Journal of Intelligence Science in Local Research (JIS-LR)

Vol.02 No.1

下関市立大学 研究機構

目 次

1	エビデンスに基づくモデル選択 ―線形モデルが勾配ブースティング決定木を上回る状況とその理由―	白濱 成希 (下関市立大学)	1-19
2	標準正規分布の問題に関する誤答分析 及び効果的な教育提案と検証 －文科系大学生に行った「標準正規分布」のテスト問題の誤答分析を通して－	佐々木 淳 (下関市立大学)	20-39
3	くじら産業の街・下関市、北九州市を巡る － 新たな観光ツアー商品の可能性を探る －	岸本 充弘 (下関市立大学)	40-55

【原著論文】

エビデンスに基づくモデル選択

―線形モデルが勾配ブースティング決定木を上回る状況とその理由―

Evidence-Based Model Selection

—When and Why Linear Models Outperform Gradient Boosting Decision Trees—

白濵　成希 [1]

Naruki Shirahama[1]

[1] 下関市立大学データサイエンス学部データサイエンス学科

[1]Department of Data Science, Faculty of Data Science, Shimonoseki City University

要旨

勾配ブースティング決定木（GBDT）が広く採用されているにもかかわらず，実際の現場では，どのような状況で線形モデルが有効なのかを判断するための体系的な基準を持っていない．この知見の不足は，計算効率，解釈可能性，そして外挿能力が要求される応用分野におけるモデル選択に影響を与えている．本研究では，データの特性を分離する 5 つの体系的な実験を通じてこの問題に取り組む．具体的には，線形性の優位性，特徴量の交互作用，外挿の要求，小標本シナリオ，そして解釈可能性の要件である．我々の多次元評価フレームワークは，予測性能と計算効率および解釈可能性のコストを統合し，線形回帰と GBDT の包括的な実証的比較を提供する.線形モデルは,4 つの重要な条件下で GBDT を大幅に上回った.

キーワード：　機械学習，モデル選択，線形回帰，勾配ブースティング決定木，解釈可能性，外挿，計算効率

Abstract

Despite the widespread adoption of Gradient Boosting Decision Trees (GBDTs), practitioners lack systematic criteria for determining when linear models are more effective. This knowledge gap impacts model selection in applications where computational efficiency, interpretability, and extrapolation capabilities are required. This study addresses this issue through five systematic experiments that isolate data characteristics: linearity dominance, feature interactions, extrapolation requirements, small-sample scenarios, and interpretability needs. Our multi-dimensional evaluation

framework integrates predictive performance with computational and interpretability costs, providing a comprehensive empirical comparison of linear regression and GBDTs. Linear models significantly outperformed GBDTs under four critical conditions.

Keywords: Machine Learning, Model Selection, Linear Regression, Gradient Boosting Decision Trees, Interpretability, Extrapolation, Computational Efficiency

1. はじめに

機械学習の分野は、複雑なアンサンブル法への移行がかつてないほど進んでいる（Chen and Guestrin, 2016, pp.785-794; Ke et al., 2017, pp.3149-3157）。中でも勾配ブースティング決定木（GBDT）（Friedman, 2001, pp.1189-1232）は、現在では多様な応用分野で支配的なパラダイムとして台頭している。XGBoost や LightGBM の広範な採用に代表されるこのアルゴリズムが広く普及したのは、主に Kaggle コンペティションのような競争環境での実証的な成功と、その後の生産システムへの展開によるものである（Chen and Guestrin, 2016, pp.785-794）。しかし、単純さよりも複雑さを優先するこの傾向は、実践的な機械学習シナリオにおける最適なモデル選択に関する根本的な問いを提起する。

GBDT 手法が見かけ上の成功を収めているにもかかわらず、機械学習コミュニティは重大な知識のギャップに直面している。それは、より単純な線形モデルが、GBDT のような複雑なモデルの性能を上回る状況を判断するための、体系的でエビデンスに基づいた基準が存在しないことである。現在のモデル選択の実践は、試行錯誤的なアプローチや、厳密な実証的検証を欠いたヒューリスティックなルールに大きく依存している（Hastie et al., 2009）。この方法論的な不備は、予測精度、計算効率、解釈可能性といった複数の競合する目的のバランスを取らなければならない実務家にとって、重大な意味を持つ。

予測性能指標のみに過度に焦点を当てることは、実世界での展開に影響を与える重要なトレードオフを覆い隠してきた（Rudin, 2019, pp.206-215）。線形手法と木ベース手法の既存の比較研究には、いくつかの重大な限界がある。（1）主に精度指標に焦点を当てた狭い評価基準、（2）異なるアルゴリズム的アプローチを支持するデータ特性の限定的な考慮、（3）計算コストおよび解釈可能性コストの不十分な分析、そして（4）多くの実用的な応用にとって不可欠な能力である外挿性能の不適切な評価である。

さらに、線形モデルがいつ、なぜ優れた実践的価値を示す可能性があるのかについての理論的理解は限られている、統計的学習理論は様々なモデルクラスに対する漸近的な保証を提供するが（Hastie et al., 2009）、異なるデータ生成プロセスにおける有限標本での振る舞いや実践的な性能特性については、包括的な実証的特徴付けが欠けている。このように理論的な指針がないことが、実践におけるモデル選択の不確実性を生む直接的な原因となっている。

本研究は、慎重に設計された実験シナリオを通じて、線形回帰モデルと GBDT の体系的かつ多次元的な比較を初めて提供することにより、これらの根本的なギャップに取り組む。モデル性能の異なる側面—線形性の優位性、交互作用の複雑さ、外挿能力、小標本での頑健性、解釈可能性の要件—を対象とする 5 つの包括的な実験を通じて、我々は機械学習実践におけ

るエビデンスに基づくモデル選択のための実証的基盤を確立した。なお、本研究では汎化能力については、外挿能力および小標本での頑健性という形で評価している。

1.1 研究目的と仮説

本研究の主目的は、観測可能なデータ特性とタスク要件に基づき、線形回帰と GBDT 手法の間で最適なモデル選択を行うための、実証的に裏付けられた基準を開発することであった。本研究は、3 つの具体的なリサーチクエスチョンを中心に構成された。

- RQ1：**どのようなデータ特性を持つ場合に、線形モデルは GBDT と比較して優れた予測性能を示すか？** 我々は、基礎となるデータ生成プロセスが強い線形性を示す場合(H_{1a})、標本サイズが複雑なモデルのパラメータ化を支えるには不十分な場合(H_{1b})、そして予測が訓練データの分布範囲外に及ぶ場合(H_{1c})に、線形モデルが GBDT を上回ると仮説を立てる。
- RQ2：**様々なシナリオにおいて、線形モデルと GBDT の間で計算効率と解釈可能性のコストはどのように異なるか？** 我々は、線形モデルが訓練時間、推論時間、および説明生成時間において顕著に計算効率が高いとする仮説を立てる($H_{2a,2b,2c}$)。また、線形モデルは本質的に解釈可能であり、説明生成に追加の計算オーバーヘッドを必要としないと考える。
- RQ3：**実世界の機械学習応用におけるエビデンスに基づくモデル選択のために、どのような実践的ガイドラインを導き出せるか？** 我々は、予測精度、計算効率、解釈可能性コスト、外挿能力という複数の次元にわたる体系的な評価が、線形モデルが優れた実践的価値を提供する明確なシナリオを明らかにし(H_3)、実務家のための実用的な意思決定フレームワークにつながると仮説を立てる。

1.2 期待される貢献と新規性

本研究は、機械学習の文献と実践に対していくつかの新規な貢献を行う。第一に、我々はこれまでで最も包括的な線形手法と木ベース手法の実証的比較を提供し、計算効率、解釈可能性コスト、外挿能力といった、予測精度に焦点を当てた研究では通常無視される次元を組み込んでいる。第二に、我々は線形モデルが有利となる条件に関する初めての体系的なエビデンス基盤を確立し、表形式データ応用における GBDT の優位性という一般的な仮定について検討する。

第三に、我々は予測性能と実践的な展開要件を統合する多次元評価フレームワークを導入し、アルゴリズム開発と実世界の応用で求められる要件との間の乖離を埋める。第四に、我々はモデル評価における外挿性能評価の極めて重要な意義を実証する。

最後に、本研究はモデル選択の決定に直面する実務家に対し、アドホックなアプローチを超えてエビデンスに基づいた方法論へと移行するための、実用的なガイドラインを提供する。我々の発見は、持続可能な機械学習の実践、規制遵守要件、そして計算効率とモデルの透明性が最重要であるリソースに制約のある展開シナリオに対して、直接的な示唆を与える。

2. 関連研究

2.1 線形モデルと正則化の基礎

線形回帰の理論的基礎は広範に発展しており、特に正則化技術が重要である。Hoerl と Kennard は、L2 正則化を伴う Ridge 回帰を導入し、係数の縮小が高次元シナリオにおいて予測の安定性を向上させ、過学習を減少させる方法を示した（Hoerl and Kennard, 1970, pp.55-67)。しかし、彼らの分析は主に統計的特性に焦点を当てており、アンサンブル法との計算効率の比較は行われていなかった。

Tibshirani の画期的な貢献は、L1 正則化を伴う Lasso 回帰を、特徴量選択とパラメータ推定を同時に行うための基本的な技術として確立した。L1 制約の下で残差二乗和を最小化することにより、Lasso は本質的に解釈可能でありながら Ridge 回帰の安定性特性を示すスパースな解を生成する。しかし、彼らの研究（Tibshirani, 1996, , pp.267-288）では、多様なデータ特性にわたる木ベースの代替手法との計算効率を体系的に比較していなかった。また、Tibshirani は、Lasso の発展に関する遡及的分析を提供し、元の 1996 年の論文以降の進展をレビューし、スパースな係数推定による自動的な特徴量選択能力を強調した（Tibshirani, 2011, pp.273-282)。これらの研究は Lasso の本質的な解釈可能性の利点を示しているが、アンサンブル法との計算効率の体系的な比較は未だ探求されていない。

より広範な統計的学習の視点は、Hastie らによって体系化された（Hastie et al., 2009)。彼らは、多様なアルゴリズムクラスにわたるバイアス-バリアンストレードオフ、モデル選択原理、および正則化技術を理解するための包括的な理論的基礎を提供した。彼らの線形モデル対アンサンブル法の扱いは重要な理論的文脈を提供するが、我々の貢献を定義する効率-解釈可能性-外挿のトレードオフを定量化するための実証的フレームワークを欠いている。

正則化手法における最近の進歩は、これらの手法をさらに洗練させている。Rokem と Kay は、罰則パラメータではなく係数比の観点から Ridge 回帰を再パラメータ化することにより、ハイパーパラメータ選択における課題に対処する高速で解釈可能な再パラメータ化として、fractional ridge regression を導入した（Rokem and Kay, 2020)。Tew らは、Ridge 回帰のハイパーパラメータ調整に対するベイズ的アプローチが、交差検証を上回り、かつ計算効率が高いことを示した（Tew et al., 2023,)。しかし、これらの研究は線形モデルクラス内での最適化に焦点を当てており、勾配ブースティングのような根本的に異なるアプローチとの比較評価は行われていない。

2.2 勾配ブースティングとアンサンブル法

アンサンブル法の発展は、機械学習を根本的に変革した。Breiman は、ランダムフォレストを、各木が独立したランダムベクトルサンプルに依存する木予測器の組み合わせとして導入し、アンサンブル法が特徴量の重要度を通じて解釈可能性を維持しつつ、分散削減によって優れた汎化を達成できることを示した（Breiman, 2001, pp.5-32)。個々の木の強度と木々の間の相関関係に関する彼の理論的分析は、アンサンブル設計に関する重要な洞察を提供し

たが、より単純な線形の代替手法との相対的な計算効率は体系的に評価されていない。

Friedman は、勾配ブースティングを加法的モデリングの一般的なフレームワークとして形式化し、逐次的な弱学習器の組み合わせを通じてバイアスを減少させる強力な技術として確立した（Friedman, 2001, pp.1189-1232）。彼の理論的基礎は、現代のアンサンブル法のアルゴリズム的基盤を提供し、段階的な加法的展開と関数空間における最急降下法による最小化を結びつけた。しかし、より単純な代替手法との相対的な計算効率の分析は体系的に行われていない。

実用的なブレークスルーは、Chen と Guestrin によってもたらされた。彼らの XGBoost 実装は、スパース性を考慮したアルゴリズムや正則化の強化を含むアルゴリズム最適化を通じて広範な採用を達成した。彼らの実験的検証は多数のデータセットで優れた性能を示したが、評価は主に予測精度に焦点を当てており、計算コスト、解釈可能性の要件、または外挿能力の体系的な分析は行われていなかった（Chen and Guestrin, 2016, pp.785-794）。

Ke らは、LightGBM の勾配ベース片側サンプリングと排他的特徴量バンドリング技術を通じて GBDT の効率をさらに向上させ、精度を維持しつつ訓練速度を 20 倍以上高速化した（Ke et al., 2017, pp.3149-3157）。Prokhorenkova らは、勾配ブースティングにおける予測シフトの問題に対処するために、順序付きブースティングと新しいカテゴリカル特徴量処理を導入した（Prokhorenkova et al., 2018, pp.6639-6649）。しかし、これらの実装は GBDT パラダイム内での効率改善に焦点を当てており、より単純な線形アプローチが好ましい可能性のあるシナリオを評価していない。

2.3 モデル選択と比較分析

モデル選択において、解釈可能性の視点はますます重要性を増している。Rudin は、ハイステークスな決定において事後的な説明に頼ることに反対し、代わりに線形回帰のような本質的に解釈可能なモデルを提唱した（Rudin, 2019, pp.206-215）。彼女の批判は、解釈可能なモデルを最初から使用するのではなく、ブラックボックスモデルを説明しようと試みることが、重要な応用において不適切な実践を永続させ、害を引き起こす可能性があることを強調している。彼女の議論は解釈可能性分析に貴重な文脈を提供するが、説明生成の計算コストを体系的に定量化したり、モデルクラス間で外挿能力を比較したりはしていない。

複雑なモデルを説明するという課題は、Lundberg と Lee によって体系的に対処された。彼らは、モデルの予測を解釈するための統一フレームワークとして SHAP（SHapley Additive exPlanations）を開発した（Lundberg and Lee, 2017, pp.4768-4777）。SHAP は、既存の 6 つの解釈手法を統一する理論的に裏付けられたアプローチを用いて、特定の予測に対して各特徴量に重要度を割り当てる。彼らのフレームワークは、多様なアルゴリズム間で一貫した説明生成を可能にするが、複雑なモデルに対する SHAP 生成の計算オーバーヘッドと、線形係数の本質的な解釈可能性との比較は、我々の研究が体系的に定量化する重要な効率上の考慮事項である。

Molnar は、解釈可能な機械学習技術に関する包括的な解説を提供し、多様なアルゴリズムにわたる説明手法とその応用を統合した。彼の著作は、個々の予測に対する LIME やシャープレイ値のようなモデルに依存しない手法や、一般的な特徴量-予測関係に対する順列特徴量

重要度などをカバーしている（Molnar, 2019）。しかし、彼の定性的な分析には、特定のデータ特性にわたる効率-解釈可能性のトレードオフを定量化するための実証的フレームワークが欠けており、それを我々の研究が提供する。

最近の実証研究は、これらのギャップに対処し始めている。Ranglani は、複数の機械学習モデルにわたるバイアス-バリアンストレードオフの実証分析を行い、ランダムフォレストや勾配ブースティングのようなアンサンブル法がより良いバイアス-バリアンスバランスを達成することを発見したが、特定のシナリオではより単純なモデルが利点を持つ可能性があると指摘している（Ranglani, 2024）。Herm らは、ユーザー実験を通じて性能と説明可能性のトレードオフに関する仮定に対し、そのトレードオフは一般的に想定されているよりも緩やかではなく、より状況依存的であり、データの複雑さが重要な役割を果たすことを見出した（Herm et al., 2023）。

我々の研究は、予測性能と計算効率、解釈可能性コスト、および外挿能力を統合する初めての体系的かつ多次元的な評価フレームワークを提供することにより、既存の比較文献における重大なギャップに対処する。主に精度指標や定性的な解釈可能性評価に焦点を当てた以前の研究とは異なり、我々のアプローチは、観測可能なデータ特性とモデルの実践的な展開要件に基づいたエビデンスに基づくモデル選択を可能にする。

3. 方法

3.1 実験計画

我々は、異なるデータ特性とタスク要件にわたる線形回帰モデルと GBDT の比較性能を評価するために、5 つの体系的な実験を実施した。各実験は、モデル性能に影響を与える特定の要因を分離するように設計された。すなわち（1）データの線形性、（2）特徴量の交互作用、（3）外挿の要件、（4）標本サイズの制限、および（5）解釈可能性の要求、の 5 つである。

3.2 データセット

我々の実験フレームワークは、多様なシナリオの包括的な評価を提供するために、合成データセットと実世界データセットの両方を使用した。制御された実験のために、我々は正確に既知の真の関係を持つ合成データセットを生成し、モデルの近似能力の決定的な評価を可能にした。合成データ生成戦略は、モデル性能に影響を与える特定の要因を分離するために設計された 5 つの異なる実験シナリオを包含した。

最初の実験では、線形性が優位なデータを使用した。これは、以下の式に従って生成され、係数β_iは標準正規分布から抽出され、ガウスノイズ$\epsilon \sim \mathrm{N}(0, \sigma^2)$が現実的な測定不確実性をシミュレートするために加えられた。

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^{p} \beta_i x_i + \epsilon$$

この設計は、基礎となるデータ生成プロセスが線形モデルの仮定と正確に一致する場合のモ

デル性能を直接評価することを可能にした。

2 番目の実験では、低い交互作用のシナリオを調査するために、Friedman による Friedman1 データセット（Friedman, 1991, pp.1-67）を使用した。このデータセットは、主に線形特性を維持しつつ、限定的な非線形交互作用を組み込んでいる。このデータセットは、モデルが純粋な線形性からの穏やかな逸脱をどのように扱うかを、圧倒的な非線形複雑性なしに評価するための制御された環境を提供する。

3 番目の実験は、特殊なデータ生成プロセスを通じて外挿能力に焦点を当てた。訓練データはドメイン$x \in [-1,1]$に制約され、テストは拡張された範囲$x \in [-2,2]$で実行された。この実験計画は、予測が訓練データ分布の外で行われなければならない場合のモデル性能という、重要な実践的問題に直接対処する。

4 番目の実験は、意図的に困難な条件下での高次元小標本シナリオを検証した。$n = 100$サンプルと$p > n$の特徴量である。この構成は、特徴量の次元が標本サイズを超えるという、ゲノミクスや神経画像学のような現代の応用で一般的な統計的に困難な状況における、モデルの過学習に対する頑健性をテストする。

5 番目の実験では、UCI 機械学習リポジトリの Statlog (German Credit Data) データセット（Hofmann, 1994)を組み込んだ。このデータセットは、信用リスク評価という、透明な意思決定プロセスが求められる実世界の二値分類問題である。これは、解釈可能性が最重要である実践的な展開シナリオを代表するために選択された。このデータセットは、我々の合成実験の結論に対する外部妥当性を提供し、実際の応用シナリオにおける性能特性を実証する。

3.3 実験プロトコルと検証方法

すべての実験は、再現可能で妥当な結果が得られることを保証するために、厳格な統計プロトコルに従った。合成データ実験では、データ生成およびモデルフィッティングプロセスにおけるランダムな変動を考慮するために、複数の独立した実現値（実験ごとに$n = 5$）を生成した。各データセットの実現値は、訓練用に 80%、テスト用に 20%を割り当てる層化訓練-テスト分割にかけられ、すべてのモデル比較で一貫した比率を維持した。

正則化線形モデルのハイパーパラメータ最適化は、訓練セット内で 5 分割交差検証を使用し、正則化パラメータαは対数範囲$[10^{-4}, 10^{4}]$にわたって 50 の候補値を持つグリッドサーチを用いて探索された。このアプローチは、線形モデルが計算上の実現可能性を維持しつつ最適に調整されることを保証する。GBDT モデルについては、過学習を防ぐため、デフォルトのハイパーパラメータと早期停止を用いた。具体的には、訓練データの 20%を検証セットとし、その性能が 10 イテレーションにわたって改善しなくなった時点で学習を打ち切るペイシェンス機構を実装した。

モデル間の性能比較は、5 回の独立した実験試行から得られた評価指標の中央値に基づいて行った。多くのシナリオで観測された性能差（例：計算効率における著しい差や、R^2 値の符号の反転）は非常に大きく、その優位性は明白であった。そのため、本稿では p 値を用いた仮説検定の議論は行わず、観測された効果量の大きさに焦点を当てて分析する。

