

拡散モデルに基づく潜在的連合テストデータの分析

土居 淳子
川西 千弘

I. はじめに

人間の行う情報処理には意識過程だけでなく無意識過程がある。人間の心的活動には、意識的に制御された熟考型の顕在モード (explicit mode) と、無意識的かつ自動的で直感的な潜在モード (implicit mode) という2重の情報処理過程が存在しているというのである。

従来から行われてきた質問紙法などによる自己報告 (self-report) 型の測定法は、個人が意識的にモニターできる顕在的な (explicit) 心的状態を測定しようとするもの、つまり顕在的指標である。このような自己報告型の手法で測定される顕在的指標は、社会的に望ましい方向への自己呈示・自己欺瞞が起こりやすく、社会的望ましさの影響を強く受けることが知られている。

1980年代以降、ストループ・テスト、各種プライミング、AMP (感情誤記憶手続) など潜在的な認知特性を定量的に測定するさまざまな手法が開発されている。顕在的指標と比較すると測定誤差が大きく再現性や妥当性が低いことが指摘されてきたが、1998年に Greenwald ら (1998) が開発した潜在的連合テスト (Implicit Association Test, 以下では IAT と表記) は例外的に高い信頼性と安定性を有しており、近年、自己報告式尺度を補完するものとして社会心理学分野を中心に広く利用されている。また、抑うつや社会不安、自殺念慮、単一恐怖症、摂食障害、喫煙習慣など臨床への応用も行われ始めている。

IAT は、個人が保有している2つの対象概念 (例えば、花と虫) とある属性 (美しい-醜い) との連合の強さを比較する方法で、特定の対象 (ペア) に対する個人の潜在的な態度を測定しようとするものである。しかし、IAT の理論基盤は弱く、個人差測定に IAT を利用することへの批判も多い。課題に取り組む際の個人の疲労や眠気、意欲といった個人内要因や、測定

時の騒音・温度といった環境要因の影響を受けやすい、個人の一時的な心的状態に強く影響を受ける (状態依存性) 等が指摘されている (Gemer *et al.*, 2001; Hofmann *et al.*, 2005; Smith & Conrey, 2007)。

一方、基礎心理学の分野では、Ratcliff (1978) によって IAT のような二肢選択分類課題の意思決定過程に対する拡散過程モデルが提案され、反応時間データをこの理論モデルに基づいて分析することが試みられてきた。Ratcliff の拡散過程モデルを仮定すると、二肢選択分類課題の反応時間から意思決定過程における情報 (確証) 収集率、判断の慎重さなど、心理学的に興味深いパラメータをそれぞれ分離して推定することができる (少なくとも理論上は)。

このモデルでは、意思決定に必要な情報量を一次元 Wiener 過程であるとみなし、情報量がある閾値に達すると決定が行われると考える。したがって、実験から得られる反応時間は一次元 Wiener 過程の上下どちらかの閾値への初通過時間となる。一般に拡散過程の初通過時間はその数学的な扱いが難しく解析的な解が求まらないことが多いが¹、Ratcliff の拡散過程モデルの場合には、初通過時間分布が数値計算可能な形で与えられるため、反応時間分布に基づくパラメータ推定が可能である。しかし、実際にデータから推定を行うためにはプログラミングやパラメータ推定に関する専門的な知識・技能が必要であるため、その方法論的優位性のわりには、心理学分野においてあまり浸透していない。

しかし近年になって、Wagenmakers *et al.* (2007)、Voss & Voss (2007)、Vandekerckhove & Tuerlinckx (2008) がほぼ同時期にそれぞれ異なる方法でパラメータ推定を行うコンピュータ・プログラムを公開し、パラメータ推定が飛躍的に身近なものになった。実際の2肢選択分類課題の反応時間の分析に拡散過程モデル

1 拡散過程がある閾値に初めて達するまでの初通過時間は、物理学や生物学をはじめ様々な分野のモデル研究に現れるため、初通過時間問題と総称される (詳しくは、Ricciardi and Sato, 1990)。

が用いる試みが始まっており、IAT データの分析も試みられている (Dutilh *et al.*, 2009; Klauer *et al.*, 2007; van Ravenzwaaij *et al.*, 2011, 2012)。

本稿では、まず、IAT の理論的背景、具体的な測定方法および得点化の方法を紹介した上で、Ratcliff の拡散過程モデルとパラメータ推定法を紹介する。また、このモデルを IAT データに応用することの利点と問題点を整理し、今後の方向性を検討したい。

II. 潜在的連合テスト (IAT: Implicit Association Test) とは

1. IAT の理論的背景

IAT の理論的背景は、人間の社会事象に関する連合ネットワークモデルである。人間は、自己や他者、あるいはさまざまな社会的集団などに関する知識をネットワーク化された社会的知識構造 (以下、社会スキーマと記す) として保持しており、その中には、自己や他者・多集団に対する態度や価値、ステレオタイプ (偏見) など含まれると考える (Greenwald *et al.*, 2002)。そして、ネットワーク内である社会的概念が処理されたり外部から刺激されたりすると、「活性化拡散の原理」によって、その概念と連合の強い概念の処理も促進されると考える。このようなネットワーク構造が各人の過去の経験・学習から自動的に・無意識的に形成されると仮定すると、同じ社会的事象に遭遇したとしても、それによって誘発される潜在的な態度や

判断は各人異なることになる。

図 1 は、ある初老の女性学者が保有する社会的スキーマの概念図 (一例) で、Greenwald ら (2002) で示された概念図を改めて書き直したものである。自己観、自尊心、ステレオタイプ、態度など社会心理学的な構成概念の連合ネットワークが含まれている。この例では、「私 (自己)」はポジティブ (肯定的) との連合が強く、自己肯定観の強い女性であることが見て取れる。一方、彼女が保持している「老人」という概念はネガティブ (否定的) との連合が強いことがわかる。この初老の女性は、まだ自己と「老人」を結びつけてはいない。また、社会的カテゴリーとしての「女性」は「子育て」、「弱い」などと、「男性」は「強い」、「鈍感な」などと連合しており、これらはこの女性の性別に対するステレオタイプを表していると考えられよう。

