

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2024.11.007

基于深度学习的 NV 色心轴向快速识别

张文超^{1,2}, 徐南阳^{1,2}, 刘玉山^{1,2}, 周明媿²

(1. 合肥工业大学 微电子学院, 安徽 合肥 230601; 2. 之江实验室 量子传感研究中心, 浙江 杭州 311000)

摘要:文章提出一种利用 NV 色心的角向偏振光成像图快速确定 NV 色心轴向的深度学习方法。NV 色心的光致发光特性与排列在垂直于 NV 色心对称轴平面上的 2 个正交偶极子有关, 利用角向偏振光可以得到 NV 轴对应的正交光学偶极子的成像图; 通过数字仿真可以模拟不同 NV 轴向在角向偏振光作用下的成像图案, 以此构建数据集并搭建神经网络进行学习; 将神经网络模型作为 NV 成像图和其轴向之间的映射, 从而根据给定的成像图直接得出 NV 色心的部分轴向值, 再依据金刚石晶格中的角度约束关系, 得到金刚石中 NV 色心的完整轴向。基于 NV 色心的角向偏振光成像图, 在保证识别精度的前提下, 实现对 NV 轴向的实时确定, 提高以 NV 轴向为前置条件的各项工作(如磁场重构等)的效率。

关键词: NV 色心; 角向偏振光; 神经网络; 轴向识别; 金刚石晶格

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1003-5060(2024)11-1481-06

Fast recognition of NV axis orientation based on deep learning

ZHANG Wenchao^{1,2}, XU Nanyang^{1,2}, LIU Yushan^{1,2}, ZHOU Mingti²

(1. School of Microelectronics, Hefei University of Technology, Hefei 230601, China; 2. Research Center for Quantum Sensing, Zhejiang Lab, Hangzhou 311000, China)

Abstract: This paper proposes a deep learning enhanced method to quickly determine the orientation of NV axis by using images generated by azimuthally polarized beam. The photoluminescence of NV center is associated with the two orthogonal dipoles which lie in the plane perpendicular to the NV axis. For different NV axis, by activating its dipoles with azimuthally polarized beam, the corresponding image is acquired. Besides, ideal images of NV axis are gotten through numerical simulation, which can be used to build training dataset for neural network. The neural network model is trained as the map between NV image and its orientation to get parts of the orientation information directly from the image. Furthermore, the whole orientation of NV axis in diamond is concluded according to the angle constraint in diamond lattice. By using images generated by azimuthally polarized beam, this paper realizes real-time determination of NV axis orientation with fair accuracy, which elevates the efficiency of works such as magnetic field reconstruction that hold the NV axis orientation as the precondition.

Key words: NV center; azimuthally polarized beam; neural network; axis orientation recognition; diamond lattice

0 引言

NV 色心是金刚石中的一种晶体缺陷, 它是

指金刚石晶格中, 氮原子取代一个碳原子后与相邻位置的碳原子空位形成的一种结构。NV 色心电子自旋拥有较长的相干时间, 并且在室温下具

收稿日期: 2023-02-16; 修回日期: 2023-03-27

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(92265114)

作者简介: 张文超(1999—), 男, 安徽阜阳人, 合肥工业大学硕士生;

徐南阳(1983—), 男, 安徽淮南人, 博士, 合肥工业大学教授, 博士生导师;

周明媿(1989—), 女, 江苏宿迁人, 博士, 之江实验室助理研究员, 通信作者, E-mail: mtchou@zhejianglab.com.

备优秀的光学性质。近年来, NV 色心在量子信息、纳米级传感技术尤其是量子传感技术等领域发挥越来越重要的作用^[1], 尤其是其所表现出的光学探测磁共振现象, 可以用来实现外部磁场的重构以及温度测量^[2-3]。NV 色心能取得广泛的应用, 在一定程度上依赖于对其的光学探测, 而确定 NV 轴向是其应用过程中至关重要的一步^[4]。

