



华南师范大学  
SOUTH CHINA NORMAL UNIVERSITY



# 利用机器学习研究奇特强子态

汇报人：张振宇

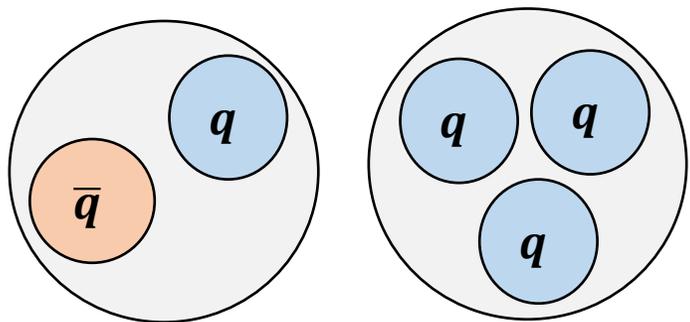
合作者：刘家豪、胡继峰、王倩

# 目 录

Liu, Jiahao, et al. "Study of exotic hadrons with machine learning." Physical Review D 105.7 (2022): 076013.

- PART 01 背景介绍
- PART 02 物理框架
- PART 03 神经网络训练与评估
- PART 04 具体实例应用
- PART 05 总结

- 传统夸克模型

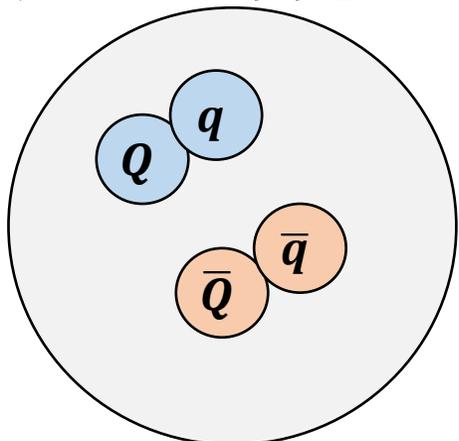


介子

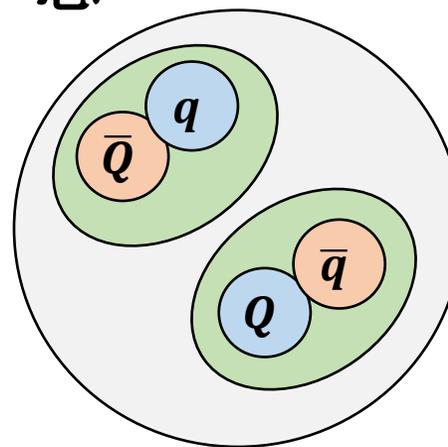
重子

QCD的颜色限制允许存在任何色单态组合。实验上陆续发现四夸克态、五夸克态等奇特强子态候选者。

- 紧致的四夸克态



### 强子分子态



## 国内外研究现状:

- 1.应用于 $P_c(4321)$ 研究

L. Ng et al. (JPAC Collaboration), arXiv:2110.13742.

- 2.应用于 $\pi N$ 系统研究

D. L. B. Sombillo, Y. Ikeda, T. Sato, and A. Hosaka, Phys. Rev. D 104, 036001 (2021).

D. L. B. Sombillo, Y. Ikeda, T. Sato, and A. Hosaka, arXiv:2104.14182.

- 3.应用于核子—核子系统研究

D. L. B. Sombillo, Y. Ikeda, T. Sato, and A. Hosaka, Phys. Rev. D 102, 016024 (2020).

D. L. B. Sombillo, Y. Ikeda, T. Sato, and A. Hosaka, Few Body Syst. 62, 52 (2021).

- 4.应用于 $Z_c(3900)$ ,  $X(3872)$ ,  $X(4260)$ 研究

Chen, Hao, Wen-Qi Niu, and Han-Qing Zheng. "Identify Hadronic Molecule States by Neural Network." arXiv preprint arXiv:2205.03572 (2022).

