

基于纹理特征的糖网临床前期眼底自发荧光图像识别^①



傅志翔¹, 张元勋^{1,2}, 王历辉¹, 陈嘉玮³, 柯大观¹

¹(温州医科大学 生物医学工程学院, 温州 325035)

²(瑞安市人民医院 设备科, 温州 325200)

³(瑞安市人民医院 眼科, 温州 325200)

通讯作者: 柯大观, E-mail: 1104321342@qq.com

摘要: 及时发现和干预潜在的糖尿病视网膜病变患者, 对帮助提升糖尿病患者的整体视觉质量和降低医疗成本具有十分积极的意义. 由于糖尿病视网膜病变临床前期和正常人的眼底荧光图像在视觉感观基本上没有差别, 为此本文通过目前应用较广的纹理特征算法和支持向量机对这两组图像进行了模式识别. 通过将 185 张眼底荧光图片十折交叉检验发现, LBP 算法对其具有很好的识别效果. 等价模式下的 59 维 LBP 算子的十折交叉准确率达到 91.89%, 同时在测试集和训练集以 1:1 随机划分的情况下, 由训练集数据所生成的模型对测试集中 92 张眼底荧光图像的识别准确率达到 88.12%, AUC 值为 0.943.

关键词: 糖尿病视网膜病变; 眼底自发荧光图像; 纹理特征; 交叉检验; AUC

引用格式: 傅志翔, 张元勋, 王历辉, 陈嘉玮, 柯大观. 基于纹理特征的糖网临床前期眼底自发荧光图像识别. 计算机系统应用, 2019, 28(1): 251-255. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/6727.html>

Identification of Fundus Autofluorescence Images Based on Texture Features in Preclinical Diabetic Retinopathy

FU Zhi-Xiang¹, ZHANG Yuan-Xun^{1,2}, WANG Li-Hui¹, CHEN Jia-Wei³, KE Da-Guan¹

¹(School of Biomedical Engineering, Wenzhou Medical University, Wenzhou 325035, China)

²(Department of Equipment, Rui'an People's Hospital, Wenzhou 325200, China)

³(Department of Eyes, Rui'an People's Hospital, Wenzhou 325200, China)

Abstract: Timely diagnosis and intervention for potential diabetic retinopathy patients is very positive in improving the overall visual quality of diabetic patients and reducing medical costs. Because the fundus fluorescence images of preclinical diabetic retinopathy and normal people have no obvious difference in visual perception, this study recognizes the two groups of images through the widely used texture feature algorithm and support vector machine. Through the 10-fold cross validation of 185 fundus autofluorescence images, the LBP algorithm has a sound recognition effect. The 10-fold cross-validation accuracy of the 59-dimensional LBP operator with "Uniform" patterns reaches 91.89%. And in the case that the test set and the training set are randomly divided by 1:1, the recognition accuracy of 92 fundus fluorescence images in the test set reaches 88.12%, and the AUC is 0.943.

Key words: diabetic retinopathy; fundus autofluorescence image; textural features; cross-validation; AUC

① 基金项目: 国家自然科学基金 (11005081); 温州市公益性科技计划 (2017Y0132)

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (11005081); Science and Technology Plan for Public Welfare of Wenzhou City (2017Y0132)

收稿时间: 2018-07-17; 修改时间: 2018-08-09; 采用时间: 2018-08-15; csa 在线出版时间: 2018-12-26

糖尿病视网膜病变 (Diabetic Retinopathy, DR) 作为糖尿病的主要并发症之一, 其发病率逐年增加, 严重危害到人们的视觉质量, 是糖尿病患者致盲的主要原因. 临床上将已确诊为糖尿病, 且尚未出现明显眼底病变之前的时期称为 DR 临床前期. 而 DR 一旦由临床前期进展至临床期, 留给医生的时间和手段就会很有限, 而且预后效果总体不好. 如果医生能在 DR 临床前期进展至临床期的易发阶段进行有效的诊断和治疗, 对于改善患者视功能预后、提高患者生活质量具有十分重要的意义^[1]. 据调查显示, 糖尿病病程在 10 年以内 DR 患病率为 7%, 15 年以上者为 63%, 30 年以上为 95%^[2]. 据此可知, 糖尿病病程在 10 年以上的 DR 临床前期患者更容易病变到临床期. 因此选取糖尿病病程在 10 年以上, 且尚未出现明显眼底病变的患者作为研究对象更具有参考意义.

