

基于多尺度融合的甲状腺结节图像特征提取

王昊¹ 彭博¹ 陈琴² 杨燕¹

(1. 西南交通大学信息科学与技术学院, 成都, 610031; 2. 电子科技大学临床医学院, 成都, 610072)

摘要: 甲状腺结节是一种常见的多发病, 超声技术是该疾病首选的检查方法。在超声图像中提取区分甲状腺结节良恶性的纹理特征并进行判别具有广阔的临床应用前景。双树复小波变换(Dual-tree complex wavelet transform, DT-CWT)和 Gabor 小波是纹理特征提取的常用方法。本文提出一种基于多尺度的 DT-CWT 和 Gabor 特征融合的甲状腺结节识别方法。该方法首先通过高斯金字塔将甲状腺超声图像分解到多尺度空间, 然后提取图像的 DT-CWT 和 Gabor 的多尺度特征, 最后实现特征融合。通过应用支持向量机(Support vector machine, SVM)分类器实现分类, 验证特征提取方法的有效性。实验结果表明, 本文提出的方法能达到较高的识别率。

关键词: 双数复小波变换; Gabor 变换; 高斯金字塔; 特征融合

中图分类号: TP301.6 **文献标志码:** A

Image Feature Extraction of Thyroid Nodule Based on Multi-scale Fusion

Wang Hao¹, Peng Bo¹, Chen Qin², Yang Yan¹

(1. School of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu, 610031, China; 2. Clinic Medical School of Medicine, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, 610072, China)

Abstract: Thyroid nodule is a kind of frequently-occurring disease. Ultrasound technology is the preferred examination method for the disease. Extracting the texture feature distinguishing the benign and malignancy in the ultrasound images and discriminate them has a wide prospect of clinical application. Dual-tree complex wavelet transform (DT-CWT) and Gabor wavelet are the important approaches to texture feature extraction. Here, we present an approach of thyroid nodules recognition by fusing multi-scale DT-CWT and Gabor wavelet features. Firstly, we use Gaussian pyramid to decompose the thyroid ultrasound image into multi-scale space. Followed by extracting DT-CWT and Gabor multi-scale features, the feature fusion is performed. Support vector machine (SVM) is applied to classify so as to verify the effectiveness of the proposed method. Experimental results show that the proposed method can achieve a high recognition rate.

Key words: dual-tree complex wavelet transform; Gabor transform; Gaussian pyramid; feature fusion

引 言

近年来, 甲状腺肿瘤的发病率逐年上升, 从病例数据来看, 中年女性患甲状腺疾病的概率较高。超声影像技术因其敏感性高、价廉、无创、简便、迅速和无辐射等特点, 在临床上的应用非常广泛, 成为疾病首选的检查方法。在临床上, 医生主要是通过定性分析得出结论。但由于缺乏特征上的定量分析和视

觉上的差别,不同医生会得出不同的结果,这就使得图像特征的定量分析尤为重要。超声图像的纹理特征是很多病症识别的有力证据。纹理特征不依赖颜色和亮度的变化,适用于灰度范围窄、对比度低的图像。

本文旨在研究提取超声图像感兴趣区域的整体特征并加以分类。目前,图像纹理特征提取的方法很多,包括共生矩阵、小波变化等。研究者已经在乳腺、肝脏等领域对做了很多的研究。文献[1]中 Haralick 提出的灰度共生矩阵(Gray-level co-occurrence matrix, GLCM)被用来区分正常甲状腺组织中的结节;文献[2]使用局部二值模式(Local binary pattern, LBP)区分甲状腺结节的良恶性,提取 LBP 特征,利用 K 近邻分类器加以分类。然而,大部分的文献针对的是单一尺度的图像,对于图像的多尺度特征研究较少,图像的多尺度表达能够提高纹理分析的进程,多尺度纹理特征的提取方法 Gabor 算法受到重视,研究者利用 Gabor 变换并结合其他算法提出了一些特征提取模型。如文献[3]利用 Gabor 变换得到多尺度旋转不变特性的图像,在此基础上提取 LBP 特征作为特征向量,实验表明该方法有很好的分类效果。文献[4]通过高斯金字塔将图像分解到多尺度空间,然后得到每个尺度空间的 LBP 图像,在此基础上提取灰度共生矩阵纹理特征,最后利用支持向量机(Support vector machine, SVM)分类器进行分类,从实验结果来看,该方法有很好的判别效果。双树复小波变换(Dual-tree complex wavelet transform, DT-CWT)和 Gabor 变换是两种最基本的纹理特征提取方法。DT-CWT 克服了传统离散小波变换的平移敏感性和频率混叠的缺点,具有平移不变性、抗混叠等特点,更能全面地描述图像纹理的方向信息,而 Gabor 变换对图像局部细微变化非常敏感。因此,利用 DT-CWT 和 Gabor 变换的重要特性,提出一种基于多尺度融合的 DT-CWT 和 Gabor 甲状腺结节识别方法,通过高斯金字塔将甲状腺超声图像分解到多尺度空间,然后对每一尺度的图像进行 DT-CWT 和 Gabor 滤波,利用图像的均值和方差来描述纹理特征。将两种方法提取的特征串联起来组成向量集,实现特征融合。最后用 SVM 分类器进行分类。图 1 给出了本文所提出方法的算法流程图。