NV 色心的光致发光特性与排列在垂直于 NV 色心对称轴平面上的 2 个正交偶极子有关, 使得可以利用光学显微镜来确定轴向^[5]。使用角向偏振光激发 NV 色心, 对于不同轴向的 NV, 通过共聚焦显微系统收集到的荧光图案不同, 即 NV 色心的角向偏振光成像图携带了 NV 的轴向信息。目前从 NV 成像图中提取 NV 轴向的方法主要是利用算法拟合图像得到角度参数^[6-7], 但是这种方式需要给算法设置合适的角度初始值, 且算法拟合耗时较长。

近年来, 深度学习越来越多地被应用于量子信息领域^[7-8]。深度学习^[9]以神经网络为基本结构, 用来学习数据中蕴含的潜在规律, 通过训练得到的模型具有一定的鲁棒性。

本文提出一种基于深度学习的 NV 色心轴向识别方法, 训练卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)^[10-13]回归模型作为 NV 成像图与 NV 轴向之间的映射关系, 同时利用金刚石

晶格的角度约束得到 NV 色心的轴向值。该方法能够根据 NV 成像图实现 NV 轴向的实时确定, 提升以 NV 轴向为前置条件的各项工作效率, 对于解决同类型问题具有一定的通用性。

1 角度约束

NV 色心是金刚石晶格中的一种缺陷, 它是由氮原子取代晶格格点上的碳原子后, 与相邻格点上的碳原子空位形成的一种结构, 如图 1a 所示。图 1a 中: 黄色小球为碳原子(C); 橙色小球为氮原子(N); 灰色小球为空穴(V)。NV 色心的轴向是指在实验室坐标系下, 上述氮原子指向空穴的方向。将 NV 轴向分解为极角 θ 、方向角 φ 2 个角度, 如图 1b 所示。图 1b 中: 极角为 NV 轴与 z 轴正方向的夹角, 取值范围为 $0^\circ \sim 180^\circ$ 之间; 方向角为 NV 轴在 xoy 面上的投影与 x 轴正向的夹角, 取值范围为 $0^\circ \sim 360^\circ$ 之间。一般使用 (θ, φ) 来描述 NV 轴向, 两者是一一对应的, 确定 NV 的轴向即是确定其极角和方向角。由于 NV 色心位于金刚石晶格上, 因此其轴向受晶格约束, 在块状金刚石中只存在 4 种不同的轴向。若以相同的氮原子为起点, 则 4 种轴向的空穴将位于正四面体的 4 个顶点上, 氮原子为该四面体的中心, 如图 1c 所示, 因此块状金刚石中 4 种 NV 轴向两两之间的夹角均为 $\alpha = 109.47^\circ$ 。

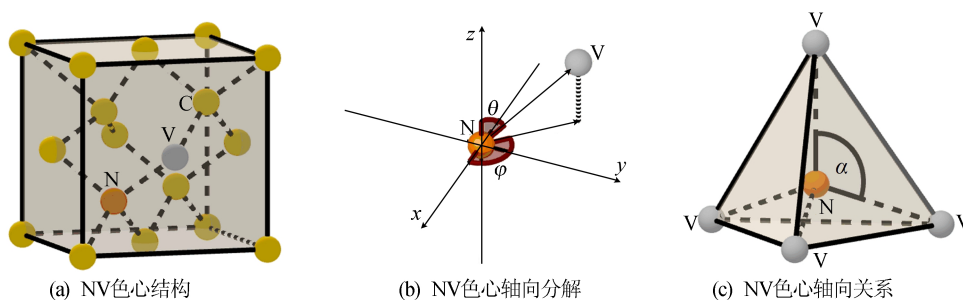


图 1 NV 色心结构及其轴向示意图

将 4 种 NV 轴向引入到实验室坐标系的单位球上讨论, 正四面体的中心即为原点 O , 其 4 个顶点位于单位球上, 记为 $A_i(x_i, y_i, z_i)$, 其中, $i=1, 2, 3, 4$ 。

(θ_i, φ_i) 为轴 OA_i 的轴向, 单位球上 4 个顶点的坐标与轴向的关系为:

$$\begin{cases} x_i = \sin \theta_i \cos \varphi_i, \\ y_i = \sin \theta_i \sin \varphi_i, \\ z_i = \cos \theta_i \end{cases} \quad (1)$$

将轴 OA_i 记为向量形式, 即

$$\boldsymbol{\eta}_i = \begin{bmatrix} \sin \theta_i \cos \varphi_i \\ \sin \theta_i \sin \varphi_i \\ \cos \theta_i \end{bmatrix} \quad (2)$$