2. IAT の手続き

連合ネットワークとそれに基づく無意識的な連想を前提にすると、連合の強い概念のペアは、連合の弱い概念のペアよりも同じカテゴリーに分類しやすいと考えられる。また、潜在的に強く連合している概念対ほど、別のカテゴリーに割り当てられると認知的干渉を強く受け、適切に分類することが困難になると予想される。ある概念を提示した後にその概念と連合の強い (あるいは弱い) 概念についての判断課題を行わせ、その反応時間から被験者が保有するネットワーク内の

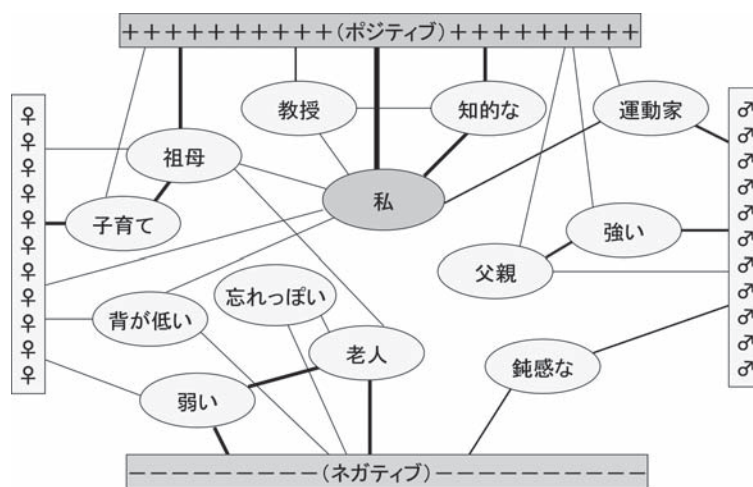


図 1 ある初老の女性学者の心の中にある社会的スキーマの一例

Greenwald ら (2002) から引用 (ただし、日本語に翻訳)。各ノード (楕円) は概念を、それらを結ぶ直線は連合を、太さが連合の強さを表している。♀は女性を、♂は男性である。

2つの概念間の連合の強さを推測しようとするのが IAT である。以下では、IAT の具体的な方法を簡単に紹介する。

まず、ある概念のペア（例えば、「花」と「虫」）と連合の対象となるもう 1 組の概念ペア（例えば、「快い」と「不快な」）、およびそれら 4 つのカテゴリーに属すると考えられる単語や絵、写真などの表象を刺激として用意する。表 1 に刺激として用いる単語の例を示す。IAT では、評価対象の標的概念ペア（例えば、「花」と「虫」）に対する個人の相対的な態度を、属性を表す概念ペア（例えば、「快い」と「不快な」）を用いて 1 次元で捉えることが多く、2 つ目のペアとしては「快い」-「不快な」や「良い」-「悪い」などの形容詞ペアを用いることが多い。しかし、必ずしも形容詞ペアである必要はなく、「男性」と「女性」という概念ペアに対して「子育て」と「キャリア（仕事）」という概念ペアを連合対象とすることもある。

実験参加者は、コンピュータ画面中央に 1 つずつ表示される刺激を、右ないし左のカテゴリーへと出来るだけ早く分類するように指示される（図 2）。画面上部の左右には、それぞれのカテゴリー名が表示されて

おり、参加者は右または左に対応するキーを押すことにより、それぞれの刺激がどちらのカテゴリーに属するかを分類していく。間違っただけキーを押してしまうと、画面上に「x」が表示され、実験参加者は正しいキーを押すまで次の試行に進むことができない²。実際の IAT は、表 2 のような 7 ブロックで構成されることが多い。

このような弁別課題において、「花」カテゴリーと「虫」カテゴリーを弁別する、あるいは「快い」と「不快な」を弁別することは、多くの人にとって容易であり、その反応時間は短くエラー回答もごく少ない。同様に、前述した社会的知識ネットワークにおいて「花」と「快い」との連合が強く、「虫」と「不快な」の連合が強い場合は、「『花』または『快い』」カテゴリーと「『虫』または『不快な』」カテゴリーを弁別することも容易であり、反応時間も短い。そのような参加者にとっては、「花」と「快い」、「虫」と「不快な」は、それぞれ非常に近い概念であるからである。

しかし、このような連合がつよいほど、「『花』または『不快な』」カテゴリーと「『虫』または『快い』」カテゴリーへの弁別課題を誤りなく迅速に実行するこ

表 1 「花」-「虫」と「快い」-「不快な」の連合強度の測定における刺激の例

カテゴリー	刺 激
花	バラ、さくら、チューリップ、ゆり、ひまわり
虫	あり、ごきぶり、はち、はえ、くも
快い	やさしい、うれしい、すばらしい、かわいい、きれい
不快な	きたない、くさい、いやしい、みにくい、やかましい

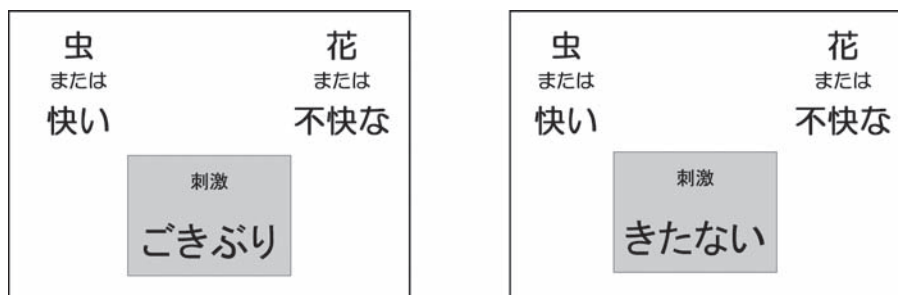


図 2 IAT 画面の模式図

この図は「『虫』または「快い』」カテゴリーと「『花』または「不快な』」カテゴリーを弁別する課題の画面構成の模式図である。多くの人にとって、刺激語「ごきぶり」が呈示されたときにこれを左のカテゴリーに分類し（「虫」カテゴリーに属しているから）、そのあとに刺激語「きたない」を右のカテゴリーに分類する（「不快な」カテゴリーに属しているから）のは、容易ではない。

² 間違っただけ「x」が表示された後、正答を待たずに次の試行が自動的に始まるバージョンもある。

表2 IATの具体的な構成例

ブロック	試行数	左キー	右キー
1	20	花	虫
2	20	快	不快
3	20	花+快	虫+不快
4	40	花+快	虫+不快
5	20	虫	花
6	20	虫+快	花+不快
7	40	虫+快	花+不快

