

基于 OCT 成像信号振幅差分概率密度分布的图像散斑噪声抑制方法

谢晨霞, 高万荣*, 张越

南京理工大学电子工程与光电技术学院, 江苏 南京 210094

摘要 利用随机相矢量和模型, 描述了光学相干层析术(OCT)结构信号的强度概率密度分布, 推导出振幅差分信号的概率密度分布, 从理论上确定了差分图像的动态与静态区域的阈值模型。利用一套可对人体皮肤的微血管进行扫描成像的扫频光学相干层析系统, 通过阈值模型生成二值化图像, 将实验室已有的基于体数据的互相关图像与二值化图像相结合。结果表明该模型有助于减小图像的散斑噪声, 从而获得更清晰的结构信息。

关键词 医用光学; 生物医学成像; 扫频光学相干层析术; 统计光学; 互相关图像; 信噪比

中图分类号 TN247

文献标志码 A

doi: 10.3788/CJL202047.1207004

Image Speckle Noise Suppression Method Based on Amplitude Difference Probability Density Distribution of OCT Imaging Signal

Xie Chenxia, Gao Wanrong*, Zhang Yue

School of Electronic Engineering and Optoelectronic Technique, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China

Abstract In this work, using the model of random phasor sums, the intensity probability density distribution of the signal of an optical coherence tomography (OCT) structure is described, the probability density distribution of the amplitude difference signal is derived, and the threshold model of the dynamic and static regions of the difference image is theoretically determined. A set of swept source optical coherence tomography systems that can scan and image the microvascular of the human skin is used to generate binarized images through a threshold model, combining the existing cross-correlation images based on volume data and binarized images in the laboratory. Results show that the proposed model can reduce the speckle noise and obtain clear structural information.

Key words medical optics; biomedical imaging; swept source optical coherence tomography; statistical optics; cross-correlation image; signal-to-noise ratio

OCIS codes 170.0110; 170.3880; 170.4500

1 引 言

光学相干层析术(OCT)近年来发展迅速, 相较于超声波(ultrasound)^[1]、计算机断层扫描技术(CT)^[2]、核磁共振(MRI)^[3]等成像技术, 它是一种高分辨率、非侵入、无标记的光学成像技术。OCT的历史最早可追溯到光学相干域反射测量技术(OCDR)^[4], 该技术使用宽光源, 利用样品反射光与参考光的干涉, 得到样品内部的结构图; 1991 年美

国麻省理工学院的 Huang 等^[5]首次提出 OCT 的概念, 利用迈克耳孙干涉仪的结构原理, 成功实现了人眼视网膜和冠状动脉壁的结构成像; 1993 年 Swanson 等^[6]成功实现了人眼视网膜的活体成像; 此后 OCT 开始正式应用到眼科疾病的诊断, 随着成像技术的发展, OCT 已广泛运用到人体的高散射性组织(如皮肤^[7-8]、牙齿^[9])、中等散射性组织(如呼吸道^[10]、肠胃^[11])等的活体组织成像。

除结构图像之外, 血管分布图像、血流速度等在

收稿日期: 2020-05-25; 修回日期: 2020-07-14; 录用日期: 2020-07-23

基金项目: 国家自然科学基金(61275198, 60978069)、国家重点研发计划“重大科学仪器设备开发”重点专项(2017YFF0107100)

* E-mail: wgao@njust.edu.cn

临床诊断中也具有重要的医学意义,例如肿瘤分布区域相较于正常区域,血管分布更密集、无规则;血管瘤等疾病会引起血管畸变;皮肤表面的伤口会引起血管的创伤。仅样品的结构图像不能满足医学诊断的要求,据此,研究人员提出了血管造影术(OCTA)等功能性的 OCT, OCT 信号包括了强度和相位信息,根据使用信息不同, OCTA 大致分为基于强度的 OCTA、基于相位的 OCTA 以及基于强度和相位的 OCTA 这三类,比较典型的有以下几种。

1997 年, Chen 等^[12]首先提出了基于多普勒效应的血流成像(DOCT),根据多普勒效应,当入射光照射在活体样品上,血红细胞在入射光传播方向不断运动,在产生的后向散射光中引入多普勒频移,通过测量多普勒频移可重构血流图像并计算血流速度;2000 年, Zhao 等^[13]提出了基于相位分辨的 DOCT (PRDOCT),相较于 DOCT,其处理数据时间更短,分辨率更高。2008 年加拿大的 Mariampillai 等^[14]提出了散斑方差 OCT(SVOCT),给定空间窗口 N ,利用 N 帧 B 扫图像计算窗口内的方差,得到二维的血流图像;2010 年,该小组又提出了计算时间窗口的方差,在同一位置处多次进行 B 扫,并计算方差^[15]。类似的基于强度的算法还有 2011 年 Enfield 等^[16]提出的

基于强度互相关的血流成像方法(cmOCT),利用相邻的 B 扫图像计算其强度互相关系数,得到互相关图像,并提取血流信息。

本课题组使用的血流成像技术是基于 cmOCT 的技术。一般来说, cmOCT 选取的窗口越大,则信噪比越高,图像分辨率越低。为解决该问题,实验室提出 cube-cmOCT^[17],用立方体窗口来代替原本的平面窗口。为进一步提高图像质量、降低散斑噪声的影响、获取更细节的信息,本文搭建了一套扫频光学相干层析(SSOCT)系统,利用随机相矢量和模型,首先推导了同一位置两幅 B 扫图像相减后的差分图像所满足的概率密度分布公式,在此基础上确定了区分动态、静态区域的阈值模型,生成二值化结构图像,最后通过实验证明,该模型与 cube-cmOCT 相结合可减小散斑噪声,提高信噪比,获取更多的血流信息。

