

# 面向黏膜组织病变识别的亚扩散域空间分辨 光学参数测量方法

张琪<sup>1</sup>, 张丽敏<sup>1,2\*</sup>, 安敬仪<sup>1</sup>, 王静<sup>3</sup>, 陈晨<sup>3</sup>, 高峰<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>天津大学精密仪器与光电子工程学院, 天津 300072;

<sup>2</sup>天津市生物医学检测技术与仪器重点实验室, 天津 300072;

<sup>3</sup>新疆医科大学第一附属医院, 新疆 乌鲁木齐 830054

**摘要** 黏膜组织病变多起源于浅层上皮组织, 因此研究亚扩散域的空间分辨漫反射光谱分布特性对于黏膜组织早期病变识别具有重要意义。在亚扩散区域, 除了吸收系数  $\mu_a$  与约化散射系数  $\mu'_s$  外, 二阶散射定向因子  $\gamma$  对组织漫反射率也有较大影响。为实现三个光学参数的同时定量反构, 面向实际应用基于光纤几何和 Gegenbauer-kernel (GK) 相函数的蒙特卡罗模拟建立正向数值模型, 采用 3D 查表 (3D-LUT) 法和反向传播神经网络 (BPNN) 反构光学参数, 然后进行数值模拟和仿体实验验证。数值模拟结果表明, 3D-LUT 和 BPNN 两种方法反构的光学参数均具有较小的误差, 但相比于 3D-LUT 方法, BPNN 方法的反构准确性更高、计算速度快且具有更好的抗噪声能力。仿体实验表明, 在实验系统噪声影响以及仿体测量校正存在误差等情况下, 两种方法仍可有效地反构三个光学参数, 从而证明了本研究所提方法的可行性和有效性。

**关键词** 医用光学; 亚扩散光谱; 蒙特卡罗模拟; 光学参数; 散射相函数; 查表法; 反向传播神经网络

中图分类号 O436

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202141.2417001

## Optical Parameter Measurement Method for Mucosal Lesion Recognition in Spatially Resolved Sub-Diffusive Regime

Zhang Qi<sup>1</sup>, Zhang Limin<sup>1,2\*</sup>, An Jingyi<sup>1</sup>, Wang Jing<sup>3</sup>, Chen Chen<sup>3</sup>, Gao Feng<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> School of Precision Instrument and Optoelectronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

<sup>2</sup> Tianjin Key Laboratory of Biomedical Detecting Techniques and Instruments, Tianjin 300072, China;

<sup>3</sup> The First Affiliated Hospital of Xinjiang Medical University, Urumqi, Xinjiang 830054, China

**Abstract** Most mucosal lesions originate from superficial epithelial tissues. In view of this, it is of great significance to study the distribution characteristics of spatially resolved diffuse reflection spectra for the early identification of mucosal lesions in the sub-diffusive regime. Under the circumstance, the second-order scattering orientation factor  $\gamma$  also greatly influences the diffuse reflectance of tissues, besides the absorption coefficient  $\mu_a$  and reduced scattering coefficient  $\mu'_s$ . For the quantitative and simultaneous determination of the three optical parameters, this paper firstly establishes a forward Monte Carlo numerical model based on optical fiber geometry and Gegenbauer kernel (GK) phase function for practical applications. Then, the 3D look-up table (3D-LUT) method and back-propagation neural network (BPNN) are used to determine the optical parameters and verified by numerical simulation and phantom experiments. The numerical simulation results show that small errors are produced by both methods, and BPNN has higher accuracy, faster calculation speed, and better robustness to the random noise than the 3D-LUT method. The phantom experiments demonstrate that the two methods can

收稿日期: 2021-05-11; 修回日期: 2021-06-15; 录用日期: 2021-06-28

基金项目: 国家自然科学基金(82071971, 81671728, 81871393, 62075156)、天津市基金(18JCYBJC29400)、新疆维吾尔自治区科技支疆项目(2019E0282)

通信作者: \*zhanglm@tju.edu.cn

effectively determine the three optical parameters in the presence of the experimental system noise and the phantom calibration error, which proves the feasibility and effectiveness of the proposed method.

**Key words** medical optics; sub-diffusion spectra; Monte Carlo simulation; optical parameters; scattering phase function; look-up table method; back-propagation neural network

**OCIS codes** 170.3660; 170.6510; 170.6935; 290.1990

## 1 引言

发展可实现黏膜组织(口腔黏膜、宫颈内壁等)病变早期筛查的无创、快速检测技术,对预防黏膜组织恶性病变的发生具有重要意义。其中,漫反射光谱技术作为一种无创光学检测技术<sup>[1]</sup>,具有设备成本低、安全可靠、实时便捷,且不依赖于操作者水平等优势。该技术采用可见光到近红外光波段,利用了病变组织具有血管增生和缺氧的特点、生色团浓度发生改变引起吸收系数变化的特点,以及微观结构发生改变引起散射系数变化的特性。通过反构组织体的光学参数定量鉴别正常与病变组织。

