

基于交叉网络的眼底视神经乳头自动定位

李居朋^① 陈后金^① 张新媛^②

^①(北京交通大学电子信息工程学院 北京 100044)

^②(北京市眼科研究所 北京 100730)

摘要: 该文研究基于交叉网络的眼底视神经乳头自动定位的新方法。为描述眼底血管网络空间属性, 该文提出一种新的概念——交叉网络, 并给出了交叉网络属性测度。依据眼底组织结构模型构建交叉网络, 利用血管网络交叉密度测度, 实现眼底图像视神经乳头的自动定位。采用国际通用的 STARE, DRIVE 眼底图像库以及临床采集图像进行不同图像质量下定位成功率测试, 实验结果验证了算法的有效性。同时运算速度较已有算法也有明显提高, 可以满足眼科临床检查的需求。

关键词: 眼底图像; 交叉网络; 视神经乳头; 自动定位

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)05-1170-05

Automatic Localization of Optic Nerve Head in the Fundus Images Based on Cross-Network

Li Ju-peng^① Chen Hou-jin^① Zhang Xin-yuan^②

^①(School of Electronics and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

^②(Beijing Institute of Ophthalmology, Beijing 100730, China)

Abstract: An automatic optic nerve head localization method in the fundus images based on cross-network is studied in this paper. To describe the space properties of the retinal vessel, a new conception – cross-network and measures of the network are proposed. Based on the model of fundus organs structure, automatic localization of optic nerve head is realized using the cross-network's measure parameter – cross density. Experimental results verify the effectiveness of the algorithm using the STARE, DRIVE fundus image databases and the clinic images over different image qualities. And it can satisfy the requirement of clinic ophthalmological diagnosis.

Key words: Fundus images; Cross-network; Optic nerve head; Automatic localization

1 引言

视神经乳头(optic nerve head)是视网膜上最重要的组织, 接收来自视觉感知细胞产生的神经冲动, 并进一步通过视神经传导至大脑形成视觉。目前, 视神经乳头病变是最为严重的致盲性眼底疾病之一, 且尚无切实有效的治疗方法, 病变的早期发现、诊断与治疗是挽救视力的最好方法, 从而定期的眼底检查是发现视神经乳头病变的重要方法^[1]。同时视神经乳头定位还是眼底图像配准拼接、血管分割、黄斑和病变提取, 以及视神经乳头边缘定位等眼底图像处理的基础。成像及个人差异等多样性造成视神经乳头形状、颜色、大小等特征差异巨大, 特别是多种眼底病变的存在, 给视神经乳头自动定位带来很大的挑战。图 1 给出了视神经乳头表现各异的图像, 其中图 1(a)为正常眼底, 其余均带有不同的眼底病变。

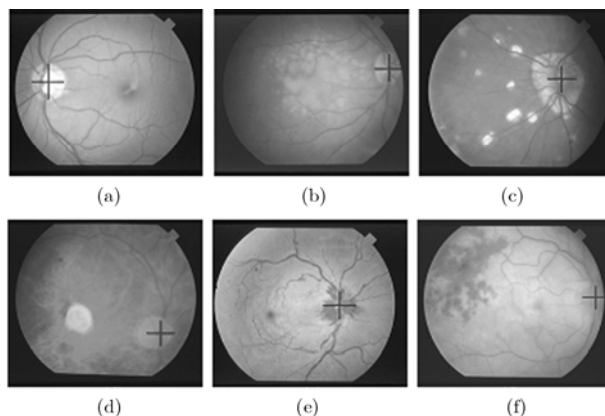


图 1 视神经乳头“+”特征表现各异:
(a)正常眼底图像; (b)–(f) 病变眼底图像

目前, 视神经乳头定位方法可分为两类: (1)基于形状和亮度特征, Siddalingaswam 使用阈值分割提取明亮区域^[2], Ying 利用几何学定位高亮度区域^[3]; Tomas 假设视神经乳头亮度最高, 利用线形判别与 Bayesian 判别方法定位视神经乳