1 图像变换

1.1 高斯金字塔

高斯金字塔分解是对图像进行的一系列低通抽样滤波,滤波后的图像比前一级图像的分辨率和采样密度都会降低。利用高斯金字塔可以对单一尺度的图像进行尺度延拓,其应用可以实现图像的多尺度分析。采用的滤波器函数为均值 $\mu=0, \sigma=1.5$ 的二维正态分布函数,定义为

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

1.2 双树复小波变换

DT-CWT 是 Kingsbury 首次提出^[5,6],Selesnick 在 2005 年设计出的一种具有平移不变性、良好的方向性、有限的冗余和高效的计算效率的变换形式,为图像、信号处理等领域提供重要的分析工具^[7,8]。

DT-CWT 包含两路独立的小波变换,如图 2 所示。两路分别对输入图像进行滤波:一路用来生成系数的实部,一路用来生成系数的虚部,构成 DT-CWT 的输出。通过构造两路滤波器组,使其呈近似希尔伯特变换关系,所以 DT-CWT 具有近似平移不变性。

1.3 Gabor 小波

Gabor 小波^[9]是一种常见的特征提取方法,在人脸识别和分析等领域得到了普遍应用,是一种可以在多尺度多方向上提取信息的数学工具。

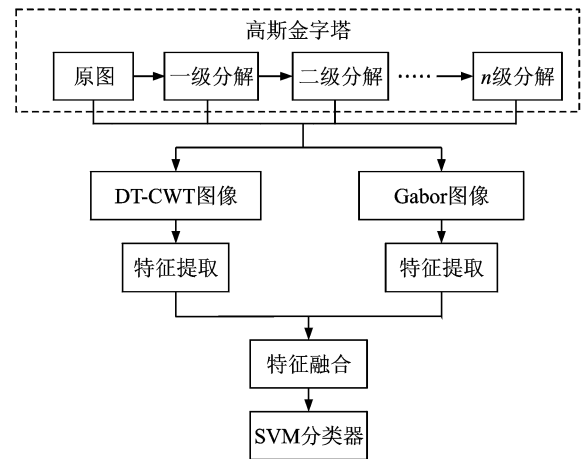


图 1 基于多尺度 DT-CWT 和 Gabor 特征融合及分类的算法

Fig. 1 Flowchart of multi-scale DT-CWT and Gabor features fusion and classification algorithm

在空间域 Gabor 滤波器是经高斯函数调制的正弦平面波,二维 Gabor 滤波器的定义为

$$\varphi_j(z) = \frac{\|k_j\|}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|k_j\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}\right) \times \left[\exp(ik_j \cdot z) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right)\right] \quad (2)$$

式中: i 为虚数算子; σ 为滤波器带宽; $k_j = k_v(\cos\theta, \sin\theta)^T$; $k_v = 2^{(-v+2)/2} \times \pi$; $\theta = u \times \pi/K$; v 对应 Gabor 滤波器的尺度(频率); u 对应 Gabor 滤波器的方向。

