

文章编号: 1005-5630(2023)05-0072-07

DOI: 10.3969/j.issn.1005-5630.2023.005.009

# 基于神经网络的多层薄膜结构红外辐射 计算和逆向设计

陈迎港<sup>1,2</sup>, 朱 倩<sup>1,2</sup>, 邓文艺<sup>1,2</sup>, 吴欣宇<sup>1,2</sup>, 张轶楠<sup>1</sup>

(1. 上海理工大学 光子芯片研究院, 上海 200093;

2. 上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093)

**摘要:** 通过设计优化微纳光子结构实现红外辐射光谱调控已成为一个研究重点。近年来, 神经网络逆向设计因其自由度高, 速度快, 性能好等优势, 引起了广泛关注。提出了基于神经网络的微纳光子结构红外辐射计算和逆向设计。具体来讲, 即针对多层介质薄膜结构, 建立多层感知机神经网络模型, 通过对样本数据的训练建立多层薄膜的厚度与其红外辐射光谱的映射关系, 从而实现了薄膜结构的辐射光谱计算及逆向设计。同时将设计出的薄膜应用到辐射制冷领域。结果表明, 即使是在3%的太阳辐射吸收和 $6\text{ W}/(\text{m}^2\cdot\text{K})$ 的非辐射换热系数的情况下, 薄膜辐射制冷器依然能够将温度降低到低于环境温度 $7\text{ }^\circ\text{C}$ 左右。该研究成果将对红外辐射等应用领域产生重要的影响。

**关键词:** 微纳光子结构; 红外辐射; 神经网络; 辐射制冷

**中图分类号:** O 43 **文献标志码:** A

## Infrared radiation computation and inverse design of multilayer thin film structures based on neural network

CHEN Yinggang<sup>1,2</sup>, ZHU Qian<sup>1,2</sup>, DENG Wenyi<sup>1,2</sup>, WU Xinyu<sup>1,2</sup>, ZHANG Yinan<sup>1</sup>

(1. Institute of Photonic Chips, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;

2. School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for

Science and Technology, Shanghai 200093, China)

**Abstract:** It has become the research focus to realize the infrared radiation spectrum regulation by designing and optimizing micro/nano photonic structures. Recently, neural network inverse design has attracted wide attention because of its advantages such as high freedom, fast speed and good performance. Here, infrared radiation computation and inverse design of micro/nano photonic structures based on neural network is proposed. Specifically, for the multilayer dielectric thin film structure, a multilayer perceptron neural network model was established. The mapping relationship

收稿日期: 2023-02-02

基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (62175154)

第一作者: 陈迎港 (1997—), 男, 硕士研究生, 研究方向为辐射制冷。E-mail: yinggangchen0@163.com

通信作者: 张轶楠 (1986—), 男, 教授, 研究方向为纳米光子学、人工智能、辐射制冷。

E-mail: zhangyinan@usst.edu.cn

between the thickness of the multilayer thin film and its infrared radiation spectrum was built up through the training of sample data. The radiation spectrum computation and inverse design of the thin film structure by this network was realized. At the same time the designed film was applied to the field of radiative cooling. The results show that even at 3% solar radiation absorption and  $6 \text{ W}/(\text{m}^2 \cdot \text{K})$  non-radiation heat transfer coefficient, the thin film radiative cooler can still reduce the temperature to about  $7 \text{ }^\circ\text{C}$  below the ambient temperature. The research results will have an important impact on infrared radiation and other applications.

