

文章编号:1005-0523(2011)02-0050-05

基于颜色互信息的病变细胞图像配准算法研究

梁青, 蒋先刚, 沈涛

(华东交通大学基础科学学院, 江西, 南昌 330013)

摘要:针对病变细胞图像在切片中的分布特征, 将其在HSV颜色空间量化聚类成特征矢量, 把将关注的孤立点像素颜色描述推广到多邻域颜色矩直方图提取的颜色特征。通过选择合适的邻域窗口大小, 用颜色信息熵的检索方法高效解决待查胃癌切片图像与样本库相似图像的检索与粗分类。实验表明, 该方法具有较好的图像分类与检索效果。

关键词:互信息; 直方图; 颜色矩; 信息熵; 图像检索; 图像配准

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

随着现代影像技术和信息处理技术的不断发展, 医学领域的图像数量越来越多, 如何利用现有的技术依照待检图片而从已定性的样本库中检索并粗分出可供临床诊断对比的样本库图像成为高效医学图像诊断的研究任务之一。近二十年来, 医学图像配准技术的研究取得了重大进展, 涌现出了多种方法, 主要分为基于像素相似性的方法和基于特征的方法。前一种方法利用像素的灰度值来进行配准; 后一种方法需要从图像中提取特征, 再对其特征进行配准。前一种方法由于要把所有的灰度信息用来配准, 速度相对较慢, 但配准精度很高; 后一种方法速度较快, 配准效果则取决于特征提取的精度。本文针对病变细胞图像, 采用多邻域颜色矩直方图的方法提取颜色信息, 利用信息熵理论即将两图像之间的互信息量作为图像相似性判断标准实现图像快捷检索。下面介绍基于颜色信息熵对病变细胞图片进行配准的技术。

1 颜色空间转换

本文针对颜色特征对图像进行匹配分析, 在众多的颜色模型中, RGB模型与人眼很强烈地感知红、绿、蓝三原色的事实能很好的匹配, 且易于软件开发语言的直接表达。然而, RGB空间并不符合人们对颜色相似性的视觉感知。因此, 有人提出了其他一些比较符合视觉感知的颜色空间, 如HIS(H为色调, I为亮度, S为饱和度)、HSV、Luv(L表示亮度, u, v表示两个色差分量)等, 其中HSV较为常用, 它的3个分量分别代表色调(Hue)、饱和度(Saturation)和亮度(Value)。本文采用的是HSV的颜色空间定义彩色矢量。下面给出RGB空间到HSV空间的转换公式。给定RGB颜色空间的值 (r, g, b) , 其中 $r, g, b \in [0, \dots, 255]$, 则转换到HSV空间的值 (h, s, v) 的计算如下: 设 $v' = \max(r, g, b)$, 定义 r', g', b' 为

$$r' = \frac{v' - r}{v' - \min(r, g, b)},$$

$$g' = \frac{v' - g}{v' - \min(r, g, b)},$$

$$b' = \frac{v' - b}{v' - \min(r, g, b)},$$

则

$$v = v'/255$$

$$s = (v' - \min(r, g, b)) / v' \quad (4)$$

收稿日期: 2011-03-02

作者简介: 梁青(1987—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理与信息技术。

$$h' = \begin{cases} 5+b', r=\max(r, g, b) & \text{and } g=\min(r, g, b) \\ 1-g', r=\max(r, g, b) & \text{and } b=\min(r, g, b) \\ 1+r', g=\max(r, g, b) & \text{and } b=\min(r, g, b) \\ 3-b', g=\max(r, g, b) & \text{and } g=\min(r, g, b) \\ 3+g', b=\max(r, g, b) & \text{and } r=\min(r, g, b) \\ 5-r', \text{else} \end{cases}$$

$$h = 60 \times h'$$

式中: $r', g', b' \in [0, 1]$, $h \in [0, 360]$, $s, v \in [0, 1]$ 。

对图1利用上式进行颜色空间转化后。在HSV空间中,色调 h 分量主要集中在 $[0, 100]$ 和 $[300, 360]$ 内,而 s 和 v 分量的分布相对较均匀。根据上述特点,将采用文献[1]的方法进行量化聚类^[1]。设像素点 (i, j) 聚类后的颜色矢量值为 $p_{ij} \in [0, 255]$ 。

