

一种基于区域不变小波矩的图像相似匹配挖掘方法\*

游福成<sup>1, 3</sup>, 马丽平<sup>2</sup>, 杨炳儒<sup>3</sup>

(1. 北京印刷学院 计算机系, 北京 102600; 2. 河北经贸大学, 河北 石家庄 050061; 3. 北京科技大学 信息工程学院, 北京 100083)

摘 要: 将小波多尺度分析理论与不变矩理论相结合, 提出了一种基于区域不变小波矩的图像匹配挖掘算法和逐步求精的跳跃式搜索策略, 将该算法与基于 Hu 矩和自仿射不变矩特征的图像匹配挖掘算法的性能进行仿真对比分析, 得到了较好的结果。

关键词: 不变小波矩; 相似形匹配挖掘; 逐步求精

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1001-3695(2005)05-0129-03

A Method of Image Similarity Matching and Mining  
Based on Local Invariant Wavelet Moment

YOU Fu-cheng<sup>1, 3</sup>, MA Li-ping<sup>2</sup>, YANG Bing-ru<sup>3</sup>

(1. Dept. of Computer, Beijing Institute of Graphic Communication, Beijing 102600, China; 2. Hebei Trade & Economics University, Shijiazhuang Hebei 050061, China; 3. School of Information Engineering, Beijing University of Science & Technology, Beijing 100083, China)

Abstract: Wavelet multi-scale analysis is combined with invariant moment theory in this paper. An image matching and mining algorithm and a skipping-typed search strategy of progressive refinement are proposed. When this algorithm is compared with that of Hu's moment and affine invariant moment, good result has been got.

Key words: Invariant Wavelet Moment; Similarity Matching and Mining; Progressive Refinement

图像挖掘中, 根据已知模式到另一幅图像中寻找相应的模式, 这个过程就称为相似匹配挖掘。近年来, 随着小波理论和  
小波分析技术的快速发展, 人们将矩理论与多尺度分析相结合, 提出了具有视觉不变特征的不变小波矩, 为矩不变理论的应用研究找到了新的突破口, 为图像发生平移、旋转、尺度变化时相似匹配挖掘提供了更为有效的方法。

本文针对灰度图像, 提出了一种基于区域不变小波矩的图像匹配挖掘算法。通过与基于 Hu 不变矩的匹配挖掘算法, 以及基于自仿射不变矩的匹配挖掘算法进行试验对比, 结果表明基于不变小波矩的图像匹配挖掘算法识别率最高、稳定性最好。特别是在矩阶数增加、存在噪声干扰的情况下, 依然保持识别率高、稳定性好的特点。

1 关于矩的基本理论

如果一幅数字图像满足分段连续, 且在 X-Y 平面上只有有限个非零点, 则可以证明该数字图像的各阶矩存在<sup>[1]</sup>。

令  $f(x, y)$  是图像的分布函数, 则规则矩  $m_{pq}$  的定义<sup>[2]</sup> 为

$$m_{pq} = \iint x^p y^q f(x, y) dx dy \tag{1}$$

对于二维图像而言, 在连续情况下  $p+q$  阶矩变换定义为

$$m_{pq} = \iint_{-\infty-\infty}^{\infty\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy \tag{2}$$

收稿日期: 2004-05-06; 修返日期: 2004-06-24  
基金项目: 国家自然科学基金重点项目(69835001); 教育部科技重点项目(教技司[2000]175)

其中,  $p, q=0, 1, 2, \cdots$ 。

为了满足平移不变性, 将矩函数的坐标原点移到图像的中心位置, 得到相应的图像的中心矩的定义为

$$u_{pq} = \iint (x-\bar{x})^p (y-\bar{y})^q f(x, y) dx dy \tag{3}$$

其中,  $\bar{x}=m_{10}/m_{00}, \bar{y}=m_{01}/m_{00}$ , 且  $m_{00}=\int\int_{-\infty-\infty}^{\infty\infty} f(x, y)$ ,

$$m_{10}=\int\int_{-\infty-\infty}^{\infty\infty} x f(x, y), m_{01}=\int\int_{-\infty-\infty}^{\infty\infty} y f(x, y)。$$

针对离散的数字图像, 其离散的矩变换式为

$$m_{pq} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N x^p y^q f(x, y) \tag{4}$$

其中,  $M, N$  分别为图像的行数和列数。

离散图像的中心矩的计算形式为

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x-\bar{x})^p (y-\bar{y})^q \tag{5}$$