**Keywords:** micro/nano photonic structures; infrared radiation; neural network; radiative cooling

## 引 言

红外辐射在诸多领域有着广泛的应用, 例如: 辐射制冷<sup>[1]</sup>、红外热成像<sup>[2]</sup>、医疗治疗<sup>[3]</sup>等。针对不同的应用需求来调控红外辐射光谱是十分必要的。仅仅基于材料的本征吸收特性来调控红外光谱, 在一定程度上限制了红外辐射性能的提升和调控。随着微纳加工技术的发展, 研究者可通过设计微纳光子结构, 利用其中的电磁谐振调控红外光谱, 并且可根据不同的红外辐射光谱需求逆向设计微纳光子结构。目前的逆向设计方法可分为两类: 传统的逆向设计方法(如爬山法<sup>[4]</sup>、模拟退火<sup>[5]</sup>、伴随法<sup>[6]</sup>等)和神经网络算法<sup>[7]</sup>。神经网络逆向设计因其自由度高, 速度快, 效果好, 近年来备受关注。例如: 2018年, Peurifoy等<sup>[8]</sup>使用简单的全连接神经网络实现多层纳米颗粒的光散射, 并且通过反向传播(backpropagation, BP)逆向设计纳米光子结构参数, 同时还比较了传统的逆设计方法(内点法)与神经网络算法, 结果发现神经网络的速度要比传统的逆设计方法快几个数量级。2018年, Malkiel等<sup>[9]</sup>建立了双向的全连接神经网络实现了h形等离子体纳米结构的逆向设计。Asano等<sup>[10]</sup>基于卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)逆向优化了二维光子晶体(2D-PC)纳米腔的位置, 成功将 $Q$ 因子从 $3.8 \times 10^8$ 大幅提高到 $1.6 \times 10^9$ 。2019年, Zhang等<sup>[11]</sup>通过CNN成功设计了数字编码超表面, 其相位精度能达到90.05%, 误差在 $2^\circ$ 以内。而对于所需要的相位, 完成训练后的网络可以在1s内快速地在数亿种选择中找到正确的编码模式, 从而完成各向异性原子的自动设

计。然而, 迄今为止, 鲜有报道采用神经网络方法调控微纳光子结构红外辐射光谱并探索其应用。基于此分析, 本文针对多层介质薄膜结构, 提出利用神经网络来模拟多层介质薄膜的红外辐射光谱并进行逆向设计优化。随后, 本文将逆向设计多层介质薄膜应用于被动式辐射制冷领域, 逆向设计了选择性和宽带辐射制冷所对应的结构参数<sup>[12]</sup>。使用MATLAB理论计算了在不同条件下, 逆向设计出的选择性和宽带薄膜辐射器的制冷性能。结果表明, 所设计出的多层介质薄膜结构即使在3%的太阳辐射吸收和 $6 \text{ W}/(\text{m}^2 \cdot \text{K})$ 的非辐射换热系数情况下, 依然能够将温度降低到低于环境温度 $7 \text{ }^\circ\text{C}$ 左右。

## 1 神经网络的正向模拟和逆向设计

### 1.1 正向模拟

多层介质薄膜由于结构简单, 制备容易, 应用广泛, 在红外辐射领域受到了广泛的关注。本研究设计的结构是在银基底上由 $\text{SiO}_2$ 和 $\text{Si}_3\text{N}_4$ 薄膜相互交替构成多层介质薄膜。介质材料 $\text{SiO}_2$ 和 $\text{Si}_3\text{N}_4$ 在红外波段具有声子共振吸收, 从而具备较好的红外辐射性能。同时多层介质薄膜结构可以产生光学共振效应, 改善其红外辐射特性。银基底主要用于增强红外光与介质薄膜的相互作用。本文采用的神经网络模型为全连接的多层感知机(multi-layer perceptron, MLP), 如图1所示。神经网络的输入是多层介质各层薄膜的厚度, 输出是 $3 \sim 18 \mu\text{m}$ 波段的301个红外辐射光谱采样点。神经网络训练所需要的样本和标签由

时域有限差分法 (finite-difference time-domain, FDTD) 来产生, 且各层薄膜的厚度范围为 0~1 μm。FDTD 模型采用 3~18 μm 波长的平面波

光源入射, 水平方向采用周期性边界条件, 竖直方向采用完美吸收层边界条件, 透射监视器用于监视结构的反射率。

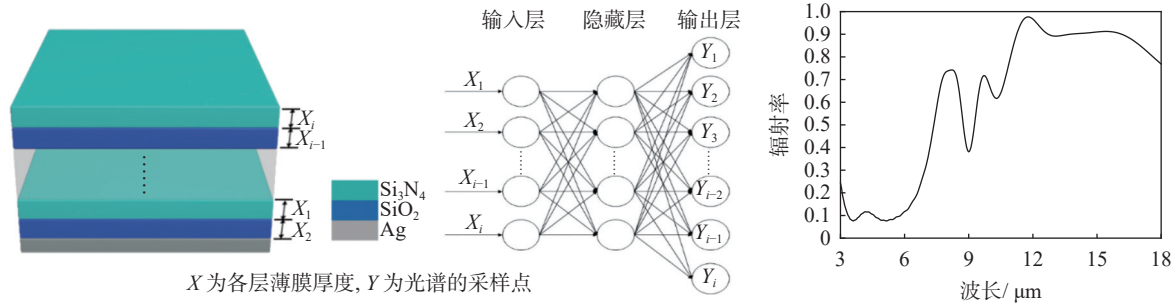


图 1 基于神经网络的多层介质薄膜结构及其红外辐射光谱示意图

Fig. 1 Schematic diagram of multilayer thin film structure and its infrared emission spectrum based on neural network