黏膜组织病变通常起源于平均厚度仅为 200~350  $\mu\text{m}$  的上皮组织<sup>[2]</sup>,因此需要将探测器放置于光源附近用于收集漫反射光。入射光进入组织体后,会在生物组织中发生吸收和散射效应,当探测器位于远场区,即光源与探测器距离较远时,光经过多次散射后从组织体出射,光传输区域为扩散域。而通常认为当光源与探测器距离小于几个输运平均自由程时,光传输区域为亚扩散区域<sup>[3]</sup>,光在该区域传输过程中经历了较少的散射而携带了更多与组织微观形态相关的信息。在亚扩散层,除了考虑吸收系数( $\mu_a$ )和约化散射系数( $\mu'_s$ ),还需考虑与散射相关的相函数高阶参量<sup>[4]</sup>,即二阶散射定向因子( $\gamma$ ),以提高黏膜组织病变识别的准确度。

在基于漫反射光谱技术的亚扩散层光学参数获取方法研究中,多数研究小组在未考虑  $\gamma$  的情况下,采用偏最小二乘法反构吸收系数  $\mu_a$  和约化散射系数  $\mu'_s$ ,并开展了仿体和离体组织实验<sup>[5-6]</sup>。如 Greening 等<sup>[7]</sup>针对口腔黏膜上皮发育不良的情况,采用查表法量化了  $\mu_a$ 、 $\mu'_s$  和采样深度,证实了测量光学参数在黏膜病变检测方面的应用潜力,但其并未考虑  $\gamma$ 。目前为了进一步考虑亚扩散层  $\gamma$  的影响,国内外研究学者进行了初步研究。刘迎课题组<sup>[8]</sup>建立了反射率与  $\mu'_s$  和  $\gamma$  的半经验公式,并开展了模拟和仿体实验研究,但未能同时反构  $\mu_a$ 、 $\mu'_s$  和  $\gamma$ 。Thueller 等<sup>[9]</sup>针对胃黏膜基于 Modified Henyey-Greenstein (MHG) 相函数建立蒙特卡罗 (MC) 模型,利用空间分辨漫反射光谱同时反构  $\mu_a$ 、

$\mu'_s$  和  $\gamma$ ,但由于无法通过解析 MHG 相函数求其逆函数,因此散射角抽样较为复杂。Naglič 课题组<sup>[10]</sup>采用 Gegenbauer-kernel (GK) 相函数、基于数值模拟和仿体实验数据,采用查表法分别对两参数( $\mu_a$  和  $\mu'_s$ )和三参数( $\mu_a$ 、 $\mu'_s$  和  $\gamma$ )进行了同时反构,结果证明了三参数模型相较于两参数模型反构的光学参数具有更高的准确度。此外,近年来研究人员将人工神经网络模型引入漫反射光学参数预测,证明其相比于查表法在计算速度和准确度方面具有一定的优势<sup>[11-12]</sup>。

目前利用漫反射光谱测量技术进行黏膜组织检测面临的主要挑战是近光源区域的亚扩散光谱检测以及多光学参数的定量反构。为此,本文面向实际应用首先提出基于光纤几何和 GK 相函数的 MC 模拟,建立包含  $\mu_a$ 、 $\mu'_s$  和  $\gamma$  三个参数的正向数值模型。其次,基于 3D 查表法和反向传播神经网络定量反构三个参数,并基于数值模拟结果对两种方法进行比较和评估。最后,基于实验室搭建的多波长-多源探距离空间分辨漫反射测量系统开展仿体实验,以进一步验证本文所提方法的可行性和有效性。

## 2 原理与方法

### 2.1 基于光纤几何和 GK 散射相函数的 MC 模拟

MC 模拟是处理粒子输运问题的随机统计方法,可作为验证其他方法的“金标准”。其中 CUDAMCML<sup>[13]</sup>通过图形处理器的并行加速计算,大幅度缩短了 MC 模拟所需的时间。本文在此基础上,面向实际应用并考虑了源探光纤的几何参数(直径、数值孔径等),解决了现有相函数不能精确描述组织的散射角度分布的问题。本研究将基于实验室搭建的基于锁相检测技术的多源-探距离空间分辨漫反射测量系统进行数值建模,光在组织中的传输过程如图 1(a)所示。

光纤截面图如图 1(b)所示,源和探测光纤的直径均为 200  $\mu\text{m}$ ,光纤包层之间的间隔为 20  $\mu\text{m}$ ,数值孔径 NA 为 0.22。源-探距离分别为 220, 440, 660, 880, 1100  $\mu\text{m}$ ,根据 MC 模拟,采样深度约为 200~750  $\mu\text{m}$ ,满足黏膜组织采样深度的需求。图 1(c)为光子发射示意图。

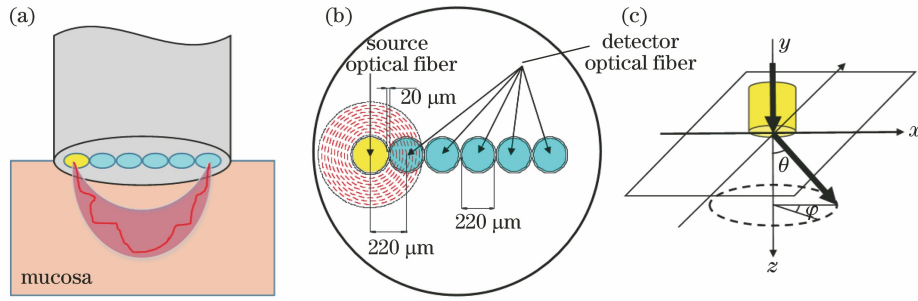


图 1 光在组织中的传输示意图, 光纤圆环细分示意图, 以及光子发射示意图。(a) 光在组织中的传输示意图; (b) 光纤圆环细分示意图; (c) 光子发射示意图

