

アイオワギャンブル課題の得点の推移の類型を用いた 日米大学生の比較

荻原 彩佳*, 遊間 義一**, 金澤 雄一郎***,
河原 哲雄****, 東條 真希*****

(令和5年5月13日受付, 令和5年12月18日受理)

Comparison of Japanese and US College Students using Typology of Trajectories in the Iowa Gambling Task Scores

OGIHARA Ayaka *, YUMA Yoshikazu **, KANAZAWA Yuichiro ***,
KAWAHARA Tetsuo ****, TOJO Maki *****

Total Net Score, as indicated by the Iowa Gambling Task (IGT), has been reported to be significantly higher in the normal group than in the clinical group. Conversely, the Mean Total Net Score varies widely among the normal groups. Recent studies have reported that the trajectories of Net Score across five blocks in the normal group can be divided into four typologies, and the Total Net Score differs for each typology. We compared the US (Steingroever et al., 2013; N=75) and Japanese (Ogihara et al., 2023; N=89) datasets of college students under the hypothesis that differences in the composition of typologies cause differences in the Mean Total Net Score among the normal groups. Simultaneous multi-population analyses demonstrated that the trajectories of the two typologies matched; however, their proportions did not. These were discussed in terms of the cross-validity of the IGT.

Key Words : Iowa gambling task, College students, Latent class growth analysis,
Simultaneous multi-population analyses, Cross-validity.

アイオワギャンブル課題

アイオワギャンブル課題 (the Iowa Gambling Task: 以下 IGT とする) は, 元々は腹内側前頭前野を損傷した者の意思決定機能を検出するために Bechara et al. ⁽¹⁾が開発したゲーム課題であったが, 現在では統合失調症患者⁽²⁾や注意欠如・多動性障害のある者⁽³⁾等, 幅広い臨床群の意思決定機能を測定するために用いられている⁽⁴⁾。

IGT では, 参加者は報酬金と罰金の頻度と額が異なる 4 つのデッキから 1 つを選択することを繰り返す。デッキを選択すると報酬金や罰金が与えられ, 疑似的な手持ち金が増減する。対象者は, 手持ち金ができるだけ多くなるようにという指示のもと, 終了が告げられるまでデッキの選択を 100 試行繰り返す。デッキによって報酬金と罰金の頻度と額は異なり, 報酬金が小さいものの罰金も小さく, 長期的に選び続けると手持ち金が増える 2 つのデッキは Advantageous Deck (s), 報酬金が大いものの

罰金も大きく, 長期的に選び続けると手持ち金が減る 2 つのデッキは Disadvantageous Deck (s) と呼ばれる。

IGT の結果は, Advantageous Deck (s) の選択枚数と Disadvantageous Deck (s) の選択枚数の差によって示される。この差は Net Score と呼ばれ, Net Score が高いほうが, 長期的にみて有利な意思決定をしやすいとされている。全 100 試行の Net Score (以下 Total Net Score とする) は, 健常群の方が意思決定機能に問題のある臨床群より高い数値を示すことが報告されている。

Total Net Score を用いた健康群と臨床群の比較

Brogan et al. ⁽⁵⁾ は, 健常群 (18 から 40 歳の女性 20 名) と神経性無食欲症患者 (18 から 46 歳の女性 22 名), 肥満症患者 (30 から 73 歳の女性 18 名) 及び神経性過食症患者 (19 から 38 歳の女性 17 名) の臨床群の Total Net Score の平均値を比較した。それぞれの Total Net Score の平均値

* 兵庫教育大学大学院連合学校教育学研究科学生 (Doctoral program student of the Joint Graduate School in Science of School Education, Hyogo University of Teacher Education)

** 愛知大学短期大学部 (Aichi University Junior College)

*** 国際基督教大学 (International Christian University)

**** 埼玉工業大学 (Saitama Institute of Technology)

***** 北海道大学環境健康科学研究教育センター (Hokkaido University Center for Environmental and Health Sciences)

は、健常群が33、神経性無食欲症患者が5、肥満症患者が-1、神経性過食症患者が-2であり^(注1)、健常群と全ての臨床群との間に有意差が認められた。

その他の先行研究でも、臨床群の Total Net Score の平均値は低い値を示している。先行研究での臨床群の Total Net Score の平均値は、数値の高い順から、統合失調症患者⁽²⁾では1.9、薬物の過剰摂取等での自殺企図歴のある者⁽⁶⁾では-2.3、複合性局所疼痛症候群患者⁽⁷⁾では-10.0、高所からの飛び降りや縊首等での自殺企図歴のある者⁽⁶⁾は-10.7、注意欠如・多動性障害のある者⁽³⁾では-15.6、インターネットゲーム依存のある者⁽⁸⁾では-17.9を示している。これらの研究では、比較対象となった健常群よりも臨床群の Total Net Score の平均値の方が有意に低いことが報告されている。

他方、これらの先行研究における健常群の Total Net Score の平均値は、数値の高い順から、Shurman et al.⁽²⁾では31.6、Apkarian et al.⁽⁷⁾では22.0、Jollant et al.⁽⁶⁾では17.6、Yao et al.⁽⁸⁾では-3.1、Toplak et al.⁽³⁾では-6.6であった。これらの健常群の Total Net Score の平均値は、比較対象となった臨床群の Total Net Score の平均値との間に有意差が認められているが、それぞれの平均値は大きく異なっており、健常群の Total Net Score は研究間で差があることが見て取れる。

Bechara et al.⁽⁹⁾は、腹内側前頭前野に損傷のある者5名全員の Total Net Score が10未満であったことから、意思決定機能に障害がある状態の基準として Total Net Score の10未満を採用した。上記の臨床群の Total Net Score の平均値は全て10未満であるが、報告されている健常群の Total Net Score の平均値は必ずしも10以上ではない。

