

纹理分析在生物组织光学相干层析图像信息提取和特征识别中的应用

梁艳梅 张舒

(南开大学现代光学研究所光电信息技术科学教育部重点实验室, 天津 300071)

摘要 随着光学相干层析(OCT)技术在生物医学成像领域日趋广泛的应用,分析和提取 OCT 图像中所包含的生物组织信息、对相关特征加以识别,并最终应用于疾病的辅助诊断和诊疗效果的追踪,已经成为一个重要的研究方向。国内外研究者就此提出了多种不同的方法,其中纹理分析方法得到了最为充分的研究,显示出良好的实用性。对纹理分析在生物组织光学相干层析图像信息提取和特征识别中的应用进行了详尽地阐释,分析归纳了各种方法的特点和可能存在的问题。

关键词 生物光学; 光学相干层析; 信息提取和特征识别; 纹理分析; 共生矩阵; 机器识别

中图分类号 TN911.73

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP48.011701

Texture Analysis for Information Extraction and Feature Recognition in Optical Coherence Tomography Images

Liang Yanmei Zhang Shu

(Key Laboratory of Opto-Electronic Information Science and Technology, Education Ministry of China, Institute of Modern Optics, Nankai University, Tianjin 300071, China)

Abstract With the development of the optical coherence tomography (OCT) in the field of bio-medical imaging, computer-aided medical diagnosis and treatment effectiveness evaluation by means of the relevant tissue features reflected in the OCT image, has attracted much attention. Among methods aimed at the information extraction and feature recognition in OCT images, texture analysis has already been covered thoroughly and showed a good feasibility. In this paper, we concentrate on the characteristics and applications of various texture analysis methods, followed by the existing problems and possible solutions.

Key words bio-optics; optical coherence tomography; information extraction and feature recognition; texture analysis; co-occurrence matrices; machine recognition

OCIS codes 170.4500; 100.2960; 170.6935; 100.4966

1 引言

光学相干层析(OCT)技术^[1]是一种通过探测被测组织内部不同深度后向散射光信号,获取组织结构信息,并以此重建二维或三维组织图像的干涉光学成像技术。虽然生物组织对光的散射作用使得 OCT 的探测深度远低于超声成像、磁共振成像和 X 射线计算机断层扫描,但其接近传统组织病理学图像的分辨能力,使之能够在包括眼科学、牙科学、泌尿学、心脏病学和肠胃病学在内的众多生物医学领域,提供大量有价值的组织病理学信息^[2]。并且,将 OCT 成像技术应用于临床,可实现对活体组织的实时、非接触性无损探测,以替代活组织切片检查,大大减轻了患者的痛苦。

自从 1996 年首个商用 OCT 系统在眼科获得临床应用以来,经过十多年的深入研究和发 展,OCT 技术已经成为用于眼科疾病早期诊断的一种常规成像技术。利用 OCT 技术追踪视网膜厚度的变化情况就可以

收稿日期: 2010-04-07; **收到修改稿日期:** 2010-08-30

基金项目: 国家自然科学基金(60677012,60637020)和天津市应用基础与前沿技术研究计划重点项目(09JCZDJC18300)资助课题。

作者简介: 梁艳梅(1970—),女,副教授,主要从事光学相干层析技术方面的研究。E-mail: ymliang@nankai.edu.cn

为青光眼的诊断和治疗提供依据^[3]。但是,受成像质量所限,OCT 图像往往不能提供如组织病理学图像般详尽的组织细节信息,以致通过直接观察不能在健康组织和不同的异常组织之间进行有效而可靠的区分^[4]。如何针对不同组织 OCT 图像的特点,运用具有一定稳健性的算法,自动获取、分析包含在 OCT 图像中的结构信息,并以此为基础,对被测组织的特征进行识别,已经成为 OCT 研究工作的热点。纹理分析是目前最具有代表性和实用性的一种方法。本文对不同纹理分析方法的效果和缺陷进行了比较,初步探讨了纹理分析的发展方向。

