Deep Learning and Holographic QCD

Koji Hashimoto (Kyoto U.)

"Deriving dilaton potential in improved holographic QCD from meson spectrum" 2108.08091
w/ K.Ohashi (Keio), T.Sumimoto (Osaka u)
"Neural ODE and Holographic QCD" 2006.00712
w/ H.Y.Hu, Y.Z.You (UCSD)
"Deep Learning and AdS/QCD" 2005.02636
w/ T. Akutagawa, T. Sumimoto (Osaka u)
"Deep Boltzmann Machine and AdS/CFT" 1903.04951
"Deep Learning and Holographic QCD" 1809.10536
w/ S. Sugishita (Kentucky), A. Tanaka, A. Tomiya (RIKEN)
"Deep Learning and AdS/CFT" 1802.08313
w/ S. Sugishita (Kentucky), A. Tanaka, A. Tomiya (RIKEN)



Deep learning and Physics

Project maintained by cometscome

 \mathbf{D}

Hosted on GitHub Pages — Theme by mattgraham

「ディープラーニングと物理学 オンライン」とはオンラインWeb会議システムを利用したセミナー です。

- Pim de Haan [「]Gauge Equivariant Mesh Convolutional Neural Networks」 12/9 » 第35回:
- 大門俊介 「深層学習による量子指紋の解読」 11/25 » 第34回:
- »第33回: 吉野元 「深層ニューラルネットワークにおけるレプリカ対称性の破れとその空間構 造」11/11
- » 第32回: 山内紫 「Real-time dynamics of lattice field theories via machine learning」 10/28
- » 第31回: 中郷 孝祐 「PFP:材料探索のための汎用Neural Network Potential」 10/4((す)
- » 第30回: Dimitrios Bachtis ^rQuantum field-theoretic machine learning 7/15
- »第29回: Lei Wang ^FFermi Flow: Ab-initio study of fermions at finite temperature 7/1
- 蘆田祐人「差分進化を用いた最適なナノ熱機関の探索」 6/17 » 第28回:
- » 第27回: 今泉允聡「深層学習の汎化誤差解析:損失面由来の暗黙的正則化と深層モデルの二 重降下」 6/3
- » 第26回: パネルディスカッション「物理 x 深層学習 の未来」 5/20
- » 第25回: 田中章詞「識別器による最適輸送」 5/6
- » 第24回: 堀江正信「物理シミュレーションのための同変グラフニューラルネットワーク」 4/22
- » 第23回: 富谷昭夫「ゲージ共変なニューラルネットと4次元非可換ゲージ理論への応用」 4/8
- » 第22回: 松原祟「エネルギー保存則など望ましい性質を持つ深層学習の設計について」 3/11
- » 第21回: 一木輝久「ニューラルネットワークによる結び目の標準化」 2/25
- » 第20回: Hidenori Tanaka & Daniel Kunin「Neural Mechanics: Symmetry and Broken Conservation Laws in Deep Learning Dynamics 2/18
- » 第19回: James Halverson「Neural Networks and Quantum Field Theory」 1/28
- » 第18回: 鈴木大慈「無限次元勾配ランジュバン動力学による深層学習の最適化理論と汎化誤 差解析」 1/14

- » 第17回: 本間希樹「EHTによるブラックホールの撮像とスパースモデリング」 12/10
- 入門講義「機械学習と物理」 11/26 » 第16回:
- » 第15回: 森貴司 「深層学習の汎化の謎をめぐって」 11/12
- 野尻美保子 「ミンコフスキー汎関数を用いた機械学習の提案」 10/29 » 第14回:
- » 第13回: Kazuhiro Terao 「End-to-End, Machine Learning-based Data Reconstruction for Particle Imaging Neutrino Detectors」 10/15 (ご講演は英語)
- 樺島祥介 「スパース線形回帰に対する半解析的ブートストラップ法」 10/1 » 第12回:
- » 第11回: 藤井啓祐 「NISQ (Noisy Intermediate-Scale Quantum technology) マシンを用い た量子機械学習」 9/17
- » 第10回: 斎藤弘樹 「強化学習を用いたボース・アインシュタイン凝縮体の制御」 9/3
- » 第9回: 林祐輔「表現学習の熱力学:深層生成モデルの物理法則を求めて」 8/20
- 野村悠祐「ボルツマンマシンを用いた量子多体波動関数表現:深層ボルツマンマシ » 第8回: ンによる厳密な表現と制限ボルツマンマシンによる数値的近似表現」8/6
- » 第7回: 本武陽一「物理学者と学習機械の効果的な協業に向けて:学習済み深層ニューラル ネットワークからの解釈可能な物理法則抽出」 7/30
- 吉岡信行「ニューラルネットワークで探る量子多体系の表現」 7/9 » 第6回:
- 福嶋健二「物理学における観測と機械学習:中性子星の事例」 6/25 » 第5回:
- » 第4回: 唐木田亮「深層学習の数理:統計力学的アプローチ」 6/18
- » 第3回: ライトニングトーク 6/11
- » 第2回: 橋本幸士「深層学習と時空」 5/28
- » 第1回: 永井佑紀「精度保証された機械学習分子動力学法:自己学習ハイブリッドモンテカ ルロ法」 5/14