※実際には、カウンターバランスをとるために、半数の実験参加者には第3・4ブロックと第6・7ブロックの試行を入れ替えて実施する。

とは困難になる。たとえば、〈ごきぶり〉という刺激が画面上に表示されると、「不快な」概念が自動的に連想されるのに反して、「虫」と「快い」を同じカテゴリーに分類しなければならないため、意識的な判断処理を注意深く実行する必要があるからである。

したがって、「花」-「快い」、「虫」-「不快な」の連合が強い参加者ほど、一致ブロックと不一致ブロックとの反応時間差が大きくなると予想される。IATは、このような一致ブロックと不一致ブロックにおける反応時間差を測定することで、2種類の標的概念と属性概念（例えば、肯定的／否定的）との連合の強さを相対的に推測しようとするものである。

3. Dスコア — IAT効果の得点化

Greenwaldら（1998）が提案したIAT効果の算出方法は、反応時間分布の正の歪みを補正するために反応時間を対数変換してからブロックごとに平均値を算出し、その差をIATスコアとして得点化するというものであった³。また、練習試行（ブロック3、6）のデータは採用せず、本試行（ブロック4、7）においても最初の2試行の反応時間は分析から除外している。

しかしこの算出方法では、反応時間が全体的に遅い場合はIATの効果が強く出る等、本来測定したいものとは無関係の測定方法そのものに依存する個人差（method-specific variance：以下では、方法特殊性分散と記す）を含むことが指摘され、Greenwaldら（2003）は新しいスコア算出方法をとって効果量の一種であるDスコアを提案した。このスコアは、IAT

テストホームページ (<https://implicit.harvard.edu/implicit/>) から収集した大規模データセットを用いて、(1) スコアと質問紙尺度との相関が高く (2) スコアと平均反応時間との相関が低く (3) ブロックの順番の効果や練習効果が小さいなどの観点から最もパフォーマンスの算出方法として選ばれたもので、現在、標準的なIATスコア算出方法として広く浸透している。

Dスコアの算出方法は次のとおりである。まず、エラー回答の反応時間は、刺激が提示されてから（途中に誤って回答する時間も含めて）正しい回答が行われるまでの時間とし、その反応時間をそのまま計算に用いる⁴。ただし、反応時間が10000msec以上のデータは分析から除外し、300msec未満の反応時間が10%以上の実験参加者は分析から除外する。以上の前処理の後、ブロック3とブロック6のそれぞれにおける試行の平均反応時間の差分（ブロック3-ブロック6）を算出し、また、両ブロックの反応時間を合わせたデータから標準偏差（プールされた標準偏差）を算出する。平均反応時間の差分をプールされた標準偏差で割ったものを、ブロック3-ブロック6のIATスコア1とみなす。ブロック4とブロック7に対しても同様の方法でIATスコア2を算出する。IATスコア1とIATスコア2を足して2で割った値がDスコアで、理論的には-2から2までの値をとりうる。Dスコアが負でその絶対値が大きいほど、虫よりも花を好む潜在的傾向が強いと判断し、逆にDスコアの値が正の方向に大きくなるほど、虫をより好んでいることになる。

一般に、不慣れな課題に対して、実験参加者のパフォーマンスは不安定である。同じ課題を繰り返し行ううちに慣れが生じ、安定してくる。上記のように算出されたDスコアは、以前の算出方法では練習試行としてスコア計算から外されていたブロック3、6の結果や、同じブロック内でも1回目の試行データから分析に用いるなど、実験参加者のパフォーマンスが不安定な時期の結果を重視する算出方法となっている。

Ⅲ. Ratcliffの拡散過程モデル

IATのような二肢選択分類課題から得られるデータ

3 反応時間が300msec以下の場合は300msecに、3000msec以上の場合は3000msecに置き換えている。

4 この扱いは、最初の算出方法でも同じである。また、ほぼ同等の性能を有する算出方法として、エラー回答に一定のペナルティ反応時間を課す方法も同時に提案されている。

には、反応時間の速さと反応の正確さという2つの重要な観測変数があり、これらはトレードオフの関係にある (speed-accuracy trade-off、速さと正確さの二律背反性)。同一課題・同一実験参加者でも、応答の速さを重視すれば正確さが犠牲になり、正確さを重視すれば、どうしても反応は遅くなってしまいます。たとえば IAT では、実験参加者に「間違わないように気を付けつつも、できるだけ速く回答してください」と教示を与えるが、実験参加者がどのようなパフォーマンスを設定するかは、実際のところ参加者によって異なるであろう。特に、IAT の活用が期待される、社会的にセンシティブなテーマを研究対象とする場合には、実験参加者の心理的防衛が働きやすく、正確さを重視する戦略が選ばれやすいかもしれない。また、でたために回答する参加者もいるかもしれない。さらに Brendl ら (2001) は、実験参加者は不一致ブロックをより難しい課題であると認識することによってより注意深く作業を行うようになる傾向があるため、観測される IAT 効果を潜在的態度という単一の原因だけで説明することはできないと指摘している。

前述の Greenwald ら (2003) が提案する D スコアは、このトレードオフの問題を軽減する、すなわち平均反応時間と IAT スコアとの相関がなるべく小さくなるような統計量として選ばれたものであるが、最終的に得られるのは単一のスコアである。一方、Ratcliff の拡散過程モデルを用いると、「速さ」と「正確さ」を分離して扱うことができる。

1. Ratcliff の拡散過程モデル

拡散過程モデルでは、刺激が呈示されてから二者択一の選択を行うまでの情報 (確証) 蓄積プロセスを、一次元の Wiener 過程であると仮定する。ある刺激が呈示されると、その刺激から得られる情報 (確証) が時間経過とともに蓄積し、その蓄積量がある一定の値に達すると意思決定が行われ、ただちに選択がなされると考える。ただし、この過程には、さまざまな発生源からもたらされる一定レベルの「ゆらぎ」、いいかえればノイズが含まれることを仮定する。そのため、呈示される刺激が同じでも、試行ごとに反応時間は変化し、ゆらぎの影響が大きい場合には間違った選択を行いやすくなる。