2 纹理分析方法的早期应用

研究表明,图像的总体结构和模式特征,远比某一局部的细节更能反映整个图像的性质,这与临床的经验,比如放射学科诊断经验相一致^[5]。纹理分析方法把图像作为一个整体,提取其结构和模式等各种纹理特征进行研究,已经广泛应用于超声成像、磁共振成像(MRI)、计算机断层扫描成像(CT)和荧光显微镜成像技术所获得的医用图像的分析 and 识别工作中。此外,纹理分析在图像检索^[6]、页面分割^[7]、字符识别^[8]等领域也有广泛的应用,特别是基于纹理分析的虹膜识别^[9~12]已经取得了很多重要的成果。

由于研究目的和对象存在着一定的差异,不同研究者提出了很多描述纹理特征的方法^[13,14],但总的来说,获取纹理特征的途径主要包括统计学方法、结构学方法和光谱学方法三种。共生矩阵^[15,16]是统计学方法中比较经典的一种。由于图像中包含了大量的纹理信息,而对于某个特定的研究目的,哪些信息会对结果产生较大影响并没有任何先验知识可供参考,为了提高分析和识别的准确率,设计算法时往往需要考虑纹理特征的复合。

2003年,Gossage等^[17]采用纹理分析方法对OCT图像进行了初步的研究,最先提出通过纹理分析可以将不同组织的OCT图像正确分类。他们提取了OCT组织图像的共生矩阵 $s_{\theta}(i, j | d)$,即一个灰度值为 i 的点,在 θ ($\theta=0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4$)方向上,与一个灰度值为 j 的点的距离为 d 个像素点的概率,并据此分别计算了能量 E_1 ,熵 E_2 ,相关性 C 、局部同态性 H 和惯量 I ,计算分别如下

$$E_1 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} [s_{\theta}(i, j | d)]^2, \quad (1)$$

$$E_2 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} s_{\theta}(i, j | d) \lg[s_{\theta}(i, j | d)], \quad (2)$$

$$C = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} [(i - \mu_x)(j - \mu_y) s_{\theta}(i, j | d)] / (\sigma_x \sigma_y), \quad (3)$$

$$H = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{1}{1 + (i - j)^2} s_{\theta}(i, j | d), \quad (4)$$

$$I = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i - j)^2 s_{\theta}(i, j | d), \quad (5)$$

由此获取纹理特征,其中 L 为图像的灰度级总数,而

$$\mu_x = \sum_{i=0}^{L-1} i \sum_{j=0}^{L-1} s_{\theta}(i, j | d), \quad (6)$$

$$\mu_y = \sum_{j=0}^{L-1} j \sum_{i=0}^{L-1} s_{\theta}(i, j | d), \quad (7)$$

$$\sigma_x = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_x)^2 \sum_{j=0}^{L-1} s_{\theta}(i, j | d), \quad (8)$$

$$\sigma_y = \sum_{j=0}^{L-1} (j - \mu_y)^2 \sum_{i=0}^{L-1} s_{\theta}(i, j | d). \quad (9)$$

上述这些特征,再加上由二维离散傅里叶变换计算得到的纹理特征,构成了包含两类24种纹理特征的特征集。待分类图像的性质,由从该特征集选取的3个最有代表性的特征组成的归一化特征向量 \mathbf{X} 来描述,

$$\mathbf{X} = (\tilde{\mathbf{X}} - \tilde{\boldsymbol{\mu}}) / \tilde{\boldsymbol{\sigma}}, \quad (10)$$

式中 $\tilde{\mathbf{X}}$ 是给定图像的原始特征向量, $\tilde{\boldsymbol{\mu}}$ 和 $\tilde{\boldsymbol{\sigma}}$ 分别是各类图像的特征向量均值及平均标准偏差。实验中采用最小误差率贝叶斯分类模型, 即通过计算待分类图像和某类图像 c 之间的马氏距离

$$d_c = (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}_c)^\top \sum_c (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}_c), \quad (11)$$

来判定其组织类型, 其中协方差矩阵

$$\sum_c [m][n] = (\mathbf{X}[m] - \boldsymbol{\mu}_c[m])(\mathbf{X}[n] - \boldsymbol{\mu}_c[n]), \quad m = 1, 2, \dots, 24, n = 1, 2, \dots, 24 \quad (12)$$

