

# 基于可重构硅光滤波器的计算重建片上光谱仪\*

张赞<sup>1)</sup> 黄北举<sup>2)3)†</sup> 陈弘达<sup>2)3)</sup>

1) (长安大学电子与控制工程学院, 西安 710018)

2) (中国科学院半导体研究所, 光电材料与器件重点实验室, 北京 100083)

3) (中国科学院大学材料科学与光电技术学院, 北京 100049)

(2024年2月2日收到; 2024年5月30日收到修改稿)

相比于笨重的台式光谱仪, 集成化的芯片级光谱仪可以应用于便携式的健康监测、环境检测等场景. 我们设计了一个基于硅光子平台的片上光谱仪. 该器件由一个透射光谱可重构的硅光滤波器构成. 通过改变滤波器的透射光谱, 可以实现对输入光谱的多次且不同的采样. 再结合神经网络算法, 从采样后的信号中重建出入射光谱. 可重构的硅光滤波器由互相耦合的马赫曾德干涉仪和微环谐振腔组成. 采用集成的热光相移器引入相位变化, 能够对滤波器的透射光谱进行重构. 通过这种方式, 基于单个可重构滤波器可得到包含宽、窄光谱多样特征的响应函数. 不需要滤波器阵列, 就可以实现对入射光谱的多样化采样, 能够显著地减小光谱检测器件的面积. 仿真结果表明, 所设计的器件在1500—1600 nm波长范围内可以实现连续光谱和稀疏光谱的重建, 分辨率约为0.2 nm. 该器件在可穿戴光学传感、便携式光谱仪等场景中具有巨大的应用潜力.

**关键词:** 计算光谱重建, 可重构硅光滤波器, 深度学习, 光子集成回路

**PACS:** 07.57.Ty, 42.82.-m, 07.05.Mh

**DOI:** 10.7498/aps.73.20240224

## 1 引言

光谱分析技术广泛应用于生物医学<sup>[1]</sup>、材料科学<sup>[2]</sup>、遥感<sup>[3]</sup>等领域, 但传统的基于分光器件的台式光谱仪具有复杂的衍射或干涉装置, 体型笨重、价格昂贵, 无法胜任新兴的需求, 例如可穿戴健康监测、Lab-on-Chip等<sup>[4,5]</sup>. 与传统台式光谱仪相比, 集成化的光谱仪由于没有机械移动部件, 具有更高的靠可行、紧凑性和现场应用能力, 可以拓宽光谱测量的应用领域. 因此, 在过去的几十年里, 学术界和工业界都致力于开发微型光谱仪. 在这个过程中, 基于压缩采样原理, 研究人员们提出了多种计算重建片上光谱仪的设计, 降低了光谱仪的体积和成本. 这其中有很多设计方案采用各种新颖的色散

单元替代传统光栅器件, 例如无序散射介质<sup>[6-10]</sup>、超表面<sup>[11,12]</sup>、光子晶体<sup>[13,14]</sup>、量子点阵列<sup>[15,16]</sup>、多模波导<sup>[17,18]</sup>或滤波器阵列<sup>[19-22]</sup>等. 这一类器件主要利用新型色散单元构成采样阵列, 对入射光谱进行多通道宽带采样, 基于采样后得到的散斑分布或强度分布对光谱进行重建. 其重建误差和分辨率会受采样阵列规模的限制. 另一类设计则采用响应可调的动态单元替代传统色散器件或光电探测器, 如可调谐振腔<sup>[23]</sup>、黑磷探测器<sup>[24]</sup>、钙钛矿探测器<sup>[25]</sup>、硅光子可重构网络<sup>[26,27]</sup>等. 通过外加控制信号来动态调整可调采样单元的响应函数, 完成对入射光可变地采样. 这一类设计为了得到低相关性的响应函数, 往往需要给可调单元设置很多组工作状态以获得大量的采样结果. 或者需要提高可调采样单元的复杂度以得到低相关性的响应函数, 降低采样效率

\* 国家自然科学基金 (批准号: 62341508) 和中国科学院青年创新促进会 (批准号: Y2022045) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: bjhuang@semi.ac.cn

对采样次数的依赖.

我们设计了一个基于硅光子平台的片上光谱仪芯片. 该器件由一个透射光谱可重构的硅光子滤波器构成. 以硅光滤波器作为动态采样单元, 通过改变硅光滤波器的透射光谱, 实现对输入光谱的多次且不同的采样. 再结合人工神经网络算法, 从采样后的信号中重建出入射光谱. 可重构的硅光子滤波器由互相耦合的马赫曾德干涉仪 (MZI) 和微环谐振腔 (MR) 组成. 通过热光相移器改变 MZI, MR 波导中光波的相位变化量, 实现对硅光滤波器的透射光谱进行重建. 通过这种设计, 基于一个单独的可重构滤波器可以得到包含宽、窄光谱特征的响应函数. 不需要滤波器阵列即可完成对入射光谱的多样化采样, 能够显著减小光谱检测器件的面积. 本文所提出的器件能够在 1500—1600 nm 波长范围内, 实现精确的光谱计算重建, 分辨率可达 0.2 nm. 硅光子滤波器的可重构特性为该器件的光谱检测能力提供了额外的自由度, 使得用户可以根据应用场景改变器件的采样通道数量, 对分辨率、相对误差、计算复杂度等特性进行灵活配置.