2 基于多尺度 DT-CWT 和 Gabor 特征融合算法

2.1 特征提取

2.1.1 DT-CWT 特征提取

二维 DT-CWT 是利用一维 DT-CWT 对图像的行和列滤波来实现的。DT-CWT 滤波后每一级都可以得到 6 个不同方向的高频系数矩阵。图 3 给出了甲状腺结节图像感兴趣区域在 Gauss 金字塔分解后的某一尺度空间进行 3 级 DT-CWT 滤波后的各级高频方向子带图。

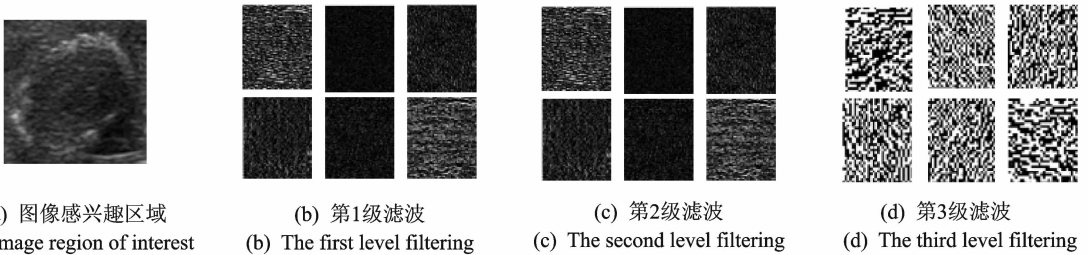


图 3 DT-CWT 的 3 级滤波
Fig. 3 Three levels filtering of DT-CWT

在 DT-CWT 特征提取过程中,首先对图像进行 3 级二维 DT-CWT 滤波,得到各级的系数矩阵,通过计算各级系数矩阵的均值 μ 和方差 σ 作为特征向量 \mathbf{X} 。均值和方差的式定义为

$$\mu = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N |I(x, y)| \quad (3)$$

$$\sigma = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N |I(x, y) - \mu|^2 \quad (4)$$

式中: M, N 为图像 $I(z)$ 的行、列大小。

在 Gauss 金字塔分解的某尺度 r 下图像的 DT-CWT 特征向量 $\mathbf{X}_{r,D}$ 是通过将各个子带的均值和方差向量连接起来构成,即

$$\mathbf{X}_{r,D} = (\mu_{1,15^\circ}, \sigma_{1,15^\circ}, \mu_{1,45^\circ}, \dots, \sigma_{3,75^\circ})^T \quad (5)$$

2.1.2 Gabor 特征提取

通常情况下,Gabor 滤波器用来提取多个尺度多个方向的特征,并且在图像识别中的应用非常广泛。但是 Gabor 在提取多方向特征时增加了计算量,所以本文将采取旋转不变 Gabor 滤波器。旋转不变 Gabor 滤波器^[10,11]是滤波器在某个尺度下提取指定图像所有方向的特征,要提取其纹理特征首先要构造旋转不变滤波器。某一尺度的旋转不变 Gabor 滤波器的核函数表示为

$$h^s(x, y) = \sum_{r=0}^{v-1} h^{s+r}(x, y) \quad (6)$$

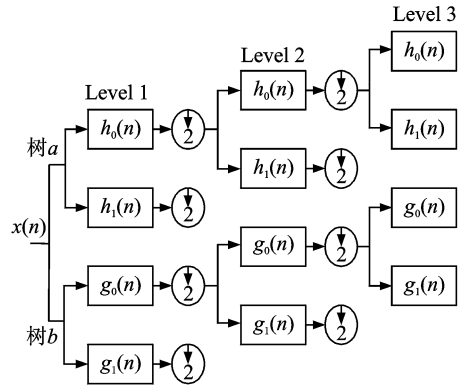


图 2 双树复小波变换结构
Fig. 2 Structure of dual tree complex wavelet transform

式中: $h^{sr}(x,y)$ 表示尺度为 s 、方向为 r 的Gabor滤波器核函数。对于给定图像 $I(z)$,其旋转不变Gabor滤波图像表示是图像 $I(z)$ 与旋转不变Gabor滤波器 $h^s(x,y)$ 的卷积,有

$$G(z) = I(z) * h^s(x,y) \quad (7)$$

图4给出了旋转不变Gabor滤波器卷积甲状腺结节超声图像的过程。利用式(5,6)计算高斯金字塔分解的某尺度 r 下,Gabor滤波器核函数得到的Gabor图像的均值和方差,得到特征向量为