在训练的过程中, 将输入的样本按照一定比例分成训练集、验证集和测试集, 除去最后输出层没有非线性的激活函数 ReLU 以外, 其他层都要经过非线性映射后传递到下一层, 损失函数为标签与预测值之间的均方误差, 利用 RMSProp Optimizer 算法进行梯度下降优化权重和偏置。分别对输入的 3~7 层相互交替的薄膜调节 MLP 的超参数(神经元个数、隐藏层层数、学习率等)以最小化实际光谱和神经网络呈现的光谱间的差值。除了超参数以外, 影响最终效果的因素有很多, 例如网络结构、样本数据、优化器的选择。在搜寻超参数的过程中, 隐藏层的层数选取为 4 层。同时将训练集的数据分批次训练, 批次大小为 100, 当训练集迭代 10 次后进行 1 次验证以调节网络的超参数。当损失函数值下降到一定程度并且来回跌宕超过 10 次时, 认为网络通过损失函数寻找到了最低点。

如表 1 所示, 综合考虑训练时间和精度给出了多层介质薄膜对应的神经元个数, 而验证集的平均损失可以说明网络没有过拟合。同时, 随着神经网络输入的参数个数和神经元个数逐渐增多, 训练集的损失值并不一定会下降, 它与样本的质量也有关。而神经网络一旦训练完成后, 将权重(w)和偏置(b)保存下来, 方便接下来直接调用该网络来进行光谱的正向逼近和逆向设计。

选择 5 层介质薄膜结构来演示所建立的神经网络的功能。图 2 给出了一个 5 层介质薄膜结构(自下而上, 介质薄膜厚度分别为 0.07, 0.60, 0.08, 0.88 和 0.13 μm)的神经网络计算光谱, 并

与传统的 FDTD 计算方法进行对比。结果显示, 神经网络预测出的光谱与 FDTD 模拟的光谱几乎完全匹配。此外, 利用神经网络计算该结构的光谱所需时间仅仅是几秒钟, 比传统的 FDTD 方法快 1 个数量级。因此, 建立的神经网络在进行结构到光谱的计算方面具备精度高和速度快的优势。

而做到这一步, 仅用了 10000 组样本(生成样本耗时大约 87 h)训练网络, 相当于每层薄膜厚度在 0~1 μm 之间, 仅平均采样 6 次就能实现。同时, 图 3 给出了 5 层薄膜结构训练时, 训练集的损失函数变化, 损失函数值陡然下降说明网络在寻找适合各光谱点值的权重和偏置。当网络迭代到 500 次左右时, 损失函数变化可以忽略不计, 说明此时网络已经寻找到了损失函数的最低点, 即网络与实际的各光谱采样点差值最小。

表 1 不同层数介质薄膜对应的神经元个数和交叉验证的结果

Tab. 1 Neural numbers of various layer thin film structures and its cross validation results

层数	神经元个数	训练集平均损失/%	验证集平均损失/%	测试集平均损失/%
3	100	0.104	0.226	0.028
4	200	0.086	0.356	0.030
5	200	0.080	0.324	0.028
6	225	0.066	0.078	0.068
7	225	0.070	0.067	0.041

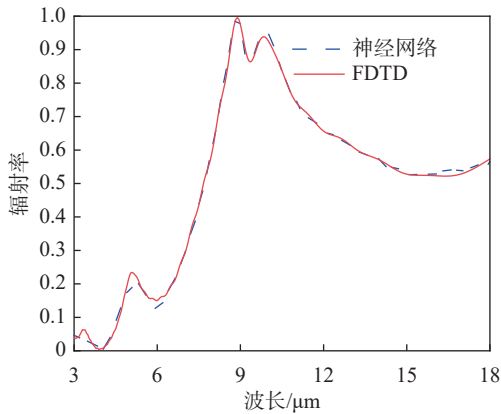


图 2 神经网络正向模拟多层介质薄膜结构

Fig. 2 Forward simulation of multilayer dielectric thin film structures based on neural network

