く回答するように教示した場合についての各値を表 6.6 に、色と意味が一致している課題をなるべく早く正確に回答するように教示した場合についての各値を表 6.7 に色と意味が一致している課題をなるべく早く回答するように教示した場合についての各値を表 6.8 に示す。

これらの値を用いて、提案関数でフィッティングできる反応時間分布とフィッティングできない反応時間分布の特徴や、反応時間分布と誤りの関係等について調べることにする。

実験参加者番号	セット数	$a$	$b$	$tc$	統計量 D	p 値	誤りの数
1	1	0.06	0.24	0.57	0.17	0.1267	5
1	2	0.05	0.2	0.54	0.1472	0.003921	5
1	3	0.13	0.44	0.41	0.0714	0.4566	2
1	4	0.06	0.23	0.55	0.1298	0.01573	7
1	5	0.03	0.11	0.54	0.1582	0.001497	3
1	6	0.05	0.25	0.49	0.1681	0.0005931	8
1	7	0.03	0.1	0.58	0.1744	0.0003167	3
1	8	0.03	0.12	0.54	0.1854	0.0001013	2
2	1	0.01	0.3	0.49	0.1159	0.04203	2
2	2	0.13	0.44	0.41	0.0706	0.4707	6
2	3	0.29	0.38	0.36	0.08	0.316	7
2	4	0.07	0.43	0.44	0.0833	0.2706	8
2	5	0.07	0.33	0.45	0.101	0.1063	3
2	6	0.05	0.26	0.46	0.0852	0.2475	3
2	7	0.08	0.3	0.45	0.0769	0.3623	5
2	8	0.12	0.4	0.42	0.0575	0.7294	6
3	1	0.01	0.45	0.57	0.0869	0.2278	23
3	2	0.12	0.54	0.54	0.0502	0.8616	19
3	3	0.24	0.59	0.44	0.0687	0.505	18
3	4	0.08	0.53	0.53	0.056	0.7587	21
3	5	0.09	0.54	0.46	0.0719	0.4476	16
3	6	0.13	0.56	0.44	0.0581	0.7165	16
3	7	0.12	0.64	0.44	0.0557	0.7639	17
3	8	0.18	0.67	0.43	0.0591	0.6963	20
4	1	0.19	0.27	0.49	0.0631	0.6157	17
4	2	0.17	0.34	0.46	0.0708	0.4677	15
4	3	0.09	0.34	0.46	0.1015	0.1032	18
4	4	0.09	0.39	0.46	0.0613	0.6517	22
4	5	0.09	0.39	0.45	0.0941	0.1563	24
4	6	0.06	0.24	0.51	0.0972	0.1324	12
4	7	0.1	0.27	0.48	0.0714	0.4568	15
4	8	0.11	0.23	0.48	0.0808	0.3043	12

表 6.5 ストループ課題をなるべく早く正確に回答した場合の反応時間分布を提案関数でフィッティングした時のパラメータ等

実験参加者番号	セット数	$a$	$b$	$tc$	統計量 D	p 値	誤りの数
1	1	0.06	0.15	0.49	0.1446	0.004874	9
1	2	0.06	0.17	0.46	0.1165	0.04046	6
1	3	0.06	0.22	0.45	0.1242	0.02373	12
1	4	0.05	0.23	0.47	0.11	0.06171	7
1	5	0.04	0.13	0.52	0.1462	0.004285	7
1	6	0.03	0.12	0.51	0.1522	0.002558	5
1	7	0.04	0.17	0.5	0.1192	0.03363	9
1	8	0.02	0.12	0.51	0.1626	0.0009934	7
2	1	0.18	0.21	0.38	0.0724	0.4386	8
2	2	0.05	0.25	0.46	0.1088	0.06662	7
2	3	0.03	0.27	0.47	0.0754	0.3865	9
2	4	0.03	0.23	0.49	0.1018	0.1014	6
2	5	0.04	0.2	0.45	0.1091	0.06522	4
2	6	0.04	0.28	0.45	0.1035	0.09193	4
2	7	0.04	0.22	0.46	0.1188	0.03461	6
2	8	0.06	0.21	0.43	0.1014	0.1038	7
3	1	0.07	0.29	0.47	0.0849	0.2506	12
3	2	0.1	0.44	0.45	0.0719	0.4465	17
3	3	0.14	0.37	0.44	0.0616	0.6471	17
3	4	0.1	0.29	0.5	0.0733	0.4229	14
3	5	0.14	0.35	0.42	0.0656	0.5653	21
3	6	0.11	0.41	0.43	0.0623	0.6314	16
3	7	0.09	0.35	0.46	0.0665	0.5484	21
3	8	0.1	0.42	0.43	0.0565	0.7478	23
4	1	0.24	0.31	0.33	0.083	0.2747	23
4	2	0.12	0.26	0.39	0.0807	0.3065	12
4	3	0.1	0.31	0.4	0.0788	0.3332	19
4	4	0.15	0.3	0.39	0.0732	0.4233	19
4	5	0.09	0.37	0.42	0.087	0.2264	21
4	6	0.17	0.28	0.43	0.0614	0.6503	19
4	7	0.1	0.38	0.45	0.0586	0.7061	24
4	8	0.19	0.33	0.45	0.0606	0.6667	24

表 6.6 ストループ課題をなるべく早く回答した場合の反応時間分布を提案関数でフィッティングした時のパラメータ等

実験参加者番号	セット数	$a$	$b$	$tc$	統計量 D	p 値	誤りの数
1	1	0.04	0.04	0.46	0.2854	1.35E-10	0
1	2	0.02	0.07	0.43	0.2687	1.91E-09	2
1	3	0.07	0.12	0.46	0.1341	0.01131	4
1	4	0.02	0.05	0.46	0.3454	2.55E-15	0
1	5	0.02	0.05	0.43	0.3237	1.65E-13	4
1	6	0.03	0.04	0.43	0.2858	1.25E-10	1
1	7	0.01	0.05	0.43	0.4155	2.20E-16	2
1	8	0.02	0.08	0.41	0.2002	1.97E-05	4
2	1	0.09	0.16	0.47	0.1085	0.06774	1
2	2	0.07	0.12	0.46	0.1319	0.01345	0
2	3	0.04	0.12	0.43	0.1491	0.003349	1
2	4	0.02	0.11	0.45	0.1604	0.001221	2
2	5	0.04	0.16	0.45	0.1632	0.0009396	3
2	6	0.04	0.16	0.44	0.1511	0.002804	2
2	7	0.04	0.14	0.43	0.1401	0.007077	2
2	8	0.05	0.12	0.43	0.1465	0.004179	3
3	1	0.07	0.28	0.54	0.0796	0.3219	3
3	2	0.06	0.19	0.54	0.0969	0.1341	5
3	3	0.05	0.2	0.51	0.1319	0.01347	7
3	4	0.04	0.19	0.54	0.1086	0.06744	12
3	5	0.05	0.23	0.51	0.1037	0.09102	9
3	6	0.04	0.14	0.51	0.1625	0.00101	7
3	7	0.04	0.14	0.49	0.1386	0.007945	7
3	8	0.05	0.15	0.5	0.1606	0.0012	7
4	1	0.06	0.14	0.42	0.1051	0.08344	9
4	2	0.04	0.15	0.47	0.1264	0.02018	7
4	3	0.03	0.08	0.49	0.1978	2.61E-05	1
4	4	0.06	0.07	0.45	0.195	3.56E-05	2
4	5	0.03	0.09	0.48	0.1867	8.83E-05	8
4	6	0.01	0.08	0.51	0.3398	7.55E-15	6
4	7	0.03	0.11	0.42	0.1768	0.0002499	9
4	8	0.03	0.12	0.41	0.1405	0.006838	7

表 6.7 色と意味が一致した課題をなるべく早く正確に回答した場合の反応時間分布を提案関数でフィッティングした時のパラメータ等

実験参加者番号	セット数	$a$	$b$	$tc$	統計量 D	p 値	誤りの数
1	1	0.04	0.05	0.38	0.2446	6.73E-08	6
1	2	0.05	0.05	0.38	0.2246	9.96E-07	4
1	3	0.04	0.05	0.37	0.2732	9.59E-10	4
1	4	0.01	0.05	0.38	0.421	2.20E-16	2
1	5	0.03	0.07	0.38	0.2409	1.13E-07	8
1	6	0.04	0.07	0.37	0.207	8.89E-06	3
1	7	0.05	0.06	0.36	0.2108	5.63E-06	4
1	8	0.05	0.06	0.35	0.2301	4.86E-07	2
2	1	0.07	0.09	0.37	0.1507	0.002916	4
2	2	0.05	0.12	0.38	0.1494	0.003274	1
2	3	0.07	0.15	0.35	0.1239	0.02414	6
2	4	0.01	0.12	0.41	0.2153	3.26E-06	3
2	5	0.01	0.16	0.41	0.2008	1.85E-05	4
2	6	0.12	0.13	0.31	0.1102	0.06087	4
2	7	0.01	0.14	0.38	0.2818	2.41E-10	2
2	8	0.01	0.09	0.43	0.2742	8.18E-10	2
3	1	0.03	0.13	0.49	0.1539	0.002211	9
3	2	0.03	0.11	0.49	0.1938	4.07E-05	11
3	3	0.03	0.13	0.47	0.1356	0.01013	7
3	4	0.03	0.17	0.47	0.127	0.01931	7
3	5	0.06	0.2	0.45	0.0904	0.1901	17
3	6	0.06	0.2	0.46	0.1218	0.02799	17
3	7	0.05	0.28	0.43	0.1439	0.005196	19
3	8	0.05	0.21	0.46	0.1126	0.05234	14
4	1	0.03	0.09	0.41	0.1892	6.75E-05	10
4	2	0.04	0.13	0.4	0.1514	0.002732	8
4	3	0.02	0.1	0.43	0.1934	4.27E-05	7
4	4	0.05	0.11	0.38	0.1435	0.005342	15
4	5	0.03	0.16	0.41	0.1484	0.003556	15
4	6	0.03	0.13	0.35	0.1362	0.009656	11
4	7	0.11	0.11	0.34	0.1138	0.04839	5
4	8	0.04	0.13	0.38	0.1363	0.009538	13

表 6.8 色と意味が一致した課題をなるべく早く回答した場合の反応時間分布を提案関数でフィッティングした時のパラメータ等

## 6.4.2.1 フィッティングできない反応時間分布

本章において、ストループ課題とスイッチタスクの反応時間分布は ex-Gaussian 分布よりも高い精度でフィッティングできることが確認された。しかし、提案関数では、格子形状決定時間と運動の時間の和を固定値にしているため、これらの時間の分布部分の期待値が相対的に大きくなり無視できないような分布、つまり、分布部分の期待値が小さい場合にはフィッティングの精度が落ちることが予想される。そこで、横軸に分布部分の期待値を用い、縦軸にフィッティングの精度を表すものとして、分布の適合の良さとして Kolmogorov-Smirnov 検定によって得られた統計量  $D$  を用い、グラフを作成した。