眼底自发荧光影像作为近二十年来开展的一项技术, 是一种无创的检查手段, 广泛应用于视网膜疾病的诊断. 目前, 在医学图像模式识别领域, 对于眼底荧光图像的相关研究还很少, 而针对 DR 临床前期这一阶段的研究更是几乎没有. DR 临床前期和正常的眼底自发荧光图像如图 1 所示, 由于 DR 临床前期的患者并没有出现明显眼底病变, 所以在视觉感官上, 临床前期和正常的眼底图像并没有明显的差异. 如果仅凭医生肉眼观察, 几乎是无法识别的. 但是在没有检眼可视的眼底病变的 DR 临床前期, 极有可能已经存在着神经和微血管两个方面的病变. 对此, 可大胆假设, 两类眼底自发荧光图像存在着由神经和微血管早期病变引起, 但视觉效果并不明显的纹理差异. 因此本研究尝试通过当前计算机视觉领域的一些纹理特征算法去建立 DR 临床前期的眼底自发荧光图像的识别模型.

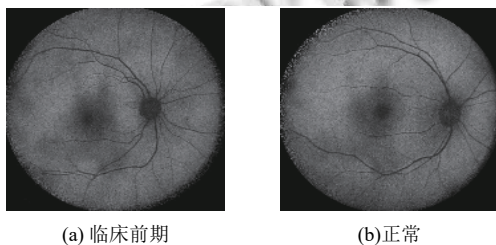


图 1 眼底荧光自发图像

纹理是一种重要的视觉线索, 是图像中普遍存在但又难以描述的特征^[3]. 纹理分析是计算机视觉和模式识别领域不可或缺的一部分. 局部二值模式 (Local Binary Pattern, LBP) 和灰度共生矩阵 (Gray-Level Co-occurrence

Matric, GLCM) 是目前图像模式识别领域较为常见的两种算法, 均属于纹理分析方法中的统计分析方法. GLCM 算法由于其不受分析对象的制约, 能很好地反映图像的空间灰度情况, 表现图像的纹理特征, 所以得到广泛应用. LBP 在纹理分类上效果显著, 一经提出, 便在医学图像^[4]和人脸识别邻域^[5]取得了不错的应用.

1 实验数据和方法

1.1 数据来源

本研究的所有样本均于 2018 年 2 月至 5 月在瑞安市人民医院眼科门诊所收集, 其中受检者均进行前置镜、裸眼视力或矫正视力检查, 而且受检者需满足以下条件: (1) 视力或矫正视力 ≥ 0.8 且屈光度 $\leq \pm 6.0$ D; 曾行白内障摘除人工晶状体植入手术者, 屈光度 ≤ -2.0 D 且手术前无高度近视病史; (2) 裂隙灯显微镜检查屈光间质透明, 50 岁以上者允许晶状体密度增加; 曾行白内障摘除人工晶状体植入手术者, 人工晶状体位置正常, 后囊无明显混浊; (3) 取得所有受检者的知情同意后, 检查双眼眼压后, 用 0.5% 复方托吡卡胺滴眼液散瞳, 瞳孔散大至 7~8 mm, 由同一临床经验丰富的眼底病专科医师行前置镜检查, 排除视神经或视网膜疾病; (4) 眼压 ≤ 21 mm Hg; (5) 无青光眼家族史、高血压等全身性疾病; (6) 排除曾接受屈光性手术者.

研究组: 确诊为 2 型糖尿病的患者, 共计 56 例, 112 只眼睛 (56 只左眼, 56 只右眼), 其中男性 32 例, 女性 24 例, 为 DR 临床前期组; 对照组: 为医院健康体检者, 经检查未患有糖尿病者及其他眼底病变, 共计 39 例 (38 只右眼, 35 只左眼), 73 只眼睛. 其中男性 17 例, 女性 22 例, 为正常组. 所有眼底自发荧光图像的原图大小为 496 \times 596 像素, 在去除了无关的背景信息后, 大小均为 496 \times 496 像素.