2 原 理

2.1 SSOCT 系统原理图

图 1 所示为 SSOCT 系统的原理图。图 1(a)为系统的光路图,扫频光源经过耦合器后分成参考光和测量光,参考光经过准直透镜被平面反射镜反射,

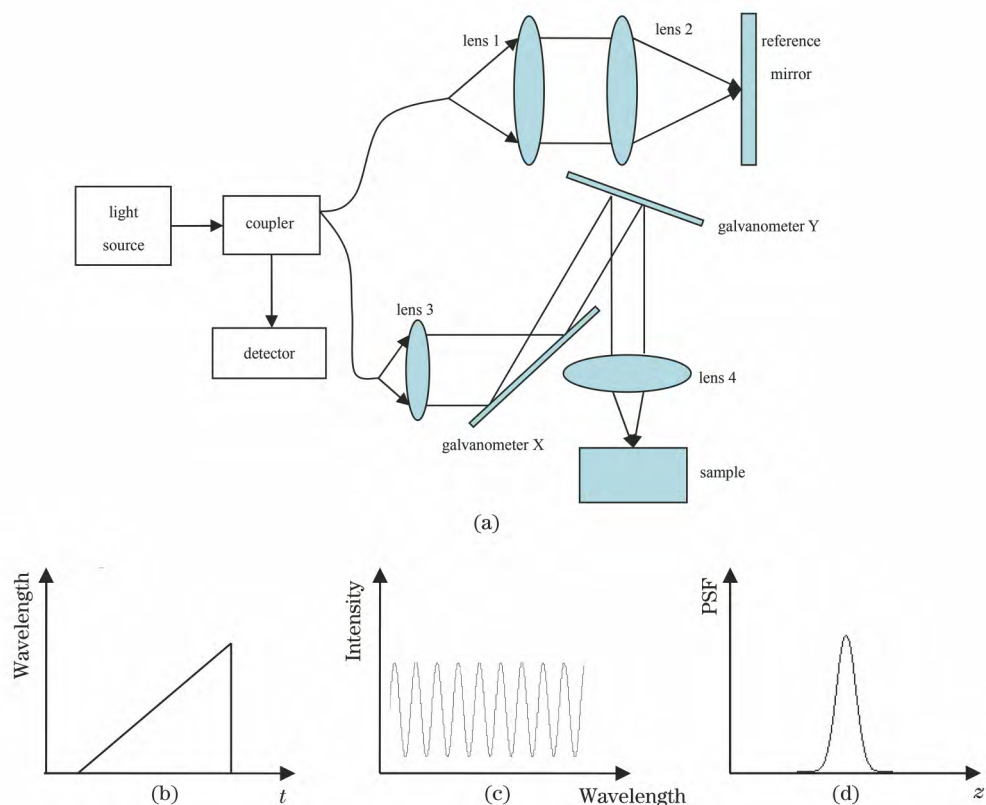


图 1 SSOCT 原理图。(a) 系统结构;(b) 波长变化;(c) 干涉信号;(d) 点扩展函数

Fig. 1 Schematic of SSOCT. (a) Structure of system; (b) change in wavelength; (c) interference signal; (d) point spread function

测量光经样品后形成后向散射光,两者在耦合器处相遇并形成干涉信号,对信号进行傅里叶变换等处理以获取不同深度的结构信息。SSOCT 的特点是扫频光源的波长随时间 t 呈周期性变化。图 1(b)所示为一个周期的波长变化,使用平衡探测器探测干涉信号,波长每变化一个周期,即完成一次 A 扫。图 1(c)为在一个周期内的波长变化对应的干涉信号,对该信号进行傅里叶变换得到对应的点扩展函数[PSF,图 1(d)],重构该位置不同深度的结构图像,再通过样品臂 X 振镜和 Y 振镜的扫描,改变测量光在样品的聚焦位置,并重构样品的三维结构信息。

图 2 所示为 SSOCT 系统示意图,该系统主要由扫频光源、干涉仪、样品扫描、数据采集等部分组

成,其中扫频光源(Axsun Technologies,美国)的扫描频率为 50 kHz,中心波长为 1310 nm,半峰全宽为 106 nm,系统的轴向分辨率为 $10\text{ }\mu\text{m}$,横向分辨率为 $11.3\text{ }\mu\text{m}$ 。光源经环流器流出,通过 50:50 的耦合器分别进入参考臂和样品臂,偏振控制器可使两束光的偏振态相匹配。通过两互相垂直的振镜扫描实现对样品臂横向位置的扫描,振镜扫描的驱动信号由函数发生器卡(PCI-6733, National Instruments)给出。反射回的参考光和样品产生的后向散射光在耦合器中干涉,由平衡探测器(PDB481C-AC, Thorlabs)探测,通过数据采集卡(ATS9350, Alazartech)采集信息,并进行后续处理,本系统对 $5\text{ mm}\times 5\text{ mm}\times 1.5\text{ mm}$ 大小的体数据进行采集和成像的时间约为 45 s。