对于二值图像, 由于其中像素的值只有 0 和 1 两种取值, 如果阶设目标区域像素值为 1, 背景区域像素值为 0, 则该二值图像的  $p+q$  阶矩定义为

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q \tag{6}$$

该区域的中心矩定义为

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x-\bar{x})^p (y-\bar{y})^q \tag{7}$$

其中,  $\bar{x}=m_{10}/m_{00}, \bar{y}=m_{01}/m_{00}$ ,  $(\bar{x}, \bar{y})$  为该区域的中心。对于二值图像,  $m_{00}$  即为该区内的点数。

1.1 Hu 的不变矩

上述的几何矩和几何中心矩可用于描述区域的形状, 但是都不具有不变性。因此, 1962 年 Hu 经过一系列的代数衡等

变换,提出了  $p+q \leq 3$  的七个不变矩,其公式如下:

$$M_1 = \eta_{02} + \eta_{20} \quad (8)$$

$$M_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11} \quad (9)$$

$$M_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} + \eta_{03})^2 \quad (10)$$

$$M_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \quad (11)$$

$$M_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \quad (12)$$

$$M_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{12} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \quad (13)$$

$$M_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{03} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \quad (14)$$

其中,  $\eta$  表示归一化中心矩,  $\eta_{pq} = \mu_{pq} / \mu_{00}^r$ ,  $r = (p+q)/2 + 1$ 。

## 1.2 自仿射不变矩

自仿射不变矩是根据代数不变量理论而得出的,四个仿射不变矩为

$$I_1 = \frac{1}{\mu_{00}}(\mu_{20}\mu_{02} - \mu_{11}^2) \quad (15)$$

$$I_2 = \frac{1}{\mu_{00}^3}(\mu_{30}^2\mu_{03}^2 - 6\mu_{30}\mu_{12}\mu_{21}\mu_{03}) + 4\mu_{30}\mu_{12}^2 - 3\mu_{21}^2\mu_{12}^2 \quad (16)$$

$$I_3 = \frac{1}{\mu_{00}^6}(\mu_{20}(\mu_{21}\mu_{03} - \mu_{12}^2) - \mu_{11}(\mu_{30}\mu_{03} - \mu_{21}\mu_{12}) + \mu_{02}(\mu_{30}\mu_{12} - \mu_{21}^2)) \quad (17)$$

$$I_4 = \frac{1}{\mu_{00}^9}(\mu_{30}^2\mu_{03}^2 - 6\mu_{30}^2\mu_{11}\mu_{03} - 6\mu_{30}^2\mu_{02}\mu_{21}\mu_{03} + 9\mu_{30}^2\mu_{02}\mu_{12}^2 + 12\mu_{20}\mu_{11}^2\mu_{21}\mu_{03} + 6\mu_{20}\mu_{11}\mu_{02}\mu_{30}\mu_{03} + 9\mu_{20}\mu_{02}^2\mu_{12}^2 + 12\mu_{11}^2\mu_{02}\mu_{30}\mu_{12} - 6\mu_{11}\mu_{02}^2\mu_{30}\mu_{21} + \mu_{02}^3\mu_{30}^2) \quad (18)$$

其中,  $\mu_{pq}$  是归一化的中心矩。

## 1.3 不变小波矩

对于一幅  $m \times n$  维的数字离散图像(由连续图像  $f(x, y)$  离散化得到),定义基于小波变换系数的二维  $p+q$  阶小波矩为<sup>[3]</sup>

$$U_{pq} = 2^{-(p+q+1)j} \sum_{m,n \in z} m^p n^q a_j(m, n) \quad (19)$$

其中,  $\{a_j(m, n)\}$  为连续图像  $f(x, y)$  在相应二维小波上展开时的逼近系数;  $p, q \leq R$ 。

基于小波变换的多尺度分析虽然具有反映信号局部信息的能力,但其本身不具有旋转不变性。为了克服这一缺点,研究者将小波多尺度分析的思想与不变矩理论相结合,提出了不变小波矩<sup>[4]</sup>。文献[4]中采用隔行搜索的匹配算法,但显然不是一种速度很快的搜索算法。

不变小波矩融合了小波多尺度分析与不变矩的优点,因而具有平移、尺度和旋转不变性,在图像目标识别中有广泛的应用。根据矩与不变矩的关系<sup>[5]</sup>,不变小波矩的构造方法可按以下步骤进行:

