

一种采用 Gabor 小波的纹理特征提取方法

张 刚^{1), 2)} 马宗民¹⁾

¹⁾ (东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110004) ²⁾ (沈阳工业大学软件学院, 沈阳 110023)

摘 要 Gabor 小波是一种重要的纹理特征提取方法。利用其基函数的正交性, Gabor 小波不仅可以有效地提取纹理特征, 而且可以消除冗余信息。然而, 采用 Gabor 小波方法计算得到的纹理特征向量具有较高的维数, 因此, 提出一种采用 Gabor 小波的纹理特征提取方法。该方法采用 Gabor 小波方法计算不同尺度和方向的能量信息, 根据这些信息确定了显著峰集合。根据显著峰集合, 确定了纹理特征向量, 并且把显著性作为权重引入到相似性度量。实验结果表明, 采用该方法的系统具有和采用直接 Gabor 小波变换方法的系统近似相同的检索性能, 而纹理特征向量的维数仅为采用直接 Gabor 小波变换方法计算得到的纹理特征向量维数的 6%。

关键词 Gabor 小波 纹理特征提取 图像检索

中图法分类号: TP391.4 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)02-0247-08

An Approach of Using Gabor Wavelets for Texture Feature Extraction

ZHANG Gang^{1), 2)}, MA Zongmin¹⁾

¹⁾ (College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004)

²⁾ (School of Software, Shenyang University of Technology, Shenyang 110023)

Abstract Gabor wavelets are one of the important approaches to texture feature extraction. Through the orthogonality of its base functions, the Gabor wavelets can not only extract texture features effectively, but also reduce redundancy. However, the texture feature vector computed from the Gabor wavelets has higher dimension. An approach using modified Gabor wavelets is presented in the paper. The approach uses the Gabor wavelets to compute energy of different scales and different directions, and the dominant peak set. Then the texture feature vector is computed from the dominant peak set. Furthermore, standardized energy is introduced into similarity measure as weights. Experiments show that the system that uses the modified Gabor wavelets has about the same retrieval performance as that uses the Gabor wavelets. However, the dimension of the texture feature vector of the former is only 6% of that of the latter.

Keywords Gabor wavelets, texture feature extraction, image retrieval

0 引 言

随着计算机技术和医学影像技术的发展, 医学图像的数量呈现指数性增长的趋势。在这种情况下, 基于文本的医学图像检索技术已经不能满足图

像检索、管理和维护的需要。近几年来, 基于内容医学图像检索技术受到了广泛的关注。由于医学图像中包含大量的纹理信息, 且不同部位和相同部位不同病灶的医学图像的纹理差异相当明显, 因此, 纹理作为重要的低层视觉特征受到了广泛的关注, 纹理特征提取已经成为基于内容医学图像检索中重要的

基金项目: 新世纪优秀人才支持计划项目 (NCET-05-0288)

收稿日期: 2008-09-24 改回日期: 2008-12-10

第一作者简介: 张 刚 (1973—), 男, 讲师。东北大学计算机软件与理论专业博士研究生。主要研究方向为图像检索、图像分析和理解、人工智能。E-mail: Zhang-gang_1973@yahoo.com

通讯作者: 马宗民, E-mail: mazonmin@ise.neu.edu.cn

研究领域之一^[1]。

当前的纹理特征提取方法可以分为结构方法、统计方法、模型方法和变换方法,其中,Gabor小波是一种重要的基于变换的纹理特征提取方法。该方法借鉴心理生理学的研究成果,模拟了一些方向可选神经元(如简单信元,复合信元)的计算机制,通过把 Gabor函数作为小波变换的基函数,来实现方向和尺度不变的特征提取。长期以来,Gabor小波在基于内容图像检索、模式识别和计算机视觉等领域得到了广泛的应用。

在文献[2]中,Mallat把金字塔结构的小波变换应用于多尺度下的纹理分析。在文献[3]中,Tuner把 Gabor小波应用于多信道下的纹理分析。文献[4-7]采用监督和非监督方式,使用方向和尺度可调的 Gabor小波进行纹理分类和纹理分段。文献[8-9]采用改进的 Gabor小波进行旋转不变的纹理分类。文献[10]显示了在两个尺度且 19个方向下 Gabor小波应用于纹理图像后的效果。通过对效果进行观察,可以发现,在特定尺度和不同方向下所提取纹理信息的显著性是不同的。

本文把 Gabor小波应用于医学图像,从这些图像的显著尺度和方向下提取纹理信息,根据这些信息构造纹理特征向量,并把这些显著尺度和方向的显著性作为权重引入相似性度量。这种方法在进行相似性度量时不是采用概率理论框架(权重和为 1),而是把可信度思想引入相似性度量,可信度可以通过标准化能量值得到。该方法不仅可以减少图像纹理特征向量的维数,而且可以保持系统的检索性能。