3.4 計算環境と再現性

すべての計算実験は、公正な時間比較と再現可能な結果を保証するために、同一のハードウェア構成で実施された。実験プラットフォームは、13 世代 Intel Core i5-1335U プロセッサ（ハイパースレッディング付き 12 論理コア）、8GB のシステム RAM で構成され、Windows Subsystem for Linux 2（WSL2）環境で実行された。異なる展開シナリオ間での一貫性を維持し、タイミング測定の広範な適用可能性を確保するために、GPU アクセラレーションは使用されなかった。

使用されたソフトウェア環境は、Ubuntu 24.04.3 LTS（Linux カーネル 6.6.87.2-microsoft-standard-WSL2）と Python 3.12.3 であった。重要なライブラリのバージョンには、scikit-learn 1.7.0，XGBoost 2.1.4，LightGBM 4.6.0，NumPy 1.26.4，および pandas 2.2.3 が含まれる。すべての実験では、並列処理による変動を排除するためにシングルスレッド実行を採用し、計算タイミング測定値は測定分散を最小化するために 5 回の独立した実行の中央値を表す。ランダムシードは、統計的独立性を確保しつつ再現性を維持するために、実験実行全体で体系的に変更された（seed = 42 + experiment_id）。

メモリ使用量の監視が実装され、メモリ関連の性能アーティファクトの可能性を検出し、すべての実験がスワップ利用なしで利用可能なランダムアクセスメモリ（RAM）制限内で動作することを確認した。WSL2 環境は一貫した仮想化ハードウェア抽象化を提供し、ホストシステムの変動からの分離を維持しつつ、実験実行全体で再現可能な計算性能を保証する。

3.5 モデル構成と実装

線形モデリングパラダイムについては、線形関係の異なる側面を捉えるために 4 つの補完的なアプローチを実装した。標準的な通常最小二乗線形回帰がベースライン手法として機能し、残差二乗和の直接的な最小化を通じて非正則化パラメータ推定を提供した。潜在的な多重共線性と過学習に対処するために、L2 正則化を伴う Ridge 回帰を組み込み、正則化パラメータαは対数間隔を用いて範囲$[10^{-4}, 10^{4}]$にわたる 5 分割交差検証を通じて最適化された。L1 正則化を伴う Lasso 回帰も同様に構成され、スパースな係数推定による自動的な特徴量選択を可能にした。分類実験では、L1 および L2 正則化オプションの両方を持つロジスティック回帰が採用され、最適化収束のために Liblinear ソルバーが利用された。

勾配ブースティング決定木の方法論は、2 つの最先端の実装である XGBoost と LightGBM を用いて表現された。両フレームワークは、再現可能なベースライン性能を保証するためにそれぞれのデフォルトのハイパーパラメータ設定で構成され、過剰な訓練イテレーションを防ぐために早期停止メカニズムが有効化された。デフォルト構成には、学習率 0.1、XGBoost の最大木深度 6、LightGBM の無制限、および検証セットの性能に基づいて 10 イテレーションの早期停止ペイシェンスを持つ 100 回のブースティングラウンドが含まれた。

3.6 評価フレームワークと指標

我々の包括的な評価フレームワークは、モデル性能の 3 つの重要な次元を包含する.すなわ

ち、予測精度、計算効率、および解釈可能性である。回帰タスクでは、予測性能は決定係数(R^2)を用いて定量化された。これは、単純な平均予測器と比較してモデルによって説明される分散の割合を測定する。さらに、我々は二乗平均平方根誤差（RMSE）と平均絶対誤差（MAE）を計算し、元のデータ単位で予測品質を直接反映する絶対的なスケール依存の性能指標を提供した。

分類性能は、精度（正解予測の割合）、F1 スコア（適合率と再現率の調和平均）、および ROC 曲線下面積（AUC）を用いて評価され、異なる決定閾値にわたるモデルの識別能力の包括的な視点を提供した。F1 スコアは、クラス不均衡の可能性があるデータセットにとって特に重要であり、モデル評価が偽陽性率と偽陰性率の両方を考慮することを保証する。

計算効率分析には、訓練時間測定（完全なモデルフィッティングのためのウォールクロック時間）と推論時間評価（テストセット全体に対する予測時間）が含まれた。これらの指標は、展開の実現可能性とスケーラビリティに関する実践的な洞察を提供する。解釈可能性コストを評価するために、我々は SHAP（SHapley Additive exPlanations）値計算に必要な時間を測定した。これは、モデル予測に対する事後的な説明を生成することに関連する計算オーバーヘッドを定量化する。

過学習評価のために、我々は $OF = Test\ Error/Training\ Error$ として定義される過学習係数を使用した。ここで、1.0 を大幅に上回る値は潜在的な過学習行動を示す。この指標は、異なるモデルアーキテクチャ間で汎化能力を比較するための標準化されたアプローチを提供する。

4. 結果

4.1 実験 1：線形性が優位なデータ

表 1 は、5 回の独立した実験の中央値に基づいた、線形性が優位な合成データの定量的性能比較を示す。線形回帰が最高のR^2スコア 0.0035 を達成し、次いで Ridge($R^2 = 0.0040$), Lasso($R^2 = -0.0040$)であった。GBDT 手法は負のR^2値を示した（LightGBM($R^2 = -0.0011$), XGBoost($R^2 = -0.0020$)）。

この結果は、データ生成プロセスが純粋に線形である場合、線形モデルがその構造的仮定と完全に一致するため優れた性能を示すことを実証している。一方、GBDT モデルは、過度に複雑な非線形境界を学習しようとすることで過学習を起こし、結果として負のR^2値という平均値予測よりも劣る性能を示した。これは、モデルの複雑性がデータの本質的な構造と一致しない場合、複雑なモデルが単純なモデルよりも劣ることを明確に示している。

線形モデルは約 25.45 の RMSE 値を達成した（線形回帰：25.46，Ridge：25.45，Lasso：25.45）に対し、GBDT 手法はより高い誤差を示した（LightGBM：25.52, XGBoost：25.45）。訓練時間の差は顕著であった。Ridge は 0.0122 秒を要したのに対し、XGBoost は 0.1522 秒であった。SHAP 計算時間は明確な差が表れた。線形モデルは約 0.001 秒で説明を算出したのに対し、GBDT 手法は 0.06～0.13 秒を要した。図 1 は、R^2スコア、計算効率、解釈可能性コストを含む複数の指標において、線形モデル（Ridge，線形回帰，Lasso）が GBDT 手法（LightGBM，XGBoost）よりも優れた性能を示すことを実証している。線形モデルは正の

R^2値を達成する一方、GBDT 手法は負の性能を示し、線形性が優位なシナリオにおける体系的な過学習を示唆している。この図は、これらの結果を視覚的に要約し、強い線形性条件下において、線形モデルが予測精度、計算効率、および解釈可能性のコストの面で総合的に優れていることを示している。

表 1　実験 1：線形性が優位なデータにおけるモデル性能比較

モデル	訓練時間(s)	推論時間(s)	RMSE	MAE	R^2	SHAP 時間(s)
線形回帰	0.0122	0.0028	25.46	20.41	0.0035	0.0010
Ridge	2.2129	0.0004	25.45	20.40	0.0040	0.0012
Lasso	0.1266	0.0003	25.45	20.40	0.0040	0.0012
LightGBM	0.0574	0.0040	25.52	20.40	-0.0011	0.1289
XGBoost	0.1522	0.0042	25.54	20.45	-0.0020	0.0603

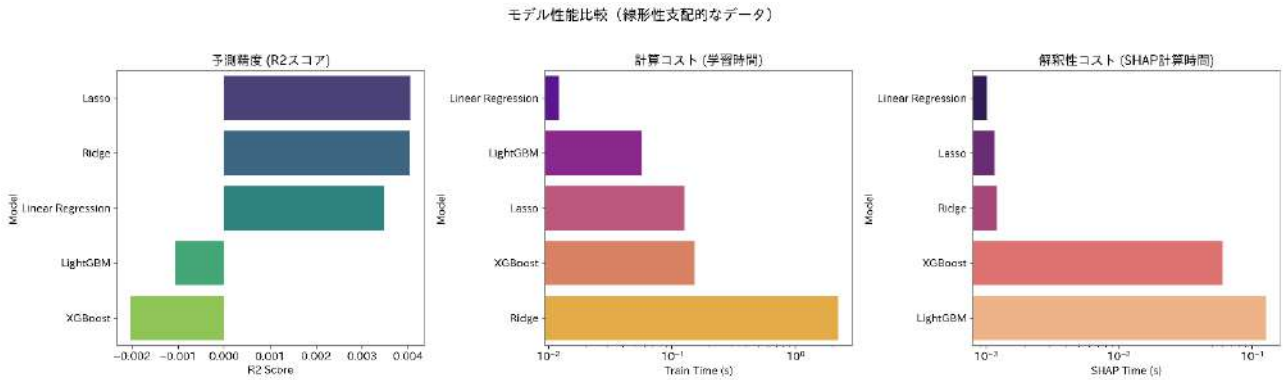


図 1　実験 1：線形性が優位なデータにおける包括的な性能比較

4.2 実験 2：低い交互作用のデータ

表 2 は、限定的な特徴量交互作用を持つ Friedman1 データセットの性能結果を示す。LightGBM が最高のR^2スコア 0.453 を達成し、次いで XGBoost($R^2 = 0.431$)であった。線形モデルは約 0.374 のR^2値を達成した（Ridge と線形回帰）。最良の GBDT 手法（LightGBM）と最良の線形手法（Lasso）の性能差は、R^2スコアで約 26.6%であった。

この結果は、データに限定的な非線形交互作用が含まれる場合、GBDT モデルがこれらの複雑なパターンを捉える能力により優位性を示すことを明らかにしている。ただし、性能向上は約 27%に留まり、計算コストは線形モデルの約 30 倍に増加している。このトレードオフは、わずかな精度向上のために大幅な計算リソースを投入することの妥当性を慎重に検討する必要性を示している。

LightGBM は訓練に 0.1167 秒を要したのに対し、線形回帰は 0.0038 秒であり、計算コストで約 30.7 倍の差があった。予測性能のわずかな向上と計算コストの著しい増加とのトレードオフは、図 2 に視覚的に示されている。この図は、GBDT 手法が線形モデルに対して利点を示し始める境界条件を示している。LightGBM が最高のR^2スコア（0.453）を達成する一方で、線形モデル($R^2 \approx 0.357$)に対する性能向上は、顕著な計算コスト（約 30.7 倍長い訓練時

間）を伴う。この図は、限定的な特徴量交互作用を持つシナリオにおける、モデルの複雑さと計算効率の間のトレードオフを明らかにしている。

表 2　実験 2：低い交互作用のデータ（Friedman1）におけるモデル性能

モデル	訓練時間(s)	推論時間(s)	RMSE	MAE	R^2	SHAP 時間(s)
LightGBM	0.1167	0.0039	5.132	4.098	0.453	1.899
XGBoost	0.1537	0.0033	5.249	4.176	0.431	0.594
線形回帰	0.0038	0.0258	5.498	4.402	0.357	0.0015
Ridge	1.6748	0.0002	5.499	4.402	0.357	0.0011
Lasso	0.1144	0.0002	5.504	4.402	0.358	0.0011

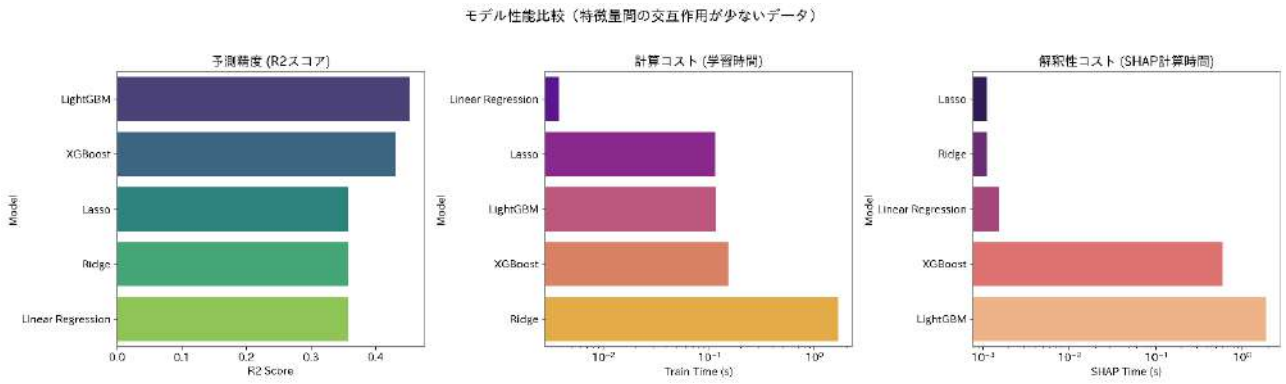


図 2　実験 2：低い交互作用のデータ（Friedman1）における性能分析

4.3 実験 3：外挿性能

表 3 は、外挿性能の結果を示す。ここで、$x \in [-1,1]$で訓練されたモデルが$x \in [-2,2]$でテストされた。線形回帰が$R^2 = 0.880$，RMSE = 10.34，MAE = 8.25 で最良の外挿性能を達成した。Ridge と Lasso も同様の性能を示した($R^2 \approx 0.025$~0.065)。対照的に、GBDT の性能は著しく低下した。XGBoost は$R^2 = -0.063$，LightGBM は$R^2 = 0.010$を達成し、平均予測よりも著しく悪い性能を示した。

この結果は、決定木ベースのモデルの構造的限界を明確に示している。決定木は訓練データの範囲内でしか予測できないという本質的な制約があり、外挿が必要な状況では訓練時に観測された値の範囲を超えた予測ができない。一方、線形モデルはパラメトリックな関数形を持つため、訓練範囲外への自然な外挿が可能である。この特性は、時系列予測や傾向分析など、未来の予測が必要な多くの実践的応用において極めて重要である。

負の値は、ランダムな推測よりも悪い予測を示しており、RMSE 値はそれぞれ 11.17 と 10.53 で、線形手法の誤差とほぼ同等であった。

これとは対照的に、すべての線形手法は驚くほど同様で優れた性能を達成した。線形回帰($R^2 = 0.080$)，Ridge($R^2 = 0.065$)，Lasso($R^2 = 0.025$)。これらの結果は、構造上、訓練中に観測された値の範囲内でしか予測できないという、木ベース手法の理論的限界を実証的に裏付けるものである。

表 3　実験 3：外挿性能分析結果

モデル	訓練時間(s)	推論時間(s)	RMSE	MAE	R^2
線形回帰	0.0013	0.0005	10.34	8.25	0.080
Lasso	0.0370	0.0002	10.44	8.39	0.025
Ridge	0.4655	0.0001	10.44	8.37	0.065
LightGBM	0.0114	0.0032	10.53	8.47	0.010
XGBoost	0.0433	0.0034	11.17	9.07	-0.063

4.4 実験 4：小標本高次元データ

表 4 で、$n = 100$サンプルと$p > n$の特徴量を持つデータにおける過学習挙動の分析を示す。Lasso が過学習係数 2.28 で最良の過学習耐性を示し、次いで LightGBM（1.49），XGBoost（1.23）であった。線形回帰（過学習係数：4.29×10^{14}），Ridge（8.83×10^{5}）。

この結果は、高次元小標本シナリオにおける正則化の重要性を明確に示している。Lasso モデルは、L1 正則化により不要な特徴量の係数をゼロに縮小することで、効果的に特徴量選択を行いながら過学習を防いでいる。一方、正則化のない線形回帰は完全な過学習を起こし、実質的に訓練データを記憶してしまっている。GBDT モデルも過学習係数は比較的小さいものの、Lasso ほどの頑健性は示していない。これは、特徴量数が 10 標本数を超える統計的に困難な状況において、適切な正則化を持つ線形モデルの優位性を実証している。

XGBoost は訓練性能$(RMSE = 147.47, R^2 = 0.422)$を達成したが、テスト性能は著しく低下した$(RMSE = 181.03, R^2 = 0.048)$（図 3）。図 3 において、GBDT モデル（特に XGBoost）のトレーニング性能とテスト性能の間の顕著な差が線形モデルの頑健性との対比として視覚的に示されている。この図は、$p > n$の場合における異なるモデルの過学習挙動を明確に示している。線形モデル、特に Lasso は、最小限の訓練-テスト性能ギャップで優れた正則化を示したのに対し、GBDT 手法は深刻な過学習を示した。XGBoost は、ほぼ完璧な訓練性能$(R^2 = 1000)$とテスト性能$(R^2 = 0.372)$での極端な過学習を示し、高次元小標本シナリオにおける正則化線形モデルの優れた頑健性を裏付けている。

表 4　実験 4 の結果：小標本高次元データにおけるモデル性能比較

モデル	RMSE(訓練)	RMSE(テスト)	R^2(訓練)	R^2(テスト)	過学習係数
Lasso(α=1.0)	20.45	39.04	0.989	0.950	2.28
線形回帰	0.0000	168.76	1.000	0.325	4.29e14
Ridge(α=1.0)	0.0001	173.87	0.999	0.255	8.83e5
LightGBM	107.48	150.83	0.696	0.354	1.49
XGBoost	147.47	181.03	0.422	0.048	1.23

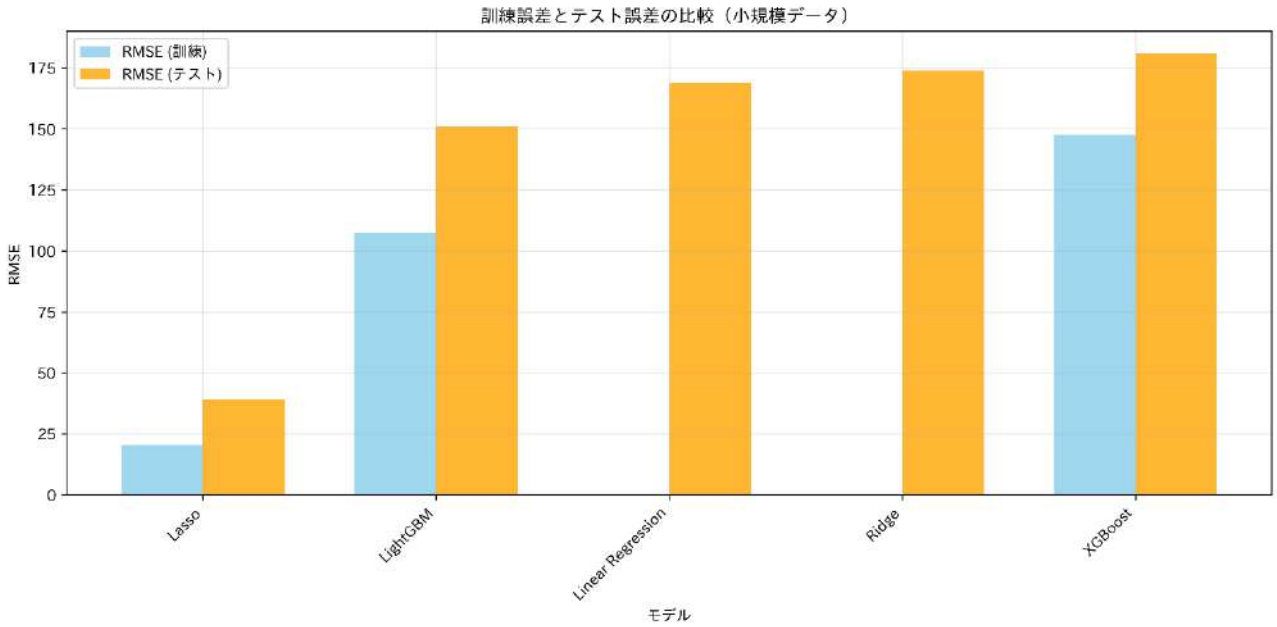


図 3　実験 4：小標本高次元シナリオにおける訓練対テスト性能

4.5 実験 5：実世界の分類性能

表 5 は、実世界の二値分類タスクの結果を示す。L1 正則化付きロジスティック回帰が最高の性能を達成した（精度 = 0.770，F1 = 0.579，ROC AUC = 0.775）。GBDT モデルはより低い性能を示した（LightGBM（ROC AUC = 0.770），XGBoost（ROC AUC = 0.769））。

この実世界データセットにおける結果は、合成データでの発見を検証している。信用リスク評価のような実践的な応用では、データの基礎構造が比較的線形であり、かつ解釈可能性が重要な要件となる場合、線形モデルが GBDT と同等以上の性能を示すことができる。特に、ロジスティック回帰の係数は各特徴量の信用リスクへの影響を直接解釈できるため、金融規制の観点からも有利である。加えて、計算効率の優位性（訓練時間で約 4.8 倍高速）は、リアルタイムの与信判断が必要な実運用環境において実質的な価値を持つ。