该算法能够在皮肤(准确率 $R=98.5\%$, 下同)和脂肪($R=97.3\%$), 正常($R=88.6\%$)和异常($R=64\%$)的肺部组织之间进行区分, 而当对三种正常组织图像同时进行分类时, 其结果为脂肪($R=94.8\%$)和肺部组织($R=65.3\%$), 皮肤($R=37.6\%$, 仅仅略好于随机分类的情况 33.3%), 这是因为皮肤和肺部组织十分相像, 缺少明显的结构差异。

2006年, Qi等^[18]运用中心对称自相关^[19](CSAC)的纹理分析方法识别OCT图像中的Barrett食道(BE)组织, 取得了不错的效果, 其敏感性、特异性和准确率分别为 82% , 74% 和 84% 。但由于该方法对每一个活检部位, 只从一幅OCT图像的特定标度上提取纹理特征参量进行判断, 忽视了不同图像不同标度纹理特征的变化, 从而影响了识别的效果。为此, 他们又对该方法进行了改进^[20], 仍采用边缘检测和形态学处理方式将目标区域分割出来, 再进行圆平均傅里叶域分形分析, 得到不同标度上的纹理变化特征, 称为分形标记。应用主成分分析法(PCA)减少数据集的维度, 并尽量保留数据集中的变化。分形标记的前十种主成分被用做分类回归树的输入, 来区分正常与异常的结构。在每个活检部位只采用一张OCT图像进行正常/异常组织识别的情况下, 敏感性和特异性指数分别为 95% 和 94% , 而如果每个部位采用三张OCT图像进行识别, 敏感性和特异性指数甚至都达到了 100% , 证明了该方法可以取得比CSAC方法更好的识别效果。

2007年, Lingley-Papadopoulos等^[21]首次将K-均值聚类纹理分析应用到膀胱组织层状结构的分割中。他们在分别通过共生矩阵、灰度直方图、Laws'纹理测度和二维傅里叶变换计算而得到的105个纹理特征中剔除了高相关性的特征, 只留下42个特征进行K-均值聚类分析和边缘探测。计算分割后每一层状结构内的灰度均值和标准差, 将灰度均值在标准偏差之内的相邻层进行合并, 以增强分割的可靠性。将算法同人工分割的结果相比较, 二者相互匹配的占 59% , 12% 的情况是二者不匹配但不能确定优劣, 二者局部之间有细微差异但并不影响整体分割效果的有 17% , 只有 12% 的分割结果不正确。为了给膀胱癌的诊断提供更加充分的依据, 他们把层状结构的分割和特征的提取结合起来, 最先将纹理分析方法应用于膀胱内层组织的OCT图像识别^[22]。除文献[21]中提到的特征外, 他们又通过统计学方法增加了图像的四个纹理特征: 均值、标准差、幅度和中值。同样剔除高相关性特征, 保留了18个特征用以区分不同类型的组织。为了确保不同纹理特征以最佳方式组合成特征向量, 引入类间离散度和总类内离散度 S_w 的比值作为判据, 比值越大, 证明该组合方式以特定判别函数对不同组织的区分效果就越好。类内离散度 S_i 表征了一个聚类中数据点的扩散程度, 定义为

$$S_i = \sum_j (\mathbf{x}_j - \mathbf{m}_i)(\mathbf{x}_j - \mathbf{m}_i)^\top, \quad (13)$$

其中 \mathbf{m}_i 为聚类 i 的平均特征向量, 而 \mathbf{x}_j 为 j 点的特征向量。总类内离散度是一个聚类集中所有类内离散度的总和

$$S_w = \sum_i S_i, \quad (14)$$

类间离散度 S_B 表征了不同聚类间的分散程度, 定义为

$$S_B = \sum_i n_i (\mathbf{m}_i - \mathbf{m})(\mathbf{m}_i - \mathbf{m})^\top, \quad (15)$$

式中 \mathbf{m} 为整个数据集的平均特征向量, 而 n_j 为聚类 i 中数据点的数目。在确定特征组合方式和判别函数之后, 以决策树的形式进行不同类型组织间的判别。以“leave-one-out”交叉验证的方式^[23]进行测试, 同人工判别的结果相比, 该算法区分癌症组织和非癌症组织的敏感性和特异性指数分别为 92% 和 62% 。在发生乳头状病变的样本中, 采集到的OCT图像往往在病变的底部, 不能反映出病变的特征, 算法本身并不是造成识别困难的主要原因。如果不考虑乳头状病变的情况, 敏感性指数可高达 97% 。当癌症发生时, 并发浸润性炎症在膀胱上皮组织中是很常见的, 区分原发和癌症并发性浸润性炎症比较困难, 这就影响了识别的效果。如果忽略浸