## 2 原理与设计

我们设计的片上光谱仪主要由一个透射光谱可重构的波导型硅光滤波器构成. 器件的结构示意图如图 1 所示. 通过对相移器外加控制信号, 改变

相移器引入的相位变化, 实现对滤波器透射光谱的重构. 每次改变滤波器的透射光谱 (滤波器工作状态), 就可以对输入光信号完成一次采样. 通过合理设置控制信号, 使不同状态下可重构滤波器的透射光谱具有独特的光谱特征, 得到一组优化的低相关性的滤波器透射光谱. 基于这一组透射光谱, 实现对入射光谱的多样化地采样. 采样后的光谱信号在滤波器的输出端经光电探测器转化为响应向量. 光谱的重建过程如图 2 所示.

所设计的可重构硅光滤波器由一个 MZI 和两组二阶串联 MRR 组成. 二阶 MRR 的输入和输出端分别与 MZI 的上下两个相移器相耦合. MRR 的引入能够在谐振波长附近提供波长相关的相移, 并提高光信号在器件中传播路径的多样性. MR 的半径采用不同的设计参数, 可以引入游标效应, 进一步提高滤波器透射光谱的多样性. 此外, 两组二阶 MRR 都采用了过耦合的设计, 所得到的 MRR 的透射光谱呈现宽光谱的特征, 这样也能够提高整体滤波器对入射光谱的全局采样效率.

滤波器中有 5 个热光相移器, PS1 用于调整 MZI 两臂的相位差, PS2, PS3, PS4, PS5 分别用于调整 4 个 MR 的相位. 通过分别控制 5 个电极的电压, 就能通过热光效应改变相移器引入的相位变化量 ( $\Delta\phi_1, \Delta\phi_2, \Delta\phi_3, \Delta\phi_4, \Delta\phi_5$ ), 从而对滤波器的透射光谱进行灵活的调整. 当待测光  $X(\lambda)$  从输入端进入硅光滤波器后, 通过分别调整 5 个相移器

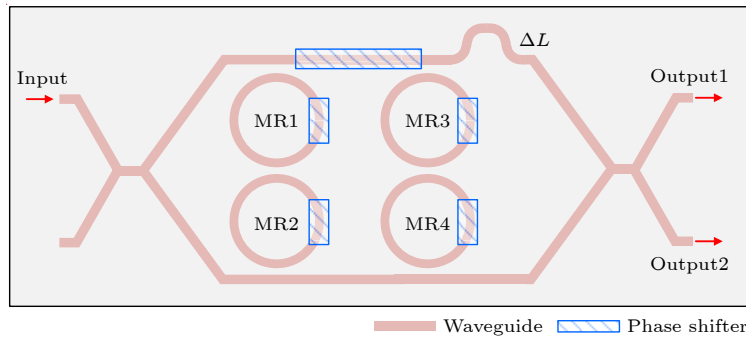


图 1 基于可重构硅光滤波器的片上光谱仪结构示意图

Fig. 1. Schematic diagram of the on-chip computational spectrometer based on reconfigurable silicon photonic filters.

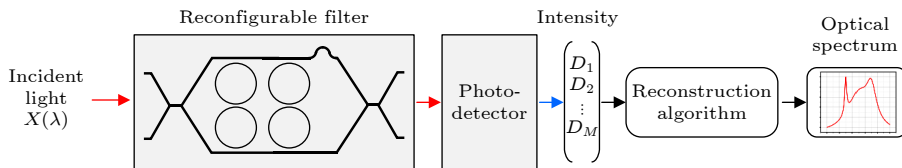


图 2 光谱重建过程示意图

Fig. 2. Spectral reconstruction procedure.

的输入电压, 改变滤波器的透射光谱  $T_i(\lambda)$ , 完成对入射光光谱的采样. 采样后的光波从滤波器的输出端进入下一级的光电探测器, 得到采样后光信号的总功率值  $D_i$  如下式所示:

$$D_i = \int T_i(\lambda) X(\lambda) d\lambda. \quad (1)$$

(1) 式经过离散化后可重写为

$$D_i = \sum_{k=1}^N T_i(\lambda_k) X(\lambda_k), \quad (2)$$

其中  $N$  为波长采样点数. 通过外加电压多次改变滤波器的工作状态, 就能够实现对入射光光谱的多次采样. 经过  $M$  次采样后, 可得到与待测光谱相关的  $M$  个光功率值, 构成输出光功率向量  $D_{M \times 1}$  和对应的  $M$  个等式. 这  $M$  个等式可表示成如下的矩阵形式:

$$\begin{bmatrix} D_1 \\ \vdots \\ D_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} T_1(\lambda_1) & \cdots & T_1(\lambda_N) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ T_M(\lambda_1) & \cdots & T_M(\lambda_N) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X(\lambda_1) \\ \vdots \\ X(\lambda_N) \end{bmatrix}, \quad (3)$$

其中采样矩阵  $T_{M \times N}$  将长度为  $M$  的强度向量  $D_{M \times 1}$  与长度为  $N$  的待测光信号向量  $X_{N \times 1}$  连接起来. 显然, (3) 式中有  $M$  个方程和  $N$  个待求解的未知数  $X(\lambda_k)$ . 未知的输入光谱  $X_{N \times 1}$  可以通过输出光强  $D_{M \times 1}$  乘以  $T_{M \times N}$  的逆矩阵来计算. 一般来说, 因为逆矩阵仅适用于方阵, 所以可恢复的波长通道数量受到物理通道数量或滤波器采样次数的限制. 但通过合理的设计, 重建输入光信号光谱所需的采样次数  $M$  可以远小于波长采样点数  $N$ <sup>[22]</sup>. 当  $M$  小于  $N$  时, 由 (3) 式所描述的问题是一个欠定问题.

