

基于脉冲耦合神经网络的图像 NMI 特征提取及检索方法

刘 劼^{1,2} 许录平¹ 马义德³ 王 勇¹

摘 要 为了简单有效地提取图像重要特征信息,从而更好地提高检索图像的精度,提出了一种基于脉冲耦合神经网络(Pulse coupled neural networks, PCNN)的图像归一化转动惯量(Normalized moment of inertia, NMI)特征提取及检索算法.首先利用改进简化 PCNN 模型相似神经元同步时空特性及指数衰减机制将图像分解为具有相关性的二值系列图像,然后提取反映原始图像目标形状、结构分布二值系列图像的一维 NMI 特征矢量信号,并将其应用在图像检索中;同时,考虑到二值系列图像间的相关性及不同图像间 NMI 序列值的差异性,引入了马氏距离结合 Pearson 积矩相关法的综合相似性度量方法.实验结果表明,所提算法对图像特征矢量序列具有良好抗几何畸变不变特性及对图像表述的唯一性,且具有较好的图像检索效果.

关键词 图像处理, 图像检索, 脉冲耦合神经网络, 二值序列图像, 归一化转动惯量特征矢量, 综合相似性度量

DOI 10.3724/SP.J.1004.2010.00931

Image NMI Feature Extraction and Retrieval Method Based on Pulse Coupled Neural Networks

LIU Qing^{1,2} XU Lu-Ping¹ MA Yi-De³ WANG Yong¹

Abstract In order to simply and effectively extract the information of important features in the image so as to improve the accuracy of the image retrieval, a novel algorithm of image normalized moment of inertia (NMI) feature extraction and retrieval based on pulse coupled neural networks (PCNN) is put forward. Firstly, the image is segmented into a series of binary correlation images using synchronous spatial-temporal characteristics of similar neurons and exponential attenuation mechanism of improved and simplified PCNN, and then a one-dimensional NMI feature vector signal of the binary series images, which can reflect the target shape and structure of the original image, is extracted, and applied to the image retrieval. Meanwhile, considering the correlation between binary series images and NMI sequence values' differences between different images, the method of compounded similarity measurement of the combination of Mahalanobis distance and Pearson product-moment correlation is introduced. Experimental results show that the proposed algorithm has good performance of anti-geometric distortions and the uniqueness for different images' expression to the vector sequence of image features, and has better image retrieval results.

Key words Image processing, image retrieval, pulse coupled neural networks (PCNN), binary series image, normalized moment of inertia (NMI) feature vector, compounded similarity measurement

图像检索是图像处理和计算机视觉中重要的研究领域,而基于内容的图像检索又是目前图像检索的主要方法和研究热点,其核心思想是表征出图像

色彩、形状、纹理及轮廓等不同内容的重要特征用来作为图像索引,并由此计算要查询图像和目标图像的相似性^[1].其中基于图像颜色检索主要利用颜色直方图进行图像间的相似性判断^[2-3]或运用统计方法提取有感知的相关颜色信息特征^[4],但存在易丢失颜色空间分布信息、图像颜色量化中会造成误检现象以及检索时间加长等问题;而基于形状的检索由于要采用边缘提取、边缘细化及形状描述等一系列几何学或拓扑处理方法^[5-9],因此,形状特征图像检索中形状特征的提取和分析又显得比较复杂;基于纹理检索由于一般图像的纹理特征不太显著,而在检索中对检索图像或区域纹理的一致性要求较高^[10-11],其适用范围较小.

为此,本文在对脉冲耦合神经网络(Pulse coupled neural networks, PCNN)^[12]改进与简化的基础上,把 PCNN 和归一化转动惯量(Normalized

