



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 113012066 B

(45) 授权公告日 2022.06.17

(21) 申请号 202110277055.7

G06F 17/16 (2006.01)

(22) 申请日 2021.03.15

G06F 17/18 (2006.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

G06N 10/00 (2022.01)

申请公布号 CN 113012066 A

G06N 20/00 (2019.01)

(43) 申请公布日 2021.06.22

(56) 对比文件

(73) 专利权人 中南大学

CN 111542935 A, 2020.08.14

地址 410083 湖南省长沙市岳麓区麓山南路932号

CN 111162913 A, 2020.05.15

CN 111707385 A, 2020.09.25

CN 111783990 A, 2020.10.16

(72) 发明人 石金晶 唐涌泽 陆玉虎 冯艳艳 施荣华

US 2017164191 A1, 2017.06.08

施荣华等.基于正则图上量子游走的仲裁量子签名方案.《电子与信息学报》.2020,89-97.

(74) 专利代理机构 长沙永星专利商标事务所 (普通合伙) 43001

Alexandra et al..Quantum simulation of partially distinguishable boson sampling.《Physical Review A》.2018,1-10.

专利代理师 周咏 米中业

审查员 彭玉玲

(51) Int. Cl.

G06T 5/00 (2006.01)

G06F 17/15 (2006.01)

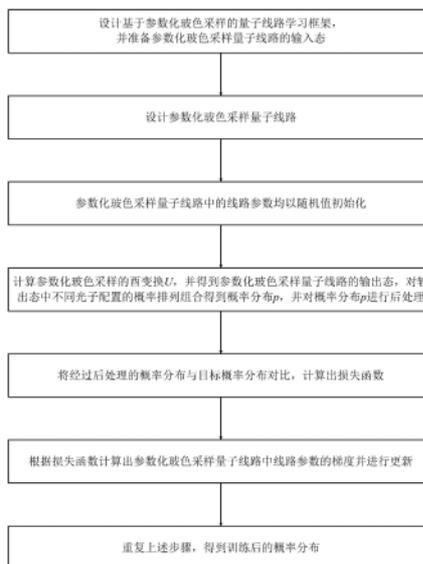
权利要求书3页 说明书6页 附图3页

(54) 发明名称

基于参数化玻色采样的量子线路学习方法及图像模糊方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于参数化玻色采样的量子线路学习方法,包括设计量子线路学习框架并准备输入态;设计参数化玻色采样量子线路;线路参数初始化;计算参数化玻色采样的酉变换并得到输出态,计算输出态中不同光子配置的概率排列组合概率分布并后处理;对比后处理的概率分布与目标概率分布并计算损失函数;根据损失函数更新线路参数;重复上述步骤得到训练后的概率分布。本发明还公开了包括所述基于参数化玻色采样的量子线路学习方法的图像模糊方法。本发明在玻色采样模型中引入参数化的结构,得到了如神经网络的参数化玻色采样模型,实现了函数拟合的功能,能够通过量子计算机对大数据时期的大量数据的处理和分析。



1. 一种基于参数化玻色采样的量子线路学习方法,包括如下步骤:

S1. 设计基于参数化玻色采样的量子线路学习框架,并准备参数化玻色采样量子线路的输入态;具体包括准备参数化玻色采样量子线路的输入态,定义参数化玻色采样量子线路的输入与参数化玻色采样量子线路的输出;对于m个模式、n个光子的参数化玻色采样,参数化玻色采样量子线路的输入的定义为 $|1\rangle$ 和 $|0\rangle$ 的乘积态,参数化玻色采样量子线路的输入态为 $|\psi_{in}\rangle = |1\rangle^{\otimes n} \otimes |0\rangle^{\otimes m-n}$,其中,m为参数化玻色采样量子线路的模式数,n为参数化玻色采样量子线路的光子数,参数化玻色采样量子线路的输入由用户输入数据编码获得;

S2. 设计参数化玻色采样量子线路;具体为由m个模式和n个光子组成的参数化玻色采样量子线路包括d层移相器和分束器组成的阵列;每一层移相器组成的阵列均由作用在每个模式上的m个移相器构成;移相器是一个单模式上的旋转门,对单模式的幅度 α_s 作用 $e^{i\phi}$,对其他m-1模式作用单位矩阵 I_{m-1} ,其中S为不同情况的光子配置, ϕ 为特定的旋转角;分束器组成的阵列分为奇数列的分束器和偶数列的分束器,奇数列的分束器和偶数列的分束器以奇偶顺序依层交替排列;其中奇数列的分束器 $BS(\theta, \varphi)$ 作用于相邻的两个模式上,对i和i+1模式的幅度 α_s 和 α_t 的作用为:

$$BS(\theta, \varphi) \begin{pmatrix} \alpha_s \\ \alpha_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta & -e^{i\varphi} \sin \theta \\ e^{-i\varphi} \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha_s \\ \alpha_t \end{pmatrix}$$