- 方法：基于1960s, Weinberg提出的评价准则，通过 $\lambda^2$ （波函数重整化常数）来分析奇特强子态处于紧致态和分子态的概率。
- 在低能极限的单弹性道情况下（即处于近阈值能量范围下）
- $\lambda^2$ 与散射长度( $a$ )的关系和 $\lambda^2$ 与有效距离( $r$ )的关系：

$$a = -2 \frac{1 - \lambda^2}{2 - \lambda^2} \left( \frac{1}{\gamma} \right) + \mathcal{O} \left( \frac{1}{\beta} \right) \quad r = -\frac{\lambda^2}{1 - \lambda^2} \left( \frac{1}{\gamma} \right) + \mathcal{O} \left( \frac{1}{\beta} \right)$$

- 当 $\lambda^2 = 0$ ，完全是强子分子态；当 $\lambda^2 = 1$ ，完全是紧致态。

$$a = -\frac{1}{\gamma}, \quad r = \mathcal{O} \left( \frac{1}{\beta} \right) \quad a = -\mathcal{O} \left( \frac{1}{\beta} \right), \quad r = -\infty$$

- 在低能极限的单弹性道情况下，对散射振幅进行有效距离展开，得到有效距离与散射长度关系

$$T_{\text{NR}}(E) = -\frac{2\pi}{\mu} \frac{1}{1/a + (r/2)k^2 - ik}$$

- 为了与实验线型一致，考虑高斯函数卷积（中间值为零，宽度为分辨）

$$G(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}$$

- 最终得到概率密度函数

$$\text{PDF}(E; a, r, \text{threshold}, \sigma) = \int |T_{\text{NR}}(E)|^2 G(E' - E) dE'$$

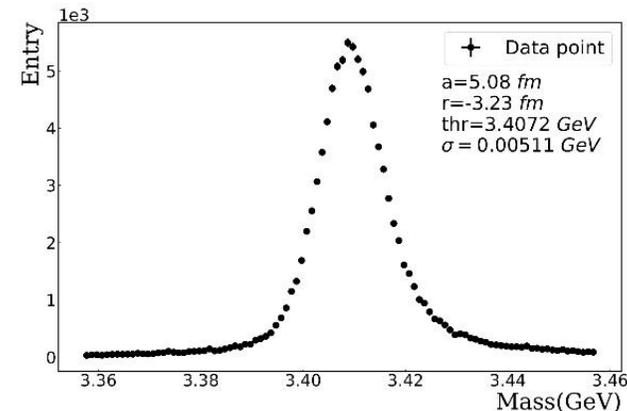
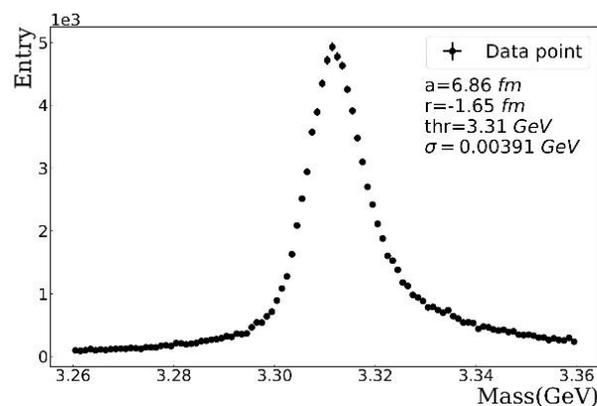
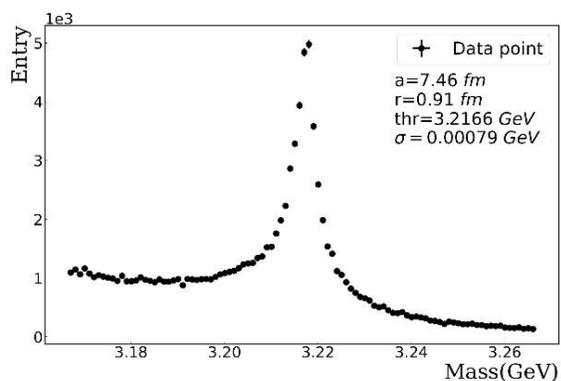
- 在下列参数范围内，通过ROOT提供的蒙特卡洛技术，随机产生15万组线型数据，参数范围内包括束缚态、虚态及共振态三种不同极点的类型