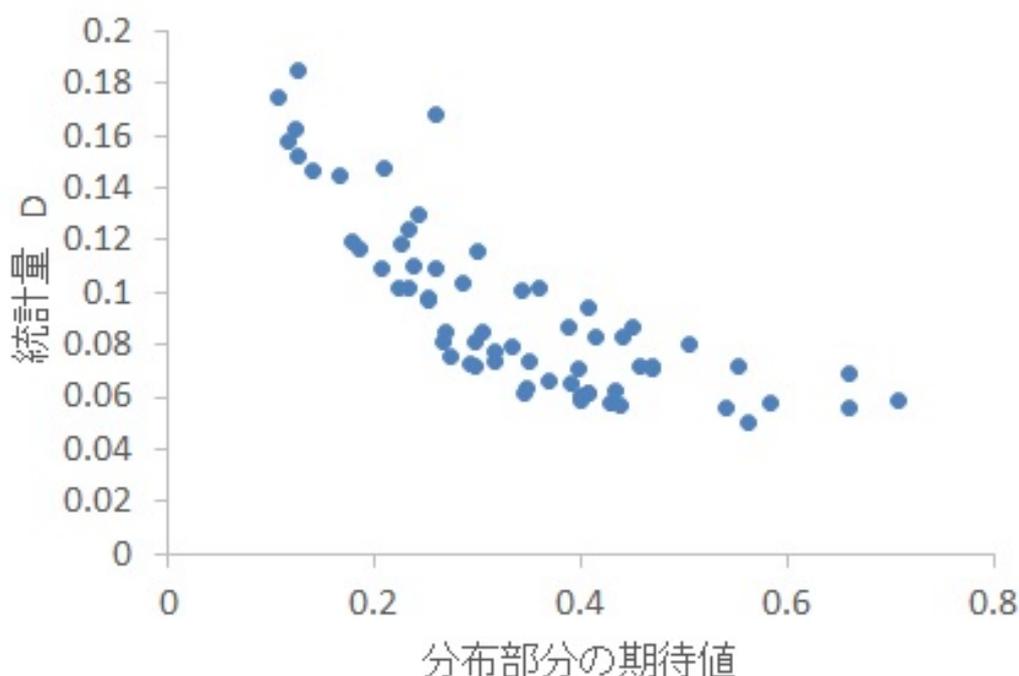


図 6.24 ストループ課題の反応時間分布の分布部分の期待値とフィッティングの良さ

まず、ストループ課題のデータ 64 件を用いて作成したグラフを図 6.24 示す。グラフを見ると、分布部分の期待値が小さい場合には、提案関数は反応時間分布とのフィッティングに失敗しやすく、反対に大きい場合には、フィッティングにほぼ成功している。この結果から、提案関数は、ストループ課題の反応時間分布に必ずフィッティングできるというわけではなく、反応時間分布の分布部分の期待値が大きい場合にのみフィッティングできることがわかる。



## 6.4.2.2 分布部分の期待値と誤りの関係

提案モデルでは、分布部分の期待値が大きいほど誤りが多くなることが予想される。そこで、横軸に分布部分の期待値、縦軸に誤りの数を取りグラフを作成した。

■6.4.2.2.1 ストループ課題の場合 まず、なるべく早く正確に回答するように教示して行ったストループ課題の場合について図 6.26 に示す。

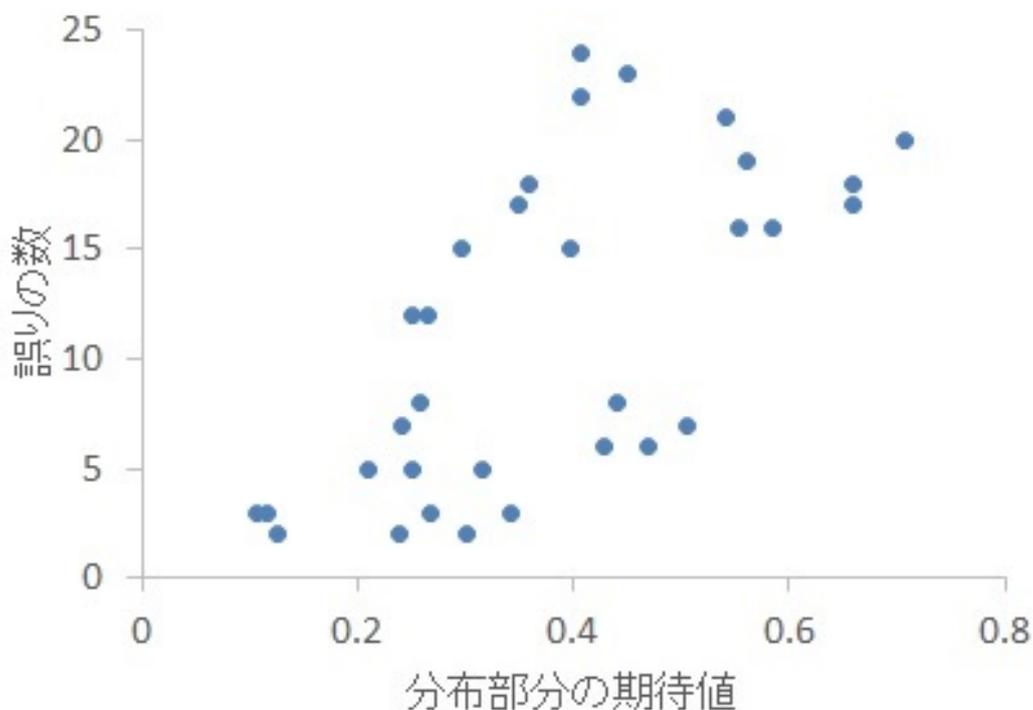


図 6.26 なるべく早く正確に回答するように教示して行ったストループ課題で得られた反応時間分布の分布部分の期待値と誤りの関係

図 6.26 の横軸は、分布部分の期待値であり、縦軸は、誤りの数である。分布部分の期待値と誤りの数の間でピアソンの積率相関係数の無相関検定を行ったところ、有意な正の相関が確認された ( $t = 4.81$ 、 $df = 30$ 、 $p < 0.001$ 、 $cor = 0.66$ )。

これは、二重砂山モデルにおける三角格子の場合には、雪崩の間隔が短くなり、持続時間が長い雪崩が起きやすくなる結果、エラーが生じにくくなることと、六角格子の場合には、雪崩の間隔が長くなり、持続時間が長い雪崩が起きづらくなる結果、誤りが生じやすくなることと整合する。つまり、モデルから導かれる仮説と整合することが確認された。

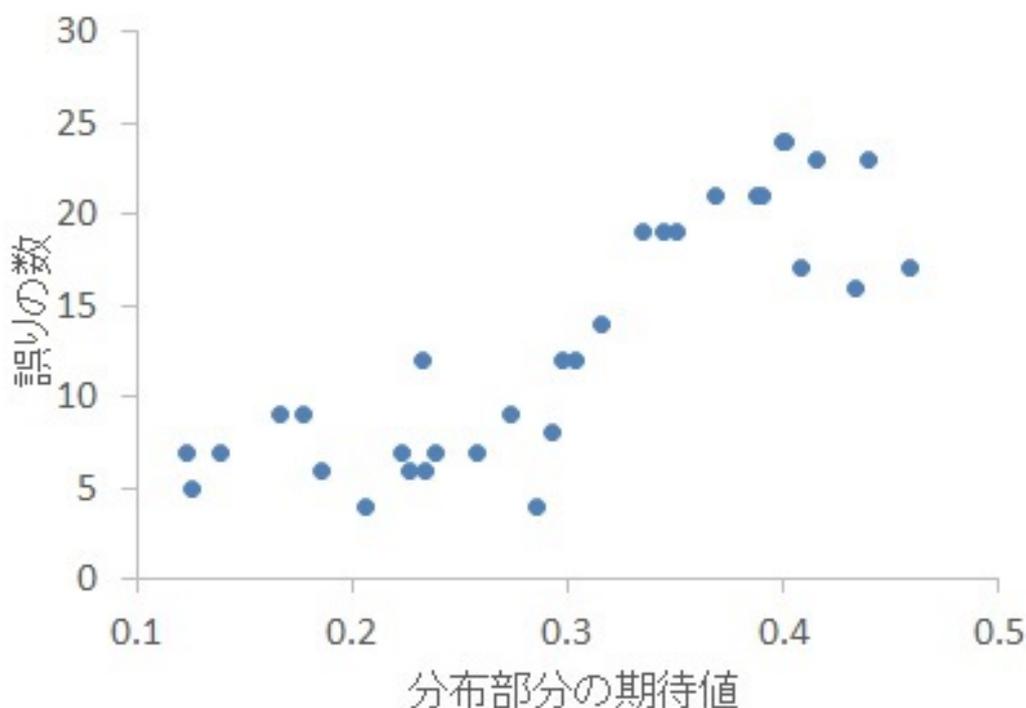


図 6.27 なるべく早く回答するように教示して行ったストループ課題で得られた反応時間分布の分布部分の期待値と誤りの関係

次に、なるべく早く回答するように教示して行ったストループ課題の場合について図 6.27 に示す。図 6.27 の横軸は、分布部分の期待値であり、縦軸は誤りの数である。分布部分の期待値と誤りの数の間でピアソンの積率相関係数の無相関検定を行ったところ、有意な正の相関が確認された ( $t = 8.66$ 、 $df = 30$ 、 $p < 0.001$ 、 $cor = 0.84$ )。なるべく早く回答する条件においても、モデルから導かれた仮説と整合することが確認できた。

■6.4.2.2.2 色と意味が一致した課題の場合 分布部分の期待値と誤りの数の関係は、反応が競合するストループ課題の場合だけであろうか、それとも、反応の競合がなくても同じ傾向が現れるのだろうか。色と意味が一致した課題における分布部分の期待値と誤りの関係について調べる。まず、なるべく早く正確に回答するように教示して行った色と意味が一致した課題の場合について図 6.28 に示す。

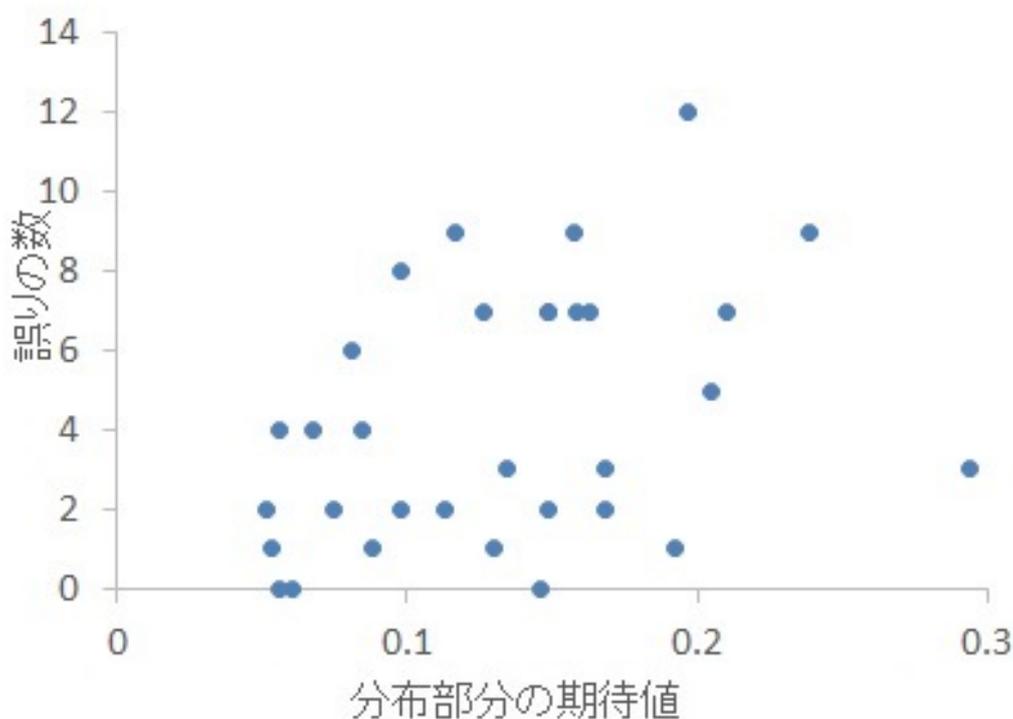


図 6.28 なるべく早く正確に回答するように教示して行った色と意味が一致した課題で得られた反応時間分布の分布部分の期待値と誤りの関係

図 6.28 の横軸は、分布部分の期待値であり、縦軸は、誤りの数である。分布部分の期待値と誤りの数の間でピアソンの積率相関係数の無相関検定を行ったところ、有意な正の相関が確認された ( $t = 2.21$ 、 $df = 30$ 、 $p < 0.05$ 、 $cor = 0.37$ )。

これは、反応の競合が起こるストループ課題の反応時間のみならず、反応の競合が起こらないと考えられる色と意味が一致している課題であっても、仮説と整合していることを示す。