ロジスティック回帰は訓練時間 0.0155 秒に対し LightGBM は 0.0745 秒であり、優れた計算効率も示した。図 4 は、性能と解釈可能性の両方が重要な実世界シナリオにおける線形モデルの実践的な利点を示している。ロジスティック回帰は、GBDT 手法と比較して優れた分類性能（ROC AUC = 0.775）を達成しつつ、係数分析を通じて直接的な解釈可能性を提供

する。この図は、線形モデルの二重の利点、すなわちより良い予測性能と、規制遵守やステークホルダーとのコミュニケーションに不可欠な透明な意思決定プロセスを強調している。この図は、これらの結果を視覚的に要約し、線形モデルが予測精度において優れているだけでなく、計算効率と解釈可能性という内在的な利点も維持するという実践的な点を示しているといえる。

表 5　実験 5 の結果：実世界の分類タスクにおけるモデル性能比較

モデル	訓練時間(s)	推論時間(s)	精度	F1 スコア	ROC AUC
ロジスティック回帰(L2)	0.0155	0.0275	0.770	0.575	0.774
ロジスティック回帰(L1)	0.0270	0.0168	0.770	0.579	0.775
LightGBM	0.0745	0.0173	0.750	0.545	0.770
XGBoost	0.1720	0.0248	0.740	0.559	0.769

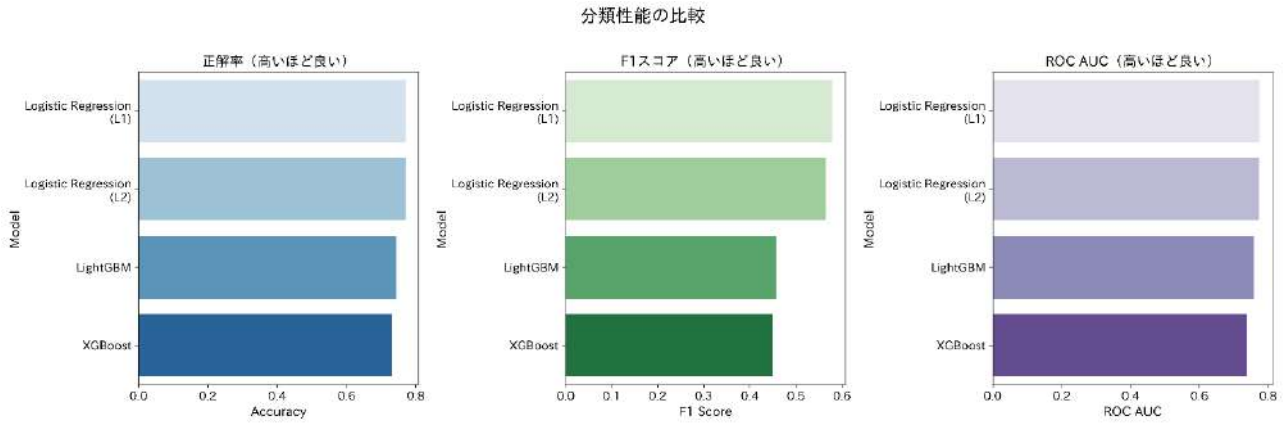


図 4　実験 5：実世界の分類性能と解釈可能性分析

5. 考察

5.1 実験結果に基づく仮説の評価

我々の実験結果は、各リサーチクエスチョンに対する体系的なエビデンスを提供し、提案された仮説の決定的な評価を可能にする。我々は各リサーチクエスチョンに順次取り組み、仮説の検証のための定量的エビデンスを提供する。

RQ1：**データ特性と性能の優位性**

仮説 H_{1a}（線形性）：支持される。　我々の結果は、基礎となるデータ生成プロセスが強く線形である場合、線形モデルが GBDT を大幅に上回ることを示している。実験 1 では、線形モデル（Ridge: $R^2 = 0.0040$, Lasso: $R^2 = 0.0040$）を達成したのに対し、GBDT 手法は負の性能を示した（LightGBM: $R^2 = -0.0011$, XGBoost：$R^2 = -0.0020$）。これはモデル間の性能の優劣が根本的に逆転することを示唆しており、モデルの複雑性の増加が逆効果になることを示

し､データが構造的仮定に一致する場合に線形モデルが優れるという我々の仮説を検証する。

ただし、実際の応用における重要な課題は、データが「強く線形である」かどうかを判定する方法である。実務においては、(1) 散布図行列やペアプロットによる視覚的検査、(2) 線形モデルの残差分析（残差が系統的パターンを示さないことの確認)、(3) 線形モデルと GBDT の交差検証性能の比較、(4) 分散分析（ANOVA）による線形性の統計的検定、などの手法を組み合わせることで、データの線形性を評価できる。これらの診断手法を体系的に適用することで、実務家は適切なモデル選択を行うことができる。

仮説 H_{1b}（小標本）：支持される。 実験 4 は、小標本シナリオにおける Lasso モデルの優位性を決定的に示した。Lasso は過学習係数 2.28 で最良の過学習耐性を達成したのに対し、線形回帰の極端な過学習係数は4.29×10^{14}であり、これは Lasso の過学習係数 2.28 と比較して非常に大きな差である。GBDT モデル（LightGBM：1.49、XGBoost：1.23）は Lasso よりも過学習係数が小さく、線形回帰や Ridge モデルが深刻な過学習を示した。Lasso モデルの正則化能力は、訓練データが限られている場合に過学習に対する本質的な保護を提供し、これは VC 次元の制約に関する統計的学習理論の予測と一致する。

仮説 H_{1c}（外挿）：支持される。 実験 3 の外挿結果は、我々の仮説を最も明確に裏付ける結果となった。線形モデルは GBDT モデルと同等かそれ以上の優れた外挿性能を達成した（線形回帰：$R^2 = 0.080$, Ridge：$R^2 = 0.065$, Lasso：$R^2 = 0.025$）のに対し、GBDT の性能は著しく低下した（XGBoost：$R^2 = -0.063$, LightGBM：$R^2 = 0.010$)。RMSE 値は線形手法と GBDT 手法でほぼ同等であった。これらの結果は、構造上、訓練中に観測された値の範囲内でしか予測できないという、木ベース手法の理論的限界を実証的に裏付けるものである。

RQ2：**計算効率と解釈可能性の分析**

仮説 H_{2a}（訓練時間）：支持される。 線形モデルは、訓練効率の点で著しい利点を示した。実験 1 では線形回帰が 0.0122 秒を要したのに対し、XGBoost は 0.1522 秒であり、約 12.5 倍の高速化であった。複雑なシナリオ（実験 2）でさえ、線形回帰は 0.0038 秒を要したのに対し、LightGBM は 0.1167 秒であり、約 30.7 倍の訓練時間上の利点を維持した。

仮説 H_{2b}（推論時間）：概ね支持される。 線形モデルは多くの実験で優れた推論効率を示した。特に回帰タスクでは GBDT 手法に対して最大で約 20 倍の高速化を達成したが、分類タスク（実験 5）では一部の GBDT 手法が線形モデルを上回る場合もあった。

この効率上の利点は、リアルタイム展開や高スループットの応用にとって直接的な意味を持つ。

仮説 H_{2c}（説明時間）：支持される。 最も明確な検証は、説明生成コストで現れた。線形モデルは約 0.001 秒で説明を生成したのに対し、GBDT 手法は 0.06～1.90 秒を要し、最大で約 1,900 倍の効率上の利点を表している。これは、本質的な解釈可能性と事後的な説明の計算オーバーヘッドに関する我々の仮説を検証する。

RQ3：**エビデンスに基づくモデル選択ガイドライン**

仮説 H_3（多次元的な優位性）：支持される。 予測精度、計算効率、解釈可能性コスト、および外挿能力の体系的な評価は、線形モデルが優れた実践的価値を提供する 4 つの明確なシ

ナリオを明らかにした。(1) 線形性が優位なデータ、(2) 小標本高次元シナリオ、(3) 外挿の要件、および (4) 解釈可能性が重要な応用である。実験 5 は、ロジスティック回帰が計算上の利点を維持しつつ優れた性能（ROC AUC = 0.775 vs. 0.769-0.770）を達成した実世界の状況で、この収束を示した。

5.2 理論的示唆と実践的考察

我々の仮説の体系的な検証は、重要な理論的示唆を持つ。観測された性能パターンは、統計的学習理論の基本原則、特に VC 次元の制約と汎化限界に関するものと一致する。モデルの VC 次元が低いこと（ p 個の特徴量に対して $p+1$ ）が、アンサンブル法と比較して優れた小標本性能と過学習感受性の低減を説明する。

環境への影響とスケーラビリティ： 57 倍から 1,000 倍の計算効率の利点は、環境の持続可能性という観点にも直接関わってくる。何千ものモデル訓練インスタンスを持つ生産環境にスケールアップした場合、線形モデルは二酸化炭素排出量と運用コストの大幅な削減を意味し、これは責任ある AI 展開にとって重要な考慮事項である。
統計的頑健性： 異なるシナリオにわたる線形モデルの一貫した性能（ばらつきを示す変動係数が GBDT 手法よりも著しく低い）は、予測可能な振る舞いを必要とする生産システムにとって重要な、優れた統計的頑健性を示している。

5.3 限界と今後の課題

我々の研究は特定のデータ特性に焦点を当てており、すべての応用領域に一般化できるとは限らない。合成データセットは制御されているが、実世界のデータ分布の完全な複雑さを捉えていない可能性がある。今後の研究では、線形モデルの解釈可能性と GBDT の柔軟性を組み合わせたハイブリッドアプローチ、例えば解釈可能なアンサンブル法やデータ特性に基づく自動モデル選択フレームワークを探求すべきである。

範囲と一般化可能性： 実験シナリオは、特定のモデル特性を分離するために意図的に選ばれた。複雑な特徴量交互作用を持つ高度に非線形な領域（例：コンピュータビジョンや自然言語処理）では、GBDT 手法はその利点を維持する。しかし、我々の結果は、特にビジネスや科学応用で一般的な表形式データシナリオにおいて、GBDT の優位性というデフォルトの仮定に疑問を呈すべきであることを示唆している。

統計的検出力： 我々の結果は明確なパターンを示しているが、より大きな標本サイズでの正式な統計的仮説検定は、エビデンス基盤を強化するだろう。今後の研究では、観測された差の統計的有意性を確立するために、信頼区間、効果量の測定、および複数のランダムシードにわたる交差検証を含めるべきである。

6. 結論

本研究は、我々の調査で提起された 3 つのリサーチクエスチョンに体系的に取り組み、機械学習実践における GBDT の一般的な優位性に対する決定的な実証的回答を提供する。

6.1 リサーチクエスチョンの検証と仮説検定

RQ1 への回答： 線形モデルは、3 つの特定のデータ特性の下で優れた予測性能を示す。(1) 基礎となる関係が強い線形性を示す場合（線形性が優位なシナリオにおける負の GBDT R^2 値を通じて検証)、(2) 標本サイズが複雑なパラメータ化を支えるには不十分な場合（非常に高い過学習耐性、Lasso の係数 2.28 に対し線形回帰は4.29×10^{14}、を通じて実証)、および(3) 予測が訓練分布を超えて拡張されなければならない場合（外挿タスクにおける GBDT の性能低下、R^2 値-0.063 から 0.010、によって示される)。

RQ2 への回答： 線形モデルは顕著な計算上の利点を示す。最大 30.7 倍高速な訓練時間、多くのシナリオで高速な推論、および 1,900 倍以上高速な説明生成といった、これらの効率向上は、追加の計算オーバーヘッドを必要としない本質的な解釈可能性と組み合わさり、説明可能性が重要な応用において、線形モデルが計算効率の面で優れていることを明確に示している。

RQ3 への回答： 我々の多次元評価フレームワークは、実務家向けに 4 つのエビデンスに基づくガイドラインを明らかにする。(1) 線形性が優位なデータおよび外挿タスクには線形モデルを選択する、(2) 小標本高次元シナリオでは線形モデルを優先する、(3) 計算効率が最重要である場合は線形モデルを選択する、そして (4) 競争力のある予測性能と並行して解釈可能性の要件が存在する場合は、デフォルトで線形モデルを選択する。

6.2 理論的および実践的貢献

我々の仮説検証は、アンサンブル法よりも線形モデルが有利となる条件に関する初めての体系的なエビデンスを提供する。仮説H_{1a-c}, H_{2a-c}，およびH_3の完全な支持は、アドホックなアプローチを超えて原則に基づいた方法論へと移行するための、エビデンスに基づくモデル選択のための実証的基盤を確立する。

理論的予測（VC 次元理論）と実証的観察（非常に高い過学習耐性の差、Lasso が線形回帰と比較して1.8×10^{14}倍以上有利の収束は、実践的な応用における統計的学習理論の原則を検証する。

直接的な実践的示唆： 我々の検証されたガイドラインは、3 つの重要な領域で直接的な応用を持つ。(1) 外挿を必要とする時系列予測、ここで線形モデルは信頼性の高い性能を提供する一方、GBDT の性能は著しく低下する。(2) リソースに制約のある環境、ここで 12.5〜1,900 倍の効率向上が持続可能な展開を可能にする。(3) モデルの透明性を要求する規制産業、ここで線形係数はアンサンブル法では利用できない規制要件を満たす上で不可欠な透明性を確保できる。

モデル選択におけるパラダイムシフト： これらの発見は、モデル選択において、複雑さではなくデータ特性を重視するという、根本的なパラダイムシフトを提唱するものである。洗練されたアンサンブル法にデフォルトで頼るのではなく、実務家はデータの線形性、標本サ

イズの制約、外挿の要件、および解釈可能性のニーズを体系的に評価し、特定の応用に最適な選択を行うべきである。

付録．データとコードの可用性

完全な再現性を確保し、さらなる研究を促進するために、すべての実験コード、合成データ生成スクリプトは、以下で公開されている。 https://github.com/nshrhm/evidence-based-model-selection リポジトリには、5 つの実験すべての完全なソースコードが含まれている。計算環境の完全な仕様、正確なライブラリバージョン（Python 3.12.3, scikit-learn 1.7.0, XGBoost 2.1.4, LightGBM 4.6.0）およびハードウェア構成（Intel Core i5-1335U, 8GB RAM, Ubuntu 24.04.3 LTS on WSL2）を含む、リポジトリの包括的な README ファイルに文書化されている。すべての実験結果は、検証のための完全なメタデータと共に CSV ファイルとして提供されている。

合成データセットは、固定されたランダムシード（5 回の実行それぞれに対して 42 + experiment_id）を用いてプログラム的に生成され、異なる計算環境間での正確な複製を可能にする。実験フレームワークには、プラットフォーム間で一貫した結果を保証するための自動検証手順が含まれており、数値精度の差に対する許容範囲仕様も含まれている。

すべてのタイミング測定は、測定方法論と再現性手順を含む完全な実験プロトコルを用いて文書化された。ハードウェア構成とシステムの詳細は、比較研究のための性能ベースラインを確立するために保存された。リポジトリは、適切な帰属を確保しつつ研究へのアクセス性を最大化するために、クリエイティブ・コモンズ 表示 4.0 国際（CC BY 4.0）ライセンスの下でライセンスされている。

このエビデンスに基づくモデル選択のフレームワークは、より科学的で実践的な機械学習方法論に向けた重要な進歩を表しており、実務家が観測可能なデータ特性と展開要件に基づいて線形モデルと GBDT の間で選択するための、検証された基準を提供する。

引用・参考文献

Tianqi Chen and Carlos Guestrin (2016) "*Xgboost: A scalable tree boosting system*," In Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, KDD '16, pp.785-794

Guolin Ke, Qi Meng, Thomas Finley, Taifeng Wang, Wei Chen, Weidong Ma, Qiwei Ye, and Tie-Yan Liu (2017) "*Lightgbm: a highly efficient gradient boosting decision tree*," In Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems, NIPS'17, pp.3149-3157

Jerome H. Friedman (2001) "*Greedy function approximation: A gradient boosting machine*," The Annals of Statistics, 29(5), pp.1189-1232

Trevor Hastie, Robert Tibshirani, and Jerome Friedman (2009) "*The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*," Springer Science & Business Media

Cynthia Rudin (2019) "*Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions*

and used interpretable models instead," Nature Machine Intelligence, 1(5), pp.206-215

Arthur E. Hoerl and Robert W. Kennard (1970) "*Ridge regression: Biased estimation for nonorthogonal problems*," Technometrics, 12(1), pp.55-67

Robert Tibshirani (1996) "*Regression shrinkage and selection via the lasso*," Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological), 58(1), pp.267-288

Robert Tibshirani (2011) "*Regression shrinkage and selection via the lasso: a retrospective*, " Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology), 73(3), pp.273-282

Ariel Rokem and Kendrick Kay (2020) "*Fractional ridge regression: a fast, interpretable reparameterization of ridge regression*," GigaScience, 9(12):giaa133

Shu Yu Tew, Mario Boley, and Daniel F. Schmidt (2023) "*Bayes beats cross validation: Efficient and accurate ridge regression via expectation maximization*," arXiv:2310.18860v2

Leo Breiman (2001) "*Random forests, Machine Learning*," 45(1), pp.5-32

Liudmila Prokhorenkova, Gleb Gusev, Aleksandr Vorobev, Anna Veronika Dorogush, and Andrey Gulin (2018) "*Catboost: unbiased boosting with categorical features*," In Proceedings of the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems, NIPS'18, pp.6639-6649

Scott Lundberg and Su-In Lee (2017) "*A unified approach to interpreting model predictions*," In Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'17), pp.4768-4777

Christoph Molnar (2019) "*Interpretable machine learning : a guide for making black box models are explainable*," Christoph Molnar, https://christophm.github.io/interpretable-ml-book/

Hardev Ranglani (2024) Empirical analysis of the bias-variance tradeoff across machine learning models, Machine Learning and Applications: An International Journal (MLAIJ), 11(4)

Lukas-Valentin Herm, Kai Heinrich, Jonas Wanner, and Christian Janiesch (2023) Stop ordering machine learning algorithms by their explainability! a user-centered investigation of performance and explainability. International Journal of Information Management, 69:102538

Jerome H. Friedman (1991) "*Multivariate adaptive regression splines*," The Annals of Statistics, 19(1), pp.1-67

Hofmann, H. (1994) "*Statlog (German Credit Data) [Dataset]*," UCI Machine Learning Repository. https://doi.org/10.24432/C5NC77

【原著論文】

標準正規分布の問題に関する誤答分析
及び効果的な教育提案と検証
―文科系大学生に行った「標準正規分布」のテスト問題の誤答分析を通して―

Analysis of Errors in Standard Normal Distribution Problems and Proposals and Evaluation of Effective Instruction
—Through an Error Analysis of Test Problems on the Standard Normal Distribution Administered to College Students of Arts and Humanities—

佐々木　淳[1]
Jun Sasaki[1]

[1]下関市立大学
Shimonoseki City University

要旨

本研究は、高等学校学習指導要領（文部科学省、2019、以下「新学習指導要領」と略記する）を踏まえ、統計的な推測の履修状況を調査し、その中から標準正規分布に関する問題を取り上げ理解の様相を確認した。

また、標準正規分布の過去の誤答データを踏まえ、効果的な教育方法を提案し、その教育実践を行い、その教育効果を検証した。

標準正規分布の問題については、図を描き数式との対応関係を理解させ、見直しをすることで、正答率に上昇が見られたが、用具的理解に終始した誤答及びケアレスミスが少なからず存在した。ケアレスミスに対する対策については、改善の余地が残されている。

キーワード：誤答分析、統計的な推測、標準正規分布

Abstract

This study investigated the status of learning statistical inference based on the new high school curriculum guidelines, focusing on problems related to the standard normal distribution to assess understanding.

Furthermore, based on past incorrect answer data for the standard normal distribution, effective teaching methods were proposed, implemented in educational practice, and their

effectiveness was verified.

Regarding problems on the standard normal distribution, having students draw graphs to understand the relationship with the formula and then review their work led to an increase in the correct answer rate. However, a significant number of errors persisted, including those based solely on rote understanding and careless mistakes. Measures to address careless mistakes still have room for improvement.