可以应用重建算法来求解该欠定问题, 恢复高分辨率的入射光谱. 常用的光谱重建算法有压缩感知、凸优化等<sup>[22,28]</sup>. 在本文的工作中, 我们参考 Kim 等<sup>[29]</sup> 中的算法, 设计了一个基于残差块的人工神经网络来完成入射光谱重建的任务. 与传统的方法相比, 基于深度学习的光谱重建算法不需要依赖入射光谱的先验知识, 而且具有更快的求解速度<sup>[21]</sup>.

由方程 (3) 获得测量向量  $D_{M \times 1}$  后, 给其乘以采样矩阵  $T_{M \times N}$  的伪逆矩阵将其变换为  $\tilde{x} \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ . 我们使用  $\tilde{x}$  作为 ANN 网络的输入. 通过训练, 网络学习了  $\tilde{x}$  和  $x$  之间的非线性映射, 得到重建频谱  $\hat{x} \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ . 我们采用的 ANN 模型包含 1 个卷积层, 3 个全连接层, 1 个从输入到输出的残差连接. 卷积层可用于提取映射中的非线性特征, 全连接层用于光谱重建. 卷积层中有一组具有特定窗口大小的一维可学习卷积核. 核的数量和窗口大小如图 3 所示. 在每个卷积层之后, 使用修正线性单元 (ReLU) 作为激活函数, 然后使用非重叠最大池对激活函数的输出进行下采样, 池化窗口和步长都为 2. 下采样的输出被展平, 然后输入到随后的 3 个全连接层. 前 2 层之后是 ReLU 和 dropout. 引入 dropout 是为了减少网络的过拟合. 最后一个全连接层的输出与网络的输入相加, 被输入到回归输出层中. 每个全连接层中的单元数量如图 3 所示. 其中输出层有 1001 个节点, 代表重建出的光谱强度, 波长在 1500—1600 nm 范围内, 每个波长点的间距为 0.1 nm. 网络训练中采用均方误差 (mean squared error, MSE) 作为损失函数.

### 3 仿真结果与分析

#### 3.1 器件设计与仿真

器件拟采用绝缘体上硅 (SOI) 工艺平台, 顶硅厚度为 220 nm, 埋氧层厚度为 2  $\mu\text{m}$ . 波导采用高

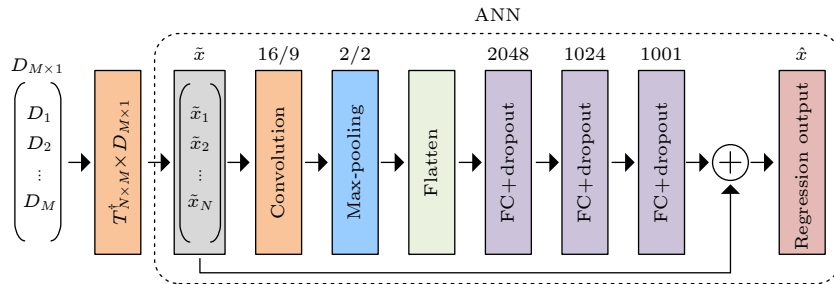


图 3 光谱重建算法示意图

Fig. 3. The schematic of the spectrum reconstruction algorithm.

度 220 nm、宽度 450 nm、两侧平板区厚度 70 nm 的单模脊型波导. 参考当前主流硅光 SOI 平台的工艺参数, 波导的传输损耗设置为 2 dB/cm. 我们采用商业软件 Ansys Lumerical MODE Solutions 中的 FDE (finite difference eigenmode) 求解器, 对该矩形波导模式进行求解. 仿真中将边界条件设置为完美匹配层 (perfectly matched layer, PML), 得到 1550 nm 波长下 TE 偏振态基模的有效折射率为 2.4769, 群折射率为 4.0088. MZI 臂长差为 13  $\mu\text{m}$ , 两组二阶 MRR 中 MR 的采用跑道型微环, 直波导区域长度为 5  $\mu\text{m}$ , 半径分别为 5, 5.5, 6, 6.5  $\mu\text{m}$ . 微环与直波导之间的耦合间距为 100 nm, 微环与微环之间耦合间距为 150 nm, 以保证谐振腔处于过耦合状态, 耦合系数在 1550 nm 波长处分别为 0.8992 和 0.8959.

我们采用 Ansys Lumerical Interconnect 完成器件的线路级仿真, 采用光网络分析仪模块来获得器件的光谱响应. 光源波长范围为 1500—1600 nm, 分辨率为 0.1 nm. 在线路级模型中, 分别给 5 个相移器设置 2 个工作状态, 引入的相位变量  $\Delta\varphi_i$  分别为 0 和  $\pi/2$ , 总共得到 32 组工作状态, 结合互补的滤波器输出端口, 最终得到 64 个采样滤波器透射光谱, 组成采样矩阵. 图 4(a) 显示了所设计的基于可重构滤波器的计算光谱仪的采样矩阵的热图. 图 4(b) 是滤波器在不同相位变化条件下的透射光谱. 热图 (图 4(a)) 中每行表示的是采样滤波器的透射光谱. 采样矩阵每两行间的相关系数如图 5 中的上三角矩阵所示. 相关系数平均值为 0.0078, 说明采样滤波器不同状态下的透射光谱之间呈极弱相关. 采样光谱极弱相关, 说明该可重构滤波器对入射光谱能够实现高效的采样 [19,21]. 入射光谱经采样和探测后转换为独特的强度向量, 使得后续的重建算法能够有效地工作.