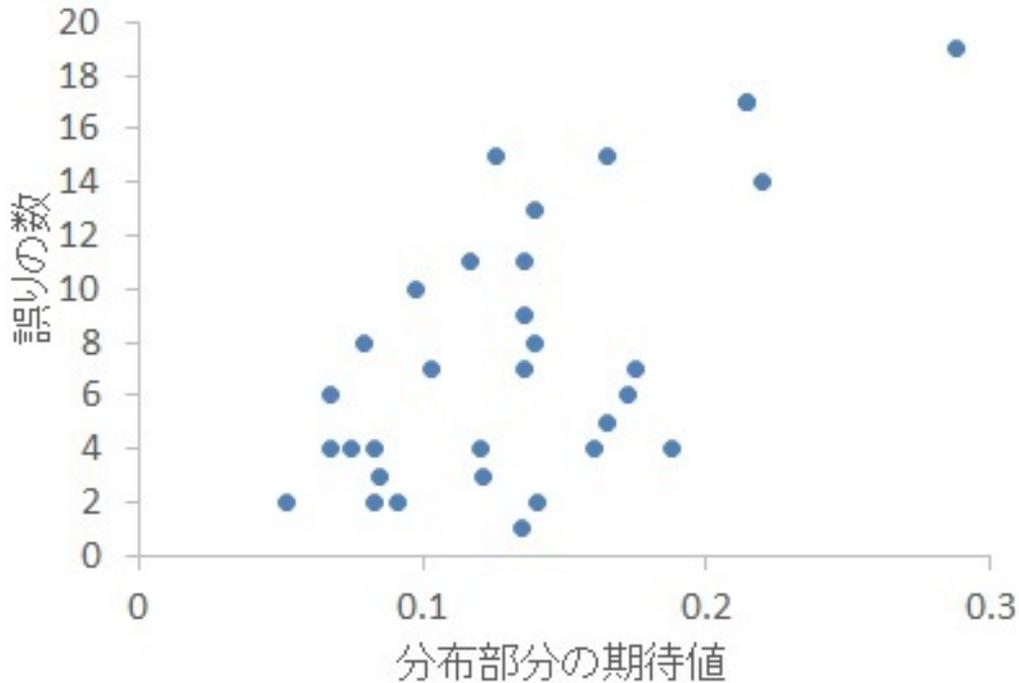


図 6.29 なるべく早く回答するように教示して行った色と意味が一致した課題で得られた反応時間分布の分布部分の期待値と誤りの関係

次に、なるべく早く回答するように教示して行った色と意味が一致した課題の場合について図 6.29 に示す。図 6.29 の横軸は、分布部分の期待値であり、縦軸は、誤りの数である。分布部分の期待値の大きさと誤りの数の間でピアソンの積率相関係数の無相関検定を行ったところ、有意な正の相関が確認された ( $t = 4.58$ ,  $df = 30$ ,  $p < 0.001$ ,  $cor = 0.64$ )。なるべく早く回答する条件においても、なるべく早く正確に回答する条件においても有意な正の相関が認められ、仮説と整合することが確認された。

これらの結果から、ストループ課題及び色と意味が一致している課題、なるべく早く正確に回答する条件となるべく早く回答する条件の全ての組み合わせにおいて有意な正の相関が確認された。これは、モデルから導かれた反応時間分布の分布部分の期待値が小さければ小さいほどエラーが起きづらく、分布部分の期待値が大きければ大きいほど誤りが起きやすくなるという仮説と整合している。

誤りの数は、実験を一セット行って一サンプルしか得ることができないが、反応時間は一セットの中に含まれる試行回数分だけ得ることができる。そのため、反応時間分布の方が、誤りの数よりも信頼できる情報であると考えられる。そして、反応時間分布の分布部分の期

待値と誤りの間で正の相関が確認されたことから、反応時間分布の分布部分の期待値を測れば誤りやすいのか、誤りにくいのかについて推測することができる。

#### 6.4.2.3 最小必要時間と分布部分の期待値の関係

■6.4.2.3.1 ストループ課題の場合 まず、なるべく早く正確に回答するように教示して行ったストループ課題の場合について図 6.30 に示す。

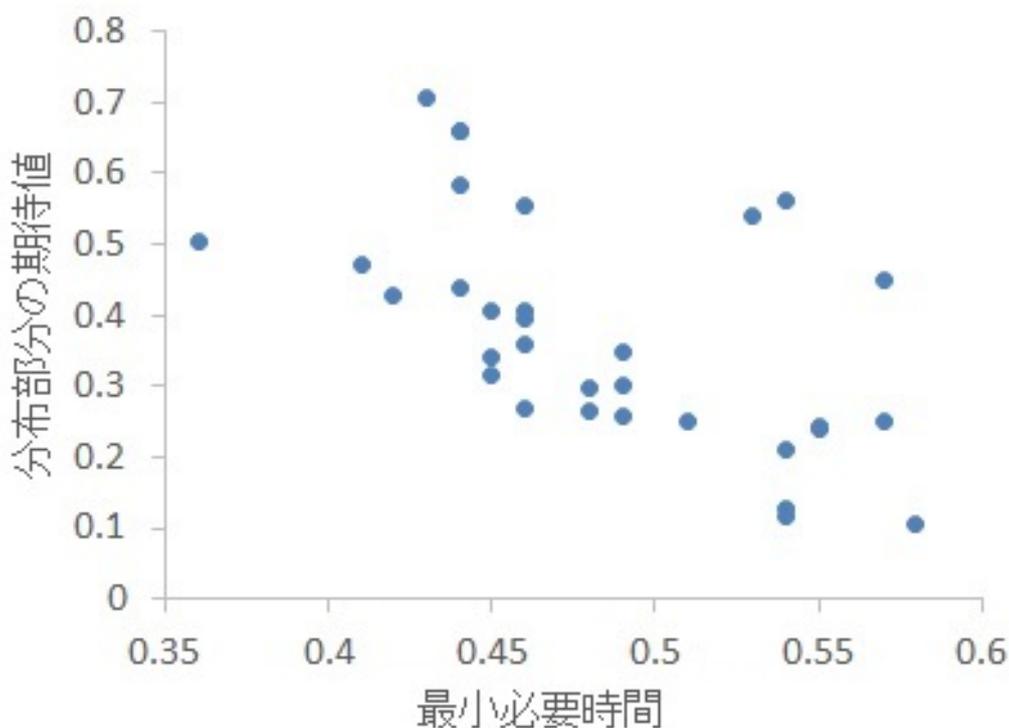


図 6.30 なるべく早く正確に回答するように教示して行ったストループ課題で得られた反応時間分布の最小必要時間と分布部分の期待値の関係

図 6.30 の横軸は、最小必要時間であり、縦軸は、分布部分の期待値である。最小必要時間と分布部分の期待値の間でピアソンの積率相関係数の無相関検定を行ったところ、有意な負の相関が確認された ( $t = 3.80$ 、 $df = 30$ 、 $p < 0.001$ 、 $cor = -0.57$ )。

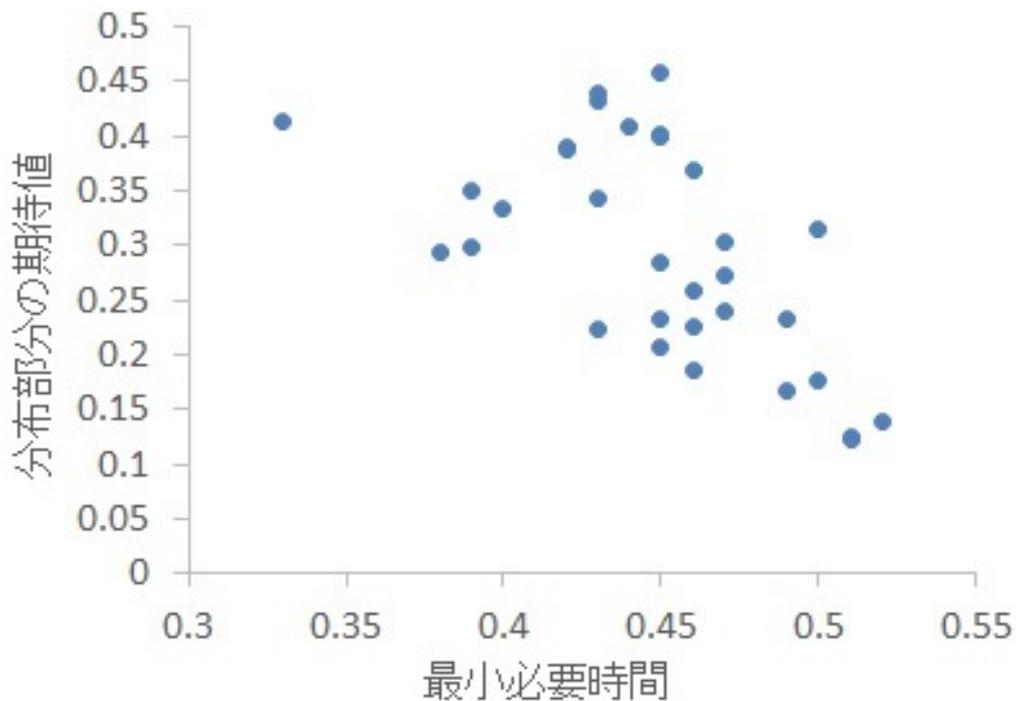


図 6.31 なるべく早く回答するように教示して行ったストループ課題で得られた反応時間分布の最小必要時間と分布部分の期待値の関係

次に、なるべく早く回答するように教示して行ったストループ課題の場合について図 6.31 に示す。図 6.31 の横軸は、最小必要時間であり、縦軸は、分布部分の期待値である。最小必要時間と分布部分の期待値の間でピアソンの積率相関係数の無相関検定を行ったところ、有意な負の相関が確認された ( $t = -4.22$ 、 $df = 30$ 、 $p < 0.001$ 、 $cor = -0.61$ )。これらの結果から、ストループ課題の反応時間分布の場合には、分布の立ち上がりが早ければ早いほど分布部分の期待値が大きくなり、立ち上がりが遅ければ遅いほど分布部分の期待値が小さくなることがわかる。

■6.4.2.3.2 色と意味が一致した課題の場合 なるべく早く正確に回答するように教示して行った色と意味が一致した課題の場合について図 6.32 に示す。

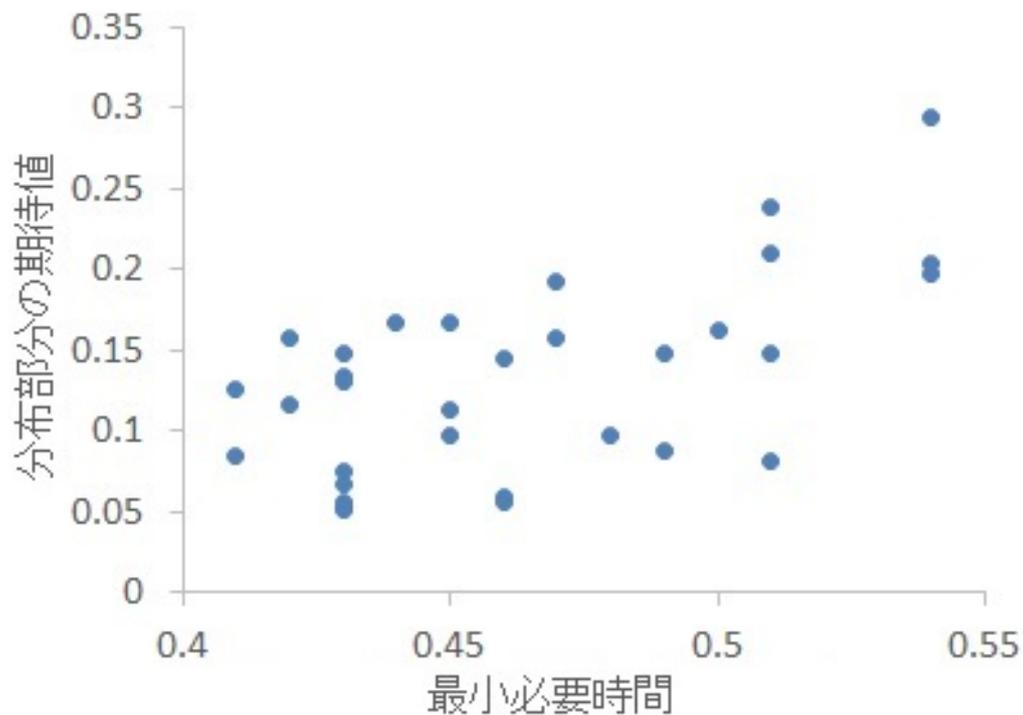


図 6.32 なるべく早く正確に回答するように教示して行った色と意味が一致した課題で得られた反応時間分布の最小必要時間と分布部分の期待値の関係

図 6.32 の横軸は、最小必要時間であり、縦軸は、分布部分の期待値である。最小必要時間と分布部分の期待値の間でピアソンの積率相関係数の無相関検定を行ったところ、有意な正の相関が確認された ( $t = 4.11$ 、 $df = 30$ 、 $p < 0.001$ 、 $cor = 0.60$ )。