健常群内の異質性

IGTで示される意思決定機能の指標として、100試行を20試行ごとに分けたブロックごとの Net Score も用いられている。ブロックごとの Net Score の推移を示すことで、参加者がデッキをどのように選択していったかのプロセスを大まかに確認することができる。ブロックごとの Net Score が上昇すれば、試行が進むにつれて有利なデッキを選択するようになったことを示し、下降すれば、試行が進むにつれて不利なデッキを選択するようになったことを示している。

Bull et al.⁽¹⁰⁾は、試行数を200に変更したIGTを大学生50名に実施し、デッキの選択がどのブロックで定まるかを検討し、健常群内でもブロックごとの Net Score の推移が異なる群が混在している可能性があることを示唆している。Bull et al.⁽¹⁰⁾は、Baron & Perone⁽¹¹⁾による安定性基準を用い、3つのブロックで1つのデッキを10枚以上選択し続けた場合または3つのブロックでいずれか2つのデッキを15枚以上選択し続けた場合に、3つのうちの最初の

ブロックでデッキの選択が定まったと判断することとした。その結果、参加者の中で100試行までにデッキの選択が定まったのは54%、200試行までにデッキの選択が定まったのは18%、200試行までにデッキの選択が定まらなかったのは28%であった。なお、デッキの選択が200試行までに定まった者の94%は、Advantageous Deck (s) に選択が定まった。以上の結果から、健常群内にも推移の異なる者が混在していると考えられる。

荻原他⁽¹²⁾は、健常群のブロックごとの Net Score の推移が質的に異なる複数の群に分類されることを示した。18から25歳の日本の大学生を対象に日本語版 IGT⁽⁴⁾を実施し、ブロックごとの Net Score の推移について成長混合モデル及び潜在クラス成長分析を用いて分類した。その結果、推移は初期上昇群、後期上昇群、中位水平群、及び低位水平群の4群に分けられ、試行が進むにつれて Advantageous Deck (s) を選択するようになるのは初期上昇群と後期上昇群を合わせた21%に過ぎず、5ブロックを通して選択傾向が定まらない中位水平群は64%、5ブロックを通して Disadvantageous Deck (s) を多く選択する低位水平群は15%であった。このことから、健常群内には質的に異なる群が混在しており、従来考えられてきたように試行が進むにつれてブロックごとの Net Score の値が上昇するのは健常群の一部であることが示された。

荻原他⁽¹²⁾は、Bull et al.⁽¹⁰⁾と彼らの結果を比較し、以下を考察した。すなわち、類型化する前の全体の平均値の推移を確認すると、第1ブロックと第2ブロックの Net Score の平均値の差は、荻原他⁽¹²⁾が5であるのに対して、Bull et al.⁽¹⁰⁾は11であり、荻原他⁽¹²⁾の方が第1ブロックから第2ブロックへの傾きが小さい。荻原他⁽¹¹⁾は、この傾きの違いは、健常群内の類型の構成比が荻原他⁽¹²⁾と Bull et al.⁽¹⁰⁾で異なることによる可能性があるとした。荻原他⁽¹²⁾における中位水平群及び低位水平群と、Bull et al.⁽¹⁰⁾における100試行までにデッキの選択が定まらなかった者は、ブロックごとの Net Score が上昇しなかったという点で一致している。これらの構成比は荻原他⁽¹²⁾では78%、Bull et al.⁽¹⁰⁾では46%であった。荻原他⁽¹²⁾の方がブロックごとの Net Score が上昇しなかった群以外の構成比が小さいことから、試行の前半でブロックごとの Net Score が大きく上昇する初期上昇群の構成比も小さいと推測されるため、全体としての第1ブロックから第2ブロックの Net Score の傾きが小さくなった可能性があるとして指摘した。

以上から、本研究では、研究間の健常群の Total Net Score の平均値のばらつきは、同質の類型が混在しているものの、その類型の構成比が異なることによって生じているとの仮説のもと、異なる文化圏のデータセットを用いて、日本と同じ類型が存在すること、もし、全体の得点平均が異なっているとすれば、それは類型の構成比が異なっていることによるものであることを検討するため

に、推移の類型とその構成比を比較検討することとした。使用するデータは、公開されている Steingroever et al.¹³⁾のデータセットのうち荻原他¹²⁾と比較可能なもの（以下米国データとする）と、荻原他¹²⁾のデータセット（以下日本データとする）である。

異なる文化圏のデータセットで同じ類型が認められ妥当性が確認できれば、今後は、健常群や臨床群を一様にみなすという従来の方法ではなく、類型別に検討するという方法が用いられていくことが期待される。例えば、IGTは信頼性の乏しい検査とされてきたが、類型別に再テスト信頼性を検討することで、新たな知見が得られる可能性がある。また、臨床群においても類型を用いた研究が進むことで、IGTで測られる意思決定機能と病理の発生のメカニズムの関連を解明する一助となる可能性もある。

仮説の検証のために、まず、t検定及び混合計画分散分析を用いて、2つのデータセットの Total Net Score 及びブロックごとの Net Score の平均値を比較する。次に、成長混合モデル（Growth Mixture Model: 以下 GMM とする）及び潜在クラス成長分析（Latent Class Growth Analysis: 以下 LCGA とする）を用いて、米国データから算出したブロックごとの Net Score の推移を類型化する。最後に、多母集団同時分析を用いてデータセット間で類型の推移が同じか、またその類型の構成比に差があるかを検証し、IGTにおける類型を用いた交差妥当性について検討する。