図3は拡散過程モデルの概要とパラメータを図式化

したもので、横軸が時間経過、縦軸が情報蓄積量を表す。Wiener 過程のドリフト v は単位時間当たりの情報収集率に相当し、無限小分散 s^2 はノイズ強度を表すが、これは本モデルでのスケーリングパラメータであるため任意の値を設定できる。Ratcliff の拡散過程モデルでは $s^2=0.01$ と設定することが多い⁵。その他の主要パラメータは初期値 z 、非決定時間 T_{er} 、境界間の距離 a で、ノイズ強度を基準とした相対的な値を表す。さらに、Ratcliff の拡散モデルでは、初期値 z 、非決定時間 T_{er} および情報収集率 v を確率変数とし、これらのパラメータの値は試行毎にランダムに変動すると想定することが可能であり、その場合には、それぞれのバラツキの大きさを表すパラメータ s_z 、 $s_{T_{er}}$ 、 η が追加されることになる。したがって、Ratcliff の拡散過程モデルには7つのパラメータが存在する (表3)。

図3には正答および誤答の反応時間分布の例も示している。拡散過程モデルにおいて、正答の場合の反応時間は初期値 z から出発した拡散過程が境界 a に達するまでの時間に非決定時間 T_{er} を加えたもの、エラー回答の場合の反応時間は境界 0 に達するまでの時間に T_{er} を加えたものとしてモデル化される。これら2つの反応時間分布は、上述のパラメータセットを用いて数学的に陽に表すことができるため、実験から得られた正答およびエラー回答の反応時間データをこれらの分布関数に当てはめることによって、反応時間データからモデル・パラメータを推定することができる (Wagenmakers, 2009)。

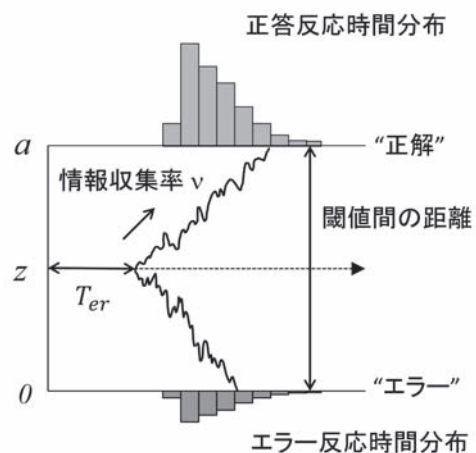


図3 Ratcliff の拡散過程モデル

5 必ずしも 0.01 とする必要はない。

表3 拡散過程モデルのパラメータとその解釈

記号	パラメータ	心理学的解釈
a	閾値間の距離	注意深さ
v	情報収集率 (平均値)	情報蓄積のスピード
z	初期値 (平均値)	先験的なバイアス
T_{er}	非決定時間 (平均値)	運動や符号化に要する時間
η	情報収集率の標準偏差	
s_z	初期値 z の変動幅	
s_t	非決定時間の変動幅	

2. パラメータ推定法の発展

(1) EZ 拡散モデル

Wagenmakers ら (2007) は、Ratcliff の拡散モデルの付加的なパラメータ (s_z , s_t , η) を削除しモデルを単純化することにより、残りの主要パラメータの値を決定する方法を提案している。彼らの EZ (イージー) モデルでは、初期値 z 、非決定時間 T_{er} 、情報収集率 v の試行間のバラツキを 0 とし、また、初期値を $a/2$ と固定する (先験的なバイアスは 0 であると仮定する)。そのため EZ モデルのパラメータは、境界間の距離 a 、情報収集率 v 、非決定時間 T_{er} の 3 つとなる。

この単純化によってもたらされるメリットは大きく、EZ モデルでは正答平均反応時間、その分散、および正答率を解析的に求めることができる (簡単な式として書下すことができる)。そのため、単純な 3 変数の連立方程式を解くだけでパラメータ a 、 v 、 T_{er} の値を決定することができる。

EZ モデルに基づいてデータからパラメータを決定するプログラムは、Java スクリプト、R および Excel 形式で Web 上に公開されているため、だれでも自由に入手し利用することができる⁶。また、EZ モデルの改良版 EZ2 モデルや外れ値の影響を受けにくい robust EZ モデルも開発され公開されている (Wagenmakers *et al.*, 2009)。

(2) fast-dm ソフトウェアパッケージ

fast-dm は Voss & Voss (2007, 2008) によって開発されたプラットフォーム非依存のコマンドラインツール

である。誤答データの反応時間にはマイナスの符号を付けて正答反応時間と区別し、全体を 1 つの確率分布として扱う。EZ 拡散モデルを用いて推定したパラメータ値を初期値とし、コルモゴロフ - スミルノフ統計量を最小化するという基準で、Ratcliff モデルの 7 つのパラメータすべてを推定することができる⁷。また、実験条件を反映させるために、いくつかのパラメータの値を固定し特定のパラメータのみを条件間で可変とするなど等、柔軟なパラメータ推定が可能である。

Windows 用の実行ファイルと、Unix 環境でコンパイル可能な C ソースコードが公開されており、EZ モデルの場合と同様に自由に利用することができる⁸。グラフィカルユーザインタフェース (GUI) を備えておらずコマンドラインからの操作が必要になるが、わかりやすい操作説明書が付属しており、使いやすいプログラムである。

(3) DMAT ツールボックス

DMAT は、Vandekerckhove & Tuerlinckx (2007, 2008) が開発した MATLAB 用のアプリケーションで、fast-dm と同様に、EZ モデルを用いて推定したパラメータ値を初期値とし、最尤法を用いて Ratcliff 拡散モデルの 7 つのパラメータを推定する。fast-dm 同様に柔軟な推定が可能であることに加え、ベイズ情報量基準 (BIC) を用いたモデル選択、不適切なデータのフィルタリングなど、多くのオプション機能を有している。また、ユーザーフレンドリーな GUI を採用している。

6 Java スクリプト、R、Excel のコードがそれぞれ、<http://www.ejwagenmakers.com/EZ.html>、<http://www.ejwagenmakers.com/2007/EZ.R>、<http://www.ejwagenmakers.com/2007/EZ.xls> から入手可能

