

2023年粒子物理实验计算软件与技术研讨会

Zc(3900) observation at BESIII based on QML

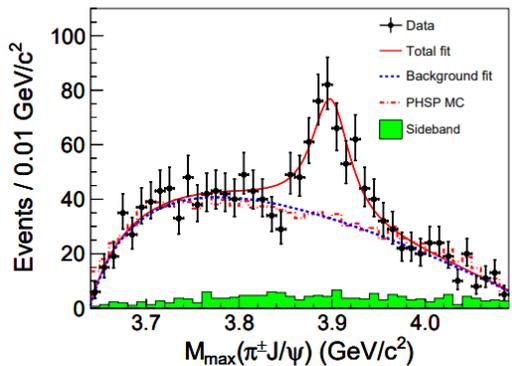
丁彪、孟召霞、邹佳恒、李腾、林韬

dingb@ihep.ac.cn

2023-6-11

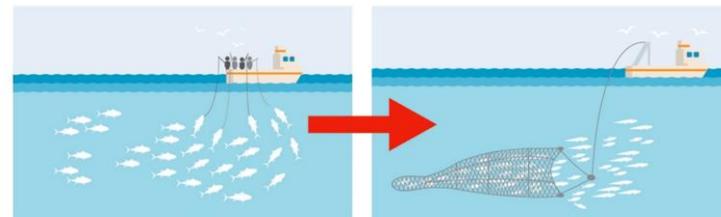
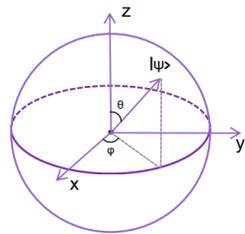
- 研究背景与意义
- 技术准备
- 使用机器学习方法SVM寻找 $Z_c(3900)$
- 使用量子机器学习方法QSVM寻找 $Z_c(3900)$
- 总结与展望

一、研究背景与意义



高能物理实验数据挑战

BESIII 1PB/year
江门中微子实验 3PB/year
高海拔宇宙线实验LHAASO 10PB/year
LHC 50PB/year (2016) 600PB/year(2027)



传统的高能数据分析

未来的高能数据分析

传统方法

2013年, BESIII合作组宣布发现了共振态 $Z_c(3900)$ 。

机器学习

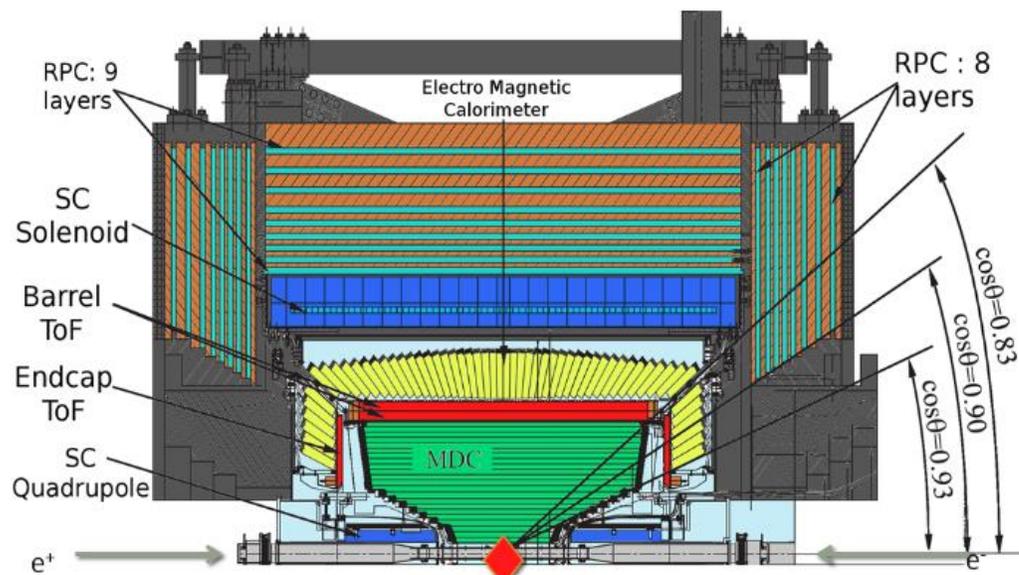
机器学习已成为物理分析中的主流方法之一。

量子计算

量子计算是一种遵循量子力学规律调控量子信息单元进行计算的新型计算模式。

一、研究背景与意义

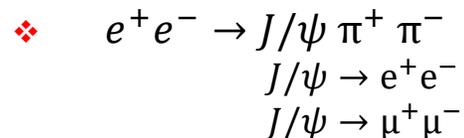
• BESIII 探测器



- 北京谱仪(BESIII)是安装在正负电子对撞机(BEPCII)上的的一个通用的探测器
- BESIII探测器上采集的数据质心能量是2.0 – 5.0 GeV

• $Z_c(3900)$

❖ 衰变链



• 信号MC样本信息

过程	角分布函数	衰变卡中的分支比
$e^+e^- \rightarrow Z_c(3900)\pi^\pm$	PHSP	1
$Z_c(3900) \rightarrow J/\psi\pi^\mp$	PHSP	各0.5
$J/\psi \rightarrow e^+e^-$	PHSP	1
$J/\psi \rightarrow \mu^+\mu^-$	PHSP	1

