

✧ 医学物理与工程学

Application of nonsubsamped dual-tree complex contourlet transform based wavelet texture features of CT images in identification of benign and malignant pulmonary nodules

MA Yuan^{1,2}, HAN Hongyi³, SUN Yanbei³, LIANG Zhigang⁴, GUO Xiuhua^{1,2*}

(1. School of Public Health, Capital Medical University, Beijing 100069, China; 2. Beijing Municipal Key Laboratory of Clinical Epidemiology, Beijing 100069, China; 3. College of Computer Science, Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China; 4. Department of Nuclear Medicine, Xuanwu Hospital, Capital Medical University, Beijing 100053, China)

[Abstract] **Objective** To explore the diagnostic value for benign and malignant pulmonary nodules using the wavelet texture features based on nonsubsamped dual-tree complex contourlet transform (NSDTCT). **Methods** Texture parameters based on NSDTCT and Contourlet transform were extracted from CT images of patients with pulmonary nodules. Dimension reduction of texture features was conducted with univariate analysis and Lasso regression. The support vector machine classifiers based on these texture features for benign and malignant pulmonary nodules were constructed. ROC analysis was applied to compare the two texture extraction methods. **Results** For NSDTCT based features, the model based on the least number of NSDTCT texture after Lasso dimension reduction was of excellent performance, with the accuracy of 98.37% in diagnosing benign and malignant lung nodules, and the AUC was 1.00. For Contourlet transform based features, the model with all extracted texture features performed well, with the accuracy of 56.05%, and the AUC was 0.73. There was significant difference of AUC of ROC curve between the two models ($Z=6.430$, $P<0.001$). **Conclusion** NSDTCT texture analysis method has good performance for diagnosing lung cancer with high classification accuracy.

[Keywords] nonsubsamped dual-tree complex contourlet transform; lung neoplasmas; support vector machine; tomography, X-ray computed

DOI:10.13929/j.1003-3289.201805159

基于非下采样双树复轮廓波变换的小波纹理特征识别肺良恶性结节 CT 图像

马 圆^{1,2}, 韩鸿毅³, 孙燕北³, 梁志刚⁴, 郭秀花^{1,2*}

(1. 首都医科大学公共卫生学院, 北京 100069; 2. 北京市临床流行病学重点实验室, 北京 100069; 3. 北京工业大学信息学部计算机学院, 北京 100124; 4. 首都医科大学宣武医院核医学科, 北京 100053)

[摘要] **目的** 观察基于非下采样双树复轮廓波变换(NSDTCT)的小波纹理特征在识别肺良恶性结节 CT 图像中的应

[基金项目] 国家自然科学基金(81773542)、北京市教委科技计划重点项目(KZ201810025031)。

[第一作者] 马圆(1992—),女,江苏徐州人,在读硕士。研究方向:医学图像大数据。E-mail: 598941139@qq.com

[通信作者] 郭秀花,首都医科大学公共卫生学院,100069;北京市临床流行病学重点实验室,100069。E-mail: statguo@ccmu.edu.cn

[收稿日期] 2018-05-30 **[修回日期]** 2018-09-20

用价值。**方法** 从肺结节患者的 CT 图像中分别提取基于 NSDTCT 和基于 Contourlet 变换的小波纹理参数,对高维纹理参数采用单因素分析、Lasso 回归等方法进行降维。对降维后的纹理参数分别构建诊断良恶性肺结节的支持向量机分类诊断模型,绘制 ROC 曲线,比较 2 种方法的诊断效能。**结果** 采用 NSDTCT 方法,基于经 Lasso 降维且自变量数目较少的纹理参数构建的诊断模型分类效果最好,判断良恶性肺结节的准确率为 98.37%,AUC 为 1.00;采用 Contourlet 变换方法,基于全部提取纹理参数构建的模型分类效果最好,诊断准确率为 56.05%,AUC 为 0.73;2 个模型的 ROC 曲线的 AUC 差异有统计学意义($Z=6.430, P<0.001$)。**结论** 基于 NSDTCT 的纹理分析方法对判断良恶性肺结节的准确性较高。