1. Why and how?

1903.04951

2. Space emergent from data ¹⁸⁰₂₀₀

1802.08313 1809.10536 2006.00712 2005.02636

3. Gravity reconstructed





1. Why and how?

1903.04951

2. Space emergent from data ¹⁸⁰₂₀₀

1802.08313 1809.10536 2006.00712 2005.02636

3. Gravity reconstructed

2. Space emergent from data Simplest holographic model

Classical scalar field theory in unknown 5-dim. spacetime

$$S = \int d\eta d^4x \sqrt{\det g} \left[(\partial_\eta \phi)^2 - V(\phi) \right]$$

$$\begin{cases} 1802.08313 \\ 1809.10536 \end{cases}$$

$$\begin{cases} ds^2 = -f(\eta) dt^2 + d\eta^2 + g(\eta) (dx_1^2 + \dots + dx_{d-1}^2) \\ V[\phi] = -\frac{3}{L^2} \phi^2 + \frac{\lambda}{4} \phi^4 \end{cases}$$

Data:
$$(\phi_0, Z[\phi_0])$$

 $(\phi|_{\eta=\infty}, \partial_\eta \phi|_{\eta=\infty}, \partial_\eta \phi|_{\eta=0})$
 $t \phi_0$
 $\phi(\eta)$
Black
Hole

2. Space emergent from data

Equation of motion as a feedforward NN

2/5

Eq. of motion $\partial_{\eta}^{2}\phi + \underline{h(\eta)}\partial_{\eta}\phi - \frac{\delta V[\phi]}{\delta\phi} = 0$ \int Metric $h(\eta) \equiv \partial_{\eta} \left[\log \sqrt{f(\eta)g(\eta)^{d-1}} \right]$ Discretization Hamilton form $\begin{cases} \phi(\eta + \Delta \eta) = \phi(\eta) + \Delta \eta \pi(\eta) \\ \pi(\eta + \Delta \eta) = \pi(\eta) + \Delta \eta \left(\underline{h(\eta)}\pi(\eta) - \frac{\delta V(\phi(\eta))}{\delta\phi(\eta)} \right) \end{cases}$

Feedfoward neural network for classification



2. Space emergent from data Training with QCD data : quark condensate



2. Space emergent from data Training with QCD data : quark condensate



Trained values of potential : 1/L = 237(3)[MeV], $\lambda/L = 0.0127(6)$

2. Space emergent from data Training with QCD data: hadron spectra

Input : PDG data for rho meson mass

$$m_{\rho}^{(1)} = 0.77 \text{ GeV}, m_{\rho}^{(2)} = 1.45 \text{ GeV}$$



Bulk model: Dilaton $\Phi(z)$, metric $ds^2 = e^{2A(z)} \left(dz^2 + \eta_{\mu\nu} dx^{\mu} dx^{\nu} \right)$

Result: Emergent metric

$$B'(z) = \Phi'(z) - A'(z)$$



1. Why and how?

1903.04951

2. Space emergent from data ¹⁸⁰₂₀₀

1802.08313 1809.10536 2006.00712 2005.02636

3. Gravity reconstructed

Two independent information of metric



Two independent information of metric



Deriving the dilaton potential (T=0)



It's a nice dilaton potential !



String frame metric has a bottom



Prediction of string breaking (T=0)



Deriving the dilaton potential (finite T)



Prediction of string breaking (finite T)



1. Why and how?

1903.04951

2. Space emergent from data ¹⁸⁰₂₀₀

1802.08313 1809.10536 2006.00712 2005.02636

3. Gravity reconstructed