$$a \in [4.93, 14.80] \text{ fm},$$

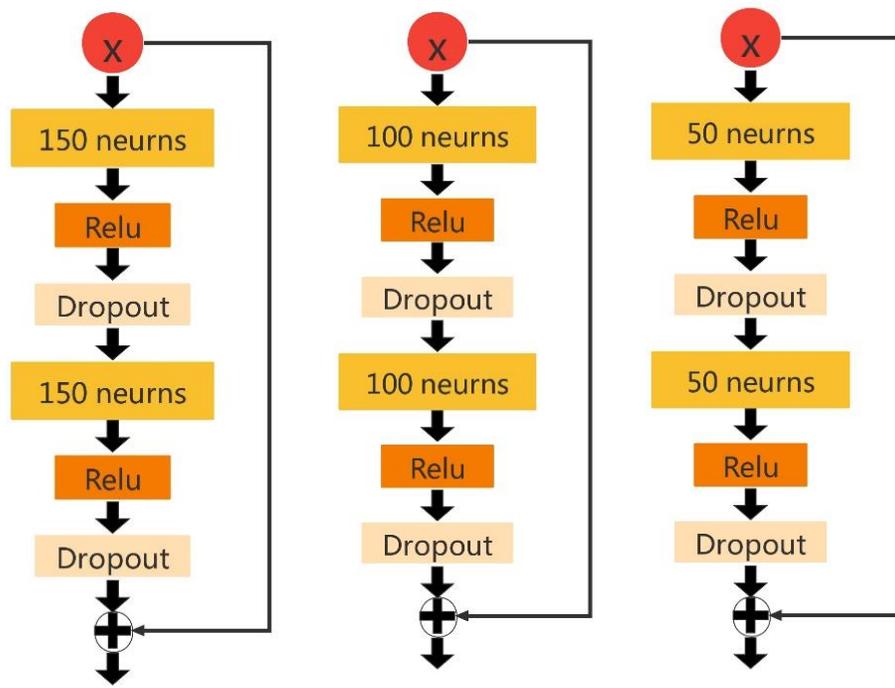
$$m_1 + m_2 \in [2.8, 3.9] \text{ GeV},$$

$$r \in [0.49, 0.99] \cup [-9.87, -0.49] \text{ fm},$$

$$\sigma \in [0.5, 10] \text{ MeV}.$$



- 通过PyTorch实现ResNet神经网络的搭建，通过生成的数据集训练回归 $a, r, m_1 + m_2, \sigma$ 四个参数的网络。其中参数 $a, r$ 同时回归， $m_1 + m_2$ 和 $\sigma$ 单独回归，使用三个完全相同的网络实现回归。