1 直接 Gabor小波变换纹理特征提取

1.1 Gabor小波变换

Gabor小波可以看作母小波是 Gabor函数的小波变换。假设用 $f(x, y)$ 表示尺寸为 $M \times N$ 图像,那么该图像的 2维离散 Gabor小波变换可以表示为

$$I_{p,q}(x, y) = \sum_s \sum_t f(x - s, y - t) \phi_{p,q}(s, t) \quad (1)$$

式中,参量 s 和 t 是滤波器掩模尺寸变量,参数 x 和 y 指明像素在图像中的位置,参量 p 和 q 分别表示小波变换的尺度和方向, $p = 0, \dots, P - 1$ 且 $q = 0, \dots, Q - 1$ 。 $\phi_{p,q}^*$ 表示 $\phi_{p,q}$ 的复共轭,并且 $\phi_{p,q}$ 是 Gabor小

波变换函数,可以表示为

$$\phi_{p,q}(x, y) = a^{-p} \Phi(x', y') \quad (2)$$

式中,参数 a 是尺度因子,且 $a > 1$ 。参数 x', y' 可以分别表示为

$$\begin{aligned} x' &= a^{-p} (x \cos\theta + y \sin\theta) \\ y' &= a^{-p} (-x \sin\theta + y \cos\theta) \end{aligned} \quad (3)$$

式中, $\theta = q\pi/Q$ 。如果把 Gabor函数作为母小波,那么 $\Phi(x, y)$ 可以表示为

$$\Phi(x, y) = \left| \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right] \right| \exp(2\pi jWx) \quad (4)$$

式中,参数 W 表示 Gabor小波的频率带宽。早期神经生理学的研究发现,采用 $W = 0.5$ 的 Gabor小波与人的视觉系统在作用效果上能够达到很好的一致性^[11]。参数 σ_x 和 σ_y 分别表示高斯包络沿 x 轴和 y 轴方向的常量。

1.2 采用直接 Gabor小波的纹理特征提取方法

根据 2维离散 Gabor小波变换的结果,可以计算能量信息。假设用 $E(p, q)$ 表示尺度为 p 且方向为 q 的能量信息,则 $E(p, q)$ 可以表示为

$$E(p, q) = \sum_x \sum_y |I_{p,q}(x, y)| \quad (5)$$

虽然能量信息可以有效地表示纹理特征,但是能量信息的采用容易造成分类误差^[11],因此,通常采用均值和标准方差作为纹理特征。假设用 $\mu(p, q)$ 表示均值,用 $\delta(p, q)$ 表示标准方差,则 $\mu(p, q)$ 和 $\delta(p, q)$ 可以分别表示为

$$\mu(p, q) = \frac{E(p, q)}{MN} \quad (6)$$

$$\sigma(p, q) = \sqrt{\frac{\sum_x \sum_y (|I_{p,q}(x, y)| - \mu(p, q))^2}{MN}} \quad (7)$$

假设用 **TFC**表示图像 $f(x, y)$ 的纹理特征向量,则 **TFC**可以表示为

$$\mathbf{TFC} = [\mu_{0,0}, \sigma_{0,0}, \mu_{0,1}, \sigma_{0,1}, \dots, \mu_{P-1,Q-1}, \sigma_{P-1,Q-1}] \quad (8)$$

为了使 **TFC**具有平移、旋转以及尺度不变性,根据能量信息对纹理特征向量中的元素按从大到小的顺序排序。假设在 $i1$ 尺度和 $j1$ 方向具有最大的能量,在 $i2$ 尺度和 $j2$ 方向具有次大的能量,则 **TFC**可以修改为

$$\mathbf{TFC} = [\mu_{i1,j1}, \sigma_{i1,j1}, \mu_{i2,j2}, \sigma_{i2,j2}, \dots] \quad (9)$$

2 改进 Gabor小波变换纹理特征提取

2.1 显著性分析

虽然采用直接 Gabor小波变换方法计算得到的纹理特征向量可以有效地标识图像,而且具有旋转和尺度不变性,但是它具有维数较高的缺陷。纹理特征提取算法通常希望不仅能够提取具有显著标识力的特征,而且能够使计算得到的纹理特征向量具有较低维数。根据这种思想,本文提出一种采用 Gabor小波变换的纹理特征提取方法。

假设用 $PS = \{0 \dots, P - 1\}$ 表示尺度集合,用 $QS = \{0 \dots, Q - 1\}$ 表示方向集合,则总计有 $P \times Q$ 种尺度和方向组合。若用 CS 表示组合集合,则可表示为

$$CS = \{PS_0QS_0, PS_1QS_0, \dots, PS_{P-1}QS_{Q-1}\} \quad (10)$$

针对集合 CS 中的每个元素,采用式 (5) 计算 Gabor小波作用于每个元素后的能量信息。假设用 ES 表示能量信息集合,则 ES 可表示为

$$ES = \{E(p, q) \mid p \in (PS \wedge q \in QS)\} \quad (11)$$

为了使 ES 中每个元素的量值不受图像实际尺寸的影响,对 ES 中每个元素进行归一化处理。若用 ES' 表示经归一化处理后的能量信息集合,用 $E'(p, q)$ 表示经归一化处理后的 $E(p, q)$,则 ES' 可表示为

$$ES' = \{E(p, q) / \max(ES) \mid p \in PS \wedge q \in QS\} \quad (12)$$

若从 ES' 中选取前 N 个(通过实验测定)具有最大能量值的元素,从每个元素所对应的尺度和方向上提取纹理特征,并且根据这些特征构造图像标识,则提取到的图像特征可能仅是局部的。图 1 显示了两条能量信息直方图曲线。针对第 1 条曲线,提取到的图像特征是全局的,而针对第 2 条曲线,提取到的图像特征是局部的,即主要来自于第 2 个峰。