其中i为奇数, θ 为相位角, φ 为偏置角,对其他m-2模式作用单位矩阵 I_{m-2} ;偶数列的分束器 $BS(\theta', \varphi')$ 作用于相邻的两个模式上,对i'和i'+1模式的幅度 α'_s 和 α'_t 的作用为:

$$BS(\theta', \varphi') \begin{pmatrix} \alpha'_s \\ \alpha'_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta' & -e^{i\varphi'} \sin \theta' \\ e^{-i\varphi'} \sin \theta' & \cos \theta' \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha'_s \\ \alpha'_t \end{pmatrix}$$

其中i'为偶数, θ' 为相位角, φ' 为偏置角,对其他m-2模式作用单位矩阵 I_{m-2} ;

S3. 参数化玻色采样量子线路中的线路参数均以随机值初始化;具体为线路参数包括 ϕ 、 θ 和 φ ,其中, ϕ 为光学器件移相器特定的旋转角, θ 和 φ 则是另一光学器件分束器的参数,分别为相位角和偏置角, ϕ 、 θ 和 φ 的取值范围均为 $[0, 2\pi)$;

S4. 计算参数化玻色采样的酉变换U,并得到参数化玻色采样量子线路的输出态,对输出态中不同光子配置的概率排列组合得到概率分布p,并对概率分布p进行后处理;

S5. 将经过后处理的概率分布与目标概率分布对比,计算出损失函数;具体为利用参数化玻色采样模型学习拟合高斯函数;采用第一评价指标和第二评价指标作为参数化玻色采样模型学习的损失函数;所述的第一评价指标为最大均值差异,所述的第二评价指标为平均绝对误差;第一评价指标和第二评价指标均用于将输出概率分布更接近于目标概率分布;

最大均值差异定义损失函数为:

$$\mathcal{L} = \left[\mathbb{E}_{p,p} [k(p,p)] - 2\mathbb{E}_{p,p'} [k(p,p')] + \mathbb{E}_{p',p'} [k(p',p')] \right]^{\frac{1}{2}}$$

$$= \left[\frac{1}{M^2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M k(p_i, p_j) - \frac{2}{M^2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M k(p_i, p'_j) + \frac{1}{M^2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M k(p'_i, p'_j) \right]^{\frac{1}{2}}$$

其中 p 为输出概率分布, p' 为目标概率分布, p_i 和 p_j 均为输出概率分布的预测值, p'_i 和 p'_j 均为目标概率分布的真实值, M 是概率分布的样本数量;最大均值差异中包括如下高斯核函数:

$$k(x,y) = \exp(-||x-y||^2/2\sigma^2)$$

其中 σ 是控制高斯核函数的带宽参数;

平均绝对误差定义的损失函数为:

$$\mathcal{L} = \frac{1}{M} \sum_{l=1}^M |p_l - p'_l|$$

其中 p_l 为输出概率分布的预测值, p'_l 为目标概率分布的真实值;

S6. 根据损失函数计算出参数化玻色采样量子线路中线路参数的梯度并进行更新;

S7. 重复步骤S4~S6完成迭代过程,得到训练后的概率分布。

2. 根据权利要求1所述的基于参数化玻色采样的量子线路学习方法,其特征在于所述的步骤S4,具体为参数化玻色采样量子线路的输入通过参数化玻色采样的酉变换 U 演化后得到参数化玻色采样量子线路的输出,参数化玻色采样量子线路的输出态为 $|\psi_{out}\rangle = \sum_S \gamma_S |n_1^{(S)}, \dots, n_m^{(S)}\rangle$,并且参数化玻色采样量子线路的输出态 $|\psi_{out}\rangle = U|\psi_{in}\rangle$;其中 S 为不同情况的光子配置, γ_S 为有关配置 S 的复振幅, m 为参数化玻色采样的模式数, n_i 为参数化玻色采样第 i 个模式的光子数。

3. 根据权利要求2所述的基于参数化玻色采样的量子线路学习方法,其特征在于步骤S4所述的后处理,具体为通过复振幅得到不同情况光子配置 S 的概率 $p_S = \Pr[S] = |\gamma_S|^2$,将 M 种配置的概率组合后得到概率分布 $p = [p_1, \dots, p_M]$, M 是概率分布的样本数量,再将得到的概率分布根据目标概率分布的样本值按大小进行排列,并只在第一次迭代过程中按照目标概率分布的样本值进行大小排列,之后迭代时均以后处理的概率分布排列顺序对概率分布进行排列。

4. 根据权利要求3所述的基于参数化玻色采样的量子线路学习方法,其特征在于所述的步骤S6,具体为采用有限差分法来计算微分,代入步骤S3定义的参数化玻色采样量子线路中的线路参数 $\{\phi, \theta, \varphi\}$,对设定参数 θ_j 进行微分:

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \theta_j} = \frac{\mathcal{L}(\phi, \theta + \Delta_j, \varphi) - \mathcal{L}(\phi, \theta - \Delta_j, \varphi)}{2\Delta_j}$$

其中 Δ_j 是在 j 方向上的微小参数, θ 为相位角, φ 为偏置角;对设定参数 θ_j 进行更新,

$\theta_j \leftarrow \theta_j - \eta \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \theta_j}$,其中 η 为控制损失函数降低的自适应学习率。

5. 一种包括权利要求1~4之一所述的基于参数化玻色采样的量子线路学习方法的图像模糊方法,其特征在于包括如下步骤:

A. 采用所述的基于参数化玻色采样的量子线路学习方法,进行高斯函数拟合,确定高斯函数的平均值与标准差,并准备需要模糊的图片;

B. 计算权重矩阵;

C. 计算高斯模糊值;

D. 对图片中所有像素点重复步骤B和步骤C,最终得到高斯模糊后的图像。

基于参数化玻色采样的量子线路学习方法及图像模糊方法

技术领域

[0001] 本发明具体涉及一种基于参数化玻色采样的量子线路学习方法及图像模糊方法。

背景技术

[0002] 近年来,机器学习技术发展浪潮汹涌,在这个需要处理的数据量愈发庞大的时代,机器学习技术已经成为了最具潜力的技术之一。机器学习可以根据已有数据所组成的训练集进行学习策略的探索和潜在结构的发现,基于所得模型进行预测及预警。同时,近年来逐渐膨胀的大数据为众多产业提供了相当可观的价值,但与此同时也在技术层面让从业人员不得不面临更加严峻的挑战。许多传统的机器学习算法及网络模型都已无法应对大数据时代海量数据的处理和分析,因此不得不寻找新的方法来解决问题。

[0003] 如今,世界范围内已经出现了众多新的研究,探索量子计算应如何与机器学习进行结合。研究人员们既希望通过引入量子计算来解决机器学习的运算效率问题,又在努力探索尝试利用量子力学所独有的一些量子优势,研究更具智能的机器学习算法以及网络模型。量子神经网络(QNN-Quantum Neural Network),是基于量子力学原理的神经网络模型。与经典神经网络相比,量子神经网络在理论上具有更快的计算速度、更高的记忆容量、更小的网络规模以及可消除灾变性失忆现象的能力。要验证这些出色的能力,玻色采样过程是一个可供实践的研究对象。由于玻色采样过程将计算需要的信息编码在玻色子(如光子)的粒子数态上,因而在不需要实现量子门的情况下,也能够展示出经典计算无法比拟的计算能力。

[0004] 但现在的量子计算机尚没有广泛应用,且目前量子计算机规模不大、容错能力较低,还无法实现量子线路参数学习和承载大型数据的处理任务。然而通过与经典优化算法结合,量子计算机却能够在特定任务上展现出良好效果,实现远超经典计算机的计算能力。

发明内容

[0005] 本发明的目的之一在于提供一种基于参数化玻色采样的量子线路学习方法,能够利用经典的机器学习算法解决目前的量子计算机线路学习问题,并通过混合量子经典算法实现高斯函数快速拟合。

[0006] 本发明的目的之二在于提供一种包括了所述基于参数化玻色采样的量子线路学习方法的图像模糊方法。

[0007] 本发明提供的这种基于参数化玻色采样的量子线路学习方法,包括如下步骤:

[0008] S1. 设计基于参数化玻色采样的量子线路学习框架,并准备参数化玻色采样量子线路的输入态;

[0009] S2. 设计参数化玻色采样量子线路;

[0010] S3. 参数化玻色采样量子线路中的线路参数均以随机值初始化;

[0011] S4. 计算参数化玻色采样的酉变换 U ,并得到参数化玻色采样量子线路的输出态,对输出态中不同光子配置的概率排列组合得到概率分布 p ,并对概率分布 p 进行后处理;

[0012] S5. 将经过后处理的概率分布与目标概率分布对比, 计算出损失函数;

[0013] S6. 根据损失函数计算出参数化玻色采样量子线路中线路参数的梯度并进行更新;

[0014] S7. 重复S4~S6完成迭代过程, 得到训练后的概率分布。

[0015] 所述的步骤S1, 设计基于参数化玻色采样的量子线路学习框架, 具体包括准备参数化玻色采样量子线路的输入态, 定义参数化玻色采样量子线路的输入与参数化玻色采样量子线路的输出; 对于m个模式、n个光子的参数化玻色采样, 参数化玻色采样量子线路的输入的定义为 $|1\rangle$ 和 $|0\rangle$ 的乘积态, 参数化玻色采样量子线路的输入态为 $|\psi_{in}\rangle = |1\rangle^{\otimes n} \otimes |0\rangle^{\otimes m-n}$, 其中, m为参数化玻色采样量子线路的模式数, n为参数化玻色采样量子线路的光子数, 参数化玻色采样量子线路的输入由用户输入数据编码获得。

[0016] 步骤S2所述的设计参数化玻色采样量子线路, 具体为由m个模式和n个光子组成的参数化玻色采样量子线路包括d层移相器和分束器组成的阵列; 每一层移相器组成的阵列均由作用在每个模式上的m个移相器构成; 移相器是一个单模式上的旋转门, 对单模式的幅度 α_s 作用 $e^{i\phi}$, 对其他m-1模式作用单位矩阵 I_{m-1} , 其中S为不同情况的光子配置, ϕ 为特定的旋转角; 分束器组成的阵列分为奇数列的分束器和偶数列的分束器, 奇数列的分束器和偶数列的分束器以奇偶顺序依层交替排列; 其中奇数列的分束器 $BS(\theta, \varphi)$ 作用于相邻的两个模式上, 对i和i+1模式的幅度 α_s 和 α_t 的作用为:

$$[0017] \quad BS(\theta, \varphi) \begin{pmatrix} \alpha_s \\ \alpha_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta & -e^{i\varphi} \sin \theta \\ e^{-i\varphi} \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha_s \\ \alpha_t \end{pmatrix}$$

