

2024.11.24研究会「2024年ノーベル物理学賞、ノーベル化学賞、
AIで自然科学はどう変わったのか、どう変わるのか」

「学習物理学」の創成

橋本幸士
京大理・素粒子論
学習物理学領域代表

Machine-learning emergent spacetime from linear response in future tabletop quantum gravity experiments

Koji Hashimoto¹, Koshiro Matsuo², Masaki Murata², Gakuto Ogiwara² and Daichi Takeda¹

¹ Department of Physics, Kyoto University, Kyoto 606-8502, Japan

² Department of Information Systems, Saitama Institute of Technology, Saitama 369-0293, Japan

E-mail: koji@scphys.kyoto-u.ac.jp, f3011hxs@sit.ac.jp,
m.murata@sit.ac.jp, f3002keg@sit.ac.jp,
takedai@gauge.scphys.kyoto-u.ac.jp

Abstract. We introduce a novel interpretable Neural Network (NN) model designed to perform precision bulk reconstruction under the AdS/CFT correspondence. According to the correspondence, a specific condensed matter system on a ring is holographically equivalent to a gravitational system on a bulk disk, through which tabletop quantum gravity experiments may be possible as reported in [1]. The purpose of this paper is to reconstruct a higher-dimensional gravity metric from the condensed matter system data via machine learning using the NN. Our machine reads spatially and temporarily inhomogeneous linear response data of the condensed matter system, and incorporates a novel layer that implements the Runge-Kutta method to achieve better numerical control. We confirm that our machine can let a higher-dimensional gravity metric be automatically emergent as its interpretable weights, using a linear response of the condensed matter system as data, through supervised machine learning. The developed method could serve as a foundation for generic bulk reconstruction, *i.e.*, a practical solution to the AdS/CFT correspondence, and would be implemented in future tabletop quantum gravity experiments.

1. Introduction

In this paper, we provide a concrete physical neural network model addressing one of the long-standing issues in quantum gravity: the bulk reconstruction in holography, or the

Machine-learning emergent spacetime from linear response in future tabletop quantum gravity experiments

Koji Hashimoto¹, Koshiro Matsuo², Masaki Murata², Gakuto Ogiwara² and Daichi Takeda¹

¹ Department of Physics, Kyoto University, Kyoto 606-8502, Japan

² Department of Information Systems, Saitama Institute of Technology, Urawa-shi, Saitama 369-0293, Japan

E-mail: koji@scphys.kyoto-u.ac.jp, f3011hxs@sit.ac.jp, m.murata@sit.ac.jp, f3002keg@sit.ac.jp, takedai@gauge.scphys.kyoto-u.ac.jp

Abstract. We introduce a novel interpretable Neural Network to perform precision bulk reconstruction under the AdS/CFT correspondence. To the correspondence, a specific condensed matter system is equivalent to a gravitational system on a bulk disk, through gravity experiments may be possible as reported in [1]. To reconstruct a higher-dimensional gravity metric from the data via machine learning using the NN. Our machine reads inhomogeneous linear response data of the condensed matter system and a novel layer that implements the Runge-Kutta method to control. We confirm that our machine can let a higher-dimensional spacetime be automatically emergent as its interpretable weights, using the condensed matter system as data, through supervised machine learning. This method could serve as a foundation for generic bulk reconstruction to the AdS/CFT correspondence, and would be implemented in future quantum gravity experiments.

1. Introduction

In this paper, we provide a concrete physical neural network model to address long-standing issues in quantum gravity: the bulk reconstruction

Holographic spacetime gro...

by @holographer



[Verse]

Neural network spinning,
reconstructing,
Gravity metrics, higher
dimensions, disrupting,

学習物理学入門

Introduction to
**Machine Learning
Physics**

橋本幸士^{一編}

富谷昭夫/橋本幸士/金子隆威/瀧 雅人
広野雄士/唐木田亮/三内顕義^{二編}

朝倉書店

【目次】

0. イントロダクション

A 機械学習と物理学

A1. 線形モデル

A2. ニューラルネットワーク(NN)

A3. 対称性と機械学習: 畳み込み・同変 NN

A4. 古典力学と機械学習: NN と微分方程式

A5. 量子力学と機械学習: NN 波動関数

B 機械学習模型と物理学

B1. トランスフォーマー

B2. 拡散モデルと経路積分

B3. 機械学習の仕組み: 統計力学的アプローチ

B4. 大規模言語モデルと科学



学習物理学解説bot

AKIYOSHI SANNAI が作成

学習物理学（教科書）の解説を行います。

この本の概要を
教えてください

対称性を持つニ
ューラルネッ
トワークとは

"PINNs"とは何か
教えてください

拡散モデルと経
路積分について

📄 学習物理学解説bot にメッセージを送信する



ChatGPT の回答は必ずしも正しいとは限りません。重要な情報は確認するようにしてください。



物理学

自然科学で最も精密な実験場
多階層の諸問題+数理の連携

機械学習

計算科学の爆発的進展分野
社会・技術のイノベーション

学習物理学

新法則の発見、新物質の開拓

機械学習と物理学の理論的手法群の統合により基礎物理学の根本課題を解決



1. ノーベル賞の前

1-1 学習物理学の勃興

1-2 学習物理学のこの1年

2. ノーベル賞の後、これから何が？

2-1 観点1: 組み合わせ論

2-2 観点2: 学問の流れ



観測成果

ツイート

この記事を印刷する

遠方にある超新星の大量発見で宇宙膨張の謎に迫る 2019年5月29日 (ハワイ現地時間)

HSC16aasd (nonla, $z=0.19$)



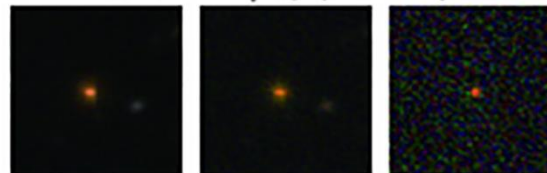
HSC17bigx (la, $z=1.00$)



HSC17bqai (la, $z=0.38$)



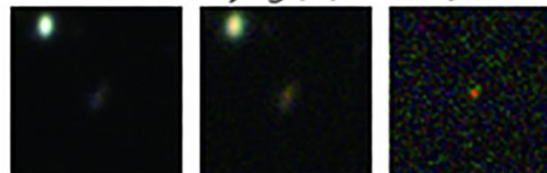
HSC16aqfi (la, $z=1.25$)



HSC17bjyn (la, $z=0.63$)



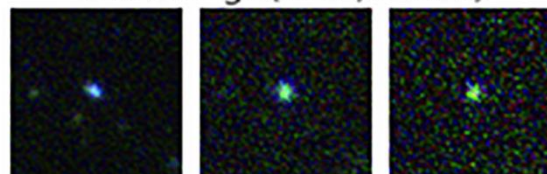
HSC17aydg (la, $z=1.45$)