Keywords: Error Analysis, Statistical Inference, Standard Normal Distribution

1. はじめに

令和 7 年度は、平成 30 年に告示された新学習指導要領に基づく教育を受けた生徒が大学に入学する初年度に相当する。新学習指導要領における改訂によって、実質的に「統計的な推測」を履修する生徒数が増加した。従来は、日本学術会議（2020）が指摘するように「選択科目数学 B の『確率分布と統計的な推測』は多くの大学において入学試験の出題範囲外とされ、実際には十分に学習されていない」状況であった。しかし、今回の改訂を契機として、従来は出題範囲外とされていた「統計的な推測」を必修内容として入試に導入する大学が複数現れている。

この状況を鑑みると、中等教育及び高等教育で「統計的な推測」に関する教育的知見を体系的に蓄積し、その効果を検討することが喫緊の課題であると考えられる。

そこで本研究は、高等学校の数学 B の「統計的な推測」における標準正規分布の問題に焦点を当て、大学の文科系学部の新入生における同単元の履修状況及び習得状況を調査する。また、2024 年度までに蓄積してきた誤答分析に基づく教育提案の有効性について、数学基礎力テスト及び期末テストの結果を用いて検証することを目的とする。

本稿は、2025 年度数学教育学会春季例会、2025 年度日本テスト学会 23 回大会における質疑応答と数学基礎力テスト及び期末テストの結果を踏まえて加筆・修正したものである。

2. 研究の方法等

2-1. 研究の前提条件、対象の授業及び履修登録者数

本研究では、2023 年度、2024 年度及び 2025 年度に S 大学経済学部の学生を対象として行った「統計入門」の期末テストと 2025 年度に同授業で行った数学基礎力テストの結果を用いて、誤答を分析した。

「統計入門」は、記述統計と推測統計の基礎を学ぶ科目であり、高等学校の教育課程における数学 I「データの分析」及び数学 B「統計的な推測」に対応する内容を含んでいる。開講は 2023 年度までは春学期のみ、2024 年度以降は春学期及び秋学期で、単位数は 2 である。講義はパワーポイントを用いて行った。対象学年は主に 1 年生、授業内容は表 1 の通りで、教科書は大内(2024)を用いた。本稿に関する授業は、第 10 回次に実施した。

2024 年度・2025 年度の期末テストでは電子式卓上計算機（以後、電卓と略記）の持ち込みを許可したが、2023 年度の期末テスト及び 2025 年度の数学基礎力テストについては、計算力の分析も兼ねていたため、電卓の持ち込みを許可しなかった。

表 1　統計入門の授業内容（背景灰色は、本稿の該当箇所）

回	内容	回	内容
1	統計学・データサイエンスの概要	9	相関分析、回帰分析の概要
2	データの種類、データ・AI の利活用	10	確率変数と確率分布、正規分布
3	データの表現、データの可視化	11	二項分布、点推定、区間推定
4	データの特性値（代表値）	12	二項分布、点推定、区間推定の演習
5	データの特性値（散布度）	13	10～12 の内容の演習
6	データの特性値（標準化）	14	1~13 の内容を総括し演習
7	集合、確率、条件付き確率	15	1~13 の内容を総括し演習
8	2 変量データ、クロス集計表など	期末テスト	

出題したテストの問題は、Zを標準正規分布$N(0,1)$に従う確率変数とするとき、与えられた正規分布表に$P(0 \leqq Z \leqq t) = p(t)$が記載されているものから数値を読み取り解答する形式である。正規分布表はチャート研究所編著(2022)の巻末にある形式のものをテスト用紙に含めて印刷した。

受検者のうち研究協力者の人数は、2023 年度 334 人、2024 年度春学期 311 人、同秋学期 45 人、2025 年度は期末テストが 312 人、数学基礎力テストは 307 人であった。

本稿において考察の対象とする標準正規分布に関する問題とその正答率は表 2 の通りである。また、対応する高等学校の教科書における例題及び演習問題は表 3 の通りである。

2-2. 倫理審査

対象の学生には文書と口頭により研究の趣旨を説明した。研究の参加は自由意思によること、途中で拒否できること、個人情報の保護及び匿名性の確保等を伝え、研究同意書を用いて同意を確認した。数学基礎力テストについては、日本とカリキュラムが異なる留学生を分析対象に含めなかった。分析の対象に含めなかった学生は、数学基礎力テストにおいては 2025 年度の留学生 7 人、期末テストにおいては、2023 年度に研究の参加に不同意であった 2 人、2025 年度に不同意であった 3 人である。本研究の調査実施に当たっては、下関市立大学の研究倫理審査委員会（受付番号 2301-0417）の承認を得て行った。

3. 誤答の分析

3-1. 授業の展開

授業では$P(0 \leqq Z \leqq 1.64) = p(1.64)$を例に記号の意味及び正規分布表の活用方法を説明した後、学生に演習問題として$P(0 \leqq Z \leqq 1)$、$P(0 \leqq Z \leqq 2)$を提示し、正規分布表から確率を求める問題の演習を行った。その後、$P(0 \leqq Z \leqq 1.5)$を説明し、$P(0 \leqq Z \leqq 1.96)$、$P(0 \leqq Z \leqq 2.57)$の問題を学生に演習させた。これらの例で一通り正規分布表の活用方法を理解させた後、$P(-1.5 \leqq Z \leqq 0)$などの場合を説明した。そして、学生に演習をさせながら、$P(-1 \leqq Z \leqq 1)$、$P(1 \leqq Z)$、$P(Z \leqq 2)$、$P(1.5 \leqq Z \leqq 2.5)$について段階を踏んで解説と問題演習を行った。

表 2 本稿で扱う問題、答え及び正答率、Zは標準正規分布に従う確率変数、色付きの背景は教育効果を検証した問題（2023 年度春 N=334、2024 年度春 N=311、2024 年度秋 N=45、2025 年度春 N=312）

問題	型	問題	答え	23 春	24 春	24 秋	25 春
1a	$P(0 \leqq Z \leqq a)$	$P(0 \leqq Z \leqq 2.17)$	0.4850		92.0%	97.8%	
1b	$P(0 \leqq Z \leqq a)$	$P(0 \leqq Z \leqq 1.16)$	0.3770				97.1%
2	$P(-a \leqq Z \leqq 0)$	$P(-0.51 \leqq Z \leqq 0)$	0.1950				93.3%
3	$P(-a \leqq Z \leqq a)$	$P(-1.96 \leqq Z \leqq 1.96)$	0.9500	91.3%	91.0%	95.6%	97.8%
4	$P(-a \leqq Z \leqq b)$	$P(-2 \leqq Z \leqq 1)$	0.8185		84.2%	75.6%	93.6%
5	$P(a \leqq Z \leqq c)$	$P(0.5 \leqq Z \leqq 1.5)$	0.2417		77.5%	75.6%	87.2%
6	$P(-c \leqq Z \leqq -a)$	$P(-2.5 \leqq Z \leqq -1.5)$	0.0606				90.1%
7	$P(a \leqq Z)$	$P(2.5 \leqq Z)$	0.0062		76.8%	71.1%	83.7%
8a	$P(-a \leqq Z)$	$P(-2 \leqq Z)$	0.9772	58.1%			
8b	$P(-a \leqq Z)$	$P(-0.51 \leqq Z)$	0.6950			71.1%	
8c	$P(-a \leqq Z)$	$P(-1.47 \leqq Z)$	0.9292				83.7%
9	$P(Z \leqq a)$	$P(Z \leqq 1.24)$	0.8925		77.8%	84.4%	87.2%
10	$P(Z \leqq -a)$	$P(Z \leqq -1.53)$	0.0630			73.3%	87.2%

表 3　教科書に記載されている標準正規分布の問題、例題は 1・2、問題は A・B で表示
表頭に示した 1 から 10 の数値は、表 2 の表側に示した問題の型に対応している。

出版社	高等学校の教科書名	教科書にある問題の型（表 2 に対応）									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
数研出版	数学	1		A	1	1	A	A		A	
数研出版	高等学校数学			A	1	1A					
数研出版	新編数学			A	1	1A					
数研出版	NEXT 数学			A	1	1	A			A	
数研出版	最新数学	1			2B	1A			B	2	
数研出版	新高校の数学	1A		B	2	2B			B	2	
東京書籍	Standard 数学	1A			1A	1A					
東京書籍	Advanced 数学	1		A			A	1A		1A	
東京書籍	Essence 数学	1A			2B	2B		2B		B	
啓林館	数学			A	1A			1		A	
啓林館	深進数学				1A			1A		A	
啓林館	新編数学	A			1A	A					
実教出版	新編数学	1A	1		1A	1A					
実教出版	高校数学	1A	1A		2B	2B		2		2B	B
実教出版	Progress 数学	1A	A	B	2B	2		2B			
第 1 学習社	新編数学			A		1A		A			1A

表 1 に示す問題 1 から 10 の正答率を概観すると、問題 1・問題 3 と問題 7・8 のように正答率に 15%以上の差が生じていたものもあった。しかし、高等学校教科書においては、これらの問題は同列に例題や演習問題として掲載されている。例えば、東京書籍『数学 B Advanced』（俣野博・河野俊丈ほか、2024）では、例題として$P(0 \leqq Z \leqq 1.5)$、$P(Z > 1.5)$、$P(Z \leqq 2)$ が扱われ、演習問題として $P(Z \leqq 1)$、$P(Z > 0.5)$、$P(-2 \leqq Z \leqq 2)$、$P(-1.96 \leqq Z \leqq 1.96)$ が提示されている。表 2 の正答率から、これらの問題間で難易度に差があるため、授業の実践においては学生の理解度に応じた段階的な例題・演習問題の解説が必要になると考えられる。

以下における誤答の分類は 2023 年度から 2025 年度に実施した期末テスト及び 2025 年度の数学基礎力テストの結果をまとめて記載する。なお、2023 年度及び 2024 年度の期末テスト及び 2025 年度の数学基礎力テストの結果を踏まえた授業を 2025 年度に行っている。

3-2. 問題 1a・1b 及び問題 2 の分析

問題 1a は$P(0 \leqq Z \leqq 2.17) = 0.485$、問題 1b は$P(0 \leqq Z \leqq 1.16) = 0.377$、問題 2 は$P(-0.51 \leqq Z \leqq 0) = 0.195$を解答する問題で、正規分布表に記載されてある数値から計算することなく解答ができる問題である。標準正規分布を理解し、正規分布表を適切に使用できるかを確認するために出題した。問題 1a、1b、2 の正答・誤答・無答の割合は表 4 から 6 で、それらの誤答の概要は表 7 から 9 の通りである。

問題 1a、1b 及び問題 2 の誤答の多くは、正規分布の理解不足に起因するものであった。問題 2 については、正規分布の理解不足に加え、読み取り間違いにより$P(-0.5 \leqq Z \leqq 0)$ を解答したものが見られた。また、$P(-0.51 \leqq Z \leqq 0) = -p(0.51) = -0.195$のように、数式を形式的に数値に置き換える答案も散見された。これら誤答の結果から、正規分布の基本的な問題でつまずいている学生が存在しているとわかる。そのため、小テストなどを用いて、早期につまずき箇所を把握し、教育に反映させる必要があると考える。なお、本問で誤答であった学生の答案は数値や数式のみで図の記載はほとんどなかった。

2024 年度までの誤答の結果から前述の知見は得られた。そのため、2025 年度の授業時は図を描いて理解の促進を図ると共に図の必要性を説明し、形成的評価として Google Form を用いた小テストも活用することで、つまずきを確認できるようにした。また、読み取り間違いも想定して、解答の数値が問題文の条件を満たすかを確認する見直しの方法を紹介し、実演も行った。このような見直しを実施することで誤答を軽減できる。例えば、本問の場合、0.1915と解答した場合は、$p(t) = 0.1915$を満たすtの値は0.5であり間違いとわかる。

正規分布表の読み間違いを考慮し、授業では見直しについても言及し、実際に前述の見直しの過程も紹介したが、同年度の期末テストにおいても読み間違いによる誤答は少なからずあった。そのため、読み間違いを減らすための工夫については、今後の課題としたい。

表 4　問題 1a：P(0≦Z≦2.17)の正答・誤答・無答の内訳

出題時期	人数	正答	誤答	無答
2024 春	311	286(92.0)	14(4.5)	11(3.5)
2024 秋	45	44(97.8)	1(2.2)	0(0.0)

表 5　問題 1b：P(0≦Z≦1.16)の正答・誤答・無答の内訳

出題時期	人数	正答	誤答	無答
2025 春	312	303(97.1)	9(2.9)	0(0.0)
2025 基礎	300	182(60.7)	36(12.0)	82(27.3)

表 6　問題 2：P(−0.51≦Z≦0)の正答・誤答・無答の内訳

出題時期	人数	正答	誤答	無答
2025 春	312	291(93.3)	20(6.4)	1(0.3)
2025 基礎	300	147(49.0)	70(23.3)	83(27.7)

表 7　問題 1a：P(0≦Z≦2.17)の誤答の概要 ()の数値は計算間違い

誤答要因	誤答例	24 春	合計	24 秋	合計
標準正規分布の理解不足	$0.5-p(2.17)=0.015$	3(1)	10		
	$p(2)+p(0.17)=0.5447$	3			
	$p(2.17)+p(2.1)=0.0029$	1			
	$p(0.1)=0.0398$	1			
	$0.5+p(2.17)=0.985$	1			
読み取り間違い	$p(2.16)=0.4846$	1	3	1	1
	$p(2.08)=0.4812$	1			
	$p(0.17)=0.0675$	1			
当て推量	0.1	1	1		
合計		14	14	1	1

表 8　問題 1b：P(0≦Z≦1.16) の誤答の概要

誤答要因	誤答例	25 春	合計	基礎	合計
標準正規分布の理解不足	$0.5-p(1.16)=0.123$	2	3	6	18
	$0.5-p(1.6)=0.0548$			1	
	不等式の解答			7	
	$1-p(1.16)=0.6230$			3	
	$0.5+p(1.16)=0.8770$			1	
	$1+p(1.16)=1.3770$	1			
読み取り間違い	$p(1.66)=0.4515$	1	3	1	7
	$p(1.17)=0.3790$	1			
	$p(1.06)=0.3554$	1			
	$p(1.6)$、$p(0.16)$ 各々2 人			計 4	
	$p(1.15)$、$p(0.06)$ 各々1 人			計 2	

誤答要因	誤答例	25 春	合計	基礎	合計
転記間違い	0.3772、0.3774、0.3776 各々1 人	計 3	3		1
	0.3778			1	
当て推量				10	10
合計		9	9	36	36

表 9　問題 2：P(−0.51≦Z≦0)の誤答の概要、()の数値は計算間違い

誤答要因	誤答例	25 春	合計	基礎	合計
標準正規分布の理解不足	$0.5-p(0.51)=0.305$	4	9	9(1)	43
	$0.5-p(0.5)=0.3085$	2			
	$-p(0.51)=-0.195$	1		14	
	$p(0.51)-0.5=-0.495$	1			
	$0.5+p(0.51)=0.695$	1		1	
	不等式の解答			9	
	$p(1.16)=0.377$			2	
	$1-p(0.51)=0.805$			2	
	$0.5+p(0.5)=0.6915$			1	
	$p(0.5+0.51)=p(1.01)=0.3438$			1	
	$p(2.5-0.51)=p(1.99)=0.4767$			1	
	$0.5+p(0.01)=0.54$			1	
	$0-\{-p(0.51)\}=-(-0.195)$			1	
読み取り間違い	$p(0.5)=0.1915$	8	8	11	16
	$-p(0.5)=-0.1915$			1	
	$p(0.5)=0.1925$			1	
	$p(0.5)=0.1591$			1	
	$p(0.5)=0.1195$			1	
	$p(0.49)=0.1879$			1	
記載間違い	$p(0.51)=0.9150$	1	3		1
	$p(0.51)=0.1956$			1	
	$p(0.51)=1.95$	1			
	$p(0.51)=1950$	1			
当て推量				10	10
合計		20	20	70	70

3-3. 問題 3 及び問題 4 の分析

問題 3 は$P(-1.96 \leqq Z \leqq 1.96)=0.95$を解答する問題、問題 4 は$P(-2 \leqq Z \leqq 1)=0.8185$を解答する問題である。これらの問題は正規分布表の数値を読み取るだけではなく、いずれもたし

算の計算が必要であり、正規分布の理解度を確認するために出題した。

問題 3 は 2023 年度から出題している問題である。問題 4 の解き方は問題 3 と同様であるが、問題 3 に関する値である1.96と0.95は頻繁に利用する値であるため、数値を記憶しているだけの場合も考えられるため出題した。計算間違いや読み間違いを除けば、問題 3 が正答で問題 4 が誤答の場合は、問題 3 の結果を記憶しているだけの可能性も考えられる。

問題 3、問題 4 の正答・誤答・無答の割合は表 10、11 の通りで、問題 3、問題 4 の誤答の概要は表 12、13 の通りである。

なお、本稿は 2024 年度までの知見を踏まえた授業を 2025 年度に行っているため、2025 年度期末テストの正答率が 2024 年度以前と比較して有意な差があるか否かを、カイ二乗検定を行った結果も含めた。有意な差がない場合については $n.s.$（$Not\ Significant$）と記載した。検定はイエーツ（$Yates$）の補正を行った場合も考慮して、有意差を判定した。

表 10　問題 3：P(−1.96≦Z≦1.96)の正答・誤答・無答の内訳、有意差は 2025 春と比較

出題時期	人数	正答	誤答	無答	有意
2023 春	334	305(91.3)	17(5.1)	12(3.6)	$^{**}p < .01$
2024 春	311	283(91.0)	17(5.5)	11(3.5)	$^{**}p < .01$
2024 秋	45	43(95.6)	2(4.3)	0(0.0)	$n.s.$
2025 春	312	305(97.8)	7(2.2)	0(0.0)	
2025 基礎	300	142(47.3)	68(22.7)	90(30.0)	$^{**}p < .01$

表 11　問題 4：P(−2≦Z≦1)の正答・誤答・無答の内訳、有意差は 2025 春と比較

出題時期	人数	正答	誤答	無答	有意
2024 春	311	262(84.2)	35(11.3)	14(4.5)	$^{**}p < .01$
2024 秋	45	34(75.6)	10(22.2)	1(2.2)	$^{**}p < .01$
2025 春	312	292(93.6)	20(6.4)	0(0.0)	
2025 基礎	300	131(43.7)	72(24.0)	97(32.3)	$^{**}p < .01$

問題 3、問題 4 の誤答についても、標準正規分布の理解不足に起因するものが多くを占めた。誤答の答案については、表 12、13 に示す通り、意味も分からず数式を計算しているものがあった。意味も分からず計算に終始している誤答は、特に問題 4 で多くみられ、$P(-2 \leqq Z \leqq 1) = P(0 \leqq Z \leqq 3)$ や $P(-2 \leqq Z \leqq 1) = P(0 \leqq Z \leqq 3) = 3P(0 \leqq Z \leqq 1)$ などのような平行移動によって無理やり正規分布表に記載されてある数値にした解答もあった。

これらの誤答は、図を描かず数式のみで処理しているものが多かった。数式のみならず、問題で問われている内容を正確に把握し計算につなげるためにも図を描くことが重要で、その重要性を伝える必要があると考える。2025 年度は過去の誤答を踏まえ、授業時に図の重要性を強調することで誤答は減少したが、実際のテストでは図を描かず誤答となった学生が少なからず存在した。そのため、学生に図を描く習慣をつけさせる工夫も必要と考える。

表 12　問題 3：P(−1.96≦Z≦1.96)の誤答の内訳

誤答要因	誤答例	23 春	24 春	24 秋	25 春	計	25 基
標準正規分布の理解不足	$p(1.96)=0.475$	4	6			14	19
	$1-p(1.96)=0.525$	1					
	$p(1.96\cdot 2)=p(2.92)=0.4983$	1					
	$p(1)=0.3413$	1					
	$p(2.5)-p(1.5)=0.0606$		1				
	不等式の解答						8
	0.9						2
	$\pm p(1.96)=\pm 0.475$						2
	$0.95\cdot 2=1.9$						1
	$2-p(1.96)=1.525$						1
	$p(1.96\cdot 2)=p(2.82)=0.4976$						1
	$0.3778\cdot 2=0.7556$						1
	$1-2p(1.96)=0.05$						1
	$0.5-2p(1.96)=-0.45$						1
	$0.5-0.05=0.45$						1
	$p(1.66)=0.4515$						1
	$p(0.59)=0.2224$						1
読み取り間違い	$2\cdot p(1.95)=2\cdot 0.4722=0.9488$		2	1		5	1
	$2\cdot p(1.97)=2\cdot 0.4756=0.9512$	1		1			
	$2\cdot p(1.92)=2\cdot 0.4726=0.9452$						1
転記間違い	$2\cdot p(1.96)=2\cdot 0.4725=0.945$	1				2	
	$2\cdot p(1.96)=2\cdot 0.457=0.914$				1		
計算間違い		5	2		5	12	1
当て推量		3	6		1	10	25
合計		17	17	2	7	43	68

表 13　問題 4：P(−2≦Z≦1)の誤答の概要、()の数値は計算間違い

誤答要因	誤答例	春	秋	25	計	基礎
標準正規分布の理解不足	$p(2)-p(1)=0.1359$	10(1)	5	4(1)	40 [47]	8
	$p(2.1)-p(1)=0.1408$			1		
	$p(-2\leqq Z\leqq 1)=p(0\leqq Z\leqq 3)=0.4987$	3		2		15
	$p(1)=0.3413$	3	1	1		2
	$-\{p(2)+p(1)\}=-0.8185$	3				
	$1-\{p(1)+p(2)\}=0.1815$	2				(2)
	$-\{p(2)-p(1)\}=-0.1359$		2	1		3(2)