2008-03-04 收到, 2008-06-26 改回

教育部新世纪优秀人才支持计划(NO50051)和高等学校博士学科点专项科研基金(WC105002)资助课题

头^[4]; (2)利用与眼底血管结构关系, Tobin 分析血管亮度、宽度和方向信息定位视神经乳头^[5]; Chutatape 将眼底主动脉血管中心作为视神经乳头所在位置^[6]; D'Antoni 跟踪眼底血管至其源点确定中心^[7], Hoover 利用模糊聚类方法建立血管与视神经的关系定位视神经乳头^[8]。以上两类方法均有局限: 方法(1)在病变图像中定位成功率低, 原因在于病变图像中包含类似视神经乳头的病变区域, 如大面积渗出等; 方法(2)虽然较方法(1)取得较好的定位效果, 但对血管网的提取精度要求高, 仅适用于血管网清晰的图像, 难以实现多种图像质量下的准确定位。

本文充分利用眼底组织结构关系模型实现视神经乳头自动定位: 眼底血管均由视神经乳头出发向眼底四周发散, 成像于眼底图像表现为视神经乳头区域血管交叉最为密集, 利用描述血管网络空间属性的交叉网络算法实现自动定位。本文第 2 节给出交叉网络的定义及其测度参数, 第 3 节给出基于交叉网络的视神经乳头自动定位算法, 第 4 节利用已有眼底图像库和临床采集图像检验算法的有效性, 第 5 节给出相关结论。

2 交叉网络及其测度参数

为描述血管、交通等网络的空间属性, 本文提出了交叉网络的概念。为了更加清晰的说明交叉网络的构建与表示方法, 下面给出交叉网络及其测度的相关定义。

定义 1 网络骨架(network skeleton) 网络图像 $f(x, y)$ 经细化生成的单像素宽度骨架图像 $k(x, y)$ 称为网络骨架, 即

$$f(x, y) \xrightleftharpoons[\text{映像}]{\text{细化}} k(x, y) \quad (1)$$

网络图像 $f(x, y)$ 与骨架图像 $k(x, y)$ 形成映像关系, $k(x, y)$ 完全包含了 $f(x, y)$ 的位置及连接等空间属性, 同时可以提高算法的处理速度。

定义 2 骨架元素(skeleton element) 骨架图像 $k(x, y)$ 中, 端点或交叉点之间的骨架线段称为骨架元素, 记为 Se 。3 个或 3 个以上骨架元素交叉点称为节点(node), 记为 Nd , 与其它骨架不相交的端点称为终点(terminus), 记为 Tm 。根据骨架元素两端端点类型, 骨架元素划分为 $Nd-Nd$, $Nd-Tm$ 和 $Tm-Tm$ 3 个集合。

根据骨架元素长度属性, 将骨架元素 Se 进一步分类为主干与分支。主干(trunk): 满足下面式(2)条件的骨架元素称为主干, 记为 Tk :

$$Se \in Tk \Leftrightarrow \begin{cases} Se \in (Nd-Nd \cup Nd-Tm) \\ \text{Length}(Se) > TH \text{ when } Se \in Nd-Nd \end{cases} \quad (2)$$

分支(branch): 满足下面式(3)条件的骨架元素称为分支, 记为 Bh :

$$Se \in Bh \Leftrightarrow \begin{cases} Se \in Nd-Nd \\ \text{Length}(Se) \leq TH \end{cases} \quad (3)$$

其中函数 $\text{Length}(\bullet)$ 表示骨架元素 “ \bullet ” 的长度, 等于该骨架

元素包含的像素个数。TH 为区分主干与分支的长度阈值。主干、分支与端点的示意图如图 2 所示。

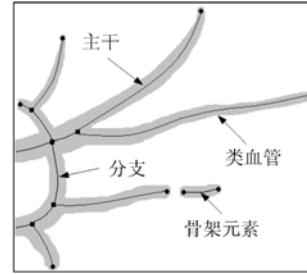


图 2 交叉网络示意图, 图中 “ \bullet ” 表示节点 Nd , “ \blacksquare ” 表示终点 Tm

分支链(branch link): 具有连接关系的多个分支 Bh 首尾相接组成的骨架元素集合称为分支链, 记为 Bl , “ \wedge ” 表示存在连接关系:

$$Bl = \bigcup_i \widehat{Bh}_i \quad (4)$$

定义 3 交叉网络(cross-network) 由主干与分支链构成的连接关系称为交叉网络。

定义 4 交叉密度(cross density) 为衡量网络的局部交叉密集程度, 定义交叉密度测定参数 ρ 为与分支链 Bl_i 具有连接关系的主干 Tk 数目, 即

$$\rho_i = \sum_j (\widehat{Tk}_j) \quad (5)$$

本文将在第 3 节针对眼底血管网络给出详细的交叉网络构建方法, 并利用交叉密度参数实现眼底图像视神经乳头的自动定位。

3 基于交叉网络的视神经自动定位算法

由第 1 节分析可知视神经乳头、血管网等存在固定的结构关系, 并隐含视神经乳头的位置信息, 本文将从该结构关系出发, 利用交叉网络算法实现视神经乳头的自动定位。

3.1 ROI 提取与辐射量畸变校正

眼底图像具有以下特征: (1)由圆盘状眼底和相对较暗的圆周背景组成; (2)存在亮度由中心向四周逐渐减弱的辐射量畸变。为提高算法处理速度和减小辐射量畸变对血管网提取的影响, 作者已对眼底图像兴趣区(ROI)提取、辐射量畸变校正做了研究, 并对血管网提取方法进行了尝试性工作^[9](将在 3.2 节中作详细描述)。

3.2 “类血管”及其骨架提取

首先给出“类血管”的概念: 眼底血管横截面的亮度分布可用 Gauss 曲线拟合近似^[10], 本文将图像中所有横截面类

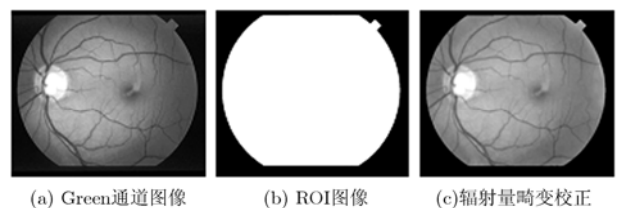


图 3 ROI 图像提取和辐射量畸变校正结果

似血管的组织结构(包括视神经边缘,以及黄斑、病变等组织边缘)和血管归结为一类,统称为“类血管”。利用匹配滤波器(matching filters)方法实现“类血管”的增强,设计长度为 L 、截面为 Gauss 曲线的二维匹配模板 $g_l(h,k)$,

$$g_l(h,k) = -\exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}\begin{bmatrix} h & k \end{bmatrix} \mathbf{R}_l \begin{pmatrix} 2\pi l \\ n \end{pmatrix} \begin{bmatrix} h & k \end{bmatrix}^T\right],$$

$$|k| \leq \frac{L}{2}, \quad 0 \leq l < n \quad (6)$$

其中 σ^2 和 $\mathbf{R}_l(2\pi l/n)$ 分别为匹配模板的分割宽度和旋转矩阵,实验测试 $n=12$ 取得最好的眼底血管识别效果,从而模板 $g_0(h,k)$ 为

$$g_0(h,k) = -\exp\left[\frac{-h^2}{2\sigma^2}\right], \quad |k| \leq L/2 \quad (7)$$

其余匹配模板 $g_l(0 < l < 12)$ 可由模板 $g_0(h,k)$ 利用旋转矩阵 \mathbf{R}_l 旋转角度 $\theta_l = 2\pi l/12$ 获得:

$$g_l = g_0 \times \mathbf{R}_l, \quad \mathbf{R}_l = \begin{bmatrix} \cos \theta_l & -\sin \theta_l \\ \sin \theta_l & \cos \theta_l \end{bmatrix}, \quad 0 < l < 12 \quad (8)$$

将此匹配模板 $g_l(h,k)$ 与辐射量畸变校正图像 $I(x,y)$ 作卷积“ \otimes ”运算,选取最大卷积值作为“类血管”增强图像的像素值 $E(x,y)$:

$$E(x,y) = \max_{0 \leq l < n} (I(x,y) \otimes g_l(h,k))$$

$$= \max_{0 \leq l < n} \left[\sum_{h,k=-L/2}^{L/2} I(x-h,y-k)g_l(h,k) \right] \quad (9)$$