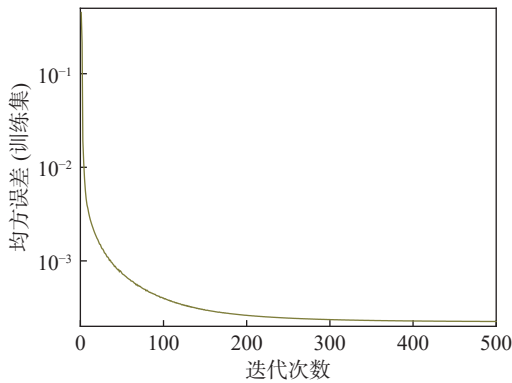


图 3 5 层薄膜结构训练的损失函数

Fig. 3 The training loss function of the 5-layer thin film structure

## 1.2 逆向设计和优化

实际应用中, 人们期望在给出一个任意红外辐射光谱时, 网络能够给出最优化的结构参数。由于光谱与结构并不是唯一对应关系, 所以简单地改变网络的输入和输出并不可行。此时固定正向训练的权重、偏置、输出, 将输入薄膜厚度  $X$  作为唯一可训练的变量, 根据固定的任意红外辐射光谱, 利用逆向传播来训练  $X$ 。迭代完成后, 网络会给出一个合适的光谱。

逆向设计和优化时, 网络结构(层数、神经元个数、激活函数等)不变, 此时输入是在  $0 \sim 1 \mu\text{m}$  间随机生成的单个样本, 固定输出的理想光谱, 选用 Adam Optimizer 算法来优化  $X$ 。设定 2 次迭代的损失值相差在一定范围之内时, 相当于搜寻到了最低点, 即此时该神经网络呈现的光谱最接近理想光谱。图 4 给定一个 FDTD 计算的实

际存在的光谱, 通过建立的逆向神经网络模型设计出对应光谱的 5 层介质薄膜结构参数分别为  $0.46, 0.68, 0.06, 0.65$  和  $0.13 \mu\text{m}$ , 同时将设计出的该结构参数带入建立好的正向神经网络模型中, 发现这样的逆向设计网络结果与实际光谱依然能够很好地匹配。

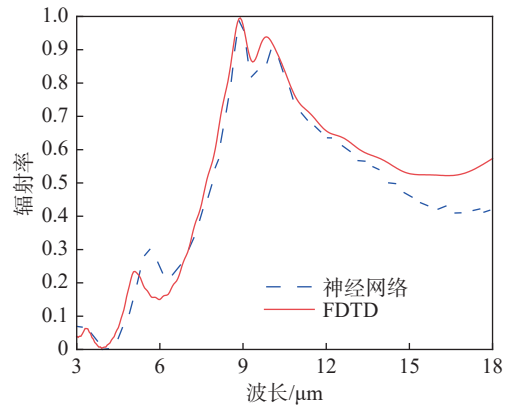
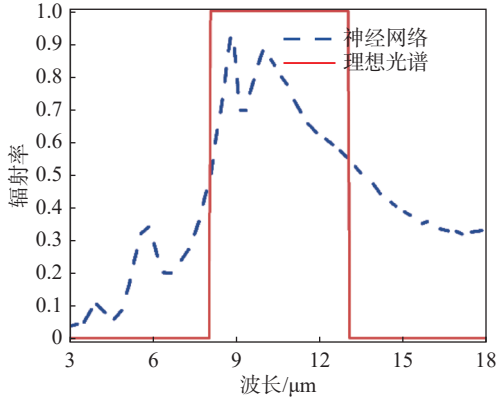


图 4 神经网络逆向设计多层介质薄膜

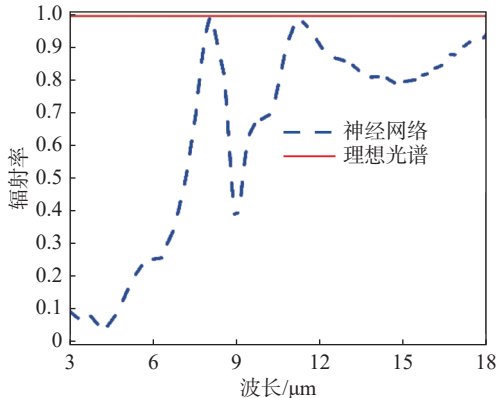
Fig. 4 Neural network inverse design of multilayer dielectric thin film structures