收稿日期 2009-07-13 录用日期 2009-12-02
Manuscript received July 13, 2009; accepted December 2, 2009
国家高技术研究发展计划(863 计划)(2007AA12Z323), 国家自然科学基金(60772139, 60872109), 高等学校博士学科点专项科研基金(200807011007), 天水师范学院“青蓝”人才工程基金资助
Supported by National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2007AA12Z323), National Natural Science Foundation of China (60772139, 60872109), Specialized Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education (200807011007), “QingLan” Talent Engineering Funds by Tianshui Normal University
1. 西安电子科技大学电子工程学院 西安 710071 2. 天水师范学院物理与信息科学学院 天水 741001 3. 兰州大学信息科学与工程学院 兰州 730000
1. School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071 2. School of Physics and Information Science, Tianshui Normal University, Tianshui 741001 3. School of Information Science and Engineering, Lanzhou University, Lanzhou 730000

moment of inertia, NMI) 相结合, 提出了一种基于 PCNN 图像 NMI 特征矢量提取与检索算法. 该方法首先利用改进 PCNN 模型对图像进行系列二值处理, 再提取其一维 NMI 不变特征序列信号, 并将其应用在图像检索中, 同时引入距离结合相关性综合相似性度量, 最后通过实验验证了所提算法的有效性.

1 PCNN 改进简化模型及图像二值序列分解

PCNN 也称为第三代人工神经网络, 是 Eckhorn 等在猫、猴等动物大脑视觉皮层模型启发下提出的由若干个互连神经元构成的反馈型网络, 构成 PCNN 的每一神经元由接收、调制和脉冲产生 3 部分组成, 目前已被广泛地应用于图像平滑、分割、边缘检测及目标检索等图像处理领域^[13-16], 显示了其优越性.

传统 PCNN 模型的关键思想是非线性调制耦合和阈值指数衰变机制, 其中, 非线性调制耦合是其核心, 而其阈值虽然指数衰减但又反复变化, 显然, 这种变化不符合视觉系统对亮度响应的非线性要求, 同时这种阈值变化规律致使处理后许多神经元激活周期或激活相位中滞留大量有用信息, 并且延长了 PCNN 的处理时间, 而其直接的二值输出序列图像却并不包含全部信息. 为克服传统 PCNN 人工设置参数多、适应性能差以及处理时间长等缺点, 本文在传统 PCNN 模型的基础上进行了简化与改进, 简化改进 PCNN 模型的离散数学方程描述如下

$$F_{ij}[n] = I_{ij} \quad (1)$$

$$L_{ij}[n] = V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{ij}[n-1] \quad (2)$$

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n](1 + \beta L_{ij}[n]) \quad (3)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & \text{若 } U_{ij}[n] \geq T_{ij}[n] \\ 0, & \text{若 } U_{ij}[n] < T_{ij}[n] \end{cases} \quad (4)$$

$$T_{ij}[n] = \begin{cases} T_0 e^{-\alpha_T(n-1)}, & \text{若 } Y_{ij}[n-1] = 0 \\ V_T, & \text{若 } Y_{ij}[n-1] = 1 \end{cases} \quad (5)$$

其中, 下标 ij 为神经元的标号, n 为迭代次数, I_{ij} 、 $F_{ij}[n]$ 、 $L_{ij}[n]$ 、 $U_{ij}[n]$ 和 $T_{ij}[n]$ 分别为神经元的外部刺激 (图像像素构成矩阵中第 ij 个像素的灰度值)、第 ij 个神经元第 n 次反馈输入、链接输入、内

部活动项和动态阈值, \mathbf{W} 为链接权矩阵, β 为链接强度, V_L 为链接幅度常数, T_0 为阈值幅度常数, T_0 一般自适应选取为待处理图像的最大灰度值 I^{\max} , 即 $T_0 = I^{\max}$, V_T 为一设定的较大常数, α_T 为相应的衰减系数, $Y_{ij}[n]$ 是 PCNN 的二值输出. 其中, 式 (1) 反馈输入 $F_{ij}[n]$ 和式 (2) 链接输入 $L_{ij}[n]$ 是在原模型基础上做了简化, 而式 (5) 动态阈值 $T_{ij}[n]$ 是对其阈值的改进.

改进简化 PCNN 的工作原理是: 在图像处理过程中, 首先将一个 2 维改进型 PCNN 网络的 $M \times N$ 个神经元分别与 2 维输入图像的 $M \times N$ 个像素相对应, 所有神经元结构相等且各个神经元的参数一致, 在第 1 次迭代时, 神经元的内部活动项就等于外部刺激 I_{ij} , 其初始阈值为 I^{\max} , 若 I_{ij} 大于或等于初始阈值, 这时神经元输出 $Y_{ij}[1] = 1$, 称为激活, 此时其动态阈值 T_{ij} 将急剧增大到 V_T 并一直保持不变, 而其他未激活神经元 ($Y_{ij}[1] = 0$) 的动态阈值在其后处理中随时间 (或迭代次数 n) 指数衰减, 并且在此之后的各次迭代中, 被激活的神经元通过与之相邻神经元的连接作用而激励捕获邻接神经元, 若邻接神经元的内部活动项大于其动态阈值, 则被捕获激活, 否则不能捕获. 显然, 如果邻接神经元与前一次迭代激活神经元所对应的像素具有相似强度, 则邻接神经元容易被捕获激活, 反之则不能被捕获激活.