$$\mathbf{X}_{r,G} = (\mu, \sigma)^T \quad (8)$$

将DT-CWT和Gabor变换得到的特征向量 $\mathbf{X}_{r,D}, \mathbf{X}_{r,G}$ 串联起来得到 \mathbf{X}_r 作为 r 尺度下图像的融合特征向量,有

$$\mathbf{X}_r = (\mathbf{X}_{r,D}^T, \mathbf{X}_{r,G}^T)^T \quad (9)$$

因此,甲状腺结节超声图像经高斯金字塔分解后最后的特征向量为

$$\mathbf{X} = (\mathbf{X}_1^T, \mathbf{X}_2^T, \dots, \mathbf{X}_r^T)^T \quad r=1,2,3 \quad (10)$$

2.2 融合处理

基于以上对DT-CWT和Gabor变换的特征提取分析,本文将DT-CWT与Gabor滤波器共同应用到通过高斯金字塔分解的多尺度空间,对高斯金字塔分解某一尺度图像提取DT-CWT3级滤波后的纹理特征36维,提取Gabor纹理特征某个尺度下的2维特征。本文对高斯金字塔进行3层分解的图像,共提取 $38 \times 3 = 114$ 维特征向量。但是对提取的特征如果是简单的采用特征首尾相接的串行融合方法,得到的图像特征向量的维数太高、数据量庞大,特征之间也会存在着大量的冗余信息,不利于后期的分类处理,也会导致识别的效率和时间降低,就需要对特征进行数据降维处理。

机器学习中常用的数据降维的方法有主成分分析(Principal component analysis, PCA)、局部线性嵌入(Local linear embedding, LLE)、线性判别分析(Linear discriminant analysis, LDA)、等距映射算法(Isometric mapping, Isomap)和核主成分分析(Kernel principal component analysis, KPCA)。其中KPCA是一种非线性主成分分析方法,具有很强的非线性处理能力^[12-14],它是基于核函数原理,通过非线性映射将输入空间投影到高维特征空间,然后在高维特征空间对映射数据做主成份分析,既降低了特征空间的维数和冗余信息,也保留了所需要的识别特征信息。

利用2.1节的方法提取的甲状腺结节纹理特征经KPCA处理得到融合后的特征向量,最后采用核函数为RBF的SVM分类器进行分类。

3 实验结果分析

为了验证提出算法的有效性,对229例甲状腺结节超声图像(143例为恶性,86例为良性)进行了测试。超声图像由某医院超声科提供,并由专业医生标注结节边界。实验中采用交叉验证的方法进行训练和测试,将229例超声图像分成5份,依次取其中的1份作为测试集而其余4份作为训练集,求5次实验的平均值作为性能指标。参照金标准,计算出分类结果的真阳性(True positive, TP)、真阴性(True negative, TN)、假阳性(False positive, FP)和假阴性(False negative, FN),利用式(11~13)来衡量甲状腺结节的分类性能。

$$\text{accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{TN} + \text{FN}} \quad (11)$$

$$\text{sensitivity} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (12)$$

$$\text{specificity} = \frac{\text{TN}}{\text{TN} + \text{FP}} \quad (13)$$

式(11~13)反映了实验诊断的基本特性,其值越高临床意义也就越大。特异性越高的诊断方法发生误诊的概率就越小,敏感性越高的诊断方法发生漏诊的概率就越小。

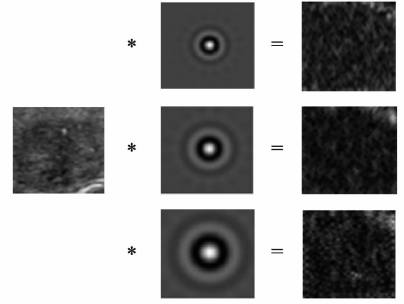


图4 旋转不变滤波器卷积超声图像过程

Fig. 4 Convolution progress of rotation invariant filter

为比较 Gabor 滤波器哪个尺度的特征与 DT-CWT 特征融合效果更好。表 1 给出了 5 个不同尺度 Gabor 滤波器的特征,在融合 DT-CWT 特征后并且利用 KPCA 降维后分类性能比较。