誤答要因	誤答例	24 春	秋	25	計	基礎
標準正規分布の理解不足	$2 \cdot p(2) = 0.6826$	2			7 [47]	
	不等式の解答	2				8
	$p(-2 \leqq Z \leqq 1) = 3 \cdot p(0 \leqq Z \leqq 1)$			2		
	$p(1.09) = 0.3621$			1		
	0.3413、-0.4772					4
	$1 + p(1) = 1.3413$					2
	$p(2) = 0.4772$					2
	$p(2.1) = 0.4821$					1
	$1 - p(2) = 1 - 0.4772 = 0.5228$					1
	$0.5 - 0.0196 = 0.4804$					1
	$p(2) + p(1) - 0.5 = 0.3185$					1
	$0.5 + p(1) = 0.8413$					1
	$1 + p(1.21) = 1 - 0.3869 = 0.6131$					1
	$1 - \{p(0.1) + p(0.2)\} = 0.8809$					1
	$0.3413 - (-0.4772)$					1
	$0.5 - \{p(1) + p(2)\} = 0.5 - p(3) = 0.0013$					(1)
読み取り間違い		4	2	2	8	
計算間違い				5	5	1
転記間違い		4	2		2	1
当て推量		1			1	13
	合計	35	10	20	65	72

3-4. 問題 5 及び問題 6 の分析

問題 5 は$P(0.5 \leqq Z \leqq 1.5) = 0.2417$を解答する問題、問題 6 は$P(-2.5 \leqq Z \leqq -1.5) = 0.0606$を解答する問題である。考え方や計算方法は問題 3、4 と同様であるが、問題 3、4 がたし算を用いる問題であったことに対し、本問は引き算を用いる問題として出題した。

問題 5、問題 6 の正答・誤答・無答の割合は表 14、15 で、問題 5、問題 6 の誤答の概要は表 16、17 の通りである。

問題 5、問題 6 の誤答についても、標準正規分布の理解不足に起因するした形式的な数式の処理に終始したものが多くを占めたが、計算間違い、記載間違い、読み取り間違いなどのケアレスミスも見られた。

問題 5、問題 6 においても図を描くことで、引き算をすればよいことが容易に分かるが、図を描かずに形式的な数式処理に終始して誤答となったものが多かった。この結果を踏まえ、図を描かない形式的な数式処理は、表 16 や表 17 のような誤答例になることを学生に提示し、図の重要性を伝える必要があると考える。

計算間違い、記載間違い、読み取り間違いなどのケアレスミスについては、前述した見直しの導入のみならず、その数値が適切であるのかを検証する習慣が必要である。

表 14　問題 5：P(0.5≦Z≦1.5)の正答・誤答・無答の内訳、有意差は 2025 春と比較

出題時期	人数	正答	誤答	無答	有意
2024 春	311	241(77.5)	56(18.0)	14(4.5)	$^{**}p < .01$
2024 秋	45	34(75.6)	10(22.2)	1(2.2)	$n.s.$
2025 春	312	272(87.2)	39(12.5)	1(0.3)	
2025 基礎	300	109(47.3)	94(22.7)	97(30.0)	$^{**}p < .01$

表 15　問題 6：P(−2.5≦Z≦−1.5)の正答・誤答・無答の内訳

出題時期	人数	正答	誤答	無答
2025 春	312	281(90.1)	28(9.0)	3(1.0)

表 16　問題 5：P(0.5≦Z≦1.5)の誤答の概要、()の数値は計算間違い

誤答要因	誤答例	24 春	24 秋	25 春	計	基礎
標準正規分布の理解不足	$p(0.5)+p(1.5)=0.6247$	29(4)	3(1)	19(1)	85 [85]	25
	$p(0.5)+p(1.05)=0.5446$			1		
	$p(1)=0.3413$	3	1	4		13
	$p(1.5)=0.4332$	2	1			4(1)
	$p(1.5)-\{0.5-p(0.5)\}=0.1247$	1		1(1)		(1)
	$0.5-p(1.5)=0.0668$			2		
	不等式の解答	1	1			9
	$p(1.05)-p(0.5)=0.1616$			2		1
	$p(0.5)-p(1.5)=-0.2417$	1				
	$p(0.5+1.5)=p(2)=0.4772$			1		4
	$p(1.05)=0.3531$			1		1
	$p(1.09)=0.3621$			1		
	$2\cdot p(1.19)=0.766$			1		
	$p(1.53)-p(0.5)=0.2455$			1		
	$2p(1.05)-0.5=2\cdot 0.351-0.5=0.202$			1		
	0.4332、0.1915					4
	$p(0.5)+p(1.5)=p(1.55)=0.4394$					1
	$1-\{p(0.5)+p(2.5)\}=0.3753$					1(1)
	$1-\{p(2.5)+p(1.5)\}=0.0073$					(1)
	$p(2.5)=0.4938$					1
	$0.5-p(1)=0.1587$					1
	$p(0.5)-p(1.5)=-0.2417$					1

誤答要因	誤答例	24 春	24 秋	25 春	計	基礎
標準正規分布の理解不足	$p(0.7) = 0.258$				0 [85]	1
	$1 + p(1.99) = 1.4757$					1
	$p(1.5) - p(0.5) = p(1) = 0.1915$					1
読み取り間違い	$p(1.5) - p(0.05) = 0.4133$	1(1)			2	
転記間違い	$p(1.5) - p(0.5) = 0.4322 - 0.1913$		1		1	
計算間違い		11	2	2	15	10
当て推量		2			2	11
合計		56	10	39	105	94

表 17　問題 6：P(−2.5≦Z≦−1.5)の誤答の概要

誤答要因	誤答例	25 春	計
標準正規分布の理解不足	$p(2.5) + p(1.5) = 0.927$	9	21
	$p(2.5 - 1.5) = p(1) = 0.3413$	4	
	$p(2.5) + p(1.5) - 0.5 = 0.427$	1	
	$0.5 - \{p(2.5) + p(1.5)\} = -0.427$	1	
	$p(2.5) - p(0.5) = 0.3023$	1	
	$p(2.5) + p(0.5) = 0.6853$	1	
	$0.5 - p(2.5) = 0.0668$	1	
	$p(1.5) = 0.4332$	1	
	$2p(2.05) - 0.5 = 0.4596$	1	
	$1 - 2p(2.05) = 0.0404$	1	
記載間違い	0.606	5	5
読み取り間違い	$p(2.05) - p(1.05) = 0.1267$	1	2
	$p(2.5) - p(1.05) = 0.1407$	1	
合計		28	28

3-5. 問題 7 から問題 10 の分析

問題 7 から問題 10 は不等式の範囲が閉じていない問題である。問題 6 までは、大学入学までに統計的な推測を履修しなかった学生も正規分布表と問題の関係から当て推量の可能性を含め正答となった例があった。しかし、問題 7 から問題 10 については大学入学までに統計的な推測を履修しなかった学生の正答数は 0 であった。

問題 7 は$P(2.5 \leqq Z) = 0.0062$、問題 8a は$P(-2 \leqq Z) = 0.9772$、問題 8b は$P(-0.51 \leqq Z) = 0.695$、問題 8c は$P(-1.47 \leqq Z) = 0.9292$、問題 9 は$P(Z \leqq 1.24) = 0.8925$、問題 10 は$P(Z \leqq -1.53) = 0.063$を解答する問題である。それぞれの正答・誤答・無答の内訳は表 18 から表 21 で、誤答の概要は表 22 から 27 である。

表 18　問題 7：P(2.5≦Z)の正答・誤答・無答の内訳、有意差は 2025 春と比較

出題時期	人数	正答	誤答	無答	有意
2024 春	311	239(76.8)	59(19.0)	13(4.2)	$^{*}p < .05$
2024 秋	45	32(71.1)	12(26.7)	1(2.2)	$n.s.$
2025 春	312	261(83.7)	50(16.0)	1(0.3)	
2025 基礎	300	88(29.3)	114(38.0)	98(32.7)	$^{**}p < .01$

表 19　問題 8a・8b・8c の正答・誤答・無答の内訳

問題		出題時期	人数	正答	誤答	無答
問題 8a	$P(-2 \leqq Z)$	2023 春	334	194(58.1)	122(36.5)	18(5.4)
問題 8b	$P(-0.51 \leqq Z)$	2024 秋	45	32(71.1)	13(28.9)	0(0.0)
問題 8c	$P(-1.47 \leqq Z)$	2025 春	312	261(83.7)	48(15.4)	3(1.0)

表 20　問題 9：P(Z≦1.24)の正答・誤答・無答の内訳、有意差は 2025 春と比較

出題時期	人数	正答	誤答	無答	有意
2024 春	311	242(77.8)	54(17.4)	15(4.8)	$^{**}p < .01$
2024 秋	45	38(84.4)	6(13.3)	1(2.2)	$n.s.$
2025 春	312	272(87.2)	40(12.8)	0(0.0)	
2025 基礎	300	84(28.0)	119(39.7)	97(32.2)	$^{**}p < .01$

表 21　問題 10：P(Z≦-1.53)の正答・誤答・無答の内訳、有意差は 2025 春と比較

出題時期	人数	正答	誤答	無答	有意
2024 秋	45	33(73.3)	10(22.2)	2(4.4)	$^{*}p < .05$
2025 春	312	272(87.2)	40(12.8)	0(0.0)	
2025 基礎	300	86(28.7)	110(36.7)	104(34.7)	$^{**}p < .01$

表 22　問題 7：P(2.5≦Z)の誤答の概要、()の数値は計算間違い

誤答要因	誤答例	24 春	24 秋	25 春	計	基礎
標準正規分布の理解不足	$0.5 + p(2.5) = 0.9938$	21	3	14	84 [88]	7
	$p(2.5) = 0.4938$	15	2	14		54(2)
	$p(2.5) = 0.4983$					1
	$1 - p(2.5) = 0.5062$	6		4		
	$p(2.5) - p(0.5) = 0.3023$	1		1		
	$p(2.5) - 0.5 = -0.0062$	2				
	$p(3) - p(2.5) = 0.0048$	1				

誤答要因	誤答例	24 春	24 秋	25 春	計	基礎
標準正規分布の理解不足	$p(0.5+2.5)=p(3)=0.4989$			1	4 [88]	
	$p(2.5-0.5)=p(2)=0.4772$			1		1
	$0.5-p(2)=0.0228$			1		
	$1+p(1)=1.3413$			1		
	$1-p(2.5)=0.5062$					14(1)
	不等式の解答					5
	$p(2.5)=p(2)+p(0.05)=0.6687$					1
	$2p(2.5)=0.9876$					1
	$p(2.05)=0.4798$					1
	$0.5+p(2.4)=0.9918$					1
	0.0037					1
読み取り間違い	$0.5-p(2.05)=0.0202$	3(1)	2	3(1)	12	2
	$0.5-p(2.04)=0.0207$	1				
	$0.5-p(2.55)=0.0054$	1				
	$0.5-p(2.4)=0.0082$					2
	$0.5-p(2.54)=0.0055$					1
転記間違い	$p(1.5)-p(0.5)=0.062$			3(2)	5	3
計算間違い		6	3	4	13	3
当て推量		1	2		3	13
合計		59	12	50	121	114

表 23　問題 8a：P(−2≦Z)の誤答の概要 ()の数値は計算間違い

誤答要因	誤答例	23 春	合計
標準正規分布の理解不足	$0.5-p(2)=0.0228$	64(7)	111
	$p(2)=0.4772$	22	
	$1-p(2)=1-0.4772=0.5228$	7(1)	
	$-p(2)=-0.4772$	3	
	$p(2.5)+p(1.5)=0.0606$	2	
	$2\cdot p(2)=0.4772\times 2=0.9544$	2(1)	
	$p(0.5+2)=p(2.05)=0.4798$	1	
	$p(1)+p(2)=0.8185$	1	
計算間違い		2	2
読み取り間違い	$0.5+p(1.9)=0.5+0.4713=0.9713$	1	2
	$0.5+p(0.2)=0.5793$	1	
当て推量		1	1
不明		6	6
合計		122	122

表 24　問題 8b：P(−0.51≦Z)の誤答の概要

誤答要因	誤答例	24 秋	合計
標準正規分布の理解不足	$p(0.51) = 0.1950$	7	13
	$0.5 - p(0.51) = 0.350$	3	
	$1 - p(0.51) = 0.8050$	1	
	$1 - p(0.5) = 0.8085$	1	
	$-p(0.51) = -0.1950$	1	

表 25　問題 8c：P(−1.47≦Z)の誤答の概要

誤答要因	誤答例	25 春	合計
標準正規分布の理解不足	$p(1.47) = 0.4292$	15	38
	$0.5 - p(1.47) = 0.0708$	14	
	$1 - p(1.47) = 0.5708$	3	
	$1 + p(1.47) = 1.4292$	1	
	$p(1.47 + 0.5) = p(1.97) = 0.4756$	2	
	$p(-1.47 + 0.5) = p(0.97) = 0.334$	1	
	$p(1.47) - p(0.5) = 0.2377$	1	
	$p(1.47) + p(0.5) = 0.6207$	1	
計算間違い		4	4
4 転記間違い	$0.5 + p(1.47) = 0.5292$	2	3
	$0.5 + p(1.47) = 0.9242$	1	
読み取り間違い	$0.5 + p(1.46) = 0.9279$	2	2
	$0.5 + p(1.46) = 0.9297$	1	1
合計		48	48

表 26　問題 9：P(Z≦1.24)の誤答の概要、()の数値は計算間違い

誤答要因	誤答例	24 春	24 秋	25 春	計	基礎
標準正規分布の理解不足	$0.5 - p(1.24) = 0.1075$	19	2	13	72 [82]	9(1)
	$0.5 - p(1.23) = 0.1093$			1		
	$p(1.24) = 0.3925$	10(1)	2	9		53
	$p(1.23) = 0.3907$					2
	$p(1.14) = 0.3729$					1
	$p(1.42) = 0.4222$					1
	$1 - p(1.24) = 0.6075$	6		6		
	$p(0.5) + p(1.24) = 0.584$	2				(1)
	$p(1.24) + p(2) = 0.8697$	1				

誤答要因	誤答例	24 春	24 秋	25 春	計	基礎
標準正規分布の理解不足	$1+p(1.24)=1.3925$	1			10 [82]	4
	不等式の解答	3				8
	$p(1.24+0.5)=p(1.74)=0.4591$			2		
	$p(1)+p(1.24)=0.7338$			1		1
	$p(1.24+0.5)=p(1.79)=0.4633$			1		
	$2\cdot p(1.24)=0.785$			1		
	$p(1.24)-p(0.5)=0.2010$			1		
	$5+p(1.24)=5.3925$					1
	$p(0.5)+p(0.24)=0.2863$					1
	$p(1.24-0.5)=p(0.74)=0.2704$					1
	$2-p(1.24)=1.6075$					(1)
	$p(1.56)=0.4406$					1
読み取り間違い	$0.5+p(1.23)=0.8907$	6	1	2	9	3
	$0.5+p(1.34)=0.9099$					1
計算間違い		1	1	2	9	14(2)
その他	当て推量	3		1		13
	前の問題の解答を記述	1				
合計		54	6	40	100	119

表 27　問題 10：P(Z≦−1.53)の誤答の概要、()の数値は計算間違い

誤答要因	誤答例	24 秋	25 春	計	基礎
標準正規分布の理解不足	$0.5+p(1.53)=0.937$	2(1)	9(2)	38 [38]	7(2)
	$p(1.53)=0.437$	2	11		37
	$-p(1.53)=-0.437$				11
	$1-p(1.53)=0.563$	1	3		12(2)
	$p(1.53-0.5)=p(1.03)=0.3485$		3		1
	$p(1.53)-p(0.5)=0.2455$		1		
	$p(1.53)+p(0.5)=0.6285$		1		
	$p^{-1}\big(0.5-p(1.53)\big)=p^{-1}(0.0624)\fallingdotseq 0.16$		1		
	$p(1.53)-0.5=-0.063$		(1)		
	不等式の解答				6
	$0.5+p(1.52)=0.9357$				3
	$p(1.52)=0.4357$				1
	$-p(1.52)=-0.4357$				1
	$1-p(1.52)=0.5643$				1
	$p(2.5-1.53)=p(0.97)=0.334$				1

誤答要因	誤答例	24 秋	25 春	計	基礎
標準正規分布の理解不足	$p(3.5-1.53)=p(1.97)=0.4756$			0 [38]	1
	$p(0.5)+p(1.53)=0.6285$				1
	$5+p(1.53)=5.437$				1
計算間違い		2	3	5	7
読み取り間違い	$0.5-p(1.52)=0.0643$	1	2	5	2
	$0.5-p(1.54)=0.0618$		1		
	$0.5-p(1.04)=0.1515$		1		
記載間違い	$0.5-p(1.53)=0.5-0.473=0.027$			0	1
その他	解なし	1		2	1
	不明		1		
	当て推量				11
合計		10	40	50	110

問題 7 から問題 10 についても、正規分布の理解不足による誤答が多い点はそれまでと同様であった。図を描かず、正規分布の意味を十分に理解しないまま、用具的理解に基づいて数式処理のみを進めていた学生の理解不足が顕著に表れた結果となった。

特に$P(Z \leqq 0)=0.5$、$P(Z \geqq 0)=0.5$を$p(0.5)=0.1915$として無理やり計算した誤答では、誤りが重なり$p(0.5)+p(2.5)=p(2.5+0.5)=p(3)$とした解答も存在した。

4. 教育への効果検証

3 章に示した 2023 年度及び 2024 年度の答案分析の結果、誤答の多くは、正規分布に対する理解の不足に起因し、図の記載がなく形式的な数値の置換にとどまっていた。その他は、不等式の読み違い、正規分布表の読み取り誤り、計算間違いによるものであった。

2025 年度は、これらの知見を踏まえた授業を実施し、その教育効果についてマクネマー検定を用いて有意性を検証した。具体的な改善策としては、図を記載させて数式と図を対応させることで用具的理解にとどまらず意味的理解を促すこと、さらに見直しの手続きを導入することである。ただし、2025 年度入学の学生は、2024 年度までに入学した学生と異なり、高等学校で「統計的な推測」を履修している者が多く含まれていた。そのため、本研究では「統計的な推測」について、履修者と未履修者に分けて教育効果を検証した。

2025 年度入学の新入生に「統計的な推測」の履修状況及びその学習定着度の確認を 4 月 21 日に実施した数学基礎力テストを通して調査した。留学生を除く受検者は 300 人で、期末テストを受検した学生は 297 人であったので、本稿はこの 297 人を教育効果の検証対象とした。なお、297 人のうち統計的な推測を履修した学生は 226 人、未履修者は 71 人であった。これらの状況をまとめたものは表 28 の通りである。2025 年度の数学基礎力テスト（4 月）と期末テスト（8 月）で出題した問題における正答率の比較は表 29 の通りで、表 30 から 37 は、それぞれの問題の正答数の変化をまとめたものである。マクネマー検定は、IBM SPSS for Windows Ver.28.0 を使用した。記載の p 値は、二項検定による p 値である。

表 28　数学基礎力テスト及び期末テストの受検者数（）の数値は、統計的な推測の履修者／未履修者

	期末テスト受検	同左・未受検	合計
数学基礎テスト受検	297（226／71）	15	312
同上・未受検	3（2／1）	7	10
合計	300	22	322

表 29 正規分布の問題の正答率の変化　履修者 N=226、未履修者 N=71

上段の正答率は数学基礎力テスト（4 月）、下段の正答率は期末テスト（8 月）

問題	型	問題	答え	履修者	未履修者	合計
1b	$P(0 \leqq Z \leqq a)$	$P(0 \leqq Z \leqq 1.16)$	0.3770	72.1%	25.4%	60.9%
				97.3%	97.2%	97.3%
2	$P(-a \leqq Z \leqq 0)$	$P(-0.51 \leqq Z \leqq 0)$	0.1950	59.7%	15.5%	49.2%
				93.4%	95.8%	93.9%
3	$P(-a \leqq Z \leqq a)$	$P(-1.96 \leqq Z \leqq 1.96)$	0.9500	59.7%	9.9%	47.8%
				98.2%	98.6%	98.3%
4	$P(-a \leqq Z \leqq b)$	$P(-2 \leqq Z \leqq 1)$	0.8185	55.3%	8.5%	44.1%
				95.1%	91.5%	94.3%
5	$P(a \leqq Z \leqq c)$	$P(0.5 \leqq Z \leqq 1.5)$	0.2417	46.0%	5.6%	36.4%
				89.4%	84.5%	88.2%
7	$P(a \leqq Z)$	$P(2.5 \leqq Z)$	0.0062	38.9%	0.0%	29.6%
				85.0%	80.3%	83.8%
9	$P(Z \leqq a)$	$P(Z \leqq 1.24)$	0.8925	37.2%	0.0%	28.3%
				86.3%	88.7%	86.9%
10	$P(Z \leqq -a)$	$P(Z \leqq -1.53)$	0.0630	39.8%	0.0%	30.3%
				86.3%	91.5%	87.5%