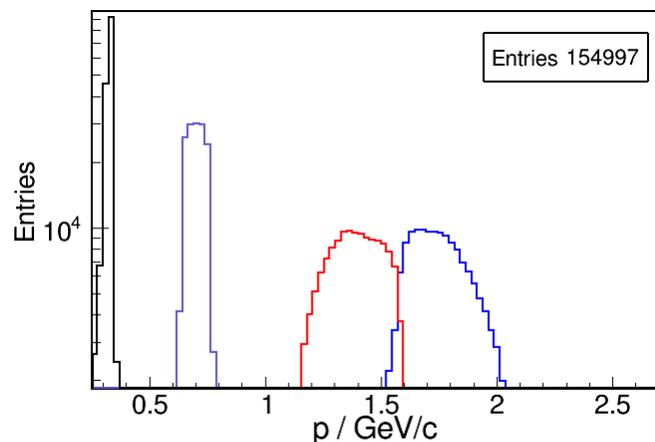
- 数据样本是2012年采集的4.26 GeV能量点的扫描数据

质心能量	run号	亮度	质心能量	run号	亮度
4.2597	31561-31981	828	4.2597	29677-30367	828

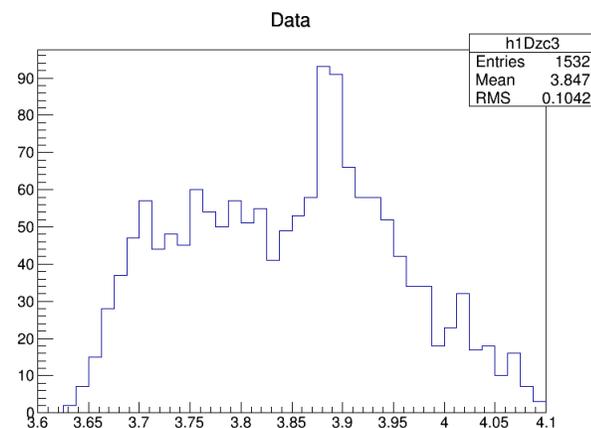
二、技术准备

传统分析方法有助于我们更好的理解问题

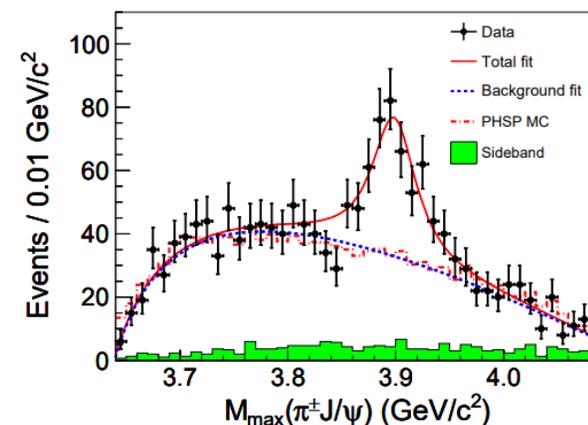
- 四条好带电径迹且总电荷为0 (按四条好带电径迹的动量进行排序 ($P_1 > P_2 > P_3 > P_4$))
 - $P_1 > 1.0 \text{ GeV}/c$, $p_2 > 1.0 \text{ GeV}/c$
 - $p_3 < 1.0 \text{ GeV}/c$, $p_4 < 1.0 \text{ GeV}/c$
- 电子和缪子的区分: $E_1 > 1.1 \text{ GeV}$ (电子), $E < 0.35 \text{ GeV}$ (缪子)
 - 电子: $\cos(\theta_{e^+\pi^-}) < 0.98$ && $\cos(\theta_{e^-\pi^+}) < 0.98$ && $\cos(\theta_{\pi^+\pi^-}) < 0.98$
 - 缪子: $\cos(\theta_{\pi^+\pi^-}) < 0.98$
- 4C kinematic Fit:
 - $\chi_{\pi^+ \pi^- e^+ e^- / \pi^+ \pi^- \mu^+ \mu^-}^2 < 60$