仮説は以下の通りである。

仮説 1: 米国データと日本データの Total Net Score 及びブロックごとの Net Score の平均値は異なる。

仮説 2: 米国データと日本データの類型のブロックごとの Net Score の推移は同じである。

仮説 3: 米国データと日本データの類型の構成比は異なる。

方法

分析対象

分析に使用するのは、Steingroever et al.¹³⁾が公開しているデータセットの一部（米国データ）及び荻原他¹²⁾で使われたデータセット（日本データ）である。米国データに含めるのは、Steingroever et al.¹³⁾が公開しているデータセットのうち、使用した IGT における報酬と罰のスケジュールが荻原他¹²⁾と一致している2つのデータセット (Maia & McClelland¹⁴⁾; Worthly et al.¹⁵⁾) とした。分析対象となったのはアメリカの大学に在籍する 75 名であり、データの取得はアメリカの北東部及び南部の2つの大学で行われた。他方、日本データは、荻原他¹²⁾で分析対象者となった日本の大学に在籍する 89 名である。データの取得は日本の関東及び関西の3つの大学で行われた。なお、日本データの取得に際しては、兵庫教育大学倫理審査委員会及び国際基督教大学研究倫理委員会から承認（承認番号：

2018-17 及び 2019-3）を得ている。

米国データと日本データの Total Net Score 及びブロックごとの Net Score の平均値の比較（仮説 1 の検証）

データセット間の平均値を比較するため、Total Net Score については対応のない t 検定、ブロックごとの Net Score については米国データと日本データを被験者間要因、IGT のブロック（1-5）を被験者内要因とした 2 × 5 の混合計画分散分析を行った。

米国データの類型化

米国データのブロックごとの Net Score の推移の類型化は、荻原他¹²⁾が行った以下の手順に従った。

- (1) 3つの要因から構成されるモデルを推定した。要因の1つ目は、分析方法であり、成長混合モデル(GMM)¹⁶⁾及び潜在クラス成長分析 (LCGA)¹⁶⁾の2種類であった。2つ目は、潜在変数の次数であり、ブロックごとの Net Score の推移は直線又は二次曲線に近い形を示すこと¹²⁾から、切片のみ、切片及び一次項、切片、一次項、及び二次項の3種類であった。3つ目は、潜在クラスの数であり、クラス数が1から分析を始め、ベイズ情報量基準 (Bayesian Information Criterion: 以下 BIC とする)¹⁷⁾の最小が確認できるまで増やした。
- (2) 以下の4つの指標を用いて、(1) で作成した推定モデルから最適モデルを決定した。4つの指標は、BIC、Lo-Mendell-Rubin (以下 LMR とする) test¹⁸⁾、bootstrap loglikelihood ratio test (以下 BLRT とする)¹⁸⁾、及び Entropy¹⁶⁾であった。LMR 及び BLRT は、潜在クラス数が c と c-1 のモデルにおける最大対数尤度を用いて尤度比検定を行うものであり、潜在クラス数 c で有意差が得られなければ c-1 のモデルを選択した¹⁸⁾。Entropy は、数値が高いほど個人が完全にクラスに分類されているモデルであると判断した¹⁶⁾。
- (3) サンプルサイズが小さいため、Leave one out 法 (以下 Loo 法とする)を用いて、最適モデルの安定性¹²⁾を確認した。
- (4) 共変量を含んだモデルの BIC と (2) における最適モデルの BIC を比較し、共変量の影響¹²⁾を確認した。本研究で用いる米国データは2つのデータセットを統合しており、それぞれ参加者の属する大学が異なる。そのため、属する大学を共変量とし、潜在変数（切片、一次項、及び二次項）と潜在クラスへの影響を考慮したモデルの BIC と最適モデルの BIC を比較した。

米国データと日本データの各類型の推移の比較（仮説 2 の検証）

米国データと日本データの各類型がデータセット間で同じであるかを検討するため、Wald 検定を用いた多母集

団同時分析を行い、各類型の推移を同じとみなした方が異なるとみなした場合より適合度がよいかを確認した。多母集団同時分析を行うために、まず米国データと日本データを1つのデータセットに統合し、両データセットの最適モデルを再現した。次に、両データセットから類型を1つずつ選択し、双方の切片、一次項、及び二次項の推定値が等しいという制約をかけ、類型間の推定値に差がないことを帰無仮説とした Wald 検定を全ての組み合わせで行った。

米国データと日本データの類型の構成比の比較（仮説3の検証）

米国データと日本データの類型の構成比がデータセット間で異なるかを検討するため、多母集団同時分析で推移が同じであった類型について χ^2 検定を行った。

本研究の分析には、Mplus Version 8.6^[9]を用いた。

結果

米国データと日本データの Total Net Score 及びブロックごとの Net Score の平均値の差の比較（仮説1の検証）

米国データのブロックごとの Net Score の平均値の推移を、荻原他^[2]における日本データのブロックごとの Net Score の平均値の推移とともに図1に示した。まず、Total Net Score の平均値について t 検定を行った結果、米国データと日本データの間に5%水準で有意な差は認められなかった ($p=.07$)。次に、データセット（米国データと日本データ）を被験者間要因、IGTのブロック（1-5）を被験者内要因として 2×5 の混合計画分散分析を行った結果、IGTのブロックには主効果が認められたが ($p<.01$)、データセットの主効果は5%水準で有意差が認められず ($p=.07$)、交互作用も同様に有意ではなかった ($p=.15$)。