[0018] 其中i为奇数, θ 为相位角, φ 为偏置角, 对其他m-2模式作用单位矩阵 I_{m-2} ; 偶数列的分束器 $BS(\theta', \varphi')$ 作用于相邻的两个模式上, 对i'和i'+1模式的幅度 α'_s 和 α'_t 的作用为:

$$[0019] \quad BS(\theta', \varphi') \begin{pmatrix} \alpha'_s \\ \alpha'_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta' & -e^{i\varphi'} \sin \theta' \\ e^{-i\varphi'} \sin \theta' & \cos \theta' \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha'_s \\ \alpha'_t \end{pmatrix}$$

[0020] 其中i'为偶数, θ' 为相位角, φ' 为偏置角, 对其他m-2模式作用单位矩阵 I_{m-2} 。

[0021] 步骤S3所述的参数化玻色采样量子线路中的线路参数均以随机值初始化, 具体为线路参数包括 ϕ 、 θ 和 φ , 其中, ϕ 为光学器件移相器特定的旋转角, θ 和 φ 则是另一光学器件分束器的参数, 分别为相位角和偏置角, ϕ 、 θ 和 φ 的取值范围均为 $[0, 2\pi)$ 。

[0022] 所述的步骤S4, 具体为参数化玻色采样量子线路的输入通过参数化玻色采样的酉变换U演化后得到参数化玻色采样量子线路的输出, 参数化玻色采样量子线路的输出态为 $|\psi_{out}\rangle = \sum_S \gamma_S |n_1^{(S)}, \dots, n_m^{(S)}\rangle$, 并且参数化玻色采样量子线路的输出态 $|\psi_{out}\rangle = U |\psi_{in}\rangle$; 其中S为不同情况的光子配置, γ_S 为有关配置S的复振幅, m为参数化玻色采样的模式数, n_i 为参数化玻色采样第i个模式的光子数。

[0023] 步骤S4所述的后处理, 具体为通过复振幅得到不同情况光子配置S的概率 $p_S = \Pr[S] = |\gamma_S|^2$, 将M种配置的概率组合后得到概率分布 $p = [p_1, \dots, p_M]$, M是概率分布的样本数

量,再将得到的概率分布根据目标概率分布的样本值按大小进行排列,并只在第一次迭代过程中按照目标概率分布的样本值进行大小排列,之后迭代时均以后处理的概率分布排列顺序对概率分布进行排列。

[0024] 所述的步骤S5,具体为利用参数化玻色采样模型学习拟合高斯函数;采用第一评价指标和第二评价指标作为参数化玻色采样模型学习的损失函数;所述的第一评价指标为最大均值差异(Maximum Mean Discrepancy,MMD),所述的第二评价指标为平均绝对误差(Mean Absolute Error,MAE);第一评价指标和第二评价指标均用于将输出概率分布更接近于目标概率分布;

[0025] 最大均值差异定义的损失函数为:

$$\mathcal{L} = \left[\mathbb{E}_{p,p} [k(p,p)] - 2\mathbb{E}_{p,p'} [k(p,p')] + \mathbb{E}_{p',p'} [k(p',p')] \right]^{\frac{1}{2}}$$

[0026]

$$= \left[\frac{1}{M^2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M k(p_i, p_j) - \frac{2}{M^2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M k(p_i, p'_j) + \frac{1}{M^2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M k(p'_i, p'_j) \right]^{\frac{1}{2}}$$

[0027] 其中 p 为输出概率分布, p' 为目标概率分布, p_i 和 p_j 均为输出概率分布的预测值, p'_i 和 p'_j 均为目标概率分布的真实值, M 是概率分布的样本数量;最大均值差异中包括如下高斯核函数:

$$[0028] \quad k(x,y) = \exp(-||x-y||^2/2\sigma^2)$$

[0029] 其中 σ 是控制高斯核函数的带宽参数;

[0030] 平均绝对误差定义的损失函数为:

$$[0031] \quad \mathcal{L} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M |p_i - p'_i|$$

[0032] 其中 p_i 为输出概率分布的预测值, p'_i 为目标概率分布的真实值。

[0033] 所述的步骤S6,具体为采用有限差分法来计算微分,代入步骤S3定义参数化玻色采样量子线路中的线路参数 $\{\phi, \theta, \varphi\}$,对设定参数 θ_j 进行微分:

$$[0034] \quad \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \theta_j} = \frac{\mathcal{L}(\phi, \theta + \Delta_j, \varphi) - \mathcal{L}(\phi, \theta - \Delta_j, \varphi)}{2\Delta_j}$$

[0035] 其中 Δ_j 是在 j 方向上的微小参数, θ 为相位角, φ 为偏置角;对设定参数 θ_j 进行更新, $\theta_j \leftarrow \theta_j - \eta \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \theta_j}$,其中 η 为控制损失函数降低的自适应学习率。