信号MC四条径迹动量分布



$Z_c(3900)$ 不变质量分布

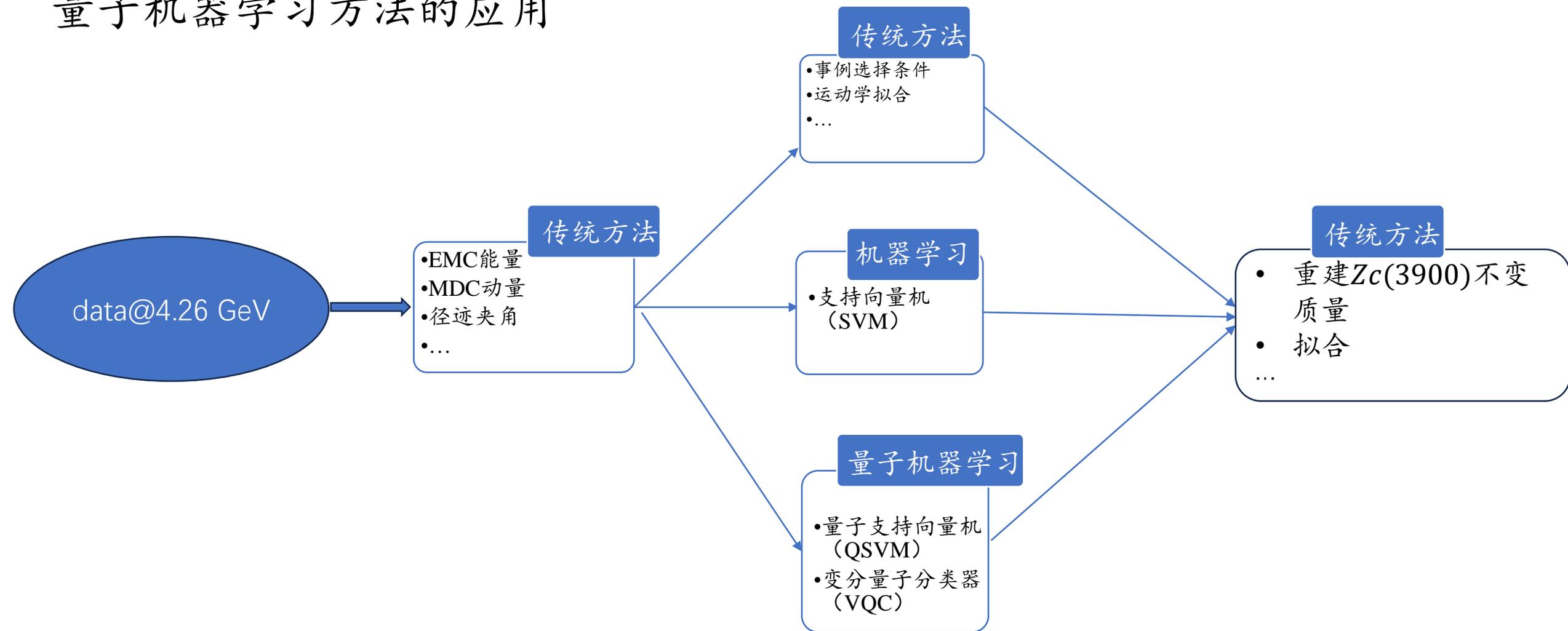


[BESIII发现的 \$Z_c\(3900\)\$](#)

特别鸣谢刘智青老师

二、研究方法

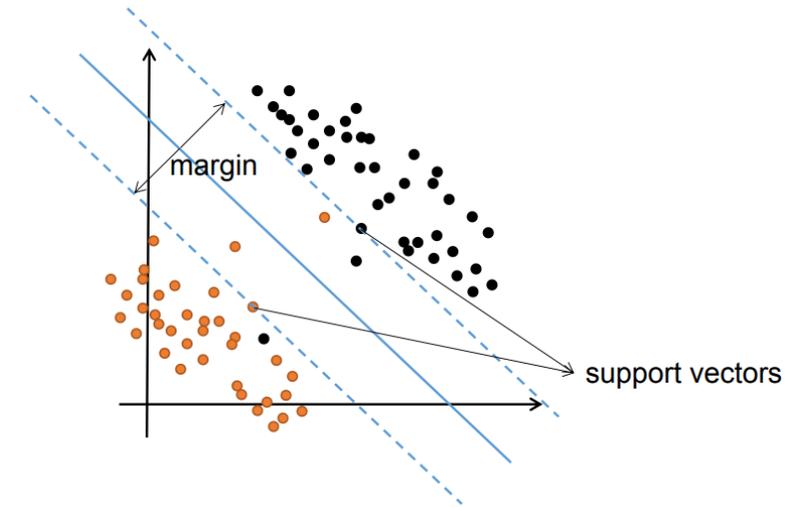
量子机器学习方法的应用



三、研究内容

支持向量机 (SVM)

- 支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 是一类按监督学习方式对数据进行二元分类的广义线性分类器
- 基本思想是求解能够正确划分训练数据集并且几何间隔最大的超平面