Fig. 1 Diagrams of light transmission in mucosa, fiber ring subdivision, and photon emission. (a) Diagram of light transmission in mucosa; (b) diagram of fiber ring subdivision; (c) diagram of photon emission

### 2.1.1 源光纤光子发射位置与角度

假设源光纤的中心位置为  $(0, 0, 0)$ , 光纤与被测平面垂直, 光纤半径为  $R_f$ , 光纤数值孔径为  $NA$ 。首先, 随机产生一个方向向量, 将其与光纤的方向向量进行叉积, 得到一个光纤发射平面上的新方向向量  $\mathbf{c}_s = [\mu_{cx}, \mu_{cy}, \mu_{cz}]$ 。光子发射示意图如图 1(c) 所示, 设光子发射方向的经纬角为  $(\varphi, \theta)$ 。其中, 经角  $\varphi$  在  $0 \sim 2\pi$  范围内均匀随机产生, 纬角  $\theta$  由光纤的数值孔径决定, 满足  $-\arcsin(NA) \leq \theta \leq \arcsin(NA)$ 。更新光子发射位置  $(x, y, z)$ :

$$\begin{cases} x = R_f \cdot \mu_{cx} \cdot \xi / \sqrt{\mu_{cx}^2 + \mu_{cy}^2 + \mu_{cz}^2} = R_f \cdot \xi \cdot \cos \varphi \\ y = R_f \cdot \mu_{cy} \cdot \xi / \sqrt{\mu_{cx}^2 + \mu_{cy}^2 + \mu_{cz}^2} = R_f \cdot \xi \cdot \sin \varphi \\ z = R_f \cdot \mu_{cz} \cdot \xi / \sqrt{\mu_{cx}^2 + \mu_{cy}^2 + \mu_{cz}^2} = 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $\xi$  为  $[0, 1]$  之间均匀分布的随机数。

### 2.1.2 多探测光纤光子接收

探测光纤接收到光子的条件为: 1) 出射角与光纤法向量之间的夹角小于光纤数值孔径角; 2) 出射的光子应位于某一特定的探测光纤截面内。基于 MC 模拟程序, 将光纤接收到的漫反射光强度表示为  $R$ , 由通过该圆环的光子数除以其所在圆环的面积和发射的光子数。光纤所在圆环 [图 1(b) 中虚线区域] 的总光子数为

$$N_j = \sum_i^{i+9} R_i \cdot 2\pi(i+0.5) \cdot \Delta^2 \cdot N, \quad (2)$$

式中:  $N$  是源光纤发射的总光子数;  $\Delta = 20 \mu\text{m}$  为设定的采样间隔;  $j$  表示探测光纤,  $j = 1, 2, \dots, 5$ ; 第  $j$  根光纤对应起始圆环  $i, i = 11j - 4$ ;  $R_i$  为第  $i$  个圆环的漫反射光强;  $2\pi(i+0.5) \cdot \Delta^2 \cdot N$  为第  $i$  个圆环的面积;  $N_j$  为通过第  $j$  根探测光纤所在圆环的光子数。设环上各点的单位反射率近似相等, 则光纤

面积与该光纤所在圆环的面积之比可表示为

$$K = \frac{\pi R_f^2}{\sum_i^{i+9} 2\pi(i+0.5) \cdot \Delta^2}, \quad (3)$$

则第  $j$  根光纤收集到的总光子数为  $N_{j,r} = N_j K$ 。

### 2.1.3 散射相函数

在确定光子散射后的行进方向时, 散射角  $\theta$  的余弦分布概率由散射相函数  $p(\cos \theta)$  给出。研究表明,  $\gamma$  对于组织内光流量的影响较大, 因此建立模型时有必要引入  $\gamma$ <sup>[14]</sup>。目前多数基于 MC 模拟的光子传输模型采用 Henyey-Greenstein 相函数, 但其不能提供独立的  $\gamma$ , 且对大角度散射不能提供很好的估计。因此, 本文采用了 GK 相函数<sup>[15-16]</sup>, 其表达式为

$$p_{\text{GK}}(\cos \theta) = 2\alpha g_{\text{GK}} \times \frac{(1 - g_{\text{GK}}^2)^{2\alpha}}{(1 + g_{\text{GK}})^{2\alpha} - (1 - g_{\text{GK}})^{2\alpha}} \times \frac{1}{(1 + g_{\text{GK}}^2 - 2g_{\text{GK}} \cos \theta)^{\alpha+1}}, \quad (4)$$

式中:  $\theta$  为光子入射方向和散射方向的夹角;  $\alpha > -\frac{1}{2}$ ;  $|g_{\text{GK}}| \leq 1$  为 GK 相函数的无量纲自由参数;  $\gamma = (1 - g_2)/(1 - g_1)$ , 其中,  $g_1$  为各向异性因子,  $g_2$  为 Legendre 展开二阶项。GK 相函数可以提供独立变化的  $\gamma$ 。此外, 大部分生物组织  $\gamma$  的取值范围约为  $1.37 \sim 2.2$ <sup>[17]</sup>, GK 相函数可以实现  $\gamma > 2$  的取值范围。因此, GK 相函数在一定程度上弥补了 HG 相函数的不足。

## 2.2 光学参数反构方法

本文首先采用改进的 MC 模拟方法, 基于不同光学参数设置模拟准直面光源激励下光子在半无限平面组织模型中的传输过程, 并获取亚扩散域漫反射率, 之后采用 3D 查表法同时获取了  $\mu_a, \mu'_s$  和  $\gamma$  三