采用第 2 节中的网络构架, 构建了一个基于 ANN 的光谱重建模型, 实现了从强度向量到重建光谱的转换. 基于高斯函数和洛伦兹函数合成了 10000 条模拟光谱数据, 并采用该合成光谱数据集进行了模型的训练. 每条模拟光谱由多个函数分量叠加合成, 其中函数分量的个数为 1—10 之间的随机数, 每个函数分量以 0.5 的概率随机设置为高斯函数或洛伦兹函数. 然后, 随机设置每个峰的位置、高度和半高全宽 (FWHM). 每个峰的位置随机分布在 1500—1600 nm 之间; 使用区间 (0, 1) 中

均匀分布的随机数作为高度. FWHM 的设置分为两种情况. 首先在 (2 nm, 40 nm) 的区间内, 随机选择一个数值作为当前波峰的 FWHM; 然后, 为了提高模型对光谱中窄峰 (稀疏光谱) 的重建能力, 我们将随机数的区间限制为 (2 nm, 10 nm), 生成 FWHM 较窄峰的波峰. 最后, 将所有函数分量求和以生成合成光谱.

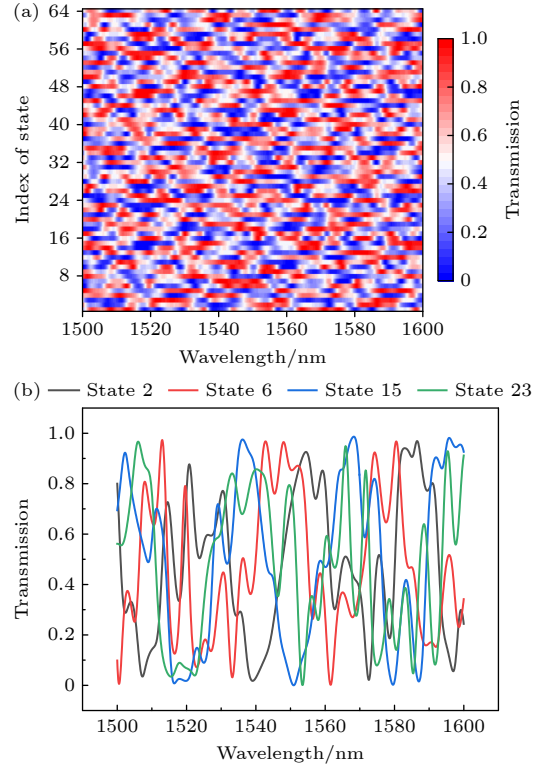


图 4 (a) 仿真得到的采样矩阵热图; (b) 4 个不同状态的透射光谱  
Fig. 4. (a) Heat map of simulated sampling matrix of the devices; (b) transmission spectra of 4 different states.

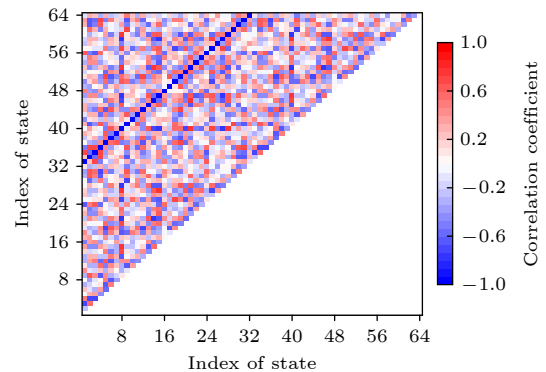


图 5 片上光谱仪的 32 个采样状态 (64 个采样通道) 下透射光谱的相关系数  
Fig. 5. Correlation coefficient of transmission spectra under 32 sampling states (64 sampling channels) of the on-chip spectrometer.

模型训练前, 将合成光谱数据随即划分为 4:1 两部分, 其中训练集包含 8000 条样本, 验证集包含 2000 条样本. 然后再基于相同的合成规则, 额外生成了 100 条模拟光谱用作独立的测试数据. 模型训练中采用 Adam 优化器, 批量大小为 512, 每次训练 2048 轮. 训练在 NVIDIA GeForce RTX 4070 图形处理单元上进行, 每次训练可以在 45 min 内完成. 最终我们选择保存训练过程中在验证集上损失值最小时的模型作为最终的光谱重建模型.

### 3.2 光谱重建仿真结果

结合所设计的片上光谱仪仿真结果和训练得到的 ANN 模型, 对于测试集中不同类型的合成光谱的重建结果如图 6(a) 和图 6(b) 所示. 使用均方根误差 (root mean squared error, RMSE) 和相对误差  $\varepsilon$  来评价光谱重建的结果:

$$\varepsilon = \|x - \hat{x}\|_2 / \|x\|_2. \quad (4)$$

在整个测试集上, 光谱重建的平均误差 RMSE 为 0.0075, 平均相对误差  $\varepsilon$  为 0.0174. 从图 6(a) 和图 6(b) 中可以明显看到, 合成光谱中的波峰都得到了精确的重建. 我们还对两个自发辐射放大 (amplified spontaneous emission, ASE) 光源的实

测光谱进行了重建, 结果如图 6(c) 和图 6(d) 所示, RMSE 分别为 0.0036 和 0.0161, 相对误差  $\varepsilon$  分别为 0.005 和 0.0235. 说明我们设计的片上光谱仪能够对真实光谱进行准确的重建.

接着采用类似 3.2 节中所述的光谱合成方法, 只使用洛伦兹函数, 并将 FWHM 修改为 1 nm. 这样得到的合成光谱与 ANN 模型训练集中的样本相比具有不同的特征, 既可以用于验证所设计的器件对窄光谱的重建效果, 同时也可验证 ANN 光谱重建算法的泛化性能. 重建结果如图 7 所示, 窄光谱中的波峰都得到了精确的重建. 重建光谱的误差 RMSE 分别为 0.0075 和 0.0113, 相对误差  $\varepsilon$  分别为 0.1549 和 0.2031. 相对误差较高主要是因为重建光谱在低功率平坦区域的重建噪声较高引起的, 但该噪声并不影响强度较低的波峰的重建, 如图 7(b) 中 1554.2 nm 处所示.