【关键词】 非下采样双树复轮廓波变换;肺肿瘤;支持向量机;体层摄影术,X 线计算机

【中图分类号】 R734.2; R814.42 **【文献标识码】** A **【文章编号】** 1003-3289(2019)02-0272-05

肺癌是影响人类健康的重要疾病之一^[1],患者 5 年生存率仅为 17%^[2],如能早期诊断、及时治疗,患者 10 年生存率可达 92%^[3]。目前医学图像诊断领域中的计算机辅助诊断技术不断发展,其中纹理分析技术在肺癌预测、分类、预后判断等方面均有重要价值^[4-6]。纹理特征提取是通过图像进行变换和分析,自图像中提取有效特征用于纹理的描述和分类的图像分析方法。目前的多尺度分析工具,如 Contourlet 变换,明显优于单一尺度的纹理分析方法,在图像纹理分析中应用较多^[7],但 Contourlet 变换需要进行下采样和上采样操作,使其缺乏平移不变性,且具有频谱重叠,在图像处理中具有人造纹理的缺陷^[8]。非下采样双树复轮廓波变换(nonsampled dual-tree complex contourlet transform, NSDTCT)方法具有高度方向选择性、平移不变性及各向异性,可准确描述图像的边缘细节以及纹理特征^[9],目前在图像融合、去噪及检索中已有应用^[9-11],但其在医学图像分析中的应用较少^[12]。本研究采用 NSDTCT 方法对肺结节的 CT 图像进行变换,并提取其纹理特征,以构建肺良恶性结节诊断模型,并与基于二代小波变换(Contourlet 变换)提取的纹理特征进行比较,观察 NSDTCT 纹理对分类诊断肺良恶性结节的价值。

1 资料与方法

1.1 资料来源 收集 2007 年 12 月—2010 年 1 月于首都医科大学宣武医院接受治疗的 458 例肺结节患者的 CT 图像,男 290 例,女 168 例,年龄 15~91 岁,平均(54.5±18.4)岁;其中恶性肺结节 213 例,良性 245 例。纳入标准:①经病理证实或随访 2 年以上,获得最终诊断结果;②图像为 DICOM 格式;③结节大小为 0.3~3.0 cm;④包含结节的 CT 图像数≥5 幅。排除信息资料不完整,或结节与周围组织粘连而难以分割者。

1.2 ROI 分割 首先在影像科医师的指导下,于病变部位手工勾画 ROI,尽量包含病变,共获得 3 056 个 ROI,其中恶性 ROI 共 1 809 个,良性 ROI 共 1 247 个;采用区域增长法对 ROI 进行分割。具体步骤如下:先对欲行分割区域确定 1 个种子像素作为生长点,而后将周围邻域中与种子像素有相同或相似性质的像素合并到种子像素所在区域;将这些新像素作为新的种子点继续上述过程,无满足条件的像素,即完成了 1 个区域的生长。本研究以分割区域的中心点自动作为种子点进行区域增长,具体分割过程见图 1。

1.3 纹理特征提取

1.3.1 NSDTCT NSDTCT 由多分辨率分析的双树复小波变换(dual tree complex wavelet transform, DTCWT)和方向分析的非下采样方向滤波器(nonsampled directional filter bank, NSDFB)两部分相结合而获得^[13]。首先采用 NSDTCT 方法对图像进行二维 DTCWT 分解,得到双树结构子带,产生 2 个低频子带和 6 个高频子带,6 个方向分别为±15°、±45°、±75°;再对每层 6 个不同方向的高频子带分别采用二维 NSDFB 操作,共生成 96 张子带图。分别从这 96 张子带图中提取纹理参数,对肺部 CT 图像的边缘细节及高维精细纹理特征信息进行描述。NSDTCT 能更稀疏地表示原图像,以并行使用 2 个实离散小波变换的方法,将其分别作为 DTCWT 的实部和虚部,称为 A 树和 B 树。A 树和 B 树的行列滤波器组分别为 $[h_0(n), h_1(n)]$ 和 $[g_0(n), g_1(n)]$,见图 2。