(1)对式(19)表示的小波矩进行质心平移变换,得到归一化中心矩

$$\bar{U}_{pq} = 2^{-(p+q+1)j} \sum_{m,n \in z} (m - \bar{x})^p (n - \bar{y})^q a_j(m, n) \quad (20)$$

(2)对中心矩进行尺度归一化,首先定义归一化因子为

$$W = \begin{cases} \bar{U}_{00} & \|a_j(m, n)\| \neq 0 \\ \bar{U}_{00}^r & \|a_j(m, n)\| = 0 \end{cases} \quad (21)$$

其中,  $r = (p+q+2)/2$ ,  $\|a_j(m, n)\|$  为第  $j$  个尺度上  $(m, n)$  处的低频系数的模。

经过尺度归一化后的小波矩可以表示为

$$\bar{U}'_{pq} = 2^{-(p+q+1)j} W^{-1} \sum_{m,n \in z} (m - \bar{x})^p (n - \bar{y})^q a_j(m, n) \quad (22)$$

(3)按照 Hu 的思想,将样本进行平移、伸缩归一化,得到

具有平移、缩放变换下的不变量,具体的归一化与一般的归一化方法相同。旋转不变矩可以通过平移缩放不变矩的不同组合来实现。基于小波系数的不变矩表示,即是在式(8)~式(14)中令  $\eta_{pq} = \bar{U}'_{pq}$ 。当  $p+q \leq 3$  时,可以得到七个不变量。通过计算这一组不变量与图像库中标准图像相应不变量的相似性,就可对目标图像进行匹配挖掘。

## 2 基于区域不变小波矩的图像相似匹配挖掘算法

### 2.1 相似匹配准则——欧几里得距离法

设查询图像  $Q$  和待挖掘图像  $D$  的不变小波矩特征分别为  $f_Q$  和  $f_D$ ,则两者之间的欧几里得距离为

$$\|F\| = \sqrt{(f_Q - f_D)^2}$$

式中,  $\|F\|$  值越小,两者的距离越近,相似度越大;反之则相似度越小。

给定可以接受的最大距离阈值为  $\theta_{\max}$ ,若  $\|F\| \leq \theta_{\max}$ ,则表示两者相似,匹配成功;否则表示两者不相似,匹配失败。

### 2.2 逐步求精的跳跃式搜索策略

任何一种匹配算法的总计算量都是采用的相关算法的计算量与搜索位置数之积,即由总计算量=相关算法的计算量×搜索位置数来决定的。

在匹配过程中,模板一般要在  $(N-M+1)$  个参考位置上做相关计算,其中除一点以外都是在非匹配点上做无用功。因此,在相关算法的计算量一定的情况下,减少搜索位置数就可以减少总计算量,有利于快速找到匹配点。基于这样的考虑,提出了逐步求精的跳跃式搜索策略:移动模板过程中,由左到右横向扫描时,隔一列扫描一次,做一次迭代计算;换行向下扫描时,隔一行扫描一次,当计算结果达到阈值时再做上、下、左、右各一次的精确匹配。

由于跳跃是以隔行与隔列方式进行的,跳跃度不大,在一行与一列的误差范围内,两个相同图像的相似度是很高的,可以克服搜索的发散(找不到目标)问题。

### 2.3 算法描述

输入:待挖掘图像  $G_{DB}$ ,模板图  $G_{Tem}$ ,可以接受的距离阈值  $\theta_{\max}$ 。

输出:相似匹配挖掘结果。

(1)对实时图  $G_{DB}$  及模板图  $G_{Tem}$  进行二值化及去背景处理,分别得到处理后的二值图  $G'_{DB}$  和  $G'_{Tem}$ 。

(2)采用多模板匹配方法,将预处理后的实时图  $G'_{DB}$  划分成若干个大小相等的网格,得到  $N_{DB}(i)$ 。

(3)在保证匹配精度可接受的前提下,采用隔行与隔列扫描的搜索策略,利用上述小波矩的计算方法,计算每个网格所对应各网格区域的小波矩  $\bar{U}_{pq,DB}'(i)$ ,并用名为  $DBP[i]$  的一有序数组表示,即  $DBP[i] := \bar{U}_{pq,DB}'(i)$ ,其中  $i$  表示网格的个数,从而构造出实时图像的特征库。

(4)以模板图像的左上角为中心,按照实时图的划分方式把  $G_{Tem}$  划分成与实时图网格大小相等的图像块,得到参考图像的网格  $N_{Tem}(i)$ 。