表 30　問題 1b の正誤の様相　〇が正答、×が誤答、M はマクネマー検定統計量、p は p 値

履修	期末〇	期末×
基礎〇	161	2
基礎×	59	4

M：53.3、p：1.64×10^{-15}

未履修	期末〇	期末×
基礎〇	17	1
基礎×	52	1

M：49.1、p：1.20×10^{-14}

合計	期末〇	期末×
基礎〇	178	3
基礎×	111	5

M：102.3、p：2.38×10^{-29}

表 31　問題 2 の正誤の様相　〇が正答、×が誤答、M はマクネマー検定統計量、p は p 値

履修	期末〇	期末×
基礎〇	130	5
基礎×	81	10

M：67.2、p：9.58×10^{-19}

未履修	期末〇	期末×
基礎〇	10	1
基礎×	58	2

M：55.1、p：2.08×10^{-16}

合計	期末〇	期末×
基礎〇	140	6
基礎×	139	12

M：122.0、p：5.44×10^{-34}

表 32　問題 3 の正誤の様相　〇が正答、×が誤答、M はマクネマー検定統計量、p は p 値

履修	期末〇	期末×
基礎〇	134	1
基礎×	88	3

M：85.0、p：2.91×10^{-25}

未履修	期末〇	期末×
基礎〇	7	0
基礎×	63	1

M：63.0、p：2.17×10^{-19}

合計	期末〇	期末×
基礎〇	141	1
基礎×	151	4

M：148.0、p：5.36×10^{-44}

表 33　問題 4 の正誤の様相　〇が正答、×が誤答、M はマクネマー検定統計量、p は p 値

履修	期末〇	期末×
基礎〇	122	3
基礎×	93	8

M：84.9、p：3.72×10^{-24}

未履修	期末〇	期末×
基礎〇	6	0
基礎×	59	6

M：59.0、p：3.47×10^{-18}

合計	期末〇	期末×
基礎〇	128	3
基礎×	152	14

M：143.2、p：2.72×10^{-4}

表 34　問題 5 の正誤の様相　〇が正答、×が誤答、M はマクネマー検定統計量、p は p 値

履修	期末〇	期末×
基礎〇	95	9
基礎×	107	15

M：82.8、p：2.00×10^{-22}

未履修	期末〇	期末×
基礎〇	4	0
基礎×	56	11

M：56.0、p：2.78×10^{-17}

合計	期末〇	期末×
基礎〇	99	9
基礎×	163	26

M：137.9、p：1.04×10^{-37}

表 35　問題 7 の正誤の様相　〇が正答、×が誤答、M はマクネマー検定統計量、p は p 値

履修	期末〇	期末×
基礎〇	82	6
基礎×	110	28

M：93.2、p：7.54×10^{-26}

未履修	期末〇	期末×
基礎〇	0	0
基礎×	57	14

M：57.0、p：1.39×10^{-17}

合計	期末〇	期末×
基礎〇	82	6
基礎×	167	42

M：149.8、p：5.91×10^{-34}

表 36　問題 9 の正誤の様相　〇が正答、×が誤答、M はマクネマー検定統計量、p は p 値

履修	期末〇	期末×
基礎〇	78	6
基礎×	117	25

M：100.2、p：8.42×10^{-28}

未履修	期末〇	期末×
基礎〇	0	0
基礎×	63	8

M：63.0、p：2.17×10^{-19}

合計	期末〇	期末×
基礎〇	78	6
基礎×	180	33

M：162.8、p：1.12×10^{-45}

表 37　問題 10 の正誤の様相　〇が正答、×が誤答、M はマクネマー検定統計量、p は p 値

履修	期末〇	期末×
基礎〇	78	8
基礎×	117	23

未履修	期末〇	期末×
基礎〇	0	0
基礎×	65	6

合計	期末〇	期末×
基礎〇	78	8
基礎×	182	29

M：95.1、p：5.93×10^{-26}　M：65.0、p：5.42×10^{-20}　　M：159.4、p：4.83×10^{-44}

表 29 の正答率の変化、表 30 から表 37 の正答数の変化により、正答率は有意な差が認められた。これは、学生が問題を解く際に図を描いて、式と図を対応させて問題を解いたこと、見直し手続きや解答の数値の検証方法を示すことでケアレスミスが減少したこと、不等式の読み間違いに注意を促したことで、不等式による間違いが減少したことが要因である。

しかし一方で、数学基礎力テストでは正答していたにも関わらず、期末テストで不正答になった学生も少数存在した。これらの要因は、正規分布表の読み間違い、不等式の読み間違いなどのケアレスミスであった。ケアレスミスによる誤答は見直し及び解答の数値が適切であるかを検証することで軽減できるが、実際には見直しや検証を行わない学生が多い。そのため、見直しや検証の有用性を学生に理解させ、習慣化させることが今後の課題である。

5. まとめ

本稿の目的は、「統計的な推測」の単元における「標準正規分布」の問題に焦点を当て、数学基礎力テストと期末テストの正答率や誤答を通して学生の理解状況を把握した上で、効果的な教育の提案を行い、その効果を検証することであった。

誤答分析の結果、標準正規分布の確率を求める初期段階、すなわち問題 1 から問題 3 においても、つまずく学生が少数存在していた。また、問題 1 から問題 3 には正答できても、それ以外は誤答もしくは無答で、用具的な理解にとどまっている学生の存在も示唆された。このことから、形成的評価として小テスト等を適宜実施し、学生の理解状況を継続的に把握し、誤答箇所の振り返りを行い、理解の促進につなげる必要がある。

昨年度までに得られた知見を踏まえた授業実践を行い、期末テストでその教育効果の検証を行ったところ、正答率に有意な差が見られたものの、本稿の内容授業前には解けていた問題が、授業後には解けなくなっていた学生が少数存在していた。これらの主たる要因はケアレスミスによるものであるが、ケアレスミスに対する対策にはまだ改善の余地があるため、今後の課題としたい。

引用・参考文献

大内俊二（2024）「データサイエンス指向の統計学」、学術図書出版

佐々木淳（2025）「標準正規分布及び正規分布の問題対する誤答分析及び授業導入の一考察」、数学教育学会、2025 年度数学教育学会春季年会発表予稿集、pp.24-26

佐々木淳（2025）「文科系大学生の記述統計・推測統計に関する期末テストの分析」、日本テスト学会、日本テスト学会第 23 回大会発表論文抄録集、pp.120-123

チャート研究所編著（2022）「基礎からの数学 B」、数研出版、p.127（解答編）

日本学術会議（2020）「新学習指導要領下での算数・数学教育の円滑な実施に向けた緊急提言：統計教育の実効性の向上に焦点を当てて」、https://www.scj.go.jp/ja/info/kohyo/pdf/kohyo-24-t293-2.pdf

俣野博・河野俊丈ほか 58 名（2024）「数学 B Advanced」、東京書籍

文部科学省（2019）「高等学校学習指導要領（平成 30 年告知）解説数学編理数編」、学校図書

くじら産業の街・下関市、北九州市を巡る

ー　新たな観光ツアー商品の可能性を探る　ー

岸本　充弘 [1]
Mitsuhiro　KISHIMOTO [1]

[1] 下関市立大学
Shimonoseki City University

要旨

くじら産業の街である下関市と北九州市は、くじらや捕鯨の歴史や文化を持ちながら、従前よりそれらが観光ツアー商品の対象となることは無かった。2019（令和元）年に商業捕鯨が再開され、下関市が国内唯一の母船式捕鯨基地となったことを契機に、関門両市に存在するくじらの歴史、文化等を辿るツアーが新たな商品となりうるのか、行政や旅行会社へのヒアリング等を行い、その実現可能性について検証した。

キーワード：くじら産業、下関市、北九州市、観光ツアー、商品開発

1. はじめに

1.1 研究の目的と背景

2019（令和元）年 7 月に再開された日本の商業捕鯨で、国内唯一の母船式捕鯨[注 1)]基地となったのが下関市である。捕鯨母船として使用されてきた日新丸は 2023（令和 5）年 11 月に引退し、後継となる新捕鯨母船の関鯨丸（写真 1）は、下関市内の造船所で建造され、2024（令和 6）年 3 月に完成後、操業を開始した（「関鯨丸期待背負い船出」、『山口新聞』2024 年 5 月 22 日）。



写真 1『岬之町埠頭の関鯨丸』
出典：2025 年 2 月 6 日筆者撮影

古式捕鯨の歴史を辿ると、下関市は江戸期に現在の山口県長門市、萩市等北浦地域で鯨組により行われていた、長州捕鯨の鯨肉、鯨油等の中継基地としての役割を果たしていた。また、その後の近代捕鯨では、明治期に入り日本初のノルウェー式捕鯨会社であった日本遠洋

注 1）捕鯨船と母船で船団を組み大型鯨類の捕獲を行う農林水産大臣許可漁業

漁業[注 2)]の出張所と倉庫が置かれ、その後も林兼商店[注 3)]の拠点として捕鯨関連産業の集積が図られ、くじら[注 4)]の街としての歴史や文化を築いてきた（岸本，2006ｂ）。一方北九州市では、昭和初期に下関市から旧戸畑市[注 5)]に移転した共同漁業[注 6)]が拠点を置き、戦後も戸畑港を基地とした日本水産の大型トロール船が、探鯨船や運搬船として捕鯨にも従事し、多くの鯨肉が戸畑に陸揚げされていた。鉄の街・北九州市を支えた、筑豊炭坑、港湾、製鉄所等で勤務する多くの労働者を食で支えてきたのも塩鯨であった（岸本，2006ｂ）。

現在様々な地域資源がある関門地域を、観光地として積極的に誘客を行っている下関市と北九州市は、これらを背景としたくじら産業の街であり、本稿では両市のくじらや捕鯨の歴史を振り返り、史跡や文化等を改めて掘り起こしながらストーリー化し、地域振興につながる観光ツアー商品の実現可能性について、検証することを目的としている。なお本研究は、下関市立大学と北九州市立大学との 2023 年度、2024 年度関門地域共同研究のテーマが『観光』であったことが 1 つの契機となった。関門地域共同研究では過去 2 回観光をテーマに取り上げているが、コロナ明けで生活様式が大きく変化し、改めて関門地域の課題に目を向けたものであり、下関市が商業捕鯨再開における拠点となったことにより、関門地域の地域資源であるくじらにフォーカスしたものである。

また、調査研究の内容や手法について 2023 年度は、北九州市における①くじらや捕鯨に関する歴史、文化等の文献調査②関連する史跡等の現地調査や鯨商品の取扱い状況の調査を行い、北九州市におけるくじらと捕鯨の歴史・文化と現状を検証し、観光ツアー商品案を提示した（岸本，2024）。2024 年度の本稿は、2023 年度に検証した北九州市におけるくじらと捕鯨を巡る観光ツアーに下関市のツアープランを加え、下関市、北九州市の観光行政担当課や、民間の旅行会社等へ対する意見聴取を行い、ツアー商品化の実現可能性について取りまとめたものである。

なお、本稿におけるツアー設定エリアは、関門連携で各種事業を展開している現在の北九州市と下関市の行政区域としての関門地域とし、その周辺市町は含まないものとするが、各種検証においては関連する周辺市町も含めた検証も行っている。また、聞き取り調査において社名掲載の了解が取れている会社以外は特定できないよう配慮した。

1.2 先行研究と研究の手法

関門地域におけるくじらや捕鯨産業の歴史、文化等に係る先行研究のうち、古式捕鯨に関する下関地域の研究に関しては、江戸期の長州捕鯨と下関の関わりについて多くの 1 次資料を手掛かりとして検証した徳見光三（1971）、同じく江戸期に鯨を取扱った問屋等の各種文書を中心に検証した河野良輔（2005）、長州捕鯨の開始から終焉までを、テーマごとに整理している安冨静夫・岸本充弘（2002）等の先行研究や著書がある。一方北九州地域では、江戸

注 2）後の日本水産、現在のニッスイ
注 3）後の大洋漁業、現在のマルハニチロ
注 4）くじらと鯨の表記は固有名詞以外、下関市等で使用されている平仮名表記とした
注 5）現在の北九州市戸畑区
注 6）後の日本水産、現在のニッスイ

期に古式捕鯨が行われていたのが筑前大島[注 7)]周辺だけであったため、古式捕鯨に関する先行研究は殆ど無いものの、長州捕鯨で捕獲された鯨肉等が、芦屋[注 8)]等に配送されていたとの記述がある（徳見，1971)。また、当時の福岡藩が遠賀川の水運を利用して、害虫駆除用の鯨油を藩内に流通させていた記述もあり（鳥巣，1999)、当時から北九州市周辺では鯨肉や鯨油が流通し、くじらとの深い関わりがあったことがうかがえる。一方近代捕鯨に関しては、関門地域における捕鯨産業を検証した先行研究として岸本充弘(2006a)があり、その中では、下関市を拠点にしていた旧大洋漁業と旧戸畑市を拠点にしていた旧日本水産を中心に、くじらや捕鯨に係る関連産業の集積が図られ、現在もくじら産業文化が根付いている街であると結論付けている。

一方、関門地域の観光に関する最近の先行研究等の主なものについては、下関地域の地域資源やブランドを活用した観光交流や振興方策について検証している坂本紘二（2006)、下関市を含む山口県の国際観光の取り組みやあり方について検証している高嶋正晴（2009)がある。また環境都市・北九州市での環境観光について検証している湯淺墾道（2010)、や、関門地域外の住民アンケート調査等から今後の関門地域の観光について検証している南博（2016)、北九州市の産業観光に係る検証を行った赤松香苗・大江靖雄（2018)、門司港レトロ地区の観光について検証を行った丸山宗志（2018)、北九州市の産業博物館等から観光等について検証している佐藤友美(2022)等がある。なお、これらの先行研究の中でくじらや捕鯨に係る記述があったのは坂本の研究のみで、近代捕鯨の基地下関や鯨館、大洋ホエールズ等に関する記載があるものの（坂本，2006)、くじらや捕鯨を観光ツアーの視点で検証している先行研究は無い。

2. くじら産業のまち・下関市、北九州市を辿る

2.1 古代から現在までの下関市におけるくじらの歴史・文化

古代から鯨との関わりのある下関市では、今から約二千年前、弥生時代中期の遺跡である吉母浜遺跡から、鯨骨製のアワビオコシが出土しており、当時から海岸に流れ着いた鯨を利用していたと考えられる（岸本，2006b)。その後、元亀年間に始まった長州捕鯨において、拠点であった通、瀬戸崎、川尻、島戸浦などで捕獲された鯨肉は、早手船により下関、芦屋、博多に回漕後問屋により売り捌かれており、下関が鯨肉の集散地となっていた（徳見光三，1971)。当時下関を中継していたのは、鯨肉・鯨油・鯨骨等の鯨製品や捕鯨技術を含めた人の行き来も行われており、九州の鯨船が下関を経由して萩の見島に入っていた（多田，1968)。

その後、1899（明治 32）年に阿武郡奈古出身の県議である岡十郎と、大津郡出身の山田桃作により日本初の近代捕鯨会社である日本遠洋漁業が設立され、本社を長門市、出張所を下関市に置いていたことを根拠に、両市が近代捕鯨発祥地として対外的に情報発信している。同社が下関市に営業拠点の出張所を置いていたことで、明治期末には大阪や兵庫等の阪神方面で鯨肉販売量が急速に増大していった。1909（明治 42）年には、当時 12 社あった捕鯨会

注 7）現在の宗像市大島
注 8）現在の福岡県遠賀郡芦屋町

社の合併により、本店を大阪に置いた東洋捕鯨が設立される。東洋捕鯨は東京支店、下関支店、博多出張所に加え、 青森、宮城、石川、千葉、三重、和歌山、徳島、高知、宮崎、鹿児島、長崎と韓国に計 20 カ所の事業場を設置した。また、捕鯨船 18 隻、解体船 13 隻を保有し、年間一千頭以上の鯨を捕獲するなど、日本における鯨肉市場の 3 分の 2 のシェアを占めていた。東洋捕鯨は更に企業合併を経て 1934（昭和 9）年に日本捕鯨となり、同年日本で初めて南氷洋捕鯨に乗り出す。その後日本捕鯨は共同漁業と合併し、1937（昭和 12）年 3 月に日本水産となる（岸本，2006)。東洋捕鯨下関支店として 1926（大正 15）年に建築された建物は、蜂谷ビルとして下関市に現存している[注 9)]。また、朝鮮通漁で資本蓄積を果たした下関市の林兼商店は、1922（大正 11）年に土佐捕鯨を吸収後、捕鯨部を新設し近海捕鯨に乗り出す。その後林兼商店捕鯨部は、1936（昭和 11）年に大洋捕鯨を創立し、日本初の国産捕鯨母船日新丸で南氷洋捕鯨に出漁する。1946（昭和 21）年に食糧難緩和のため当時の GHQ が許可した小笠原近海捕鯨では､大洋漁業が旧海軍の特殊輸送艦を改装した捕鯨母船と捕鯨船 2 隻、運搬船 6 隻を下関市の唐戸岸壁から出航させている。その後、戦後の本格的な南氷洋捕鯨がスタートし、下関市では林兼造船が 1960（昭和 35）年から 1983（昭和 58）年まで計 23 隻の捕鯨船を建造し、南氷洋捕鯨基地となるとともに国内の主要鯨肉陸揚地の 1 つとなる（岸本，2006)。岸本によれば､戦後日本の南氷洋捕鯨船団が生産した冷凍鯨肉の下関市での陸揚量は、1956（昭和 31）年に全体の約 20%となり、取扱量のピークとなる 1961（昭和 36）年には 2 万トンを超えていた。また、1964（昭和 39）年に下関漁港に上がった鯨肉のうち、約 78%は大洋漁業等の冷凍庫に入庫後、缶詰・ハム・ソーセージ等にも加工され、残りの約 22%は他市場等に出荷され、そのうち約 58%は鯨肉消費の多い九州方面へ出荷されていた（岸本，2006)。

1987（昭和 62）年に商業捕鯨が一時停止され、調査捕鯨に移行してから鯨肉は調査副産物としての流通となり、赤肉と皮や畝須等の白手物の大きく 2 つのルートができていた。鯨肉の流通ルート及び価格の決定方法については、調査主体である日本鯨類研究所が副産物処理販売基準を作成しており､それに基づいて適正な流通が図られている一方､流通ルートには、商業捕鯨当時からの加工業者等への直接取引等、商業捕鯨当時の名残が多くみられていた。特に市場枠では、沖縄県を除く各都道府県ごとの比率に基づいた荷割が決めてられており、山口県は 1,000 分の 37 と、大阪、東京、福岡、兵庫、長崎、北海道、愛媛に次いで多かった[注 10)]。下関市内の多くの鮮魚店や量販店では､調査捕鯨以前より鯨肉が多く販売されており、市街地から離れた山間部でも､魚の行商であるカンカン部隊が塩蔵鯨肉の販売を行っていた。また、市無形民俗文化財である蓋井島山の神神事では、鯨の尾羽毛、鯨油等がお供物やまかない料理として使われていたこともあり、現在も節分に鯨肉を食べる風習が残るなど、くじらは市民の文化として根付いてきた。下関市は鯨肉の消費が多い福岡県にも隣接し、必然的に鯨肉消費が多かった事を裏付けるように、昭和 40 年代後半には「現在下関周辺で消費される鯨肉は約一千トン」という記事も掲載されている（『山口新聞』1974 年 4 月 11 日)。

下関市は調査捕鯨移行後も､国内の調査捕鯨拠点基地の 1 つとしてくじらを繋いできたが、1995（平成 7）年度から「ふく・うに・くじら」の 3 大水産物ブランド化事業を本格的に開