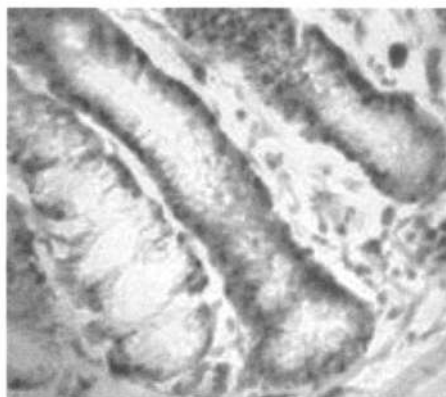


图1 病变细胞图片
Fig.1 Pathological cell image

2 Shannon颜色互信息

互信息^[2-3]的描述来源于信息论,它用来度量两个随机变量的相关性,本文将互信息作为两幅图像相似度的衡量标准。在HSV颜色空间中,如用 H 表示熵,用 I 表示图像, a 表示图像量化聚类后的颜色值,其值在 $[0, 255]$,假设 I 的颜色概率分布密度函数 $p_i = p(a=i)$, $i=1, 2, \dots, m$,那么 I 的Shannon熵 $H(I)$ 为

$$H(I) = \sum_{i \in I} p_i(i) \times \log \frac{1}{p_i(i)} \quad (1)$$

式中:当 $p_i(i)=0$ 时,补充定义 $p_i(i) \times \log \frac{1}{p_i(i)} = 0$,因为: $\lim_{p \rightarrow 0^+} p \log \frac{1}{p} = 0$ 。

对于两幅图像 I_1 和 I_2 ,其颜色值在HSV空间用256种矢量表示,它们之间的联合熵定义为

$$H(I_1, I_2) = \sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} P_{ij}(i, j) \log \frac{1}{P_{ij}(i, j)} \quad (2)$$

式中: $P_{ij}(i, j)$ 为 I_1, I_2 的颜色联合概率密度分布函数。

它们之间的Shannon互信息 $I(I_1, I_2)$ 定义为

$$I(I_1, I_2) = \sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} P_{ij}(i, j) \log \frac{P_{ij}(i, j)}{p_i(i)p_j(j)} = H(I_1) + H(I_2) - H(I_1, I_2) \quad (3)$$

式中: $p_i(i)$, $p_j(j)$ 为 I_1 和 I_2 的颜色密度概率分布函数; $P_{ij}(i, j)$ 为联合颜色密度概率分布函数; $H(I_1, I_2)$ 为 I_1 和 I_2 的Shannon联合熵。在图像配准和检索中,Shannon互信息是表示两幅图像相互包含对方的信息量。当 $I(I_1, I_2)=0$ 时,意味着 I_1, I_2 相互独立, $I(I_1, I_2)$ 值越大,表明两图像在颜色分布上的相似度程度越高。

3 多邻域颜色矩互信息

3.1 颜色矩^[4]描述

3.1.1 单点颜色矩

表达和分析颜色分布特征的另一种方法是颜色矩的计算。这种方法的数学基础在于图像中任何的颜色分布均可以用它的矩来表示。此外,由于颜色分布信息主要集中在低阶矩中,因此仅采用颜色的一阶矩、二阶矩和三阶矩就足以表达图像的颜色分布。与颜色直方图相比,该方法的简便之处在于无需对颜色特征进行向量化。设坐标 (i, j) 像素点的HSV量化聚类后的颜色矢量值为 p_{ij} ,则其一,二,三阶单点颜色

矩在数学上表达为

$$\begin{cases} \mu = \frac{1}{W \times H} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H p_{ij} \\ \sigma = \left(\frac{1}{W \times H} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H (p_{ij} - \mu)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \\ s = \left(\frac{1}{W \times H} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H (p_{ij} - \mu)^3 \right)^{\frac{1}{3}} \end{cases} \quad (5)$$