7 データと理論分布の累積相対度数の差の絶対値の最大値を最小化している。

8 Fast-dm のソースコードは、<http://www.psychologie.uni-heidelberg.de/ae/meth/fast-dm/> から入手可能

DMAT ツールボックス自体は無料で入手可能であるが、その利用には有償の MATLAB が必要であり、また、MATLAB のスクリプト操作が必要になるためやや敷居が高いのが難点である。

3. 3つのパラメータ推定法の比較

Van Ravenzwaaij & Oberauer (2009) は、シミュレーションで生成したデータを用いて上述の3つの方法を比較し、EZ モデルと fast-dm は 80 個程度のデータ（試行）数でも有効な推定値が得られるが DMAT では推定不能であること、800 個のデータを用いた場合でも DMAT の推定精度は他の 2 つの方法より悪いことを示した。

データ数が十分にある場合、DMAT の推定値には偏りがなく実験条件間の差異検出に適しているが、DMAT で有効な推定を行うためには少なくとも数十個のエラー回答が必要であるため、エラー率が小さい場合には非常に多くのデータが必要になる。一方、EZ モデルの推定値には系統的な偏りがあり、情報収集率 ν を小さめに、境界間距離 a を大きめに推定する傾向があるが、推定誤差が系統的であるため「差」の検知に適していること、fast-dm はスピード条件では ν を小さめに正確条件では ν を大きめに推定するため条件間の差を小さく評価する傾向にあることを報告している。個人差測定が目的の場合、特に試行数が少ない場合には、EZ モデルが fast-dm や DMAT より優れていると結論している。

また、Van Ravenzwaaij ら (2012) は、拡散過程モデルを用いて知覚的意思決定におけるアルコールの効果进行分析している。この研究では、実験条件毎に 200 試行×2 ブロックのデータを収集しているが、3

つの方法のうち EZ モデルで推定したパラメータが最もよく反応時間分布に当てはまることが報告され、アルコールの効果の検討は EZ モデルを用いて行われている。

このようにデータ数が比較的少ない場合には、パラメータ数を減じた EZ モデルによる推定が最も良い成績を残している。しかし、EZ モデルはいわゆるモーメント法と呼ばれる方法であるため外れ値の影響を非常に受けやすい、モデルの当てはまりの良さを評価するためのツールが用意されていない、モデルの制約が強く柔軟なモデリングができない等の欠点がある。一方、fast-dm の場合にはパラメータ推定値と合わせてモデルの適合度に相当するコルモゴロフ・スミルノフ統計量と推定反応時間分布が出力されるので、モデルの当てはまりの良さを確認することができるという、実用上大きな利点がある。これは DMAT も同様である。

3つの推定方法の特徴をまとめたものを表4に示す。それぞれ一長一短あるが、どれも使いやすい優れた分析ツールであり、これらのツールが登場したことによって、拡散過程モデルによる反応時間データ分析が飛躍的に身近なものとなっている。

IV. 拡散過程モデルによる IAT データ分析

拡散過程モデルを用いた IAT データの分析が試みられている (Klauer *et al.*, 2007; van Ravenzwaaij *et al.*, 2011)。以下では、IAT データへの応用方法を紹介し、花・虫 IAT から得られた反応時間の分析例を示す。

表 4 パラメータ推定法の比較

手 法	推定法	利 点	欠 点
EZ	モーメント法	<ul style="list-style-type: none"> ・計算が速い ・標準的な IAT データに適用可 	<ul style="list-style-type: none"> ・パラメータの値が制限される ・外れ値の影響を受けやすい ・適合度が出力されない
fast-dam	コルモゴロフ・スミルノフ統計量	<ul style="list-style-type: none"> ・計算が速い ・外れ値の影響を受けにくい ・ユーザー・フレンドリー 	<ul style="list-style-type: none"> ・コマンドライン・ツール ・推定誤差がやや大きい傾向にある
DMAT	最尤法	<ul style="list-style-type: none"> ・外れ値の影響を受けにくい ・ユーザー・フレンドリー 	<ul style="list-style-type: none"> ・大規模データにのみ適用可 ・別途、MATLAB が必要

1. IAT データの分析の概要

拡散過程モデルを用いて IAT データを分析する場合、まず、一致ブロックと不一致ブロックそれぞれに対して拡散過程モデルを適用し、閾値間の距離 a 、情報収集率 ν 、非決定時間 T_{er} などのパラメータを推定する。そして、これらのパラメータ毎に一致ブロックでの値から不一致ブロックでの値を引いた差分が IAT 効果であると考えられる。したがって、IAT 効果はパラメータ毎に得られる（以下では IAT_a 、 IAT_ν 、 IAT_{Ter} と表記）。 IAT_a は一致ブロックと不一致ブロックでの実験参加者の「正確さ（慎重さ）」の変化量、 IAT_ν は情報処理の「速さ」の変化量、 IAT_{Ter} は運動や符号化など意思決定以外に要する非決定時間の変化量である。

ブロック内には標的概念に属する刺激語と属性概念に属する刺激語が混在しているが、1 人の実験参加者から得られるデータ数が少ないため、Klauer ら (2007) では 2 種類の刺激を区別せず、練習試行と本試行を合わせた 72 個の反応時間を単一の拡散過程モデルに当てはめて推定を行っている⁹。標準的な IAT から得られる反応時間データ数も同程度であるため、同様に扱うのが適切であろう¹⁰。またこのとき、特定の概念刺激に対して特定の応答をしやすいなどの先験的バイアスが相殺されるため、拡散過程モデルの初期値 z は 2 つの閾値から等距離の $z=a/2$ とすることができる。

次にパラメータ推定法について述べたい。IAT の実験デザインでは DMAT で有効なパラメータ推定値を得られるほどのデータ数を確保することは困難であるため、EZ モデルと fast-dm が選択肢となる¹¹。第一選択肢は、事前のデータスクリーニングを適切に行ったうえで EZ モデルを用いることであるが、反応時間分布は正に歪んだ分布形をしているため、もともと一定の確率で極端に長い反応時間が出やすく、外れ値の選択は意外と難しい。一方、fast-dm は外れ値の影響を比較的受けにくく、推定結果の良し悪しを分布の適合度という視点でチェックできるという大きな利点がある。また、試行間の情報収集率 ν や非決定時間 T_{er} にバラツキを導入することができる、つまり、刺激語