注 9）従前は旧日本捕鯨別館として使用されていた
注 10）旧自治省世帯数調査の都道府県別世帯数に総理府家計調査の県庁所在地都市の生鮮鯨肉消費量を乗じて推計

始し、1998（平成 10）年度から実施した南極海鯨類捕獲調査船団一般公開や出港式、市内小中学校での鯨肉給食や、官民挙げてのくじら普及活動推進のため、下関くじら食文化を守る会の立ち上げ等、調査船団基地化を目指した取組みが本格化する。調査捕鯨移行後の調査副産物流通量として 2008（平成 20）年に共同船舶が実施した調査によれば、山口県の流通量は 174.8 トン、県民 1 人当たりの消費量は 133.7 グラムとなり、下関市内での鯨肉消費量は約 40～60 トン程度と推察される[注 11)]。また、老朽化していた調査捕鯨母船日新丸の後継船である関鯨丸は 2024（令和 6）年に下関で完成し、同年操業を開始した。これに伴い下関市は国内唯一の母船式捕鯨基地となり、下関市鯨肉消費拡大推進協議会が市内飲食店を中心とした鯨肉普及事業を実施し、実行委員会が 2021（令和 3）年から開催している『三つの日本一ふく、くじら、あんこう祭り』や、共同船舶が主催する『くじら祭り』等のイベント開催等を行い、市内で鯨料理を提供する飲食店は 100 店舗を越えている[注 12)]。また、2022（令和 4）年 7 月には下関市内の大学、高校等が連携し、若い方を対象とした鯨食普及活動として『鯨弁当プロジェクト』を立ち上げ、開発した鯨バーガーの大学祭等での販売、鯨の未利用部位を利用した鯨油キャンドル等の商品開発等も行われている。その一方で、商業捕鯨再開後の捕獲頭数減少により、市内量販店で取扱う鯨肉や加工品の数量等が減少するとともに、国内でも有数の規模を誇り、学校給食や県外へ多くの鯨加工品を提供してきた老舗鯨肉加工販売会社の破産は、くじらの街下関としての今後の鯨食普及に大きく影響するものとして受け止められている。

2.2 古代から現在までの北九州市におけるくじらの歴史・文化

北九州市でくじらとの関わりを古代まで遡ると、ヤマトクジラに辿り着く[注 13)]。ヤマトクジラの化石は、北九州市若松区にある約 3,000 万年前の地層である芦屋層群から見つかっており、その化石は北九州市八幡東区にある北九州市立自然史・歴史博物館いのちのたび博物館（以下『いのちのたび博物館』）に展示されている（写真 2）[注 14)]。ヤマトクジラの存在は、現在の響灘が古代より鯨の生息海域であり通り道であったことを意味しているが、その一方、北九州市には江戸期に行われていた古式捕鯨の形跡が無い。それは、鯨を追い込む入り江が少ない等地形的要因があり、近場では北九州市に近接している筑前大島と地島に古式捕鯨の痕跡を見ることが出来る（新修宗像市史，2024）。一方、前掲の徳見によれば「長州捕鯨による鯨肉は早手船によって下関、芦屋、博多の諸港に回漕され」とあり（徳見，1971，p. 296）、北九州市に隣接する芦屋が長州捕鯨の流通拠点地の 1 つであったことがわかる。芦屋は遠賀川の河口に位置する町で、江戸期から博多、小倉と並ぶ 3 大市場があり、当時の福岡藩が遠賀川の水運を利用した鯨油の運搬を行い害虫駆除用の鯨油を運搬していた[注 15)]。



写真 2『ヤマトクジラ骨格』
出典：2023 年 9 月 22 日筆者撮影

注 11）平成 20 年調査副産物都道府県別流通量（推定）
注 12）感鯨下関 https://www.shimonoseki-kujira.jp/（参照 2024 年 4 月 12 日）
注 13）北九州市立自然史・歴史博物館北九州市の貴重な地質遺産ジオポイント・バーチャル説明版 https://www.kmnh.jp/geo/13.html（参照 2023 年 11 月 20 日）
注 14）いのちのたび博物館でくじらに係る展示を確認（2023 年 9 月 22 日）
注 15）芦屋は筑豊炭鉱の石炭積み出し港でもあり石炭船である川艜をその運搬に使用していた。遠賀川

近代以降 1929（昭和 4）年には、下関市に所在していた共同漁業が事業拡大等により旧戸畑市に移転し、その後の日本水産の拠点となる。既に 1935（昭和 10）年頃には戸畑工場で鯨の加工品も製造されており、その後の鯨加工品製造の基盤がこの頃には整備されていた（岸本，2006）。また、日本水産の大型トロール船基地でもあった戸畑港周辺には、日本水産の加工工場や関連企業等が集積し、戦後は大型トロール船が鯨を探す探鯨船や鯨肉を運搬する運搬船としても使用され、多くの鯨肉が戸畑港に陸揚げされていた。鯨肉のハム、ソーセージ等を製造していた日本水産戸畑工場周辺には、中小の鯨肉加工品製造会社も存在し賑わいを見せた[注 16)]。旧戸畑市にあった日本水産を象徴する旧日本水産戸畑支社の建物（写真 3）も北九州市の水産業を象徴する建物であり、日本水産の歴史を辿る展示施設ニッスイパイオニア館として 2011（平成 23）年 8 月に設置されたが、2023（令和 5）年 3 月末で休館している。一方、旧門司市にある門司港には、戦後南氷洋捕鯨に出漁した捕鯨母船が入港している（西日本新聞社，1995）。当時、捕鯨母船が門司港に入港後、鉄道で九州各地に鯨肉が送られており、門司港は日本国内の鯨肉陸揚げ地の 1 つであったことがうかがえる[注 17)]。これらの歴史があり、鉄都である北九州市の背後にある筑豊炭鉱等の炭鉱労働者、石炭積出港の若松港、九州の鉄道起点でもあり鯨肉が陸揚げされていた門司港港湾労働者、旧八幡製鉄所の工場労働者やその家族を中心に、激しい労働を支える蛋白源や塩分補給のために塩鯨が多く消費され、くじらを食べるという食文化が、北九州市の都市文化として根付いてきた（岸本，2006）。また、北九州市民がくじらを食べることは『北九州市史民俗』に「祝いの日や祭りの日には鶏肉や鯨肉が料理に加えられた」との記述がある（北九州市，1989，p. 213）。



写真 3『旧日本水産戸畑支社』
出典：2023 年 9 月 22 日筆者撮影

一方、北九州市内において 1987（昭和 62）年からの商業捕鯨一時停止以降現在に至るまで、鯨肉の流通量等はどのように変化してきたのであろうか。1977（昭和 52）年の大手捕鯨会社 3 社（大洋漁業、日本水産、極洋）の九州における鯨肉販売実績のうち、福岡県の販売実績は 5,582 トンとの記録がある（日本捕鯨協会，1980）。前掲の 2008（平成 20）年実施の共同船舶調査では、福岡県は 545.7 トンと都道府県別年間流通量は全国 1 位であったものの、商業捕鯨から調査捕鯨に移行した約 30 年間で、鯨肉流通量は約 10 分の 1 に減少している[注 18)]。また、北九州市統計年鑑によれば、北九州市内 1 世帯あたりの年間鯨肉購入量は、1964（昭和 39）年に年間 7.57 キロ、1977（昭和 52）年に年間 2.1 キロ購入していたが、2008（平成 20）年の共同船舶調査では、福岡県民 1 人あたりの年間鯨肉消費量が 120.7 グラムであったことから、約 30 年間で鯨肉消費量が 15 分の 1 に減少している。

の水運を利用し現在の北九州市若松港につながる水路を設置することで、その後若松港が本格的な石炭の積出港となった

注 16）若松区『わかちく資料館』上映の戦後の旧若松市映像にくじらの宣伝看板（調査 2023 年 10 月 17 日）

注 17）聞き取り調査を行った日本水産 OB の宮脇末治も「門司は九州の国鉄起点で、貨車の利便性から初めの南鯨の頃に母船や仲積船が門司に入港していた。」と証言（2004 年 2 月 23 日）

注 18）平成 20 年調査副産物都道府県別流通量（推定）によれば、2 位は大阪府 533.5 トン、3 位は東京都 473.6 トン、以下北海道、宮城県が続く

そこで、現在の北九州市内での鯨肉取扱等について調査するため、2023（令和 5）年 9 月から 10 月にかけて市内にある鮮魚店やスーパー等約 30 ヵ所で店舗への訪問調査を実施した。今回調査した鮮魚店やスーパー等約 30 軒のうち取扱いがあったのが 9 軒で、調査した店舗の約 3 割で鯨肉を取扱っていた（岸本，2024）。



写真 4『幸せを運ぶ鯨竜田揚げバーガー』出典：北九州市観光情報サイトより

一方商業捕鯨再開を契機に、鯨肉市場の縮小に危機感を覚えた関係者による鯨食普及拡大の取り組みは、北九州市においても行われている。その 1 つの成果が、2023（令和 5）年 10 月 25 日と 26 日に北九州市政 60 周年記念事業として開催された第 36 期竜王戦の勝負メシとしてメニューブックに掲載された『幸せを運ぶ鯨竜田揚げバーガー』の開発である（写真 4）[注 19)]。

2.2 下関市と北九州市に残るくじら文化

関門地域にはくじらと関わりのある建造物等が多数あるが、下関市では日本遺産『関門“ノスタルジック”海峡～時の停車場、近代化の記憶～』構成文化財であり、1926（大正 15）年に当時の東洋捕鯨下関支店として建てられた蜂谷ビルがある（写真 5）。日本遺産は、地域の歴史や伝承、風習などを 1 つのストーリーとしてまとめたもので、当該日本遺産は近代のレトロ建造物群によるストーリーである。市内中心部の日和山公園には、東洋捕鯨の前身で日本初の近代捕鯨会社であった日本遠洋漁業を立ち上げた岡十郎と山田桃作の顕彰碑もある。また、中心部から少し離れた旧城下町の長府地区には、林兼商店創業者中部幾次郎旧邸宅があった長府庭園があり、園内二の蔵には、中部家から下関市立大学に寄贈された戦前の南氷洋捕鯨資料等を展示している鯨資料展示室がある。長府庭園向かいの関見台公園には、1958（昭和 33）年に旧大洋漁業が建築し下関市に寄贈した鯨館が現存している。更にシロナガスクジラの骨格標本を展示している水族館・海響館の近くには、下関市で建造された旧大洋漁業の捕鯨船第二十五利丸の捕鯨砲やプロペラ等をモニュメントとして屋外展示している。



写真 5『蜂谷ビル』出典：2023 年 10 月 24 日筆者撮影



写真 6『ホーム・リンガ商会建物』出典：2023 年 10 月 24 日筆者撮影



写真 7『幸せを運ぶクジラ』出典：2023 年 11 月 7 日筆者撮影

一方北九州市では、旧日本水産戸畑支社ビル以外に門司区に日本遺産『関門“ノスタルジック”海峡』構成文化財であるホーム・リンガ商会の建物（写真6）がある[注20)]。この建物は1962（昭和37）年に建てられたもので、ホーム・リンガ商会の歴史をさかのぼると、長崎における近代捕鯨の歴史を築いてきた英露人捕鯨組合に辿り着く。英露人捕鯨組合は、1897（明治30）年にロシアの漁業家デンビー、

注 19）鯨竜田バーガーは最終的に対局の昼食には選ばれなかったが、2023（令和 5）年 12 月末まで JR 小倉駅ビル内の店舗で販売された

注 20）『関門“ノスタルジック”海峡～時の停車場、近代化の記憶～』https://www.japanheritage-kannmon.jp/bunkazai/index.cfm?id=6（参照 2023 年 11 月 20 日）

イギリス人貿易商リンガー、ロシア極東の貿易商セミョーノフの3人で設立され、ホーム・リンガ商会が代理店となっていた（片岡・亀田，2012)。

また、小倉北区の旦過市場に鯨のイラストがある。これは 2022（令和 4）年 4 月と 8 月に被災した旦過市場の復興を願って描かれたもので『幸せを運ぶクジラ』と名付けられている（写真 7)。同じく小倉北区の勝山公園内には、クジラの骨格を模した長さ約 24mの遊具がある（写真 8)。この遊具はモルタル製で 2008（平成 20）年に設置され、シロナガスクジラの骨格がモデルとなっている。



写真 8『クジラの遊具』
出典：2023 年 11 月 7 日筆者撮影

３．新たな観光ツアー商品の可能性を探る

3.1 関門地区の観光客の動向とツアーの傾向

下関市、北九州市への観光客は、新型コロナの感染収束後大幅に回復してきている。2023（令和5）年の下関市の観光客数は、実人数571万7687人で対前年比125.4%、115万8317人の増で、このうち季節型観光客数については3年ぶりの制限なしのイベント開催等により、対前年比210.0%となっている[注21)]。一方、北九州市観光動態調査（令和4年次）によれば、2022（令和4）年1月から12月に北九州市に訪れた観光客数は、門司港レトロ地区や小倉都心部を中心に1785万4千人で、対前年比61.5%も増加している。特に外国人観光客は3.6万人と対前年比260%、産業観光客数は19.7万人と対前年比77.5%の増加となっており、コロナ禍前の水準には戻らないものの順調に回復してきている[注22)]。下関市、北九州市ともに通過型観光都市から宿泊を伴う滞在型観光都市を目指しているが、北九州市では特に産業観光に力を入れている。北九州産業観光センターHPにも、「北九州市の「産業観光」とは、日本の近代化に貢献した産業の歴史・遺産を知ると同時に、モノづくりの技術を土台に発展してきた最先端技術を肌身で感じるといった、貴重な体験が出来る北九州ならではの観光」との掲載がある[注23)]。市内には産業観光の対象となる近代化産業遺産等が、門司港レトロ地区や若松区等に点在している。旅行会社との提携ツアー等はコロナ禍前から行われているが、ツアーの件数や内容等は、今後も拡充できる可能性を秘めている。

一方新たなツアーの手法として、観光庁が訪日客向け新事業に着手している（「物語仕立てで地域周遊促進」、『山口新聞』2023年5月8日)。この事業は、酒、火山、自然豊かなロングトレイル等のテーマに関し、歴史的背景から今後の展望までを物語仕立てにして魅力を発信していくのが柱で、各地の観光資源を効果的に結び合わせて広域周遊につなげることを想定している。また、日経MJでは『旅行商品のヒットの芽は「少人数＆ニッチ」ロングテール化進む』との見出しで、新型コロナ禍の影響で、大人数の行動を控える傾向が強まり、個別のニーズに合った観光を楽しむ旅行者が増えていることを伝えている[注24)]。更に具体的事例とし

注 21）下関市観光政策課（記者発表資料）令和 5 年の下関市観光客数・宿泊客数について https://www.city.shimonoseki.lg.jp/site/kisya/108362.html（参照 2024 年 12 月 4 日）
注 22）北九州市産業経済局観光部観光課 https://www.city.kitakyushu.lg.jp/files/001052082.pdf（参照 2024 年 12 月 4 日）
注 23）北九州産業観光センターhttps://sangyokanko.com/about/（参照 2023 年 12 月 7 日）
注 24）日経 MJhttps://xtrend.nikkei.com/atcl/contents/18/00577/00034/（参照 2023 年 12 月 27 日）

て「ニッチャートラベル」という、地域活性を目的とした「阪急交通社」と「ナビタイムジャパン」の共同プロジェクトもスタートしている。『“旅を介して、地域の活性化や人々の交流に貢献する”というパーパスの具現化を目指し、従来のパッケージツアーとは異なる独創的でユニークな新しい旅のカタチを提案していく』とあり、その傾向はインバウンドが大幅に回復していることで、今後更に拡大していくと推察される[注25)]。そのうえで、今後はストーリーを辿る少人数ツアーの需要が拡大することを見据え、手軽に気軽にニッチなツアーが主流となることが見込まれ、それを踏まえた下関市、北九州市のくじら産業の歴史、文化を辿る新たな観光ツアーを設定し、商品化の可能性を含めた提案を行うこととする。

3.2 下関市でのくじらのストーリー

観光ツアー商品化の前提となる下関市でのくじらのストーリーを検討すると、日本水産、大洋漁業の発祥地として、産業を中心としたストーリーが想定される。下関市 HP の公式観光サイトにある『しものせき物語』には高杉晋作、巌流島、金子みすず、壇ノ浦の合戦に加えて、下関と『くじら』があり、『くじらの街下関』を巡るコースが設定されている。このコースをベースに、近代捕鯨発祥の地・下関のくじら産業を巡る旅（図 1）と名付け、下関市外から来る観光客のアクセスが容易な JR 下関駅を起点に、借上タクシーにより周遊し、JR 下関駅に戻る下関のくじら産業を巡るツアーとする。

図 1『近代捕鯨発祥の地・下関のくじら産業を巡る旅』



出典：ツアーの概要を筆者作成

このツアーでは先ず徒歩で、JR 下関駅西口にある『大洋漁業発祥の地』石碑を見学し、借上タクシーで日和山公園の顕彰碑、岬之町の蜂谷ビル、第二十五利丸モニュメントの見学後長府に移動し、関見台公園にある鯨館（写真 9）、長府庭園と鯨資料展示室の見学を行うコースである。長府庭園内では、お抹茶や和菓子、オプションにより事前予約による鯨バーガーも選べるようにし、更に追加で唐戸市場での鯨肉購入や海響館見学も可能とする。タクシー料金検索、定額予約サイトである「らくらくタクシー」によれば[注 26)]、走行距離約 17.476 キロ、料金 6,000 円、所要時間約 35 分となり、日和山公園顕彰碑、蜂谷ビル、利丸モニュメント、鯨館、長府庭園での見学時間を合計 120 分とした場合、所要時間は 235 分（3 時間 55 分）の半日コースとなる。ツアー経費としてお菓子か鯨バーガー（飲み物付）1,000 円、長府庭園入場料（200 円）付きで、1 名の料金が合計 7,200 円となり、小型タクシーの場合 3 名まで乗車可能となる。1 名のツアーと想定した場合、料金 7,200 円の半日ツアー商品として設定することが可能となる。



写真 9『鯨館』
出典：2024 年 12 月 7 日筆者撮影

注 25）2023.11.27 参照 https://www.nichertravel.jp/（参照 2023 年 11 月 27 日）
注 26）「らくらくタクシー」https://www.rakurakutaxi.jp/）（参照 2023 年 12 月 14 日）

3.3 北九州市でのくじらのストーリー

北九州市におけるくじらのストーリーを検討すると、①古代のヤマトクジラを辿る旅（若松区～八幡東区）②鉄都を支えた鯨食と産業を辿る旅（若松区～戸畑区）③都会の鯨を辿る旅（小倉北区）④門司港レトロとくじらを辿る旅（門司区）と名付けた 4 つが、ツアーとして想定される。いずれのツアーも北九州発の『幸せを運ぶ鯨竜田揚げバーガー』を片手に、手軽に気軽に回れるツアーを前提とし、③の小倉でのツアー以外は、北九州市、福岡県外からの観光客のアクセスが容易な JR 小倉駅を起点に借上タクシーで周遊し、JR 小倉駅に戻る行程としている。

図 2『古代のヤマトクジラを辿る旅（若松区～八幡東区）』



出典：ツアーの概要を筆者作成

まず 1 つ目の「①古代のヤマトクジラを辿る旅（若松区～八幡東区）（図 2）」は、ヤマトクジラが出土した芦屋層群がある北九州市若松区遠見ヶ鼻の見学の後、ヤマトクジラ化石展示のある、いのちのたび博物館の見学を行うツアーである。ヤマトクジラが出土し、福岡県指定天然記念物の芦屋層群がある若松区遠見ヶ鼻から望む響灘の景色は絶景で、鯨バーガーを片手に現在も大型鯨類の通り道でもある響灘の景色を見ながら、古代～現代の鯨のストーリーを辿ることができる。いのちのたび博物館を先に見学し、夕方遠見ヶ鼻からの美しい夕日を見る行程の選択もある。若松区遠見ヶ鼻付近に行く市営バスもあるが便数が限られ、博物館がある八幡東区への移動等を考えた場合、タクシーの半日借上が効率的である。新幹線の駅でもある JR 小倉駅発着借上タクシーとした場合、前掲の「らくらくタクシー」によれば[注 27)]、走行距離 56.465 キロ、料金 16,020 円、所要時間 103 分となり、博物館での見学及び遠見ヶ鼻の見学時間を合計 120 分とした場合、所要時間は 223 分（約 3 時間 43 分）の半日コースとなり、ツアー経費として鯨バーガー（飲み物付）1,000 円、博物館入場料（600 円）付きで、1 名の料金が合計 17,620 円となり、小型タクシーの場合 3 名まで乗車可能となる。1 名のツアーとした場合、料金 20,000 円の半日ツアー商品として設定可能である。

図 3『鉄都を支えた鯨食と産業を辿る旅（若松区～戸畑区）』



出典：ツアーの概要を筆者作成

2 つ目の「②鉄都を支えた鯨食と産業を辿る旅（若松区～戸畑区）（図 3）」は、鉄都である北九州市を支えた筑豊炭鉱石炭積出港であった若松港の港湾労働者を食で支えていた塩鯨にフォーカスし、若松港に残る石炭関連