目前, 生成二值序列图像的方法较多, 有按灰度等间隔二值量化法^[17] 及位平面二值处理^[18-19] 等方法, 但前者没有考虑序列图像中邻域像素及不同图像间的相关性, 位平面法对图像分解后只是简单保留了高位平面信息, 造成图像目标信息损失. 而 PCNN 二值序列图像分解充分考虑视觉处理系统的特点, 在每次迭代处理中, 利用某一神经元激活空时特性来触发其邻域相似神经元的集体激活, 生成神经元集群对应图像中具有相似性质的某一小目标区域, 然后由所有不同相似小目标区域组成该次迭代的一幅二值分割图像, 并且在不同迭代时刻将产生代表和反映原图像特征的不同二值图像, 由此便形成一个二值序列图像, 图 1 所示为改进 PCNN 处理二值序列图像中的部分二值图像.



(a) Bridge

(b) $n = 4$

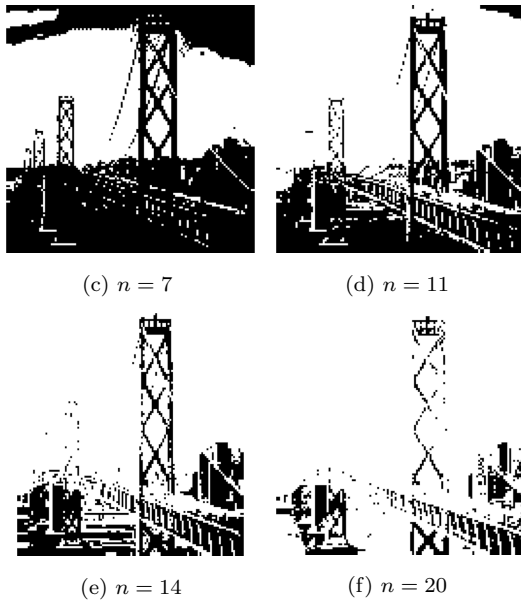


图 1 改进 PCNN 处理二值序列图像中迭代次数对应的部分二值图像

Fig.1 Some binary images corresponding to iterative time n in binary series images processed by improved PCNN

2 图像的特征描述

2.1 图像 NMI 特征

在物理学中将一个平面离散质点系的质心 (在受均匀重力场作用时质心与重心重合) 表示为

$$x_c = \frac{\sum x_r m_r}{\sum m_r}, \quad y_c = \frac{\sum y_r m_r}{\sum m_r} \quad (6)$$

其中, m_r 为坐标 (x_r, y_r) 处质点的质量, $\sum m_r$ 为质点系的质量, (x_c, y_c) 为质点系的质心, 它反映了质点系形状、大小及紧密程度等固有的一些特性. 文献 [20] 将这一概念引入到数字图像处理领域, 设 2 维图像大小为 $M \times N$ 个像素可看作是 XOY 平面上的 $M \times N$ 个质点, 像素灰度值 I_{ij} 与相应质点的质量相对应, 则对图像可做如下定义:

图像总质量: 2 维灰度图像所有的灰度值之和, 记为 m , 表示为

$$m = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I_{ij} \quad (7)$$

图像重心: 视为图像平面图像总质量集中的点, 记为 (i_c, j_c) , 可表示为

$$i_c = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N i I_{ij}}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I_{ij}}, \quad j_c = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N j I_{ij}}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I_{ij}} \quad (8)$$

图像的转动惯量: 图像绕其中任一给定点 (i_0, j_0) 的转动惯量记为 $J_{i_0 j_0}$, 表示为

$$J_{i_0 j_0} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [(i - i_0)^2 + (j - j_0)^2] I_{ij} \quad (9)$$