从表 1 中可以看出,Gabor 滤波器尺度为 Scale1 相比其他尺度有较高的识别率,并且在特异性和敏感性上相对其他尺度也较高,说明采用 Gabor 滤波器区分甲状腺结节良恶性的纹理特征多集中在这个尺度范围内。若 5 个尺度 (Scale0~Scale4) 提取的特征共同作为特征向量的识别效果相比单一的尺度效果较低。若将 3 个识别率较高的滤波器尺度共同作为特征向量,其识别率并没有单个尺度的高。多尺度性能比单一尺度的稍低一些可能由于融合后维数过高对特征的选择产生影响,使整体的识别率下降。所以,本文采用模板为 Scale 1 的 Gabor 滤波器特征融合 DT-CWT 特征作为多尺度图像的特征提取方法。

为了测试特征融合后采用 KPCA 降维的效果更好一些,表 2 给出尺度 1 的 Gabor 滤波器和 DT-CWT 提取的特征融合后用不同降维方法的分类效果。

从表 2 中可以看出,利用 PCA 等方法进行降维,甲状腺结节良恶性的准确率比较低,而利用 KPCA 其性能相对较高。是由于 KPCA 能最大限度的抽取指标的信息,特征信息保留的充分。而且实验表明,采用降维方法性能比不采用降维方法 (Scale 1+DT-CWT) 的效果要好很多。

为了测试本文提出方法的有效性,表 3 比较了常用的纹理特征提取方法在该数据集上的识别效果。表 3 的实验结果为在同一甲状腺结节超声图像数据集上采用不同的算法得到的。其中 GLCM, LBP, 梯度共生矩阵方法为经典纹理特征提取算法,但是由于超声图像的成像原因其性能不理想,并不能很好地检测纹理特征的变化。文献[3,4]中的方法为近几年应用在医学图像中提取纹理特征的方法。从结果可以看出,其性能相比传统的方法效果较好。但是

相对于本文的融合方法略差。而本文提出的基于多尺度 DT-CWT 和 Gabor 变换融合算法比单独使用 DT-CWT 和 Gabor 的性能要好,进一步说明融合的有效性。

4 结束语

结合 DT-CWT 和 Gabor 小波在纹理特征提取上的一些特性,提出了一种多尺度融合的甲状腺结节特征提取技术。通过高斯金字塔将图像分解到多尺度空间,融合每一层的特征,最后采用核函数为 RBF 的 SVM 分类器进行分类。最后给出不同方法的对比实验。从实验结果来看,本文提出的方法比其他方法提取的特征,有比较好的识别效果。由于国内外对超声图像的研究比较少,本文仅给出近几年

表 1 不同尺度 Gabor 特征融合 DT-CWT 特征性能比较

| Gabor 滤波器尺度 | 准确率 | 特异性 | 敏感性 |
|----------------------|-------|-------|-------|
| Scale0 | 79.61 | 66.27 | 82.96 |
| Scale1 | 84.52 | 75.70 | 87.43 |
| Scale2 | 82.13 | 75.60 | 87.00 |
| Scale3 | 67.27 | 42.40 | 86.43 |
| Scale4 | 83.16 | 76.10 | 83.23 |
| Scale0~Scale4 | 74.86 | 60.30 | 74.08 |
| Scale1+Scale2+Scale4 | 81.00 | 52.50 | 84.90 |

表 2 不同降维方法下的性能比较

| 降维方法 | 准确率 | 特异性 | 敏感性 |
|------------------------|-------|-------|-------|
| Scale 1+DT-CWT +PCA | 67.35 | 19.00 | 85.58 |
| Scale 1+DT-CWT +LDA | 68.09 | 40.38 | 74.23 |
| Scale 1+DT-CWT +LLE | 64.04 | 30.00 | 72.40 |
| Scale 1+DT-CWT +Isomap | 65.79 | 43.60 | 73.90 |
| Scale 1+DT-CWT +KPCA | 84.52 | 76.00 | 87.00 |
| Scale 1+DT-CWT | 57.62 | 56.30 | 54.68 |