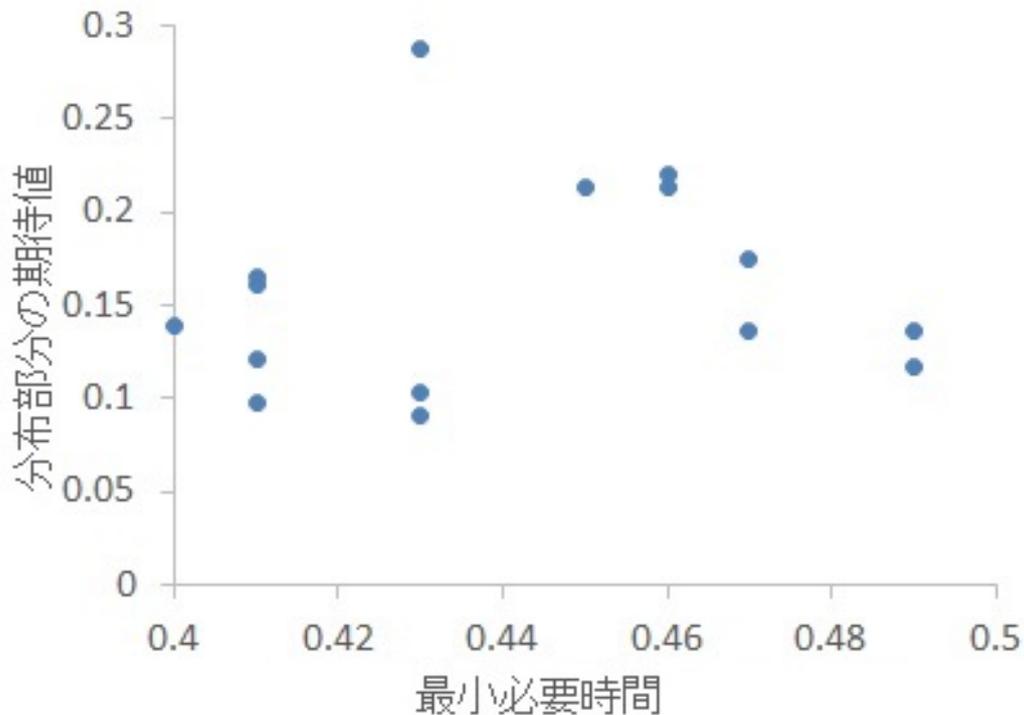


図 6.33 なるべく早く回答するように教示して行った色と意味が一致した課題で得られた反応時間分布の最小必要時間と分布部分の期待値の関係

次に、なるべく早く回答するように教示して行った色と意味が一致した課題の場合について図 6.33 に示す。図 6.33 の横軸は、最小必要時間であり、縦軸は、分布部分の期待値である。最小必要時間と分布部分の期待値の間でピアソンの積率相関係数の無相関検定を行ったところ、正の相関に有意傾向が確認された ( $t = 1.74$ 、 $df = 30$ 、 $p = 0.09$ 、 $cor = 0.30$ )。

これらの結果から色と意味が一致した課題の場合には、分布の立ち上がりが早ければ早いほど分布部分の期待値が小さくなり、立ち上がりが遅ければ遅いほど分布部分の期待値が大きくなるのがわかるが、色と意味が一致した課題の場合には、そもそも取っている横軸の範囲が狭く、相関分析には向いていない可能性もある。

## 6.4.2.4 反応の競合を検出する

本研究では、反応時間を用いて、反応の競合を検出することを目的としてきた。そのため、最後に反応の競合を提案関数によって識別する方法について記述する。

ここでは、4人の実験参加者ごとにデータを整理し、反応の競合がある場合の反応時間分布と反応の競合がない場合の反応時間分布を提案関数のパラメータで識別できるか確認する。反応の競合がある場合と、反応の競合がない場合では、平均反応時間に有意な差が出ることは知られているが、本研究では、有意差ではなく、閾値によってこれらを分離できるか調べる。

まず、実験参加者1の反応の競合がある場合の反応時間分布の特徴と、反応の競合がない場合の反応時間分布の特徴を図6.34に示す。

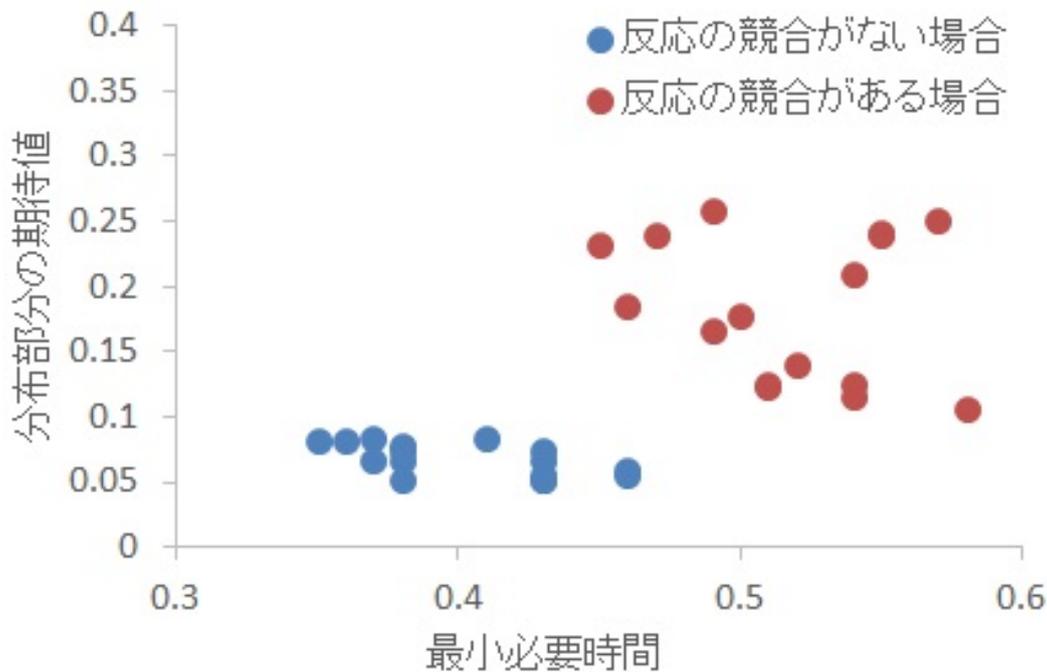


図 6.34 推定された分布の特徴 最小必要時間と分布部分の期待値の関係 実験参加者 1

図 6.34 を見ると、反応の競合がある場合とない場合とで最小必要時間に違いが見られる。また、反応の競合がある場合では、分布部分の期待値が大きく、反応の競合がない場合には分布部分の期待値が小さい。実験参加者 1 は、反応の競合がある場合には、最小必要時間を長く取ることで分布部分の期待値を小さくするような戦略を取っていると考えられる。実験参加者 1 の場合、分布部分の期待値に対して閾値を 0.1 で設定すれば、反応の競合がある場合とない場合について概ね分離することができる。

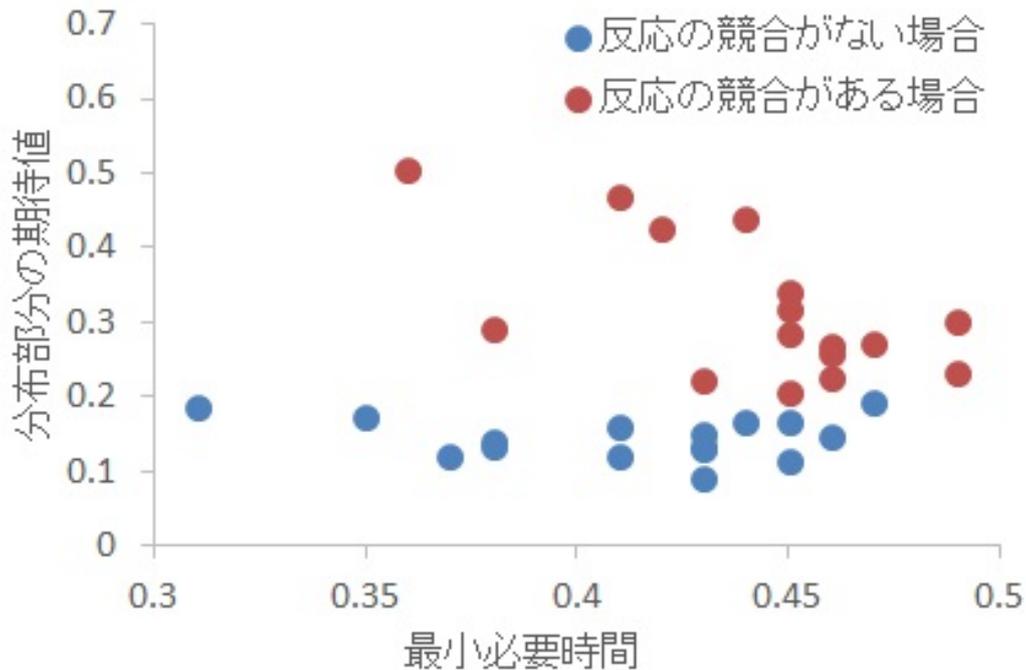


図 6.35 推定された分布の特徴 最小必要時間と分布部分の期待値の関係 実験参加者 2

実験参加者 2 の反応の競合がある場合の反応時間分布の特徴と、反応の競合ない場合の反応時間分布の特徴を図 6.35 に示す。図 6.35 を見ると、反応の競合がある場合とない場合とでは、最小必要時間に大きな違いがないことがわかる。また、反応の競合がある場合では、分布部分の期待値が大きく、反応の競合がない場合には分布部分の期待値が小さい。実験参加者 2 の場合には、実験参加者 1 ほど顕著ではないが、分布部分の期待値に対して閾値を 0.2 で設定すれば、反応の競合がある場合とない場合について概ね分離することができる。