HSC17cbcd (la, $z=0.87$)



HSC16adga (SLSN, $z=2.40$)

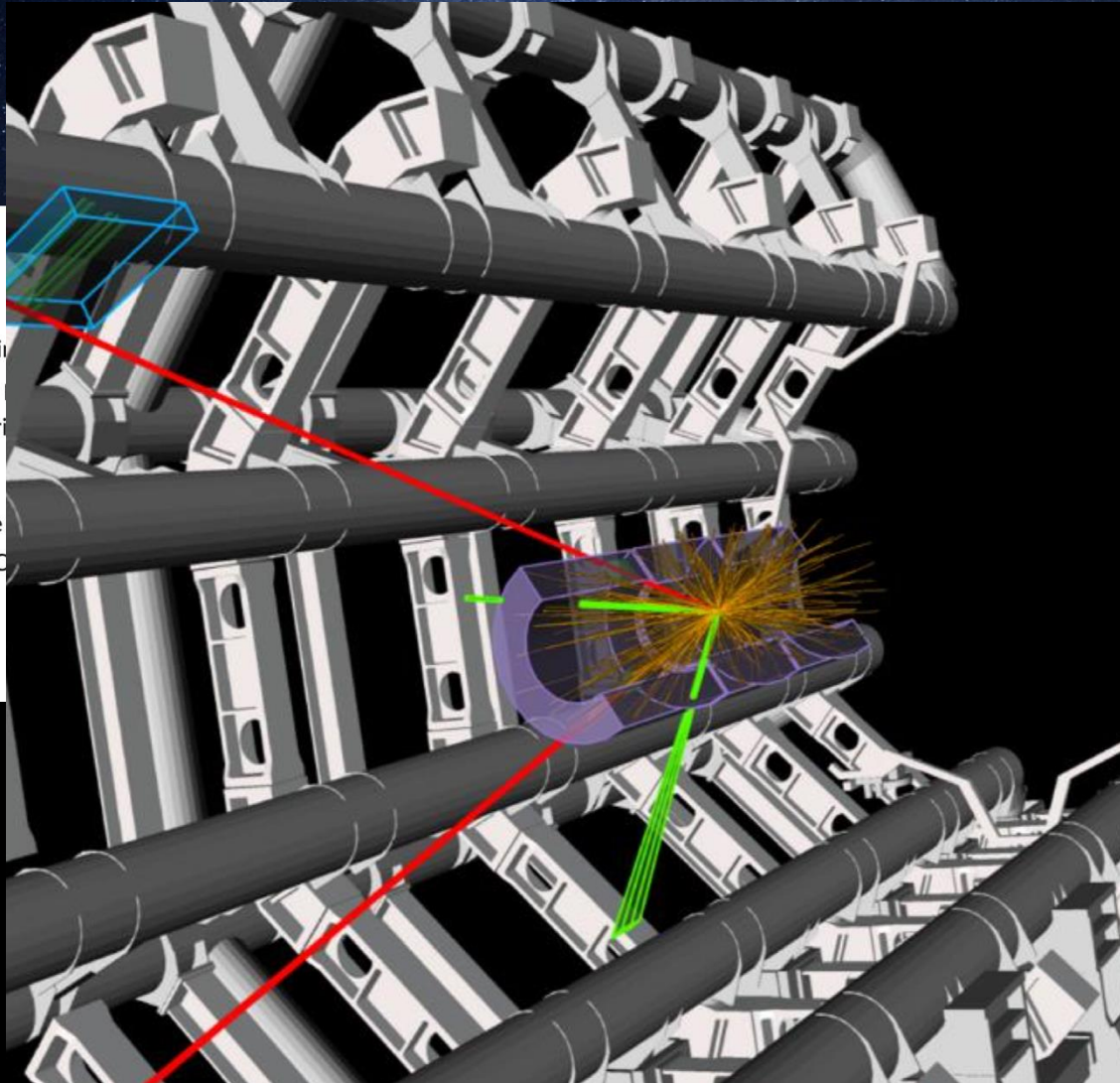


Machine Learning and Quantum Computing for High-Energy Physics

Introduction

Importance of Machine Learning in high-energy physics. International experiments are driving the development of Deep Learning (DL) is becoming a driving force at the center.

Development for practical use of quantum computing machines for the gate-type QCs in high-energy physics experiments.



performance. The big
the recent development of Deep
physics have been pursued in our

le in a market, and $O(10)$ qubit
es in high-energy physics

初期(2016-2019) : AI物理学の礎

物理学の各分野でAIと物理学を統合した研究が勃興

学習物理学の論文例

- 量子重力 = ニューラルネット [橋本 田中 富谷 杉下 Phys.Rev.D 98 (2018) 046019]
- 相関予想、相転移の学習検出 [大槻 大槻 JPSJ 85 (2016) 123706]
[田中 富谷 JPSJ 86 (2017) 963001]
- 学習モンテカルロ法 [Liu Qi Meng Fu Phys.Rev.B 95 (2017)]
[田中 富谷 (2017)]
- 物理量間の写像を学習構築 [藤本 福嶋 村瀬 Phys.Rev.D 98 (2018)]
- 機械学習によるジェット分類 [Bhattacharjee 野尻 et al. JHEP 04 (2015) 131]
[Lim 野尻 JHEP 10 (2018) 181]
- 半解析的ブートストラップ法 [小渕 樺島 JMLR 30 (2019) 2544]
[高橋 樺島 JSTAT(2020) 093402]
- 量子多体系の波動関数を学習 [Carleo Troyer Science 355 (2017) 602]
[野村 Darmawan 山地 今田 Phys.Rev.B 96 (2017) 205152]