式中: p_{ij} 为图像中坐标 (i, j) 像素点的在 HSV 空间量化聚类后的颜色矢量值; W, H 分别为图像宽度和高度。

3.1.2 邻域颜色矩

由于基于单个点的低阶颜色矩的分辨能力较弱,它没有考虑点像素的局部颜色分布,因此本文以像素点的邻域为分析单元来计算相应的颜色矩,关注点窗口内前 3 个低阶矩反映图像的局部颜色空间分布信息。设坐标 (i, j) 像素点的在 HSV 空间量化聚类后的颜色矢量值为 p_{ij} , 则其关注中心点的 $M \times N$ 邻域下即窗口邻域像素的一,二,三阶中心矩分别为

$$\begin{cases} \mu_{ij}^M = \frac{1}{M \times N} \sum_{m=i-\frac{N-1}{2}}^{i+\frac{N-1}{2}} \sum_{n=j-\frac{M-1}{2}}^{j+\frac{M-1}{2}} p_{mn} \\ \sigma_{ij}^M = \left[\frac{1}{M \times N} \sum_{m=i-\frac{N-1}{2}}^{i+\frac{N-1}{2}} \sum_{n=j-\frac{M-1}{2}}^{j+\frac{M-1}{2}} (p_{mn} - \mu_{ij}^M)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \\ s_{ij}^M = \left[\frac{1}{M \times N} \sum_{m=i-\frac{N-1}{2}}^{i+\frac{N-1}{2}} \sum_{n=j-\frac{M-1}{2}}^{j+\frac{M-1}{2}} (p_{mn} - \mu_{ij}^M)^3 \right]^{\frac{1}{3}} \end{cases} \quad (6)$$

在本文实验中,针对图 1 移动窗口分别取为 $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$, 对于所有像素点 (i, j) 在各邻域窗口下的前三阶矩的取值范围都在 $[0, 255]$ 。对图像的每个像素点,运用上文提到的图像量化聚类颜色直方图,可以得到上述 9 个邻域颜色矩,分别将其取整后在 $[0, 255]$ 区间中描述。对整个图像进行全局统计并归一化,即可得以 256 为颜色级的归一化的 9 个邻域低阶中心矩的归一化直方图。图 2 所示为: 3×3 邻域下像素的一,二,三阶中心矩的归一直方图,其中红色代表 $H(\mu^3)$, 绿色代表 $H(\sigma^3)$, 蓝色代表 $H(s^3)$, 黑色代表量化聚类后整体颜色直方图。

对 256 个颜色级的图片,都可以统计在 $M \times N$ 邻域下像素的一,二,三阶中心矩各出现的频率,即第 k 阶中心矩的概率分布为 q_{ik} , 则有

$$q_{ik} = N_{ik} / N_A \quad (7)$$

式中: N_{ik} 为第 k 阶颜色中心矩值为 i 的出现次数; N_A 为图像的总的像素个数。同理,也可以定义两幅图像中的第 k 阶中心矩的联合概率分布 q_{ijk} , 其中: $i, j = 0, 1, \dots, 255, k = 1, 2, 3$ 。

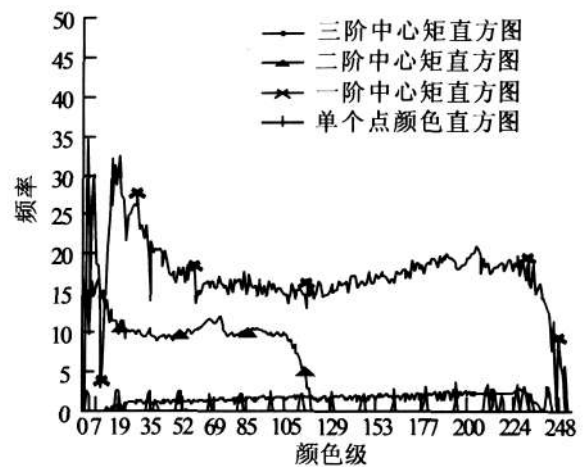


图2 3×3 邻域下量化聚类后 1, 2, 3 阶矩及整体颜色直方图对

Fig.2 Comparison of 1, 2, 3 moments and overall color histogram

3.2 多邻域各阶颜色矩互信息计算

为定义多邻域颜色矩之间的互信息,将式(1)、(3)中的 $p_i(i)$, $P_{ij}(i,j)$ 换成 q_{ik} , q_{ijk} 就可以分别得到多邻域颜色矩熵和多邻域颜色矩互信息的定义。即多邻域各阶颜色矩熵定义为

$$H(I) = \sum_{i \in I} q_{ik}(i) \times \log \frac{1}{q_{ik}(i)} \quad (k=1, 2, 3) \quad (8)$$