# 神经网络训练与评估

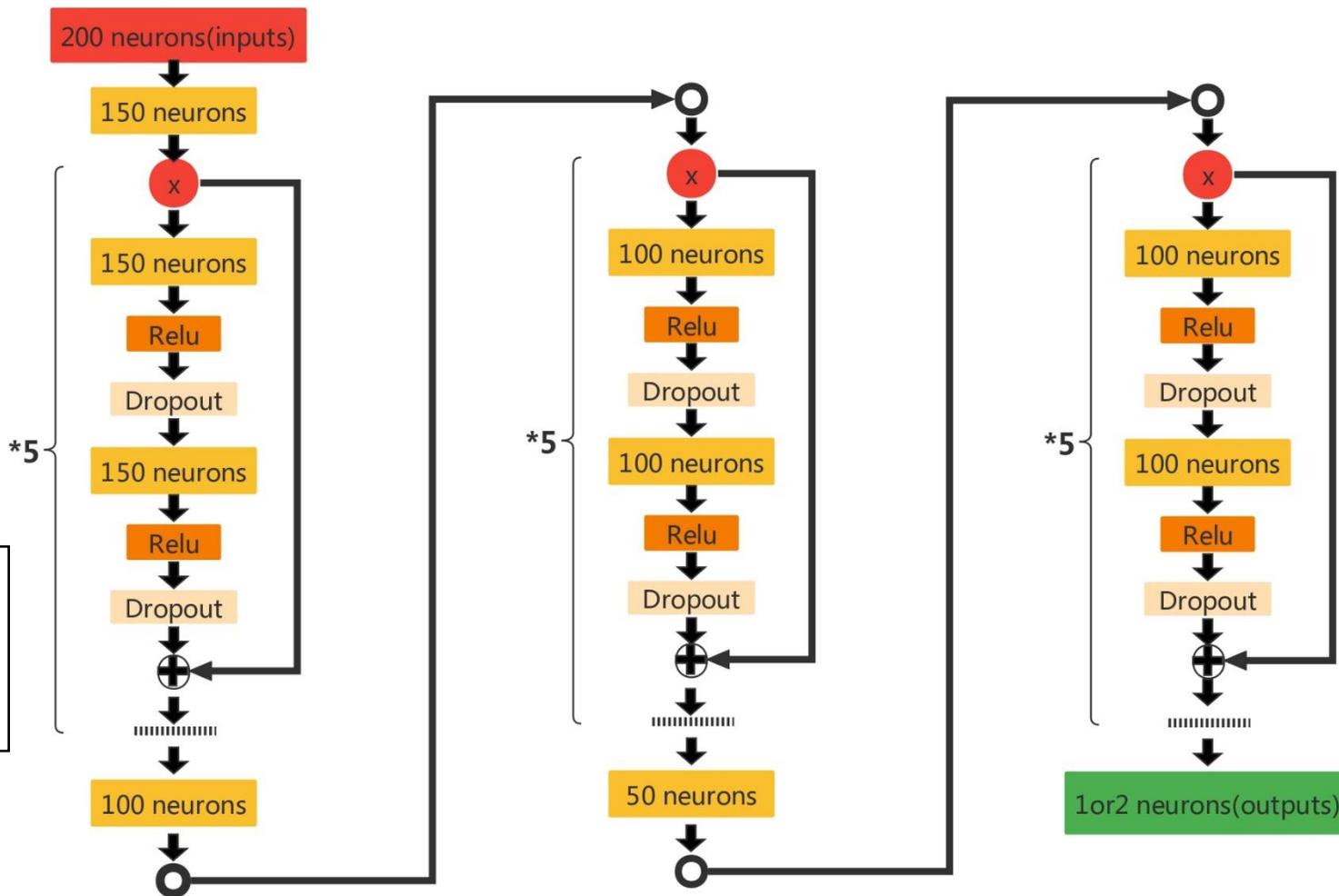


逐渐减少每层神经元数量

200个输入数据

非线性激活函数Relu

残差模块直接连接到激活函数，加快训练速度

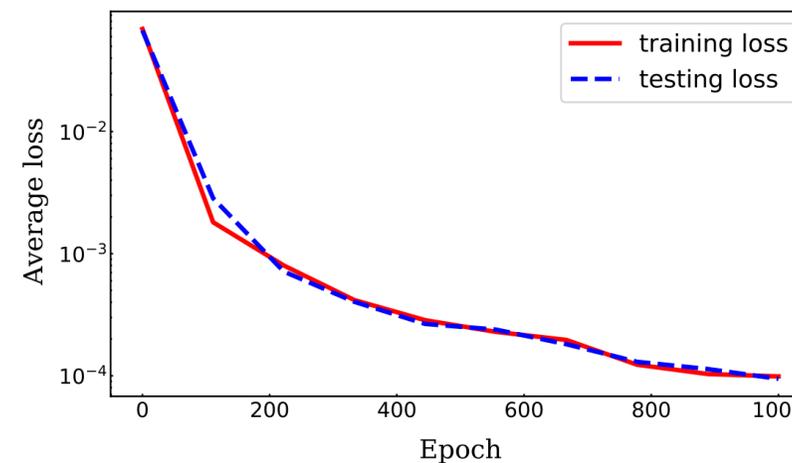
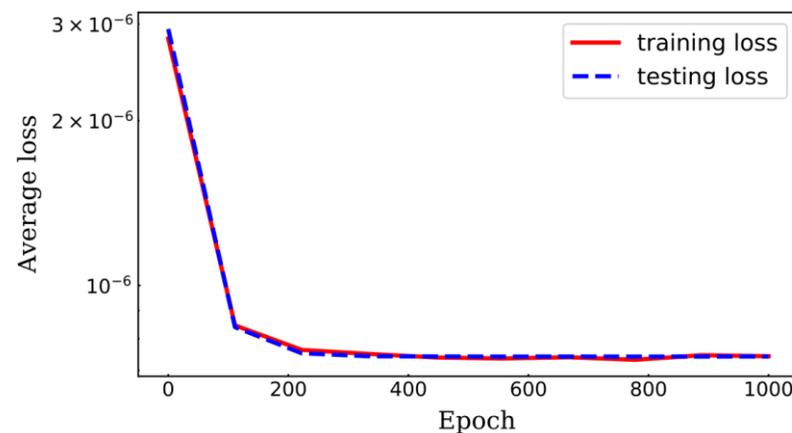
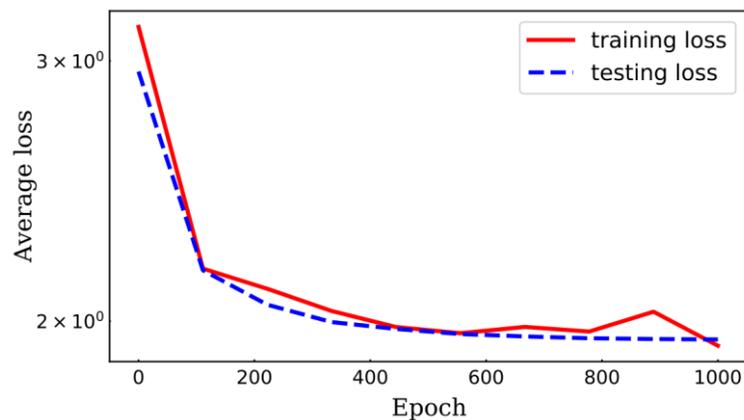