1. ノーベル賞の前

1-1 学習物理学の勃興

1-2 学習物理学のこの1年

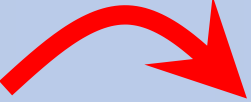
2. ノーベル賞の後、これから何が？

2-1 観点1: 組み合わせ論

2-2 観点2: 学問の流れ

この1年で学習物理から何が生まれたか？

AI 物理




AI計算物理：トランスフォーマでスピン系のMC

AI素粒子物理：スケール配慮学習でジェット分別

AI物性物理：銅酸化物超伝導の物質依存性の再現

AI分子動力学：6次元の揺らぎで準結晶の物性

物理 AI



統計力学でAI：学習空間での「濡れ転移」

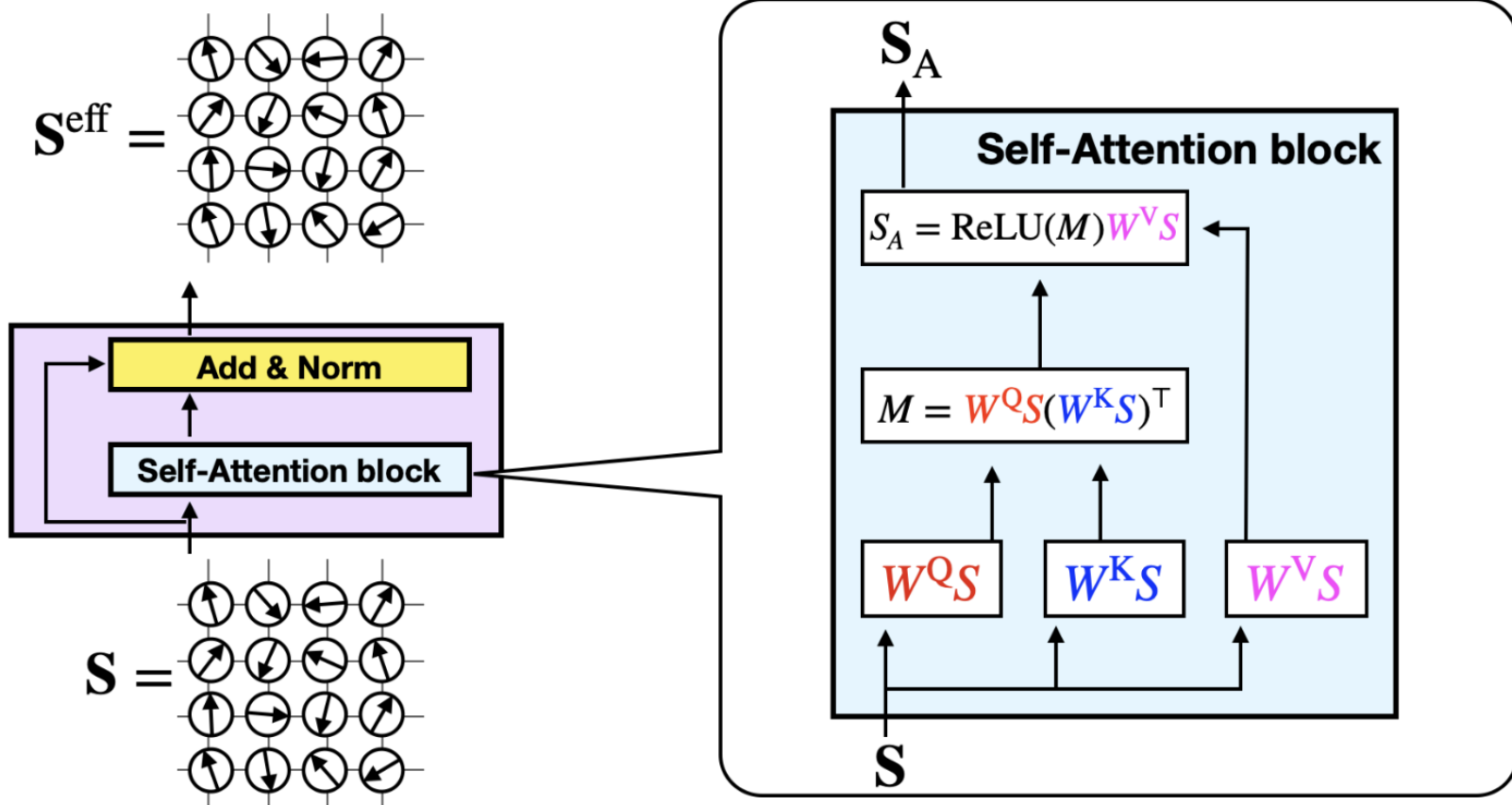
経路積分でAI：拡散モデルの統一的記述

重力でAI：一般座標変換がニューロンに内在

AI計算物理：トランスフォーマでスピン系のMC