两幅图像 I_1, I_2 之间的多邻域各阶颜色矩互信息定义为

$$I(I_1, I_2) = \sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} q_{ijk}(i, j) \log \frac{q_{ijk}(i, j)}{q_{ik}(i)q_{jk}(j)} = H(I_1) + H(I_2) - H(I_1, I_2) \quad (k=1, 2, 3) \quad (9)$$

综上所述,对病变细胞图片的分类和检索不仅可以通过各阶邻域颜色矩互信息计算达到,也可以对各阶邻域颜色矩归一化得到综合特征矢量^[5-8],利用信息熵实现病变图片的分类与检索。

3.3 相似度定义

根据互信息理论,两幅图像的相似度 $S(I_1, I_2)$ 定义如下

$$S(I_1, I_2) = \frac{I(I_1, I_2)}{H(I_1) + H(I_2)} \quad (10)$$

可以证明, $0 \leq S(I_1, I_2) \leq 1$ 。首先,由互信息的非负性,以及前面颜色熵定义, $I(I_1, I_2)$, $H(I_1)$, $H(I_2)$ 均不小于0,即式(10)中分子分母各项非负,因此, $S(I_1, I_2) \geq 0$ 。接下来证明 $S(I_1, I_2) \leq 1$,由前面的颜色熵定义, $H(I_1, I_2) \geq 0$,再根据式(9)很容易知道 $I(I_1, I_2) \leq H(I_1) + H(I_2)$,也即 $S(I_1, I_2) \leq 1$ 。所以,由以上论述可见, $S(I_1, I_2)$ 满足相似度定义要求,即可以用来描述两幅图像之间的相似程度。

4 实验分析与结论

对 www.phoenixpeptide.com 及 www.microscopyu.com 上下载的300幅胃细胞图像采用了本文方法进行检索分类实验。其中有癌细胞图像为60幅,其余为正常细胞,通过对比颜色矩信息熵分析可以发现癌细胞与无癌细胞图像最明显的区别在于它们的颜色分布差异,如一般胃癌细胞的核体积较正常胃细胞的大,且核染色质增多,染色较深,染色质分布不均匀。为了能够同时考虑像素点本身及其邻域空间像素的颜色特征,实验中采用一种新的颜色信息熵的检索方法,即把孤立的像素颜色描述推广到多邻域颜色矩直方图提取的颜色特征,利用信息熵的理论实现图像的检索粗分类,以便对已定性的样本库中癌细胞图片与待查切片图的更详细的对比分类。本研究设计了3个实验:实验1:作基于单个点颜色互信息的检索;实验2:利用 3×3 , 5×5 , 7×7 邻域的前三阶颜色矩独立的直方图描述的颜色特征互信息的检索;实验3:利用各邻域窗口下的各阶颜色矩归一后的整体特征互信息的检索。本文采用“基于关键图查询”的方法,即给出一幅送检图片作为关键图,找出样本库中与之相似的图像,每次检索完成后,系统返回与定性的样本库中最相似的8幅图像,以此达到待分析图片与库中已定义类别样本的初步定性分析。本实验将图1选定为关键图。

本文用 Delphi 7.0 编程语言在 Windows XP 平台上实现了胃细胞图像的检索与分类,实验效率采用查准率对系统性能作评价,其查准率定义为

$$Precision = \frac{a}{a+b} \quad (11)$$

式中: $Precision$ 为实验查准率,其值为1时说明实验效率最佳; a 为图像库中被检索出的与查询图像相似的图像数; b 为不相似的图像数。

对图1用单个点颜色互信息的方法进行检索,得到相似度最高的前8幅图像如图3所示。图4是采用 5×5 邻域的一阶颜色矩描述的颜色特征互信息的检索结果图。各种颜色互信息检索效率如表1所示。

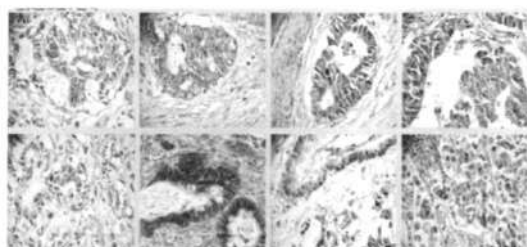


图3 用单个点颜色互信息检索结果
Fig.3 Retrieval results of mutual information in a single color

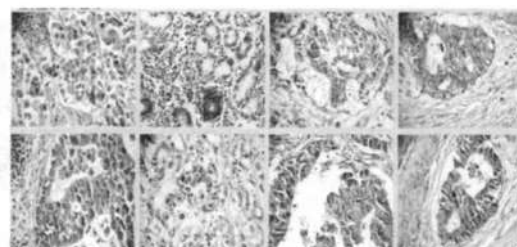


图4 用5×5邻域的一阶颜色矩描述的颜色特征检索的结果
Fig.4 Retrieval result by the method based on mutual information of the first order color moment in 5×5 neighborhood