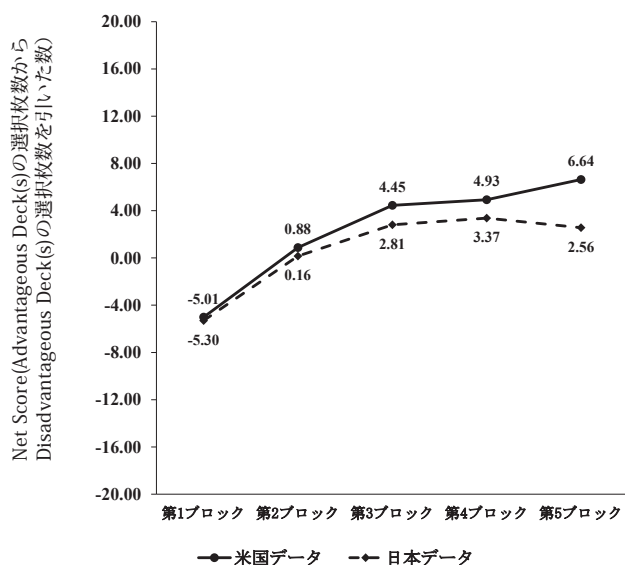


図1 米国データ及び日本データのブロックごとの Net Score の平均値の推移

Bonferroni 法による多重比較の結果、ブロック間で5%水準の有意差が認められたのは、米国データでは第1ブロックと以降のブロックの間（全て $p<.01$ ）、第2ブロックと以降のブロックの間（全て $p<.05$ ）であり、日本データでは第1ブロックと以降のブロックの間（全て $p<.01$ ）、第2ブロックと第3及び第4ブロックの間（全て $p<.05$ ）であった。以上から、仮説1は棄却された。

米国データの類型化

モデルの推定及び最適モデルの判断 推定モデルとそれらの指標を表1に示した。推定モデルのうち最も BIC が低かったのは、切片、一次項、及び二次項を含んだ LCGA において、潜在クラス数を3にしたモデルであった ($BIC=2669.43$)。切片、一次項、及び二次項を含んだ LCGA において、LMR で5%水準の有意差が認められなかったモデルは潜在クラス数が3のときであり、BLRT で5%水準の有意差が認められなかったモデルはなかった。切片、一次項、及び二次項を含んだ LCGA において Entropy が最も高かったのは、潜在クラス数が3のときであった。すなわち、4つの指標は一貫した結果を示さなかった。

切片、一次項、及び二次項を含んだ LCGA において、潜在クラス数が2, 3, 4のときの各クラスに属する構成比に着目した。潜在クラス数が2のとき、その構成比は65%と35%であった。潜在クラス数を3に増やすと65%の群が2つに分割され、潜在クラス数を4に増やすと35%の群が2つに分割されていた。クラス数を3に増やしたときは Entropy が小さくなったが、クラス数を4に増やしたときに大きくなったことから、35%の群は、2群に分かれるものの境界があいまいであることが推察された。

以上のことから、本研究では、切片、一次項、及び二次項を含んだ LCGA における潜在クラス数を3としたモデルを最適モデルと判断した。

最適モデルにおける類型 米国データの最適モデルで示された3類型の推移を図2に示した。比較のため、荻原他^[2]で示された4類型の推移を図3に示した。米国データの最適モデルで示された類型ごとの推移の特徴は以下の通りである。なお、日本データの群名と区別するため、米国データの群名には（米）をつけることとした。クラス1（63%）は、ブロックごとの Net Score が0付近で推移しているため、中位水平群（米）とした。クラス2（35%）は、ブロックごとの Net Score が第1ブロックから第4ブロックまで上昇し、ブロックごとの Net Score が取りうる最大値に近い値となったため、上昇群（米）とした。クラス3（3%）は、全てのブロックで負の値をとり、水平に近い形で推移しているため、低位水平群（米）とした。同様に日本データの群名にも（日）をつけ、初期上昇群（日）、後期上昇群（日）、中位水平群（日）、及び低位水

表 1 成長混合モデル及び潜在クラス成長分析における適合度指標

		潜在 クラス数	Log- likelihood	BIC	LMR (p値)	BLRT (p値)	Entropy	属する構成比	
成長 混合 モデル (GMM)	切片	1	-1378.42	2787.07					
		2	-1376.47	2791.79	.69	.24	.70	.69	.31
	切片 一次項	1	-1327.61	2698.40					
		2	-1316.55	2689.24	.03	.00	.91	.64	.36
		3	-1310.66	2690.41	.12	.67	.94	.59	.36 .05
	切片 一次項 二次項	1	-1313.35	2687.14					
		2	-1301.33	2680.37	.08	.01	.89	.68	.32
		3	-1297.10	2689.19	.19	.00	.93	.60	.36 .04
潜在 クラス 成長 分析 (LCGA)	切片	1	-1394.22	2814.34					
		2	-1377.59	2789.72	.05	.05	.77	.65	.35
		3	-1371.25	2785.67	.08	.00	.87	.67	.31 .03
		4	-1371.23	2794.26	.85	1.00	.79	.69	.28 .03 .00
	切片 一次項	1	-1362.60	2755.42					
		2	-1323.21	2689.59	.00	.00	.87	.65	.35
		3	-1314.77	2685.66	.08	.00	.92	.63	.35 .03
		4	-1309.16	2687.40	.04	.00	.93	.59	.35 .04 .03
	切片 一次項 二次項	1	-1357.58	2749.71					
		2	-1310.01	2671.83	.00	.00	.90	.65	.35
		3	-1300.18	2669.43	.11	.00	.94	.63	.35 .03
		4	-1294.26	2674.88	.04	.00	.89	.61	.24 .12 .03

注) BICはBayesian Information Criterion, LMRはLo-Mendell-Rubin, BLRTはbootstrap loglikelihood ratio testを示す。