为进一步证明所提出的光谱芯片的光谱分辨率, 模拟重建了双峰光谱, 其中两峰相距为 0.2 nm, 每个峰的半高宽约为 0.2 nm. 重建结果如图 8 所示, 误差 RMSE 为 0.0060, 相对误差  $\varepsilon$  为 0.1363. 从重建的光谱中可以清晰的分辨出两个间距为 0.2 nm 的窄峰, 说明我们设计光谱芯片其光谱重建的分辨率可以达到 0.2 nm.

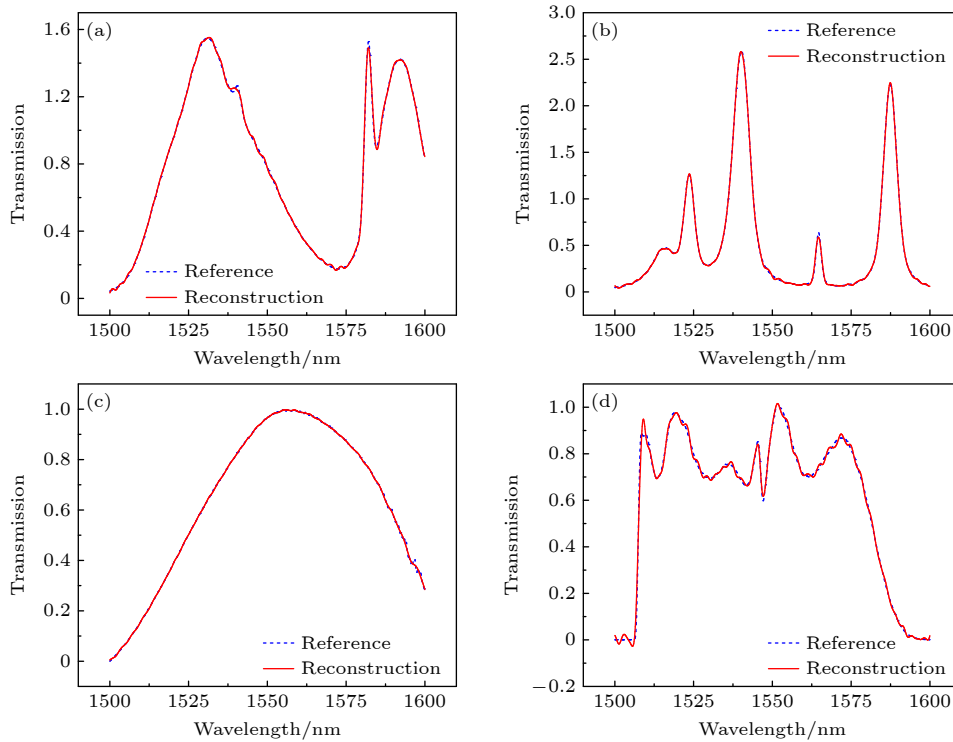


图 6 不同类型光谱的模拟重建结果 (a) 合成宽光谱; (b) 合成窄光谱; (c), (d) ASE 光源光谱

Fig. 6. Simulated reconstruction results of different types of spectra: (a) Synthetic broad spectrum; (b) synthetic narrow spectrum; (c), (d) ASE light source spectra.

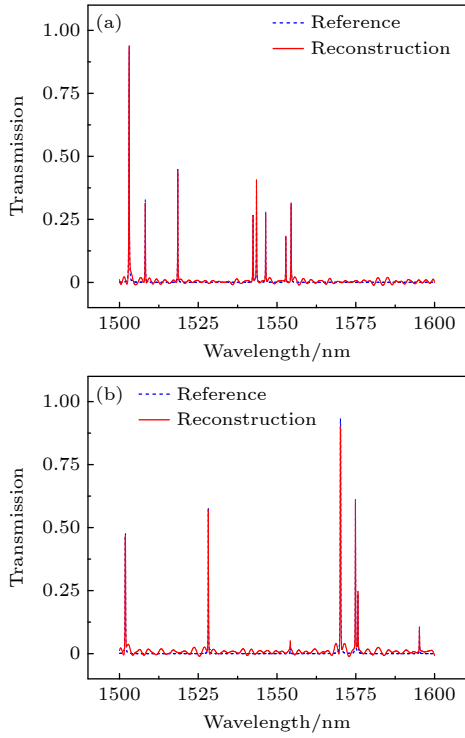


图 7 FWHM 为 1 nm 的窄光谱模拟重建结果

Fig. 7. Narrow spectrum reconstruction results with a FWHM of 1 nm.

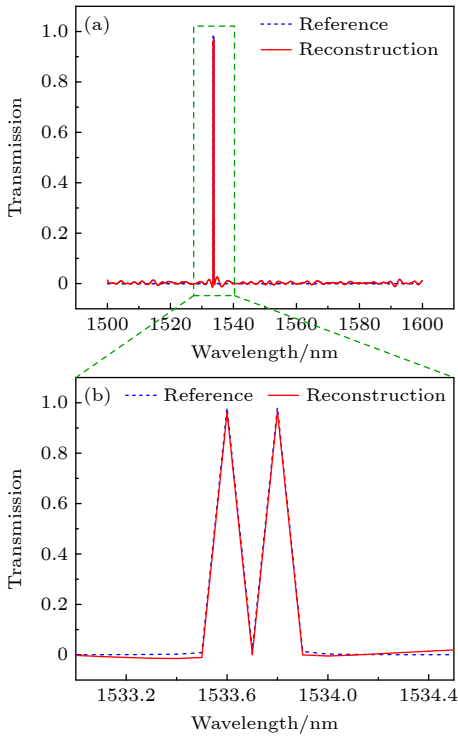


图 8 间隔 0.2 nm 的窄双峰光谱模拟重建结果

Fig. 8. Simulated reconstruction results of a narrow double peak spectrum separated by 0.2 nm.