润性炎症的情况,特异性指数可以增大到 87%。值得一提的是,该算法对发育异常及原位癌的敏感性均为 100%,能够很有效地将其与非癌组织区分开,同 Qi 等^[18,20]提出的方法相比,显示出了更强的可靠性。提高算法对不同类型的特征相近的癌症组织(比如浸润癌和乳头状病变)的判别能力,是今后研究工作的重点。

3 与机器识别相结合的纹理分析方法

模拟人类识别过程和方式而提出的机器识别方法,可以在有针对性地学习后对样本进行自动分类和识别,在目标识别、文本分类和人脸检测等模式识别领域有着广泛的应用。因为可以根据图像的性质和先期的识别效果不断改进机器学习的过程,体现出很好的适应性和提升空间,所以将这种机器识别方法扩展到 OCT 图像组织特征的自动分析和识别研究中,可以获得更好的效果。

通常,纹理分析可以与支持向量机(SVM)、人工神经网络(ANN)等机器识别方法结合起来使用。对于某些特定组织结构,预先提取一系列特征向量供机器学习,再以从待识别对象中获得的同样的特征向量作为机器的输入,由机器将对象进行识别和分类。

2007 年, Zawadzki 等^[24]对视网膜的层状结构应用支持向量机进行半自动分割,并以此为基础进行了包括层厚度的对比测量在内的后续分析。他们设计的图形用户界面,可使用户在三维 OCT 图像中选择一系列二维的横断面图像,在这些图像上点选目标点和背景点,以这些点的纹理特征(灰度,空间坐标和局部灰度均值、方差、梯度)作为支持向量机的输入,通过机器学习的方法,对整个视网膜图像进行体分割。用户还可以对分割错误的点进行点选,以完成支持向量机的重复训练。对于某个未分类的像素点,可以根据其邻域点的性质来进行分类,仅当其邻域点分类并不明确的时候,才应用支持向量机进行判断,这种方法称为棋盘法^[25],可以减少大约 40%的分类时间,并获得了更平滑的分割边界,减少了孤立点的存在。通过小波压缩的方法降低目标图像的分辨率或者使用平滑滤波器对目标图像进行处理,都可有效减少支持向量机输入数据的数量,加速分类过程。实验证明,该方法可以在较短时间内准确分离出视网膜色素上皮细胞层、视网膜神经纤维层和感光层的结构并将其可视化,同时能够测量目标区域的厚度,为眼科疾病的早期诊断提供了依据。

2008 年, Jorgensen 等^[4]首次使用支持向量机对 OCT 图像中不同皮肤癌组织进行判定。考虑到不同受试者本身皮肤结构的多样性,他们选用临近健康组织的特征对患处特征进行归一化。每幅 OCT 图像由 14 个纹理特征来描述,采用“leave-one-sample-out”分类模型^[26],即对于某一待测样本,用除其之外所有的样本训练支持向量机,并以此来对这个样本进行分类。为了避免机器学习到的是某一病人的皮肤纹理特征而不是其患处的特征,他们进一步采用了“leave-one-patient-out”测试模型。在 OCT 图像分辨率较低,不足以进行肉眼直接观察判断的情况下,该算法能比较准确的分辨出光化性角化病和基底细胞癌,准确率分别达到 73%和 81%。提高图像质量和分辨率可以进一步提高识别的可靠性。

2009 年, Baroni 等^[27]将人工神经网络应用于视网膜 OCT 图像的识别工作中。他们通过灰度共生矩阵计算出的能量、熵、对比度、逆矩和相关性以及灰度直方图的均值和方差等纹理特征中进行选择和搭配作为 OCT 图像特征识别的依据。优化后的前向反馈神经网络中包括 5 个输入特征,7 个隐藏神经元和 3 个输出神经元,学习率和迭代次数分别为 0.1 和 5000。在 20 幅正常视网膜层 OCT 图像中随机选取 10 幅作为神经网络的训练集,并将另 10 幅作为测试样本。实验证明,该方法能将视网膜同背景很好的区分出来,并对视网膜内、外膜结构进行较为有效的识别。