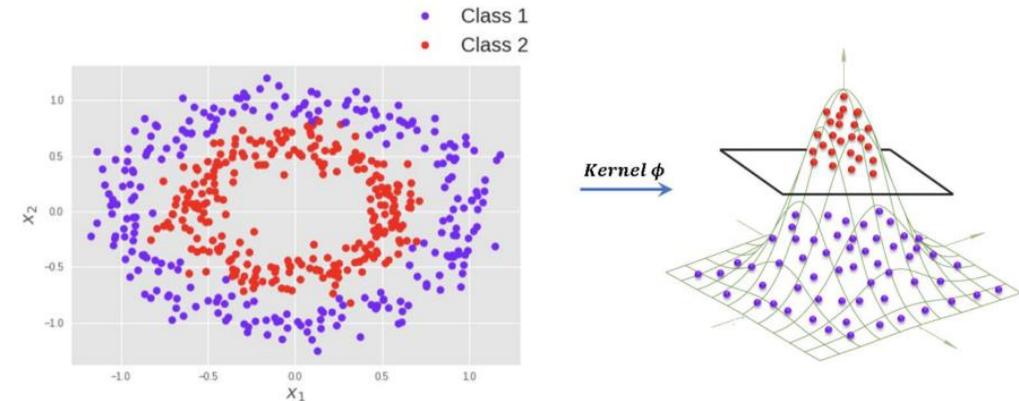
SVM--Traditional Kernel

- Kernel (核函数) 用于将几何特征映射到高维特征空间用于处理非线性数据

$$L(\vec{\alpha}) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j [x_i \cdot x_j]$$

- Traditional Kernel

- 线性核(= no kernel)
- 多项式核
- 高斯核

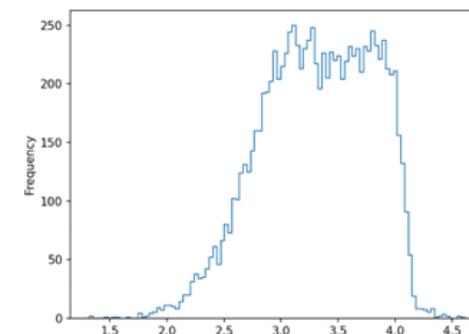


三、研究内容

支持向量机(SVM)

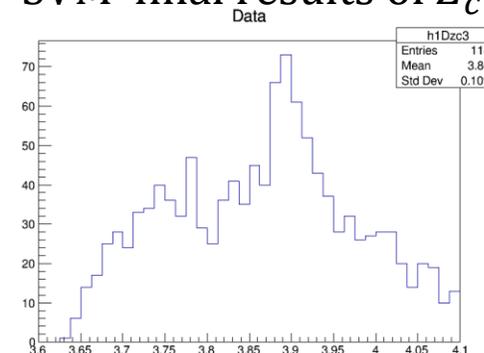
- 本研究最多使用了28个预选特征
 - Energy deposition in EMC, p , \vec{p} , Angles between tracks, Num(γ), Emax(γ)
- Dataset(4条好带电径迹)
 - 信号:
 - 预选特征信息从信号MC中获取→添加传统分析方法等事例选择条件
 - 本底:
 - 预选特征信息从inclusive MC获取→对撞机中4.26GeV对撞数据随机获取
- 训练集 (120000tracks, 信号:本底 = 1:1)
- 测试集 (信号:本底 = 1:20)
 - 60000个事例
 - 由于数据中 $Z_c(3900)$ 事件数较少, 1:20的信噪比有助于我们更好地抑制假阳率调优模型
- 最后将训练好的模型应用于探测器取出4.26GeV数据进行分类, 并将识别为信号的事例用于重建 $Z_c(3900)$ 不变质量

SVM primary results of $Z_c(3900)$



优化训练集

SVM final results of $Z_c(3900)$



三、研究内容

量子计算

- 量子计算机的量子计算部分由量子电路构成，用于操作量子比特的量子态。这些量子电路是量子计算机中最重要的组成部分，它们可以对量子比特进行操作，从而实现量子计算。
- 量子计算中的编程核心在于对量子门的安排和测量的使用

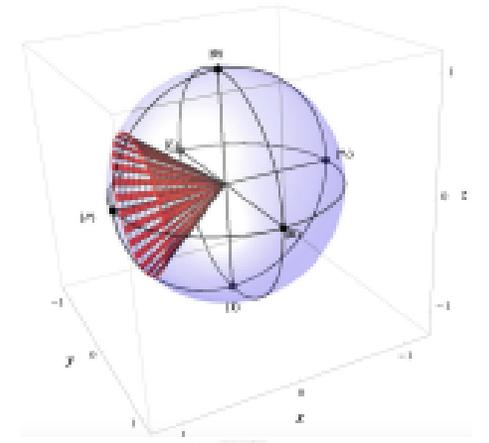
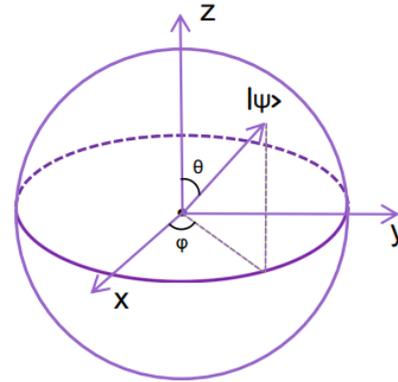
与传统计算机相比：