[富谷 永井 PoS LATTICE2023 (2024) 001] 他

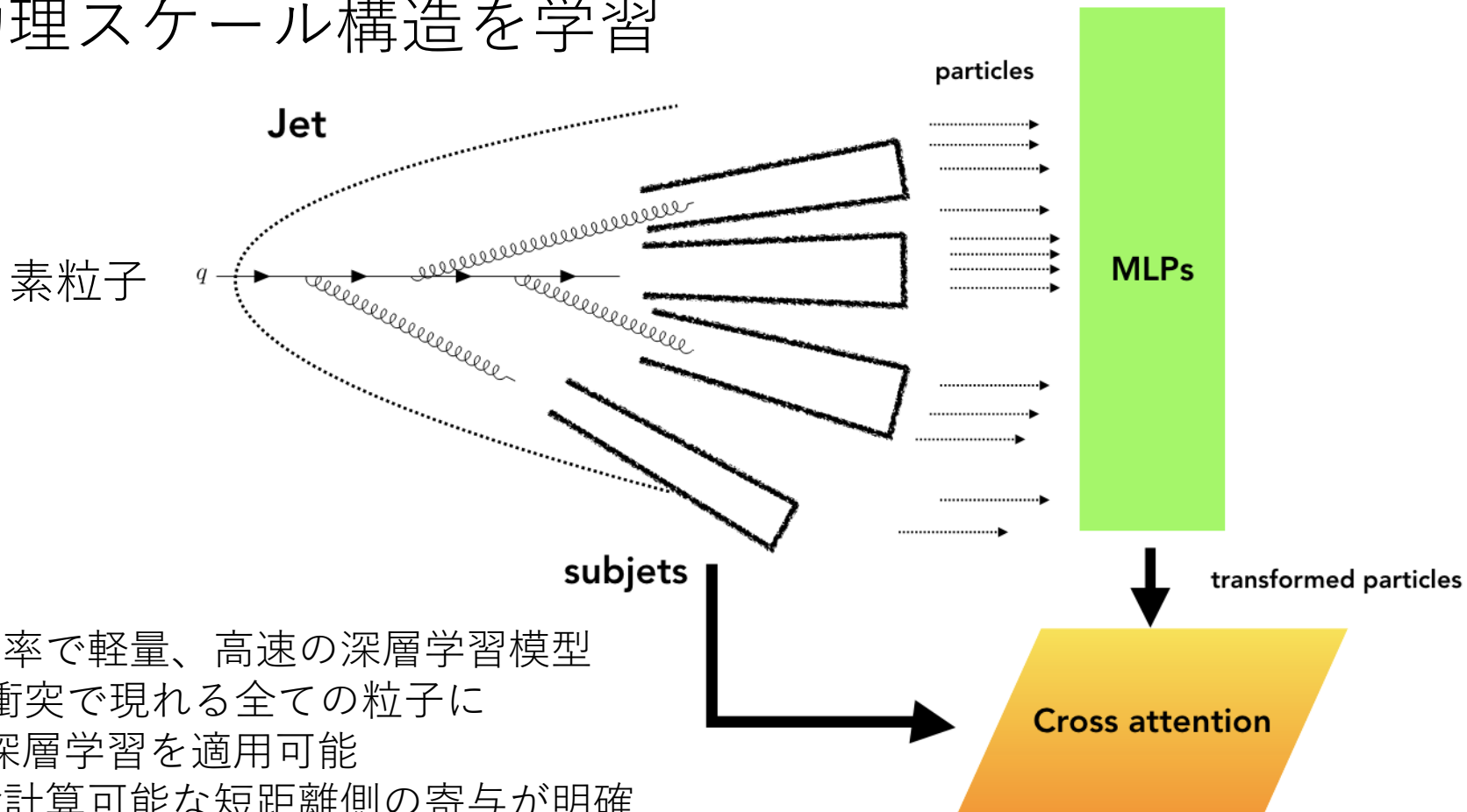
非局所相関を注意機構で



AI素粒子物理:スケール配慮学習でジェット分別

交差注意機構により
物理スケール構造を学習

[Hammad, 野尻 JHEP 06(2024)176,
JHEP 03 (2024) 114]

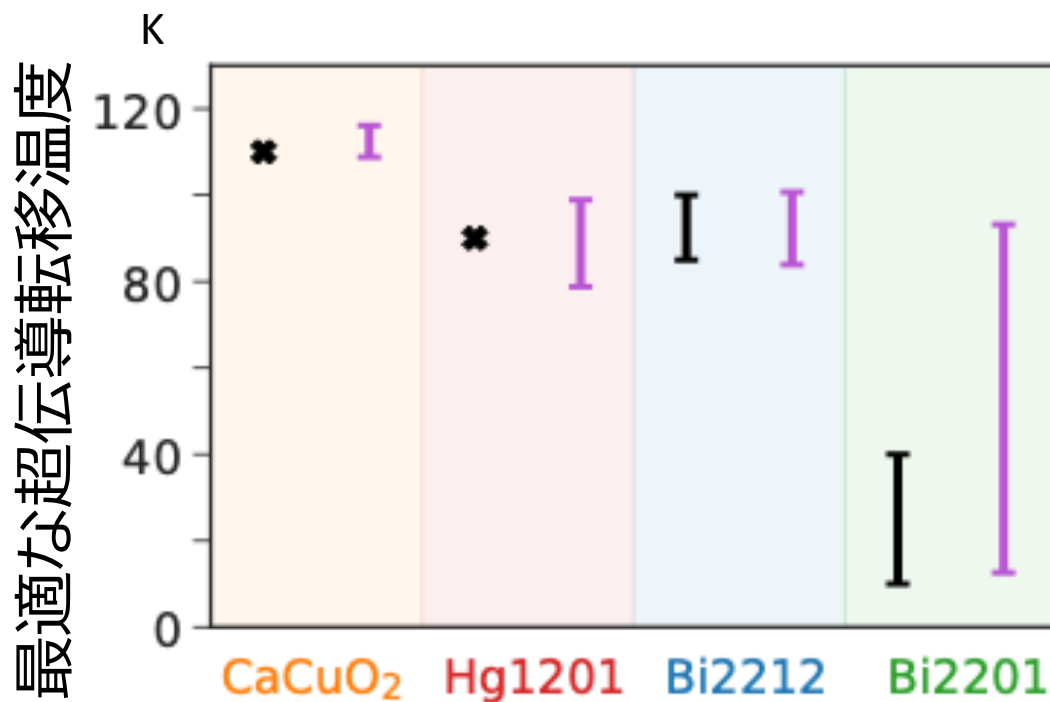
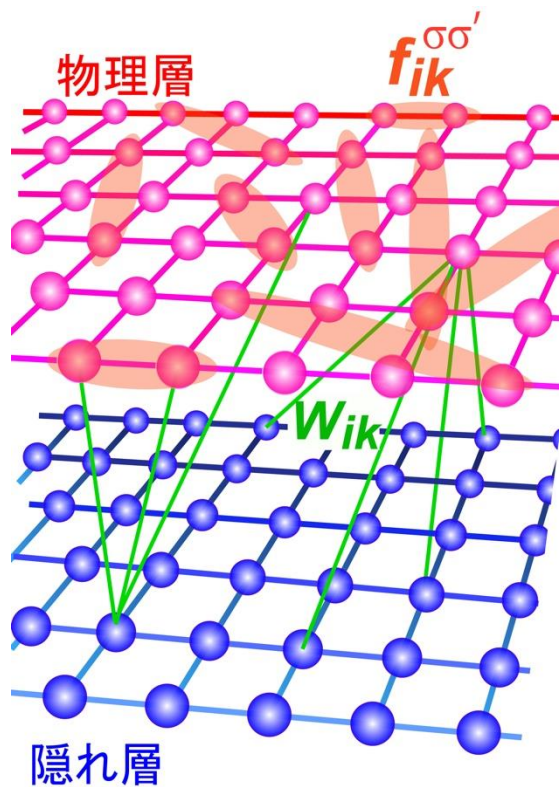


- 高効率で軽量、高速の深層学習模型
→ 衝突で現れる全ての粒子に
深層学習を適用可能
- 理論計算可能な短距離側の寄与が明確
→ 解釈可能性が向上

AI物性物理：銅酸化物超伝導の物質依存性再現

[Schmid Morée 金子 山地 今田,
Phys. Rev. X 13, 041036 (2023)]