由于比较关注图像的整体性质,对于存在局部病变组织的非均匀图像,纹理分析方法的识别效果欠佳。为了解决这一问题,2009 年, Sun^[28]等从待识别图像的不同区域中分别提取纹理特征向量组合成标记矩阵,并使用支持向量机对标记矩阵进行分类,可以很好地将皮肤局部分层结构受到破坏,表皮层连续性差的鲜红斑痣皮肤同正常皮肤区分出来。

尽管上述纹理分析和机器识别相结合的方法可以很好地解决某些实际问题,但是由于受到机器识别原理的限制,仍存在一些不足亟待改进。例如,在某些 OCT 图像中,由于组织内的血管阻碍了光的传播,使得血管周围和下方区域的图像灰度分布特征发生较大变化,导致模糊和畸变^[25],影响了机器识别的准确性。人类对图像的识别不是单独考虑某个局部的灰度分布,而是会对目标进行整体考量,根据整幅图像的性质进行推断,忽略噪声和畸变对图像的影响,很容易提取出图像的模式和结构特征。而机器识别方法是以对每个

像素点的分类为基础,往往只考虑图像的局部特征,没有全局把握的能力,给血管邻域内目标的精确分割带来了比较大的困难。为了解决这个问题,要为机器提供大量相关的训练数据进行学习,当然,这也就增加了算法的复杂度,需要耗费更多的时间。

4 纹理分析的通用性

上述研究工作均只针对某一特定系统采集的图像进行分析和识别。值得注意的是,因为不同 OCT 系统的分辨率、探测深度,采集到的数据量大小、信噪比和强度范围存在着明显的差异,纹理特征有很强的系统依赖性。正因为如此,基于纹理分析对图像进行识别的算法,在应用到每个系统之前,都要经过重新选取纹理特征并由这个系统采集的数据重新训练。为了使算法具有更强的稳健性和通用性,使经过训练的算法能够对多个不同的 OCT 系统采集到的图像进行处理,在设计算法时必须考虑补偿系统的差异。

Chen 等^[29]运用纹理分析方法评价两个分辨率不同的 OCT 系统识别 Barrett 食管的能力,但并未提及经由一个系统采集的图像训练后的算法是否可以有效分析另一个系统采集到的图像。他们从 OCT 图像中提取了两类纹理特征,一类计算自目标区域的二维离散傅里叶变换,另一类计算自量化某一点与其邻域点关系的中心对称自相关。他们对纹理特征进行主成分分析以减少变量的维度,增强辨别能力,以线性判别分析(LDA)^[30]识别 Barrett 食管组织,以单向方差分析(ANOVA)评估识别的结果。超高分辨率 OCT 系统采集的图像分辨率更高,纹理特征更加明显,显示出更为良好的可区分性。

Lingley-Papadopoulos 等^[31]将小波分析方法应用于 OCT 图像,以此来减小系统差异对纹理特征的影响。他们根据乔治华盛顿大学医学中心提供的 OCT 图像设计并训练了两种识别算法,算法一,不考虑不同系统间差异性;算法二,将补偿系统间差异性作为算法的基本要求,以 Baylor 医学院提供的 OCT 图像对这两种不同的算法进行有效性检验。为了缩减冗余,两种算法都在某些具有高相关性的纹理特征间进行了取舍。已知对于有限样本集,存在一个最优特征数量,选取的特征越多,对训练集的依赖性就越强,算法就失去了应用到其它不同数据集的可移植能力。据此,算法二舍弃了一系列系统依赖性较强的纹理特征。结果是,算法一从原始图像中直接选取了 22 个纹理特征,而算法二首先对系统探测深度、数据量大小和强度范围进行了归化,并对原始图像在三个不同尺度上进行四阶小波分析,以消除不同系统间分辨率和信噪比的差异,再从处理后的图像中选择了 112 个纹理特征。两种算法根据各自选定的纹理特征进行训练,分别计算训练图像中正常组和发育异常组的纹理特征向量均值和协方差矩阵,并以此作为判断准则。对于每一幅待识别图像,各自计算纹理特征,通过与上述判断标准的比较,来确定图像所反映的是健康组织还是异常组织。其结果是,算法一将所有待识别图像都判定为异常,这主要是由不同 OCT 系统获取的图像纹理特征差异过大,不能相互作为参照,而算法本身又没有将系统的差异性考虑在内,所选取的特征对特定的系统有很强的依赖性造成的。而算法二的敏感性和特异性指数分别为 87% 和 58%,证明了考虑系统差异而设计出的算法,经过一套 OCT 系统采集的图像训练后,完全可以有效地对其它 OCT 系统采集的图像进行识别。但对于临床应用来说,其可靠性需要进一步得到验证。