表1 各种颜色互信息检索效率对比

Tab.1 Retrieval efficiency comparison of various color mutual information

窗口大小	检索方法 颜色互信息类型	查准率/%	三阶综合查准率/%	耗时/ms	三阶综合耗时/ms
3×3	单个点颜色互信息	80.65	91.23	6 141	18 012
	一阶颜色距	88.25		8 828	
	二阶颜色距	90.19		8 875	
	三阶颜色距	90.19		9 234	
5×5	一阶颜色距	87.88	92.56	8 625	26 412
	二阶颜色距	91.30		12 375	
	三阶颜色距	92.65		13 025	
5×5	一阶颜色距	89.31	93.17	8 968	36 247
	二阶颜色距	92.45		16 875	
	三阶颜色距	92.86		17 400	

从上表可知,各阶邻域颜色矩互信息的检索效率相对于单点颜色互信息的检索效率要高,同时,其检索效率与阶数成正增长趋势,各阶邻域颜色矩综合互信息检索法具有更好的检索效率。从耗时角度来看,各阶颜色矩互信息检索方法相对于单点颜色互信息检索方法耗时要长,且与阶数成正比关系,对于同一邻域颜色矩互信息检索方法,其检索效率与耗时长均与窗口邻域大小成正比。综合查准率与耗时两个因素,针对不同的图像,当图像中各组织构成的平均几何形状较小时,选择小窗口邻域较好,查询效率高且时间消耗短;否则即选择窗口较大邻域进行处理,避免小窗口邻域将图像各组织间的特征混淆。

参考文献:

- [1] 陈琴,邵晓英,巴特尔. 基于邻域颜色矩直方图的胃窥镜图像检索[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(11):205-208.
- [2] 范自柱,刘二根,徐保根. 互信息在图像检索中的应用[J]. 电子科技大学学报, 2007, 36(6):1311-1314.
- [3] 张见威,韩国强. 基于互信息的医学图像配准中互信息的计算[J]. 生物医学工程学报, 2008, 25(1):12-17.
- [4] 王业琴,赵志国. 基于直方图和颜色矩方法的木材表面颜色特征的表达[J]. 林业科技, 2006, 31(5):56-58.
- [5] 董卫军,周明全,耿国华. 基于综合特征图像检索技术研究[J]. 计算机应用与软件, 2005, 22(10):34-36.

(下转第 79 页)

Self-adaptive Weight Image Fusion Based on Optimum Index Factor

Ye Yunqing¹, Wang Changzheng¹, Zhou Rigui²

(School of Software, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China; 2. School of Information Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: According to the existing methods of remote sensing image fusion and evaluation criteria, self-adaptive weight image fusion based on optimum index factor is proposed in this paper. Finally, combining with internet satellite data, experimental results are given. The results show that this method provides researchers with a better fusion image.

Key words: multi-band remote sensing image; image fusion; optimum index factor

(上接第 54 页)

[6] 黄晓玲,陈光喜. 基于颜色和纹理特征的彩色图像检索方法[J]. 大众科技, 2010, 126(2):13-15.

[7] 叶波,陆雪松,张素,等. 基于互信息图像配准中的局部极值问题研究[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(6):58-61.

[8] 刘斌,彭嘉雄. 图像配准的小波分解方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2003, 15(9):1070-1073.

A Research on Pathological Cell Image Registration Algorithms Based on Color Mutual Information

Liang Qing, Jiang Xiangang, Shen Tao

(School of Basic Sciences, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: Aiming at distributing characteristics in a slice of pathological cell image, the system transforms it into the characteristic vector by quantization and clustering in HSV color model, it promotes the concerned isolated pixel color description into the color feature of its neighborhood region color histogram. By choosing appropriate neighborhood window size, it uses color information entropy method to gain efficient primary classification of gastric slice image and the similar retrieval results from the sample library images. Experiments show that this method has a better image classification and retrieval result.

Key words: mutual information; histogram; color moments; information entropy; CBIR; image registration