图像转动惯量与图像中不同目标的形状大小、灰度分布和转轴点的位置有关, 但对灰度 (或彩色) 图像而言, 由于其灰度分布比较复杂, 不管转轴点选在图像重心还是其他任何位置, 其转动惯量都是几何 (旋转、平移及缩放) 畸变的, 而二值图像只有 0 和 1 两种取值, 其转动惯量具有良好的抗几何畸变特性. 为此根据对图像总质量、图像重心及转动惯量的描述, 可定义二值图像绕重心的归一化转动惯量, 简称归一化转动惯量 NMI, 用 λ 表示

$$\lambda = \frac{\sqrt{J_{i_c j_c}}}{m} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [(i - i_c)^2 + (j - j_c)^2] Y_{ij}}}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N Y_{ij}} = \frac{\sqrt{\sum_{i,j \in \Omega} [(i - i_c)^2 + (j - j_c)^2]}}{\sum_{i,j \in \Omega} Y_{ij}} \quad (10)$$

式中, Y_{ij} 为二值图像, Ω 为二值图像中 $Y_{ij} = 1$ 的区域, 可以看出 NMI 特征值 λ 为二值图像质量绕其重心的转动惯量与其质量之比. 对不同的二值图像, 可提取不同的 NMI 特征, 并且 NMI 相对于传统的图像不变性特征 (如图像矩特征、同心圆特征、拓扑特征等) 具有提取方便、计算量小的特点.

2.2 二值序列图像 NMI 特征提取

视觉心理学家指出, 人眼对一幅图像的观察认识是一个逐步剥离背景、集中于目标和部分重要细节的过程. 受到这一过程的启发, 本文利用符合人类视觉处理系统的 PCNN 模型, 对待处理图像二值化后产生一系列彼此相关的二值图像, 然后提取该二值序列图像的 NMI 不变性特征矢量序列.

利用改进 PCNN 模型, 在确定迭代次数 n_0 的情况下, 对任意图像 I_{ij} 运用式 (1)~(5) 进行逐层二值化处理, 从而形成一个二值序列图像 $\mathbf{Y} = \{Y[n], n = 1, 2, \dots, n_0\}$ (图 1 为二值序列图像的部分图像), 再利用式 (10) 分别计算序列图

像中每幅图像的 NMI 值, 最后得到该图像的一个 NMI 特征矢量 $\mathbf{A} = \{\lambda_n, n = 1, 2, \dots, n_0\}$.

图 2 所示为提取一幅图像的 NMI 特征矢量, 它和单幅图像的 NMI 特征一样具有旋转不变、尺度不变和平移不变性, 对图像几何形变具有很强的鲁棒性. 另外, 二值图像序列中图像之间虽然有一定的差异性, 但又有很大的相关性, 由此提取的各 NMI 特征值能客观反映原图像像素的空间分布、目标形状、结构大小等信息, 同时其特征序列能够唯一代表一幅灰度图像特征. 而且二值序列图像的 NMI 特征矢量计算复杂度较低且维数较少, 可以满足图像检索中存储容量和检索速度的要求.