[0036] 本发明还提供一种包括上述基于参数化玻色采样的量子线路学习方法的图像模糊方法,包括如下步骤:

[0037] A.采用所述的基于参数化玻色采样的量子线路学习方法,进行高斯函数拟合,确定高斯函数的平均值与标准差,并准备需要模糊的图片;

[0038] B.计算权重矩阵;

[0039] C.计算高斯模糊值;

[0040] D.对图片中所有像素点重复步骤B和步骤C,最终得到高斯模糊后的图像。

[0041] 本发明提供的这种基于参数化玻色采样的量子线路学习方法及其图像模糊方法,利用在玻色采样模型中引入参数化的结构,得到了如同神经网络的参数化玻色采样模型,实现了函数拟合的功能,能够通过量子计算机对大数据时期的大量数据的处理和分析。

附图说明

[0042] 图1为本发明的量子线路学习方法的方法流程示意图。

[0043] 图2为本发明方法的量子线路设计示意图。

[0044] 图3为本发明实施例的量子线路设计示意图。

[0045] 图4为本发明的图像模糊方法的方法流程示意图。

具体实施方式

[0046] 如图1为本发明方法的流程示意图。本发明提供的这种基于参数化玻色采样的量子线路学习方法,包括如下步骤:

[0047] S1.设计基于参数化玻色采样的量子线路学习框架,具体包括准备参数化玻色采样量子线路的输入态,定义参数化玻色采样量子线路的输入与参数化玻色采样量子线路的输出;对于m个模式、n个光子的参数化玻色采样,参数化玻色采样量子线路的输入的定义为 $|1\rangle$ 和 $|0\rangle$ 的乘积态,参数化玻色采样量子线路的输入态为 $|\psi_{in}\rangle = |1\rangle^{\otimes n} \otimes |0\rangle^{\otimes m-n}$,其中,m为参数化玻色采样量子线路的模式数,n为参数化玻色采样量子线路的光子数,参数化玻色采样量子线路的输入由用户输入数据编码获得;

[0048] S2.设计参数化玻色采样量子线路,具体为由m个模式和n个光子组成的参数化玻色采样量子线路包括d层移相器和分束器组成的阵列。

[0049] 每一层的移相器组成的阵列均由作用在每个模式上的m个移相器构成。移相器R(ϕ)是一个作用于单模式上的旋转门,对单模式的幅度 α_s 作用 $e^{i\phi}$,对其他m-1模式作用单位矩阵 I_{m-1} ,其中S为不同情况的光子配置, ϕ 为特定的旋转角;分束器组成的阵列分为奇数列的分束器和偶数列的分束器,奇数列的分束器和偶数列的分束器以奇偶顺序依层交替排列;其中奇数列的分束器 $BS(\theta, \varphi)$ 作用于相邻的两个(i和i+1,i为奇数)模式上,对i和i+1模式的幅度 α_s 和 α_t 的作用为:

$$[0050] \quad BS(\theta, \varphi) \begin{pmatrix} \alpha_s \\ \alpha_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta & -e^{i\varphi} \sin \theta \\ e^{-i\varphi} \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha_s \\ \alpha_t \end{pmatrix}$$

[0051] 其中 θ 为相位角, φ 为偏置角,对其他m-2模式作用单位矩阵 I_{m-2} ;偶数列的分束器 $BS(\theta', \varphi')$ 作用于相邻的两个(i'和i'+1,i'为偶数)模式上,对i'和i'+1模式的幅度 α'_s 和 α'_t 的作用为:

$$[0052] \quad BS(\theta', \varphi') \begin{pmatrix} \alpha'_s \\ \alpha'_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta' & -e^{i\varphi'} \sin \theta' \\ e^{-i\varphi'} \sin \theta' & \cos \theta' \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha'_s \\ \alpha'_t \end{pmatrix}$$

[0053] 其中 θ' 为相位角, φ' 为偏置角,对其他m-2模式作用单位矩阵 I_{m-2} 。

[0054] 如图2为本发明方法的量子线路设计示意图;在本实施例中,当 $m=4, n=3, d=2$ 求得如图3所示的量子线路设计示意图。

[0055] S3. 参数化玻色采样量子线路中的线路参数均以随机值初始化,所述的参数化玻色采样量子线路中的线路参数包括 ϕ 、 θ 和 φ ,其中, ϕ 为光学器件移相器特定的旋转角, θ 和 φ 则是另一光学器件分束器的参数,分别为相位角和偏置角, ϕ 、 θ 和 φ 的取值范围均为 $[0, 2\pi)$;

