

基于支持向量机的骨肉瘤 X 线图像中病变区域的自动识别研究

李超峰

刘 燕 胡 珊

何 荣

(中山大学附属肿瘤医院
信息科 广州 510080)

(中山大学基础医学院生物
医学工程系 广州 510080)

(中山大学附属肿瘤医院
信息科 广州 510080)

[摘要] 采用骨肉瘤 X 线图像中病变区域的颜色特征和基于灰度共生矩阵的纹理特征作为特征向量, 研究利用支持向量机算法对骨肉瘤病变区域的自动识别方法, 结果充分表明支持向量机良好的分类能力。

[关键词] 支持向量机; 灰度共生矩阵; 骨肉瘤; 自动识别

Research on Automatic Recognition of Lesion Areas of Osteosarcoma X-ray Images Based on Support Vector Machine LI Chao-feng, Information Department, Cancer Hospital Affiliated to Sun Yat-sen University, Guangzhou 510080, China; LIU Yan, HU Shan, Department of Biomedical Engineering, School of Basic Medicine, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510080, China; HE Rong, Information Department, Cancer Hospital Affiliated to Sun Yat-sen University, Guangzhou 510080, China

[Abstractor] Adopting colour characteristics and texture features based on gray level co-occurrence matrix in lesion areas of osteosarcoma x-ray images as the eigenvector, the paper mainly studies automatic identification method of osteosarcoma lesion areas by using support vector machine algorithm, the result proves that support vector machine has good classification ability.

[KeyWords] Support vector machine; Gray symbiotic matrix; Osteosarcoma; Automatic recognition

1 引言

随着计算机技术的快速发展, 计算机辅助诊断 (Computer-aided Diagnosis, CAD) 在医学上, 特别是在医学影像诊断方面应用日益广泛, 逐渐成为医学诊断学中的研究热点之一。支持向量机理论 (Support Vector Machine, SVM) 是 Vapnik 等人在 1992 年提出的一种统计学习理论, 在解决小样本、非线性及高维模式识别方面表现出特有的优势, 因

而被成功地用于许多分类和回归的问题中。由于其出色的学习性能, 该技术已成为当前国际机器学习界的研究热点^[1]。

骨肉瘤是一种危害较大的骨科疾病, 常发生于青少年, 一旦误诊和漏诊将使患者延误治疗或接受不必要的治疗^[2]。X 线临床应用最初就承担了骨肿瘤和类肿瘤病变的诊断, 时至今日, X 线检查仍然是某些部位最基本和最主要的检查方法, 甚至是首选的检查方法。因此研究 X 线图片中骨肉瘤病变区域的自动识别, 有助于临床医生减少漏诊的发生。本文探讨了基于骨肉瘤病变区域的颜色和纹理特征, 利用支持向量机分类器自动识别 X 线图像中病变区域的方法。

[收稿日期] 2010-03-01

[作者简介] 李超峰, 硕士, 初级职称, 发表论文 5 篇。

2 研究方法与实验结果

2.1 研究方法

实验用到的 30 例骨肉瘤图片由某三甲医院影像科提供。首先由影像学专家在每幅图片上划分出病变区域。根据专家的划分,为每个像素点分配类标签,确定各像素点是否属于病变区域。然后随机选择一幅图像作为训练图像,在该图像中选取 2% 的像素点(病变区域和正常区域各随机选择 1%),提取特征向量训练分类器,利用训练好的分类器对其它划分好的图像进行识别。最后比较专家的划分和系统自动识别结果的准确率。系统的处理流程,见图 1。

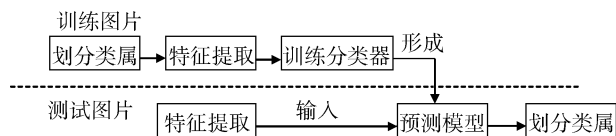


图 1 系统处理流程

2.2 特征向量选择

特征选择是影响分类正确率的关键因素。本文共利用到 6 个颜色特征和 5 个纹理特征。下文以 $f(x,y)$ 表示图像中坐标为 (x,y) 的点的灰度值,该点所在的窗口是指以该点为中心的 $13 * 13$ 像素区域。特征 f_1 是该点的灰度值,定义为:

$$f_1 = f(x,y)$$

f_2 为对该点所在窗口进行中值滤波的值, f_3 是对该窗口中心点进行反锐化掩模滤波的值。

$$f_2 = \text{mid}\{f(x,y) \mid (x,y) \in u\}$$

$$f_3 = f(x,y) + (f(x,y) - f_2)$$

f_4, f_5, f_6 是对该窗口颜色矩^[3]的计算:

$$f_4 = u = \frac{1}{M} \frac{1}{N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x,y)$$

$$f_5 = \sigma = \left(\frac{1}{M} \frac{1}{N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (f(x,y) - u)^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

$$f_6 = s = \left(\frac{1}{M} \frac{1}{N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (f(x,y) - u)^3 \right)^{\frac{1}{3}}$$

$f_7 - f_{11}$ 是该点所在窗口基于灰度共生矩阵的纹

理特征。其中,能量反映纹理的一致性;熵反映纹理的复杂度;图像的惯性矩反映图像纹理的清晰程度,图像纹理的沟纹越深,对比度越大;逆差矩反映图像纹理中高频与低频部分的比例^[4]。