对于单位向量 $\boldsymbol{\eta}_i$, 任意 2 个向量都不平行, 且任意 3 个向量都不共面, 即任意 3 个向量线性无关, 又任意 2 个 NV 轴向之间的夹角为 109.47° , 因此任意 2 个向量的内积为常数 C , 即

$$\boldsymbol{\eta}_i^T \boldsymbol{\eta}_l = \cos \frac{109.47^\circ \pi}{180^\circ} = C \quad (3)$$

其中, $i, l=1, 2, 3, 4 (i \neq l)$ 。通过式(2)、式(3)可

得出如下 3 个结论,下面给出结论和简要证明过程。

由式(3)可得:

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{\eta}_i^T \\ \boldsymbol{\eta}_j^T \\ \boldsymbol{\eta}_k^T \end{bmatrix} \boldsymbol{\eta}_l = \begin{bmatrix} C \\ C \\ C \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, $i, j, k, l=1, 2, 3, 4(i, j, k \neq l)$ 。

在已知任意 3 个线性无关向量的情况下,可由式(4)得到第 4 个向量,进而可由式(2)得到该向量对应的轴向。因此可得结论 1:已知 3 种轴向的情况下,可以直接计算得出第 4 种轴向。

由式(3)可得:

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{\eta}_i^T \\ \boldsymbol{\eta}_j^T \end{bmatrix} \boldsymbol{\eta}_l = \begin{bmatrix} C \\ C \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中, $i, j=1, 2, 3, 4(i, j \neq l)$ 。在已知任意 2 个线性无关向量的情况下,满足式(3)、式(5)的单位向量 $\boldsymbol{\eta}_l$ 有且仅有 2 个。因此可得结论 2:已知 2 种轴向的情况下,可以直接计算得出另外 2 种轴向。

在已知 NV 轴方向角 φ 的情况下,式(2)可替换为:

$$\boldsymbol{\eta}_i = \begin{bmatrix} a_i \sqrt{1-x_i^2} \\ b_i \sqrt{1-x_i^2} \\ x_i \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中: $a_i = \cos \varphi_i$; $b_i = \sin \varphi_i$; $x_i = \cos \theta_i$ 。若已知 3 个 NV 轴的方向角,则可根据式(3)、式(6)构造如下方程:

$$f(x_1, x_2, x_3) = \sum_{i,j} (\boldsymbol{\eta}_i^T \boldsymbol{\eta}_j - C)^2 = 0 \quad (7)$$

其中, $1 \leq i \leq 3, 1 \leq j \leq 3, i \neq j$ 。可证式(7)的解在 R^3 空间中共有 2 组,且在给定的 (x_1, x_2, x_3) 的合理子空间内解是唯一的。使用梯度下降、Nelder-Mead 等最优化算法,在给定 (x_1, x_2, x_3) 初值的情况下可以快速得到式(7)的解。因此可得结论 3:已知 3 种轴向的方向角 φ 和对应的极角 θ 初值的情况下,可以确定 3 种完整的轴向。

利用上述角度约束得出的结论,可以在已知部分轴向的情况下确定完整轴向,能够有效提升 NV 色心轴向识别的效率。

2 图像仿真与数据准备

实验上通过收集角向偏振光激发 NV 色心所释放的荧光得到对应的荧光成像图,角向偏振光经过透镜聚焦,再经物镜作用于 NV 色心上^[8]。为了模拟这一过程,需要对偏振光焦点处的电场分布进行完整的描述,在焦点附近的电场大小可

表示为^[14]:

$$E(r, z) = 2A \int_0^\alpha \sqrt{\cos \theta} (\sin \theta) J_1(kr \sin \theta) \exp(ikz \cos \theta) d\theta \quad (8)$$