(5)根据上述方法计算参考图各个网格的小波矩  $U_{pq}$ ,归一化中心矩  $\bar{U}_{pq}$  和经尺度归一化后的小波矩  $\bar{U}'_{pq}$ ,从而获取参考图中各个网格所对应的局部小波矩  $\bar{U}_{pq,Tem}'(i)$ ,并将此矩特征存放在一个数组中,即  $TEmp[i] := \bar{U}_{pq,Tem}'(i)$ ,其中  $i$  为参考图中小网格的个数。这样就构造出模板图像的区域不变小

波矩特征库。

(6)将分别存放实时图和模板图的局部小波矩特征的两个数组  $DBP[i]$  和  $TemP[i]$  的对应元素相减,并将所得到的局部小波矩差存放到结果数组  $\Delta P[i]$  中,  $\Delta P[i] := DBP[i] - TemP[i]$ 。

(7)将  $\Delta P[i]$  看作为一个维的差值向量  $F := \{\Delta P[1], \Delta P[2], \dots, \Delta P[n]\}$ , 计算该有限维向量的模  $\|F\|$ , 作为一次扫描匹配的结果。

(8)在迭代过程中,如果某一步所获得的模值大于某一个预先选定的距离阈值  $\|F\| \geq \theta_{max}$ , 则停止计算(放弃)本次所选参考区域中剩余网格的小波矩,进入下一次循环;否则继续计算本区域内网格的小波矩。

(9)匹配结果的确定。在所有剩余区域中进行逐个匹配计算,仍然采用最小模准则确定最后的匹配结果。在此过程中,对于一定精度内无法区别的目标,充分利用小波多尺度分析的特点,改变尺度  $2^i$ 。重复上述步骤,做进一步的匹配识别。

• 算法时间复杂度分析。整个算法的时间复杂度取决于各计算步骤中语句执行的次数。为了便于分析,不妨假设待挖掘图像为  $n \times n$  矩阵,则去掉背景的语句执行次数为  $n^2$ , 图像二值化的语句执行次数也为  $n^2$ ; 待挖掘图像分成  $a$  块,每块计算不变小波矩的语句执行次数为  $n^2/a$ ,所有小块图像的语句执行次数还是  $n^2$ 。再假设模板图像大小为  $m \times m$ ,共分成  $b$  块,每块需要计算不变小波矩的语句执行次数为  $m^2/b$ ; 由于  $n/a = m/b$ , 所以  $m = n(b/a)$ , 故每小块模板图像不变小波矩的计算语句执行次数为  $(b/a^2)n^2$ , 而整个模板图像语句执行次数为  $(b/a)n^2$ ; 要找到匹配点的最坏情况是执行  $[(n-m+1)/2]^2 \cdot (b/a)n^2 = (a-b)^2/(4a^3) \cdot n^4$  次,第(5)步~第(9)步的语句执行次数为  $n/a$ ,共执行  $5n/a$  次。因此,整个算法的时间复杂度为

$$T(n) = n^2 + n^2 + n^2 + (b/a)n^2 + (a-b)^2/(4a^3) \cdot n^4 + 5n/a \leq c \cdot (n^2 + n^2 + n^2 + (b/a)n^2 + (a-b)^2/(4a^3) \cdot n^4 + 5n/a)$$

其中,  $c$  为正常数,故算法时间复杂度  $T(n) = O(n^4)$ 。

• 时间复杂度比较。顺序搜索匹配算法的时间复杂度为  $(n-m+1)^2$ , 隔行搜索算法的时间复杂度是  $1/2 \times (n-m+1) \times (n-m+1) = 1/2 \times (n-m+1)^2$ , 跳跃式搜索算法的时间复杂度为  $[(n-m+1)/2]^2 = 1/4 \times (n-m+1)^2$ 。故跳跃式搜索算法是顺序搜索匹配算法的  $1/4$ , 跳跃式搜索算法比顺序搜索匹配算法快 75%; 是隔行搜索算法的  $1/2$ , 比隔行搜索算法快 50%。

2.4 算法综合评价指标及结果分析

(1)抗干扰性。它是指图像在存在不同干扰的情况下,各种挖掘算法的相似匹配率的变化程度。所有抗干扰仿真算法均在 MATLAB 6.5 的环境下实现。为便于获取背景为 0 的目标图像,实验中选用包含运动目标的序列图像,利用差分法将背景消去,获得实验样本。限于篇幅,本文仅给出了实验中所用的两套样本的有关参数。第一套样本的模板图大小为  $30 \times 30$ ,待挖掘图的大小为  $120 \times 100$ ,如图 1 所示。第二套样本与第一套样本大小相同,只是在第一套待匹配图中,加入了方差为 0.005,均值为 0 的白噪声;在第二套待匹配图中,加入了方差为 0.02,均值为 0 的白噪声,结构较为复杂,如图 2、图 3 所示。