- 比特-->Qubits
- 逻辑门-->量子门
 - 定义围绕泡利的旋转

$$R_Z(\alpha) = \exp(-i\alpha Z/2) = \begin{pmatrix} e^{-i\alpha/2} & 0 \\ 0 & e^{i\alpha/2} \end{pmatrix}$$

量子比特上的“隐藏状态”是量子计算机可以更快地解决某些问题的原因，因为它可以加速量子状态的计算

- 经典位： $|0\rangle$ 或 $|1\rangle$
- 量子位： $|\psi\rangle = \cos\frac{\theta}{2} |0\rangle + e^{i\sigma} \sin\frac{\theta}{2} |1\rangle$



三、研究内容

量子机器学习方法

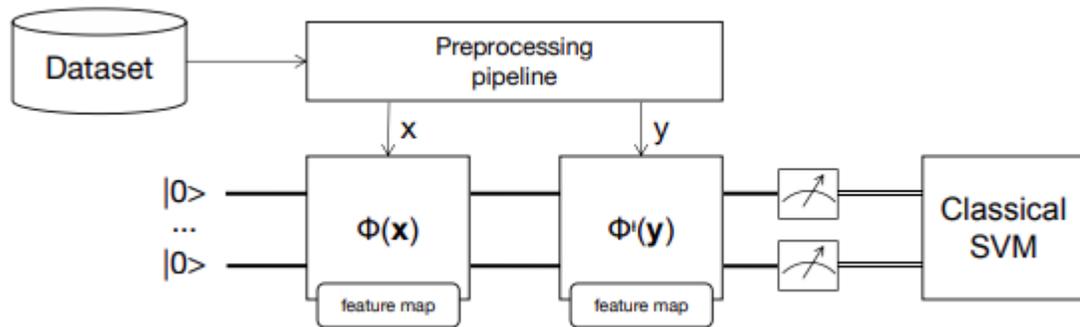
QSVM(Quantum Support Vector Machine)-- Quantum kernel

- 使用量子态内积等效计算核函数

$$\text{maximize } L(\vec{\alpha}) = \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(\vec{x}_i, \vec{x}_j)$$

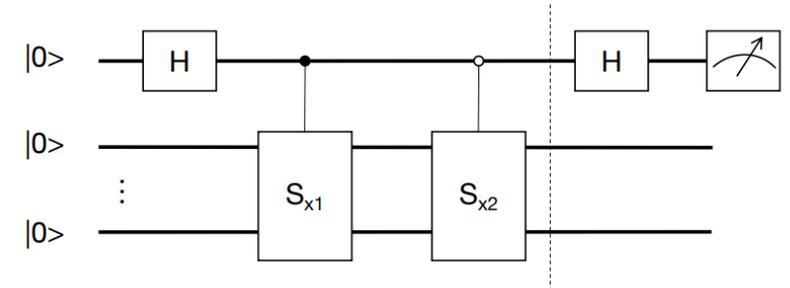
$$\text{subject to } \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i = 0 \text{ and } \alpha_i \geq 0, \forall i = 1, 2, \dots, N$$

$$K(\vec{x}_i, \vec{x}_j) = |\langle \Phi(\vec{x}_i) | \Phi(\vec{x}_j) \rangle|^2 = \left| \langle 0^{\otimes n} | u_{\Phi(\vec{x}_j)}^\dagger u_{\Phi(\vec{x}_i)} | 0^{\otimes n} \rangle \right|^2$$



- 量子核函数优势
 - SVM受 $O(N^3)$ 核评估限制, 不能应用于大数据
 - 量子计算机可坑获得潜在的指数级加速
 - 在Hilbert空间中执行的量子内核很难进行经典模拟
 - 一些量子内核可能对复杂数据具有更好的性能

• Simple example



$$\frac{1}{\sqrt{2}} (|0\rangle |\psi(x_2)\rangle + |1\rangle |\psi(x_1)\rangle)$$

三、研究内容

将特征编码到量子态中

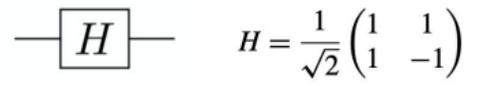
- 将矢量x编码为n个量子位内的量子态

$$|\psi(\mathbf{x})\rangle = U(\mathbf{x})H^{\otimes n}U(\mathbf{x})H^{\otimes n}|0\rangle^{\otimes n}$$

encoding circuits
n Hadamad Gates
initial ground state

Hadamad Gate

- $|0\rangle \rightarrow \frac{1}{\sqrt{2}}|0\rangle + \frac{1}{\sqrt{2}}|1\rangle$
- $|1\rangle \rightarrow \frac{1}{\sqrt{2}}|0\rangle - \frac{1}{\sqrt{2}}|1\rangle$