个参数。为进一步提高计算速度和提高组织光学参数反构的准确性,本文发展了基于 BPNN 的光学参数反构方法。

大部分生物组织的  $\mu_a$ 、 $\mu'_s$ 、 $n$ 、 $g$ 、 $\gamma$  的取值范围分别为  $0.01 \sim 100 \text{ cm}^{-1}$ 、 $4 \sim 80 \text{ cm}^{-1}$ 、 $1.35 \sim 1.55$ 、 $0.6 \sim 0.99$ 、 $1.3 \sim 2.4$ <sup>[17-18]</sup>。本研究中,取折射率  $n=1.4$ ,  $g=0.9$ , 在  $0.1 \sim 9.6 \text{ cm}^{-1}$  内选取  $\mu_a$  (19 个值), 此外还将校正仿体的  $\mu_a$  设为  $0.001 \text{ cm}^{-1}$ , 在  $5 \sim 41 \text{ cm}^{-1}$  内选取  $\mu'_s$  (19 个值), 在  $1.65 \sim 2.25$  内选取  $\gamma$  (10 个值), 共采用 3800 组样本建立模型数据集。

### 2.2.1 3D-LUT 算法

假设给定黏膜组织光学参数的分布为  $\mathbf{p} = [\mu_a, \mu'_s, \gamma]^T$ , 通过基于 GK 相函数的 MC 模拟, 正向求解探测点的边界光流量  $\Gamma(\mathbf{p})$ 。通过迭代更新正向模型中的光学参数, 使得在光传输模型下模拟结果  $\Gamma(\mathbf{p})$  与实际测量结果  $\mathbf{I}_m$  之间的平方和误差达到最小, 此时的光学参数  $\mathbf{p}$  即为待求光学参数。目标函数  $F(\mathbf{p})$  可表示为:  $F(\mathbf{p}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{I}_m - \Gamma(\mathbf{p})\|_2$ 。本研究中 3D-LUT 采用 Matlab 非线性最小二乘优化工具箱中的信赖域反射法进行优化, 通过优化和样条插值控制模型对光学参数进行细化估计。

### 2.2.2 BP 神经网络

本研究采用 BP 神经网络对模型集进行训练, 该网络采用误差反向传播算法进行学习, 数据从输入层经隐含层逐层向后传播, 输出层结果与目标结果不符, 两者之间的误差反向传播, 以修正各节点权值。循环这个过程, 直到输出误差减小到可接受范围内, 或达到目标学习次数为止。

本文 BPNN 模型结构设定为一个输入层、两个隐藏层和一个输出层。隐藏层节点数分别为 20 和 30 个。输入为 5 个源-探距离的亚扩散域漫反射率数据, 并采用最大最小归一化方法进行归一化处理; 输出为三个光学参数  $\mu_a$ 、 $\mu'_s$  和  $\gamma$ 。选择 Levenberg-Marquardt 的 BP 算法训练函数 trainlm 来更新权重和偏差值。隐藏层选择正切 S 型 tansig 激活函数作为节点传递函数来训练这些网络模型; 输出层激活函数为线性传递函数 purelin。迭代次数为 200 次, 学习率为 0.01, 目标值为  $1 \times 10^{-5}$ 。将模型数据集作为训练集进行训练, 训练成功的神经网络模型用来预测所需要的光学参数, 训练示意图如图 2 所示, 其中  $R_{i, \text{SDS}_j}$  表示第  $i$  个样本、第  $j$  个源探距离的漫反射率,  $i=1, 2, \dots, N, j=1, 2, \dots, 5, \mu_{a_i}$  表示第  $i$  个样本对应的吸收系数,  $\mu'_{s_i}$  表示第  $i$  个样本对应的约化散射系数,  $\gamma_i$  表示第  $i$  个样本的二阶散射定向因子。