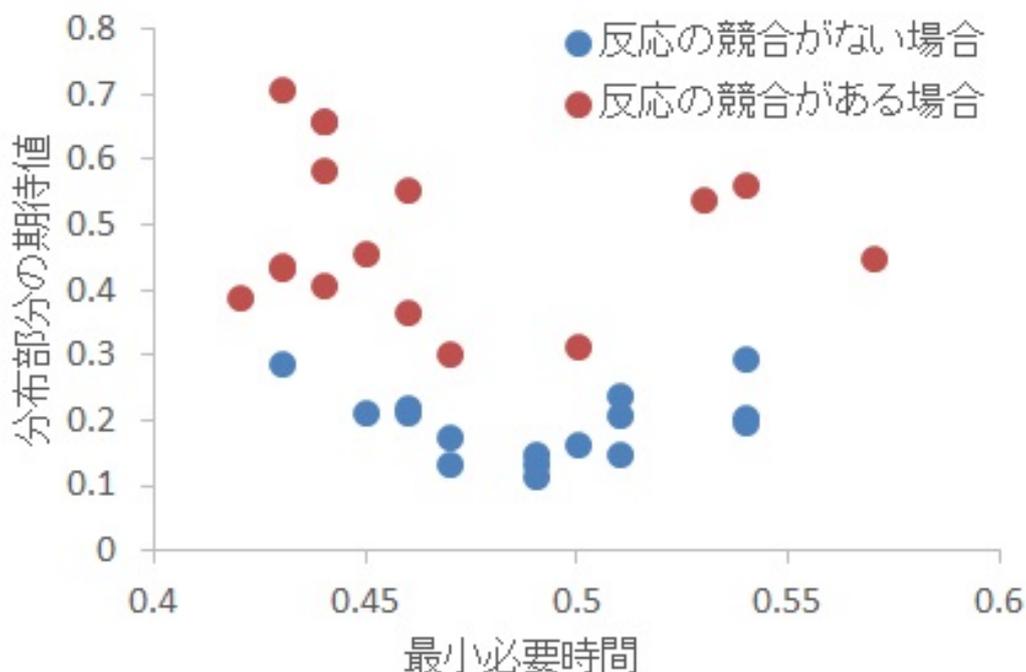


図 6.36 推定された分布の特徴 最小必要時間と分布部分の期待値の関係 実験参加者 3

実験参加者 3 の反応の競合がある場合の反応時間分布の特徴と、反応の競合ない場合の反応時間分布の特徴を図 6.36 に示す。図 6.36 を見ると、反応の競合がある場合とない場合とでは、やはり最小必要時間に大きな違いがないことがわかる。また、反応の競合がある場合では、分布部分の期待値が大きく、反応の競合がない場合には分布部分の期待値が小さい。実験参加者 3 の場合には、実験参加者 1 ほど顕著ではないが、分布部分の期待値に対して閾値を 0.3 で設定すれば、反応の競合がある場合とない場合について概ね分離することができる。

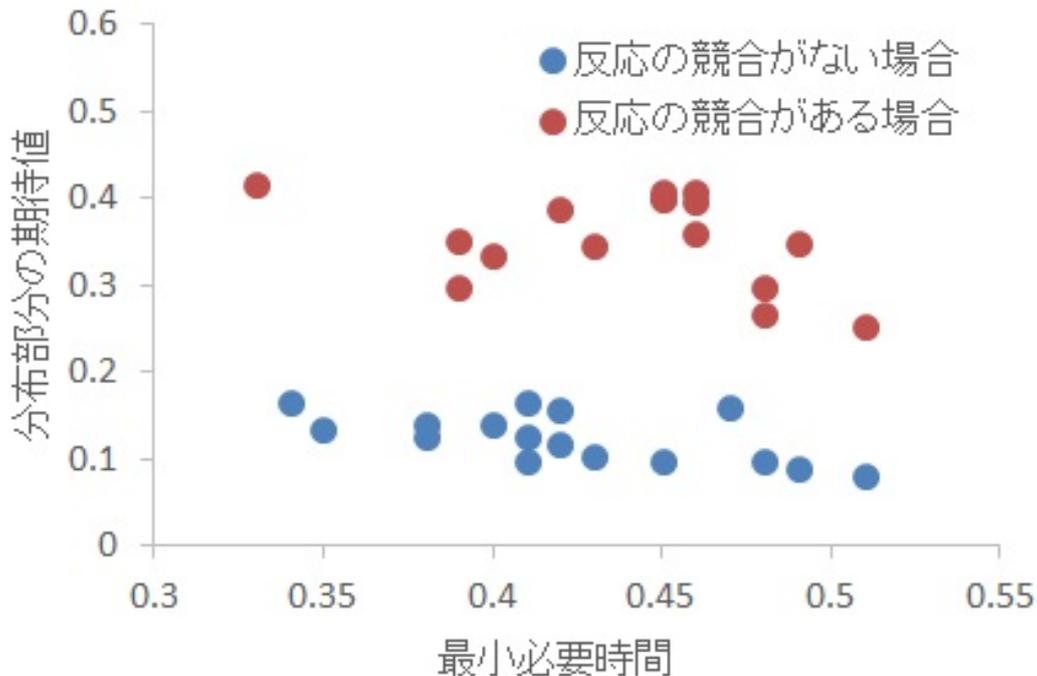


図 6.37 推定された分布の特徴 最小必要時間と分布部分の期待値の関係 実験参加者 4

実験参加者 4 の反応の競合がある場合の反応時間分布の特徴と、反応の競合ない場合の反応時間分布の特徴を図 6.37 に示す。図 6.37 を見ると、反応の競合がある場合とない場合とでは、やはり最小必要時間に大きな違いがないことがわかる。また、反応の競合がある場合では、分布部分の期待値が大きく、反応の競合がない場合には分布部分の期待値が小さい。実験参加者 4 の場合には、分布部分の期待値に対して閾値を 0.2 で設定すれば、反応の競合がある場合とない場合について概ね分離することができる。

これらの結果から、個人差はあるものの、反応の競合がある場合と反応の競合がない場合について、分布部分の期待値に注目すれば分離できることがわかった。

色と意味が一致した課題と色と意味が一致していないストループ課題の違いは、反応の競合の一点に絞られるため、反応の競合以外の部分については、課題の難易度に違いはないものと考えられ、これらの違いは、主に分布部分の期待値に現れている。そのため、反応の競合のような誤りを増やしたり自我消耗を引き起こしたりする要因は、分布部分の期待値に主に影響を与えるものと考えられる。もし、課題自体が難しくなったとしても、反応の競合がないような課題の場合には、平均反応時間自体は大きくなるかもしれないが、分布部分の期待値には大きな影響を与えないのではないかと考えられる。

これらの結果を踏まえて、ヒューマンインタフェースを評価する方法を検討する。まず、システム利用予定者に色と意味が一致した課題とストループ課題の両方を行ってもらい、反

応時間分布を分析する。これは、反応の競合がある場合とない場合の閾値を求めるためである。次に、実験を行うように、システムの利用予定者をお願いして、あらゆる操作をできれば数十回なるべく早く操作するように指示して行ってもらい反応時間を計測する。そして、提案関数によるフィッティングを行い、パラメータを求めて分布部分の期待値を算出する。もし、分布部分の期待値が先に求めた閾値よりも大きかった場合には、その情報提示や操作に反応の競合が潜んでいると疑うことができる。この方法は、手間はかかるものの、簡便に取得できる反応時間という指標を用いて、専門的な知識を要せずとも誤りを生じさせそうな情報提示や操作方法を検出できるのではないかと期待できる。

## 6.5 反応時間分布と誤りのモデルとその検証のまとめ

本章では、第4章の拡張した砂山モデルを Dual System 化することによって、二重砂山モデルを構築し、このモデルから反応時間分布と誤りの関係を導出した。次に、実験によって、二重砂山モデルから導出した関数がストループ課題やスイッチタスクといった比較的分布部分の期待値が大きくなる課題の反応時間分布に対して ex-Gaussian 分布よりも高い精度でフィッティングできることを確認した。そして、ストループ課題の反応時間分布であっても分布部分の期待値が小さい場合にはフィッティングに失敗しがちであることと、反応の競合が起こらない色と意味が一致した課題の反応時間分布であっても分布部分の期待値が大きければフィッティングできる場合があることを確認した。これらの結果から、分布部分の期待値が大きい反応時間分布については、分布の形状を考慮に入れた分析を行うことができるようになり、仮にフィッティングに失敗した場合でも分布部分の期待値が小さい場合にはフィッティングに失敗した理由を説明できるようになった。

最後に、二重砂山モデルから導出した分布部分の期待値と誤りの関係を実験によって確認し、二重砂山モデルから導出した関数のパラメータ同士の関係についても明らかにした。

本研究では、ヒューマンインタフェースに含まれている反応の競合を検出する方法を構築した。そして、反応の競合を検出するための指標として、分布部分の期待値を提案している。分布部分の期待値を適切に見積もるためには、反応時間の分布を適切に表現できる分布関数が必須である。なぜならば、分布部分の期待値を正確に見積もるためには、反応時間分布が立ち上がる時間である最小必要時間を正確に見積もれることが求められるからである。ex-Gaussian 分布によるフィッティングを行った場合、ストループ課題やスイッチタスクの反応時間分布を十分に再現できないことが第3章において確認されており、反応時間分布が立ち上がる時間である最小必要時間を正確に見積もれない場合があることは図 3.1～図 3.21 のヒストグラムを見ればわかるだろう。さらに言えば、ex-Gaussian 分布は正規分布と指数分布を畳み込み積分して得られる関数であるため、分布が立ち上がる最小必要時間を

算出できる形になっていない。つまり、反応の競合を検出することを目的とした場合には、ex-Gaussian 分布はフィッティングの精度という点においてもデータの捉え方という点においても不適切なのである。それに対して提案関数は、分布部分の期待値が大きい場合には反応時間分布を十分に再現できており、最小必要時間も適切に見積もられているように見える。提案関数は、ex-Gaussian 分布よりも反応時間分布を適切に扱っているだけでなく、反応の競合を検出するための要件である最小必要時間と分布部分を分ける分析方法を提供している。反応の競合を検出するためには、平均反応時間による分析や ex-Gaussian 分布によるフィッティングではなく、提案関数によるフィッティングおよび提案している分析を行うことが必要であろう。

## 第7章

# 総合考察

本研究ではまず、従来の心理学の方法では反応時間分布を適切に扱えないことを確認した。そして、反応時間分布の分析を行う新しい方法を構築するために、神経雪崩のモデルでもある砂山モデルの性質を調べ、反応時間分布を再現できるようにモデルを拡張し、心理学実験を通じてモデルの示す性質が実際の反応時間分布にも現れるのか調べた。砂山モデルにおける雪崩の間隔やサイズ、持続時間の関係は、雪崩の間隔を反応時間そして雪崩のサイズや持続時間を神経活動の大きさと関連付けると、Donchinら[49]が明らかにした視覚誘発電位と反応時間の関係と一致することを確認した。反応時間を分析するために砂山モデルを二重化することにしたが、このモデルが反応時間の分布を再現するのみならず、注意の瞬きや見落としの回避を説明できることも示した。そして、砂山モデルを二重化したモデルによって、分布の幅が比較的広い反応時間分布を再現できることと、砂山モデルにおける雪崩のサイズや持続時間を誤りと関連付けられることを、実験を通じて確認した。

従来の心理学では、各現象に対して複数の理論や説明が提案されることが多い。これは、人の心が複雑なためであると考えられるかもしれない。物事を要素に分解して理解しようとする還元主義は、これまで数多くの現象を解明し、この考え方の有効性には疑う余地はない。因果によって引き起こされる現象や機能は今後も還元主義的に解明されていくことだろう。しかし、本論文で扱ったような人の高次認知機能は、もしかしたら還元主義がうまく働かない対象であるのかもしれない。

本研究では、神経活動を全体主義的に捉えることによって、反応時間分布を分析するためのモデルを構築し、構築の過程においていくつかの現象を説明してきた。これは裏を返せば、本論文において説明された現象は全てたった一つのモデルによって説明され得ることを意味している。もしかすると、人は分割して調べると複雑であるが、全体主義的に捉えると単純に見えて来るのかもしれない。理論もモデルも単純であれば単純であるほどよいという指針をオッカムの剃刀と呼ぶが、本研究はこの指針に従っていると言えよう。

別個のものであると考えられてきた現象が単一のモデルによって説明され得るということは、Aという現象で得られた知見は、別のBという現象を説明するために用いることができ

る可能性を示唆している。つまり、反応時間分布に影響を与えるような要因は、注意の瞬きや見落としの回避における時間特性に影響を与えることが予測でき、反対に注意の瞬きや見落としの回避によって明らかになる各種の条件は反応時間の分布にも影響を与えるだろうことが予測できるのである。従来通り、詳細な条件の下で起こる現象に対して数多くの物事を仮定して説明することを目指す研究を否定するわけではないが、単一の理論やモデルによって分野横断的に数多くの現象を説明するアプローチがあってもよいのではないかと考える。今後、二重砂山モデルという新しい基底を使って、その他の心理学的な現象に説明を与えていく所存である。