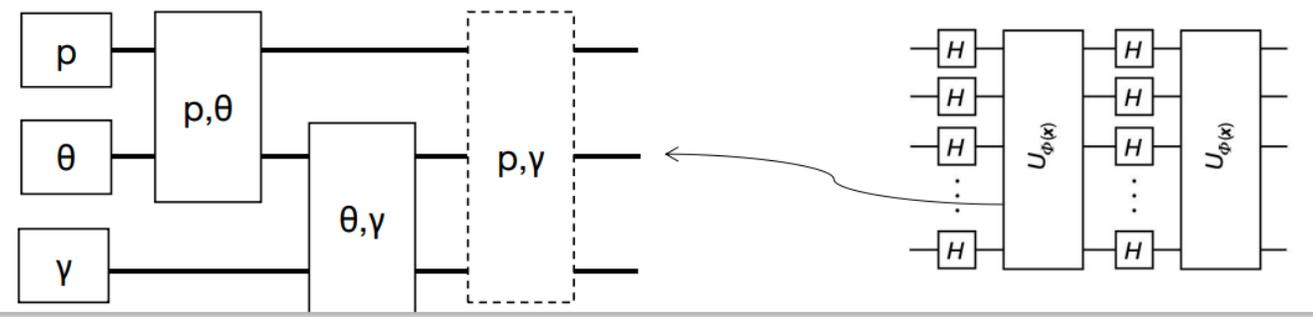


CNOT Gate

- $|00\rangle \rightarrow |00\rangle$
- $|01\rangle \rightarrow |01\rangle$
- $|10\rangle \rightarrow |11\rangle$
- $|11\rangle \rightarrow |10\rangle$