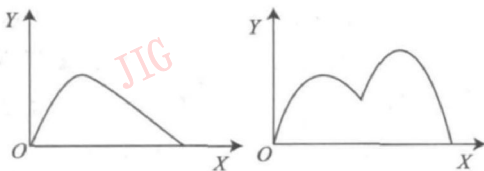


图 1 能量信息直方图曲线
Fig 1 Energy histogram

为了使提取到的图像特征是全局的,需要确定直方图曲线中所有的显著峰。把直方图中的峰分为两种类型,分别是显著峰和干扰峰,如图 2 所示。假

设用 T_1 表示最小阈限,用 T_2 表示最大阈限,用 $E'(i, j)$ 对应峰值处能量,则峰的类型可以表示为

$$\text{峰的类型} = \begin{cases} \text{显著峰} & E'(i, j) \geq T_1 \wedge E'(i, j) \leq T_2 \\ \text{干扰峰} & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

式中, T_1 和 T_2 的值可以通过先验知识确定,或者通过实验测定。

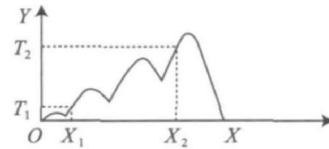


图 2 峰类型的确定
Fig 2 Computation of type of peaks

为了确定峰集合,提出一种峰集合确定算法。

1) 出于表述简化的目的,用 x 表示 (p, q) 。若 $x \in [X_1, X_2]$,则 $E'(x) \in [T_1, T_2]$ 。

2) 假设 x_{i-1}, x_i, x_{i+1} 表示连续的 3 个点, $x_{i-1} \in [X_1, X_2]$, $x_i \in [X_1, X_2]$, $x_{i+1} \in [X_1, X_2]$, 并且 $E'(x_{i-1}), E'(x_i), E'(x_{i+1})$ 分别表示 x_{i-1}, x_i, x_{i+1} 处的能量值,则可以采用式 (14) 进行峰的判别。

$$DPD = (E'(x_{i+1}) - E'(x_i)) / (E'(x_i) - E'(x_{i-1})) \quad (14)$$

若 $DPD < 0$ 且 $E'(x_{i+1}) < E'(x_i)$ 和 $E'(x_i) > E'(x_{i-1})$,则 x_i 对应峰。

3) 在 $[X_1, X_2]$ 内重复步骤 (2), 可以确定峰集合。该集合表示为

$$DPDS = \{x_i \mid DPD < 0 \wedge E'(x_{i+1}) < E'(x_i) \wedge E'(x_i) > E'(x_{i-1})\} \quad (15)$$

在确定峰集合过程中,需要考虑虚假峰,如图 3 所示。虚假显著峰表示符合峰判别条件,但是不具有显著标识力的尺度和方向。为了消除虚假峰的影响,引入了约束条件。若 $|DPD| < 0$ 且 $E'(x_{i+1}) \approx E'(x_i) \wedge E'(x_i) \approx E'(x_{i-1})$,则可以认为该峰为虚假峰。虚假峰不加入峰集合。

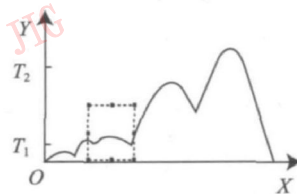


图 3 虚假显著峰
Fig 3 False dominant peaks

此外,需要考虑称为临界峰的特殊情况,如图 4 所示。为了确定临界峰的存在,提出一种峰集

合确定算法的辅助算法。

1) 假设 x_1 表示起始点, x_E 表示终止点, $E'(x_1)$ 表示对应 x_1 的能量值, $E'(x_E)$ 表示对应 x_E 的能量值, 采用式 (16) 进行起始点处临界峰的判别。