梯度下降采用Adam优化器，动量累计控制学习率

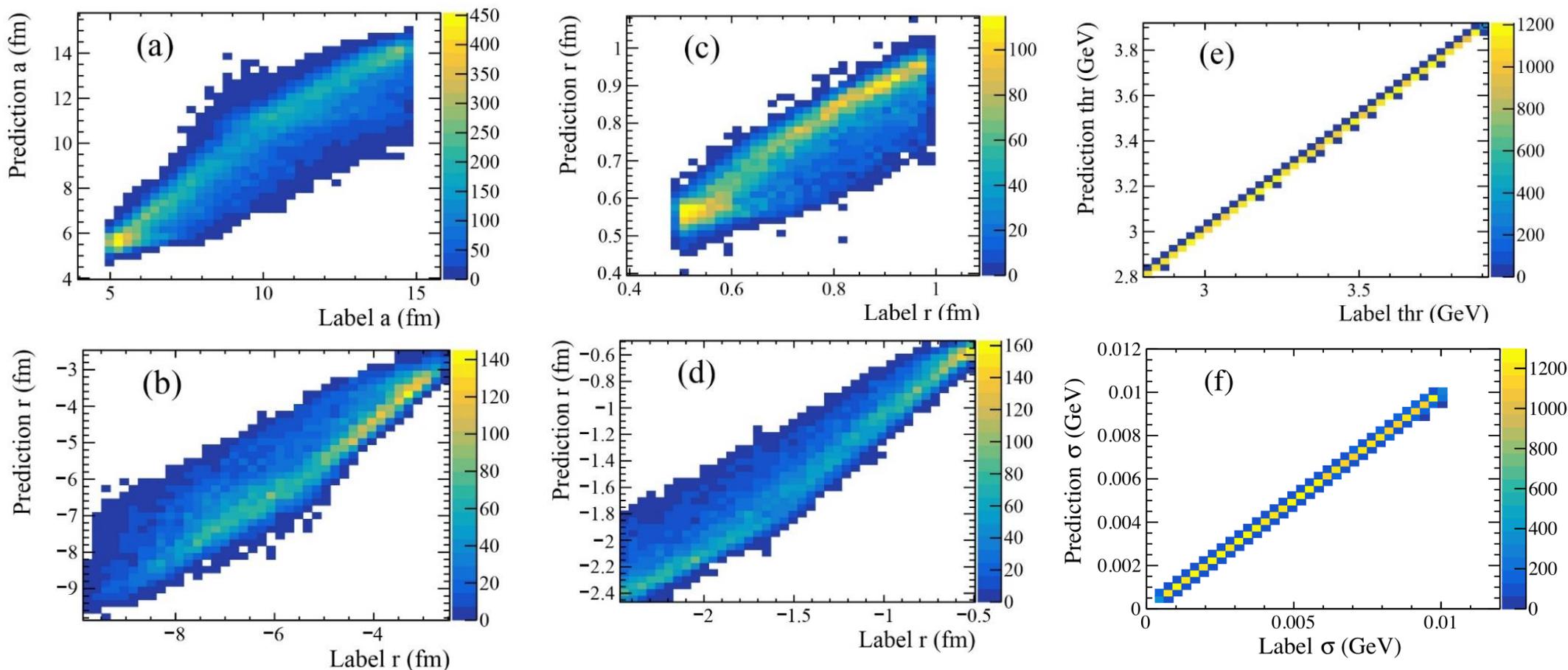
Dropout函数防止过拟合

损失函数为均方差函数

输出1或2个回归参数

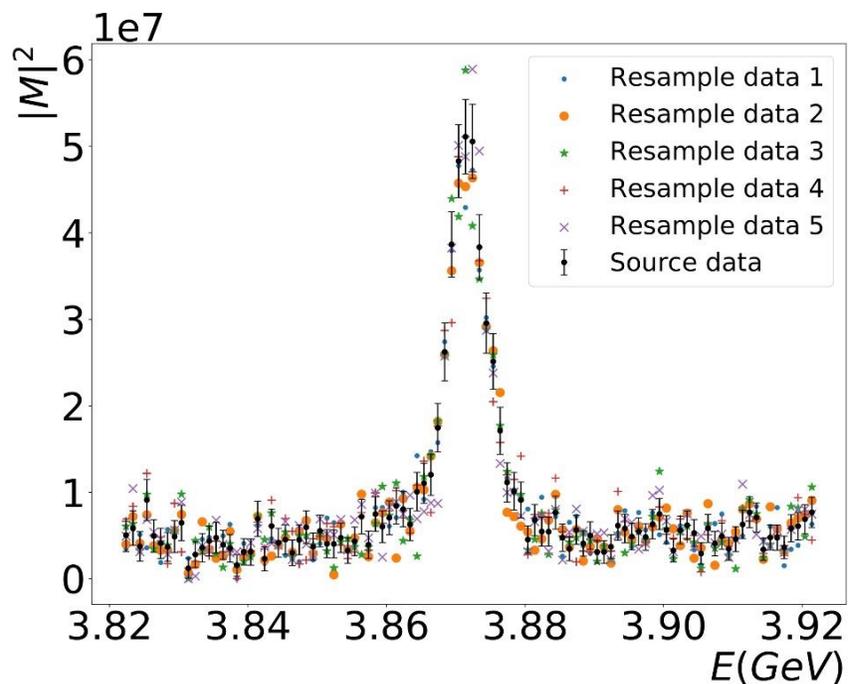


- 标准的均方差损失函数，对于不同的回归参数在200次迭代后，均迅速收敛。（图像经过光滑处理）

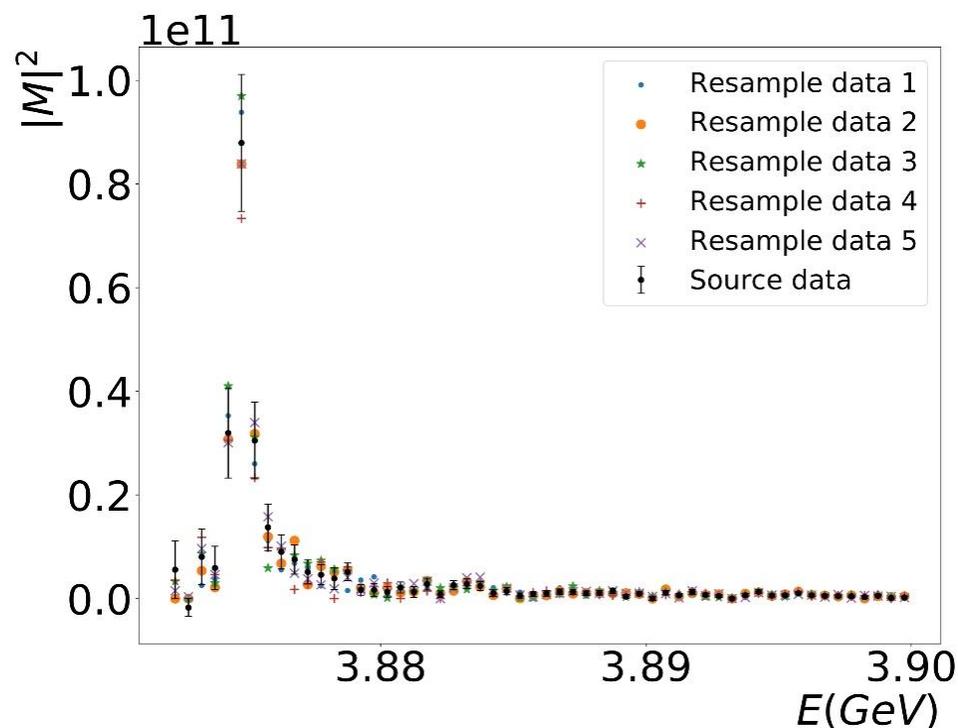