- 将三个特征(p, θ, γ)编码并纠缠成三个量子位



QSVM应用

- 预选特征及Dataset与经典SVM相同
- 训练集、测试集

- train:1000 tracks
- test:3000 tracks

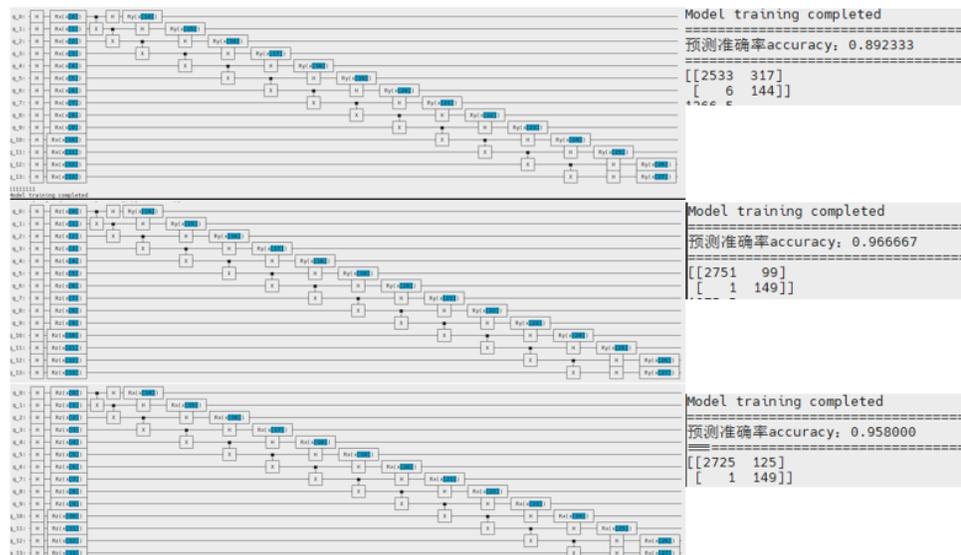
- 测试不同的编码特征图和超参数

将最多28个特征编码到9~14个qbits上

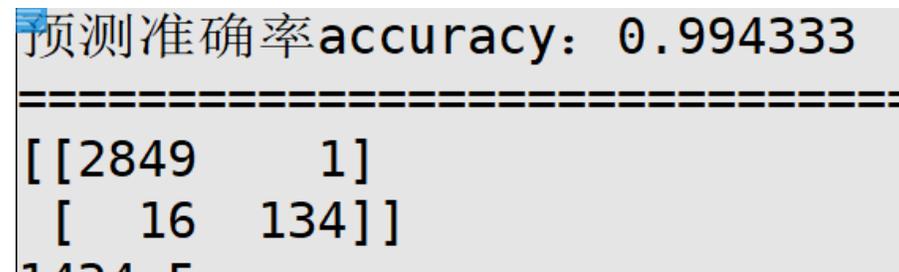
- Use qiskit simulator 0.36.2

- aer_simulator_statevector

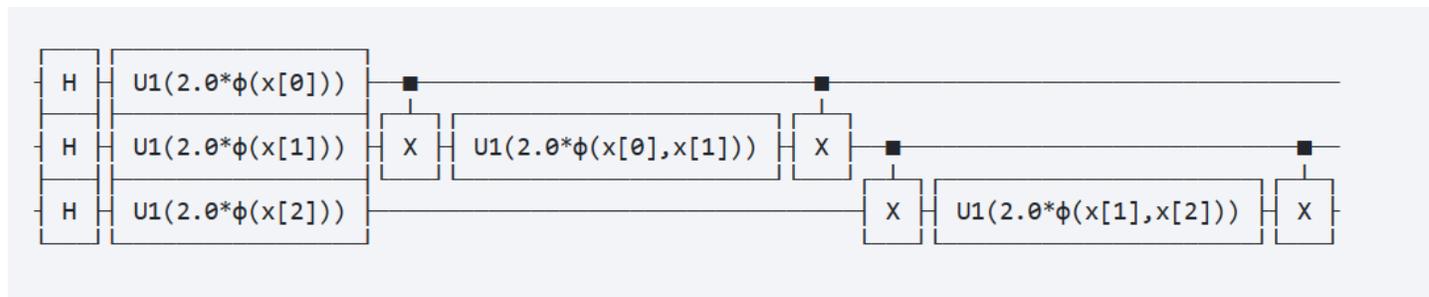
三、研究内容



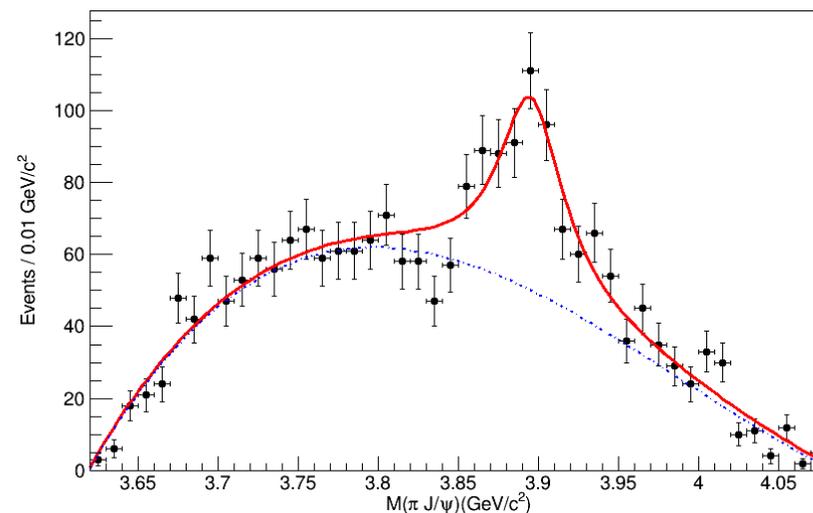
- 通过混淆矩阵降低假阳率



- 特征量: E 、 p 、 $angp_1p_3$ 、 $angp_2p_4$ 、 $angp_3p_4$ 、 $angp_1p_2$ 、 $E_{max}(\gamma)$
- 量子电路: $ZZFeatureMap$ ($reps = 2, entanglement = 'linear'$)



QSVM results of $Z_c(3900)$



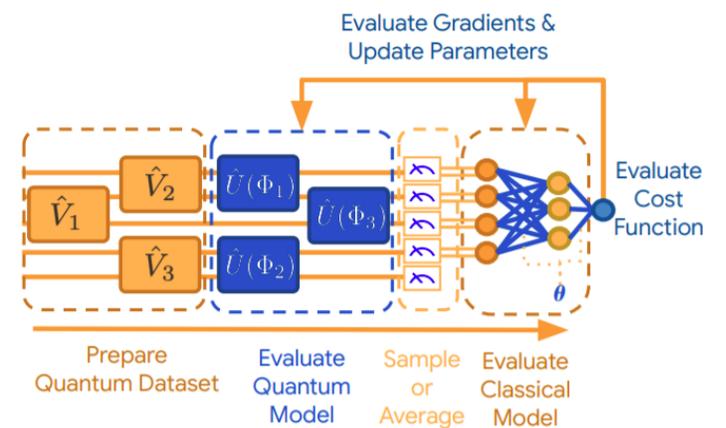
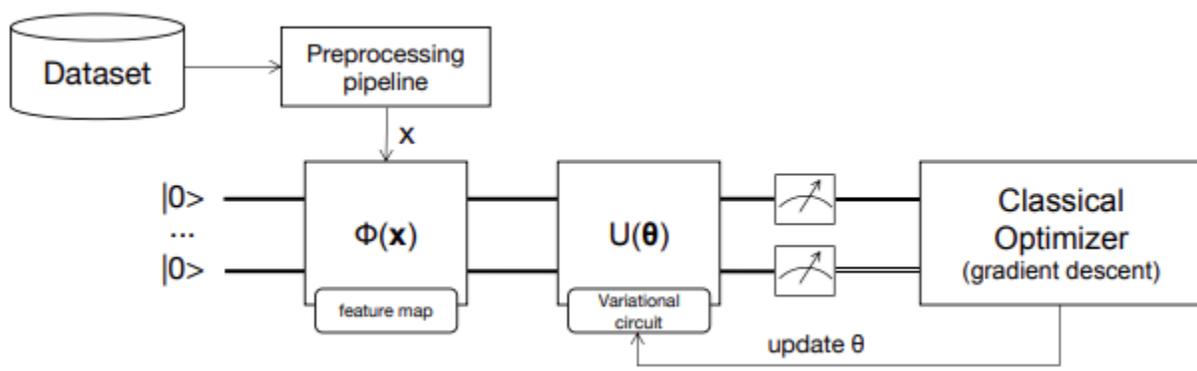
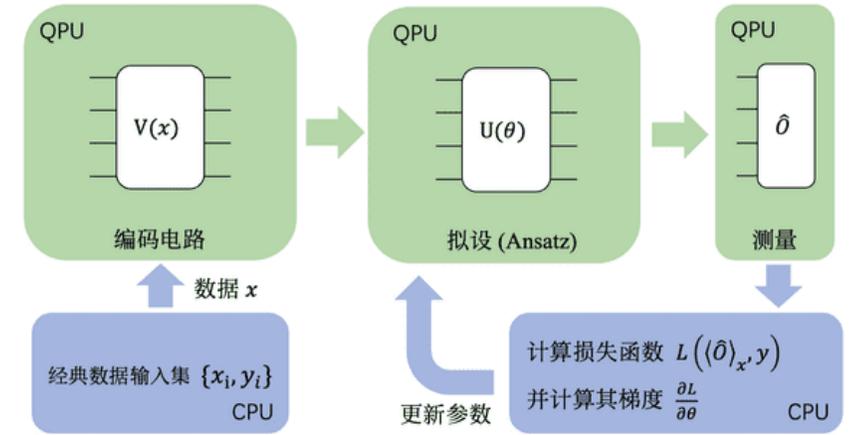
三、研究内容