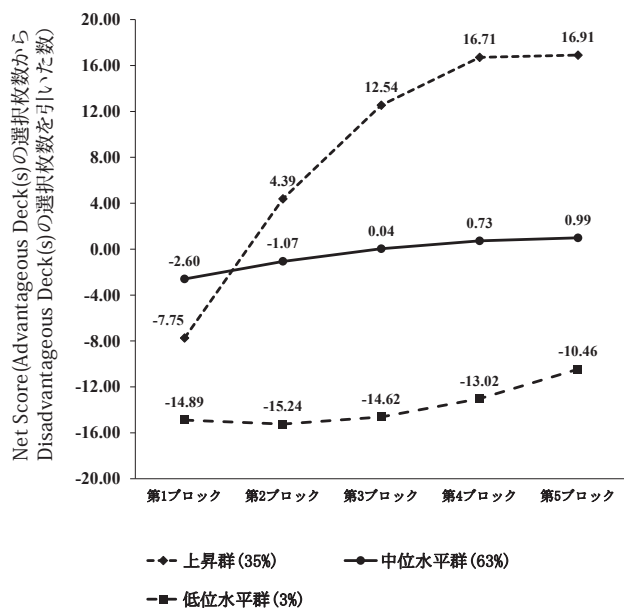


図 2 米国データの最適モデルにおける 3 類型のブロックごとの Net Score の推移

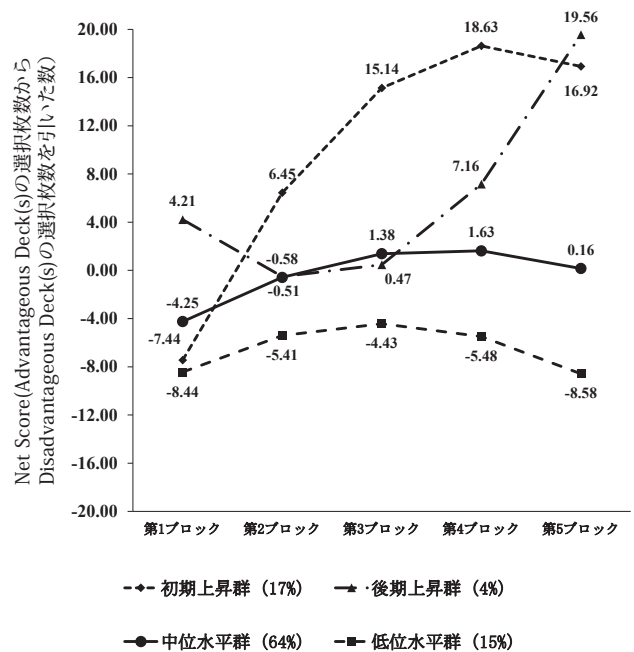


図 3 日本データ 4 類型のブロックごとの Net Score の推移 (荻原他⁽¹²⁾, p.511, Figure 2 を引用し改変)

平群（日）とした。

最適モデルの安定性の確認 Loo 法により最適モデルと同じクラスに分類された割合を一致率としたとき、75名のうち66名は100.0%、残りの9名は98.6%の一致率であった。平均すると99.8%であり、荻原他^[2]の99.3%と比べても高い数値を示した。

共変量を用いた感度分析 米国データは2つのデータセットを統合しており、それぞれ参加者の所属する大学が異なる。そのため、所属する大学を共変量として最適モデルに加えたモデルのBICを求めることとした。潜在変数（切片、一次項、及び二次項）への共変量の影響を考慮したモデルのBICは2682.33、潜在クラスへの共変量の影響を考慮したモデルのBICは2654.56であった。ここでは、潜在クラスへの共変量の影響を考慮したモデルでは、2つの大学のうち片方の大学に所属する者（Worthy et al.^[5]）だけで構成されているクラス（低位水平群（米））及び2つの大学のうち片方の大学の者（Maia & McClelland^[4]）が大多数を占めているクラス（上昇群（米））で多重共線関係が生じたため、中位水平群（米）のクラスのみへの影響を考慮したモデルを採用した。潜在変数（切片、一次項、及び二次項）及び潜在クラス（中位水平群（米））への共変量の影響を考慮したモデルのBICは2666.07であった。最適モデルのBICは2669.43であり、潜在クラス（中位水平群（米））への共変量の影響を考慮したモデルのBIC(2654.56)が下回った。以降の分析では、潜在クラスへの共変量を考慮したモデルを用いることとした。

所属する大学の共変量の潜在クラスに対する影響を考慮したモデルのBICが最適モデルのBICより小さいことは、所属する大学間で種類の構成比が有意に異なることを示している。所属する大学ごと、すなわち米国データ内のデータセットごとの種類の内訳は、以下の通りであった。米国データのうち、Maia & McClelland^[4]のデータセットの種類の内訳は、初期上昇群（米）が60%、中位水平群（米）が40%、低位水平群（米）は0%であった。Worthy et al.^[5]のデータセットの種類の内訳は、初期上昇群（米）が9%、中位水平群（米）が86%、低位水平群（米）が6%であった。

米国データと日本データの類型間の推移の比較（仮説2の検証）

Wald 検定の結果を表2に示した。検定の結果、切片、一次項、及び二次項の全ての推定値に等値制約をかけた場合に5%水準の有意差が認められなかったのは、上昇群（米）と初期上昇群（日）の間と中位水平群（米）と中位水平群（日）の間の2つであった。この類型間では、ブロックごとのNet Scoreの推移が同じであったと言える。次に、切片に制約をかけず一次項及び二次項に等値制約をかけた場合に5%水準の有意差が認められなかったのは、上記の2つを除くと、中位水平群（米）と低位水平群（日）の間、低位水平群（米）と中位水平群（日）の間、低位水平群（米）と低位水平群（日）の間の3つであった。これらの類型間では、推移の形は同じであったものの、5ブロックのNet Scoreの平均値、すなわち推移の水準が異なると