による効果のバラツキを組み込んだモデルを採用できる。いくつかのパラメータの値を固定して推定パラメータ数を必要最低限に絞る、試行数を可能な範囲で増やす等の工夫をすることで fast-dm を有効活用できると思われる。

2. IAT 効果の分解

拡散過程モデルを用いると、IAT 効果をいくつかのプロセス要素に分解することができることはすでに述べた。では、IAT 効果を分解することによってどのような知見が得られるのであろうか。

Klauer ら (2007) の花-虫 IAT を用いた研究によれば、一致ブロックと比べて不一致ブロックのほうが、(1) より注意深くなり ($IAT_a < 0$)、(2) 情報処理速度が遅くなり ($IAT_\nu > 0$)、(3) 非決定時間が長くなる ($IAT_{Ter} < 0$) 傾向がある。さらに、政治的態度 IAT と顕在的測度を組み合わせて調査すると、顕在的測度は IAT_a 、 IAT_ν 、 IAT_{Ter} の中で IAT_ν のみと中程度の相関を示したこと、これらの 3 つのパラメータ推定値を独立変数、顕在的測度を従属変数とする回帰分析においても IAT_ν のみが有意な予測成分をもったことを報告しており ($\beta = .44, p = .02$)、構成概念による分散 (construct-specific variance) は平均情報収集率 ν に捉えられたと述べている。

さらに彼らは、政治的態度 IAT に加えて 2 つの中立的なコントロール IAT (幾何図形 IAT とタスク切替能力 IAT) を同一参加者に行った結果を分析し、IAT の方法特殊性分散がどのように IAT 効果に反映されるかを調べている。2 つのコントロール IAT それぞれの結果を従属変数、 IAT_a 、 IAT_ν 、 IAT_{Ter} を独立変数とする回帰分析では、 IAT_a のみが予測成分をもったことを報告している ($\beta = .56, p < .01$; $\beta = .52, p = .01$)。したがって、方法特殊性分散や、実験参加者間の「速さと正確さをどのように重視するか」という戦略の違いは、拡散過程モデルにおいては IAT_a の値に捉えられると解釈できる。

3. 拡散過程モデルによる IAT データ分析の可能性

II-3 で紹介したように、D スコアは方法特殊性分散をできるだけ小さくするように設計されているため、 IAT_ν と D スコアは一見よく似ている。筆者らが独自におこなった調査においても、どちらも顕在的測

9 van Ravenzwaaij ら (2011) は、1 ブロックあたり 320 試行のデータから、刺激概念別に分析している。推定方法は fast-dm である。

10 しかし、このようなデータ数は有効な推定値を得るための下限である。

11 Klauer ら (2007) の研究は、推定ツールが提案される以前の研究であるため、最尤法を用いている。

度と同程度の相関を示し、かつ、 IAT_v と D スコアは高い相関を示す（この調査は現時点で未発表）。

では、拡散過程モデルを用いる利点はあるのだろうか。表5は、花・虫 IAT から得られた反応時間の分析例である。ある1人の実験参加者に「正確さ」を重視して回答してもらった場合と、「速さ」を重視して回答してもらった場合について、fast-dm、EZ モデル、および D スコアを用いて得点化した結果を示している¹²。

花・快、虫・不快の連合が強いほど、D スコアや IAT_v は正の方向に大きな値をとるように算出されており、この実験参加者は花・快、虫・不快の強い連合があることを示唆する結果となっている。また、「正確さ」重視条件の場合の方が「速さ」重視条件の場合より大きな値になっていることも共通している¹³。

一方、fast-dm や EZ モデルを用いた分析結果をみると、「正確さ」重視条件では「速さ」重視条件に比べて IAT_a が大きくなっており、意思決定の戦略の違いが反映されているように見える。また、「一致」ブロックと比べると「不一致」ブロックのほうがモデル・パラメータ a の値が大きくなっており、Brendl ら (2001) の「実験参加者は不一致ブロックをより難しい課題であると認識することによってより注意深く作業を行うようになる傾向がある」という指摘を支持する結果となっている。

図4に fast-dm および EZ で推定された反応時間分布を実データに当てはめた結果を示す。どちらのモデルから推定された分布も、データによく適合していることが見て取れる。右側の「速さ重視」の不一致ブロックの推定結果では、反応時間が0付近で fast-dm の推定がやや悪くなっているが、全体としての当てはまりは悪くない。EZ モデルではデータから算出したエラー率を用いているため、反応時間0での値は必ずデータと一致する。

一方、図5は EZ モデルによる推定が失敗した例である。4.14 秒という極端に長い反応時間（外れ値）が1つ含まれているために、分布関数が全体として右側に引っ張られていることが分かる。表5のパラメータ推定結果を見てみると、「速さ重視」の不一致課題の

非決定時間 T_{er} の値がほかの比べて極端に小さくなっており、EZ モデルはこのデータでのパラメータ推定に失敗していると判断できる。

ここで示した分析結果は、ある個人のデータを分析したものに過ぎないため、具体的な推定結果について云々することにあまり意味はないが、拡散過程モデルを用いると実験参加者の慎重さや非決定時間の個人差・条件間差をモニタリングできることがわかる。つまり、 IAT_v だけでなく IAT_a や IAT_{Ter} を合わせて分析することで、実験参加者の意思決定戦略の変化や練習効果の有無、心身のコンディションの変化などを評価できる可能性がある。また、反応時間分布の当てはまりを調べることによって、推定結果の信頼度を評価したり、虚偽反応データの判定に利用できるであろう。

一方、拡散モデルを用いた分析には、従来の D スコアと比べて不利な点もある。第一に、パラメータ推定には少なくとも1つのエラー回答が必要で、エラー回答が0の場合は正しい推定値が得られない。第二は IAT 効果が複数のパラメータに分散するため IAT_v の信頼性は D スコアより低くなりがちなことである。特に1点目は応用上大きなデメリットであり、拡散過程モデルを用いて分析する場合には実験参加者が「正確さ」を重視しすぎないように教示方法を工夫する必要がある。また、2点目は利点と表裏一体であるが、標準的な IAT から得られるデータ数は有効な推定値を得るための下限であるため、拡散過程モデルを用いた分析を前提とする場合には、可能な範囲で IAT における試行数を増やすことが望ましい。