增大光子滤波器的采样状态数量, 能够进一步降低光谱重建的误差. 通过将相移器 PS1 的状态

设置为  $\Delta\varphi_1 = 0, \Delta\varphi_1 = 0, \pi/2, \Delta\varphi_1 = 0, \pi/3, 2\pi/3, \Delta\varphi_1 = 0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4$  四种组合, 来验证采样状态数量对光谱重建的影响. 如图 9 所示, 随着采样状态数逐渐增加, 采样矩阵的平均相关系数逐渐减小, 重建光谱的相对误差  $\varepsilon$  稳定下降. 但与此同时, 系统需要更长的时间在不同的滤波器工作状态中切换, 以完成全部采样. 可重构硅光子滤波器的灵活性有助于用户根据应用场景来调整光谱芯片的性能, 在检测时间、重建精度之间进行权衡.

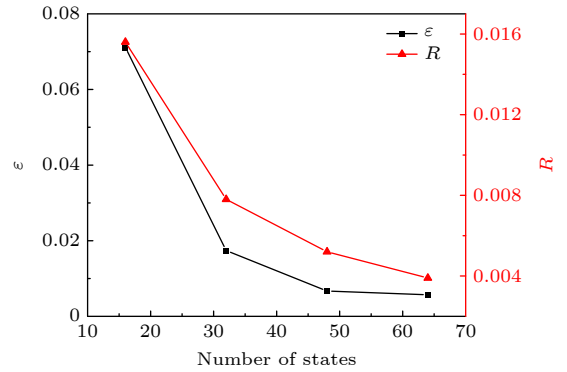


图 9 采样矩阵的平均相关系数、重建相对误差随光子滤波器的采样状态数量增大而减小

Fig. 9. The average correlation coefficient of the sampling matrix and the reconstruction relative error decrease as the number of sampling states of the photon filter increases.

### 3.3 讨论

可重构滤波器是本文所提出的片上光谱仪的核心单元. 通过热光相移器改变可重构滤波器的光谱响应, 以获得多个采样结果. 每完成一次完整的采样需要遍历滤波器的 32 个采样状态. 这样的采样策略需要一定的采样时间, 主要包括热光相移器和控制电路的响应时间, 其中热光相移器的响应时间在微秒量级. 对于控制电路而言, 每个采样通道的延时小于 1 ms [27], 因此我们估计所设计的片上光谱仪可以在 32 ms 内完成对入射光谱的一次扫描. 需要注意的是, 在一些对实时性要求较高的应用场景下, 如非重复的脉冲信号的检测、实时光学相干断层扫描等, 基于多通道滤波器 (如波导阵列光栅) 的光谱仪依然是首选方案. 虽然这类方案的分辨率可能相对较低, 但它们可以同时捕获所有波长通道的光强信息, 无需进行扫描或计算重建.

将所提出的片上光谱仪的性能与其他基于滤波器的计算重建光谱仪进行了比较, 如表 1 所列. 从表 1 中的对比数据中可以看出, 我们的设计在相

对较少的采样通道和较小的器件面积条件下,得到了 100 nm 光谱检测带宽和 0.2 nm 光谱分辨率. 其中相对较低的分辨率主要是受限于我们所采用的基于 ANN 的光谱重建算法. ANN 模型的输出节点与重建光谱的波长点相对应,模型的输出节点数量越多,重建算法可以实现的光谱分辨率越高. 但是 ANN 模型的参数数量会随着节点数(也就是波长点数)近似平方关系增长. 当波长点数为 10001 (对应 1500—1600 nm 范围的 0.01 nm 分辨率)时,模型的参数量接近 2 亿,导致模型的训练难度大大增加,难以获得优化的光谱重建 ANN 模型. 这为进一步提高计算光谱仪的分辨率带来障碍. 但是,虽然 ANN 算法限制了片上光谱仪的分辨率,本文所提的片上光谱仪的实现方案依然具有一定的优势. ANN 模型能够有效地拟合非线性关系,与其他常用的光谱计算重建算法如压缩感知、凸优化等相比,基于 ANN 的光谱重建算法不需要预先获取待测光谱的先验信息,具有更强的泛化能力. 此外,根据 Zhang 等<sup>[30]</sup>的讨论,基于 ANN 的光谱重建算法具有更强的抗噪能力和光谱计算速度,这也是光谱计算重建中需要考虑的重要因素.

表 1 已报道的基于滤波器的计算光谱仪的性能比较  
Table 1. Performance comparison of reported filter-based computational spectrometers.

文献	器件面积 / $\mu\text{m}^2$	分辨率 /nm	光学带宽 /nm	采样通道数
[20]	220×520	0.02	12 (2条窄光谱)	64
[22]	35×260	0.45	180	32
[23]	60×60	0.04	100	2501
[26]	2000×7600	0.03	125	256
[27]	1900×3700	0.01	200	729
本文	100×500 (估计值)	0.20	100	64

## 4 结 论

本文提出了一个基于可重构的硅光滤波器的片上光谱仪. 通过控制信号改变滤波器的透射光谱,可以实现对输入光谱的多次且不同的采样. 再结合 ANN 算法,从采样后的信号中重建出入射光谱. 该器件基于单个可重构滤波器实现对入射光谱的多样化采样,能够显著减小光谱检测芯片的面积,在集成度、硬件成本等方面具有更明显的优势. 仿真结果表明,所提出的器件能够在 1500—1600 nm

波长范围内,对不同类型的光谱进行精确的计算重建. 在由合成光谱构成的测试集上,计算重建光谱的平均误差 RMSE 为 0.0075,平均相对误差  $\varepsilon$  为 0.0174. 针对双窄峰光谱的分辨率达 0.2 nm. 得益于硅光子滤波器的可重构特性,该芯片能够灵活改变采样通道数,允许用户根据应用场景对芯片进行灵活配置. 受限于热光调制微秒量级的响应时间<sup>[31]</sup>,该器件的采样速度难以进一步提升. 未来可通过引入热隔离结构,或基于有源工艺采用电光相移器来提升片上光谱仪的采样速度. 我们提出的基于可重构滤波器的计算重建光谱芯片为芯片级光谱仪提供了新的方案,在微型光谱仪、Lab-on-Chip 等领域有广阔的应用前景.