1.2 实验方法

医学图像模式识别过程^[6]一般如图 2 所示. 将所有数据按比例随机划分为测试集和训练集, 随后保持不变. 分类模型通过训练集数据建立, 测试集用来验证模型的有效性. 当只考虑验证特征的有效区分度时, 也可采用全部数据交叉验证的手段. 本研究中首先采用支持向量机 (SVM) 对全部数据进行十折交叉验证以便挑选出有效的特征提取算法及特征参数, 随后采取留出法将所有数据一次性划分训练集和测试集做进一步检验.

1.2.1 LBP 特征提取

LBP 是一种用来描述图片局部纹理特征的算子, 其核心思想就是以中心像素的灰度值作为阈值, 对其

邻域灰度值进行阈值操作,对于灰度值大于该阈值的像素点置1,否则置0,从而得到一组二进制数^[7].LBP编码公式为:

$$T_{LBP(x_c, y_c)} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p \quad (1)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1 & (x \geq 0) \\ 0 & (x < 0) \end{cases} \quad (2)$$

式中, g_c 为中心像素 (X_c, Y_c) 的灰度值, g_p 为邻域点 P 的灰度值.对于灰度图像的任一空间给定位置 (X_c, Y_c) ,将其与其8邻域灰度值比较后得到一个二值集合,将其有序排列后转化为一个8位无符号的二进制数.半径为1,邻域为8的圆形LBP算子计算示例如图3所示.

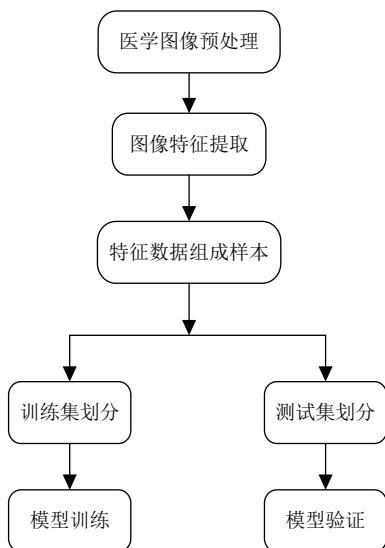


图2 医学图像模式识别流程图

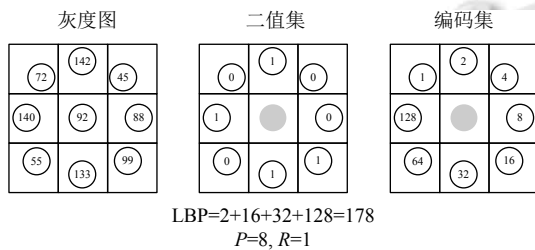


图3 LBP计算示例

由上可知,对于邻域为 P 的LBP算子存在着 2^P 种二进制模式,而过多的二进制模式,会使产生的直方图显的过于稀疏,这样对纹理的提取、识别还是分类都是不利的.为此,Ojala等人提出了一种叫“等价模式”^[8]的方法来对LBP模式进行降维.据他们发现,有一类模式在图像中出现频率极其高,能够刻画

90%以上的纹理特征,这类模式就是等价模式,而它们都有一个特性,就是 $0 \rightarrow 1$ 或 $1 \rightarrow 0$ 的跳变总次数小于或等于二,如 00000000, 00110000, 10000001 等.而判断一个二进制模式是否为等价模式,最简单的办法就是将LBP值与其循环移动一位后的值进行按位相与,计算得到的二进制数中1的个数,若个数小于或等于2,即为等价模式.而除了等价模式以外的模式都归为一类,称为非等价模式类,如 10010011(4次跳变), 01000001(3次跳变)等.我们可以推出,对于 P 邻域的LBP算子,等价模式的个数为 $P \times (P-1) + 2$ 个,加上非等价模式类,总计 $P \times (P-1) + 3$ 种二进制模式.