而关于优化, 希望在给出模型的边界条件内(各薄膜的厚度、层数以及每层的材料等)搜索到最优的结构参数使其光谱能尽可能地接近理想光谱。如图 5 所示, 考虑 2 个红外光谱: 在  $8 \sim 13 \mu\text{m}$  的大气窗口具有高辐射, 在其他波段低辐射的选择性红外光谱和在中红外波段都具有高辐射的宽带红外光谱。根据基尔霍夫定律可知, 在热平衡下, 辐射率等于吸收率, 而一个结构的吸收率除了受材料本征吸收特性影响以外, 还与电磁场作用有关。材料本身的吸收特性已经通过 FDTD 固定, 对于给出的理想光谱, 希望通过神经网络来调节结构的电磁场, 使其尽可能地接近理想光谱。不断迭代  $X$ , 神经网络分别对 2 个理想光谱给出了搜索到的对应的结构参数: 选择性红外光谱的结构参数分别为  $0.56, 0.18, 0.54, 0.99$  和  $0.34 \mu\text{m}$ ; 宽带红外光谱的结构参数分别为  $0.07, 0.80, 0.37, 0.25$  和  $0.90 \mu\text{m}$ 。同样将优化出来的 2 种 5 层介质薄膜参数分别输入正向神经网络模型, 得到对应的谱图, 并与理想光谱对比。如图 5 所示, 选择性红外辐射光谱的优化结果比宽带红外辐射光谱的优化结果要好, 这是由介质薄膜的材料本征吸收特性决定的。 $\text{SiO}_2$  和  $\text{Si}_3\text{N}_4$  分别只在  $9$  和  $11.5 \mu\text{m}$  处有吸收

峰。结构的吸收是由材料的吸收特性和电磁场共同决定的，2 种材料本身的吸收特性并不适合宽带，所以宽带的优化结果不如选择性的。



(a) 选择性红外辐射光谱



(b) 宽带红外辐射光谱

图 5 神经网络逆向优化多层介质薄膜

Fig. 5 Neural network inverse optimization of multilayer dielectric thin film structures

## 2 辐射制冷应用

全球变暖是如今摆在人类社会面前不可忽视的问题之一，它导致了一系列极端现象的发生，例如冰川融化，极端天气等。夏季高温天气频现，人们对空调、冰箱的需求不断增加，而这又会反过来产生温室气体，从而加剧温室效应，如此就陷入了恶性循环。传统的制冷系统占全球所耗电能的 15%，产生的温室气体占全球排放的 10%<sup>[13-14]</sup>，因此寻求一种节能减排的制冷方式迫在眉睫。2014 年，Raman 等<sup>[15]</sup>利用多层介质纳米薄膜结构首次在白天实现了被动辐射冷却，这给开发新的制冷方式提供了一条出路。辐射制

冷在不需要消耗外部能源、不产生温室气体的情况下通过操控红外辐射光谱调节物体的辐射从而达到降温的目的，其原理是自身热量通过热辐射穿过大气窗口到外太空，实现物体表面自发降温。考虑到热交换与阳光直射，物体的净冷却功率可以表示为

$$P_{\text{cooling}}(T) = P_{\text{rad}}(T) - P_{\text{atm}}(T_a) - P_{\text{solar}} - P_{\text{cond} + \text{conv}} \quad (1)$$

式中： $P_{\text{rad}}(T)$ 为温度为  $T$  的物体热辐射能量； $P_{\text{atm}}(T_a)$ 为环境温度为  $T_a$  时物体吸收的大气辐射能量； $P_{\text{solar}}$ 为物体吸收的太阳辐射能量； $P_{\text{cond} + \text{conv}}$ 为物体与外界环境进行热传导和热对流时损失的能量。它们可以分别表示为

$$P_{\text{rad}}(T) = A \int d\Omega \cos \theta \int_0^\infty d\lambda I_{\text{BB}}(T, \lambda) \varepsilon(\lambda, \theta) \quad (2)$$

$$P_{\text{atm}}(T_a) = A \int d\Omega \cos \theta \cdot \int_0^\infty d\lambda I_{\text{BB}}(T_a, \lambda) \varepsilon(\lambda, \theta) \varepsilon_{\text{atm}}(\lambda, \theta) \quad (3)$$