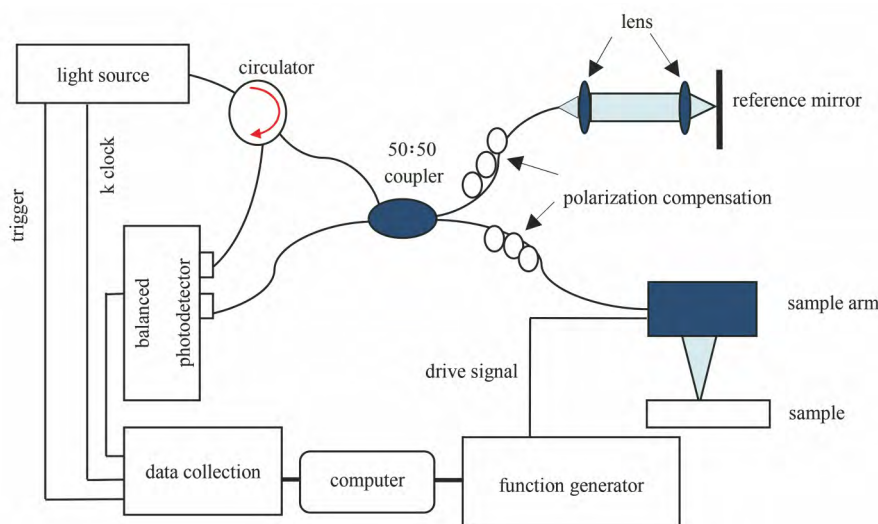


图 2 SSOCT 系统示意图

Fig. 2 Diagram of SSOCT system

2.2 基于体数据的互相关成像技术

对于理想的 OCT 成像系统而言,光源入射到样品区,产生后向散射光。由于血流运动,动态区域(即有血流信息的区域)产生的后向散射光是随机变化的,而静态区域(即没有血流信息的区域)产生的

后向散射光是固定不变的,因此同一位置处产生两幅 B 扫图像,动态区域之间的相关性与静态区域相比有明显差别,通过计算两幅图像的互相关系数可提取血流信号。互相关图像可表示为^[16]

$$\text{cmOCT}(x, y) = \sum_{p=0}^M \sum_{q=0}^N \frac{[I_A(x+p, y+q) - \bar{I}_A(x, y)][I_B(x+p, y+q) - \bar{I}_B(x, y)]}{\sqrt{[I_A(x+p, y+q) - \bar{I}_A(x, y)]^2 + [I_B(x+p, y+q) - \bar{I}_B(x, y)]^2}}, \quad (1)$$

式中: M 、 N 分别表示互相关窗口的大小; p 、 q 表示像素数; (x, y) 表示图像位置; I_A 、 I_B 分别表示两幅 B 扫图像; $\bar{I}_A$ 、 $\bar{I}_B$ 分别表示相关窗口内数据的平均值。互相关系数的取值范围是 $-1 \sim 1$, -1 表示强去相关, 1 表示强相关, 0 表示不相关。

由图 3 可以看出, A 扫沿深度方向(z 方向), x 为快扫方向, y 为慢扫方向。传统 cmOCT 在 xz 平面上选取窗口(同理也可在 yz 平面上选取窗口)用于计算互相关图像。窗口越大, 计算某一位置的互相关系数时使用的数据越多, 从而减小了噪声对结

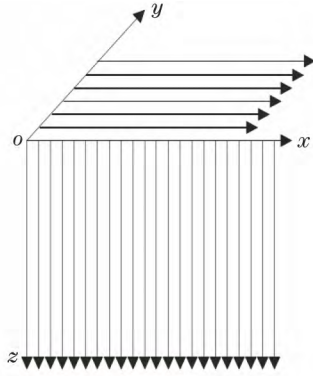


图 3 光束扫描示意图

Fig. 3 Schematic of beam scanning

果的影响,提高了信噪比;但计算中使用的数据越多,处理时间越长,越容易丢失小血管信息,导致图像模糊,从而降低了图像的分辨率。要解决两者的矛盾,需要在窗口尽量小的基础上获取更多的数据。获取多幅 B 扫图像并选取 xz 平面内 3×3 大小的窗口计算互相关系数,并选取 $3 \times 3 \times 3$ 的立体窗口计算互相关系数,再将两次计算得到的互相关系数进行比较。基于 $3 \times 3 \times 3$ 的立体窗口的计算增加了计算的数据量,且没有增加 xz 截面的窗口大小,能有效解决分辨率与信噪比之间的矛盾。

实验室提出了基于体数据的 cmOCT 并利用立体窗口代替二维窗口的计算方法,得到的图像可表示为^[17]

$$\text{cube-cmOCT}(x, y, z) = \frac{\sum_{p=0}^K \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N [I(x+p, y+i, z+j) - \overline{I(x, y, z)}][I(x+p, y+i+1, z+j) - \overline{I(x, y+1, z)}]}{\sqrt{\sum_{p=0}^K \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N [I(x+p, y+i, z+j) - \overline{I(x, y, z)}]^2} \sqrt{\sum_{p=0}^K \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N [I(x+p, y+i+1, z+j) - \overline{I(x, y+1, z)}]^2}}, \quad (2)$$

式中: K 、 M 、 N 分别为立体窗口的各个维度的尺寸; $\overline{I(x, y, z)}$ 为相关窗口内数据的平均值。将立体窗口在结构图像内移动,计算相应位置的互相关系数。利用立体窗口计算互相关图像,在不增加窗口大小的基础上,增加了计算的数据量,从而解决了分辨率和信噪比之间的矛盾。

实际上,OCT 系统扫描所得的结构图像存在背景噪声,相邻 B 扫之间的背景噪声也存在弱相关性,使得静态区域的强度呈随机性变化。基于同一位置的多幅 B 扫图像计算互相关系数,因静态区域也存在弱相关,抑制该噪声的办法是:在结构图像中设置阈值,将形成的二值化图像作为掩模,提取结构信息;将互相关图像与二值化图像相叠加,以去除静态区域的噪声,提取动态区域的血流信息^[18]。

2.3 阈值模型

对于某一给定位置处的复值信号 $\hat{A}(x, y, z)$, 包括了强度信息 A 和相位信息 θ , 样品不同位置处的后向散射光与参考光相干, 相干光之间叠加形成了最终的结果, 因此给定位置处的复值信号可看作多个复值信号的叠加, 可表示为

$$\hat{A}(x, y, z) = A_{d/s} \exp(j\theta_{d/s}) = \sum a_{d/s} \exp(j\varphi_{d/s}) = r_{d/s} + j \cdot i_{d/s}, \quad (3)$$