$$DPD = (E'(x_3) - E'(x_2)) / (E'(x_2) - E'(x_1)) \quad (16)$$

若 $DPD > 0$ 且 $E(x_3) < E(x_2)$ 和 $E(x_2) < E(x_1)$, 则 x_1 对应临界峰。

2) 采用式 (17) 进行终止点处临界峰的判别。

$$DPD = (E'(x_E) - E'(x_{E-1})) / (E'(x_{E-1}) - E'(x_{E-2})) \quad (17)$$

若 $DPD > 0$ 且 $E(x_E) > E(x_{E-1})$ 和 $E(x_{E-1}) > E(x_{E-2})$, 则 x_E 对应临界峰。

3) 如果临界峰存在, 那么加入到峰集合中。

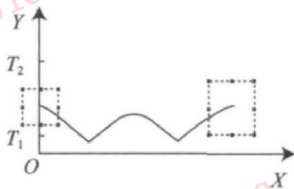


图 4 临界显著峰

Fig 4 Critical dominant peaks

2.2 采用改进 Gabor 小波变换的纹理特征提取方法

针对显著峰集合中的每个元素, 采用式 (5) 计算能量信息, 分别采用式 (6) 和式 (7) 计算均值和标准方差。采用计算得到的所有均值和标准方差确定纹理特征向量。为了使纹理特征向量具有平移、旋转以及尺度不变性, 根据能量信息从大到小的顺序对纹理特征向量中的元素排序。

2.3 相似性度量 and 性能评估方法

假设用 TFC_q 表示待查询图像 q 所对应的纹理特征向量, 用 TFC_i 表示数据库中图像 i 所对应的纹理特征向量, 则相似性度量可以分为两个阶段。在第一个阶段, 比较 TFC_q 和 TFC_i 的维数。若 TFC_q 和 TFC_i 具有相同的维数, 则采用加权欧几里德距离计算图像间的相似程度, 并且采用 ES' 中的元素作为权重。加权欧几里德距离可以表示为

$$D(TFC_q, TFC_i) = \left(\sum_{w=1}^W ES'(w) (TFC_q(w) - TFC_i(w))^2 \right)^{1/2} \quad (18)$$

其中, W 表示纹理特征向量的维数。若 TFC_q 和 TFC_i 具有不同的维数, 则仍然采用式 (18) 计算图像间的相似程度, 但是 W 表示为

$$W = \min(\text{size}(TFC_q), \text{size}(TFC_i)) \quad (19)$$

此外, 在计算 $D(TFC_q, TFC_i)$ 过程中, 查询图

像和数据库中图像的 $ES'(w)$ 可能不同。在这种情况下, 采用查询图像的 $ES'(w)$ 。

为了评估把本文所提方法应用于基于内容医学图像检索系统时的系统性能, 采用精度和召回率衡量系统的检索性能。假设用 δ_{recision} 表示检索精度, 用 τ_{recall} 表示召回率, 用 n 表示一次检索到的图像数目, 用 \hat{n} 表示一次检索到的相关图像数目, 用参数 \tilde{n} 表示图像库中相关图像的数目, 则 δ_{recision} 和 τ_{recall} 可以分别表示为

$$\delta_{\text{recision}} = \hat{n} / n \quad \tau_{\text{recall}} = \hat{n} / \tilde{n} \quad (20)$$

3 仿真及性能分析

为了验证把本文中的方法引入基于内容医学图像检索系统时系统的检索性能, 进行了实验。实验采用的图像库由来自医院图像库中的 300 幅医学图像组成, 其中颈椎、颈椎间盘和腰椎间盘图像各 100 幅, 并且这些图像均是经过灰度化处理的尺寸为 481×481 的图像。测试代码是用 Matlab 编写, 所采用机器的配置是 Intel(R) Pentium(R) Dual CPU E2180 2.00 GHz 和 1.00 GB 的内存。

当选择 $P = 5$ 且 $Q = 36$ 时, 采用直接 Gabor 小波变换方法计算得到的纹理特征向量维数是 360, 其中, 均值占 50%, 标准方差占 50%。为了确定采用改进 Gabor 小波变换方法时的纹理特征向量维数, 这里计算了不同尺度下的能量信息直方图曲线。图 5 显示了一幅颈椎间盘图像, 及其在 5 个尺度下的能量信息直方图曲线。图 6 显示了一幅腰椎间盘, 及其在 5 个尺度下的能量信息直方图曲线。

对图 5 和图 6 进行观察可以发现, 两幅图像的显著峰集合分别是

(1) 图 5 中颈椎间盘图像的显著峰集合 = $\{(0, 0), (0, 18), (0, 35), (1, 9), (1, 27), (2, 9), (2, 27), (3, 9), (3, 27), (4, 9), (4, 27)\}$

(2) 图 6 中腰椎间盘图像的显著峰集合 = $\{(0, 0), (0, 18), (0, 35), (1, 8), (1, 28), (2, 6), (2, 30), (3, 0), (3, 35), (4, 0), (4, 35)\}$

如果对颈椎间盘图像的显著峰集合提取纹理特征构造纹理特征向量, 则计算得到的纹理特征向量维数是 22。而如果对腰椎间盘图像的显著峰集合提取纹理特征构造纹理特征向量, 则计算得到的纹理特征向量维数是 22。与采用直接 Gabor 小波变换方法相比, 维数减少为 6%。