[0056] S4. 计算参数化玻色采样的酉变换 U ,并得到参数化玻色采样量子线路的输出态;具体为参数化玻色采样量子线路的输入通过参数化玻色采样的酉变换 U 演化后得到参数化玻色采样量子线路的输出,参数化玻色采样量子线路的输出态为 $|\psi_{out}\rangle = \sum_S \gamma_S |n_1^{(S)}, \dots, n_m^{(S)}\rangle$,并且参数化玻色采样量子线路的输出态 $|\psi_{out}\rangle = U |\psi_{in}\rangle$;其中 S 为不同情况的光子配置, γ_S 为有关配置 S 的复振幅, m 为参数化玻色采样的模式数, n_i 为参数化玻色采样第 i 个模式的光子数。对输出态中不同光子配置的概率排列组合得到概率分布 p ,并对概率分布 p 进行后处理;具体为通过复振幅得到不同情况光子配置 S 的概率 $p_S = \Pr[S] = |\gamma_S|^2$,将 M 种配置的概率组合后得到概率分布 $p = [p_1, \dots, p_M]$, M 是概率分布的样本数量,再将得到的概率分布根据目标概率分布的样本值按大小进行排列,并只在第一次迭代过程中按照目标概率分布的样本值进行大小排列,之后迭代时均以后处理的概率分布排列顺序对概率分布进行排列。

[0057] 具体的,一个 m 个模式, n 个光子的参数化玻色采样的光子配置情况共有共有

$$M = \binom{m+n-1}{n} \text{种}; \text{例如模式数 } m=4, \text{光子数 } n=3 \text{ 的玻色采样,该参数化玻色采样的光子}$$

的配置就有20种;

[0058] S5. 将排列后的概率分布与目标概率分布对比,计算出损失函数;具体为利用参数化玻色采样模型学习拟合高斯函数;采用第一评价指标和第二评价指标作为参数化玻色采样模型学习的损失函数;所述的第一评价指标为最大均值差异(Maximum Mean Discrepancy, MMD),所述的第二评价指标为平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE);第一评价指标和第二评价指标均用于将输出概率分布更接近于目标概率分布;

[0059] 最大均值差异定义的损失函数为:

$$\mathcal{L} = \left[\mathbb{E}_{p,p} [k(p,p)] - 2\mathbb{E}_{p,p'} [k(p,p')] + \mathbb{E}_{p',p'} [k(p',p')] \right]^{\frac{1}{2}}$$

$$[0060] \quad = \left[\frac{1}{M^2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M k(p_i, p_j) - \frac{2}{M^2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M k(p_i, p'_j) + \frac{1}{M^2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M k(p'_i, p'_j) \right]^{\frac{1}{2}}$$

[0061] 其中 p 为输出概率分布, p' 为目标概率分布, p_i 和 p_j 均为输出概率分布的预测值, p'_i 和 p'_j 均为目标概率分布的真实值, M 是概率分布的样本数量;最大均值差异中包括如下高斯核函数:

$$[0062] \quad k(x,y) = \exp(-||x-y||^2/2\sigma^2)$$

[0063] 其中 σ 是控制高斯核函数的带宽参数;

[0064] 平均绝对误差定义的损失函数为:

$$[0065] \quad \mathcal{L} = \frac{1}{M} \sum_{l=1}^M |p_l - p_l'|$$

[0066] 其中 p_l 为输出概率分布的预测值, p_l' 为目标概率分布的真实值。

[0067] 具体实施时:

[0068] 第一损失函数和第二损失函数作为一个评估标准,损失函数值越小,那么输出概率分布拟合目标概率分布的程度越高。最大均值差异从概率分布整体上评估预测值与真实值之间的差异,而平均绝对误差则是根据概率分布的样本位置考虑两者之间的差异。对参数化玻色采样量子线路的输出态中不同光子配置的概率排列组合得到概率分布 p ,并只在第一次迭代过程中按照目标概率分布的样本值进行后处理,之后迭代时均以S4中的后处理的概率分布排列顺序对概率分布进行排列。将排列后的概率分布与目标概率分布对比,计算出损失函数;

[0069] S6.根据损失函数计算出参数化玻色采样量子线路中线路参数的梯度并进行更新;具体为采用有限差分法来计算微分,代入步骤S2定义参数化玻色采样量子线路中的线路参数 $\{\phi, \theta, \varphi\}$,对设定参数 θ_j 进行微分:

$$[0070] \quad \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \theta_j} = \frac{\mathcal{L}(\phi, \theta + \Delta_j, \varphi) - \mathcal{L}(\phi, \theta - \Delta_j, \varphi)}{2\Delta_j}$$

[0071] 其中 Δ_j 是在 j 方向上的微小参数, θ 为相位角, φ 为偏置角;

[0072] 对设定参数 θ_j 进行更新, $\theta_j \leftarrow \theta_j - \eta \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \theta_j}$,其中 η 为控制损失函数降低的自适应学习率;

[0073] S7.重复S4~S6完成迭代过程,求出训练后的概率分布。

[0074] 本发明提供的这种基于参数化玻色采样的量子线路学习方法,可以用于图像模糊,图像加噪,图像加密,荧光光谱图分析,信号处理,统计学,数学等应用场合,以图像模糊为例,其具体实现过程如下(如图4所示):

[0075] 步骤1:采用本发明所提供的基于参数化玻色采样的量子线路学习方法,进行高斯函数拟合,确定高斯函数的平均值与标准差,并准备需要模糊的图片;

[0076] 步骤2:计算权重矩阵;

[0077] 以9个像素点为例,根据标准差计算图片1个像素点和周围8个像素点的权重矩阵,保证权重矩阵所有数值之和为1;

[0078] 步骤3:计算高斯模糊值;