表2 米国データと日本データのWald 検定の結果

比較した類型				等値制約をかけたパラメータ				
米国データ (n=75)		日本データ (n=89)		切片 一次項 二次項	一次項 二次項	切片	一次項	二次項
上昇群	35%	初期上昇群	17%	0.36	0.90	0.90	0.16	0.12
		後期上昇群	4%	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00
		中位水平群	63%	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
		低位水平群	15%	0.00	0.00	0.43	0.00	0.06
中位水平群	63%	初期上昇群	17%	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
		後期上昇群	4%	0.00	0.00	0.15	0.09	0.01
		中位水平群	63%	0.13	0.06	0.17	0.02	0.02
		低位水平群	15%	0.00	0.05	0.00	0.12	0.04
低位水平群	3%	初期上昇群	17%	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
		後期上昇群	4%	0.00	0.00	0.00	0.35	0.12
		中位水平群	63%	0.00	0.05	0.00	0.12	0.15
		低位水平群	15%	0.00	0.07	0.00	0.16	0.12

言える。以上の結果から、仮説2は一部採択された。

米国データと日本データの類型の構成比の比較（仮説3の検証）

米国データと日本データで構成比が異なるかを確認するため、推移が同じであった2群（上昇群（米）及び初期上昇群（日）、中位水平群（米）及び中位水平群（日））とその他の群（低位水平群（米）及び後期上昇群（日）と低位水平群（日）の合計）で 3×2 の χ^2 検定を行った結果、5%水準で有意差が認められた（ $\chi^2(2) = 14.67, p < .01$ ）。どの群間に差があるかを確認するためにBonferroni法による多重比較を行った結果、上昇群（米）及び初期上昇群（日）とその他の間で5%水準の有意差が認められた（ $p < .01$ ）。この結果は、日米のデータセット間でブロックごとのNet Scoreが上昇する群及びその他の群の構成比に差があることを示しており、仮説3は採択された。

考察

本研究の目的は、研究間の健常群のTotal Net Scoreの平均値のばらつきは、同質の類型が混在しているものの、その類型の構成比が異なることによって生じているとの仮説を検証することであった。第一に、Total Net Scoreを用いたt検定とブロックごとのNet Scoreを用いた混合計画分散分析を行った。その結果、t検定では米国データと日本データ間に有意差は認められず、混合計画分散分析ではブロック間の有意差は認められたものの、米国データと日本データ間では有意差は認められなかった。すなわち、t検定及び混合計画分散分析において、米国データと日本データのTotal Net Score及びブロックごとのNet Scoreの平均値は異なるという仮説1は棄却された。

第二に、成長混合モデル（GMM）及び潜在クラス成長分析（LCGA）を用いて、荻原他¹²の参加者と条件が適合する米国データのブロックごとのNet Scoreの推移を荻原他¹²と同じ手順で類型化した。その結果、ブロックごとのNet Scoreの推移は上昇群（米）、中位水平群（米）、及び低位水平群（米）の3群に分けられた。多母集団同時分析を用いて3群と荻原他¹²で示された4群を比較した結果、2群の推移は同じとみなした方が異なるとみなした場合より適合度がよかった。すなわち、米国データと日本データの各類型のブロックごとのNet Scoreの推移が同じであるという仮説2は、一部採択された。

第三に、 χ^2 検定を用いて米国データと日本データの各類型の構成比を比較した結果、有意差が認められた。すなわち、米国データと日本データの各類型の構成比は異なるという仮説3は、採択された。

本研究では、日米の健常群のTotal Net Scoreの平均値とブロックごとのNet Scoreの平均値の推移に差はなかつ

たが、類型の構成比は異なるという結果となった。当初の仮説と異なる結果となったのは、以下の理由によるものと考えられる。まず、上昇群（米）は初期上昇群（日）と推移が同じであったものの、構成比は上昇群（米）の方が大きかった。この結果からは米国データの方が全体の傾きが大きくなることが推察されるが、日本データには後期上昇群（日）が存在したため、傾きに大きな差が生じなかったと考えられる。次に、中位水平群（米）と中位水平群（日）は推移も構成比も同じであった一方で、低位水平群（米）と低位水平群（日）は推移の水準が異なり、低位水平群（米）の方が低い値を推移していた。この結果からは米国データの方が全体の水準が下がることが推察されるが、低位水平群（米）の方が低位水平群（日）よりも構成比が小さいため、水準には大きな差が生じなかったと考えられる。

米国データの類型化

荻原他¹²に伴い、米国データにおけるブロックごとのNet Scoreの推移を類型化した結果、3群に分けられた。この結果は、健常群は一様にブロックごとのNet Scoreが上昇するのではなく、異質な類型が存在するという荻原他¹²の結果と一致している。

米国データは2つのデータセットを統合させており、データセットによって所属する大学が異なるため、所属する大学を共変量として含んだモデルのBICを確認した。その結果、潜在クラスに向けて所属する大学の影響を考慮したモデルのBICは、最適モデルのBICより小さく、モデルの当てはまりがよいことが確認された。このことは、米国データはデータセット間で構成比が大きく異なることを示している。

荻原他¹²においては、属する大学の影響が小さいことが示されている。日本データに含まれる3つのデータセットは単一の研究の中で取得されたため募集方法や取得環境が一致しているのに対し、米国データに含まれる2つのデータセットは取得した研究自体が異なるため募集方法や取得環境等が一致しているかは不明であり、それらが結果に影響を与えた可能性も否定はできない。今後は、データを取得する条件が統制された上で検討がなされる必要がある。