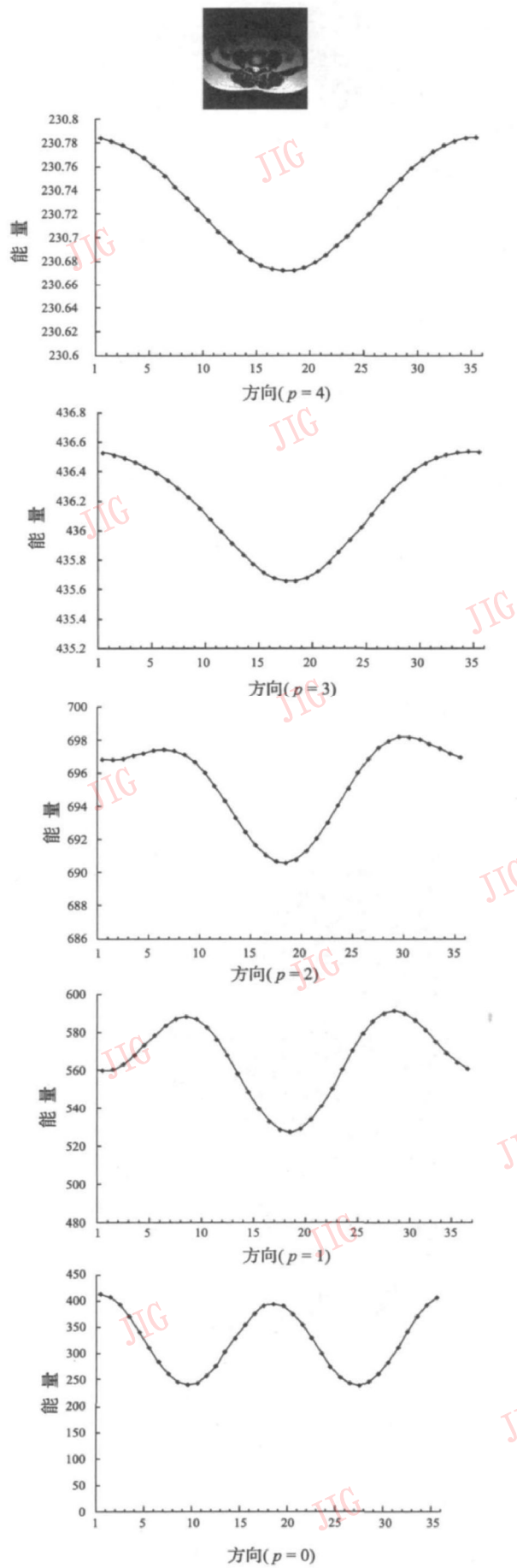
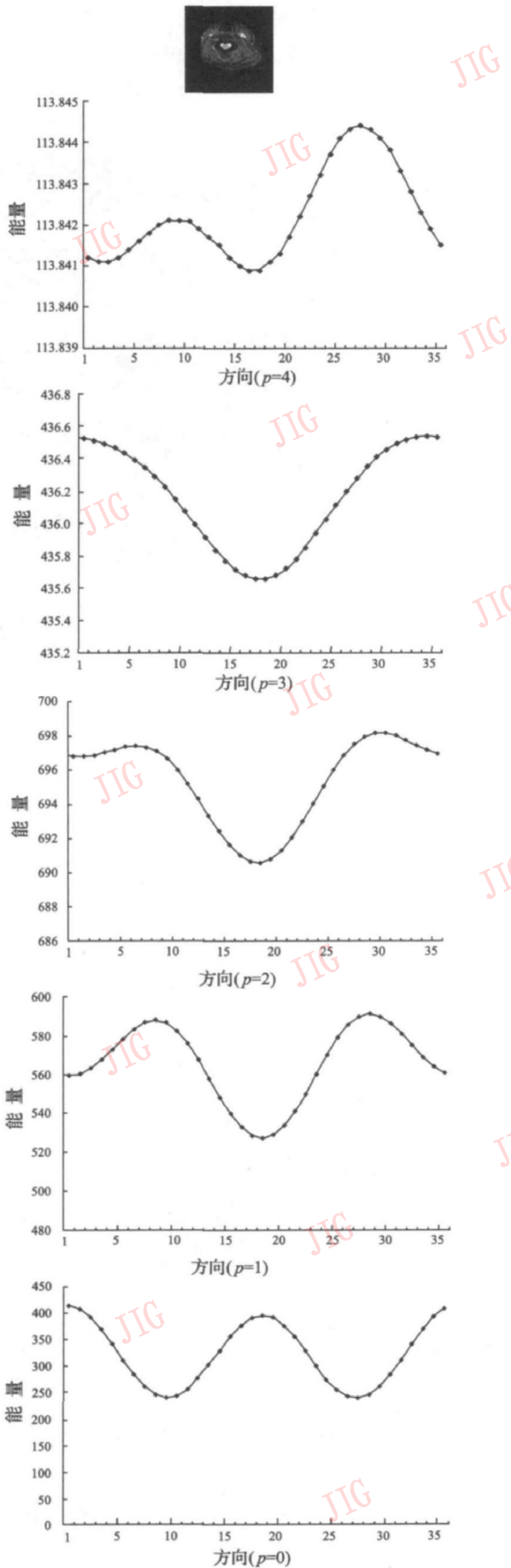