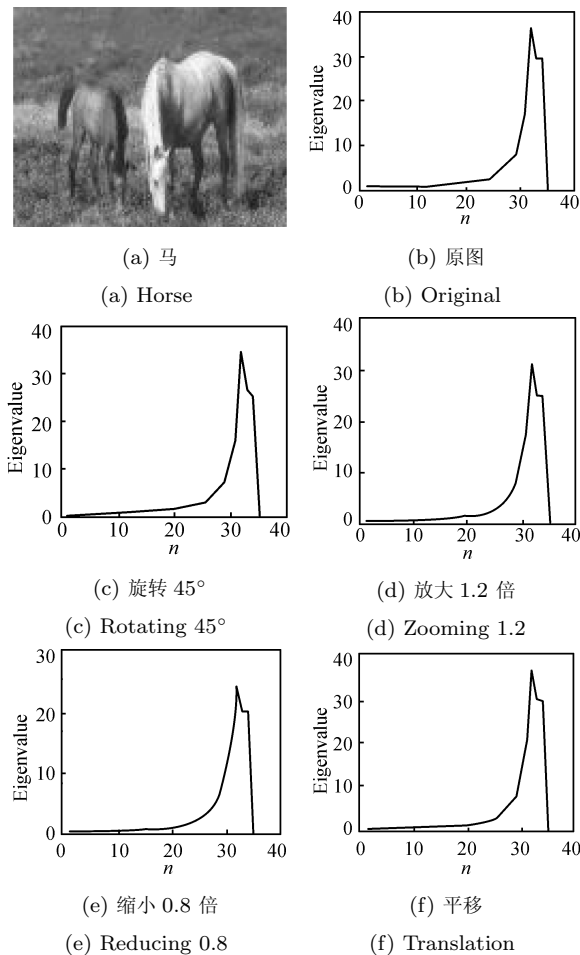


图 2 本文算法中对图像进行旋转、缩放及平移提取的 NMI 特征矢量序列

Fig. 2 Image NMI feature vector series with rotation, scaling, and translation in our algorithm

3 相似性度量

图像入库时, 提取其 NMI 特征矢量放入图像特征信息库; 检索时, 提取查询图像的 NMI 特征矢量与图像特征信息库中的 NMI 进行相似性比较, 根

据比较结果输出检索结果. 在本文检索算法中, 由于运用 PCNN 相似神经元同步时空特性产生某一图像二值序列, 其中各图像之间有很强的相关性, 使提取的 NMI 特征矢量间也存在较强的联系, 如果简单地用欧氏距离来求相似度, 可能会造成相似图像 NMI 特征距离相差很大. 而文献 [17] 采用 Pearson 积矩相关法以及文献 [19, 21] 采用马氏距离 (Mahalanobis distance) 来度量图像间的相似性, 虽然取得了一定的检索效果, 但不同图像内容结构的复杂性和灰度的随机性, 造成提取的 NMI 特征矢量总体不一定都成正态分布或接近正态单峰分布, 而且检索的两矢量之间不一定成线性关系, 这样 Pearson 积矩相关检索会引起较大的误检和漏检. 另外, 虽然马氏距离对检索数据的分布没有严格要求, 也可排除检索矢量间的相互干扰, 但会夸大变化微小数据量的作用, 同样会影响图像的检索效果. 为此, 本文在 PCNN 处理提取 NMI 特征检索的基础上, 引入了马氏距离结合 Pearson 积矩相关法的综合相似性度量.

在 \mathbf{R}^n 空间中, 设两幅图像 I^A 和 I^B 提取的 NMI 特征向量分别为 $\mathbf{A}^A = \{\lambda_n^A, n = 1, 2, \dots, n_0\}$ 和 $\mathbf{A}^B = \{\lambda_n^B, n = 1, 2, \dots, n_0\}$, 则综合相似性度量为

$$C(I^A, I^B) = \frac{D_M(\mathbf{A}^A, \mathbf{A}^B)}{|Corr(\mathbf{A}^A, \mathbf{A}^B)|} \quad (11)$$

$C(I^A, I^B)$ 越小, 表示两幅图像的相似性越强. 其中, $D_M(\mathbf{A}^A, \mathbf{A}^B)$ 为马氏距离, $Corr(\mathbf{A}^A, \mathbf{A}^B)$ 为 Pearson 积矩相关, 分别表示为

$$D_M(\mathbf{A}^A, \mathbf{A}^B) = \sqrt{\sum_{u=1}^{n_0} \sum_{v=1}^{n_0} \omega_{uv} (\lambda_u^A - \lambda_u^B) (\lambda_v^A - \lambda_v^B)} \quad (12)$$

用向量表示形式是

$$D_M(\mathbf{A}^A, \mathbf{A}^B) = \sqrt{(\mathbf{A}^A - \mathbf{A}^B)^T \mathbf{S}^{-1} (\mathbf{A}^A - \mathbf{A}^B)} \quad (13)$$

$$Corr(\mathbf{A}^A, \mathbf{A}^B) = \frac{\sum_{u=v=1}^{n_0} (\lambda_u^A - \overline{\mathbf{A}^A})(\lambda_v^B - \overline{\mathbf{A}^B})}{\sqrt{\sum_{u=1}^{n_0} (\lambda_u^A - \overline{\mathbf{A}^A})^2} \sqrt{\sum_{v=1}^{n_0} (\lambda_v^B - \overline{\mathbf{A}^B})^2}} \quad (14)$$

其中, 权值 $\omega_{uv} > 0$, \mathbf{S} 为向量 \mathbf{A}^A 的协方差矩阵, 其大小为 $n_0 \times n_0$, $\overline{\mathbf{A}^A}$ 和 $\overline{\mathbf{A}^B}$ 分别为特征向量 \mathbf{A}^A 和 \mathbf{A}^B 的均值.