ボルツマンマシンにより
量子多体波動関数を表現

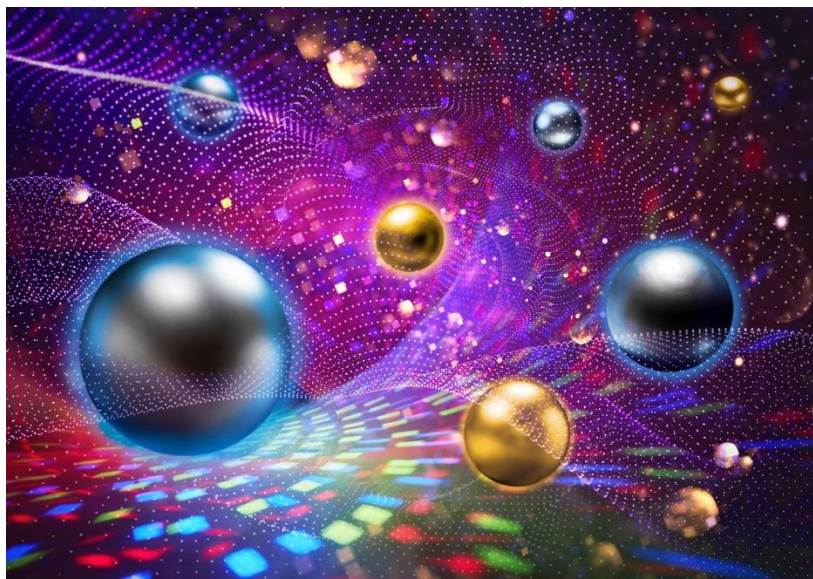


実験 vs. 計算予測

AI分子動力学：6次元の揺らぎで準結晶の物性

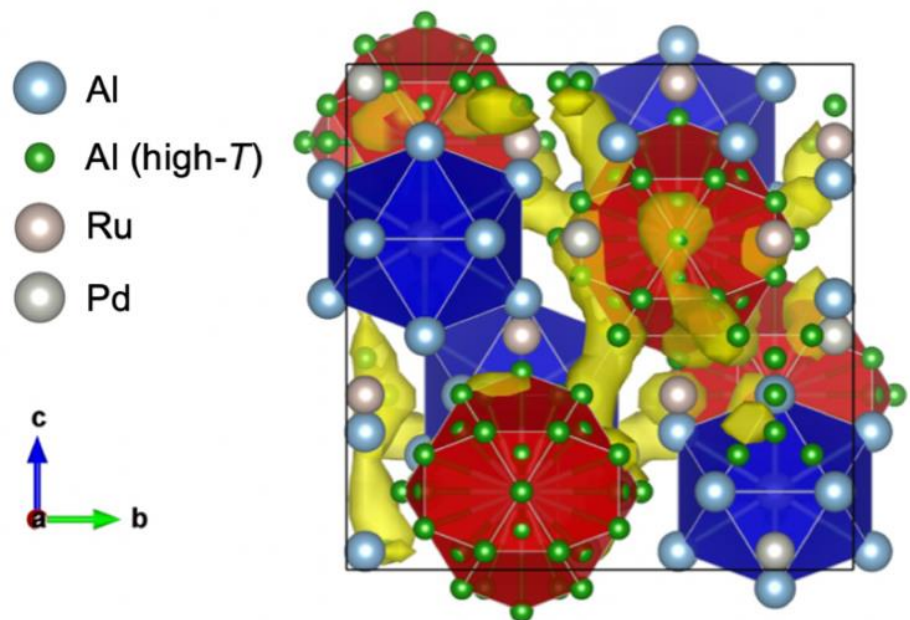
機械学習分子シミュレーションで高次元性を解明

[永井 et al., Phys.Rev. Lett. 102, 041124 (2024)]



高次元の揺らぎが3次元空間に影響を与える様子

Credit: UTokyo ITC/Shinichiro Kinoshita

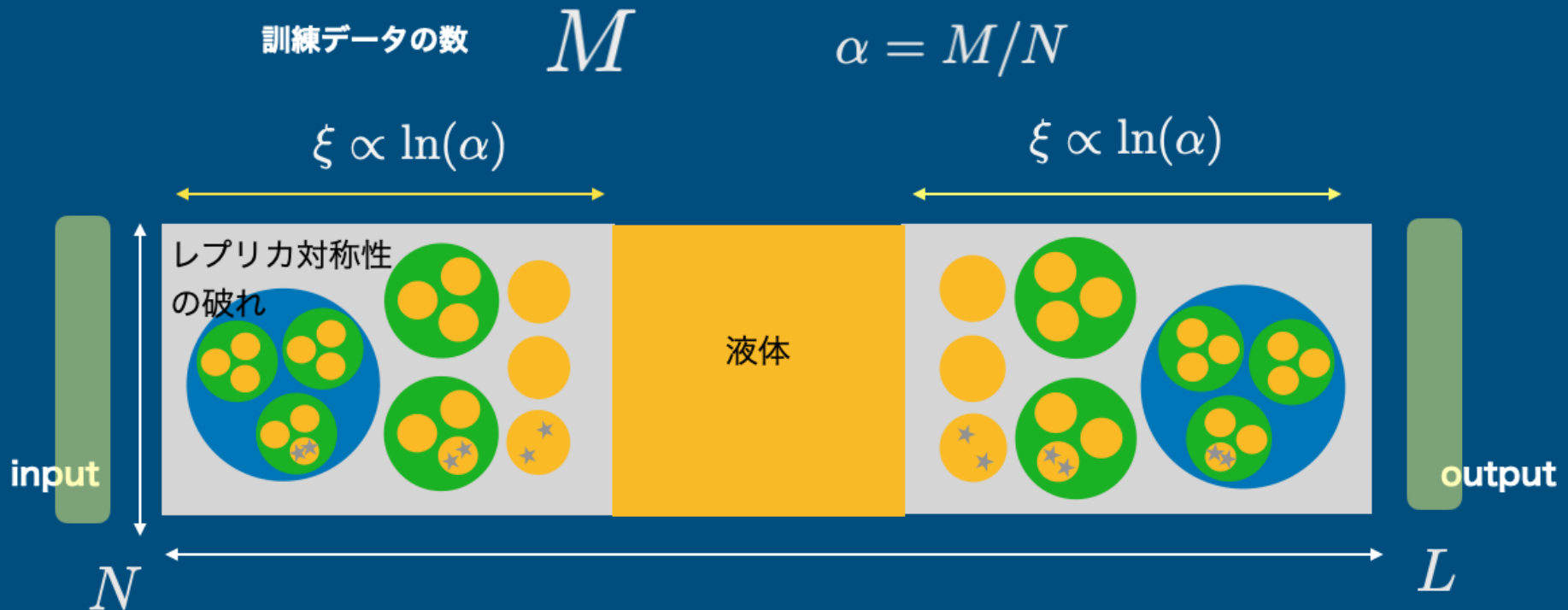


アルミニウム原子の拡散経路（黄）と、高次元空間の揺らぎで出現する仮想アルミニウム原子（緑）

統計力学でAI：学習空間での「濡れ転移」

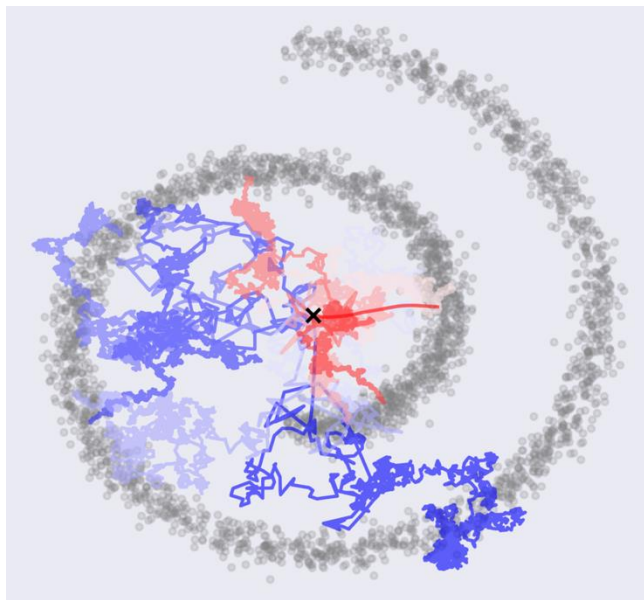
学習済み機械の集団は
中央部で液体的

[吉野 Phys. Rev. Research, 5, 033068 (2023),
SciPostPhys. Core 2, 005 (2020).]