图 5 一幅颈椎间盘图像,及其在 5 个尺度下能量信息直方图
 Fig.5 Energy histogram of cervical disc image at five scales

图 6 一幅腰椎间盘图像,及其在 5 个尺度下能量信息直方图
 Fig.6 Energy histogram of lumbar intervertebral disc at five scales

此外,在进行检索测试前,针对图像库中的每幅图像,分别采用了直接 Gabor小波和改进 Gabor小波方法提取纹理特征,以构造纹理特征向量,并把这些特征向量存入特征库。就检索而言,检索时间由计算查询图像纹理特征向量的时间和相似性匹配的时间组成,所以改进 Gabor小波方法具有更短的检索时间。

从图像库中抽取两组图像构造测试集合,其中每组包含 30幅图像,颈椎、颈椎间盘和腰椎间盘图像分别是 10幅。第 1组测试集包含 6幅基本图像,以及针对这 6幅图像进行平移、旋转、尺度处理后得到的图像。第 2组测试集包含 30幅基本图像。从每组中分别抽取不同类别的图像各 3幅,构造查询图像集合,测试过程在测试集合内进行。这里采用改进 Gabor小波变换方法提取纹理特征,采用加权欧几里德距离衡量图像间的相似程度,与采用直接 Gabor小波变换方法提取纹理特征、采用欧几里德距离衡量图像间的相似程度进行比较。采用精度和召回率作为参量衡量系统的检索性能。图 7显示了第 1组测试集合。

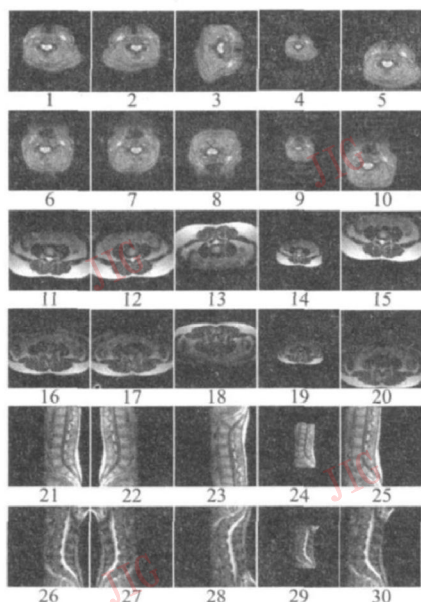


图 7 第 1组测试集合

Fig 7 First group of test set

图 8展示了 3次测试效果。左面第 1幅图像作为查询图像,右面是分别采用直接 Gabor小波变换方法的系统和改进 Gabor小波变换方法的系统检索到的图像。图 8给出了前 8幅最相似的图像。从 3

次测试效果上来看,采用改进 Gabor小波变换方法的系统具有与采用直接 Gabor小波变换方法的系统相同的检索精度。

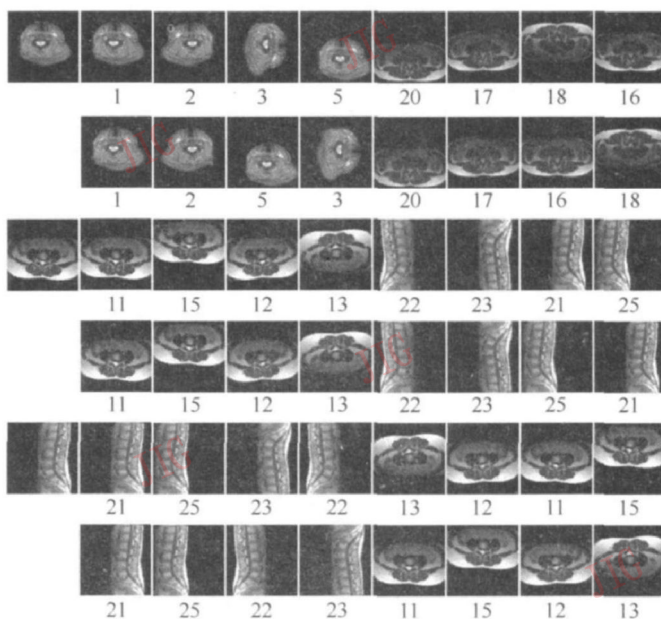


图 8 针对第 1组测试集的测试效果

Fig 8 Test results for first test set

为了进一步衡量采用改进 Gabor小波变换方法时系统的检索性能,针对查询图像集合分别采用直接 Gabor小波变换方法和改进 Gabor小波变换方法提取和表示纹理特征,进而计算检索精度和召回率。在每次检索测试后,通过对前 10幅图像进行统计分析,最后确定系统的检索精度和召回率。图 9显示了 9次测试的检索精度和召回率曲线,曲线的横轴均表示图像,曲线的纵轴分别表示检索精度和召回率。前 3幅对应颈椎间盘图像,中间 3幅对应腰椎间盘图像,后 3幅对应颈椎图像。