能量 (Energy, ENG):

$$f_7 = \sum_i \sum_j m_{i,j}^2$$

熵 (Entropy, ENT):

$$f_8 = \sum_i \sum_j m_{i,j} \ln(m_{i,j})$$

惯性矩 (Contrast, CON):

$$f_9 = \sum_i \sum_j (i-j)^2 m_{i,j}$$

逆差矩 (Inverse Difference Moment, IDM):

$$f_{10} = \sum_i \sum_j \frac{m_{i,j}}{1 + (i-j)^2}$$

相关 (Correlation, CORR):

$$f_{11} = \frac{\sum_i \sum_j (ij)p(i,j) - u_x u_y}{\sigma_x \sigma_y}$$

2.3 分类器设计

常用的分类器包括贝叶斯网络、神经网络、支持向量机等。贝叶斯决策规则从理论上解决了最优分类器的设计问题,但其实施却必须首先解决更困难的概率密度估计问题。BP 神经网络直接从观测数据(训练样本)学习,是更简便有效的方法,因而获得了广泛的应用,但它是一种启发式技术,缺乏指定工程实践的坚实理论基础。而支持向量机理论具有完备的理论基础、几何解释直观、全局最优、泛化能力优良、适合处理高维数据等优点,因此本文选择支持向量机作为分类器。支持向量机分类器的实现利用了 LIBSVM 工具包^[5],数据处理和训练方法如下。

2.3.1 数据预处理 在使用 SVM 之前,数据缩放是非常重要的。优点是避免数值较大的特征在计算时影响其它特征,同时也避免了大数值引起的计算问题。本文将所有特征值都映射到 $[-1, 1]$ 。

2.3.2 核函数选择 在使用 SVM 时有很多核函数可供选择,不同的核函数带来不同的分类效果。RBF 核非线性地将样本映射到高维空间,因此可以对非线性数据分类。同时, RBF 核参数少,模型复杂度低,数值计算容易,因此本文选用 RBF 核作为

核函数。

2.3.3 训练方法选择 RBF 核有两个参数: C 和 γ , 训练的目的是找出最佳的 (C, γ) 组合使得预测效果最好。Cross-validation 是指将整个训练集平均分成 n 份, 每次拿 $n-1$ 份进行训练, 并对整个训练集作预测, 以最佳的预测效果的参数作为最终预测模型的参数。这里选择 $n=5$ 。

2.4 实验结果

研究显示, 在上述 30 幅图片中任取一张, 按上述方法选取该图片 2% 的像素点训练预测模型, 则形成的模型对该幅图片的预测成功率为 $92\% \pm 3.4\%$ 。对其他图片的预测准确率为 $73\% \pm 11\%$ 。

3 结论

本文采用骨肉瘤 X 线图像中病变区域的颜色特征和基于灰度共生矩阵的纹理特征作为特征向量, 利用支持向量机分类器, 研究了 X 线平片中骨肉瘤病变区域的自动识别。实验结果表明仅利用一副图像中的部分像素点进行训练, 就可达到对该图像中

所有病变区域较高的识别效率, 充分说明了支持向量机良好的分类能力, 这提示应进一步探索此方法在 CT、MR 等序列图像分割中的应用。但是利用本方法对不同图片的识别率差别较大。这可能是因为骨肉瘤的表现复杂多变, 同一病变可能有不同的灰度、纹理表现, 必须进一步研究更多的纹理特征表示法, 例如基于小波变换的纹理特征等, 以找到更有效的纹理特征, 提高识别的准确率。

参考文献

- 1 张永清, 孙德山. 多输出支持向量回归算法 [J]. 辽宁师范大学学报 (自然科学版), 2006, 29 (3): 15-18.
- 2 段承祥, 王晨线, 李健丁. 骨肿瘤影像学 [M]. 北京: 科学出版社, 2004.
- 3 徐琨, 李燕. 基于分块颜色矩和纹理特征的图像检索方法 [J]. 西安石油大学学报 (自然科学版), 2005, 20 (2): 77-79.
- 4 朱福珍, 吴斌. 基于灰度共生矩阵的脂肪肝 B 超图像特征提取 [J]. 中国医学影像技术, 2006, 22 (2): 287-289.
- 5 <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/> [EB/OL]. [2010-01-08].

• 动态 •

城市未来馆中医机器人: 曾上火星将入百姓家

上海世博会城市未来馆有台“中医机器人”, 它能像老中医一样望、闻、问、切。在公众参与馆举行的“相约名人堂——与院士一起看世博”活动中, 上海中医药大学校长、市科协副主席陈凯先院士透露, 这种中医四诊仪不仅在世博展示, 还正参与“火星 500”计划, 伴随包括中国人在内的多国航天员封闭模拟 500 多天的火星之旅, 并已从舱内发回航天员健康数据。今后, 这一标准化、现代化的中医诊断设备还将飞入寻常百姓家。

中医四诊仪堪称“机器人医生”, 能模拟“望闻问切”四诊方式, 采集舌象、面象、脉象, 并按照标准流程向患者问诊。陈凯先介绍, 以脉象为例, 四诊仪能通过物理感应, 分析脉搏的波形、谱形, 辨别出浮脉、沉脉、迟脉、滑脉、洪脉等 20 多种脉象。四诊仪之所以能实现“四诊合参”, 给出诊断结果, 因为它装有一套算法软件。这是由研发人员挖掘和整理名老中医经验而形成的“中医宝典”。由于拥有人工智能, 它可记录名老中医诊病过程、复诊病人病情变化、处方药味加减等, 为中医内科、妇科等提供数千个经典方剂, 方便医生随时调用。中医四诊仪实现产品化后, 可配置给中医药科室医生、社区医师、农村基层医生, 提高各类医疗人员的诊疗水平; 同时有需求的家庭也可配备四诊仪, 作为家庭健康管理机, 提供日常中医养生建议, 必要时还可进行“人机会诊”, 实现远程医疗。

(摘自《解放日报》)