## 参考文献

- [1] Manley M 2014 *Chem. Soc. Rev.* **43** 8200
- [2] Bacon C P, Mattley Y, DeFrece R 2004 *Rev. Sci. Instrum.* **75** 1
- [3] Clark R N, Roush T L 1984 *J. Geophys. Res. Solid Earth* **89** 6329
- [4] Gao L, Qu Y, Wang L, Yu Z 2022 *Nanophotonics* **11** 2507
- [5] Wang J, Zheng B, Wang X 2021 *J. Phys. Photonics* **3** 012006
- [6] Redding B, Liew S F, Sarma R, Cao H 2013 *Nat. Photonics* **7** 746
- [7] Hartmann W, Varytis P, Gehring H, Walter N, Beutel F, Busch K, Pernice W 2020 *Adv. Opt. Mater.* **8** 1901602
- [8] Kwak Y, Park S M, Ku Z, Urbas A, Kim Y L 2021 *Nano Lett.* **21** 921
- [9] Hartmann W, Varytis P, Gehring H, Walter N, Beutel F, Busch K, Pernice W 2020 *Nano Lett.* **20** 2625
- [10] Hadibrata W, Noh H, Wei H, Krishnaswamy S, Aydin K 2021 *Laser Photonics Rev.* **15** 2000556
- [11] Xiong J, Cai X S, Cui K Y, Huang Y D, Yang J W, Zhu H B, Li W Z, Hong B, Rao S J, Zheng Z K, Xu S, He Y H, Liu F, Feng X, Zhang W 2022 *Optica* **9** 461
- [12] Craig B, Shrestha V R, Meng J, Cadusch J J, Crozier K B 2018 *Opt. Lett.* **43** 4481
- [13] Wang Z, Yi S, Chen A, Zhou M, Luk T S, James A, Nogan J, Ross W, Joe G, Shahsafi A, Wang K X, Kats M A, Yu Z 2019 *Nat. Commun.* **10** 1020
- [14] Zhu Y B, Lei X, Wang K X Z, Yu Z F 2019 *Photonics Res.* **7** 961
- [15] Bao J, Bawendi M G 2015 *Nature* **523** 67
- [16] Zhu X, Bian L, Fu H, Wang L, Zou B, Dai Q, Zhang J, Zhong H 2020 *Light Sci. Appl.* **9** 73
- [17] Piels M, Zibar D 2017 *Sci. Rep.* **7** 43454
- [18] Redding B, Liew S F, Bromberg Y, Sarma R, Cao H 2016 *Optica* **3** 956
- [19] Kim C, Ni P, Lee K R, Lee H N 2022 *Sci. Rep.* **12** 4053
- [20] Zhang Z, Li Y, Wang Y, Yu Z, Sun X, Tsang H K 2021 *Laser Photonics Rev.* **15** 2100039
- [21] Wen J, Hao L, Gao C, Wang H, Mo K, Yuan W, Chen X, Wang Y, Zhang Y, Shao Y, Yang C, Shen W 2023 *ACS Photonics* **10** 225
- [22] Li A, Fainman Y 2021 *Nat. Commun.* **12** 2704

- [23] Xu H, Qin Y, Hu G, Tsang H K 2023 *Light Sci. Appl.* **12** 64
- [24] Yuan S, Naveh D, Watanabe K, Taniguchi T, Xia F 2021 *Nat. Photonics* **15** 601
- [25] Guo L, Sun H, Wang M, Wang M, Min L, Cao F, Tian W, Li L 2022 *Adv. Mater.* **34** 2200221
- [26] Yao C, Chen M, Yan T, Ming L, Cheng Q, Penty R 2023 *Light Sci. Appl.* **12** 156
- [27] Yao C, Xu K, Zhang W, Chen M, Cheng Q, Penty R 2023 *Nat. Commun.* **14** 6376
- [28] Zhang S, Dong Y, Fu H, Huang S L, Zhang L 2018 *Sensors* **18** 644
- [29] Kim C, Park D, Lee H N 2020 *Sensors* **20** 594
- [30] Zhang W, Song H, He X, Huang L, Zhang X, Zheng J, Shen W, Hao X, Liu X 2021 *Light Sci. Appl.* **10** 108
- [31] Tu X, Chen Z M, Fu H Y 2019 *Acta Phys. Sin.* **68** 104210 (in Chinese) [涂鑫, 陈震旻, 付红岩 2019 物理学报 **68** 104210]

# Computational reconstruction on-chip spectrometer based on reconfigurable silicon photonic filters\*

Zhang Zan<sup>1)</sup> Huang Bei-Ju<sup>2)3)†</sup> Chen Hong-Da<sup>2)3)</sup>

1) (*School of Electronics and Control Engineering, Chang'an University, Xi'an 710018, China*)

2) (*Key Laboratory of Optoelectronic Materials and Devices, Institute of Semiconductors, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100083, China*)

3) (*College of Materials Science and Opto-Electronic Technology, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)