从图 9中可以发现,采用直接 Gabor小波变换方法的系统与采用改进 Gabor小波变换方法的系统具有相似的检索性能。针对召回率而言,从总体上可以得到相似的结论。

图 10显示了第 2组测试集合。

图 11展示了 3次测试效果,左面第 1幅图像作为查询图像,右面是分别采用直接 Gabor小波变换方法的系统和改进 Gabor小波变换方法的系统时检索到的图像。图 11给出了前 8幅最相似的图像。从 3次测试效果上看,采用改进 Gabor小波变换方法的系统具有与采用直接 Gabor小波变换方法的系统相同的检索精度。

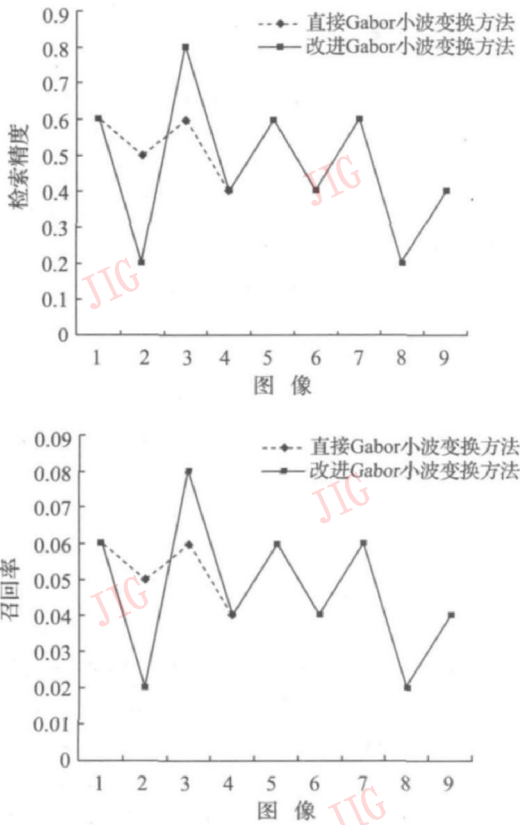


图 9 针对第 1 组测试集的检索精度和召回率曲线

Fig.9 Retrieval precision and recall for first test set

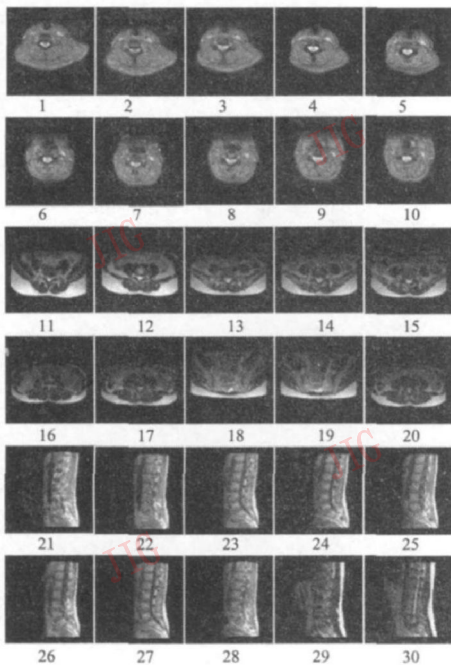


图 10 第 2 组测试集合

Fig.10 Second group of test set

为了进一步衡量采用改进 Gabor小波变换方法时系统的检索性能,针对查询图像集合分别采用直接 Gabor小波变换方法和改进 Gabor小波变换方法

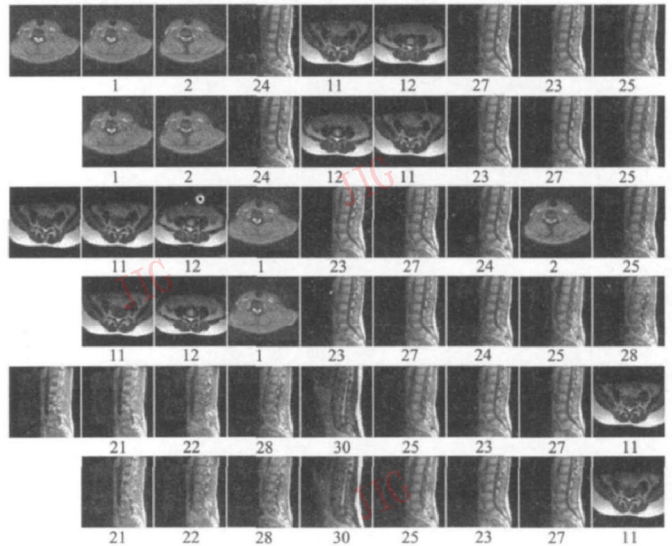


图 11 针对第 2组测试集的测试效果

Fig 11 Test results for second test set

提取和表示纹理特征,进而计算检索精度和召回率。在每次检索测试后,通过对前 10幅图像进行统计分析,最后确定系统的检索精度和召回率。图 12显示了 9次测试的检索精度和召回率曲线,曲线的横轴均表示图像,曲线的纵轴分别表示检索精度和召回率。前 3幅对应颈椎间盘图像,中间 3幅对应腰椎间盘图像,后 3幅对应颈椎图像。