图 1 区域增长法分割 ROI 示意图

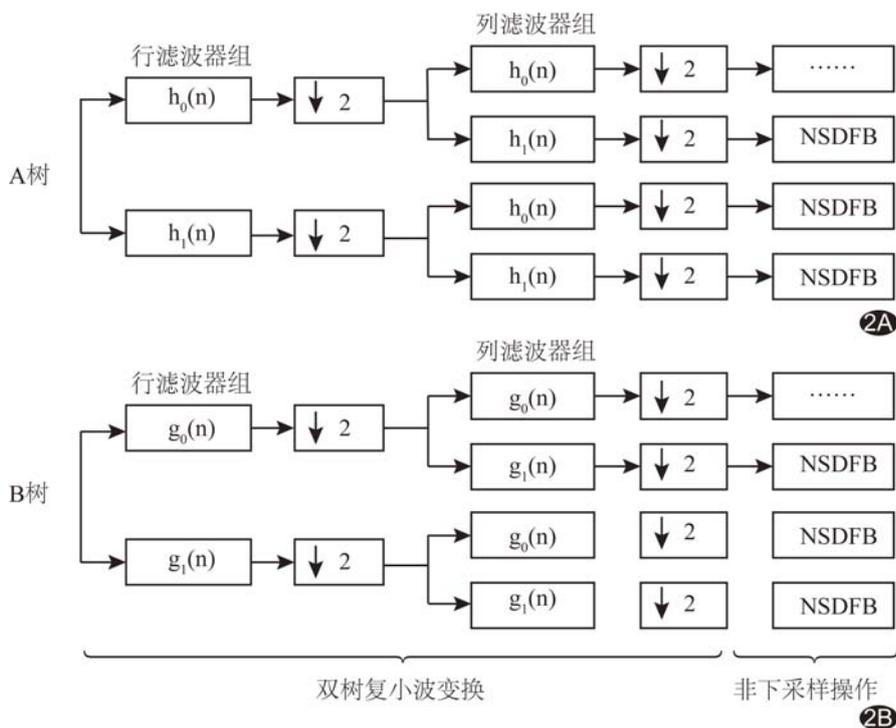


图 2 非下采样双树复轮廓波变换的分解示意图 A. A 树; B. B 树 (↓2 表示隔点下采样, NSDFB 表示非下采样操作)

对同一组图像进行 Contourlet 变换(16 个尺度、6 个方向,共获得 96 个子带图像),并与 NSDTCT 变换后的结果进行比较。

1.3.2 纹理计算 采用区域增长法对 CT 图像中肺结节 ROI 进行分割后,对获取的 ROI 进行 NSDTCT 变换和 Contourlet 变换,对变换得到的每个子图分别提取 23 个纹理参数,具体如下:利用灰度直方图计算图像的总纹理特征参数,包括均值、标准差、平滑度、三阶矩、一致性、熵;利用灰度共生矩阵提取图像的局部纹理特征,包括能量、灰度均值、逆差矩、熵、相关性、聚类趋势、对比度、同质度、方差、最大概率、和的均值、差的均值、和的熵、差的熵;利用邻域灰度差分矩提取图像的局部纹理特征,包括粗糙度、对比度和频度。

1.3.3 纹理特征降维 高维纹理特征数据包含大量冗余信息,降低学习算法的准确性,故需对高维纹理数据降维。本研究采用常用的降维方法——Lasso 回归,其基本原理是在回归系数的绝对值之和小于 1 个常数的约束条件下,使残差平方和最小化,从而能够产生某些严格等于 0 的回归系数,得到可以解释的模型。本研究采用十折交叉验证的方法,以模型分类错误率作为期望最小化目标参量,对高维纹理参数进行降维。

1.4 统计学分析 采用 SAS 9.4 统计分析软件和 R 软件(<https://www.r-project.org/>)的“glmnet”工具

包。以单因素分析和 Lasso 回归的方法对提取的纹理参数进行降维。采用 Wilcoxon 秩和检验比较肺良恶性结节间的差异,由此筛选出组间差异有统计学意义的纹理参数,从而实现参数降维。采用 Lasso 回归方法,分别根据最佳 lambda 值和 1 个标准差范围内得到的最简单模型所对应的 lambda 值的纹理参数进行降维。 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

以病理结果为金标准,在提取的所有纹理参数及降维后的纹理参数中,随机抽取 80% 数据作为训练集,以 R 软件的“e1071”工具包建立支持向量机(support vector machine, SVM)良恶性肺结节分类诊断模型,并以所余 20% 数据作为测试集对分类诊断模型进行测试。以 R 软件的