上述的LBP特征具备灰度不变性,但还不具备旋转不变的性质,在整张图像转动的情况下,LBP值会发生变化.为此,Pietikinen等人对LBP算子进行了扩展,提出了具有旋转不变性的LBP算子^[8],即不断旋转圆形邻域得到一系列初始定义的LBP值,取其最小值作为该邻域的LBP值. $P=8, R=1$ 的LBP算子的旋转不变过程如图4所示,通过旋转变换不但使LBP算子具备了旋转不变性,同时也一定程度上起到了降维作用.例如,当 $P=8, R=1$ 时,LBP值会有256种可能,通过等价模式降维后会降低至59,再通过旋转不变变化后,维度会进一步降低至10.

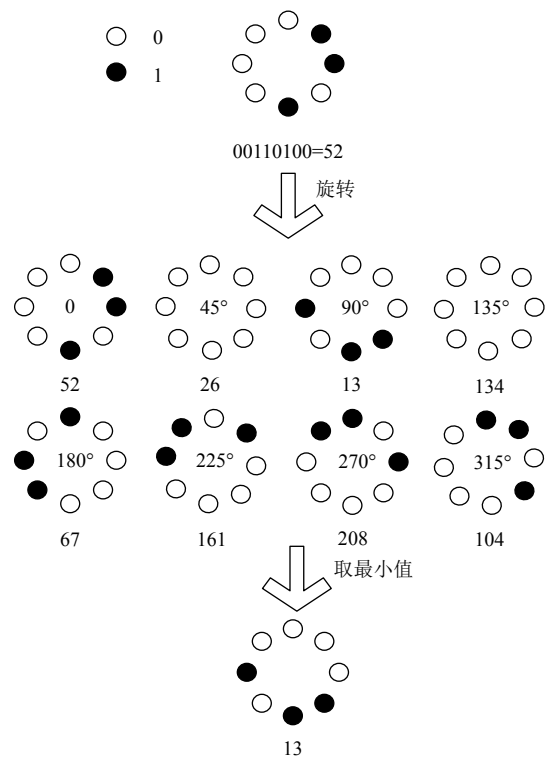


图4 LBP旋转不变过程

1.2.2 GLCM 特征提取

GLCM^[9]是一种通过研究灰度的空间相关特性来描述纹理的常用方法,它通过计算图像中一定距离和一定方向上的两点灰度之间的相关性,来反映图像在方向、间隔、变化幅度及快慢上的综合信息.其定义为:设一幅灰度图像大小为 $M \times N$, $f(x, y)$ 表示其在图像点 (x, y) 处的像素点所对应的灰度值. $(x_1, y_1), (x_2, y_2)$ 为图像上相邻距离为 d , 角度为 θ 的点对, 其像素值分别为 $f(x_1, y_1)=i, f(x_2, y_2)=j$, 而 $p(i, j; d, \theta)$ 则表示类似的像素点对在图像中出现的概率, 表示如下:

$$p(i, j; d, \theta) = \#\{(x_1, y_1) \in (M, N), (x_2, y_2) \in (M, N) | d, \theta, f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j\} \quad (3)$$

式中, #表示集合中的数目. 通过改变 d 和 θ , 可以统计不同空间位置的像素对.

GLCM 包含了图像的纹理信息, 但其包含的数据过多, 不适合用作纹理特征. 为此, 研究者通常在其基础上进一步获取二次统计量来作为图像的纹理特征. 而本文仅针对能量 (Energy), 相关性 (Correlation), 对比度 (Contrast) 和一致性 (Homogeneity) 4 个特征进行讨论, 其计算公式如下所示:

$$Energy = \sum_{i,j} p(i, j)^2 \quad (4)$$

$$Correlation = \sum_{i,j} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)p(i, j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (5)$$

$$Contrast = \sum_{i,j} |i - j|^2 p(i, j) \quad (6)$$

$$Homogeneity = \sum_{i,j} \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (7)$$

1.2.3 支持向量机与 K-折交叉检验

支持向量机^[10]是一种用于数据分类、模式识别以及回归分析的监督学习模型. 其主要思想就是寻求一个分类间隔最大的最优超平面对两类样本进行分类^[11], 尤其适用于小样本数据的分类. 本研究中采用的是台湾大学林智仁教授开发的 LIBSVM 工具箱, 核函数选用径向基函数 (Radial Basis Function, RBF). 而利用 SVM 建模的关键在于搜寻合适的惩罚因子 c 和 RBF 宽度参数 γ , 一般通过 K-折交叉检验确定. 惩罚因子 c 表示对误差的容忍度, c 过大会导致过拟合, 而过小则会导致欠拟合, 在模型准确率相等或相近的时候一般优先选择 c 小的那一组. γ 隐含地决定了数据

映射到新的特征空间后的分布, γ 越大, 支持向量越少, 反之, 支持向量越多, 影响训练和预测的速度.