式中:下标 d 表示动态区域,下标 s 表示静态区域; a 和 φ 分别表示其中某一复值信号的强度和相位; r 和 i 分别表示信号的实部和虚部的值。

文献[19]中详细描述了复值信号的实部与虚部的联合概率密度分布函数(PDF)。一般来说,动态区域的信号主要由血红细胞等物质的流动引起,因此动态区域所反映的信号随时间呈随机变化,其复值信号 $\hat{A}(x, y, z)$ 是一个圆复高斯随机变量, r_d 和 i_d 的联合 PDF 可表示为

$$f(r_d, i_d) = \frac{1}{2\pi v_d^2} \exp\left(-\frac{r_d^2 + i_d^2}{2v_d^2}\right), \quad (4)$$

式中: v_d^2 表示动态区域实部和虚部的方差。根据(3)式,信号的实部 $r_d = A_d \cos \theta_d$, 虚部 $i_d = A_d \sin \theta_d$, 因此信号的振幅满足 $A_d^2 = r_d^2 + i_d^2$, 将其代入(4)式,则 A_d 的 PDF 可表示为

$$f(A_d) = \begin{cases} \frac{A_d}{v_d^2} \exp\left(-\frac{A_d^2}{2v_d^2}\right) & A_d \geq 0 \\ 0 & A_d < 0 \end{cases}. \quad (5)$$

(5)式表明,动态区域信号的振幅遵循瑞利分布,且平均值为 $\sqrt{\pi/2} v_d$, 方差为 $(2 - \pi/2) v_d^2$ 。

理想状态下的静态区域扫描所得的干涉图样为一固定值 C , 但实际上由于散斑噪声的影响,静态区

域也呈现弱随机变化,噪声的复值信号可看作多个噪声的复值相叠加,具体表示为

$$\hat{A}_{\text{noise}} = A_{\text{noise}} \exp(j \cdot \theta_{\text{noise}}) = \sum a_{\text{noise}} \exp(j \cdot \varphi_{\text{noise}}) = r_{\text{noise}} + j \cdot i_{\text{noise}}, \quad (6)$$

式中: A_{noise} 为噪声信号幅值; θ_{noise} 为噪声信号相位; a_{noise} 为其中某一噪声信号的幅值; φ_{noise} 为其中某一噪声信号的相位; r_{noise} 为噪声信号实部; i_{noise} 为噪声信号虚部。将(6)式与(3)式相结合,可得静态区域的复值信号为

$$\hat{A}_s = C + \hat{A}_{\text{noise}} = (C + r_{\text{noise}}) + j \cdot i_{\text{noise}}, \quad (7)$$

式中: C 为常数。因此静态区域的实部 r_s 、虚部 i_s 的PDF满足二维高斯分布,可表示为

$$f(r_s, i_s) = \frac{1}{2\pi v_s^2} \exp\left[-\frac{(r_s - C)^2 + i_s^2}{2v_s^2}\right], \quad (8)$$

式中: v_s^2 表示静态区域实部和虚部的方差。

由于噪声的强度远小于 C ,静态区域的振幅可简化为

$$A_s = C + r_{\text{noise}}, \quad (9)$$

因此 A_s 的PDF可表示为

$$f(A_s) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi} v_s} \exp\left[-\frac{(A_s - C)^2}{2v_s^2}\right] & A_s \geq 0 \\ 0 & A_s < 0 \end{cases} = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi} v_s} \exp\left(-\frac{r_{\text{noise}}^2}{2v_s^2}\right) & A_s \geq 0 \\ 0 & A_s < 0 \end{cases}. \quad (10)$$

(10)式表明,静态区域的振幅遵循高斯分布,平均值为 C ,方差为 v_s^2 。

由于静态区域的噪声很小、相关性弱,而动态区域的振幅随时间随机变化、相关性强,对同一位置扫描两次,产生两幅B扫图像,将两幅图像的幅度直接相减,得到振幅差分(AD)图像,该图像可有效提取动态区域的血流信号。该过程可表示为

$$A_{\text{Dd/s}}(n) = A_{\text{d/s}}(n+1) - A_{\text{d/s}}(n), \quad (11)$$

式中: n 表示第 n 幅图像; A 表示图像的振幅,下标D表示差分。

与结构图像一样,对于差分图像的动态区域和静态区域,其振幅也满足一定的概率密度分布,差分图像振幅的PDF $[f(A_{\text{Dd/s}})]$ 与结构图像振幅的PDF $[f(u)]$ 满足

$$f(A_{\text{Dd/s}}) = - \int_{-\infty}^{+\infty} f(u - A_{\text{d/s}}) \cdot f(u) du, \quad (12)$$

式中: u 表示积分过程中的中间变量。

将(5)式和(11)式代入(12)式,可解得动态区域

的PDF为

$$f(A_{\text{Dd}}) = \frac{\sqrt{\pi}}{4v_d} \left(1 - \frac{A_{\text{Dd}}^2}{2v_d^2}\right) \left[1 - \operatorname{erf}\left(\frac{A_{\text{Dd}}}{2v_d}\right)\right] \times \exp\left(-\frac{A_{\text{Dd}}^2}{4v_d^2}\right) + \frac{A_{\text{Dd}}}{4v_d^2} \exp\left(-\frac{A_{\text{Dd}}^2}{2v_d^2}\right), \quad (13)$$

式中: $\operatorname{erf}(x)$ 为高斯误差函数。

(13)式过于复杂,文献[20]中通过MATLAB进行数值拟合,将(13)式近似为

$$f(A_{\text{Dd}}) \approx \frac{1}{\sqrt{2\pi} v_d} \exp\left(-\frac{A_{\text{Dd}}^2}{2v_d^2}\right). \quad (14)$$