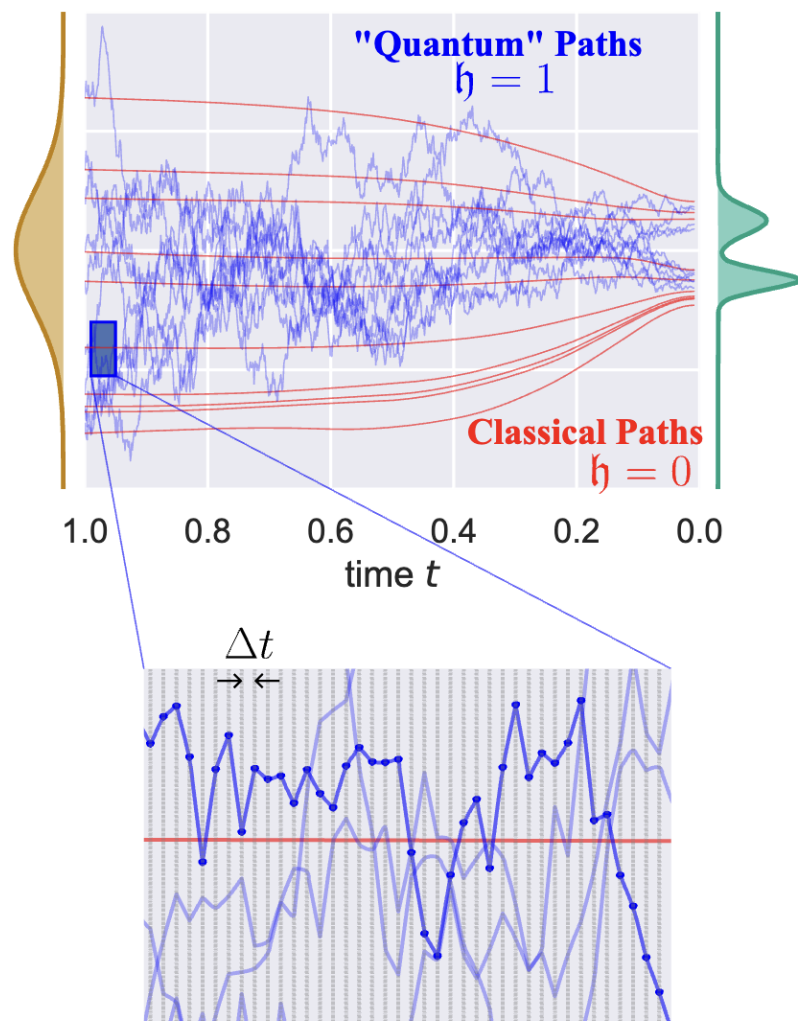
経路積分でAI：拡散モデルの統一的記述

画像生成に使われる拡散モデルを、経路積分で定式化



- 拡散モデルを統一的に記述
- 「WKB近似尤度評価手法」を開発

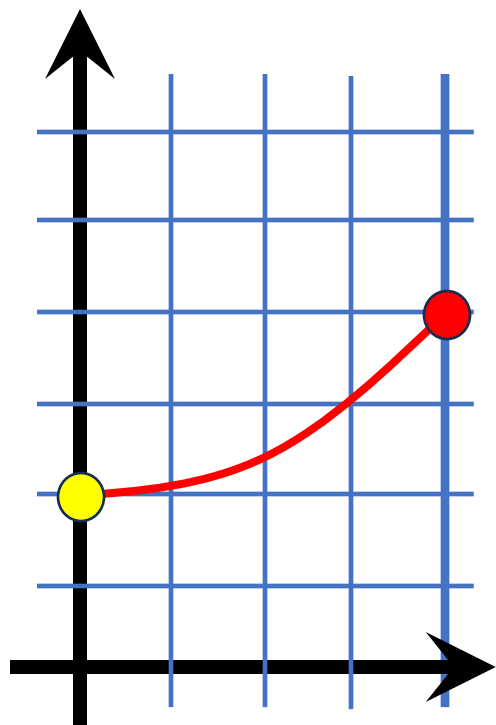
[[広野](#) [田中](#) [福嶋](#) ICML 2024, arXiv:2403.11262]



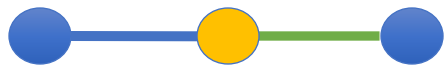
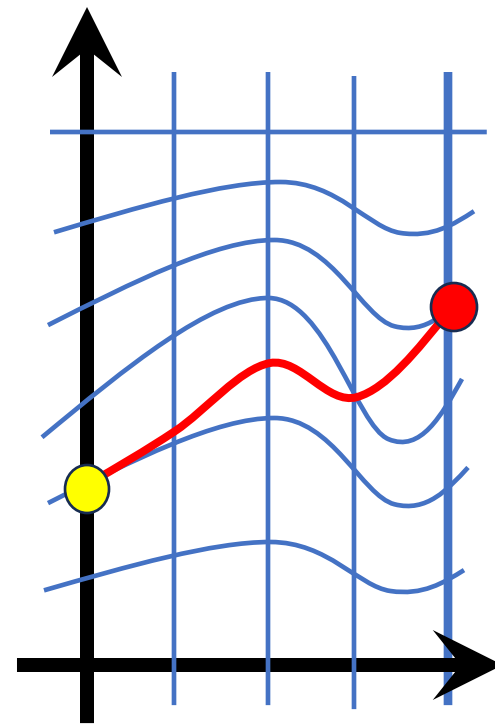
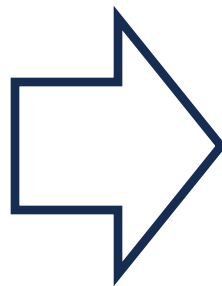
重力でAI：一般座標変換がニューロンに内在

トランスフォーマーなどに
重力の対称性がある

[橋本 広野 三内 Mach. Learn.:
Sci. Technol. 5 025079 (2024)]