K-折交叉检验^[12]的做法是将实验样本均匀、随机地分 K 个子集, 每次取其中的 $K-1$ 个子集作为训练集建立模型, 再将剩余的 1 个子集作为测试集用来验证模型的识别准确率. 不断更换训练集和测试集, 共计 K 次, 最后将这 K 次过程中的准确率作算术平均.

2 实验结果

本研究实验环境为 Windows10 操作系统, CPU2.6 GHz, RAM8.00 GB, Matlab 的版本为 R2017a.

2.1 十折交叉检验结果

在实验中, 为了寻求对两组图片识别效果最好的特征集, 首先提取了 185 张眼底图片的 LBP 及 GLCM 特征. 再将这些特征单独或组合后放入 SVM 中进行十折交叉检验, 并通过十折交叉检验得到的准确率, 来选择最好的特征或特征组合. 表 1 所示为实验中识别效果最好的几组特征及特征组合. 实验中提取的特征分别为: ① $P=8, R=1$, 通过等价模式降维且未经过旋转变化的 59 维 LBP 特征; ② $P=8, R=1$, 通过等价模式降维并经过旋转变化的 10 维 LBP 特征; ③ θ 为 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, d=1$ 的灰度共生矩阵的能量; ④ θ 为 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, d=1$ 的灰度共生矩阵的相关性; ⑤ θ 为 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, d=1$ 的灰度共生矩阵的对比度; ⑥ θ 为 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, d=1$ 的灰度共生矩阵的一致性.

表 1 部分特征十折交叉检验结果

特征	准确率 (%)
①	91.89
②	89.19
③+⑥	80.54
④+⑥	80.54
①+⑥	88.65
②+⑥	84.86

由表 1 可知, LBP 和 GLCM 对两组图像都有较高的识别率, 为此可认为两组图片在纹理上确实存在着肉眼无法识别的差异, 但相对 GLCM 而言, LBP 算法的识别率更高, 效果更好, 无论是 10-LBP 还是 59-LBP 的准确率都在 90% 左右. 而且从特征的组合结果中可以看出, 两种算法中准确率最高的特征相互组合不但不会导致准确率上升, 反而会其下降. 对此可认为单独的 LBP 算法是这两种算法中识别这两组图像效果更好的算法.

2.2 留出法及 ROC 曲线

为了进一步验证 LBP 算法的识别效果,将 185 张眼底荧光图像中两个类别以 1:1 的比例划分到训练集和测试集中.训练集中正样本 37,负样本 56;测试集中正样本 36,负样本 56.将训练集数据通过 SVM 建立的模型对测试集进行分类测试,其中 10-LBP 算子的准确率为 85.87%,AUC 值为 0.930,59-LBP 算子的准确率为 88.12%,AUC 值为 0.943.通过 ROC 曲线和 AUC 的值可知,由 LBP 和 SVM 建立的模型具有较高的诊断价值.ROC 曲线如图 5 所示.

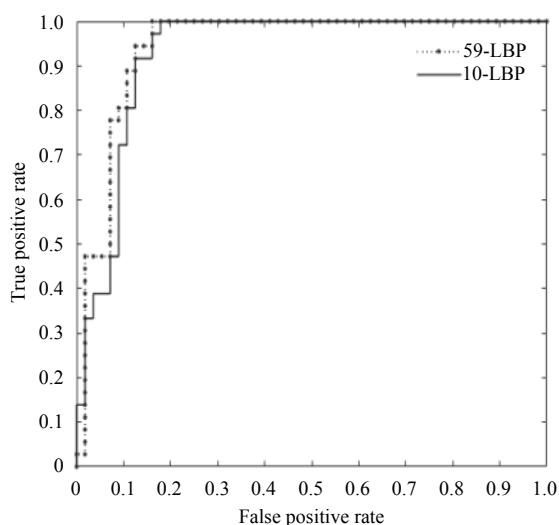


图 5 ROC 曲线

从上述多组实验结果中可知,LBP 算法和 SVM 建立的预测模型能有效的识别出处于 DR 易发阶段的糖尿病患者.而这也证明,处于 DR 临床前期的患者的眼底荧光图像与正常人的图像确实存在肉眼无法识别的纹理差异.