$$P_{\text{solar}} = A \int_0^\infty d\lambda \varepsilon(\lambda, \theta_{\text{solar}}) I_{\text{AM1.5}}(\lambda) \quad (4)$$

$$P_{\text{cond} + \text{conv}} = Ah(T_a - T) \quad (5)$$

式中： $A$ 为物体的表面积； $\int d\Omega = 2\pi \int_0^{\frac{\pi}{2}} d\theta \sin \theta$ 为半球积分； $I_{\text{BB}}(T, \lambda) = \frac{2hc^2}{\lambda^5} \frac{1}{e^{hc/(\lambda k_B T)} - 1}$ 表示在温度为  $T$ ，波长为  $\lambda$  时黑体辐射能量，其中  $h$  为普朗克常数， $c$  为光速， $k_B$  为玻尔兹曼常数； $\varepsilon(\lambda, \theta)$ 表示物体在波长为  $\lambda$ ，角度为  $\theta$  时的辐射率； $\varepsilon_{\text{atm}} = 1 - t(\lambda)^{1/\cos \theta}$ ， $t(\lambda)$ 表示大气透过率； $I_{\text{AM1.5}}(\lambda)$ 表示 AM1.5 的太阳辐射强度； $h = h_{\text{cond}} + h_{\text{conv}}$ ，为非辐射热交换系数， $h_{\text{cond}}$ ， $h_{\text{conv}}$ 分别为热传导和热对流系数。衡量辐射制冷性能有 2 个指标：当  $T = T_a$  时，若  $P_{\text{cooling}} > 0$ ，表示物体有制冷效果；当  $P_{\text{cooling}} = 0$  时，此时的  $T$  为稳态温度，表示物体在该条件下自身能降到的最低温度。

辐射制冷器分为选择性辐射器和宽带辐射器。选择性辐射器在 8~13  $\mu\text{m}$  波段辐射率为 1，其他波段为 0；宽带辐射器在整个红外波段辐射率都为 1。对神经网络逆设计出来的选择性和宽带辐射薄膜分别在白天和夜晚进行净冷却功

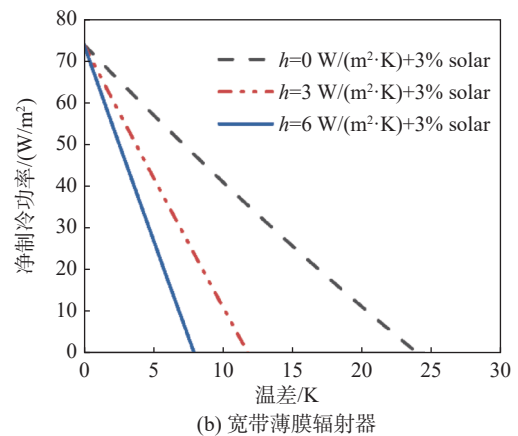
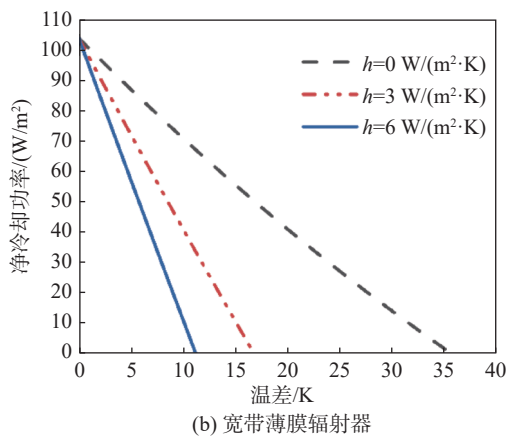
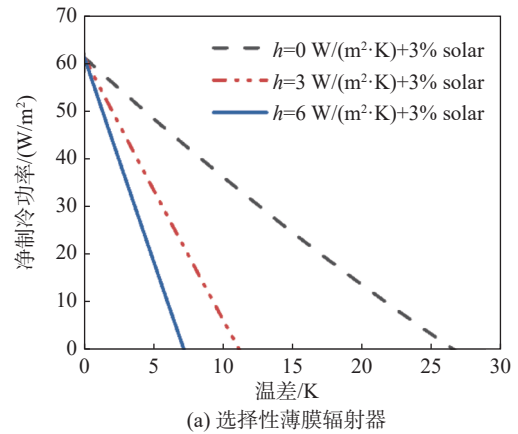
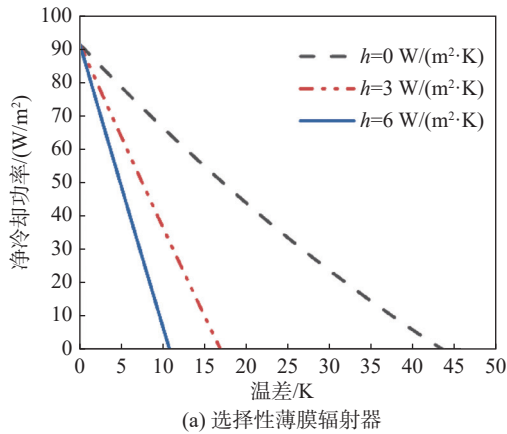