座標
変換

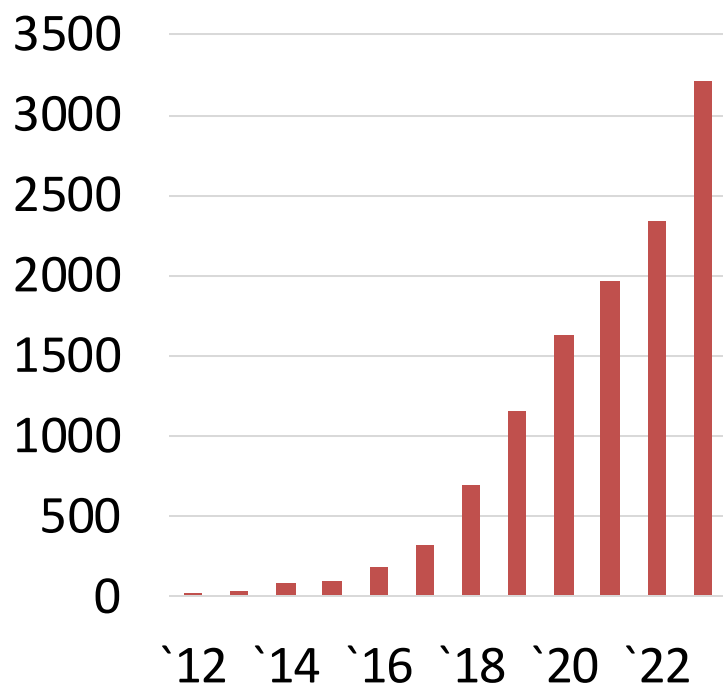


世界における爆発的な研究進展

arXiv内の「学習物理」論文数

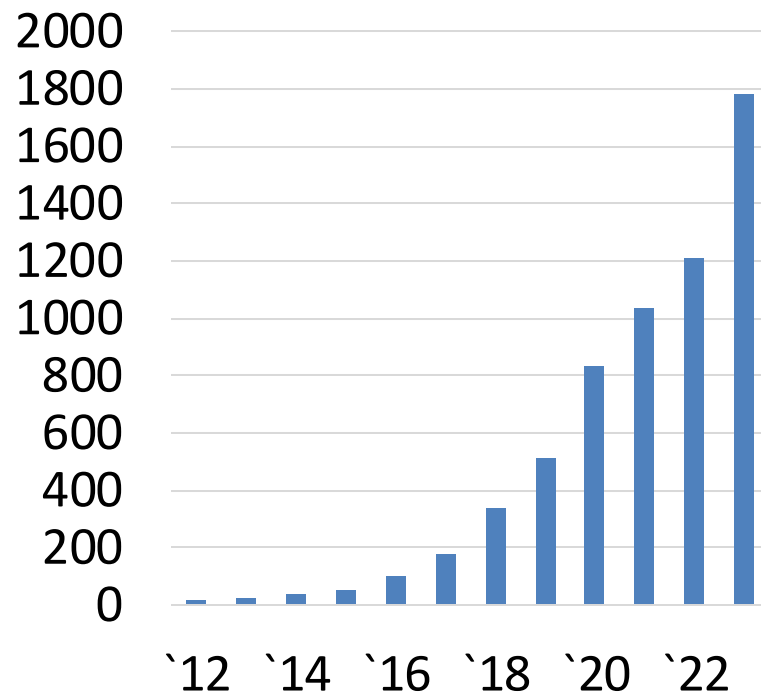
物理カテゴリ

(abstractに“machine (deep) learning”を含む)



計算科学カテゴリ

(abstractに“physics”と“learning”を含む)



1. ノーベル賞の前

1-1 学習物理学の勃興

1-2 学習物理学のこの1年

2. ノーベル賞の後、これから何が？

2-1 観点1: 組み合わせ論

2-2 観点2: 学問の流れ

組み合わせの問い（1） 分野

がくしゅうぶつりは分野を貫く刃を手に入れた！

計算物理学	：	量子経路積分実行
素粒子物理学	：	新理論探索
原子核物理学	：	精密計算、手法開発、新現象開拓
宇宙物理学	：	現象記述、宇宙史と起源解明
物性物理学	：	創発現象発見、有効自由度探索

**貫けるのは
数理体系**

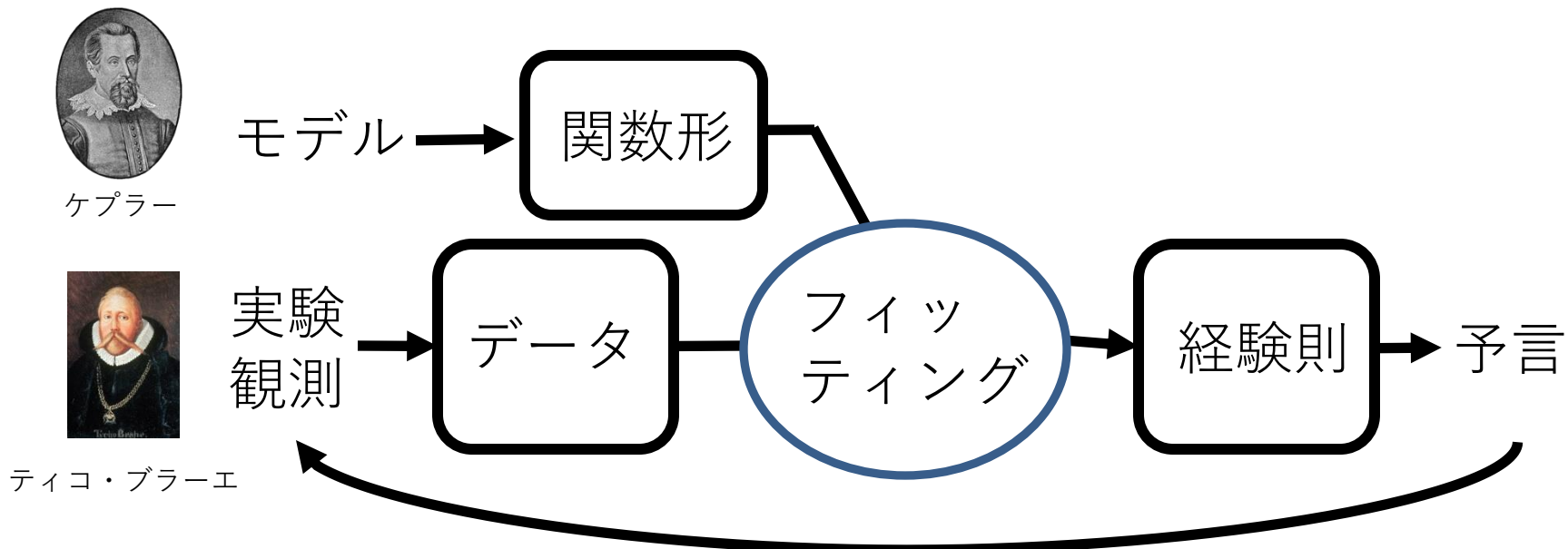
例) **トポロジー** (2016年ノーベル賞)

例) **量子情報** (2022年ノーベル賞)