- 测试45000个样本，得到网络预测的偏差成高斯分布。

# 具体实例应用



S. K. Choi et al. (Belle Collaboration), Phys. Rev. Lett. 91, 262001 (2003).

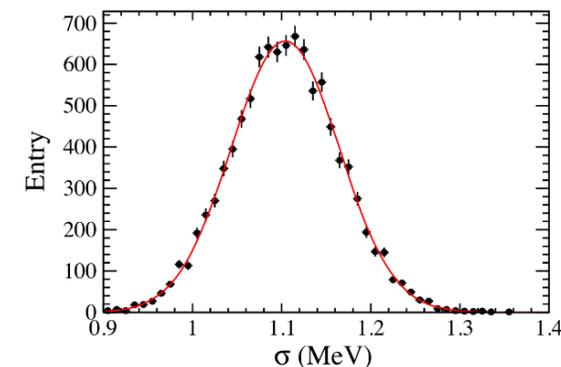
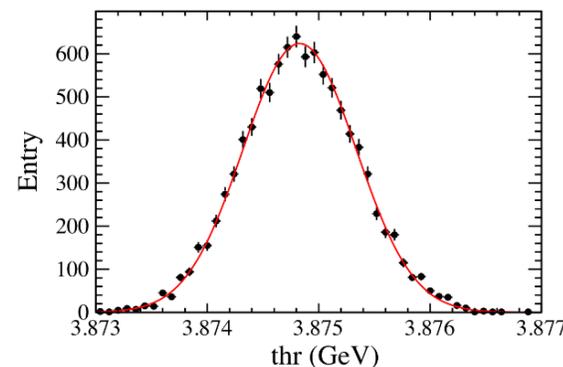