振幅差分图像中动态区域的振幅近似满足高斯分布,其平均值为0,方差为 v_d^2 。图4为对(13)、(14)式的数值模拟结果,当 $v_d = 3000, 6000, 9000$ 时,(13)、(14)式的拟合度 R^2 分别为0.98, 0.99, 0.99,证明(13)式是可以用(14)式代替的。

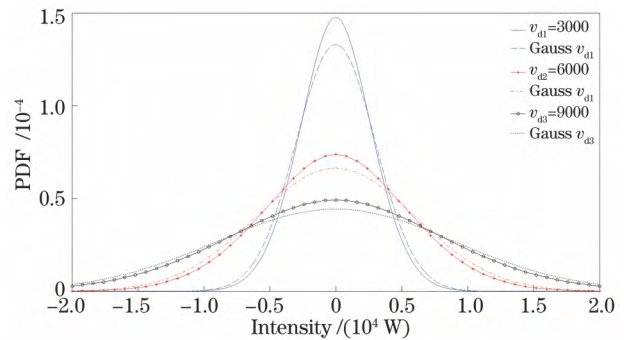


图4 对(13)、(14)式的数值模拟结果

Fig. 4 Results of numerical simulations of Eqs. (13) and (14)

由于差分图像在动态区域的振幅常用非负数表示,振幅的绝对值满足

$$f(|A_{\text{Dd}}|) \approx \frac{1}{\sqrt{2\pi} v_d} \exp\left(-\frac{A_{\text{Dd}}^2}{2v_d^2}\right). \quad (15)$$

(15)式表明,差分图像动态区域的振幅绝对值满足截断高斯分布,平均值为 $v_d/\sqrt{2\pi}$,方差为 $(1 - 2/\pi)v_d^2$ 。

由于静态区域的振幅包括了常数 C 和随机噪声 r_{noise} ,其差分图像满足

$$A_{\text{Ds}} = r_s(n+1) - r_s(n) = r_{\text{noise}}(n+1) - r_{\text{noise}}(n), \quad (16)$$

将(10)、(12)、(16)式相结合,可解得静态区域的PDF为

$$f(A_{\text{Ds}}) = \frac{1}{2v_s\sqrt{\pi}} \exp\left[-\frac{A_{\text{Ds}}^2}{2(\sqrt{2}v_s)^2}\right]. \quad (17)$$

(17)式表明,差分图像静态区域的振幅满足高斯分布,其平均值为0,方差为 $2v_s^2$ 。

和动态区域一样,差分图像在静态区域的振幅一般也为非负数,差分图像的绝对值满足表达式

$$f(|A_{Ds}|) = \frac{1}{2v_s\sqrt{\pi}} \exp\left[-\frac{A_{Ds}^2}{2(\sqrt{2}v_s)^2}\right]. \quad (18)$$

(18)式表明,差分图像在静态区域的振幅绝对值满足截断高斯分布,其平均值为 $2v_s/\sqrt{\pi}$,方差为 $(2-4/\pi)v_s^2$ 。

根据概率密度分布[(15)、(18)式]和差分图像每一点的振幅绝对值可判断该点属于动态区域还是静态区域。图5所示分别为动态区域和静态区域的概率密度分布曲线,假设 $v_d=8000$, $v_s=2000$,由图可得,动态区域和静态区域有一部分振幅值是重合的,如果差分图像中某点的振幅在这部分幅值范围内,则无法确定该点是动态信号还是静态信号。为了减小分类错误的可能性,需要确定一个阈值 T ,振幅大于 T 则属于动态区域,振幅小于 T 则属于静态区域,两条分布曲线的交叉点被认为是最佳阈值的点,满足

$$f(|A_{Dd}|) = f(|A_{Ds}|), \quad (19)$$

将(19)式代入(15)、(18)式,可得阈值 T 的表达式为

$$T = 2v_s v_d \sqrt{\frac{\ln[v_d/(\sqrt{2}v_s)]}{v_d^2 - 2v_s^2}}. \quad (20)$$

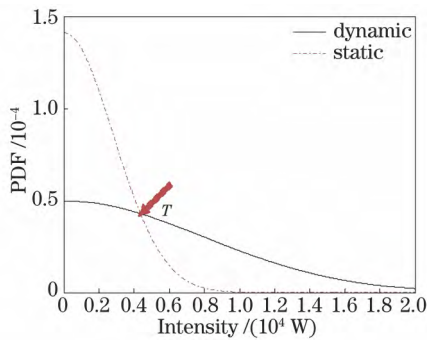


图5 阈值的设立

Fig. 5 Threshold establishment

3 实验结果

本次实验对左手大拇指根部进行了活体扫描,成像范围为 $3\text{ mm} \times 3\text{ mm}$,在同一位置进行4次B扫,每一次B扫包含了1000次A扫,一次完整的扫描包含了400幅B扫图像。

图6所示为左手大拇指根部的成像图,成像范围是图6(a)中标记的位置。如图6(b)所示,人体皮肤主要分成三部分:表皮、真皮和皮下组织。而表皮层从上到下依次为:角质层(SC)、透明层(SL)、颗粒

层(SG)、棘层(SS)和基底层(SB),本文使用的系统最深可成像到真皮层。对得到的干涉信号直接进行处理,得到图6(c)所示的结构图像。图6(d)为利用中值滤波并通过设置结构图像的阈值生成的二值化图像,图6(e)为利用上述阈值模型生成的二值化图像,白色区域是被提取的动态信息。