例) **機械学習** (2024年ノーベル賞)

組み合わせの問い（2） 手法

がくしゅうぶつりは従来手法を代替する力を手に入れた！



組み合わせの問い（2） 手法

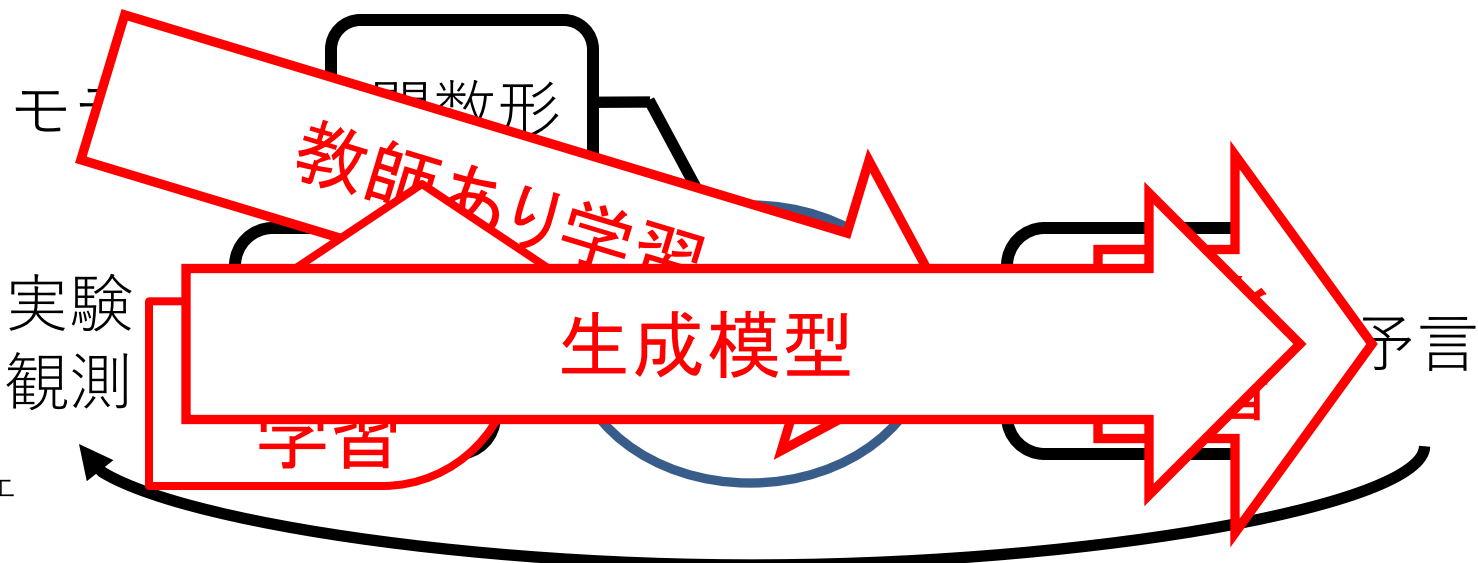
がくしゅうぶつりは従来手法を代替する力を手に入れた！



ケプラー

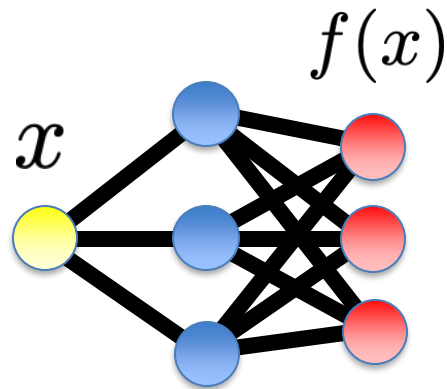


ティコ・ブラーエ



組み合わせの問い（3） 物理量

がくしゅうぶつりは新たなる関数基底を閃いた！



入力	出力	誤差関数	物理
t	$x(t)$	$(F(x) - m\ddot{x})^2$	古典力学
x	$\psi(x)$	$\langle \psi \mathcal{H} \psi \rangle$	量子力学
x^μ	$\phi(x^\mu)$	$S[\phi]$	古典場の理論
s_i	$\mathcal{H}(s_i)$	観測量の (期待値 - 測定値) ²	量子力学の 逆問題
$x(t_0)$	$x(t_1)$	(測定値との差) ²	古典力学の 逆問題 未来予測

1. ノーベル賞の前

1-1 学習物理学の勃興

1-2 学習物理学のこの1年

2. ノーベル賞の後、これから何が？

2-1 観点1: 組み合わせ論

2-2 観点2: 学問の流れ

1925 Heisenberg, Schroedinger:
量子力学

1915 Einstein:
一般相対性理論

1954 Yang, Mills:
非可換ゲージ理論

1970 Nambu,
Susskind, Nielsen:
ハドロン=弦

1971 Bekenstein:
ブラックホール熱力学

1964 Gell-Mann, Zweig:
クォーク

1974 Yoneya,
Scherk, Schwarz:
弦は重力を含む

1974 't Hooft, Veltman:
重力の非繰込み性

1973 Gross, Wilczek, Politzer:
漸近自由性

1993 'tHooft, Susskind:
ホログラフィー原理

1973 素粒子標準模型

1997 Maldacena: AdS/CFT対応

2004 Sakai, Sugimoto: 量子重力=QCD

1925

量子力学

1905, 1915

相対論

1956

人工知能

1972 Amari, 1982 Hopfield:

甘利ホップフィールド模型

1985 Hinton, Sejnowski: ボルツマンマシン

2015 Sohl-Dickstein, Weiss,
Maheswaranathan, Ganguli:

拡散模型

2006 Hinton, Osindero, Teh:

深層学習の成功

2012 Krizhevsky, Sutskever, Hinton:
AlexNet

2017 Carleo, Troyer :

ニューラルネット波動関数

2015 DeepMind: Alpha Go

2017~ : 格子配位学習生成

2017 Vaswani et al. (Google) :

2018 : 深層学習ホログラフィー

Transformer

2020 Halverson et al. :

2020 OpenAI: GPT-3

ニューラルネット場の理論

2024 OpenAI: SORA, o1

量子×重力の歴史（1950～）

1. ハドロンの豊穡な物理が
2. QCDと弦理論を生み独立に発展
3. ブラックホールの思考実験が試験場を提供
4. ゲージ理論と重力理論が統一された

AI×物理学の歴史（1950～）

1. 世界の認識の仕方が
2. 物理学と機械学習を生み独立に発展
3. 機械学習が豊穡な数理現象と試験場を提供
4. ？

1. ノーベル賞の前

1-1 学習物理学の勃興

1-2 学習物理学のこの1年

2. ノーベル賞の後、これから何が？

2-1 観点1: 組み合わせ論

2-2 観点2: 学問の流れ