V. おわりに

実際の調査において、実験参加者の負担を考えると、あまり多くの試行数を IAT に組み込むのは難しいかもしれない。そういう意味において、実験参加者が不慣れでパフォーマンスが不安定な時期の反応時間にやや重み付した D スコアは、少数データから有効な推定値を算出するものとして優れていると思われる。

しかし、IAT を用いて個人差測定をする場合、あるいは個人内の変化を測定する場合には、実験参加者の安定した振る舞いをより重視する拡散過程モデルの方が、より信頼できる情報を実験データから引き出すことができるのではないだろうか。有望な分析ツールの

12 拡散過程モデルを用いた推定には誤回答の反応時間が必要であるため、この IAT では間違った回答に対しては訂正入力を求めない実験デザインにし、D スコアとしては D_0 スコアを採用している。

13 IAT_v と D スコアは全く次元の異なる指標であるため、それらの値を直接比較することはできない。

表5 パラメータ推定結果の一例

ある1人の実験参加者に対して花・虫 IAT データから fast-dm と EZ を用いてパラメータ推定を行った。「正確さ」を重視するように教示した場合と、「速さ」を重視するように教示した場合の推定結果を示している。初期値 $z=a/2$ とし、 $s_z=0$ 、 $s_t=0$ とした。Greenwald ら (2003) の D_5 スコアも示している。

Fast-dm		a	ν	T_{er}	s_ν	s_t	p	IAT _a	IAT _{ν}	IAT _{T_{er}}
正確さ重視	一致	1.63	5.47	0.38	1.09	0.103	0.99	-0.09	2.86	-0.14
	不一致	1.72	2.60	0.52	0.63	0	0.99			
速さ重視	一致	0.83	2.91	0.41	0.28	0.194	1.00	-0.49	1.31	0.04
	不一致	1.32	1.60	0.37	0.34	0.07	1.00			

EZ		a	ν	T_{er}	s_ν	s_t	p	IAT _a	IAT _{ν}	IAT _{T_{er}}
正確さ重視	一致	1.30	3.13	0.35	/	/	/	-1.09	1.68	0.20
	不一致	2.40	1.45	0.15						
速さ重視	一致	1.06	2.26	0.35						
	不一致	1.25	1.39	0.39						

D		D スコア
正確さ重視	一致	1.146
	不一致	
速さ重視	一致	0.784
	不一致	

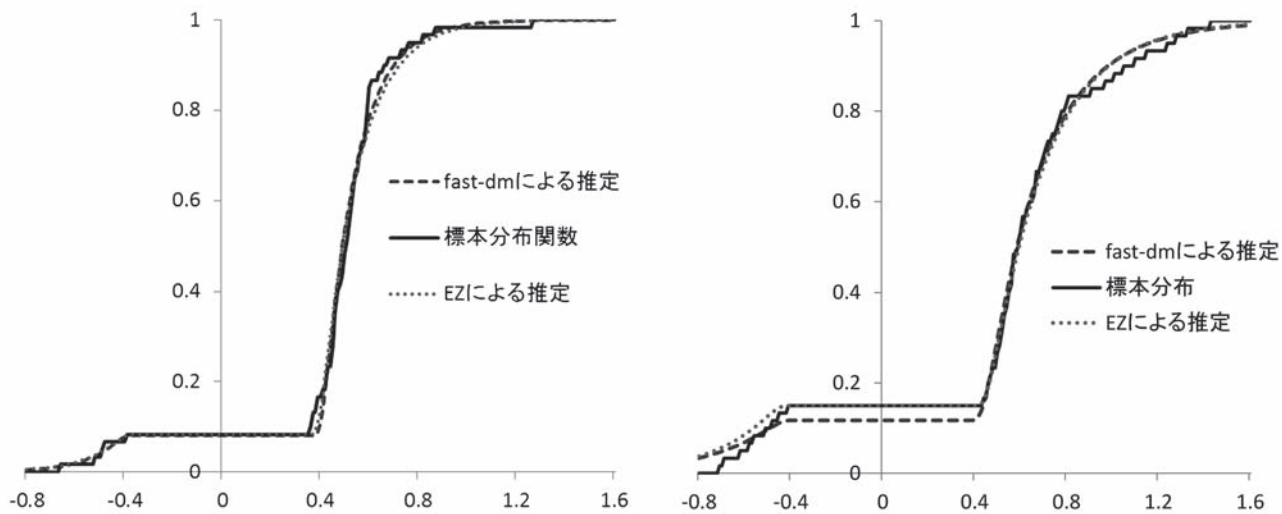


図4 累積分布関数の推定結果
左:「速さ重視」の一致課題、右:「速さ重視」の不一致課題

1つとして、今後は、どの程度のデータ数を用いることが望ましいか等の方法論的な検討、および実データへの応用研究が必要であると思われる。

また、DMATを開発した Vandekerckhove らは、推定に必要なデータ数の不足を補う方法として、階層的拡散過程モデルを提案している (Vandekerckhove

et al., 2011)。このベイズ推定を用いる方法では、参加者グループのデータを一括して分析するため、参加者毎の試行数は比較的少なくても適用可能であり、何人かの参加者のエラー回答が極端に少ない場合でも推定値を得ることができる。Ratcliffの拡散過程モデルを IAT データに応用する場合の問題点の多くが解消

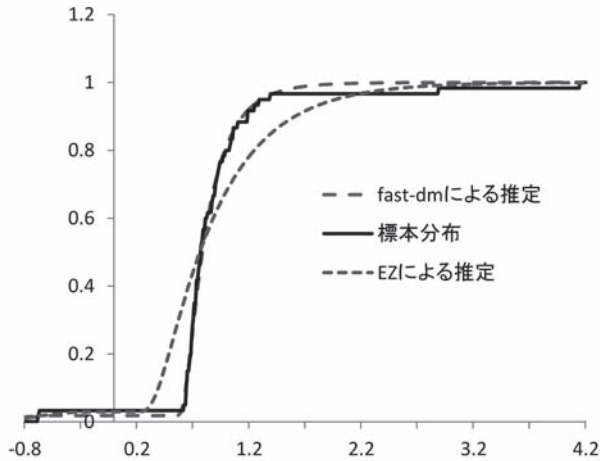


図5 累積分布関数の推定結果
「正確さ」重視の不一致課題の場合

される可能性があるため、このベイズ推定を用いる分析手法をIATデータに応用し、そのパフォーマンスを検討することも今後の課題であろう。本稿で紹介した3つの方法と同様にベイズ推定用のフリーソフトウェア WinBUGS 用のプログラムコードが公開されており、かなりのコンピュータ・パワーが必要になるものの、比較的容易に利用できそうである。