米国データと日本データのブロックごとのNet Scoreの推移の類型を用いた推移と構成比の比較

推移が同じであった群 Wald検定の結果、上昇群（米）と初期上昇群（日）、中位水平群（米）と中位水平群（日）は、切片、一次項、及び二次項に等値制約をかけたモデルで有意差が見られなかった。このことは、双方の推移が同じであったことを示している。つまり、第1ブロックから第4ブロックまでNet Scoreが上昇し、その後は水

平に推移する群と、第1ブロックから第5ブロックまで Net Score はほとんど変動せず、0に近い値で水平に推移する群は日米の集団に共通して存在していると言える。

上昇群（米）と初期上昇群（日）は推移が同じであったものの、属する者の構成比には違いが見られた。属する者の構成比は米国データが35%、日本データが17%であった。ただし、米国データのうち、Maia & McClelland^[4]のデータセットでは9%、Worthy et al.^[5]のデータセットでは60%と構成比には差があるため、一概にアメリカにおいて初期上昇群が占める構成比が大きいとは言えない。ブロックごとの Net Score が上昇する群はどの研究においても健常群内に一定数内在しているが、その構成比は集団によって異なると考えられる。

中位水平群（米）は中位水平群（日）と推移が同じであり、属する者の構成比も近い数値であったが、米国データの内の2つのデータセットにおける中位水平群の構成比は大きく異なった。中位水平群の構成比は Maia & McClelland^[4]のデータセットでは40%、Worthy et al.^[5]のデータセットでは86%であった。データセットによって構成比は異なるものの、ブロックごとの Net Score が上昇せず0付近で留まる者は、健常群内において一定数存在すると考えられる。

推移の水準が異なった群 低位水平群（米）は、中位水平群（日）及び低位水平群（日）と切片、一次項、及び二次項に等値制約を課した場合は有意差があったものの、一次項及び二次項に等値制約を課した場合には有意差がなかった。このことは、それぞれ推移の形は同じであるものの推移する水準が異なることを示している。低位水平群（米）はブロックごとの Net Score の取りうる値の下限に近い数値を推移しており、低位水平群（日）よりも低い水準である。つまり、低位水平群（米）は1つのブロック内でほとんど Disadvantageous Deck (s) を選んでいるのに対して、低位水平群（日）はあくまでも Advantageous Deck (s) よりも Disadvantageous Deck (s) の選択が多かったことを示しているにすぎない。

本研究で用いたデータセットに、何らかの臨床群が混在している可能性は否定できない。米国データは、取得の際に心身の健康状態や問題行動等に関するスクリーニングは行われておらず、意思決定機能の低下が予見される者が事前に除かれたわけではない。これは日本データを取得した荻原他^[2]も同様である。荻原他^[2]は、Bechara et al.^[6]がブロックごとの Net Score が上昇しない者の要因を「未来への近視 (myopia for future)」としていることを挙げ、Bechara et al.^[6]における臨床群の推移より低い数値を示す低位水平群（日）は、即時の大きな報酬を求めて長期の見通しが持てない傾向がさらに強い集団である可能性があるとして述べた。低位水平群（米）は低位水平群（日）よりさらに低い数値を推移しているため、よりこの傾向が

強いと考えられる。内訳は3%と非常に少ないことから、健常群にまぎれた何かしらの臨床群であることも考えられるため、今後は罹患歴や現病歴を把握した上で検討が行われることが期待される。

日本データでのみ確認された群 米国データにおいて、後期上昇群（日）と推移が同じである群は見いだされなかった。この結果は、ブロックごとの Net Score の上昇に必要な試行数が異なる群が複数あるという荻原他^[2]の結果と一致しなかった。荻原他^[2]における後期上昇群（日）に属する者の構成比は4%と少数であり、米国データは日本データよりサンプルサイズが小さいことから、米国データには含まれなかった可能性がある。今後、ブロックごとの Net Score が上昇する者の要する試行数に焦点を当てて研究を行う場合には、十分なサンプルサイズが必要と思われる。

交差妥当性

米国データと日本データの間で推移が同じである上昇群（日本データでは初期上昇群）及び中位水平群は、健常群における典型的な類型であると考えられる。上昇群と中位水平群の構成比を合計すると、米国データでは98%（63%、35%）、日本データでは81%（64%、17%）であった。米国データのうち、Maia & McClelland^[4]のデータセットでは、100%（60%、40%）、Worthy et al.^[5]のデータセットでは95%（86%、9%）であった。いずれのデータセットを見ても、80%以上がこの2類型で構成されている。つまり、健常群のおおよそはこの2群で占められているということはどの集団においても共通であると考えられる。

米国データと日本データの構成比を比較すると、中位水平群（米）と中位水平群（日）以外では有意差が認められ、上昇群（米）と初期上昇群（日）の構成比と、これらの2群以外を合計した構成比には差があったことを示している。本研究では全体の平均値には差がなかったが、米国データと日本データの間で類型の構成比は異なっていたことが明らかとなった。

典型的な2つの類型の他にも、集団によって少数の群が混在することがある。本研究と荻原他^[2]で明らかになっているのは、ブロックごとの Net Score が低い値を推移する群（低位水平群（米））、ブロックごとの Net Score の上昇に多くの試行数を要する群（後期上昇群（米））である。これらの群についても焦点を当てた研究が望まれるが、その場合は十分なサンプルサイズが必要である。

本研究の限界

本研究の限界は、共変量の検討が十分になされていないことである。IGTは、性別や利き手が結果に影響を与えることが指摘されている。荻原他^[2]においては、右利き

の者のみを分析対象とし、性別が潜在クラスと潜在変数に与える影響についても共変量を用いて検討されている。ただ、Steingroever et al.⁴³⁾が公開している情報は参加者が選んだデッキのみであり、その他の情報は含まれていないため、本研究では検討が不可能であった。今後の研究では、共変量の影響も十分に考慮される必要がある。