量子机器学习方法

VQC (Variational Quantum Classifier)

训练变分量子分类器来学习分类函数 f 的流程可以分为如下几个部分

- 参数化编码电路 $V(x)$ 得到关于数据的量子态 $|x\rangle$
- 参数化量子电路 $U(\theta)$, 即拟设 (Ansatz), 得到末态 $|\psi(x,\theta)\rangle=U(\theta)|x\rangle$
- 采样计算基于可观测量的 \hat{O} 的期望值 $\langle \hat{O} \rangle_x$ 作为输出
- 据该输出计算损失函数 L , 并根据梯度信息 $\partial L / \partial \theta$ 更新参数化量子电路 $U(\theta)$ 中的参数 θ



三、研究内容

量子机器学习方法

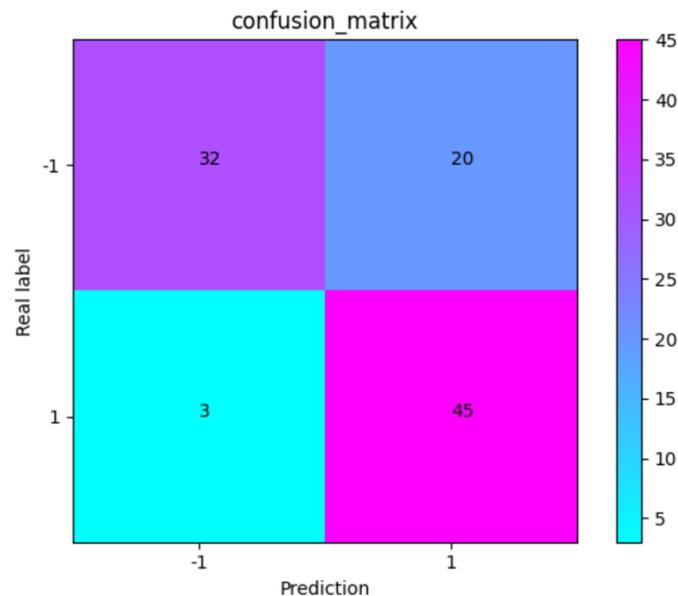
VQC (Variational Quantum Classifier)

- Anstaz(变分量子电路): EfficientSU2(13,"linear")
- quantum_instance (量子实例配置,包括量子模拟器和量子计算机): Aer.get_backend('qasm_simulator')
- Optimizer (优化器): COBYLA, 设置最大迭代次数100

- 训练集: 100Tracks(信号: 本底 = 1:1)
- 测试集: 100Tracks(信号: 本底 = 1:1)

预测准确率accuracy: 0.770000

```
[[32 20]
 [ 3 45]]
```



- 因保真度和数据编码等限制, 目前的真实量子计算机仅能使用简单电路处理极少量数据, 所以当前研究仍以基于模拟器的原理验证为主。

四、总结与展望

总结

- 通过这项研究，我们验证了 QSVM 处理物理分析问题的能力
- 相较于 SVM，QSVM 在训练数据集较小且数据特征较少的情况下表现更为优秀

展望

- 我们认为量子机器学习方法有能力解决一般性问题，并对它在科研应用中有着乐观的期望

[在五月份的26th CHEP会议中以海报进行了展示](#)

谢谢大家！