其中: A 为物镜出射的电场强度; α 为物镜数值孔径; J_1 为一阶第一类贝塞尔函数; k 为激光的波矢; r 为焦点位置; z 为物镜距离焦点的距离。由此可得聚焦平面上任意一点处的电场。为了获得在电场分布下 NV 荧光成像图,还需要考虑与 NV 轴垂直的平面上的 2 个正交偶极子的作用。可以将 NV 轴和 2 个正交偶极子定义为分别平行于 x, y, z 轴的单位向量,随后将这 3 个单位向量旋转相同的极角 θ 和方位角 φ 。该特定轴向 NV 色心的荧光强度分布可以用每个偶极子在 xoy 面上的投影矢量与电场矢量的内积表示,即

$$I(x, y) \propto |E(r) \cdot \boldsymbol{\mu}_{\text{exc1}}|^2 + |E(r) \cdot \boldsymbol{\mu}_{\text{exc2}}|^2 \quad (9)$$

其中: $I(x, y)$ 为在聚焦平面上点 (x, y) 处的荧光强度; $\boldsymbol{\mu}_{\text{exc1}}, \boldsymbol{\mu}_{\text{exc2}}$ 为描述 2 个光学偶极子的单位向量。 $E(r)$ 的大小由式(8)给出,其中 z 为 0。基于式(9)可以编写仿真程序从而得到不同 NV 轴向对应的荧光图案,如图 2 所示。从图 2 可以看出,极角 θ 与荧光图的形状有关,方向角 φ 与荧光图的旋转方向有关。进一步地,荧光图的形状可看作是极角 θ 的函数,其旋转方向可看作是方位角 φ 的函数。神经网络作为一种数学模型可以拟合变量之间的函数关系。因此考虑使用神经网络从荧光图案中提取轴向的极角 θ 和方向角 φ 。

使用仿真得到的荧光图是三通道的彩色图像,本文所关注的对象是荧光图的形状和旋转方向,而其色彩属于无效信息。将彩色图像送入神经网络中进行学习,会使得学得模型受图像颜色变化的影响,减小形状和旋转方向对预测结果的影响权重,导致预测结果偏离预期。为了避免模型过多地学习无效信息,需要将三通道的彩色图像转化为单通道的灰度图。图 2 第 3 行的荧光图转换而成的灰度图如图 3 所示,从图 3 可以看出,在消除色彩的情况下保留了图像形状和旋转方向信息,可以有效抑制数据噪声,使得最终的模型具备更强的鲁棒性。

在构建神经网络之前需要准备数据集。利用上述仿真过程生成不同轴向下的荧光灰度图,得到数据集。将该数据集按极角 θ 和方向角 φ 分为 2 组,分别用于训练识别 θ 和 φ 的网络。

在处理图像数据时,通常采用卷积神经网络,它能提取出图像中的特征,并在标签的引导下对特征进行解析。

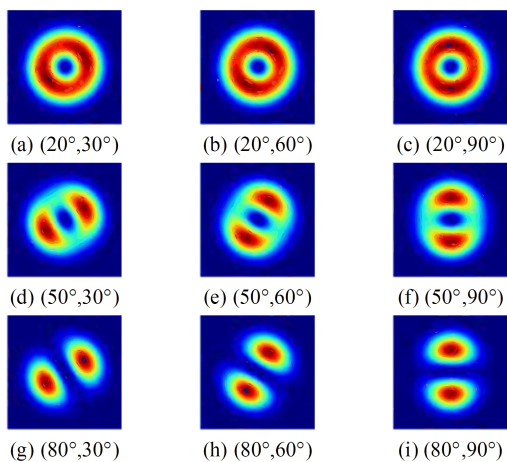


图 2 数值仿真彩色图

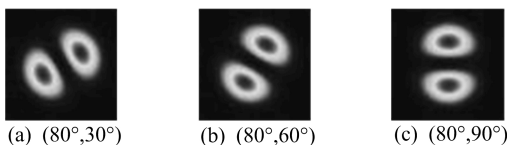


图 3 数值仿真灰度图

3 神经网络设计

卷积神经网络被广泛应用于图像识别、语音识别等领域,它与普通前馈神经网络一样,可以通过组装层来构建,其特有的结构为卷积层和池化层。卷积层的输入、输出数据称为特征图,一个输入特征图经过卷积层后可得多个输出特征图,每一个输出特征图对应卷积层中的一个卷积核也称滤波器。卷积核本质上是一个方阵,其大小一般不超过 7。更大的卷积核意味着更大的感受野,能够抽取更大范围内图像的总特征,但是这会使得模型参数增加,使得在训练时耗费更多的资源,也会增大模型过拟合的风险。而利用多个小卷积核的卷积层串联可以以更小的参数代价实现更大感受野的目标。卷积层中有步幅、填充 2 个参数控制卷积运算。其中填充用于在输入数据周围填入固定数据(比如 0),步幅为使用卷积核的位置间隔,这 2 个参数一般用来控制输出特征图的大小。假设输入大小为 (W_1, H_1) ,卷积核大小为 (W_F, H_F) ,输出大小为 (W_O, H_O) ,填充为 P ,步幅为 S ,则输出大小可表示为:

$$\begin{cases} W_O = \frac{W_1 + 2P - W_F}{S} + 1, \\ H_O = \frac{H_1 + 2P - H_F}{S} + 1 \end{cases} \quad (10)$$

池化是缩小目标区域的运算,它将目标区域集约成一个元素,可以有效缩小数据空间。池化层中使用窗口大小和步幅来控制池化操作,一般来说池化的窗口大小会设定成与步幅相同的值。池化操作有 Max 池化、Average 池化等,即对窗口内的元素进行取最大值或平均值操作,在图像识别领域主要使用 Max 池化。与卷积层不同的是,池化层不需要学习参数并且输入特征图在经过池化后输出的特征图数目不变,池化只是在原输入上对其局部数据进行集约处理。

通常在连续的卷积层之间会周期性地插入一个池化层,其作用是降低数据的空间尺寸,进而减少网络中参数的数量,降低模型复杂度从而有效抑制过拟合。CNN 需要以全连接层结尾,用于将提取到的抽象特征信息转化为具体的数值或类别进而和具体的应用实例对应。CNN 的最大特点是可以充分考虑输入、输出数据的位置和形状信息,且随着卷积层数的加深,可以从原始数据中提取更高维度、更抽象的信息。

本文设计的神经网络结构示意图如图 4 所示。输入数据为单通道灰度图,其本质为一个 60×60 的二维矩阵,分为卷积单元和全连接单元 2 个单元。

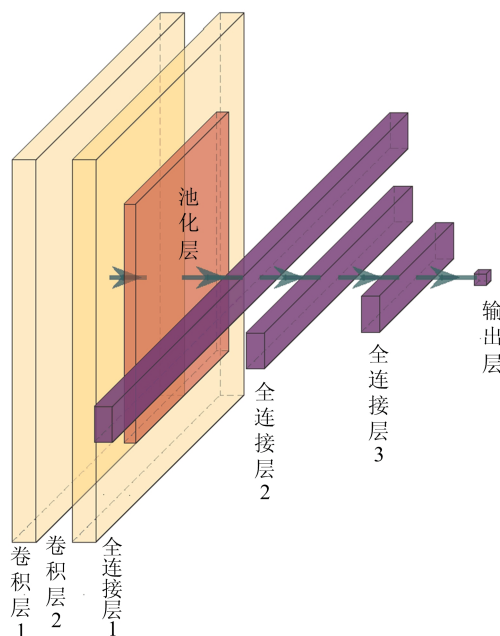


图 4 神经网络结构示意图

卷积单元包括 2 个二维卷积层(其卷积核大小分别为 3 和 1,卷积核数目分别为 16 和 8)以及 1 个池化层,步长为 2。全连接单元由 3 个全连接层串联而成并使用 tanh 作为激活函数。

将准备好的数据集送入上述神经网络中训练,设置学习率 $\eta=0.001$,选择均方误差损失函数作为优化目标,优化方法为 Adam^[15]。

4 结果与分析

利用角向偏振光成像获得的同一块状金刚石中 3 种轴向 NV 色心的荧光图案如图 5a 所示,与之对应的灰度图如图 5b 所示,其与图 3 所示的仿真图案相比具有较大的噪声,这种噪声掩盖并在一定程度上破坏了原有的形状信息,使得利用清晰的仿真图案训练出的神经网络模型难以准确地识别带噪声荧光图案对应的 NV 轴向的极角。