従来の心理学では、人を測るためにストループ課題やスイッチタスクのような課題を用いている。しかし、本研究では、課題を測るために人を使うスタンスを取ってきた。そのため、個人差は無視してきたが、二重砂山モデルは個人差を測る目的でも利用できると考えている。

提案関数を用いると、反応時間分布の形状を従来よりも正しく把握できるようになる。平均反応時間による分析では、パフォーマンスが高いか低いかしか知ることができなかったが、ex-Gaussian分布を用いると、分布の形状を考慮に入れられるようになった点については第2章で述べている。しかし、十分にフィッティングできていない分布のパラメータを用いた場合には、反応時間分布と似ても似つかない分布を分析することになる一方で、十分にフィッティングできなかったものを除外した場合には、ex-Gaussian分布に似ているデータを恣意的に選んで分析することになってしまう。そのため、反応時間分布の形状を考慮に入れるためには、反応時間分布を十分に表現できるモデルが必要だったのである。

例えば、第3章で示した反応時間分布と推定されたex-Gaussian分布の間には、一目見て全く異なる分布であると思われるものや、そもそもフィッティング自体に失敗している場合、外れ値を除外しなければフィッティングが収束しない場合さえあった。これは、反応時間分布を適切に表現できないモデルを無理やり当てはめようとしたために起こったものだと考えられ、外れ値の除外という操作を避けられる点も、モデルによるフィッティングを行う長所であったが、残念ながらex-Gaussian分布ではこの長所を持っていないことになる。それに対して、二重砂山モデルでは、ex-Gaussian分布よりも反応時間分布の性質を捉えられているものと考えられ、外れ値の除外や、実験参加者の除外という操作を避けられることが期待できる。ex-Gaussian分布を使わずに、平均値と分散による分析を行う場合でも、反応時間分布のように歪んだ分布の場合には平均値は最頻値から離れてしまい、分散も必然的に大きくなってしまいうことになる。分散が大きくなると群間の差が検出できなくなってしまうことになるため、歪んだ分布を扱う場合には分布の形状そのものを分析する方法を用いるメリットがあると考えられる。

個人差分析の一例として、4人の実験参加者ごとに実験結果をまとめた図6.34～図6.37を見ると、個人によって反応の競合に対する対策が異なるように見える。実験参加者1は、反応の競合がある場合には、最小必要時間を長めに取ることで分布部分の期待値を小さくし、誤りを避けているように見え、他の三人は、なるべく早く回答するという指示に従っているように見える。また、本論文では、パラメータaとパラメータbの関係について調べていないが、反応時間分布からこれらのパラメータを取得できるということは、同一課題を200試行程度続けている間はa、bに関係する格子形状に大きな変化はないことを表している。様々な課題におけるパラメータaとb及びtcの関係や、同一課題を複数人に行わせたときのaとb及びtcの関係について調べれば、個人差についても扱えるのではないかと考える。

従来の研究では、ランダムサンプリングを行い、全ての人に対して普遍的な性質を導出しようとしているように考えられるが、取得したパラメータによって実験参加者を分類することもできるのではないかと考えられる。例えば、パラメータaとパラメータbの間に大きな違いがある人と、同程度である人とではなんらかの性質や指向が異なるかもしれない。従来の平均値と分散を用いた分析では分布の形状までは考慮に入れられなかったため、分布の形状を決定するパラメータaとbを用いた分析はあえてこのモデルを用いる理由になるだろう。提案モデルによる個人差の分析については今後の課題としたい。

また、反応の競合がある場合とない場合を比較するための実験では、一人当たり32セットの課題をやってもらい、同一人物同一課題であっても全く同じ分布にはならないことを確認している。これは、個人内の変動が測れているように考えられる。個人内における疲れの検出や、ミスが起りやすい状態と分布の関係についても今後調べて行きたい。

本研究では、実験参加者の主観についても排除してきた。しかし、課題自体のやりづらさと、反応時間分布の形状には関係があるとも考えられる。例えば、やりづらい課題はパラメータのaやbが大きくなるのではないかと予想できる。これらについても調べて行きたい。

本論文は、一見すると自己矛盾を抱えているように見えるかもしれない。第4章では、コンピュータメタファーを批判して自己組織化臨界現象の砂山モデルを取り上げているのに対して、第5章では、Dual Systemという正にコンピュータメタファーを用いているからである。しかし、これらには矛盾がないことを弁明しておく。まず、第4章で扱ったのは、互いに影響を与え合う多数の神経細胞の振る舞いであり、これは還元主義的に扱えない複雑系である。それに対して、第5章は、互いに独立に振る舞う二つのシステムであって、複雑系の範疇ではない。そこで、コンピュータメタファーが適切ではない部分については、他の現象から適切なメタファーを借りてきて、コンピュータメタファーで説明できる部分についてはコンピュータメタファーを使わせてもらったのである。また同様に、神経細胞一つ一つ

の振る舞いが、歯車がかみ合うように現象を引き起こすような場合には複雑系を適用するというよりはコンピュータや機械になぞらえて理解することが有効であろうと考えられる。不可解な心というものを扱う心理学においては、メタファーやアナロジーの選定は極めて重要であろう。

第1章において、ヒューマンインタフェースのユーザビリティに関する5つの特性 [2] を挙げた。5つの特性は、学習のしやすさ、効率性、記憶のしやすさ、エラー、主観的満足度から成る。このうち、記憶のしやすさやエラーについては提案手法によって評価できると考える。エラーについては直接扱っているため、記憶のしやすさに関して少し補足すると、二重砂山モデルを基礎において考えた場合、反応時間の分布部分の期待値が小さい場合には、六角格子よりは三角格子の場合に近い振る舞いをする事になり、雪崩の持続時間が長くなる結果、記憶しやすくなることになる。また、反応時間は、学習の進展を測る上で有力な指標である。そのため、外れ値の影響を受けやすい算術平均を用いるのではなく、提案関数によるフィッティングに加えて期待値計算を行えば、より信頼性の高い数値が得られると期待できる。

我々は普段接している物事や理論によって、二重砂山モデルでいうところの格子形状がすでに決定されている状態であり、現象を説明するとき、知らず知らずのうちに前提においてのものによって、見方も解釈も制約されているのではないかとも思える。自分自身が一体何を前提に据えているのかについて把握しておくことは生きていく上でも重要なことであろう。

本研究の限界について述べておく。第1章でも述べた通り、結果の同一性は、過程の同一性を保証するものではない。 $1+1$ も $3-1$ も答えは同じ2であるが、2に至る過程は真逆であると言ってもいい。そのため、今後、二重砂山モデルによって複数の心理学的な現象に説明が与えられたとしても、そのことを根拠に二重砂山モデルが脳のモデルであると主張することは原理的にできない。仮に、人の機能を完全に再現したロボットが生まれたとして、そのロボットを解体して調べても人のことはおそらくわからないのではないかと考える。

人の心や人の意識はどのように生じるのか。もし二重砂山モデルを基礎に意識について空想するならば次のようになるだろう。今この時に感じているもの、考えているものは砂山モデルにおいて生じた雪崩のパターンが対応付けられた事象である。雪崩には大きいものや小さいものがあるため、はっきりと意識できるものは結果として大きな活動を伴ったパターンであろう。その他の小さい雪崩は雑念なのかもしれない。そして、今感じられるもの、考えられるものは決定された格子形状に依存している。格子の形状は、ほんの少し前の活動や、周囲の環境から受ける刺激によって形成されることだろう。すると、二重砂山モデルは、見たいものをみたり、考えたいことを考えたりすることはできず、見慣れたものを他

の物事に先駆けて見てしまい、すでに考え付いたことを他の望ましい考えよりも思い付きやすくなっていることになる。実際のところ、意識とは何なのかについて二重砂山モデルが厳密な解を与えてくれるとは考えていないが、自己組織化臨界という神のみぞ知る混沌とした異常状態に思いを馳せていたい。

神経雪崩という臨界現象は、ソーシャルメディア上における炎上と非常に類似しているようにも考えられ、ソーシャルネットワーク上の炎上現象は臨界現象として捉えることもできると考えられる。食に関する事件が起これば、食に感心を持つ人達が参加するネットワーク上で大きな雪崩が起き、経済に関する事件が起これば、経済に関心を持つ人達が構成するネットワーク上で雪崩が起きる。もし、神経雪崩が意識を生じさせるのであれば、炎上はソーシャルネットワーク上に意識を生じさせているのではないかとも考えられる。構成要素として神経細胞を持つ人に意識が宿り、構成要素に人を持つ社会にも意識が宿るならば、意識は入れ子構造を取ることになる。社会の意識についても考えていきたい。



## 第8章

### 結論

本研究では、一つの主たる目的と二つの小目的を挙げていた。まず、二つの小目的にどう応えたのか示し、最後に主たる目的について言及する。

一つ目の小目的は、適切なアナロジーを提案することであった。コンピュータメタファーよりも適切なアナロジーを見つけるためには、より現実に近い脳や神経において見られる現象をモデル化した方がよいと考えて調査を行った結果、神経雪崩と呼ばれている脳の中で起こる自己組織化臨界現象に関する報告を見つけることができた。自己組織化臨界現象とは、系が勝手に組織化して、臨界という異常状態に至ることであり、コンピュータのような還元主義的に理解できるものでなぞらえることが難しいのではないかと考えた。そこで、自己組織化臨界現象の性質を、この現象を再現する砂山モデルの格子サイズや格子形状を変えてコンピュータシミュレーションを行うことによって明らかにし、反応時間が長くなったり短くなったりするメカニズムに対する新しい捉え方を提案した。

従来心理学では、反応時間の長さは心的過程の多さと複雑さの現れであると解釈していた。しかし、提案しているアナロジーによるならば、反応時間の長さは、分布が立ち上がる時間に含まれる砂山モデルの格子形状を変化させる時間と、分布部分を作ることになる出来上がった格子形状に依存する時間的なばらつきによって決まる。分布部分の立ち上がりが早ければ格子形状を決めるために要する時間が短いことになり、分布部分の幅が狭ければ六角格子よりは三角格子に近い疎な状態であると解釈することになる。

第1章では、記憶の想起を記録の検索に置き換えて考え、人の検索処理がシリアル処理であるのか、それともパラレル処理であるのかを調べた実験 [15] を紹介したが、二重砂山モデルによるならば時間の長短によって人の検索処理がシリアルであるとかパラレルであるとか議論すること自体に意味がなくなるのである。本論文のタイトルにもなっている反応の競合についても同様である。

従来心理学によれば、ストループ課題の反応時間が延びるのは、自動的な処理と制御的な処理の二つが競合するからであると説明される [4]。しかし、二重砂山モデルでは、二つのシステムが常に協調または競合しており、ストループ課題と色と意味が一致した課題に

よる差は、格子形状決定時間が延び、なおかつ決定される格子が三角格子よりは六角格子に近いと解釈されることになる。これを現実に当てはめるには、若干の飛躍が必要になるが、選択肢の幅が狭い場合やよく見知ったものには三角格子のような疎な格子形状が割り当てられ、選択肢の幅が広い場合やはじめて遭遇するもの場合には六角格子のような密な格子形状が割り当てられると捉えられる。

本研究で提案したアナロジーは、現時点では主に反応時間で測れるもの以外に適用させることは難しいが、少なくとも、反応時間を分析するための人間モデルを構築するパーツとして用いることができる水準には達したと考えている。反応時間で測れない現象に対して、提案しているアナロジーが有効であるのかについては今後調べて行くことにする。

二つ目の小目的は、人間モデルの刷新であった。本研究では、課題を測るために人を用いており、質の異なる刺激に対する反応の違いから反応の競合を検出しようとした。そして、刺激における質の違いを反応の違いから見分けるためには従来の正規分布を仮定した分析や、ex-Gaussian 分布を用いた分析では不十分であったため、反応の部分を十分に表現できるモデルを構築することにした。そこで、すでに提案したアナロジーである砂山モデルを、大脳の構成を参考に二重化して構築したのが二重砂山モデルであった。