图6 夜晚时2种薄膜辐射制冷器的净冷却功率

图7 白天时2种薄膜辐射制冷器的净冷却功率

Fig. 6 Net cooling power of two types radiative coolers at night

Fig. 7 Net cooling power of two types radiative coolers in daytime

率理论计算, 结果见图6、图7。在用 MATLAB 计算时,  $T_a$  设定为 303.15 K, 太阳辐射强度为  $1000 \text{ W/m}^2$ ,  $h$  设定为 0, 3 和  $6 \text{ W/(m}^2\cdot\text{K)}$ 。夜晚时不考虑太阳吸收, 白天时太阳吸收设定为 3%。

如图6所示, 在夜晚条件下, 选择性薄膜辐射器的最大净冷却功率为  $91.31 \text{ W/m}^2$ , 宽带薄膜辐射器的最大净冷却功率为  $103.93 \text{ W/m}^2$ , 当物体与外界没有非辐射热交换时 ( $h=0 \text{ W/(m}^2\cdot\text{K)}$ ), 选择性辐射器稳态温度为 260.15 K, 相比于环境温度下降了 43 K, 而宽带辐射器稳态温度为 268.15 K, 相比于环境温度下降了 35 K。选择性辐射器的制冷功率虽然小于宽带的, 但是物体自身冷却的温度要更低。这是因为, 当环境温度大于或者等于物体的工作温度时, 宽带在长波段都有高辐射, 导致  $P_{\text{rad}}$  更高, 所以制冷功率会更高, 但是当物体工作温度低于环境温度后, 由于辐射和吸收是相互作用的, 此时宽带辐射器在大气窗口外波段热辐射出去的能量小于吸收的大

气辐射能量, 所以会阻止其降温。考虑到非辐射换热对制冷功率和稳态温度有较大的影响, 实际测试时可以在辐射器的背面加隔热泡沫层<sup>[16-17]</sup>或者使用红外透明的低密度聚苯乙烯、ZnSe<sup>[18-20]</sup>来降低热对流和热传导的影响。

对于白天辐射制冷, 如图7所示, 影响制冷效果的另一重要因素为太阳辐射。仅考虑了太阳辐射吸收为 3% ( $30 \text{ W/m}^2$ )<sup>[15]</sup> 的情况, 制冷功率和稳态温度有了明显的变化, 相比于夜晚, 选择性和宽带制冷功率分别降低为  $61.31 \text{ W/m}^2$ ,  $73.93 \text{ W/m}^2$ 。但无论是选择性薄膜辐射器还是宽带薄膜辐射器, 即使加上了非辐射换热系数和太阳吸收依然能够有明显的制冷效果。

### 3 结论

综上所述, 本文利用神经网络实现了多层介

质薄膜结构的红外辐射光谱前向计算和逆向设计及优化,并将其应用于红外辐射制冷领域。本文采用的简单全连接神经网络能较好地实现正向模拟多层介质纳米薄膜的红外辐射光谱和逆向设计问题。同时,在理论上分别计算了通过神经网络逆向优化出来的选择性和宽带介质薄膜辐射制冷器的制冷功率。结果表明,即使是在吸收 3% 的太阳辐射以及强非辐射换热 ( $h=6\text{ W}/(\text{m}^2/\text{K})$ ) 的情况下,2 种微纳薄膜辐射器依然能够同时降到低于环境温度  $7\text{ }^\circ\text{C}$  左右。该薄膜有望替代传统的制冷方式。虽然用于神经网络训练的样本需要较长的时间,但是未来随着计算机硬件水平的不断提升,将会很好地解决此问题。同时该训练样本数据一经产生即可用来快速高效地计算纳米结构光谱特性。对于一维的输入而言,可以建立单个 MLP 或者是多个 MLP 组合能很好地解决逆向设计问题;对于二维表面而言,样本整体与局部可能存在着空间相关性,可以利用 CNN 来解决逆向设计问题,CNN 不仅能保留样本的空间信息,同时还能权值共享,使得训练速度要比 MLP 快。随着神经网络的不断进步,可以预测神经网络在未来将会在更复杂更高级的纳米光子结构红外辐射预测和逆向设计方面有良好的发展前景。

