HOKKAIDO UNIVERSITY

Title	Generative AI Exploration of MSSM-Like Models in E8×E8 Heterotic String Z6-II Orbifold Compactifications [an abstract of dissertation and a summary of dissertation review]
Author(s)	見村, 優太
Degree Grantor	北海道大学
Degree Name	博士(理学)
Dissertation Number	甲第16190号
Issue Date	2024-12-25
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/94061
Rights(URL)	https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
Type	doctoral thesis
File Information	Yuta_Mimura_abstract.pdf, 論文内容の要旨

Hokkaido University Collection of Scholarly and Academic Papers : HUSCAP

学 位 論 文 内 容 の 要 旨

博士の専攻分野の名称　博士（理　学）　氏　名　　見　村　優　太

学 位 論 文 題 名

Generative AI Exploration of MSSM-Like Models in $E_8 \times E_8$
Heterotic String Z_6-II Orbifold Compactifications
（Z_6-Ⅱオービフォールドコンパクト化における $E_8 \times E_8$ ヘテロ
ティック弦理論での MSSM 様モデルの生成 AI による探索に関する
研究）

弦理論は、標準模型（SM）に量子重力理論を統合するための有力な候補として長年にわたり研究が進められている。その魅力の一つは、量子異常を回避できる点にあり、これは他の多くの理論では達成できないものである。しかし、弦理論は十次元の理論であり、我々が観測する四次元の時空との整合性を持たせるためには、残りの六次元を観測できないスケールにコンパクト化する必要がある。このコンパクト化は、特定の対称性に基づき、余剰次元を非常に小さなスケールにまとめるプロセスである。これにより、四次元での有効理論が導かれ、現実の物理現象と一致することが期待される。したがって、弦理論の十次元から四次元への次元縮退の方法、そしてその結果得られる有効理論が SM やその超対称拡張である最小超対称標準模型（MSSM）と整合するかは、弦理論の物理的有効性を検証する上で重要な課題である。

特に MSSM は、標準模型の未解決の問題、例えばヒッグス質量問題などに対応できる有力な理論であり、その観測的予測は実験的に検証可能な範囲にある。このため、弦理論を MSSM と結びつけることができれば、理論と実験の橋渡しが可能となり、弦理論の妥当性が大きく高まる。ところが、弦理論のコンパクト化から導かれる四次元有効理論の候補は膨大な数にのぼり、その数は少なくとも 10^1500 通りと推定される。このような膨大な理論空間、いわゆる「弦理論の風景」から、実際の物理現象に適合する MSSM のようなモデルを見つけ出すことは極めて困難である。

これまで、MSSM に類似したモデルを探索するための主なアプローチとして、コンパクト化パラメータ空間をランダムに探索する「ランダムスキャン」が一般的であった。この方法では、特定のパラメータ範囲からランダムにパラメータを選び、その結果得られるゲージ対称性やスペクトルが MSSM に近いかを確認する。しかし、パラメータ空間と得られるスペクトルの関係は非常に複雑であり、効率的な探索が難しいという課題があった。

従来のランダムスキャンでは、まず特定のパラメータ範囲や対称性に基づいたパラメータ空間からランダムにパラメータを選択し、それがモジュラー対称性などに由来する一貫性条件を満たすかをチェックする。その後、四次元弦理論のゲージ群とスペクトルを計算し、得られたモデルが MSSM-like かどうかを評価するという流れである。しかし、パラメータ空間が広大であるため、MSSM-like モデルを探索するには膨大な計算時間が必要とされ、効率的な手法が求められていた。

近年、このようなランダムスキャンに対して、オートエンコーダー（AE）を用いた新たなアプローチが提案されている。この手法は、コンパクト化パラメータの高次元空間を低次元の連続空間に写像し、その中で MSSM に類似したモデルが集まる「島」を特定することを目指している。AE は、ラベル情報を必要とせずにデータの特徴を学習し、高次元のパラメータ空間を圧縮して二次元の連続空間に写像することで、MSSM-like モデルが集中する領域をある程度特定することができる。

これにより、従来のランダムスキャンに比べ、MSSM に近いモデルを効率的に探索できる可能性が示されている。しかし、AE を用いた探索においても、MSSM-like モデルを特定することは依然として困難であり、さらに複数のモデルから物理的に意味のあるインサイトを得ることも難しい。これは、パラメータ空間とスペクトルの関係が依然として複雑であるためである。このため、より効率的な探索手法の開発が求められている。

本研究では、従来のランダムスキャンや AE を用いたアプローチに対して、生成 AI を活用する新たな手法を提案した。特に、変分オートエンコーダー（VAE）に基づく生成 AI を用いることで、従来の AE と同様にデータの圧縮・再構築を行いつつ、学習データに含まれていない MSSM-like モデルを生成することを可能とした。これにより、従来の探索手法では難しかったパラメータ空間とスペクトルの関係をより効率的に捉えることができるようになった。

従来の AE による研究では、学習データの特徴を捉えつつも、モデル間の類似性や差異を効果的に抽出することが難しいという問題があった。本研究では、生成 AI による補間（interpolation）を用いることで、特定のモデル間の類似性と差異に基づく有益なインサイトを効果的に得ることが可能となった。また、生成 AI を用いることで、従来の AE にはない新しいデータの生成能力を備えたため、特定のパラメータ範囲に基づいたより効率的な探索が実現できた点で従来手法に対する利点を示した。

本研究の成果として、Orbifolder のランダムスキャンで用意した学習データに含まれていないコンパクト化後のスペクトルに基づいて異なる MSSM-like データを生成することに成功した。さらに、あるデータをエンコードしてその周りで正規サンプリングを行うことで、ゲージ対称性が類似するデータを得られることを確認した。これにより、MSSM-like モデルの探索における効率を大幅に向上させる可能性を示した。

本研究の大きな貢献の一つは、限られたデータであっても生成 AI を活用して新しいデータを生成し、そのデータを基に MSSM-like モデルの探索を効率化できる点にある。特に、MSSM データは非常に少数であり、AI の学習には通常十分なデータが必要とされるが、本研究では私が提案した「phased data augmentation」を取り入れることでこの課題を克服し、より少ないデータから有益なモデルを生成することに成功した。この手法は、単に MSSM-like モデルの探索にとどまらず、他の物理分野や AI 応用分野においても同様の貢献が期待できる。

加えて、生成 AI の他の貢献として、素粒子論における生成 AI を活用した先進的な事例の一つを提供した点が挙げられる。また、本研究では、複数の合同式を厳密に満たす必要があるという、生成が困難な離散的な数値データを生成することにも成功した。これにより、従来の手法では捉えきれなかったデータ生成の新たなアプローチを示し、物理学や他の分野においても応用可能な成果を得た。

本研究の結果は、生成 AI を用いて MSSM-like モデルの探索を効率化するための第一歩としての成果を上げているが、今後の研究ではさらに幅広い応用が期待される。具体的には、生成 AI を用いた補間により、二つの異なる MSSM モデル間を連続的に推移させるようなコンパクト化モデルの生成が可能となる。このようなモデルの生成により、MSSM モデル間の類似性と差異に基づくインサイトを得て、MSSM モデルの探索に貢献できることが期待される。また、生成 AI は、数値データや条件が厳しい離散データの生成にも適しており、物理学に限らず多くの分野においてその応用が期待される。