随着成像深度的增加,光强按指数规律下降,因此需要对该结构图像进行对数变换:

$$I'(x, y) = 20 \cdot \lg[I(x, y)], \quad (21)$$

式中: I 表示B扫结构图像的振幅; (x, y) 表示图像中的某一点的位置; I' 为对数变换后的图像振幅。本文的阈值模型首先需要对两幅图像直接进行差分处理,但是在活体扫描过程中,样品易出现抖动,导致同一位置的多幅B扫图像产生位置移动,直接进行差分容易产生噪声,因此需要对图像进行预处理,利用文献[21]中提出的图像配准和二倍补零技术对同一位置处的B扫图像进行处理,能有效去除由样品抖动引起的位置偏差。为了进一步减小噪声,实验过程中对同一位置处的4幅B扫图像进行了3次差分处理,并对3幅图像进行平均,再进行后续处理。

从图6(d)的下半部分(即动态区域)可以明显看出,被去除的血流信息较多,在圆形区域内,图6(d)的动态区域和静态区域的界限处呈一条直线,而图6(e)的界限有一定的起伏。这说明新的阈值模型能提取到更细节的血流信息,更好地保留图像的边界信息。

利用结构图像计算基于立体窗口的互相关图像,将互相关图像分别与图6(d)、(e)相叠加,得到图7(b)、(c)所示的互相关图像。因表皮不含血管,图7(b)、(c)中没有表皮层的血流信息。拇指根部处血管分布密集,图7中箭头所示为血管信息,对比图7(b)与图7(c)可以看出,图7(c)中的血管信息更加丰富,因此可得出基于该阈值模型能看到更深位置的血管的结论。

利用文献[21]中计算信噪比的方法计算图7(a)、(b)的信噪比,信噪比可表示为

$$R_{\text{SNR}} = 20 \cdot \lg\left(\frac{\bar{I}_{\text{flow}}}{\sigma_{\text{static}}}\right), \quad (22)$$

式中: $\bar{I}_{\text{flow}}$ 为动态区域数据的平均值; σ_{static} 为静态区域的标准差(STD)。在图8(a)、(b)中分别框选同一位置的动态区域和静态区域,计算得到两幅血流图像的信噪比分别为28 dB和32 dB。该结果表明,利用振幅差分图像的概率密度分布设置的阈值能有效提高图像的信噪比。

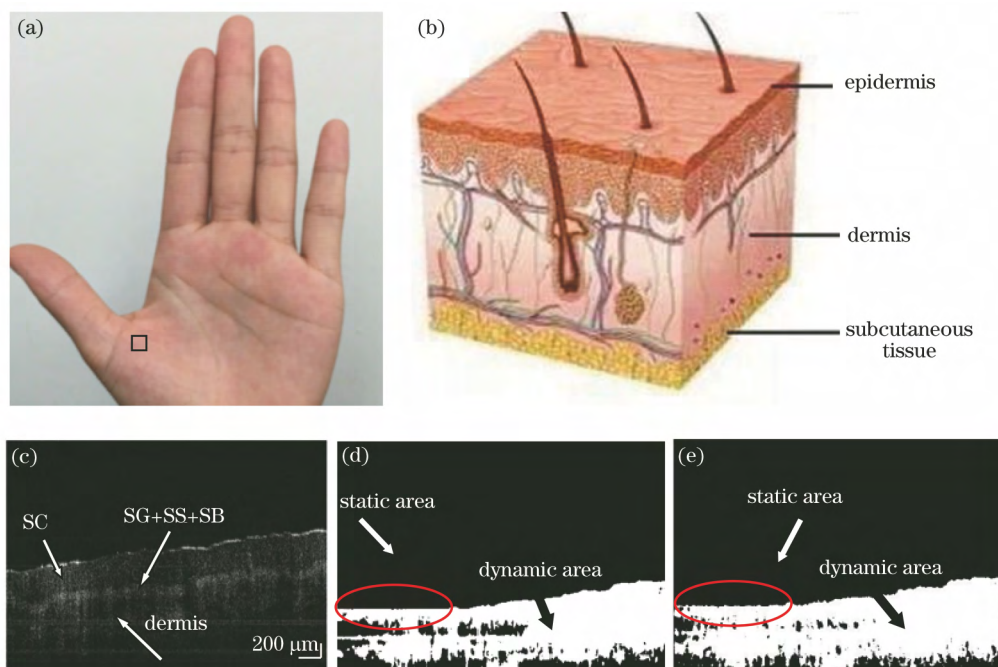


图 6 左手大拇指根部成像图。(a)对左手大拇指根部的黑色标记区域进行成像的结果,成像范围为 $3\text{ mm}\times 3\text{ mm}$; (b)人体皮肤组织示意图; (c)扫描结果经傅里叶变换后的结构图像; (d)利用结构图像生成的二值化图像; (e)利用阈值模型生成的二值化图像

Fig. 6 Images at root of left thumb. (a) Imaging result of black marked area at root of left thumb, and imaging range is $3\text{ mm}\times 3\text{ mm}$; (b) diagram of human skin tissue; (c) structural image after Fourier transform for scanning result; (d) binarized image generated by using structural image; (e) binarized image generated by threshold model

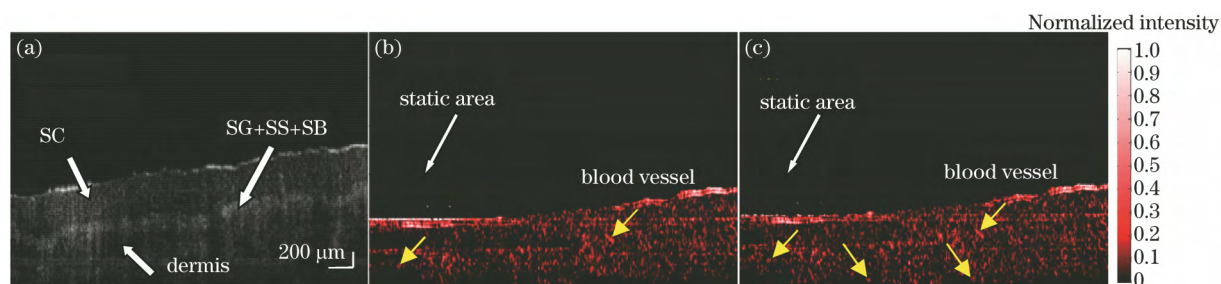


图 7 结构图像与血流图像。(a)结构图像; (b)与图 6(d)叠加之后的血流图像; (c)与图 6(e)叠加之后的血流图像

Fig. 7 Structural image and blood flow images. (a) Structural image; (b) blood flow image superimposed with Fig. 6(d); (c) blood flow image superimposed with Fig. 6(e)