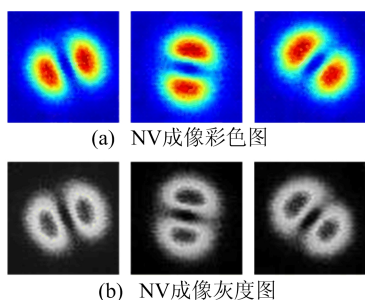


图 5 NV 成像图

而荧光图案的旋转方向具有明显的特征,使用神经网络可以轻易地将该特征从噪声的影响中提取出来,进而得到准确的 NV 轴向的方向角。

由前述角度约束中的讨论得到的结论 3 可知,利用神经网络模型得到的准确的方向角以及大致的极角可以准确确定完整的 NV 轴向。本文最终得到图 5b 中荧光图案的轴向解出值,见表 1 所列。表 1 中各角度参考值参考文献[6],从表 1 可以看出,本文在确保准确度的前提下,实现了对 NV 轴向的实时确定。

本文所提出的基于深度学习的 NV 色心轴向快速识别方法的设计初衷是为了解决[111]晶向的金刚石样品中 NV 轴向识别问题。对于此类样品,不同轴向的 NV 具有完全不同的荧光成像图,因此可以利用神经网络来构建两者之间的映射关系。对于实验系统中常用的[100]晶向的金刚石,其 NV 色心在角向偏振光作用下会出现 2 种不同角度具有相同的荧光成像图的现象,因此继续使用角向偏振光作为提取轴向信息的媒介就不再合适。为了解决这个问题,可以使用径向偏振光作用于 NV 色心,进而获得与轴向一一对应的荧光成像图,以此为基础构建荧光成像图数据集并利用神经网络学习荧光图案与轴向之间的映射。本文提出的算法可以扩展到[100]晶向金刚石中

NV 色心轴向识别问题,其关键在于使用合适的媒介来直接提取 NV 的轴向信息,将其反映到图像当中,做到轴向与图像的一一对应。

表 1 解出值与参考值对比 单位:(°)

角度	θ_1	φ_1	θ_2	φ_2	θ_3	φ_3
参考值	109.84	20.60	109.25	260.51	109.31	140.74
解出值	109.57	21.53	112.37	259.28	105.95	139.77

5 结 论

本文提出一种基于深度学习的 NV 色心轴向快速识别方法,以 NV 色心角向偏振光成像图为基础,利用卷积神经网络学习荧光图案与 NV 轴向之间的映射关系。将实验上获得的带有大量噪声的荧光图案代入网络模型中得到大致的极角和准确的方向角,再根据金刚石中 NV 色心轴向之间的角度约束关系计算得到完整的 NV 轴向。相比使用算法拟合图像得到角度的方法^[8],本文在保证准确度的前提下极大提升了确定轴向的速度,实现了 NV 色心轴向的实时确定,进一步印证了深度学习方法在量子信息等领域的应用潜力。

[参 考 文 献]

- [1] JELEZKO F, WRACHTRUP J. Single defect centres in diamond: a review [J]. *Physica Status Solidi (a)*, 2006, 203 (13): 3207-3225.
- [2] BALASUBRAMANIAN G, CHAN I Y, KOLESOV R, et al. Nanoscale imaging magnetometry with diamond spins under ambient conditions [J]. *Nature*, 2008, 455 (7213): 648-651.
- [3] KUCSKO G, MAURER P C, YAO N Y, et al. Nanometre-scale thermometry in a living cell [J]. *Nature*, 2013, 500 (7460): 54-58.
- [4] DOLAN P R, LI X, STORTEBOOM J, et al. Complete determination of the orientation of NV centers with radially polarized beams [J]. *Optics Express*, 2014, 22(4): 4379-4387.
- [5] HUI Y Y, CHANG Y R, MOHAN N, et al. Polarization modulation spectroscopy of single fluorescent nanodiamonds with multiple nitrogen vacancy centers [J]. *The Journal of Physical Chemistry A*, 2011, 115(10): 1878-1884.
- [6] CHEN B, HOU X, GE F, et al. Calibration-free vector magnetometry using nitrogen-vacancy center in diamond integrated with optical vortex beam [J]. *Nano Letters*, 2020, 20(11): 8267-8272.
- [7] 张小涵,刘玉山,李桢旻. 基于图像匹配加速算法的金刚石氮-空穴色心轴向识别 [J]. *量子光学学报*, 2021, 27(2): 148-156.