利益相反

本論文に関して、開示すべき利益相反関連事項はない。

一 注 一

- 1 数値はグラフから読み取ったものであり、正確な数値とは異なる可能性がある。

一 文 献 一

- (1) Bechara, A., Damasio, A. R., Damasio, H., & Anderson, S. W.(1994). Insensitivity to future consequences following damage to human prefrontal cortex. *Cognition*, 50, 7-15.
- (2) Shurman, B., Horan, W. P., & Nuechterlein, K. H.(2005). Schizophrenia patients demonstrate a distinctive pattern of decision-making impairment on the Iowa Gambling Task. *Schizophrenia Research*, 72, 215 – 224.
- (3) Toplak, M. E., Jain, U., & Tannock, R.(2005). Executive and motivational processes in adolescents with Attention-Deficit-Hyperactivity Disorder (ADHD). *Behavioral and Brain Functions*, 1, 8.
- (4) 遊間 義一・金澤 雄一郎・河原 哲雄・東條 真希・荻原 彩佳・石田 祥子(2022). PC用日本語版アイオワギャンブル課題の開発と英語版との同等性 心理学研究, 93, 129-138.
- (5) Brogan, A., Hevey, D., & Pignatti, R.(2010). Anorexia, bulimia, and obesity: Shared decision making deficits on the Iowa Gambling Task (IGT). *Journal of the International Neuropsychological Society*, 16, 711-715.
- (6) Jollant, F., Bellivier, F., Leboyer, M., Astruc, B., Torres, S., Verdier, R., ... Courtet, P.(2005). Impaired decision making in suicide attempters. *American Journal of Psychiatry*, 162, 3043-3050.
- (7) Apkarian, A. V., Sosa, Y., Krauss, B. R., Thomas, P. S., Fredrickson, B. E., Levy, R. E., Harden, R. N., & Chialvo, D. R.(2004). Chronic pain patients are impaired on an emotional decision-making task. *Pain*, 108, 129-136.
- (8) Yao, Y-W., Wang, L-J., Yip, S. W., Chen, P-R., Song, L., Xu, J., Zhang, J-T., Deng, L-Y., Liu, Q-X., & Fang, X-Y. (2015). Impaired decision-making under risk is associated with gaming-specific inhibition deficits among college students with Internet gaming disorder. *Psychiatry Research*, 229, 302-30.
- (9) Bechara, A., Dolan, S., Denburg, N., Hindes, A., Anderson, S. W., & Nathan, P. E.(2001). Decision-making deficits, linked to a dysfunctional ventromedial prefrontal cortex, revealed in alcohol and stimulant abusers. *Neuropsychologia*, 39, 376-389.
- (10) Bull, P. N., Tippet, L. J., & Addis, D. R.(2015). Decision making in healthy participants on the Iowa Gambling Task: New insights from an operant approach. *Frontiers in Psychology*, 6, 391. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2015.00391>
- (11) Baron, A., & Perone, M.(1998). Experimental design and analysis in the laboratory study of human operant behavior. In K. A. Lattal & M. Perone (Eds.), *Handbook of research methods in human operant behavior* (pp.45-91). New York, NY: Plenum.
- (12) 荻原 彩佳・遊間 義一・金澤 雄一郎・河原 哲雄・東條 真希・石田 祥子(2023). 大学生におけるアイオワギャンブル課題の得点の推移の異質性 心理学研究, 93, 506-515.
- (13) Steingroever, H., Fridberg, D., Horstmann, A., Kjöme, K., Kumari, V., Lane, S.D., ... Premkumar, P.(2015). Data from 617 Healthy Participants Performing the Iowa Gambling Task: A “Many Labs” Collaboration. *Journal of open psychology data*, 3(5). Retrieved from <http://dx.doi.org/10.5334/jopd.ak>
- (14) Maia, T. V., & McClelland, J. L.(2004). A reexamination of the evidence for the somatic marker hypothesis: What participants really know in the Iowa gambling task. *Proceeding of the National Academy of Sciences*, 101, 45, 16075-16080.
- (15) Worthy, D. A., Pang, B. P., & Byrne, K. A.(2013). Decomposing the roles of perseveration and expected value representation in models of the Iowa gambling task. *Frontiers in Psychology*, 4, 640. <http://dx.doi.org/10.3389/fpsyg.2013.00640>
- (16) Ram, N., & Grimm, K. J.(2009). Methods and Measures: Growth Mixture Modeling: A Method for Identifying Differences in Longitudinal Change Among Unobserved Groups. *International Journal of Behavioral Development*, 33, 565-576.
- (17) Nylund, K. L., Asparouhov, T., & Muthén, B. O.(2007). Deciding on the number of classes in latent class analysis and growth mixture modeling: A Monte Carlo simulation study. *Structural Equation Modeling*, 14, 535-569.
- (18) Asparouhov, T., & Muthén, B.(2012). Using Mplus TECH11 and TECH14 to test the number of latent classes. Mplus Web Notes. Retrieved from <https://www.statmodel.com/examples/webnote.shtml>(May 12, 2023)
- (19) Muthén, L., & Muthén, B.(1998-2017). Mplus User's

Guide(Eighth ed.) Los Angeles, CA: Muthén & Muthén.

- (20) Bechara, A., Tranel, D., & Damasio, H.(2000). Characterization of the decision-making deficit of patients with ventromedial prefrontal cortex lesions. *Brain*, 123, 2189–2202.

— 図 —

- 図3 萩原 彩佳・遊間 義一・金澤 雄一郎・河原 哲雄・東條 真希・石田 祥子 (2023). 大学生におけるアイオワギャンブル課題の得点の推移の異質性 心理学研究, 93, p.511, Figure 2.