( Received 2 February 2024; revised manuscript received 30 May 2024 )

## Abstract

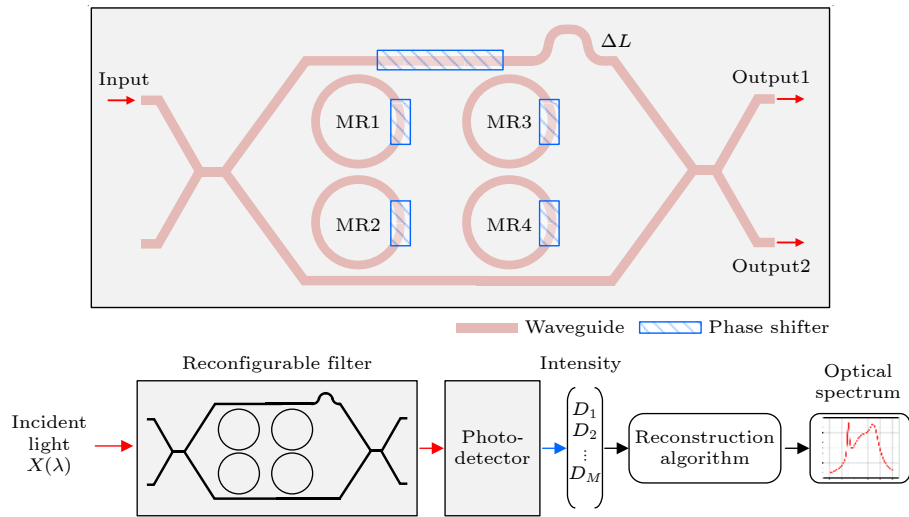
Spectroscopic analysis technique is an indispensable tool in many disciplines such as biomedical research, materials science, and remote sensing. Traditional benchtop spectrometers have several drawbacks; bulky, complex, and expensive, making them ineffective for emerging applications such as wearable health monitoring and Lab-on-Chip systems. Compared with bulky desktop spectrometers, integrated chip-level spectrometers find many applications in portable health monitoring, environmental sensing, and other scenarios. We design an on-chip spectrometer based on a silicon photonics platform. The device consists of a silicon photonic filter with a reconfigurable transmission spectrum.

By changing the transmission spectrum of the filter, the multiple and diverse sampling of the input spectrum can be obtained. Using an artificial neural network algorithm, the incident spectrum is reconstructed from the sampled signals. The reconfigurable silicon photonic filter is composed of intercoupled Mach-Zehnder interferometer and micro-ring resonator. The introduction of thermal-optic phase shifter facilitates the reconstruction of the transmission spectrum of filter. Through this approach, a response function encompassing diverse features of broad and narrow spectra can be obtained from a single reconfigurable filter, eliminating the need for a filter array and significantly reducing the footprint of the spectrometer.

Simulation results demonstrate that the designed device can achieve continuous and sparse spectrum reconstruction in a wavelength range of 1500–1600 nm, with a resolution of approximately 0.2 nm. On a test set composed of synthetic spectra, the calculated average RMSE for the reconstructed spectra is 0.0075, with an average relative error of 0.0174. Owing to the reconfigurable nature of the silicon photonic filter, this device exhibits the ability to flexibly adjust the number of sampling channels, thus enabling users to configure the chip according to specific application scenarios. This device possesses significant potential applications such as in wearable optical sensors and portable spectrometers.

\* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 62341508) and the Youth Innovation Promotion Association of Chinese Academy of Sciences (Grant No. Y2022045).

† Corresponding author. E-mail: [bjhuang@semi.ac.cn](mailto:bjhuang@semi.ac.cn)



**Keywords:** computational spectral reconstruction, reconfigurable silicon photonic filters, deep learning, photonic integrated circuits

**PACS:** 07.57.Ty, 42.82.-m, 07.05.Mh

**DOI:** [10.7498/aps.73.20240224](https://doi.org/10.7498/aps.73.20240224)

基于可重构硅光滤波器的计算重建片上光谱仪

张赞 黄北举 陈弘达

Computational reconstruction on-chip spectrometer based on reconfigurable silicon photonic filters

Zhang Zan Huang Bei-Ju Chen Hong-Da

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 73, 140701 (2024) DOI: 10.7498/aps.73.20240224

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7498/aps.73.20240224>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

可调反射器辅助的可重构微环光滤波器

Reconfigurable optical filter based on microring resonator assisted by tunable Sagnac reflector

物理学报. 2023, 72(8): 084208 <https://doi.org/10.7498/aps.72.20222384>

基于深度学习压缩感知与复合混沌系统的通用图像加密算法

General image encryption algorithm based on deep learning compressed sensing and compound chaotic system

物理学报. 2020, 69(24): 240502 <https://doi.org/10.7498/aps.69.20201019>

基于深度学习的联合变换相关器光学图像加密系统去噪方法

In depth learning based method of denoising joint transform correlator optical image encryption system

物理学报. 2020, 69(24): 244204 <https://doi.org/10.7498/aps.69.20200805>

基于深度学习的微纳光纤自动制备系统

Automatic fabrication system of optical micro-nanofiber based on deep learning

物理学报. 2024, 73(10): 104207 <https://doi.org/10.7498/aps.73.20240171>

基于深度学习的流场时程特征提取模型

Flow feature extraction models based on deep learning

物理学报. 2022, 71(7): 074701 <https://doi.org/10.7498/aps.71.20211373>

基于深度学习的相位截断傅里叶变换非对称加密系统攻击方法

Attacking asymmetric cryptosystem based on phase truncated Fourier transform by deep learning

物理学报. 2021, 70(14): 144202 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20202075>