注 27）前掲注 26）参照

の建物群を見学後、対岸の戸畑区に市営渡船で渡り、鯨肉が陸揚げされていた戸畑港と、ニッスイパイオニア館を巡る、現代の産業と鯨食をストーリーとして辿るものである。2011（平成 23）年 8 月に開設され、約 12 年間にわたって日本水産の歴史を発信してきたニッスイパイオニア館は、諸般の事情により 2023（令和 5）年 3 月末で休館している[注 28)]。このツアーを実施する場合は、ツアー客を対象とした特別観覧の実施をニッスイに依頼し、ニッスイの了解が前提となる。またオプションとして、若松区と戸畑区の食堂で、塩鯨を食事に組込むことも検討する。①のツアーと同じく、JR 小倉駅発着の借上タクシーとした場合、「らくらくタクシー」によれば[注 29)]、走行距離 22.654 キロ、料金 7,170 円、所要時間 40 分となり、若松港での見学及び復路のみ市営渡船で戸畑に渡り、ニッスイパイオニア館の見学時間を 120 分とした場合、合計の所要時間は 160 分（2 時間 40 分）の 3 時間コースのツアーとなり、経費として鯨バーガー（飲み物付）1,000 円、渡船料（100 円）付きで、1 名の料金は合計 8,270 円、オプションで 1,000 円の昼食を組み込めば 9,270 円となり、小型タクシーの場合 3 名まで乗車可能となる。1 名の場合 10,000 円の 3 時間ツアー商品として設定可能である。

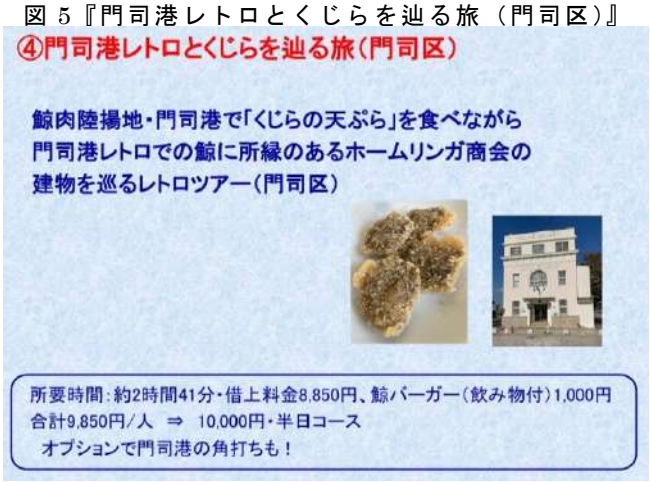
図 4『都会の鯨を辿る旅（小倉北区）』



出典：ツアーの概要を筆者作成

3 つ目の「③都会の鯨を辿る旅（小倉北区）（図 4）」は、4 つのツアーの中で唯一タクシー借上をせず、徒歩で巡るツアーとなる。小倉都心部にある旦過市場の『幸せを運ぶクジラ』や勝山公園にあるクジラの骨格を模した遊具を見て回った後に、豊富な鯨製品の品揃えがあるＩ百貨店での鯨製品の品見や購入後、夕方からは塩鯨や鯨ベーコンをつまみに、小倉での角打ちを楽しむという設定である。ただし現在小倉の角打ちでは鯨製品を提供していないため、既存メニューに加えていただく必要がある。少し小倉都心部から離れるが、オプションとして、鯨ベーコンや塩鯨等を製造・販売している岩本商事の工場見学を加えれば、産業観光の要素が加わることとなる。このツアーに関しては、鯨商品購入代や角打ち代の自己負担以外は料金がかからないが、商品購入等で使える割増クーポンを、市観光案内所で受取る想定としている。

図 5『門司港レトロとくじらを辿る旅（門司区）』



出典：ツアーの概要を筆者作成

4 つ目の「④門司港レトロとくじらを辿る旅（門司区）（図 5）」は、門司港名物のくじらの天ぷらや鯨竜田揚げバーガーを食べながら、門司港レトロ地区で鯨に所縁のあるホームリンガ商会等の建物を巡るツアーである。①と同じく、JR 小倉駅発着の借上タクシーとした

注 28）所管する㈱ニッスイコミュニケーション課に今後の施設見学可否について照会したところ、メールで「休館後人員も配置していないことから実現は難しい」との回答（2023 年 8 月 29 日）
注 29）前掲注 26）参照

場合、「らくらくタクシー」によれば、走行距離 29.276 キロ、料金 8,850 円、所要時間 41 分、門司港レトロ地区の散策時間を 120 分とした場合、合計所要時間 161 分（2 時間 41 分）の 3 時間コースとなり、必要経費として鯨竜田バーガー（飲み物付）1,000 円を加えた合計金額が 9,850 円で、小型タクシーの場合 3 人まで乗車可能となる。1 名で料金 10,000 円の 3 時間ツアー商品として設定可能である。オプションとして、夕方から塩鯨や鯨ベーコンをつまみに、1,000 円程度で門司港での角打ちを楽しむ設定もできる。ただし現在小倉と同様、角打ちでは鯨製品を提供していないため、既存のメニューに加えていただく必要がある。

これら下関市と北九州市のくじら産業の街を巡る 5 つのツアーについては、いずれも旅行会社へ申込みと料金支払いを行ったうえで、下関市は JR 下関駅にある下関市観光案内所で、北九州市は JR 小倉駅にある北九州市総合観光案内所で、鯨竜田バーガー、施設入場料や鯨商品購入等に使える共通クーポン券を渡し、利用することを想定している。

3.4 商品開発の可能性と今後の課題

新たな観光ツアー商品として提示した下関市、北九州市のくじらツアー計 5 つの案について、ツアー商品としての実現可能性の有無や改善点、実現に向けての課題等を探るため、下関市、北九州市の観光部局と、民間の旅行会社にプラン案を提示したうえで意見聴取を行った。

下関市観光政策課へのヒアリングでは[注 30)]、「ツアーの対象年齢、居住地、目的等ターゲットをどうするかで様々なことが変わってくる。例えば食事場所の例で言うと、高齢者は屋外で食べることを恥ずかしいと考える人もいる。」また、「高齢者 2 人で 2 万円は少し割高感があるかもしれない。ニッチなツアーで大人数は難しいが、タクシー借上げ前提であれば複数人の方がお得感がある。また、ツアーガイドが案内してくれる形が良いが、ガイドの会にお願いすると金銭的負担が生じる。」とのことであった。一方、「下関は近代捕鯨発祥地の割に見るものがあまり無い。蜂谷ビルは中にフレンチレストランが入っているが、お任せコースで鯨が出るわけでもない。一方関門海峡に沿って行くと、関見台の鯨館やその下の三軒屋海岸から見えるスナメリもあり、鯨館の歴史的経緯やその高さから見る関門海峡、源平合戦、イルカのストーリーなら繋がる。新種のツノシマクジラが発見された角島は少し遠いが、世界で数体しかない海響館のシロナガスクジラ骨格標本や唐戸市場内の鯨肉専門小売店はぜひ見てほしい。下関は関鯨丸の基地として鯨を推しており、鯨料理を提供する飲食店数も推定で日本一であるが、専門料理店がもう少し欲しいところ。食に関しては全国トップクラスである関門エリア全体で、景色と食を楽しむものにした方が良い。十分ではないが鯨に関する情報発信も行っており、需要があるから唐戸市場内で鯨の寿司も出されている。下関がどれだけ鯨の本場であるかをガイドが説明し、食が楽しめ満足できれば、ふくの 10 万円ツアーのように高額でもお金を出す人もいる。下関に来る観光客の方が唐戸市場やカモンワーフで鯨を食べる事ができ、面的な広がりによる下関と北九州の連携により、それなりのツアーの形になるのかもカギとなる。」との意見であった。

また、北九州市観光課へのヒアリングでは[注 31)]、「鯨自体がニッチなものだが、このツアー商品をどのように販売し、どう届けるかが 1 つの課題。鯨だけだと求めて来る人は懐かしい

注 30）下関市観光政策課へのヒアリング（2025 年 1 月 21 日実施）
注 31）北九州市観光課へのヒアリング（2024 年 12 月 23 日実施）

竜田揚げを食べたい人等に限られる。鯨というと下関のイメージが強すぎて北九州と結びつかない。イルカなら北九州でも身近にいるし、ホエールウオッチングなら街の文化として結びつくが、観光コンテンツとしてのテーマ性も必要ではないか。」とのご意見をいただいた。北九州では、ビオトープでの野鳥観察とバーベキューをセットにした 3,000 円のツアーを実施した実績はあるとのことであったが、現在推進しているのが産業観光であるという。「スタディツアーなら、産業観光の施設として TOTO ミュージアムがあるが、ニッスイパイオニア館は現在休館しており観光商品としては難しい。一方、塩鯨を勉強しに来た等歴史を学ぶニッチなスタディツアーなら可能性もある。最近は鯨が身近でない人が増えているので、誰をターゲットにどのようなストーリーで届けるか、歴史を辿るのも 1 つのコンテンツになる。幸せを呼ぶ鯨バーガーなら幸福巡りにするやり方もある。子供たちや高齢者を対象に学びの視点を入れたツアーなら可能性はあるが、近隣の人ならコンパクトに、遠方の人ならより広域的に行えば良い。30～40 代の家族連れに楽しんでいただくなら金額は安く抑える必要があり、1 人 2 万円は高い。夏休みにいのちのたび博物館とタイアップし、家族で学び鯨バーガーを食べる形なら夏のツアー商品にはなるかもしれない。食としての歴史、命をいただきますの感謝の気持ち、アイデンティティとして日本人が忘れている鯨に対する心や思いを伝える語り部がいる 10 人程度のバスツアーなら、旅行会社のツアーにもなる。大人が楽しめ家族で学べ親子で話ができ、家で語れる課題研究にするのも良いのでは。」と、スタディツアーの形にする助言もいただいた。加えて「鯨のイメージが強い長門市と下関市に、北九州市を繋げるのも良いし、江戸～明治期のロマン感じるストーリーとして思いをしっかり乗せるのも必要ではないか。」と、古式捕鯨の街である長門市を加えることにより、古式捕鯨から近代捕鯨のストーリーとしてより広域的に繋ぐツアーの展開に係るご意見もいただいた。

一方民間からの視点で、東武トップツアーズ関門支店・関門 DMO にツアープラン案に係る意見についてメールで照会したところ[注 32)]、関門地域に共通する文化を紹介しツアーを造成できることに対する好意的なコメントをいただいた。併せて「現在観光においても持続可能な要素が求められている。」とのご指摘があった[注 33)]。具体的には「『持続可能な観光＝質の高い観光』と考え、地域においても少しずつ理解を求める活動を行っている。持続可能な観光には、環境保全、動物の保護もあり、一面だけを捉えれば捕鯨は世界的にマイナスイメージだが、食文化の継承という面で捉えればプラスであると考えている。この地域のくじらとの歴史、食文化、くじらの命を無駄にしない文化を正しく世界に伝える機会として、ツアー造成には非常に高い価値があると考えている。」との評価をいただいた。また課題として「各ツアー、ストーリーを辿るのであればガイド付きにしたほうが良い。ガイドは通しでできる方でも良いが、鯨関連の仕事をしていた方の経験談などをスポットでお話しいただくとより効果がある。またタクシー利用のツアーに関しては、距離と時間が関わるので、再度タクシーの貸切料金の見積をした方が良い。また、北九州の 2 つ目は戸畑駅発着、4 つ目は門司港

注 32）一般社団法人海峡都市関門 DMO からのメール回答（2025 年 1 月 6 日）。関門 DMO では関門エリアにおける観光振興、観光コンテンツ作りを行っており、その中には文化庁の事業で、日本遺産『日本遺産 関門”ノスタルジック海峡”』にスポットを当てたツアー造成も行っている

注 33）グローバル・サステナブル・ツーリズム協議会地域基準 GSTC-D：https://www.gstcouncil.org/wp-content/uploads/GSTC-Destination-Criteria-v2.0-Japanese.pdf（参照 2025 年 2 月 3 日）観光庁日本版持続可能な観光ガイドライン JSTS-D：https://www.mlit.go.jp/kankocho/seisaku_seido/kihonkeikaku/jizoku_kankochi/jizokukano_taisei/torikumi/jsts-d.html（参照 2025 年 2 月 3 日）

駅発着で公共交通機関や徒歩でも良い。ターゲットの設定と情報発信、販売方法は、私共にとっても最大の課題で、設定次第で情報発信や販売ルートの検討が必要になる。」との具体的なご指摘もいただいた。

ヒアリングを行ったこれら3者から共通して指摘のあったのは、①ガイド付きツアー②家族を対象としたツアー③食を交えた歴史・文化を辿るツアー等の必要性であった。これらの条件等に沿ったツアー内容を再検討すると、家族向けで定員40名程度のガイド付バスツアーとして募集し、北九州市発で市内4つから1つを選択したうえで午前中に回り、その後下関市に移動し、鯨昼食を堪能した後下関市内を回る『下関・北九州のくじらを辿る旅』(案)の日帰りバスツアーとなる(図6)。ガイド付大型バスを借り上げた場合、下関での鯨の昼食代を含めて1人8千円のコースとなる。夏休み等に実施すれば、家族で鯨の食・歴史・文化を辿るスタディツアーとなる[注34)]。

図6『下関・北九州のくじらを辿る旅』概要



出典:ツアーの概要を筆者作成

また、ツアー商品化の実現に向けた課題として、対象者や年齢、人数等により移動手段や内容等を精査し、できるだけ費用を抑えたツアーの検討も必要となってくる。一方、ツアーのテーマであるくじらや捕鯨自体が非常にニッチなものになっていることに加え、北九州市が鯨の街であるとの認識が、市民をはじめ他県からの観光者にも殆ど無いことから、先ずは北九州市民が、北九州市にある鯨の歴史や文化に対する認識を、多少なりとも醸成していくことが大切である。また、国際的には捕鯨が非常にデリケートな問題であることから、当面は海外からのインバウンド向け商品ではなく、日本人向けの国内ツアー商品とならざるを得ない状況にある。日本では捕鯨が農林水産大臣許可漁業であり、魚と同じように水産資源として持続的に利用する対象であるということが、日本人の中でさえ正しく伝わっていないため、捕鯨問題に対する正しい認識と理解を、このツアーを通じて多くの日本人に認知していただく必要がある。日本国内では和歌山県太地町が鯨の町として様々な取り組み

注34) 貸切バスの達人HP福岡県大型バス借り上げ最低料金:https://www.bus-trip.jp/agent/fukuoka/(2025年2月3日参照)
西日本高速道路(株)HP:https://corp.w-nexco.co.jp/corporate/release/hq/h18/0124/(2025年2月3日参照)
福岡北九州高速道路公社HP:https://www.fk-tosikou.or.jp/ryokin/itiran/itiran.shtml(2025年2月3日参照))

を行っている。江戸期の古式捕鯨から受け継がれている捕鯨や鯨食文化は、現在でも『くじらに出会える海水浴場』として夏場は鯨と泳げる海水浴場が開設され、町内の森浦湾では、湾を仕切って放しているハナゴンドウとシーカヤックに乗って触れ合えることができる等により多くの観光客が訪れている。また『道の駅たいじ』では様々な鯨料理が提供され、鯨の食文化は観光資源として活用されている。今後更に、地域振興の視点で観光客による地域への経済効果を考えた場合、「2019（平成 31）年の訪日客の 1 人当たりの消費額が 15 万 8531 円、日本人の国内観光での 1 人当たりの消費額は宿泊なら 5 万 5054 円、日帰りなら 1 万 7334 円」（箱谷，2022，pp. 43-44）であることを考慮すると、ツアーの内容等により観光客の増加が地域経済へ与える影響は非常に大きいことも改めて認識する必要がある。

４．おわりに

本稿は、2023 年度から 2 ヵ年に及ぶ関門地域共同研究のテーマ『観光』に関する紀要の最終報告として執筆し、関門地域の地域資源であるくじらと捕鯨をどのようにすれば多くの方に知っていただけるのかという視点で、ツアーの商品開発に係る提案を行ったものである。

下関市は江戸期より､商都として多くの問屋が所在していたが､これらの問屋を経由して、長州捕鯨の鯨肉、鯨油等の流通が行われ、近代捕鯨以降もそのルートが受け継がれてきた。戦後は南氷洋捕鯨基地として、水産都市の基盤が形成され、その後の調査捕鯨から現在の商業捕鯨再開後の母船式捕鯨基地に至るまで、市内には多くのくじら産業遺産や鯨文化が存在し､今なお食を含めた文化が受け継がれている。一方､認知度として高くないはないものの、鉄都北九州市の多くの労働者を食で支えてきたのもくじらであり、市内にはくじらにゆかりのあるものも多くある。本稿が関門地域における、くじら産業遺産や鯨文化を少しでも知っていただき、更に新たな観光ツアー商品となる可能性となる 1 つの契機となり、ひいてはそれが地域振興に繋がってほしいという思いがある。くじらと捕鯨をテーマとしたニッチな観光ツアーは、観光商品としての規模は小さくとも、多種多様な趣向がある旅行ニーズに沿ったものとして、今後の取り組み次第で新たな観光ツアー商品となる可能性はある。今後は観光ツアー商品化の実現に向けて、日本国内の幅広い年齢層に対するアンケート調査等を実施し、実際にどの程度の需要があるのかを把握することや、ツアー商品化により地域経済にどの程度の経済波及効果をもたらすことができるかについても、具体的なシミュレーションを行っていく必要を認識しており、そのことを今後の研究課題としたい。

2019（令和元）年に 31 年ぶりに再開された日本の商業捕鯨は、鯨関係者や多くの鯨ファンが期待した、多くのくじらが安くたくさん食べられる状況とはなっていない。捕鯨母船の新船建造という半世紀に一度という節目を迎え、関門地域では現在、くじらや捕鯨が非常に注目されている状況にある。くじら産業の街と言える下関市、北九州市にとって、くじらと捕鯨は両市が持つ産業的、文化的、歴史的な財産であり、地域資源でもある。さらに、くじら以外の地域資源も観光資源となり得る可能性があり、今後も引き続き、関門地域における様々な地域資源を掘り起こし、地域振興につながるような、新たな商品開発やその実現に向けて検証を進めていきたいと考えている。

引用・参考文献

赤松香苗・大江靖雄（2018）「産業観光に対する認知度と需要標的層－北九州市を対象として－」総合観光学会誌『総合観光研究』第 16・17 合併号，pp. 23-28.

片岡千賀之・亀田和彦（2012）「明治期における長崎県の捕鯨業 ： 網取り式からノルウェー式へ」長崎大學水産學部研究報告 No93，p. 92.

河野良輔（2005）『長州・北浦捕鯨のあらまし』長門大津くじら食文化を継承する会，pp. 1-41.

岸本充弘（2006a）「関門地域における鯨産業・鯨文化形成メカニズムの一考察 －その将来展望を視野に入れて－」北九州市立大学博士論文 pp. 5-46.

岸本充弘（2006b）『関門鯨産業文化史』海鳥社，pp. 9-56.

岸本充弘（2024）「くじら産業の街・下関市、北九州市を巡る一新たな観光ツアー商品開発の可能性を探る（北九州市編）」関門地域研究 Vol. 31、関門地域共同研究会. pp. 43-58.

北九州市（1966）『北九州市統計年鑑第 2 回』，pp. 254-266.

北九州市（1979）『北九州市統計年鑑第 16 回』，pp. 218-233.

北九州市（1989）『北九州市史民俗』，p. 213.

坂本紘二（2006）「関門地域における観光交流推進への地域資源の掘り起こし」下関市立大学産業文化研究所所報 15 巻，pp. 1-24.

佐藤友美（2022）「北九州市の「産業博物館」と「企業博物館」の成立に関する考察－「文化/観光」からの「産業へのまなざし」－」全日本博物館学会博物館雑誌第 48 巻第 1 号，pp. 33-63.

高嶋正晴（2009）「山口県の国際インバウンド観光振興の取り組みと展望－東アジア地域交流連携と着地型観光交流地域づくりの取り組み－」下関市立大学地域共創センター年報第 1 号，pp. 183-209.

徳見光三（1971）『長州捕鯨考』長門地方史料研究所，pp. 295-304.

鳥巣京一（1999）『西海捕鯨の史的研究』九州大学出版会，p. 69.

西日本新聞社（1995）『西日本新聞に見る戦後 50 年』，p. 88.

日本捕鯨協会（1980）『捕鯨業と日本国民経済との関連に関する考察』，pp. 41-44.

箱谷真司（2022）『観光立国・日本ポストコロナ時代の戦略』光文社新書，pp. 43-44.

丸山宗志（2018）「北九州市・門司港レトロ地区における観光空間の形成と展開」立教大学立教観光学研究紀要第 20 号，pp. 3-13.

南博（2016）「関門地域の観光の現状と課題－地域外住民からの意識に着目して－」関門地域共同研究会関門地域研究第 25 号，pp. 63-111.

安冨静夫・岸本充弘（2002）『下関くじら物語』下関くじら食文化を守る会，pp. 16-35.

湯淺墾道（2010）「北九州市における環境観光の可能性」九州国際大学社会文化研究所紀要巻 66，pp. 35-49.