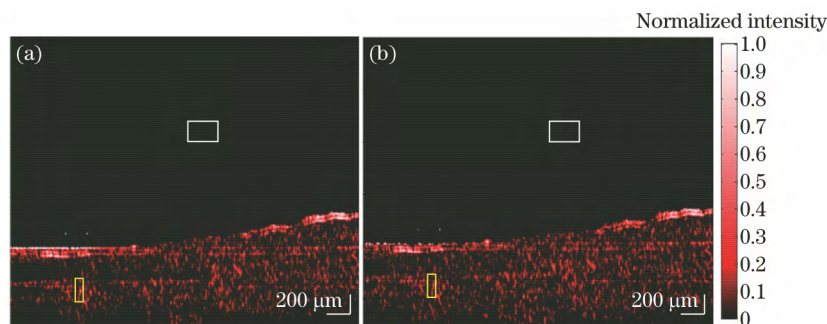


图 8 血流图像中用于计算信噪比的区域。(a)利用结构图像生成的血流图像; (b)利用振幅差分图像生成的血流图像

Fig. 8 Regions of blood flow images used for calculating SNR. (a) Blood flow image generated by using structural image; (b) blood flow image generated by using amplitude difference image

4 分析讨论

值得注意的是,该模型仍有需要改进的地方。首先由图 5 可看出,动态区域和静态区域有部分是重合的,无法确定位于重叠区域的振幅属于动态区域还是静态区域,因此误差是不可避免的。利用分类错误率(CER)来描述这种误差,CER 定义为分布曲线中小于阈值的动态区域面积与大于阈值的静态区域面积之和,可表示为

$$A_{\text{CER}} = \int_0^T f(|A_{\text{Dd}}|) dA_{\text{Dd}} + \int_T^\infty f(|A_{\text{Ds}}|) dA_{\text{Ds}} = 1 + \operatorname{erf} \left[\sqrt{\frac{2}{k^2 - 2}} \ln \left(\frac{k}{\sqrt{2}} \right) \right] - \operatorname{erf} \left[\sqrt{\frac{k^2 \ln k}{k^2 - 1}} \right], \quad (23)$$

式中: $k = v_d/v_s$ 。根据图 6(d)、(e),计算得到的 A_{CER} 分别为 0.381 和 0.257。错误分类必定会在结果中引入噪声点,但是相较于文献[18]中的经验取值(即高于背景值的平均值),该模型所得的二值化图像 CER 明显降低,进一步减小了误差。

该模型成立的前提是同一位置处采集的两幅 B 扫图像互相独立,因此扫描时间 Δt 要足够长, Δt 由系统的 B 扫频率决定,本文使用的系统相邻两次 B 扫的时间间隔 Δt 为 0.02 s,系统横向分辨率为 11.3 μm ,理论上血管流速大于 0.565 mm/s 就能被探测到,但实际上只有毛细血管才能达到这个速度,因受分辨率限制,该速度无法实现。理论上,为探测到更小流速的血管,可降低扫描速度,使两幅 B 扫图像相互独立,但是这也会引入误差。为获取多幅低相干的 B 扫图像,可利用频率复合、角度复合、极化状态多样性等独立血管造影的方法^[22]改变扫描方式^[23]。传统的 SS-OCT 系统利用振镜扫描,快扫方向的驱动信号为锯齿波信号,慢扫方向为步进的锯齿波信号,相邻 B 扫之间间隔固定,如图 9 所示。对于平行于 xz 平面的两平面 A、B 各扫描 3 次,按照图 9 所标序号进行交叉扫描,可获取不同的 B 扫时间间隔。

本文主要讨论了差分图像的振幅所满足的概率密度函数,复值信号还包含了实部、虚部、相位等信息,可进一步推导对应的概率密度分布,并设立阈值模型,将多个阈值模型相结合,进一步减小噪声。由于相位信号对位移的灵敏度大于振幅信号对位移的灵敏度,由抖动引起的噪声也被放大,因此需要利用算法进行相位补偿,以去除图像中的抖动噪声。

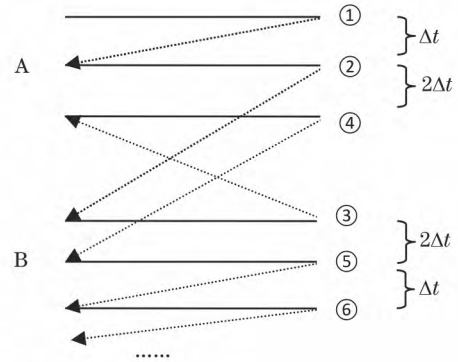


图 9 交叉扫描方式

Fig. 9 Interleaved scanning pattern

5 结 论

利用随机相矢量和理论以及结构图像满足的概率密度分布函数,分别推导了将同一位置处两幅 B 扫图像相减后动态区域和静态区域的振幅所满足的概率密度分布函数,并获得了区分动态区域和静态区域的阈值模型。通过对左手大拇指根部进行扫描成像,利用阈值模型获得二值化图像,将 cube-OCT 和二值化图像相结合得到最终的血流图像。实验结果显示,该阈值模型可显著提高图像的信噪比,获得更清晰、更深处的血流图像。