本文所提及的典型生物组织 OCT 图像纹理分析方法的测试样本及效果如表 1 所示。

表 1 生物组织 OCT 图像纹理分析典型方法的测试样本及测试效果

Table 1 Samples and results of related articles involved in texture analysis for OCT images

Issue studied	Lateral resolution / μm	Classification model	Results	Ref. /year
Skin/fat/normal lung/ abnormal lung	14	minimum-error-rate Bayesian classification model	correct classification rates; skin (98.5%) versus fat (97.3%) normal lung (88.6%) versus abnormal lung (64%) fat (94.8%) versus normal lung (65.3%) versus skin (37.6%)	[17]/2003
Barrett's Esophagus	/	classification and regression trees	sensitivity 95%, specificity 94% for 1 image/biopsy site sensitivity 100%, specificity 100% for 3 images/biopsy site	[20]/2006

Issue studied	Lateral resolution / μm	Classification model	Results	Ref. /year
Layers of the bladder	/	K-means clustering	59% of the images matched with the visually segmented results, another 29% matched reasonably well (the differences were small and would not affect analysis of the layer as a whole), only 12% segmented in error	[21]/2007
Bladder cancer	≤ 50	Decision tree	sensitivity 92% (increased to 97% if papillary growths were excluded from calculation) specificity 62% (increased to 87% if the cases of infiltrative inflammation were removed from the study)	[22]/2008
Retinal layers	~ 4	Support vector machine	The retinal pigmented epithelium (RPE), photoreceptor layers & retinal nerve fiber layer (RNFL) around the optic nerve head (ONH) can be segmented.	[24]/2007
Basal Cell Carcinomas & Actinic Keratosis	20	Support vector machine	Accuracy 73% for Actinic Keratosis (AK) from Basal Cell Carcinomas (BCC) & 81% for BCC from AK	[4]/2008
Retinal layers	/	Artificial neural networks	For Inner Retina (IR, including inner ganglion cells and inner plexiform layer): sensitivity 87.0%, specificity 71.4%, accuracy 79.2% for Outer Retina (OR, including outer plexiform and inner photoreceptor layers): sensitivity 70.5%, specificity 74.9%, accuracy 72.7% for Background: sensitivity 87.3%, specificity 98.5%, accuracy 79.2%	[27]/2007
Nevus flammeus	~ 8	Support vector machine	Accuracy 99%	[28]/2009
Barrett's Esophagus	/	Linear discrimination analysis	More distinct difference between normal and Barrett's Esophagus can be shown with ultrahigh resolution OCT.	[29]/2008
Bladder cancer	/	Wavelet analysis	Sensitivity 87% and specificity 58%	[31]/2009

5 总结与展望

综上所述,纹理分析是目前针对 OCT 图像中组织信息提取和特征识别的主流方法,能获得比较令人满意的效果,并且通用性较强。若在设计算法的时候适当考虑不同系统间的差异,对不同 OCT 系统采集的图像都可以进行有效地识别。基于纹理分析的 OCT 图像信息提取和特征识别技术的发展使多种常见病的早期诊断和治疗效果的追踪成为可能,具有重要的理论和现实意义。但是纹理分析方法目前仍然存在一些不足,比如:1)对存在局部病变组织的非均匀图像的识别存在一定局限性;2)对纹理特征比较相近、缺少明显差异的组织(比如皮肤和肺部组织)和病理结构(比如浸润癌和乳头状病变)的判别能力不强;3)对 OCT 图像中由于血管等结构阻碍光的传播所造成的、发生模糊和畸变的相关区域进行特征识别和精确分割比较困难等,至今没有得到妥善、完全的解决。