表 3 不同的纹理特征提取算法的性能比较

| 方法 | 准确率 | 特异性 | 敏感性 |
|-----------------------|-------|-------|-------|
| GLCM ^[1] | 56.00 | 34.00 | 72.00 |
| 梯度共生矩阵 | 57.10 | 53.50 | 74.46 |
| LBP ^[2] | 61.56 | 35.00 | 80.77 |
| 文献[3] | 72.56 | 63.80 | 82.47 |
| 文献[4] | 69.26 | 68.50 | 75.23 |
| DT-CWT ^[5] | 65.52 | 36.84 | 84.00 |
| Gabor ^[7] | 68.52 | 56.00 | 82.30 |
| 本文方法 | 84.52 | 75.70 | 87.43 |

文献提出的纹理特征提取算法,但是由于临床获取的图像 Speckle 噪声严重、结节形态不规则、边界不清楚及对对比度较低,其效果并不明显。在临床上辅助医生诊断仅仅依靠纹理特征不够,从性能来看,其准确率、特异性及敏感性还并没有达到临床的要求。后期的工作还要考虑其形态、回声、灰度等特征和分类器集成的思想,希望继续提高性能,确保漏诊率和误诊率降到最低。

参考文献:

- [1] Smutek D, Sara R, Sucharda P. Image texture analysis of sonograms in chronic inflammations of thyroid gland[J]. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 2003, 29(13):1531-1543.
- [2] Keramidis E G, Iakovidis D, Maroulis D. Efficient and effective ultrasound image analysis scheme for thyroid nodule detection[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2007, 4633:1052-1060.
- [3] Suganya R, Kirubakara R, Rajaram S S. Texture feature extraction using MGR LBP method image classification[J]. *Springer India*, 2015, 324: 747-753.
- [4] Sun X, Wang J, Chen R, et al. Multi-scale local pattern co-occurrence matrix for textural image classification[J]. *IEEE World Congress on Computational Intelligence*, 2012, 12: 120-126.
- [5] Kingsbury N G. The dual-tree complex wavelet transform: A new technique for shift invariance and directional filter[J]. *IEEE Digital Signal Processing Workshop*, 1998, 98(1):2-5.
- [6] Song Y, Cai W, Zhou Y, et al. Feature-based image patch approximation for lung tissue classification[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2013, 32(4): 797-808.
- [7] Selesnick I W, Baraniuk R G, Kingsbury N G. The dual-tree complex wavelet transform[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2005, 22(6):123-151.
- [8] 柴智,刘正光. 基于复小波和 Gabor 小波的人脸识别[J]. *计算机工程*, 2011, 37(4): 181-183.
Chai Zhi, Liu Zhengguang. Face recognition based on complex wavelet and Gabor wavelet[J]. *Computer Engineering*, 2011, 37(4): 181-183.
- [9] Lee T. Image representation using 2-D Gabor wavelets[J]. *IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, 18(10):959-971.
- [10] Han J, Ma K. Rotation invariant and scale invariant Gabor features for texture image retrieval[J]. *Image and Vision Computing*, 2007, 56(25): 1474-1481.
- [11] Chen S, Shang Y, Mao B, et al. Rotation invariant texture classification algorithm based on DT-CWT and SVM[J]. *Springer-Verlag Berlin Heidelberg*, 2007, 4493(2):454-460.
- [12] Kim K I, Park S H, Kim H J. Kernel principal component analysis for texture classification[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2001, 8(2): 39-41.
- [13] Skouroliakou C, Lyra M, Antoniou A, et al. Quantitative image analysis in sonograms of the thyroid gland[J]. *Nuclear Instruments and Methods in Physics*, 2006, 569(2): 606-609.
- [14] 熊伟,龚勋,罗俊,等. 基于局部纹理特征的超声甲状腺结节良恶性识别[J]. *数据采集与处理*, 2015, 30(1):186-191.
Xiong Wei, Gong Xun, Luo Jun, et al. Ultrasound thyroid images classification based on local texture features[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2015, 30(1):186-191.

作者简介:



王昊(1990-),男,硕士研究生,研究方向:智能信息处理, E-mail: 15528407827@163.com。



彭博(1980-),女,讲师,硕士生导师,研究方向:图像分割技术、模式识别等。



陈琴(1963-),女,主任医师,硕士生导师,研究方向:甲状腺等疾病的超声诊断。



杨燕(1964-),女,教授,博士生导师,研究方向:数据挖掘、计算智能及集成学习等。