“pROC”工具包绘制 ROC 曲线,评价诊断模型对肺良恶性结节的诊断效能;采用 Delong 检验对 ROC 曲线的 AUC 进行比较, $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 纹理参数降维 采用 Lasso 降维方法分别对 NSDTCT 纹理参数、Contourlet 纹理参数进行筛选。本研究采用十折交叉验证的方法拟合模型。将错分率作为目标参量,通过交叉验证,获得目标函数的置信区间,见图 3、4。图中 2 条虚线分别指示 2 个特殊的 lambda 值,根据这 2 个 lambda 值,得到降维后的纹理参数。

经 NSDTCT 变换提取纹理参数,共获得 2 208 个纹理参数,经单因素分析降维得到 1 884 个纹理参数,经 Lasso 降维 2 个特殊的 lambda 值分别得到 124 个纹理参数和 697 个纹理参数(图 3)。经 Contourlet 变换提取纹理参数,共获得 1 344 个纹理参数,经单因素分析降维得到 440 个纹理参数,经 Lasso 降维 2 个特殊的 lambda 值,分别得到 126 个纹理参数和 222 个纹理参数(图 4)。

2.2 SVM 建模及分类效果评价 随机抽取 80% 数据作为训练集,其余 20% 作为测试集,最终训练集包含 2 444 个 ROI 数据,测试集包含 612 个。基于提取的全部纹理参数、经单因素分析降维和经 Lasso 降维 2 个特殊的 lambda 值对应的纹理参数,采用 Gaussian 核函数,分别对 NSDTCT 和 Contourlet 纹理参数建

表 1 基于 NSDTCT 与 Contourlet 变换的 SVM 模型对肺结节良恶性的分类诊断结果

模型	AUC(95%CI)	准确率(%)	敏感度(%)	特异度(%)	阳性预测值(%)	阴性预测值(%)
NSDTCT 1	0.70(0.60,0.81)	95.75	64.51	69.23	97.93	7.64
NSDTCT 2	0.68(0.65,0.81)	39.05	36.35	100	100	6.52
NSDTCT 3	1.00(1.00,1.00)	98.37	100	100	100	100
NSDTCT 4	0.70(0.59,0.80)	58.17	71.84	65.38	97.91	9.34
Contourlet 1	0.73(0.65,0.81)	56.05	54.27	88.46	99.07	7.90
Contourlet 2	0.68(0.60,0.77)	58.50	66.04	73.08	98.22	8.72
Contourlet 3	0.64(0.54,0.74)	53.43	68.43	57.69	97.33	7.50
Contourlet 4	0.72(0.62,0.82)	56.54	69.80	73.08	98.32	9.69

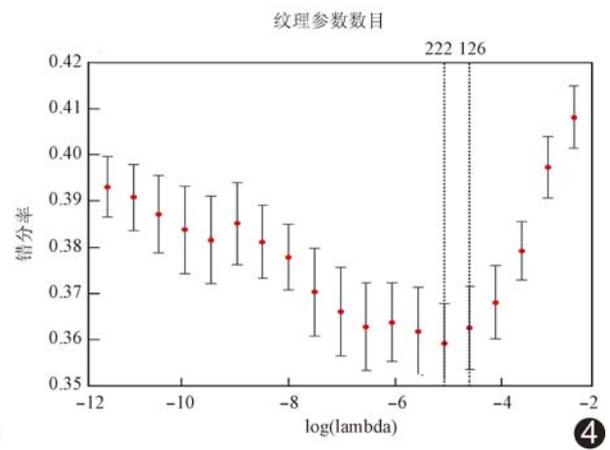
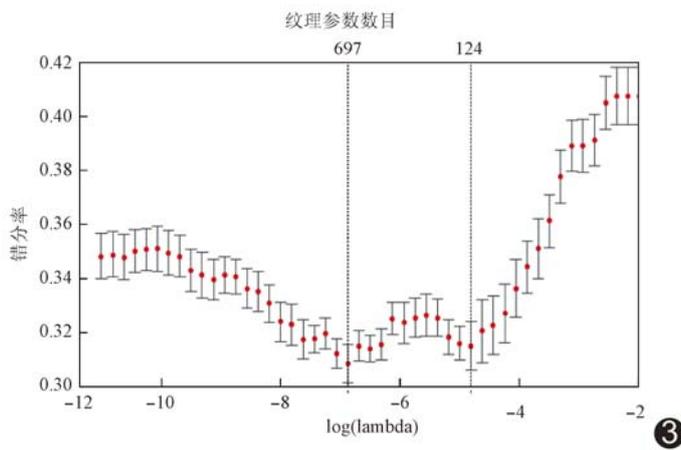