分析图像主血管截面灰度分布,参数选取: $n=12$, $L=9$, $\sigma=2.0$,匹配滤波增强“类血管”图像 $E(x,y)$ 如图4(a)所示。为提高类血管的连通性和减少伪血管检测数量,本文采用滞后阈值法分割增强图像,得到“类血管”网络图像 $f(x,y)$ 如图4(b)所示。利用改进的OPTA细化算法^[11]提取单像素宽的网络骨架 $k(x,y)$,如图4(c)所示。实验与分析部分将给出不同图像质量下的原图与提取效果的对比,以及对交叉网络特征计算和自动定位的影响。

3.3 构建“类血管”交叉网络,实现视神经乳头定位

根据第2节交叉网络及其相关测度参数的定义,经过步骤1-步骤5构建眼底“类血管”交叉网络,实现视神经乳头定位:

步骤1 识别Nd, Tm端点类型:在“类血管”网络骨架图像 $k(x,y)$ 中,计算每一个骨架元素端点的8-邻域中包含骨架像素个数 $S(x,y)$,

$$S(x,y) = \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 k(x,y) \quad (10)$$



图4 眼底图像“类血管”及网络骨架提取

图4 眼底图像“类血管”及网络骨架提取

根据 $S(x,y)$ 将骨架端点像素分类为Nd和Tm,并标以不同的标记:

$$k(x,y) \in \begin{cases} \text{Tm}, & S(x,y) = 2 \\ \text{Nd}, & S(x,y) \geq 4 \end{cases} \quad (11)$$

步骤2 去除Tm-Tm型骨架元素:根据步骤1对骨架元素端点类型的识别,将骨架元素划分为Nd-Nd, Nd-Tm和Tm-Tm集合,并剔除Tm-Tm类型骨架元素。

步骤3 去除节点Nd,分割骨架:根据步骤1端点标记,识别并去除骨架图像 $k(x,y)$ 中所有Nd节点,将骨架图像 $k(x,y)$ 分割成独立的骨架元素,统计各骨架元素长度Length(\bullet)。

步骤4 划分主干与分支,生成分支链:根据式(2)和式(3)主干与分支的定义,将骨架元素划分为主干Tk和分支Bh两个集合,并根据式(4)生成网络分支链。

步骤5 构建连接关系,生成交叉网络:遍历主干端点的8-邻域,若邻域中包含分支链元素,则主干与分支链存在连接关系,并保存至连接关系之中,生成交叉网络。

由已知视神经乳头区域“类血管”交叉最为密集的结构特征,利用“类血管”交叉密度实现视神经的自动定位:寻找网络中交叉密度 ρ 最大的分支链 Bl_m ,即

$$m = \arg \max \{\rho\} \quad (12)$$

取该分支链 Bl_m 外界矩形的形心作为视神经定位的中心坐标 (x,y) :

$$x = \frac{1}{2} \left(\max_x \text{Bl}_m + \min_x \text{Bl}_m \right), \quad y = \frac{1}{2} \left(\max_y \text{Bl}_m + \min_y \text{Bl}_m \right) \quad (13)$$

视神经乳头定位如图5所示,图中亮线为分支链,暗线为主干,方框为具有最大交叉密度分支链的外接矩形,其形心为视神经乳头定位中心。

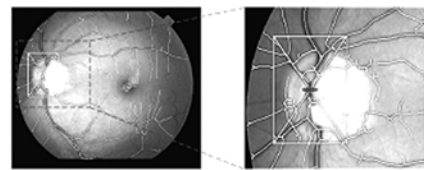


图5 视神经乳头定位示意图,“+”为定位中心

交叉网络存在多个交叉密度区域时,求取分支链外接矩形区域像素亮度均值 n ,根据视神经乳头区域表现为较亮的特征,选取像素均值 n 最大的分支链进行视神经乳头的定位。

4 实验结果与分析

实验采用STARE, DRIVE和临床采集图像共129幅眼底图像检验本文算法的定位成功率,并与文献[5,8]定位结果进行对比。图像库中121幅图像视神经乳头可见,其中14幅图像视神经乳头处在图像边缘区域以致只有部分可见,另外5幅图像视神经乳头完全模糊不清,血管难以辨认,并出现类似视神经乳头特征的病变。图6给出不同图像质量下利