与基于一般矩特征的匹配算法进行对比分析后,结果如图 4 所示。其中水平轴上的 1 代表基于不变小波矩的相似匹配挖掘方法,2 代表 Hu 矩的匹配挖掘算法,3 代表自仿射不变矩的匹配挖掘算法,图 6 也与此相同。

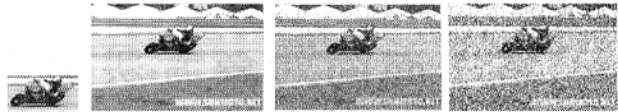


图 1 无干扰情况下的模板图(左)及待挖掘图(右) 图 2 加入弱干扰 图 3 加入强干扰

从仿真结果可以看出,基于区域不变小波矩的图像匹配率优于一般的统计矩匹配。随着随机噪声或待识别图像的复杂度的升高,三种方法的匹配率均有下降。相比而言,基于区域不变小波矩的匹配率下降较慢,而另两种挖掘方法的匹配率下降较快。

(2)抗平移、旋转、尺度变化性能。它是指在用户提供的参考图发生平移、旋转、尺度变化的情况下,各种挖掘算法的相似匹配率的变化程度。针对用户提供的参考图发生平移、旋转、尺度变化的情况(图 5)进行了仿真试验,其结果如图 6 所示。

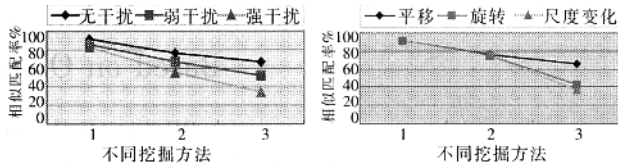


图 4 不同匹配挖掘方法的效果对比图 图 6 存在平移、旋转和尺度变化三种不同挖掘方法的效果对比

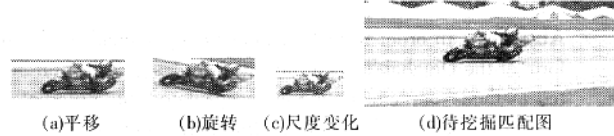


图 5 变化后的参考图

从仿真的结果可以看出,在存在平移、旋转、尺度变化的情况下,基于区域不变小波矩的挖掘方法的效果最好,而且保持不变,具有 RST 不变性;基于 Hu 矩的匹配挖掘方法的效果有所下降,但相似匹配率基本保持不变,也有一定的抗 RST 特性;基于仿射不变矩的相似匹配挖掘方法在图像发生平移的情况下相似匹配率有所下降,而在图像发生旋转和尺度变化的情况下,相似匹配率下降很快,挖掘的效果最差。

3 结论

总之,基于区域小波不变矩的相似匹配挖掘方法无论是抗干扰能力,还是在 RST 性能方面都比传统的基于矩特征的相似匹配挖掘方法具有较大的优越性。逐步求精的跳跃式搜索算法比顺序搜索匹配算法快 75%,比隔行搜索算法快 50%,而且易于实现。

参考文献:

[1] Canstle Man K R. Digital Image Processing[M]. New York: Prentice-Hall, 1996.  
[2] 徐旭东,周源华. 基于小波矩不变量的模式识别方法[J]. 红外与毫米波学报, 2000, 19(3): 215-218.  
[3] 金琪,戴汝为. 基于矩表示的小波不变量[J]. 模式识别与人工智能, 1995, 8(3): 179-187.  
[4] 潘秀琴,崔克宁,侯朝桢,等. 基于局部小波矩的图像匹配算法[J]. 计算机工程与应用, 2002, 38(11): 18-20.  
[5] Hu M K. Visual Pattern Recognition by Moment Invariants[J]. IEEE Trans. Information Theory, 1962, IT-8: 178-187.

作者简介:

游福成(1964-),男,副教授,博士研究生,主要研究领域为知识发现;马丽平,女,硕士研究生,研究领域为知识发现;杨炳儒,男,教授,博士生导师,研究领域为数据挖掘与知识发现、柔性建模与集成技术。