除了纹理分析的内在缺陷外,OCT 成像质量也是制约纹理分析方法提取组织信息和特征识别效果的重要因素。现阶段采用的解决方案,包括:1)使用超高分辨率 OCT 系统采集图像,提高分辨率,使纹理特征更加明显;2)在纹理分析之前增加降噪的步骤来滤除原始图像中自带的背景噪声和散斑噪声;3)对于每个待识别部位,尽可能在多张 OCT 图像的不同标度上分析纹理特征的特点等,都可有效减小成像质量对纹理分析的影响。

根据国内外研究者的研究成果,我们认为,纹理分析在 OCT 图像组织信息提取和特征识别中的应用,将会在研究的深度和广度上得到进一步的拓展。在深度上,选取最具有代表性的纹理特征并对其进行合理搭配,并合理选择机器识别的训练样本,从而对现有的纹理分析方法加以改进,以达到更高的敏感性和准确性,是提高纹理分析识别能力的重要途径;在广度上,将纹理分析方法的应用领域扩展到牙科学、泌尿学、心脏病学和肠胃病学等诸多学科的 OCT 图像的信息提取和特征识别中,是未来主要的发展方向。

参 考 文 献

- 1 D. Huang, E. A. Swanson, C. P. Lin *et al.*. Optical coherence tomography[J]. *Science*, 1991, **254**(5035): 1178~1181
- 2 A. F. Fercher, W. Drexler, C. K. Hitzenberger *et al.*. Optical coherence tomography-principles and applications[J]. *Rep. Prog. Phys.*, 2003, **66**(2): 239~303
- 3 D. C. Fernández, H. M. Salinas, C. A. Puliafito. Automated detection of retinal layer structures on optical coherence tomography images[J]. *Opt. Express*, 2005, **13**(25): 10200~10216
- 4 T. M. Jorgensen, A. Tycho, M. Mogensen *et al.*. Machine-learning classification of non-melanoma skin cancers from image features obtained by optical coherence tomography[J]. *Skin Res. Technol.*, 2008, **14**(3): 364~369
- 5 H. L. Kundel, C. F. Nodine, E. F. Conant *et al.*. Holistic Component of Image perception in mammogram interpretation: gaze-tracking study[J]. *Radiology*, 2007, **242**(2): 396~402
- 6 J. F. Cullen, J. J. Hull, P. E. Hart. Document image database retrieval and browsing using texture analysis[C]. IEEE Proceedings of the 4th International Conference on Document Analysis and Recognition, 1997, **2**: 718~721
- 7 A. K. Jain, Y. Zhong. Page segmentation using texture analysis[J]. *Pattern Recognition*, 1996, **29**(5): 743~770
- 8 C. Aviles-Cruz, R. Rangel-Kuoppa, M. Reyes-Ayala *et al.*. High-order statistical texture analysis-font recognition applied [J]. *Pattern Recogn. Lett.*, 2005, **26**(2): 135~145
- 9 Li Ma, Tieniu Tan, Yunhong Wang *et al.*. Personal identification based on iris texture analysis[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2003, **25**(12): 1519~1533
- 10 Huang Yaping, Luo Siwei, Chen Enyi. An iris recognition algorithm based on independent component analysis[J]. *J. Computer Research and Development*, 2003, **40**(10): 1451~1457
黄雅平, 罗四维, 陈恩义. 基于独立分量分析的虹膜识别方法[J]. 计算机研究与发展, 2003, **40**(10): 1451~1457
- 11 Lu Guangming, Yang Wen, Liao Qingmin. Iris recognition based on the analysis of local regions[J]. *J. Computer Applications*, 2007, **27**(6): 1490~1492
卢光明, 杨文, 廖庆敏. 基于局部纹理分析的虹膜识别算法[J]. 计算机应用, 2007, **27**(6): 1490~1492
- 12 Gong Junhui, Hu Weiping, Lu Xiaochun. Feature extraction and recognition of iris based on biorthogonal multiwavelets[J]. *J. Computer Applications*, 2006, **26**(10): 2375~2377
龚军辉, 胡维平, 卢小春. 基于双正交多小波的虹膜特征提取与识别[J]. 计算机应用, 2006, **26**(10): 2375~2377
- 13 C. Wu, Y. Chen, K. Hsieh. Texture features for classification of ultrasonic liver images[J]. *IEEE Trans. Med. Imag.*, 1992, **11**(2): 141~152
- 14 T. Ojala, M. Pietikainen, D. Harwood. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions[J]. *Pattern Recognition*, 1996, **29**(1): 51~59
- 15 R. M. Haralick. Statistical and Structural Approaches to Texture[C]. *Proc. IEEE*, 1979, **67**(5): 786~804
- 16 F. Argenti, L. Alparone, G. Benelli. Fast algorithms for texture analysis using co-occurrence matrices[C]. *IEE Proc. Radar and Signal*, 1990, **137**(6): 443~448
- 17 K. W. Gossage, T. S. Tkaczyk, J. J. Rodriguez *et al.*. Texture analysis of optical coherence tomography images: feasibility for tissue classification[J]. *J. Biomed. Opt.*, 2003, **8**(3): 570~575
- 18 X. Qi, M. V. Sivak, Jr., G. Isenberg *et al.*. Computer-aided diagnosis of dysplasia in Barrett's esophagus using endoscopic optical coherence tomography[J]. *J. Biomed. Opt.*, 2006, **11**(4): 044010
- 19 D. Harwood, T. Ojala, M. Pietikainen *et al.*. Texture classification by center-symmetric auto-correlation, using kullback discrimination of distributions[J]. *Pattern Recogn. Lett.*, 1995, **16**(1): 1~10
- 20 X. Qi, D. Y. Rowland, M. V. Sivak, Jr. *et al.*. Computer-aided diagnosis of dysplasia in barrett's esophagus using multiple endoscopic OCT images[C]. *SPIE*, 2006, **6079**: 607901
- 21 C. A. Lingley-Papadopoulos, M. H. Loew, J. M. Zara. Real-time bladder-layer recognition: an approach to optical biopsy [C]. 4th IEEE Int. Symp. on Biomedical Imaging: From Nano to Macro, 2007. 1276~1279
- 22 C. A. Lingley-Papadopoulos, M. H. Loew, M. J. Manyak *et al.*. Computer recognition of cancer in the urinary bladder using optical coherence tomography and texture analysis[J]. *J. Biomed. Opt.*, 2008, **13**(2): 024003
- 23 K. Fukunaga, R. R. Hayes. Estimation of classifier performance[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 1989, **11**(10): 1087~1101
- 24 R. J. Zawadzki, A. R. Fuller, D. F. Wiley *et al.*. Adaptation of a support vector machine algorithm for segmentation and visualization of retinal structures in volumetric optical coherence tomography data sets[J]. *J. Biomed. Opt.*, 2007, **12**(4): 041206
- 25 R. J. Zawadzki, A. R. Fuller, M. Zhao *et al.*. 3D OCT imaging in clinical settings toward quantitative measurements of