#### 参考文献:

- [1] ZHAO B, HU M K, AO X Z, et al. Radiative cooling: A review of fundamentals, materials, applications, and prospects[J]. *Applied Energy*, 2019, 236: 489 – 513.
- [2] RING E F J, AMMER K. Infrared thermal imaging in medicine[J]. *Physiological Measurement*, 2012, 33(3): R33 – R46.
- [3] TSAI S R, HAMBLIN M R. Biological effects and medical applications of infrared radiation[J]. *Journal of Photochemistry and Photobiology B: Biology*, 2017, 170: 197 – 207.
- [4] 金东. 基于爬山法的永磁同步电机参数辨识及控制系统的模型设计实现 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.
- [5] 庞峰. 模拟退火算法的原理及算法在优化问题上的应用 [D]. 长春: 吉林大学, 2006.
- [6] 李怡俊. 基于伴随法与智能优化算法的汽车气动外形优化设计 [D]. 重庆: 重庆理工大学, 2022.
- [7] BISHOP C M. Neural networks and their applications[J]. *Review of Scientific Instruments*, 1994, 65(6): 1803 – 1832.
- [8] PEURIFOY J, SHEN Y C, JING L, et al. Nanophotonic particle simulation and inverse design using artificial neural networks[J]. *Science Advances*, 2018, 4(6): eaar4206.
- [9] MALKIEL I, MREJEN M, NAGLER A, et al. Plasmonic nanostructure design and characterization via deep learning[J]. *Light: Science & Applications*, 2018, 7: 60.
- [10] ASANO T, NODA S. Optimization of photonic crystal nanocavities based on deep learning[J]. *Optics Express*, 2018, 26(25): 32704 – 32717.
- [11] ZHANG Q, LIU C, WAN X, et al. Machine - learning designs of anisotropic digital coding metasurfaces[J]. *Advanced Theory and Simulations*, 2019, 2(2): 1800132.
- [12] ZHANG Y N, CHEN X, CAI B Y, et al. Photonics empowered passive radiative cooling[J]. *Advanced Photonics Research*, 2021, 2(4): 2000106.
- [13] GOLDSTEIN E A, RAMAN A P, FAN S H. Sub-ambient non-evaporative fluid cooling with the sky[J]. *Nature Energy*, 2017, 2(9): 17143.
- [14] PUROHIT P, HÖGLUND-ISAKSSON L, DULAC J, et al. Electricity savings and greenhouse gas emission reductions from global phase-down of hydrofluorocarbons[J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2020, 20(19): 11305 – 11327.
- [15] RAMAN A P, ANOMA M A, ZHU L X, et al. Passive radiative cooling below ambient air temperature under direct sunlight[J]. *Nature*, 2014, 515(7528): 540 – 544.
- [16] REPHAELI E, RAMAN A, FAN S H. Ultrabroadband photonic structures to achieve high-performance daytime radiative cooling[J]. *Nano Letters*, 2013, 13(4): 1457 – 1461.
- [17] BERDAHL P, MARTIN M, SAKKAL F. Thermal performance of radiative cooling panels[J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 1983, 26(6): 871 – 880.
- [18] BARTOLI B, CATALANOTTI S, COLUZZI B, et al. Nocturnal and diurnal performances of selective radiators[J]. *Applied Energy*, 1977, 3(4): 267 – 286.
- [19] GENTLE A R, SMITH G B. Radiative heat pumping from the earth using surface phonon resonant nanoparticles[J]. *Nano letters*, 2010, 10(2): 373 – 379.
- [20] CHEN Z, ZHU L, RAMAN A, et al. Radiative cooling to deep sub-freezing temperatures through a 24-h day-night cycle[J]. *Nature Communications*, 2016, 7: 13729.

(编辑: 李晓莉)