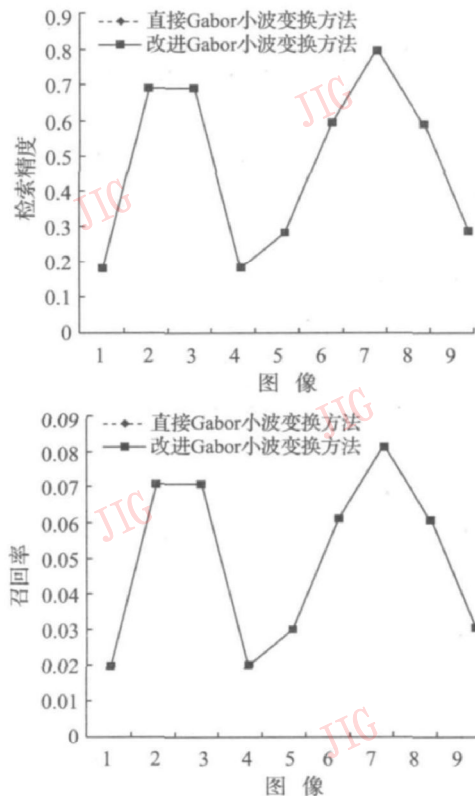


图 12 针对第 2组测试集的检索精度和召回率曲线

Fig 12 Retrieval precision and recall for second test set

从图 12 中可以发现, 采用改进 Gabor 小波变换方法的系统具有与采用直接 Gabor 小波变换方法的系统近似相同的检索性能。针对召回率, 从总体上可以得到相似的结论。

总之, 通过对前面的测试结果进行分析, 可以得出这样的结论, 从图像检索的角度来看, 采用改进 Gabor 小波变换方法的系统和采用直接 Gabor 小波变换方法的系统具有近似相同的检索性能, 但前者纹理特征向量的维数被极大地减小了。

4 结 论

针对采用直接 Gabor 小波变换方法计算得到的纹理特征向量具有较高维数的缺陷, 本文提出一种改进的 Gabor 小波变换方法, 并且把这种方法应用于纹理特征的提取。该方法根据能量直方图确定显著峰集合, 针对显著峰集合计算均值和方差, 并把计算得到的均值和方差作为纹理特征以构造纹理特征向量。此外, 本文把标准化处理后的能量作为权重引入到相似性度量。实验结果表明, 和 Gabor 小波方法相比, 本文中的方法不仅可以有效地提取纹理特征, 以及使纹理特征向量具有较低的维数, 而且可以保持检索系统的检索性能。

参考文献 (References)

- [1] Müller H, Michoux N, Bandon D, et al. A review of content-based image retrieval systems in medical applications—clinical benefits and future directions[J]. *International Journal of Medical Informatics* 2004, 73(1): 1-23
- [2] Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 1989, 11(7): 674-693
- [3] Tumer M R. Texture discrimination by Gabor functions[J]. *Biological Cybernetics* 1986, 55(2-3): 71-82
- [4] Idrissa M, Achery M. Texture classification using Gabor filters [J]. *Pattern Recognition Letters* 2002, 23(9): 1095-1102
- [5] Zhang Jian-guo, Tan Tie-niu, Ma Li. Invariant texture segmentation via circular Gabor filters[C] // *Proceedings of International Conference on Pattern Recognition*. Quebec, Canada: IEEE Computer Society, 2002, 901-904
- [6] Andrysiak T, Choras M. Image retrieval based on hierarchical Gabor filters[J]. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science* 2005, 15(4): 471-480
- [7] Zhu Zhen-feng, Tang Ming, Lu Han-qing. A new robust circular Gabor based object matching by using weighted Hausdorff distance [J]. *Pattern Recognition Letters* 2004, 25(4): 515-523
- [8] Pichler O, Teuner A, Hosticka B J. A comparison of texture feature-extraction using adaptive gabor filtering, pyramidal and tree-structured wavelet transforms [J]. *Pattern Recognition* 1996, 29(5): 733-742
- [9] Manthalkar R, Biswas P K, Chatterji B N. Rotation invariant texture classification using even symmetric Gabor filters[J]. *Pattern Recognition Letters* 2003, 24(12): 2061-2068
- [10] Arivazhagan S, Ganesan L, Priyal S P. Texture classification using Gabor wavelets based rotation invariant features[J]. *Pattern Recognition Letters* 2006, 27(16): 1976-1982
- [11] Zhang Deng-sheng, Wong A, Indrawan M, et al. Content based image retrieval using Gabor texture features[C] // *Proceedings of IEEE Pacific Rim Conference on Multimedia*. Sydney, Australia: IEEE Press, 2000, 392-395