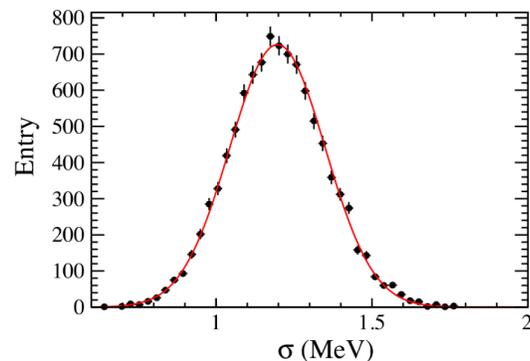
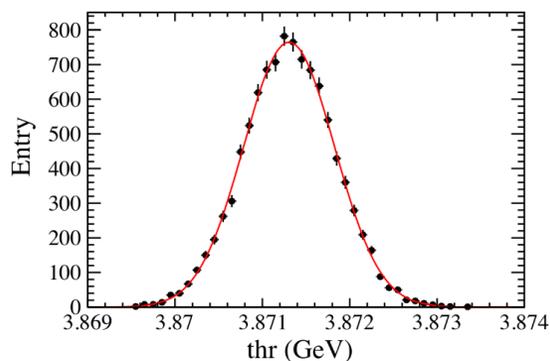
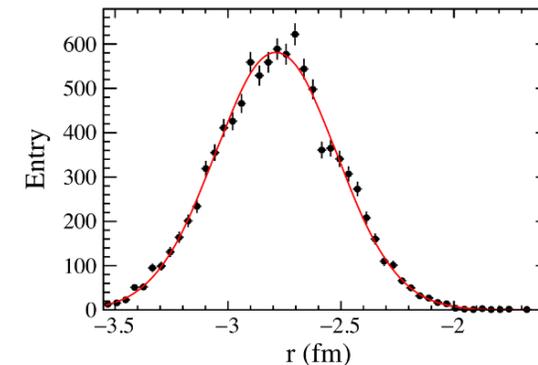
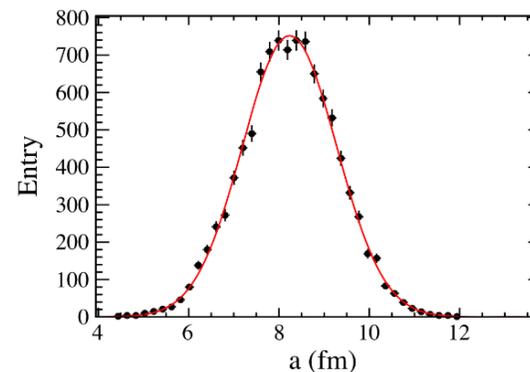
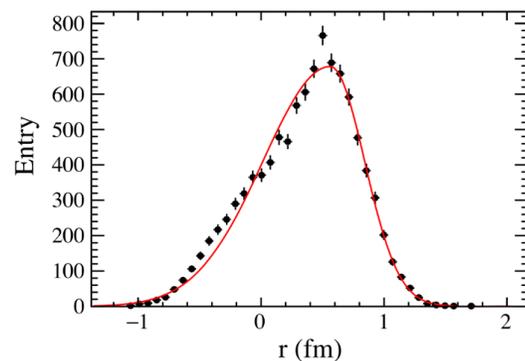
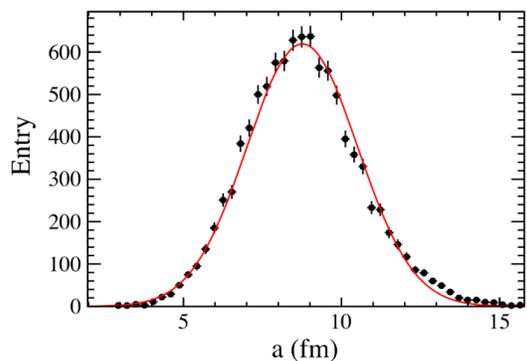