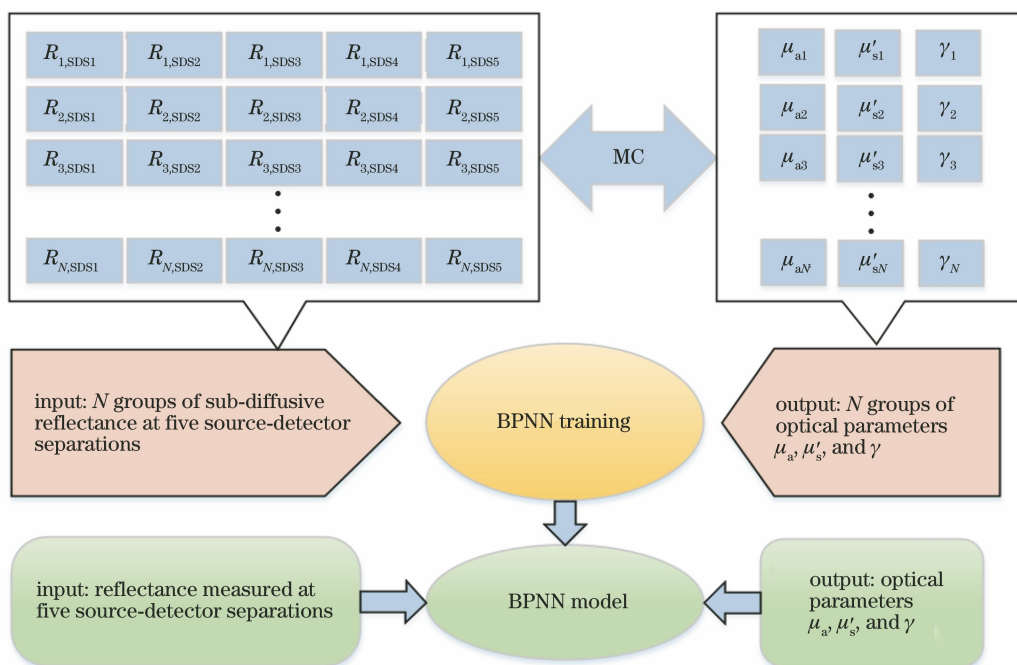


图 2 BPNN 模型的训练示意图

Fig. 2 Training diagram of BPNN model

本文采用均方根误差 (RMSE, 其值用  $E_{\text{RMSE}}$  表示) 和相对均方根误差 (rRMSE, 其值用  $E_{\text{rRMSE}}$  表示) 评估所得的预测值与真实值之间的差异。  $E_{\text{RMSE}} = [1/n \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2]^{1/2}$ ,  $E_{\text{rRMSE}} = \{1/n \sum_{i=1}^n [(\hat{y}_i - y_i)/y_i]^2\}^{1/2}$ , 其中,  $n$  代表数据个数,  $y_i$  代表光学参数真实值,  $\hat{y}_i$  代表  $y_i$  的预测值。

### 3 分析与讨论

#### 3.1 数值模拟

将模型数据集 3800 组样本作为训练集, 为了独立评估逆模型, 建立测试集, 取  $1 \sim 9 \text{ cm}^{-1}$  内  $\mu_a$  (9 个值),  $5 \sim 41 \text{ cm}^{-1}$  内  $\mu'_s$  (10 个值),  $1.75 \sim 1.95$  内  $\gamma$  (5 个值), 共 450 组样本。本文对无噪声 (0 dB) 以及添加 30 dB 和 20 dB 噪声三种情况下的模拟数据进行了研究, 其中噪声按照光强的平方根与信噪比 (SNR) 成正比的原则添加。

图 3 显示了模拟数据在无噪声情况下 3D-LUT

和 BPNN 方法获取的  $\mu_a$ 、 $\mu'_s$  和  $\gamma$ , 其中横坐标表示光学参数的真实值, 纵坐标表示预测值。可以看出, 三种光学参数在不同的取值下, BPNN 方法的预测值与真实值呈现了较好的一致性, 而 3D-LUT 方法表现出个别点的预测值与真实值存在较大的误差。表 1 定量评估了不同噪声水平下, 分别采用 3D-LUT 和 BPNN 两种方法反构的  $\mu_a$ 、 $\mu'_s$  和  $\gamma$  的 RMSE 和 rRMSE。结果表明, 在无噪声数据情况下, 基于 3D-LUT 和 BPNN 方法获取的  $\mu_a$ 、 $\mu'_s$  和  $\gamma$  的 RMSE 均在 0.15 以内, rRMSE 均在 3% 以内。对于有噪数据, 随着噪声的增大, 两种方法反构的光学参数误差也增大。同时也可以发现, 3D-LUT 反构的  $\mu_a$ 、 $\mu'_s$  和  $\gamma$  的 RMSE 和 rRMSE 均为 BPNN 的 2~3 倍。因此, 与 3D-LUT 方法相比, BPNN 可以更为准确地预测  $\mu_a$ 、 $\mu'_s$  和  $\gamma$ , 且具有更好的抗噪声能力。另外, 两种方法均显示, 由于  $\mu_a$  相较于  $\mu'_s$  和  $\gamma$  的值较小, 因此其相应的 rRMSE 误差更大。

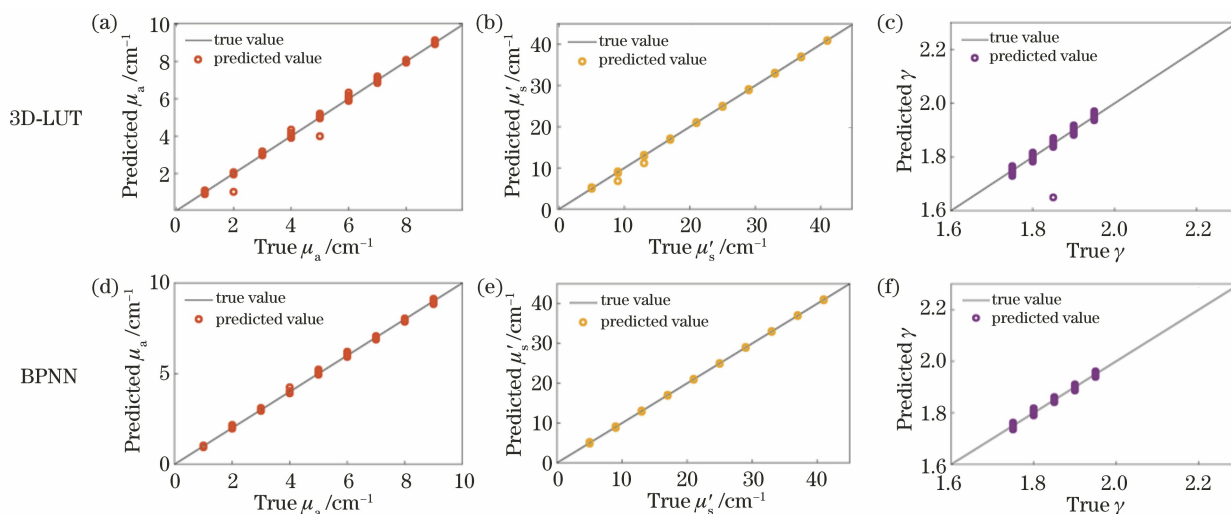


图 3 模拟得到的光学参数反构结果。(a)(d)  $\mu_a$ ; (b)(e)  $\mu'_s$ ; (c)(f)  $\gamma$

Fig. 3 Retrieved results of optical parameters obtained by simulation. (a)(d)  $\mu_a$ ; (b)(e)  $\mu'_s$ ; (c)(f)  $\gamma$