图 3 NSDTCT 纹理目标参量变化图 2 条虚线对应 2 个特殊 lambda 值的纹理参数数目

图 4 Contourlet 纹理目标参量变化图

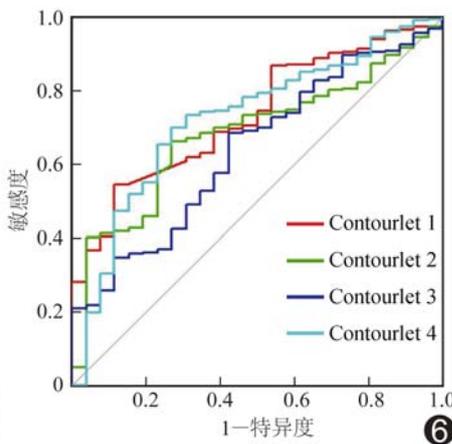
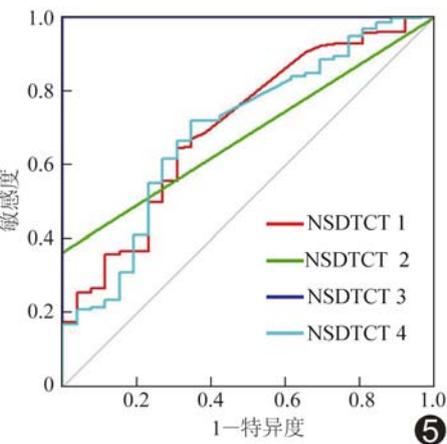


图 5 基于 NSDTCT 的诊断模型诊断良恶性肺结节的 ROC 曲线

图 6 基于 Contourlet 的

立 4 个 SVM 分类诊断模型,表示为 NSDTCT 1~4 和 Contourlet 1~4,ROC 曲线结果显示其对良恶性肺结节的诊断效能,见表 1 及图 5、6。

经 NSDTCT 变换提取的纹理参数建立的诊断模型分类诊断效果优于 Contourlet 纹理参数,其中

NSDTCT 3 模型,即经 Lasso 降维且自变量数目较少的模型分类诊断效果最好,诊断准确率为 98.37%, AUC 为 1.00。将 NSDTCT 3 模型的 AUC 与基于 Contourlet 变换提取的纹理中分类诊断效果最好的模型 Contourlet 1 所对应的 AUC 进行比较,差异有统计学意义($Z=6.430, P<0.001$)。

3 讨论

对于图像,纹理是一种非常重要的特征,在图像处理、计算机视觉领域中备受关注,在疾病分类诊断、物体人脸识别、图像视频检索等领域均已得到广泛应用。无论采用哪种分类器,纹理特征的提取质量直接关系到能否完成识别任务^[14]。

在多尺度分析方法中,小波变换能够较好地保留

图像信息,但其方向性少,不能准确表达图像的轮廓和边缘信息。Contourlet 变换采用塔式滤波器组对图像进行多尺度多分辨率分解,可克服传统小波变换方向性少的不足,同时具有局部性、多尺度性和方向性的性质,虽然相对于其他多尺度几何分析工具具有明显的优势,但仍有产生人造纹理,对准确描述图像纹理造成影响的可能。非下采样 Contourlet 变换克服了上述缺陷,但实现过程复杂,运行时间较长。NSDTCT 将 DTCWT 与 NSDFB 结合,实现简单,计算效率高,且因无需下采样操作而具有平移不变性,弥补了 Contourlet 变换产生人造纹理的缺陷。此外,NSDTCT 的实质是采用双树复轮廓波变换中的双树分解结构代替非下采样 Contourlet 变换中的非下采样金字塔滤波器结构,原来的 1 个高频分量被 6 个不同方向的高频分量替代,可自图像中提取更多特征信息,即能够捕捉原图像丰富的细节和纹理信息,具有高度方向选择性、平移不变性及各向异性,相较于传统的多尺度分析工具,可较好地描述边缘细节和纹理信息,然而目前鲜见该方法在医学图像领域中的应用研究。