このモデルが反応時間分布や誤りの関係を十分に表現できるか調べるため、三つの心理学実験を行った。一つ目の実験と二つ目の実験は、二重砂山モデルによって人の反応時間分布を再現できるか調べるための実験であり、一つ目の実験ではストループ課題を用い、二つ目の実験ではスイッチタスクを用いた。得られた反応時間のデータに対して、二重砂山モデルによるフィッティングと ex-Gaussian 分布によるフィッティングを行ったところ、二重砂山モデルの場合には二つの課題において全ての実験参加者の反応時間分布をフィッティングできたのに対して、ex-Gaussian 分布で当てはめた場合にはフィッティングに失敗したり、統計的に異なる分布であると判定されたりするケースが多くあった。これらの結果から、二重砂山モデルは少なくとも ex-Gaussian 分布よりも反応時間分布を扱うのに適していると考ええる。

二重砂山モデルの性質として反応時間分布における分布部分の幅が広い場合には誤りが増えることが予測されたため、これを検証するために三つ目の実験を行った。三つ目の実験では、ストループ課題と色と意味が一致した課題について、なるべく早く回答する場合となるべく早く正確に回答する場合を用意し、各条件で8回ずつ4人の実験参加者から反応時間のデータを取得した。その結果、モデルの予測通りに、反応時間分布の幅が大きいと誤りやすいことを確認でき、モデルを構築するときに想定された反応時間分布の幅が狭いとフィッティングの精度が落ちるという特徴も確認することができた。これらの結果から、反応時間分布の分析を目的とした場合、二重砂山モデルは人間モデルとして十分に機能する水準に達

したと考える。しかし、二重砂山モデルは主に時間にしか注目しておらず機能を実現するモデルではない。また、各砂山が得意な処理や不得意な処理については明らかではなく、直接的にヒューマンインタフェースを向上させる知見を導出することも難しいと考える。今後、二重砂山モデルのパーツと人の脳が対応するのかについて調べ、また砂山に性質を付加していくことで二重砂山モデルを適用できるシーンを増やしていきたいと考える。

本研究の主たる目的は、反応の競合がある場合とない場合の反応時間分布を分析することによってヒューマンインタフェースから反応の競合を検出する指標を導出することであった。そして、反応時間を適切に取扱い分析するために人間モデルを構築し、人間モデルのパーツとして砂山モデルのアナロジーを採用した。構築した二重砂山モデルは、3つのパラメータを持つ。一つ目のパラメータは、格子形状を決定する時間と運動等の時間の和であり、二つ目のパラメータと三つ目のパラメータは、二つの砂山の格子形状に対応するパラメータであった。また、モデルの性質が人にも現れるか調べるために行った実験では、反応の競合があるストループ課題と反応の競合がない色と意味が一致した課題の両方を用いて反応時間を取得していたため、これらの分布を二重砂山モデルによって分析し、パラメータによって分離できないか調べた。その結果、個人ごとに分けて分析することが条件にはなるが、反応の競合がある場合と反応の競合がない場合について、砂山モデルの格子形状に対応するパラメータによって概ね分離できることが確認できた。ストループ課題と色と意味が一致した課題の違いは、文字色と文字の意味する色が一致しているか否かのみである。そのため、これらの課題による違いは反応の競合の有無のみに依存すると考えることができるだろう。砂山モデルの格子形状に対応するパラメータは、反応の競合の有無以外の要因で大きくなることは十分に考えられるが、反応の競合があればより大きく、なければ小さくなるため格子形状に対応するパラメータを見ることで反応の競合の大小を測ることができるようになった。

最後に、具体的にシステムのヒューマンインタフェースに反応の競合があるかどうか調べる方法に言及する。反応の競合の有無が反応時間に与える影響は人によって異なる。そのため、システムのヒューマンインタフェースに関する反応時間を取得するより前に、反応の競合がある課題とない課題を行ってもらい、二重砂山モデルによる分析を経て、反応の競合の有無を識別する閾値を求めておく必要がある。その後、実際にシステムを使用してもらい、あらゆる操作の反応時間を取得する。十分にデータが集まったならば、これらの反応時間を操作ごとに集計し、二重砂山モデルによる分析を行い、格子形状に依存するパラメータが、先に求めた閾値より大きい小さいかを調べればよい。この方法を用いれば、ヒューマンインタフェースの直し方までは示してくれないがシステムのヒューマンインタフェースに潜む反応の競合が含まれる情報提示を検出できる。



## 謝辞

本論文は筆者が東京大学大学院工学系研究科先端学際工学専攻に在学中、東京大学大学院工学系研究科廣瀬通孝教授のご指導のもとで行った研究をまとめたものです。東京大学大学院情報理工学研究科廣瀬・谷川・鳴海研究室の皆様には多大なるご協力を頂きました。この場をお借りして御礼申し上げます。

先生方には、研究会等における指摘や助言を通じて、研究の方向を示して頂いたり、修正したりして頂きました。特に教授の廣瀬通孝先生には、研究に足りないものを指摘して頂いたり、具体的な方針を示して頂いたりしました。また、日頃から昼食に誘って頂き、研究に限らず様々な事象に対する鋭い洞察を聞かせて頂きました。本研究に限らず、他の学生に対する指摘や質問を通じて、著者にはない視点に立つことや思いもつかないアプローチを垣間見ることができ、この三年間で何枚の鱗が目から落ちたかわかりません。ここに御礼申し上げます。

早稲田大学教授の渡邊克巳先生には、先端科学技術研究センターにおいて実験の進め方について教えて頂きました。また、授業や日頃の会話を通じて、認知科学や心理学の考え方を教えて頂き、研究の相談に乗ってもらいました。非常に感謝しております。

特任准教授の谷川智洋先生には本論文の哲学に当たる部分について、ご賛同、応援頂き、論文をより魅力的にする具体的な方法についても教えて頂きました。研究を押し進めるのか、それとも諦めるのかという岐路に立っていた時、谷川智洋先生の後押しにどれだけ救われたかわかりません。

講師の鳴海拓志先生には、企業との共同研究や企業の人達と交流する機会に誘って頂き、大学ならではの貴重な体験をすることができました。また、入学前にも研究の相談に乗って頂き、研究に足りない点や、どうすれば魅力的にできるのかご指導頂きました。感謝申し上げます。

技官の中垣好之さん、秘書の英育子さん、勝村富貴さんには、手続きを代行して頂いたり、研究に専念するための数多くのサポートをして頂いたりしました。非常に感謝しております。

講師の檜山敦先生と特任助教の三浦貴大先生には、論文を投稿する前に読んで頂き、様々なご指摘を頂きました。突然、相談に伺ったにも関わらず、ご指導頂き、感謝しております。

研究員の櫻井翔さんは、筆者が所属している先端学際工学専攻において博士号を取得しており、論文の執筆や博士論文の審査に関する暗黙的なルールについて教えて頂きました。

すでに博士課程を卒業した伴祐樹さん、竹内俊貴さん、仲野潤一さん、徳田雄嵩さん、博士課程3年の石原辰也さん、吉田成朗さん、博士課程1年の横山正典さんには、研究会において貴重な指摘や助言を頂きました。

修士2年の有田祥馬くん、泉田晋佑くん、岩崎翔くん、小川奈美さん、木下由貴さん、徳茂宏之くん、榊原雄太くん、鈴木啓太くん、修士1年の姉川将之くん、青木大樹くん、松本啓吾くん、三田涼介くん、野見山真人くん、田上翔一くんには、色々な話を聞かせて頂きました。歳の離れた著者が研究室を居心地よく感じられたのは研究室に属する一人一人の人柄によるものだと思います。

本研究は、警察庁の技官である著者が、人事院国内研究員制度を利用して行った研究です。大学院に送り出してくれた職場と、人事院に対して感謝の意を表し、本研究の成果を国家と国民のために活用することをここに表明します。

そして、本博士論文の審査員を務めて頂いた教授の廣瀬通孝先生（主査）、教授の渡邊克巳先生、教授の中邑賢龍先生、講師の高橋宏知先生、講師の鳴海拓志先生には、多数の指摘や意見を頂き、本論文の質を高めることができました。本研究を行った主たる問題意識である「心理学の現象を神経の性質で表現できないか」や、キーのコンセプトである「神経の伝達には時間がかかること」は、教授の渡邊克巳先生と講師の高橋宏知先生が先端学際工学専攻向けに行った「脳と心理の科学」という授業に発想の根があります。講師の高橋宏知先生には、神経科学の基礎や事例を紹介して頂いたのみならず、博士論文を精読して頂き多くの質問や指摘を頂いた上に、年末のお忙しい時期に議論するお時間を頂きました。また、教授の中邑賢龍先生には、大学院の入学試験の審査員も務めて頂きました。審査員の先生方に厚く御礼申し上げます。

最後に、妻と息子の面倒を見てくれた義母の渡邊理子さん、研究に行き詰ったときに精神的な支えとなった息子の遼一郎、そして、研究に集中できる環境を作るために家事と育児に奮闘してくれた妻の紀子に感謝します。

## 参考文献

- [1] Norman, D. A 著, 岡本明, 安村通晃, 伊賀総一郎, 野島久雄 訳, 誰のためのデザイン: 認知科学者のデザイン原論, 新曜社, 東京, 2015.
- [2] Nielsen, J 著, 三好かおる 訳, 篠原稔和監訳, ユーザビリティエンジニアリング原論: ユーザーのためのインタフェースデザイン, 東京電機大学出版局, 東京, 2002.
- [3] 中村聡史, 失敗から学ぶユーザインタフェース: 世界は bad UI (バッド・ユーアイ) であふれている, 技術評論社, 東京, 2015.
- [4] 加藤隆, 認知インタフェース (IT Text), オーム社, 東京, 2002.
- [5] Stroop, J. R. (1935). Studies of interference in serial verbal reactions. *Journal of Experimental Psychology*, 28, 643-662.
- [6] 箱田裕司, 佐々木めぐみ, (1990). 集団用ストループ・逆ストループテスト-反応様式, 順序, 練習の効果-, *教育心理学研究*, 64(1), 43-50.
- [7] Baumeister, R. F., Bratslavsky, E., Muraven, M., Tice, D. M. (1998). Ego depletion: Is the active self a limited resource? *Journal of Personality and Social Psychology*, 74(5), 1252-1265.
- [8] Dang, J., Dewitte, S., Mao, L., Xiao, S., Shi, Y.(2013). Adapting to an initial self-regulatory task cancels the ego depletion effect. *Consciousness and Cognition*, 22, 816-821.
- [9] Inzlicht, M., Mxkay, L., Aronson, J. (2006). Stigma as ego depletion. How being the target of prejudice affects self-control. *Psychological Science*, 17(3), 262-269.
- [10] Webb, T. L., Sheeran, P.(2003). Can implementation intentions helps to overcome ego-depletion? *Journal of Experimental Social Psychology*, 39, 279-286.
- [11] Strucke, T. S., Baumeister, R. F. (2006). Ego depletion and aggressive behavior: Is the inhibition of aggression a limited resource? *European Journal of Social Psychology*, 36, 1-13.
- [12] Schmeichel, B. J., Vohs, K. D., Baumeister, R. F.(2003). Intellectual performance and ego depletion: Role of reasoning and other information processing. *Journal of Personality and Social Psychology*, 85(1), 33-46.
- [13] Schmeichel, B. J. (2007). Attention control memory updating and emotion regulation tem-