表 1 分别添加 0 dB, 20 dB, 30 dB 噪声后采用 3D-LUT 和 BPNN 方法反构光学参数的 RMSE 和 rRMSE

Table 1 RMSE and rRMSE of optical parameters retrieved by 3D-LUT and BPNN for noise of 0 dB, 20 dB, and 30 dB

Noise /dB	Inverse model	RMSE of $\mu_a$	RMSE of $\mu'_s$	RMSE of $\gamma$	rRMSE of $\mu_a/\%$	rRMSE of $\mu'_s/\%$	rRMSE of $\gamma/\%$
0	3D-LUT	0.0800	0.1462	0.0152	2.7909	1.4944	0.8201
	BPNN	0.0382	0.0553	0.0051	1.0914	0.7220	0.2757
30	3D-LUT	0.0870	0.1481	0.0152	2.8355	1.5643	0.8248
	BPNN	0.0439	0.0516	0.0050	1.1510	0.6589	0.2689
20	3D-LUT	0.1521	0.1809	0.0173	3.2527	2.1773	0.9362
	BPNN	0.0918	0.0737	0.0067	1.6031	1.0252	0.3645

此外, 本文还比较了 3D-LUT 和 BPNN 算法的计算时间, 所用处理器为 Intel Core i5-8400 6 核 (6

线程)。BPNN 算法针对每个样本的平均计算时间约为 0.05 s, 3D-LUT 针对每个样本的平均计算时

间约为 0.45 s,多次大量样本模拟发现 BPNN 的计算速度比 3D-LUT 快 1~2 个数量级,因此 BPNN 反构光学参数的准确性更高且计算速度快。

### 3.2 仿体实验

为进一步评估所提方法的可行性和有效性,本研究采用实验室搭建的基于锁相检测技术的多波长-多源探距离空间分辨漫反射测量系统开展了仿体实验,系统结构见图4。仿体实验中的源光纤、探

测光纤距离与数值模拟相同,主要测量过程可描述为:4个波长(520, 650, 785, 830 nm)的激光二极管(LD)发出的光,经方波信号发生器的调制后,通过源光纤照射待测样品,从5个探测光纤出射,并由5个探测器检测漫反射光强。系统通过数据采集卡实现数据采集,并将数据传输到计算机,由计算机软件实现数字解调和测量状态控制。

实验仿体由印度墨水和聚苯乙烯微球组成(微球直径分别为 0.5  $\mu\text{m}$  和 0.9  $\mu\text{m}$ ),分别模拟黏膜组织的吸收和散射。其中,  $\mu_a$  通过朗伯-比尔定律求解得到,  $\mu'_s$  和  $\gamma$  根据 Mie 理论计算得到。本研究分别进行了 7 组仿体实验,其 785 nm 下的光学参数见表 2。将两组纯散射的仿体(1 号和 2 号)作为参考仿体,分别将实验值和模拟值归一化到匹配的参考仿体的实验值和模拟值。3D-LUT 和 BPNN 方法的光学参数反构结果见图 5 和表 3。

表 2 仿体光学参数设置

Table 2 Optical parameters of turbid phantoms

Experimental No.	$\mu_a/\text{cm}^{-1}$	$\mu'_s/\text{cm}^{-1}$	$\gamma$
1	0	7.0	2.251
2	0	13.3	2.251
3	1.1	7.0	2.251
4	1.6	8.9	2.011
5	1.6	13.3	2.251
6	1.6	17.8	2.011
7	2.1	13.3	2.251