- retinal structures[C]. *SPIE*, 2006, **6138**: 613803
- 26 M. Stone. Cross-validation: a review[J]. *Math. Operationsforsch. Statist., Ser. Statistics*, 1978, **9**(1): 127~139
- 27 M. Baroni, S. Diciotti, A. Evangelisti *et al.*. Texture classification of retinal layers in optical coherence tomography[C]. 11th Mediterranean Conf. Medical and Biological Engineering and Computing, 2007, **16**: 847~850
- 28 Y. Sun, M. Lei. Method for optical coherent tomography image classification using local features and earth mover's distance[J]. *J. Biomed. Opt.*, 2009, **14**(5): 054037
- 29 Y. Chen, A. D. Aguirre, P. Hsiung *et al.*. Effects of axial resolution improvement on optical coherence tomography (OCT) imaging of gastrointestinal tissues[J]. *Opt. Express*, 2008, **16**(4): 2469~2485
- 30 E. Gazi, J. Dwyer, P. Gardner *et al.*. Applications of Fourier transform infrared microspectroscopy in studies of benign prostate and prostate cancer. A pilot study[J]. *J. Pathology*, 2003, **201**: 99~108
- 31 C. A. Lingley-Papadopoulos, M. H. Loew, J. M. Zara. Wavelet analysis enables system-independent texture analysis of optical coherence tomography images[J]. *J. Biomed. Opt.*, 2009, **14**(4): 044010