R. Aaij et al. (LHCb Collaboration), arXiv:2109.01038.

- 用bootstrap方法得到参数的实验误差。

对 $X(3872)$ 到 $J/\psi\pi^+\pi^-$ 和 $T_{cc}^+$ 到 $D^0D^0\pi^+$ 的实验数据去除相空间因子后，进行高斯重采样1万次（中心值为实验数据点中心值，宽度为实验数据误差范围），传递实验误差。

# 具体实例应用



$X(3872)$  Parameters

Deep learning

Fit

Parameter $a$ (fm)	$8.76 \pm 1.75$	$9.95 \pm 0.34$
Parameter $r$ (fm)	$0.56 \pm 0.55$	$0.32 \pm 0.08$
Parameter threshold (MeV)	$3871.30 \pm 0.52$	$3871.20 \pm 0.01$
Parameter $\sigma$ (MeV)	$1.20 \pm 0.15$	$1.70 \pm 0.16$

$T_{cc}^+$  parameters

Deep learning

Fit

Parameter $a$ (fm)	$8.23 \pm 1.04$	$13.74 \pm 4.77$
Parameter $r$ (fm)	$-2.79 \pm 0.27$	$-2.15 \pm 0.21$
Parameter threshold (MeV)	$3874.83 \pm 0.51$	$3874.53 \pm 0.13$
Parameter $\sigma$ (MeV)	$1.10 \pm 0.06$	$0.11 \pm 0.12$

- 机器学习研究奇特强子态优势：

- 1、稳定性
- 2、兼容性

- 下一步研究方向：

多道耦合情况下，通过机器学习方法研究奇特强子态。

**请各位老师批评指正!**