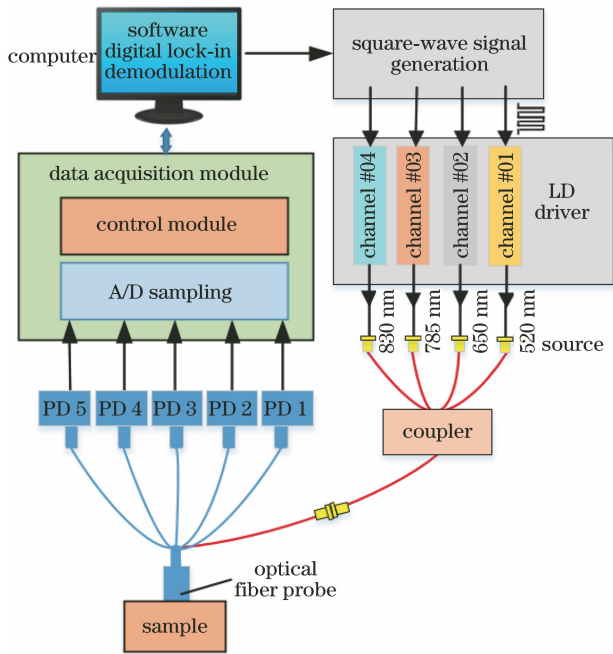


图 4 测量系统结构框图

Fig. 4 Schematic of measurement system

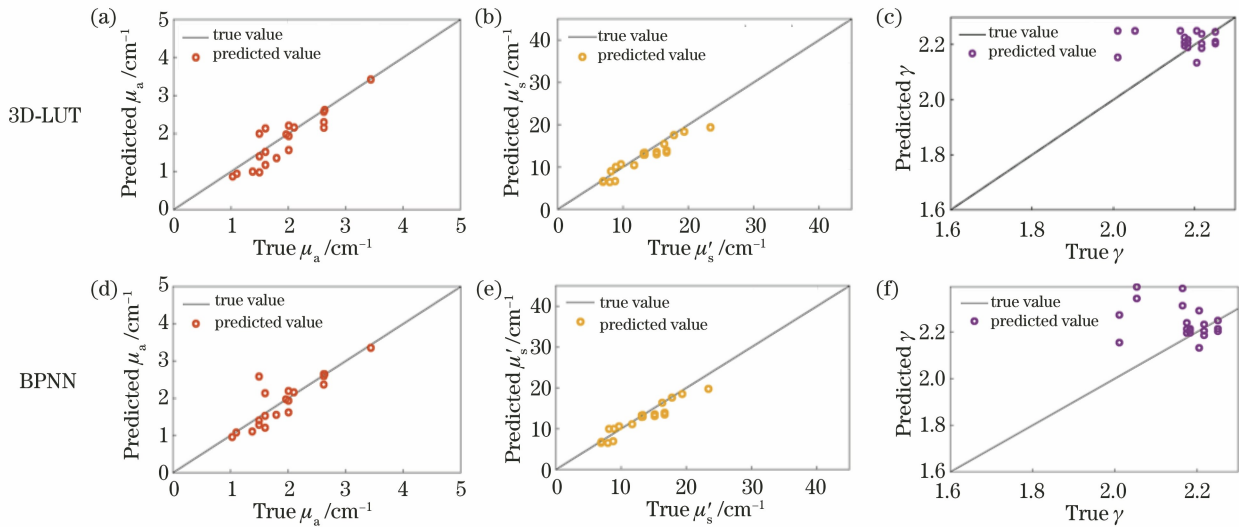


图 5 仿体实验得到的光学参数反构结果。(a)(d)  $\mu_a$ ; (b)(e)  $\mu'_s$ ; (c)(f)  $\gamma$

Fig. 5 Retrieved results of optical parameters obtained by phantom experiment. (a)(d)  $\mu_a$ ; (b)(e)  $\mu'_s$ ; (c)(f)  $\gamma$

表 3 采用 3D-LUT 和 BPNN 方法反构光学参数的 RMSE 和 rRMSE

Table 3 RMSE and rRMSE of retrieved optical parameters obtained by 3D-LUT and BPNN

Inverse model	RMSE of $\mu_a$	RMSE of $\mu'_s$	RMSE of $\gamma$	rRMSE of $\mu_a/\%$	rRMSE of $\mu'_s/\%$	rRMSE of $\gamma/\%$
3D-LUT	0.3116	1.6497	0.0969	18.7491	11.8015	4.7094
BPNN	0.3227	1.5787	0.1387	20.5682	11.7490	6.6988

由图 5 可以看到,在两种方法下反构的  $\mu_a$  和  $\mu'_s$  值多数与实际值接近,但从图 5(c)和(f)中可以发现  $\gamma=2$  附近的预测值误差较大,其主要原因是测量仿体与参考仿体中聚苯乙烯微球的粒径大小不一致会引起  $\gamma$  产生较大误差。本实验中 4 号和 6 号仿体与参考仿体的粒径大小不同,因此导致其反构的  $\gamma$  偏差会有所增大。后续通过优化仿体校正方案,如采用匹配校正仿体的方法,可以有效减小  $\gamma$  值的预测误差。由结果可以看出,3D-LUT 和 BPNN 两种方法的 RMSE 和 rRMSE 相近,由于受实验系统噪声的影响,以及仿体配置和仿体测量校正过程中存在不可避免的误差,因此该结果与模拟结果存在一定差异。还可以看到,两种方法中  $\mu'_s$  相对于  $\mu_a$  和  $\gamma$  的 RMSE 较大,其主要是因为模型数据集是基于 GK 相函数建立的,而所测仿体的  $\mu'_s$  和  $\gamma$  真实值是根据 Mie 散射相函数计算得到的。由于 GK 相函数无法用  $\gamma$  所包含的前两阶 Legendre 矩来解释 Mie 散射,因此反构的组织光学特性的准确度可能与模拟结果有所不同。此外,从 rRMSE 可以看到,两种方法中  $\mu_a$  的预测值与真实值之间的误差明显大于  $\mu'_s$  和  $\gamma$ ,其可能是因为所测仿体  $\mu_a$  均小于  $3\text{ cm}^{-1}$ ,即  $\mu_a$  相比于  $\mu'_s$  和  $\gamma$  要小得多,其相应的 rRMSE 也较大。