(下转第 1492 页)

- ture, 2015, 521(7553): 436-444.
- [3] YANG Q, LIU Y, CHEN T, et al. Federated machine learning: concept and applications[J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2019, 10(2): 1-19.
- [4] ZHOU R, PANG J, WANG Z, et al. A truthful procurement auction for incentivizing heterogeneous clients in federated learning[C]//2021 IEEE 41st International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS). [S. l.]: IEEE, 2021: 183-193.
- [5] CHENG Z, LIWANG M, XIA X, et al. Auction-promoted trading for multiple federated learning services in UAV-aided networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(10): 10960-10974.
- [6] MAI T, YAO H, XU J, et al. Automatic double-auction mechanism for federated learning service market in internet of things[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2022, 9(5): 3123-3135.
- [7] LIM W Y B, XIONG Z, MIAO C, et al. Hierarchical incentive mechanism design for federated machine learning in mobile networks [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(10): 9575-9588.
- [8] YE D, YU R, PAN M, et al. Federated learning in vehicular edge computing: a selective model aggregation approach[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 23920-23935.
- [9] LIM W Y B, XIONG Z, KANG J, et al. When information freshness meets service latency in federated learning: a task-aware incentive scheme for smart industries [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, 18(1): 457-466.
- [10] FENG S, NIYATO D, WANG P, et al. Joint service pricing and cooperative relay communication for federated learning [C]//2019 International Conference on Internet of Things (iThings) and IEEE Green Computing and Communications (GreenCom) and IEEE Cyber, Physical and Social Computing (CPSCom) and IEEE Smart Data (SmartData). [S. l.]: IEEE, 2019: 815-820.
- [11] SARIKAYA Y, ERCETIN O. Motivating workers in federated learning: a stackelberg game perspective[J]. *IEEE Networking Letters*, 2020, 2(1): 23-27.
- [12] LIM W Y B, NG J S, XIONG Z, et al. Decentralized edge intelligence: a dynamic resource allocation framework for hierarchical federated learning[J]. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2022, 33(3): 536-550.
- [13] KANG J, XIONG Z, NIYATO D, et al. Incentive mechanism for reliable federated learning: a joint optimization approach to combining reputation and contract theory[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(6): 10700-10714.
- [14] CHEN M, POOR H V, SAAD W, et al. Performance optimization of federated learning over mobile wireless networks [C]//2020 IEEE 21st International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC). [S. l.]: IEEE, 2020: 1-5.
- [15] SEO E, NIYATO D, ELMROTH E. Auction-based federated learning using software-defined networking for resource efficiency[C]//2021 17th International Conference on Network and Service Management (CNSM). [S. l.]: IEEE, 2021: 42-48.

(责任编辑 张 镭)

(上接第 1485 页)

- [8] 周雪莹, 张文超, 胡志毅, 等. 基于深度学习的量子比特噪声谱解析[J]. *量子光学学报*, 2022, 28(3): 200-207.
- [9] DENG L, YU D. Deep learning: methods and applications [J]. *Foundations and Trends® in Signal Processing*, 2013, 7(3/4): 197-387.
- [10] HE F, LIU T, TAO D. Why resnet works? residuals generalize[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2020, 31(12): 5349-5362.
- [11] HOSNY K M, KASSEM M A, FOUAD M M. Classification of skin lesions into seven classes using transfer learning with AlexNet[J]. *Journal of Digital Imaging*, 2020, 33(5): 1325-1334.
- [12] TAMMINA S. Transfer learning using vgg-16 with deep convolutional neural network for classifying images[J]. *International Journal of Scientific and Research Publications (IJSRP)*, 2019, 9(10): 143-150.
- [13] GONZALEZ R C. Deep convolutional neural networks [Lecture Notes][J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2018, 35(6): 79-87.
- [14] ZHAN Q. Cylindrical vector beams: from mathematical concepts to applications[J]. *Advances in Optics and Photonics*, 2009, 1(1): 1-57.
- [15] JAIS I K M, ISMAIL A R, NISA S Q. Adam optimization algorithm for wide and deep neural network[J]. *Knowledge Engineering and Data Science*, 2019, 2(1): 41-46.

(责任编辑 张 镭)