3 讨论

DR 临床前期进展至临床期的病变高危期是一个相对模糊的时期,而目前医学领域有不少人在研究 DR 临床前期的眼部变化时选择糖尿病病程 10 年以上者^[13,14].如果能及时、有效地识别和确定这一时期的患者,对帮助降低 DR 患者的患病率及改善糖尿病患者的整体视觉质量都具有十分积极的意义.而本文中提到的 LBP 算法对于这一时期的眼底自发荧光图像具有很好的识别效果.相信通过数据源的不断补充和算法的改进,DR 临床前期眼底自发荧光图像的辅助诊断技术在不久将来应用于临床诊断.而这对于糖尿病

患者和相关医务人员来说,无疑是一个巨大的福音.

参考文献

- 1 冀向宁. 糖尿病视网膜病变临床前期的观察[硕士学位论文]. 石家庄: 河北医科大学, 2013.
- 2 Özdek S, Lonneville YH, Önel M, *et al.* Assessment of nerve fiber layer in diabetic patients with scanning laser polarimetry. *Eye*, 2002, 16(6): 761–765. [doi: 10.1038/sj.eye.6700207]
- 3 王国德, 张培林, 任国全, 等. 融合 LBP 和 GLCM 的纹理特征提取方法. *计算机工程*, 2012, 38(11): 199–201. [doi: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.11.061]
- 4 Çamlıca Z, Tizhoosh HR, Khalvati F. Medical image classification via SVM Using LBP features from saliency-based folded data. *Proceedings of 2015 IEEE 14th International Conference on Machine Learning and Applications*. Miami, FL, USA. 2015. 128–132.
- 5 Jung JY, Kim SW, Yoo CH, *et al.* LBP-ferns-based feature extraction for robust facial recognition. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2016, 62(4): 446–453. [doi: 10.1109/TCE.2016.7838098]
- 6 武瑞霞, 张子瑞, 陈宇彬, 等. 利用二维格子复杂性挖掘肝癌 CT 图像预后信息. *温州医科大学学报*, 2018, 48(6): 396–400. [doi: 10.3969/j.issn.2095-9400.2018.06.002]
- 7 Ojala T, Pietikäinen M, Harwood I. A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. *Pattern Recognition*, 1996, 29(1): 51–59. [doi: 10.1016/0031-3203(95)00067-4]
- 8 Ojala T, Pietikäinen M, Mäenpää T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 24(7): 971–987.
- 9 高程程, 惠晓威. 基于灰度共生矩阵的纹理特征提取. *计算机系统应用*, 2010, 19(6): 195–198. [doi: 10.3969/j.issn.1003-3254.2010.06.047]
- 10 Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks. *Machine Learning*, 1995, 20(3): 273–297.
- 11 张瑜慧, 胡学龙, 陈琳. 基于支持向量机的图像分类. *扬州大学学报(自然科学版)*, 2007, 10(2): 42–46.
- 12 Jung Y. Multiple predicting K-fold cross-validation for model selection. *Journal of Nonparametric Statistics*, 2018, 30(1): 197–215. [doi: 10.1080/10485252.2017.1404598]
- 13 李坤, 冀向宁, 郎卫华. 糖尿病视网膜病变临床前期的视功能变化分析. *国际眼科杂志*, 2015, 15(6): 1094–1096.
- 14 冀向宁, 王志学, 王文英, 等. 光学相干断层成像在糖尿病视网膜病变临床前期观察中的应用. *中国全科医学*, 2014, 17(3): 350–352. [doi: 10.3969/j.issn.1007-9572.2014.03.030]