本研究首先手工选择 ROI,再对 ROI 进行 NSDTCT 变换分解,产生 96 个子图像。对每个子图像提取基于灰度直方图、灰度共生矩阵、灰度邻域差分矩的纹理参数,通过单因素分析及 Lasso 回归对纹理进行降维,成功构建了诊断肺结节良恶性的 SVM 模型。为验证该方法的优越性,本研究还对同一批图像进行了 Contourlet 变换,并提取相对等同的纹理参数,建立 SVM 诊断模型。本研究结果表明,NSDTCT 纹理分析方法分类诊断良恶性肺结节的效果较好,具有较高的分类准确性,特别是基于 Lasso 降维且自变量数目最少的纹理参数的 NSDTCT 3 模型,体现了 NSDTCT 的小波分析方法在多尺度分析中的优越性^[15]。

[参考文献]

- [1] Rafiemanesh H, Mehtarpour M, Khani F, et al. Epidemiology, incidence and mortality of lung cancer and their relationship with the development index in the world. *J Thorac Dis*, 2016, 8(6): 1094-1102.
- [2] Stewart B, Wild CP. World cancer report 2014. Lyon: International Agency for Research on Cancer, 2014:630.
- [3] Murugan VA, Kalra MK, Rehani M, et al. Lung cancer screening: Computed NSFC 2017 tomography radiation and protocols. *J Thorac Imaging*, 2015, 30(5):283-289.
- [4] Dennie C, Thornhill R, Sethi-Virmani V, et al. Role of quantitative computed tomography texture analysis in the differentiation of primary lung cancer and granulomatous nodules. *Quant Imaging Med Surg*, 2016, 6(1):6-15.
- [5] Vaidya M, Creach KM, Frye J, et al. Combined PET/CT image characteristics for radiotherapy tumor response in lung cancer. *Radiother Oncol*, 2012, 102(2):239-245.
- [6] Li Z, Mao Y, Li H, et al. Differentiating brain metastases from different pathological types of lung cancers using texture analysis of T1 postcontrast MR. *Magn Reson Med*, 2016, 76(5): 1410-1419.
- [7] Wang J, Sun T, Gao N, et al. Contourlet textual features: Improving the diagnosis of solitary pulmonary nodules in two dimensional CT images. *PLoS One*, 2014, 9(9):e108465.
- [8] 宋梦馨,郭平.结合 Contourlet 和 HSI 变换的组合优化遥感图像融合方法.计算机辅助设计与图形学学报,2012,24(1):83-88.
- [9] Yin M, Liu W, Zhao X, et al. Image denoising using trivariate prior model in nonsubsampling dual-tree complex contourlet transform domain and non-local means filter in spatial domain. *Optiks*, 2013, 124(24):6896-6904.
- [10] Zhu Z, Zhao C, Hou Y. Research on similarity measurement for texture image retrieval. *PLoS One*, 2012, 7(9):e45302.
- [11] 殷明,段普宏,褚标,等.基于非下采样双树复轮廓波变换和稀疏表示的红外和可见光图像融合.光学精密工程,2016,24(7): 1763-1771.
- [12] Peng G, Liu S, Zhuang S. Multimodal medical image fusion by adaptive manifold filter. *Comput Math Methods Med*, 2015, 2015:564748.
- [13] 殷明,庞纪勇,魏远远,等.结合 NSDTCT 和稀疏表示的遥感图像融合.光子学报,2016,45(1):10-17.
- [14] 刘丽,赵凌君,郭承玉,等.图像纹理分类方法研究进展和展望.自动化学报,2018,44(4):584-607.
- [15] 刘再毅,梁长虹.促进影像组学的转化研究.中国医学影像技术, 2017, 33(12):1765-1767.

[1] Rafiemanesh H, Mehtarpour M, Khani F, et al. Epidemiology, incidence and mortality of lung cancer and their relationship with