以上、本稿では、シンプルなEZ法から非常に複雑な階層的拡散過程モデルまで、Ratcliffの拡散過程モデルをベースにした分析方法があり、利用可能であることを紹介した。膨大な数のIATを用いた調査が行われているのに対して、肝心のIAT効果の理論的な整備および得点化の手法についての議論は十分には行われていない¹⁴。今後は、拡散過程モデルの実データへの応用が進むことを期待したい。そのためには、拡散過程モデルを用いた分析をより手軽に行うための日本語ツールの開発も今後の課題の1つであろう。

引用・参考文献

Brendl, C. M., Markman, A. B., & Messner, C. (2001) How do indirect measures of evaluation work? Evaluating the inference of prejudice in the Implicit Association Test. *Journal of Personality and Social Psychology*, 81 (5), 760-773.

Dutilh, G., Vandekerckhove, J., Tuerlinckx, F., Wagenmakers, E.J. (2009) A diffusion model

decomposition of the practice effect. *Psychonomic Bulletin & Review*, 16 (6), 1026-1036.

Egloff, B. & Schmukle, S. C. (2002) Predictive validity of an implicit association test for assessing anxiety. *Journal of Personality and Social Psychology*, 83 (6), 1441-1455.

Gemar, M. C., Segal, Z. V., Sagrati, S. & Kennedy, S. J. (2001) Mood-induced changes on the Implicit Association Test in recovered depressed patients. *Journal of Abnormal Psychology*, 110, 282-289.

Greenwald, A. G., Banaji, M. R., Rudman, L. A., Farnham, S. D., Nosek, B. A. & Mellott, D. S. (2002) A unified theory of implicit attitudes, stereotypes, self-esteem, and self-concept. *Psychological Review*, 109, 3-25.

Greenwald, A. G., McGhee, D. E. & Schwartz, J. L. K. (1998) Measuring individual differences in implicit cognition: The implicit association test. *Journal of Personality and Social Psychology*, 74, 1464-1480.

Greenwald A. G., Nosek B. A. and Banaji, M. R. (2003) Understanding and using the Implicit Association Test: I. An improved scoring algorithm. *Journal of Personality and Social Psychology*, 85, 197-216.

Hofmann, W., Gschwendner, T., Nosek, B.A. & Schmitt, M. (2005) What moderates implicit-explicit consistency?, *European Review of Social Psychology*, 16, 335-390.

Klauer, K. C., Voss, A., Schmitz, F. & Teige-Mocigemba, S. (2007) Process-components of the Implicit Association Test: A diffusion model analysis. *Journal of Personality and Social Psychology*, 93, 353-368.

Lane, K.A., Banaji, M.R., Nosek, B.A. & Greenwald, A.G. (2007) Understanding and using the Implicit Association Test: IV . What we know (so far). In B.Wittenbrink & N.S. Schwarz (Eds.), *implicit measures of attitudes: procedures and controversies*, New York: Guilford Press, 59-102.

Ratcliff, R. (1978) A theory of memory retrieval. *Psychological Review*, 85, 59-108.

14 もう1つの反応時間の理論モデルに、quad modelがある。

- Ratcliff, R. & Tuerlinckx, F. (2002) Estimating parameters of the diffusion model: Approaches to dealing with contaminant reaction times and parameter variability. *Psychonomic Bulletin & Review*, 9, 438-481.
- Smith, E. R. & Conrey, F. R. (2007) Mental representations are states, not things: implications for implicit and explicit measurement. In B. Wittenbrink, & N. Schwarz (Eds.), *Implicit measures of attitudes*, New York: Guilford Press, 247-264.
- Vandekerckhove, J., & Tuerlinckx, F. (2007) Fitting the Ratcliff diffusion model to experimental data. *Psychonomic Bulletin & Review*, 14, 1011-1026.
- Vandekerckhove, J. & Tuerlinckx, F., (2008) Diffusion model analysis with MATLAB: A DMAT primer. *Behavior Research Methods*, 40, 61-72.
- Vandekerckhove, J., Tuerlinckx, F. & Lee, M. D. (2011) Hierarchical diffusion models for two-choice response times. *Psychological Methods*, 16, 44-62.
- van Ravenzwaaij, D., Dutilh, G. & Wagenmakers, E.-J. (2012) A diffusion model decomposition of the effects of alcohol on perceptual decision making. *Psychopharmacology*, 219 (4), 1017-25.
- van Ravenzwaaij, D. & Oberauer, K. (2009) How to use the diffusion model: Parameter recovery of three methods: EZ, fast-dm, and DMAT. *Journal of Mathematical Psychology*, 53 (6) 463-473.
- van Ravenzwaaij, D., van der Mass, H. & Wagenmaker, E. -J. (2011) Does the name-race Implicit Association Test measure racial prejudice? *Experimental Psychology*, 58, 271-277.
- Voss, A. & Voss, J. (2007) Fast-dm: A free program for efficient diffusion model analysis. *Behavioral Research Methods*, 39, 767-775.
- Voss, A., & Voss, J. (2008) A fast numerical algorithm for the estimation of diffusion-model parameters. *Journal of Mathematical Psychology*, 52, 1-9.
- Wagenmakers E.-J. (2009) Methodological and empirical developments for the Ratcliff diffusion model of response times and accuracy. *European Journal of Cognitive Psychology*, 21 (5), 641-671.
- Wagenmakers, E.-J., van der Maas, H. L. & Grasman, R. P. (2007) An EZ-diffusion model for response time and accuracy. *Psychonomic Bulletin & Review*, 14, 3-22.
- Wagenmakers, E. -J., van der Maas, H. L., Dolan, C.V. & Grasman, R.P. (2009) EZ does it! Extensions of the EZ-diffusion model. *Psychonomic Bulletin & Review*, 15, 1229-1235.