用本文算法成功实现视神经乳头定位的 4 个实例, 第 1 行为原始图像, 第 2 行对应给出“类血管”提取结果, 第 3 行为“类血管”骨架与原图叠加图像, 方框表示定位区域, 其形心“+”为定位中心。下面针对不同图像质量对定位结果的影响进行分析: 第 1 列正常眼底图像, “类血管”提取完整, 准确反映血管网络模型特征, 可以正确定位视神经乳头; 第 2 列视神经区域发生大面积病变, 周围出现较多亮斑, 并且血管管径狭小, 但定位依然准确; 第 3 列病变造成视神经模糊不清, 旁边出现一个更为清晰的类似视神经乳头的病变, 并且该血管十分模糊, 利用本文方法依然实现了成功定位; 第 4 列视神经区域已发生大规模出血, 乳头完全不可见, 仅有少量血管出现, 利用类血管交叉网络特征, 很好地实现了视神经乳头的定位。

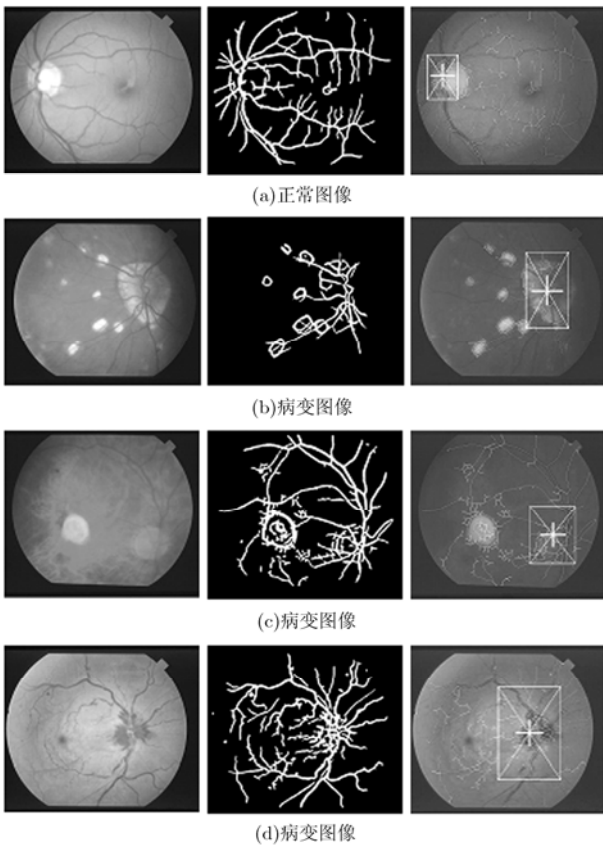


图 6 不同图像质量下视神经乳头成功自动定位 4 例

至此, 以上给出的逐渐恶化的图像质量下视神经乳头的成功定位的实例, 验证了本文算法的有效性。由实验分析,

该算法针对视神经区域眼底区域血管缺失严重的情形定位结果不理想, 如图 7 实例所示, 由于该类图像类血管网不满足本文交叉网络模型特征, 造成视神经乳头的定位失败。如何更进一步地挖掘该类图像中视神经乳头位置信息, 结合交叉网络模型提高定位准确度是后续研究内容。

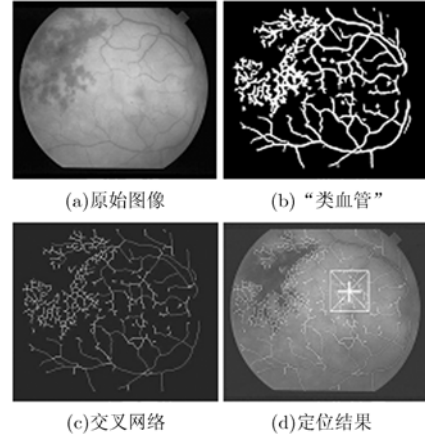


图 7 病变图像定位失败 1 例

实验采用 Pentium-IV 计算机, 2.60GHz CPU, 512M RAM, MATLAB®环境下, 利用 STARE, DRIVE 和临床采集眼底图像库共 129 幅图像进行定位成功率和处理速度的测试, 并与文献[5, 8]进行对比。表 1 给出定位结果: STARE 中 30 幅正常眼底图像和 DRIVE 图像成功率达 100%, STARE 中 51 幅病变图像成功率达 84%, 且处理速度有较大提高。同时本文算法对临床采集的 8 幅图像定位成功率亦为 100%, 从而进一步验证了本文算法的有效性。