## 4 结 论

针对黏膜组织亚扩散层光学特性,面向实际应用提出基于光纤几何和 GK 相函数的 MC 模拟,建立了正向数值模型,并进一步采用了 3D-LUT 和 BPNN 两种方法反构了可反应黏膜组织特性的吸收系数  $\mu_a$ 、约化散射系数  $\mu'_s$  和二阶散射定向因子  $\gamma$  三个光学参数。数值模拟结果表明,在无噪声模拟数据下两种方法得到的  $\mu_a$ 、 $\mu'_s$  和  $\gamma$  的预测值与真实值的均方根误差在 0.15 以内,相对均方根误差均在 3% 以内,且相比于 3D-LUT 方法,BPNN 方法的反构准确性更高且计算速度更快。在噪声模拟数据下,BPNN 方法显示了更好的抗噪声能力。仿体实验表明,在实验系统噪声影响、仿体测量校正存在不可避免的误差以及仿体光学参数计算模型与数值模

拟模型无法一致等情况下,两种方法仍可有效地同时反构三个光学参数,从而证明了本研究提方法的可行性和有效性,及其在黏膜组织病变识别方面的应用潜力。今后,将进一步增加仿体实验,优化仿体校正方案,并逐步开展在体实验。

## 参 考 文 献

- [1] Mirabal Y N, Chang S K, Atkinson E N, et al. Reflectance spectroscopy for *in vivo* detection of cervical precancer[J]. *Journal of Biomedical Optics*, 2015, 7 (4): 587-594.
- [2] Chang V T C, Cartwright P S, Bean S M, et al. Quantitative physiology of the precancerous cervix *in vivo* through optical spectroscopy [J]. *Neoplasia*, 2009, 11(4): 325-332.
- [3] Radosevich A J, Eshein A, Nguyen T Q, et al. Subdiffusion reflectance spectroscopy to measure tissue ultrastructure and microvasculature: model and inverse algorithm[J]. *Journal of Biomedical Optics*, 2015, 20 (9): 097002.
- [4] Calabro K W, Bigio I J. Influence of the phase function in generalized diffuse reflectance models: review of current formalisms and novel observations [J]. *Journal of Biomedical Optics*, 2014, 19 (7): 075005.
- [5] Nichols B S, Rajaram N, Tunnell J W. Performance of a lookup table-based approach for measuring tissue optical properties with diffuse optical spectroscopy [J]. *Journal of Biomedical Optics*, 2012, 17 (5): 057001.
- [6] Pfefer T J, Matchette L S, Bennett C L, et al. Reflectance-based determination of optical properties in highly attenuating tissue[J]. *Journal of Biomedical Optics*, 2003, 8 (2): 206-215.
- [7] Greening G J, James H M, Dierks M K, et al. Towards monitoring dysplastic progression in the oral cavity using a hybrid fiber-bundle imaging and spectroscopy probe[J]. *Scientific Reports*, 2016, 6: 26734.
- [8] Li W Y, Wang X, Liu Y. Scattering parameter  $\gamma$  related to tissue microstructure and measuring method [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(18): 181701.



- 李文艳, 王兴, 刘迎. 与组织微观结构相关的散射参数  $\gamma$  及其测量方法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(18): 181701.
- [9] Thueller P, Charvet I, Bevilacqua F P, et al. *In vivo* endoscopic tissue diagnostics based on spectroscopic absorption, scattering, and phase function properties [J]. Journal of Biomedical Optics, 2003, 8 (3): 495-503.
- [10] Naglič P, Pernuš F, Likar B, et al. Estimation of optical properties by spatially resolved reflectance spectroscopy in the subdiffusive regime [J]. Journal of Biomedical Optics, 2016, 21(9): 095003.
- [11] Gökkan M O, Engin M. Artificial neural networks based estimation of optical parameters by diffuse reflectance imaging under *in vitro* conditions [J]. Journal of Innovative Optical Health Sciences, 2017, 10(1): 1650027.
- [12] Chen Y W, Tseng S H. Efficient construction of robust artificial neural networks for accurate determination of superficial sample optical properties [J]. Biomedical Optics Express, 2015, 6 (3): 747-760.
- [13] Alerstam E, Svensson T, Andersson-Engels S. CUDAMCML user manual and implementation notes [CP/OL]. Sweden: Lund University, (2009-07-06) [2018-10-01]. <http://www.atomic.physics.lth.se/biophotonics/research/monte-carlo-simulations/gpu-monte-carlo/?L=2>.
- [14] Kienle A, Forster F K, Hibst R. Influence of the phase function on determination of the optical properties of biological tissue by spatially resolved reflectance [J]. Optics Letters, 2001, 26(20): 1571-1573.
- [15] Calabro K W, Cassarly W. Modeling scattering in turbid media using the Gegenbauer phase function [J]. Proceedings of SPIE, 2015, 9333: 93330F.
- [16] Yaroslavsky A N, Yaroslavsky I V, Goldbach T, et al. Influence of the scattering phase function approximation on the optical properties of blood determined from the integrating sphere measurements [J]. Journal of Biomedical Optics, 1999, 4 (1): 47-53.
- [17] Chamot S, Migacheva E, Seydoux O, et al. Physical interpretation of the phase function related parameter  $\gamma$  studied with a fractal distribution of spherical scatterers [J]. Optics Express, 2010, 18 (23): 23664-23675.
- [18] Kanick S C, Krishnaswamy V, Gamm U A, et al. Scattering phase function spectrum makes reflectance spectrum measured from intralipid phantoms and tissue sensitive to the device detection geometry [J]. Biomedical Optics Express, 2012, 3(5): 1086-1100.