[0079] 以9个像素点为例,灰度值均保持在 $[0, 255]$ 之间,矩阵灰度值与权重矩阵对应值相互乘积并相加,得到中心像素点高斯模糊值;

[0080] 步骤4:对图片中所有像素点重复步骤2和步骤3,最终得到高斯模糊后的图像。

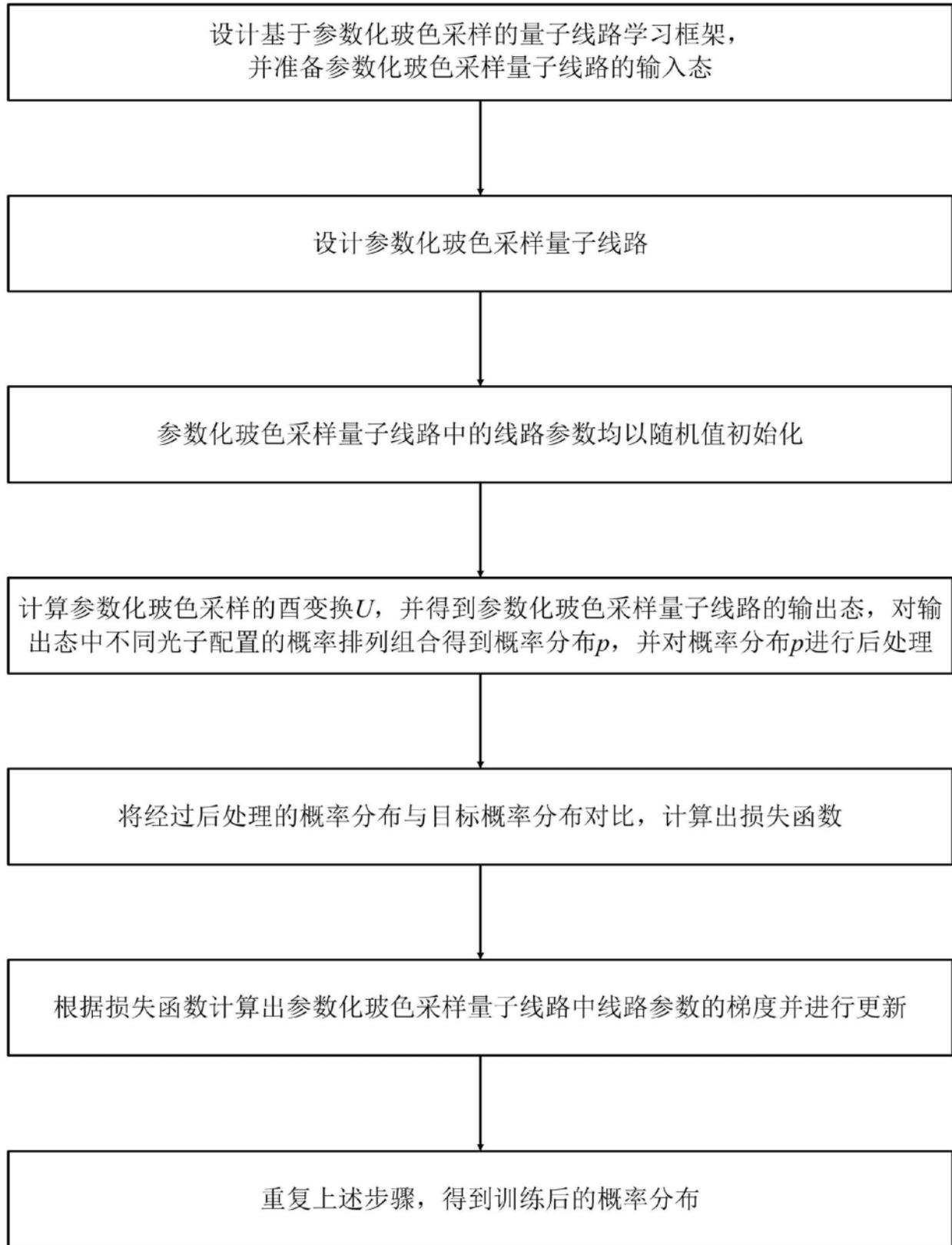