5 结束语

本文基于眼底组织结构特征, 利用交叉网络模型实现视神经乳头自动定位: 定义了眼底图像“类血管”骨架元素, 依据骨架元素连接关系构建交叉网络, 利用交叉密度测度参数实现视神经乳头的定位。实验采用 STARE, DRIVE 和临床采集的 129 幅眼底图像库检验定位成功率: 正常眼底图像达 100%, 病变图像定位成功率达 84%, 较已有神经乳头定位算法有较大提高。另一方面, 本文算法计算速度也有明显提高, 可以满足临床处理与分析的要求。

致谢 感谢来自北京市眼科研究所的专家们提供的帮助, 特别是徐亮研究员给予的帮助和支持。

表 1 视神经乳头定位结果及与文献[5, 8]对比

图像库	图像类别(幅)	定位成功率及计算时间		
		文献[5]算法	文献[8]算法	本文算法
STARE	正常 31	96.0%(443.26s)	100%(476.53s)	100%(215.00s)
	病变 50	37.5%(398.74s)	82%(427.24s)	84%(206.05s)
DRIVE	40	95.0%(382.66s)	97.5%(453.42s)	100%(158.69s)
临床图像	8	87.5%(683.28s)	87.5%(887.63s)	100%(553.22s)

参考文献

- [1] 韦企平, 童绎. 视乳头水肿. 中国实用眼科杂志, 2004, 22(10): 773-777.
Wei Qi-ping and Tong Yi. Optic disc edema. *Chinese Journal of Practical Ophthalmology*, 2004, 22(10): 773-777.
- [2] Siddalingaswamy P C and Prabhu G K. Automated detection of anatomical structures in retinal images. International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications, Sivakasi, India, Dec. 2007: 164-168.
- [3] Ying H J and Zhang M, *et al.* Fractal-based automatic localization and segmentation of optic disc in retinal images. International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society, Lyon, France, Aug. 2007: 4139-4141.
- [4] Thomas P K and Govindasamy V P, *et al.* Locating the optic nerve in retinal images: comparing model-based and Bayesian decision methods. International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society, New York, USA, Aug. 2006: 4436-4439.
- [5] Tobin K W and Chaum E, *et al.* Detection of anatomic structures in human retinal imagery. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 2007, 26(12): 1729-1739.
- [6] Chutatape O. Fundus foveal localization based on vessel model. International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society, New York, USA, Aug. 2006: 4440-4444.
- [7] D'Antoni R and Giusti A. Model based retinal analysis for retinopathy detection. International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society, Lyon, France, Aug. 2007: 6731-6734.
- [8] Hoover A and Goldbaum M. Locating the optic nerve in a retinal image using the fuzzy convergence of the blood vessels. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 2003, 22(8): 951-958.
- [9] Li Jupeng and Chen Houjin. An efficient method for vessel edge detection of fundus images. International Conference on Signal Processing, Guilin, China, Nov. 2006: 2464-2467.
- [10] Hoover A and Kouznetsova V, *et al.* Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 2000, 19(3): 203-210.
- [11] 梁广民, 蔡学军. OPTA 算法的改进及其在指纹图像细化中的应用. 计算机工程与设计, 2006, 27(23): 4607-4609.
Liang Guang-min and Cai Xue-jun. Improvement of OPTA algorithm and its application in fingerprint images thinning. *Computer Engineering and Design*, 2006, 27(23): 4607-4609.
- 李居朋: 男, 1981年生, 博士生, 研究方向为生物医学图像处理.
陈后金: 男, 1965年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为信号与信息处理、生物医学图像处理、复杂系统建模与仿真等.
张新媛: 女, 1969年生, 博士, 研究员, 主要研究方向为眼底病的临床研究.