- porarily reduce the capacity for executive control. *Journal of Experimental Psychology: General*, 136(2), 241-255.
- [14] Baumeister, R. F. (2002). Ego depletion and self-control failure: An energy model of self's executive Function, *Self and Identity*, 1, 129-136.
- [15] Sternberg, S.(1969). Memory-scanning: Mental processes revealed by reaction time experiments. *American Scientist*, 57(4), 421-457.
- [16] Baddeley, A. D., Hitch, G. J. Working memory, In G. A. Bower(Ed), *Recent advances in learning and motivation*, 8, 47-90, New York, Academic Press. 1974.
- [17] Miyake, A., Friedman, N. P., Emerson, M. J., Witzki, A. H., Howerter, A., Wagner, T. D. (2000). The unity and diversity of executive functions and their contributions to complex "Frontal Lobe" task: a latent variable analysis. *Cognitive Psychology*, 41(1), 49-100.
- [18] Friedman, N. P., Miyake, A., Young, S. E., Defries, J. C., Corley, R. P., Hewitt J, K. (2008). Individual differences in executive functions are almost entirely genetic in origin. *Journal of Experimental Psychology: General*, 137(2), 201-225.
- [19] David, M. *Vision -A computational investigation into the human representation and processing of visual information*. MIT Press, Cambridge, 1982.
- [20] Kauffman, S. *At home in the universe: the search for laws of self-organization and complexity*. Oxford University Press, Oxford, 1995.
- [21] Bak, P., Tang, C., and Wiesenfeld, K. (1987). Self-organized criticality: an explanation of the 1/f noise. *Physical Review Letter*, 59, 381-384.
- [22] Bak, P. *How nature works: The science of self-organized criticality*, New York: Copernicus, 1996.
- [23] Beggs, J. M., and Plenz, D. (2003). Neuronal avalanches in neocortical circuits. *Journal of Neuroscience*, 23(35), 11167-11177.
- [24] Beggs, J. M., and Plenz, D. (2004). Neuronal avalanches are diverse and precise activity pattern that are stable for many hours in cortical slice cultures. *Journal of Neuroscience*, 24(22), 5216-5229.
- [25] Luce, R. D. *Response times: Their role in inferring elementary mental organization*. New York: Oxford University Press. 1986.
- [26] Balota, D. A., Yap, M. J. (2011). Moving Beyond the Mean in Studies of Mental Chronometry: The Power of Response Time Distributional Analyses. *Psychological Science*, 20(3), 160-166.
- [27] Whelan, R.(2008). Effective analysis of reaction time data. *The Psychological Record*, 58,

475-482.

- [28] Ratcliff, R.(1993). Methods for dealing with reaction time outliers. *Psychological Bulletin*, 114(3), 510-532.
- [29] Schwartz, W. (2001). The ex-Wald distribution as a descriptive model of response time. *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, 33, 457-469.
- [30] Ratcliff, R. (1979). Group reaction time distributions and an analysis of distribution statistics. *Psychological Bulletin*, 86(3), 446-461.
- [31] Hervey, A. S., Epstein, J. N., Curry, J. F., Yonev, S., Eugene Arnold, L., Keith Conners, C., Hinshaw, S. P., Swanson, J. M., Hechtman, L. (2006). Reaction time distribution analysis of neuropsychological performance in an ADHD sample. *Child Neuropsychology*, 12(2), 125-140.
- [32] Conners, C. K., MHS staff. (Eds) *Conner's Continuous Performance Test ?*: Computer Program for Windows Technical Guide and Software Manual Tonawanda, New York, Multi-Health Systems. 2000.
- [33] Gu, S, L, H., Gau, S, S, F., Tzang, S, W., Hsu, W, Y. (2013). The ex-Gaussian distribution of reaction time in adolescents with attention-deficit/hyperactivity disorder. *Research in Developmental Disabilities*, 34(11), 3709-3719.
- [34] Heathcote, A., Popiel, S, J., Mewhort, D, J, K. (1993). Analysis of response time distribution: An example using Stroop task. *Psychological Bulletin*, 109(2), 340-347.
- [35] Steinhauser, M., and Hubner, R. (2009). Distinguishing response conflict and task conflict in the Stroop task: Evidence from ex-Gaussian distribution analysis. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 35(5), 1398-1412.
- [36] Ratcliff, R. (1978). A theory of memory retrieval. *Psychological Reviews*, 85, 59-108.
- [37] Ratcliff, R., Rouder, J, N. (1998). Modeling response times for two-choice decisions. *Psychological Science*, 9(5), 347-356.
- [38] Ratcliff, R., McKoon, G.(2008). The diffusion decision model: Theory and data for two-choice decision tasks. *Neural Computation*, 20(4). 873-922.
- [39] Ratcliff, R., Gomez, P. (2004). A diffusion model account the lexical decision task. *Psychological Review*, 111(1), 159-182.
- [40] Hino, Y., Lupker, S. J.(2000). Effects of word frequency and spelling-to-sound regularity in naming with and without preceding lexical decision. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*. 26(1), 166-183.
- [41] Leite, F. P., Ratcliff, R. (2010). Modeling reaction time and accuracy of multiple-alternative

- decisions. *Perception & Psychophysics*, 72(1), 246-273.
- [42] Van Orden, G. C., Holden, J. G., Turvey, M. T. (2003). Self-Organization of Cognitive Performance. *Journal of Experimental Psychology: General*, 132(3), 331-350.
- [43] Wagenmakers, E.-J., Farrell, S., Ratcliff, R. (2005). Human cognition and pile of sand : A discussion on serial correlations and self-organized criticality. *Journal of Experimental Psychology: General*, 134(1), 108-116.
- [44] Azebedo, F. A., Carvalho, L. R., Grinberg, L. T., Farfel, J. M., Ferretti, R. E., Jacob Filho, W., Lent, R., Herculano-Houzel, S. (2009). Equal numbers of neuronal and nonneuronal cells make the human brain an isometrically scaled-up primate brain. *Journal of Comparative Neurology*, 513(5), 532-541.
- [45] 高安秀樹, 経済物理学の発見, 光文社, 東京, 2004.
- [46] Kauffman, S. A, 著 米沢富美子, 森弘之, 五味壮平, 藤原進, 自己組織化と進化の論理 : 宇宙を貫く複雑系の法則, 筑摩書房, 東京, 2008.
- [47] Hebb, D. O. *The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory*. New York, Wiley & Sons. 1949.
- [48] Atkinson, R. C., Shiffrin, R. M. Chapter: Human memory: A proposed system and its control processes. In Spence, K. W; Spence, J. T. *The psychology of learning and motivation*, 2, 89-195, New York: Academic Press. 1968.
- [49] Donchin, E., Lindsley, D. B. (1966). Average evoked potentials and reaction times to visual stimuli. *Electroencephalography and Clinicaal Neurophysiology*, 20(3), 217-223.
- [50] Wagner, A. D., Schacter, D. L., Rotte, M., Koutstaal, W., Maril, A., Dale, A. M., Rosen, B. R., Buchner, R. L. (1998). Building memories: remembering and forgetting of verbal experiences as predicted by brain activity. *Science*, 281(5380), 1188-1191.
- [51] Jenkins, J. G., and Dallenbach, K. M. (1924). Oblivescence during Sleep and Waking. *The American Journal of Psychology*, 35(4), 605-612.
- [52] Tulving, E., and Thomson, D. (1973). Encoding specificity and retrieval processes in episodic memory. *Psychological Review*, 80(5), 352-373.
- [53] Paller, K. A., Wagner A. D.(2002). Observing the transformation of experience into memory. *Trends in Cognitive Sciences*. 6(2), 93-102.
- [54] Schweickert, R., Giorgini, E., Dzhafarov, E. (2000). Selective influence and response time cumulative distributions in serial -parallel task networks. *Jornal of mathmatical psychology*, 44(4), 504-535.
- [55] Gazzaniga, M. S. (1967). The split brain in man. *Scientific American*, 217(2), 24-29.

- 
- [56] Kahneman, D. *Attention and Effort*. Englewood Cliffs, NJ: PrenticeHall. 1973.
- [57] Posner, M. I. (1980). Orienting of attention. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 32, 3-25.
- [58] Potter, M. C., Levy, E. L. (1969). Recognition memory for a rapid sequence of pictures. *Journal of Experimental Psychology*, 81, 10-15.
- [59] Shapiro, K. L., Arnell, K. M., Raymond, J. E. (1997). The attentional blink. *Trends in Cognitive Science*, 1, 291-296.
- [60] Visser, T. A. W., Bischof, W. F., Di Lollo, V. (1999). Attentional Switching in the attentional blink: A case for conceptual low-level filtering and higher order modularity. *Psychological Bulletin*, 125, 458-469.
- [61] Chun, M. M., Potter, M. C. (1995). A two-stage model for multiple target detection in rapid serial visual presentation. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 21, 109-127.
- [62] Raymond, J. E., Shapiro, K. M., Arnell, K. M. (1992). Temporary suppression of visual processing in an RSVP task: An attentional blink? *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 21, 653-662.
- [63] Loach, D., Mari-Beffa, P. (2003). Post-target inhibition: A temporal binding mechanism? *Visual Cognition*, 10, 513-526.
- [64] Di Lollo, V., Kawahara, J., Ghorashi, S., Enns, J. T. (2005). The attentional blink: resource limitation or temporary loss of control? *Psychological Research*, 69, 191-200
- [65] Christian, N. L. O., Martijn, M. (2008). A boost and bounce theory of temporal attention. *Psychological Review*, 115(4), 836-863.
- [66] Olivers, C. N., Nieuwenhuis, S. (2005). The beneficial effect of concurrent task-irrelevant mental activity on temporal attention. *Psychological Science*, 16(4), 265-269.
- [67] Taatgen, N. A., Juvina, I., Schipper, M., Borst, J. P., Martens, S. (2009). Too much control can hurt: A threaded cognition model of the attentional blink. *Cognitive Psychology*, 59, 1-29.
- [68] Evans, St. B. T. (2008). Dual processing accounts of reasoning, judgment, and social cognition, *Annual Review of Psychology*, 59, 255-278.
- [69] Stanovich, K. E. *Rationality and the Reflective Mind*, New York: Oxford University Press. 2011.
- [70] Kahneman, D., 著 村井章子 訳, *ファスト&スロー：あなたの意志はどのように決まるか*, 上, 早川書房, 東京, 2012.

- [71] Kahneman, D, 著 村井章子 訳, ファスト&スロー: あなたの意志はどのように決まるか, 下, 早川書房, 東京, 2012.

## 研究実績

### 査読あり論文

1. 三ヶ尻陽一, (2017). 同調圧の性質を考慮に入れた二次元 Ising model による炎上現象の再現とその抑制策の提案, 電子情報通信学会論文誌, J100-D(1). 28-35.
2. 三ヶ尻陽一, (2017). 慣習と競合する情報提示を検知する方法, 電子情報通信学会論文誌, J100-A(1). 45-52.

### 国際会議

1. Mikajiri, Y. (2016). A physics model of memory can explain the forgetting curve and the activity of the temporal lobe in success trial of memorizing. ICP2016, July. 2016.
2. Mikajiri, Y. (2016). A physics model that can explain the causes of attentional blink and lag 1 sparing: Complementary works of right and left hemispheres. ICP2016, July, 2016.

### 査読あり国内会議

1. 三ヶ尻陽一, (2015). 反応時間に関する脳の新しい物理モデルによるシミュレーション, 第 25 回日本神経回路学会全国大会

### 査読なし国内会議

1. 三ヶ尻陽一, (2015). 田中観自, 渡邊克巳, 認知的葛藤が後の切替え機能に与える影響, 2015 年電子情報通信学会大会
2. 三ヶ尻陽一, (2015). 渡邊克巳, 認知的葛藤を検出する方法, 第 10 回日本感性工学会春季大会
3. 三ヶ尻陽一, (2015). 神経雪崩と統計物理による判断時間モデルと二種類の誤り, 日本認知心理学会第 13 回大会
4. 三ヶ尻陽一, (2015). 複雑系心理学の提案, 日本心理学会第 79 回大会

5. 三ヶ尻陽一，青木大樹，鳴海拓志，谷川智洋，廣瀬通孝，(2016). 全天球画像で構築した VR 空間を移動するインタフェース-バーチャルパッドと傾きインタフェースの比較-，第 21 回バーチャルリアリティ学会大会
6. 徳茂宏之，三ヶ尻陽一，鳴海拓志，谷川智洋，廣瀬通孝，(2016). 安全運転支援システムにおける情報提示手法に関する検討，第 21 回バーチャルリアリティ学会大会

以上

1p～150p 完

博士論文

三ヶ尻 陽一