参 考 文 献

- [1] Ng W S, Davies B L, Timoney A G, et al. The use of ultrasound in automated prostatectomy [J]. Medical and Biological Engineering and Computing, 1993, 31(4): 349-354.
- [2] Liu J, Kang Y Q, Gu Y B, et al. Low dose computed tomography image reconstruction based on sparse tensor constraint [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(8): 0811004.
刘进, 亢艳芹, 顾云波, 等. 稀疏张量约束的低剂量 CT 图像重建[J]. 光学学报, 2019, 39(8): 0811004.
- [3] Sun X J, Liu M L, Ye Z H. Progress of functional magnetic resonance imaging in brain research [J]. Chinese Journal of Neuroscience, 2001, 17(3): 270-272.
孙学军, 刘买利, 叶朝辉. 脑功能磁共振成像研究进展[J]. 中国神经科学杂志, 2001, 17(3): 270-272.
- [4] Masters B R. Early development of optical low-coherence reflectometry and some recent biomedical applications[J]. Journal of Biomedical Optics, 1999, 4(2): 236-247.
- [5] Huang D, Swanson E, Lin C, et al. Optical coherence tomography [J]. Science, 1991, 254(5035): 1178-1181.

- [6] Swanson E A, Izatt J A, Hee M R, et al. *In vivo* retinal imaging by optical coherence tomography[J]. Optics Letters, 1993, 18(21): 1864-1866.
- [7] Song S Y, Li Z L, Gao Y H, et al. Swept source optical coherence tomography system for transdermal drug delivery imaging by microneedles[J]. Chinese Journal of Lasers, 2018, 45(8): 0807001.
宋思雨, 李中梁, 高云华, 等. 用于微针经皮给药成像的扫频 OCT 系统[J]. 中国激光, 2018, 45(8): 0807001.
- [8] Welzel J, Reinhardt C, Lankenau E, et al. Changes in function and morphology of normal human skin: evaluation using optical coherence tomography[J]. British Journal of Dermatology, 2004, 150(2): 220-225.
- [9] Sun W, Li J N, Qi L Y, et al. Detection of dental root fractures based on endoscopic swept source optical coherence tomography [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(8): 0811002.
孙伟, 李嘉男, 戚茆源, 等. 内窥扫频光学相干层析探测牙齿根裂的研究[J]. 光学学报, 2019, 39(8): 0811002.
- [10] Motaghian Nezam S M R, Joo C, Tearney G J, et al. Application of maximum likelihood estimator in nano-scale optical path length measurement using spectral-domain optical coherence phase microscopy [J]. Optics Express, 2008, 16(22): 17186-17195.
- [11] Luo S T, Fan Y W, Chang W, et al. Boundary region of stomach mucinous carcinoma with swept source optical coherence tomography[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(5): 221-226.
罗斯特, 范应威, 常玮, 等. 扫频光学相干层析成像应用于判断黏液型胃癌边界区域[J]. 光学学报, 2018, 38(5): 221-226.
- [12] Chen Z, Milner T E, Dave D, et al. Optical Doppler tomographic imaging of fluid flow velocity in highly scattering media[J]. Optics Letters, 1997, 22(1): 64-66.
- [13] Zhao Y, Chen Z, Saxer C, et al. Phase-resolved optical coherence tomography and optical Doppler tomography for imaging blood flow in human skin with fast scanning speed and high velocity sensitivity [J]. Optics Letters, 2000, 25(2): 114-116.
- [14] Mariampillai A, Standish B A, Moriyama E H, et al. Speckle variance detection of microvasculature using swept-source optical coherence tomography[J]. Optics Letters, 2008, 33(13): 1530-1532.
- [15] Mariampillai A, Leung M K K, Jarvi M, et al. Optimized speckle variance OCT imaging of microvasculature[J]. Optics Letters, 2010, 35(8): 1257-1259.
- [16] Enfield J, Jonathan E, Leahy M. *In vivo* imaging of the microcirculation of the volar forearm using correlation mapping optical coherence tomography (cmOCT)[J]. Biomedical Optics Express, 2011, 2(5): 1184-1193.
- [17] Chen C L, Liao J L, Gao W R. Cube data correlation-based imaging of small blood vessels[J]. Optical Engineering, 2015, 54(4): 043104.
- [18] Jonathan E, Enfield J, Leahy M. Correlation mapping method for generating microcirculation morphology from optical coherence tomography (OCT) intensity images[J]. Journal of Biophotonics, 2011, 4(9): 583-587.
- [19] Goodman J W. Statistical optics[M]. Qin K C, Liu P S, Cao Q Z, et al, Transl. 1th ed. Beijing: Science Press, 1992: 41-45.
Goodman J W. 统计光学[M]. 秦克诚, 刘培森, 曹其智, 等, 译. 1 版. 北京: 科学出版社, 1992: 41-45.
- [20] Cheng Y X, Guo L, Pan C, et al. Statistical analysis of motion contrast in optical coherence tomography angiography[J]. Journal of Biomedical Optics, 2015, 20(11): 116004.
- [21] Shi W S, Gao W R, Chen C L, et al. Differential standard deviation of log-scale intensity based optical coherence tomography angiography[J]. Journal of Biophotonics, 2017, 10(12): 1597-1606.
- [22] Li P, Cheng Y X, Zhou L P, et al. Single-shot angular compounded optical coherence tomography angiography by splitting full-space B-scan modulation spectrum for flow contrast enhancement[J]. Optics Letters, 2016, 41(5): 1058-1061.
- [23] Wei X, Hormel T T, Pi S H, et al. High dynamic range optical coherence tomography angiography (HDR-OCTA) [J]. Biomedical Optics Express, 2019, 10(7): 3560-3571.