图1

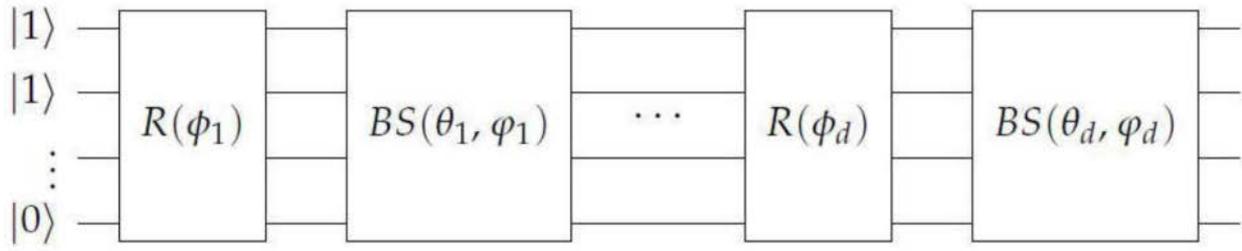


图2

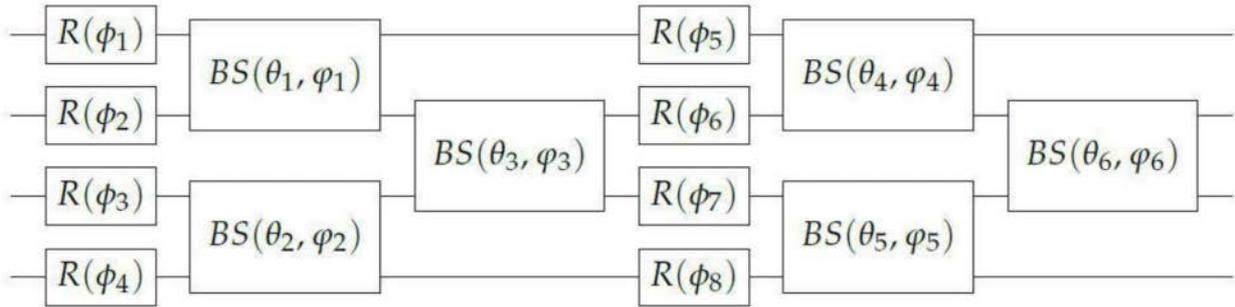


图3

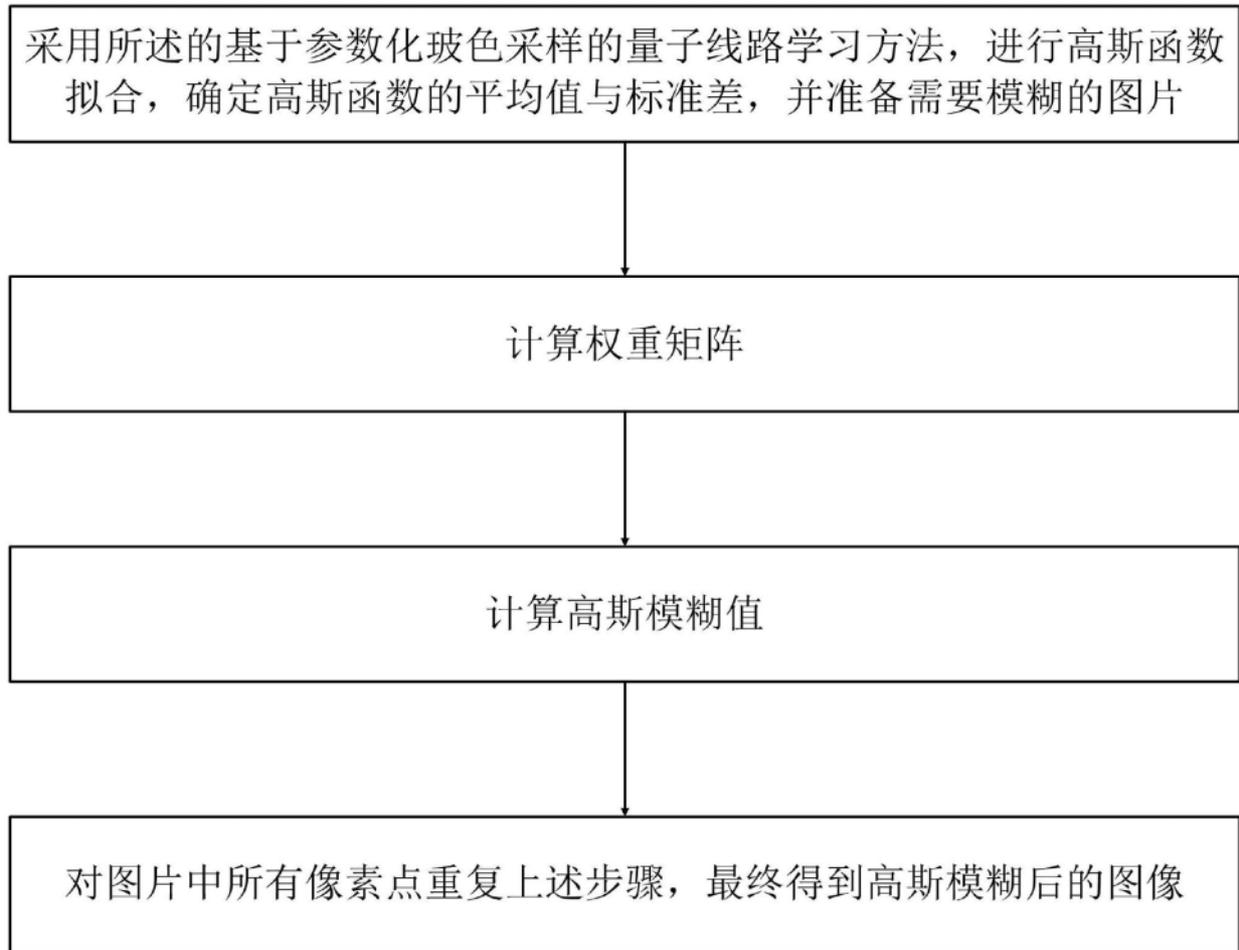


图4