4 实验结果与分析

本文在实验环境 Intel Core 2.0 GHz、2.0 GB 内存、Windows XP, Matlab 7.01 下进行. 首先进行改进 PCNN 二值序列图像 NMI 特征矢量提取及抗几何畸变性实验, 然后再将 NMI 不变矢量特征应用在图像检索中, 实验中采用国际上通用的 Corel 图像库, 其中包括交通工具、动物、建筑物、自然景物、花卉及不同纹理等类型的图像 3 000 多幅, 从中选取 6 大类且每类包含 6 小类共 36 种分组集合. 实验中不同图像在同一 PCNN 模型下进行, 参数设定是 $\beta = 0.1, V_L = 0.05, \alpha_T = 0.072, V_T = 400, n_0 = 35$, 内部连接矩阵 $W = [0.707 \ 1 \ 0.707; 1 \ 1 \ 1; 0.707 \ 1 \ 0.707]$.

1) 任选多幅图像在旋转、缩放及平移的情况下运用 PCNN 模型提取 NMI 特征矢量进行抗几何畸变性实验, 文中仅选列图 1 (a) Bridge 和图 2 (a) Horse 两幅图像的实验结果. 图 2 (b)~(f) 分别为原图像生成的二值序列图像 NMI 特征矢量序列、旋转 45°, 放大 1.2 倍、缩小 0.8 倍及平移后提取的 NMI 特征矢量序列, 表 1 分别为两图像在采用传统 PCNN 和改进 PCNN 时提取 NMI 的综合相似性度量及处理时间的数据结果.

由图 1 可见, 利用改进 PCNN 对原始图像处理可获得图像间既有差别又具相关性的二值序列图像, 且该序列能代表和体现原图像的特征信息; 由图 2 可知当图像发生旋转、缩放及平移等几何畸变时提取的二值序列图像具有相似的 NMI 特征矢量形状, 虽然对不同的畸变 NMI 特征矢量值大小有所不同, 但其特征矢量的曲线形状及走势是不变的; 另外, 从表 1 实验结果可以得出当分别采用传统与改进 PCNN 处理来提取图像的 NMI 特征, 在一定误差范围内, 后者的综合相似性度量值和特征提取时间均小于前者, 主要原因是改进 PCNN 由于去除了传统模型中相近神经元间一些繁冗复杂的耦合, 以及改进了反复衰变的动态阈值, 使得二值序列图像

中许多重要特征信息能较多较快稳定地凸现出来, 同时实验结果充分说明了由此提取的 NMI 特征矢量具有良好的抗几何畸变不变性.

2) 为验证本文所提算法的有效性并检验图像检索结果的一般性, 从图像库中任意取出 10 类, 每类图像中选取 10 幅图像作为示例图像, 共组成 100 次查询, 取这 100 次检索结果精确度 (Precision) 和检索率 (Recall)^[22] 的平均值作为算法相似检索评价准则来检验其平均检索结果, 并与文献 [17] 和 [18] 的检索算法进行了比较, 图 3 给出了本文算法同其他两种算法的 P-R 对比曲线. 对不同图像检索算法而言, 在相同检索条件下, 检索的精确度越高表明算法的检索效果越好.

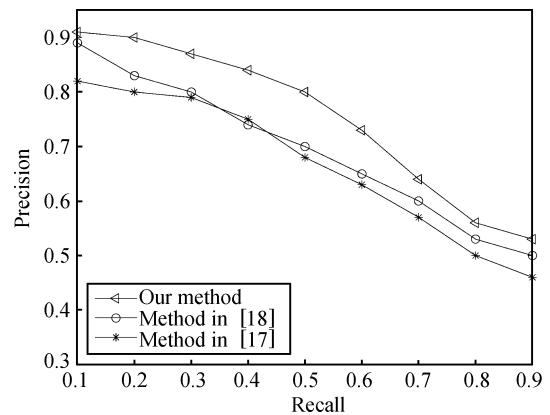


图 3 3 种不同算法的检索率与精确度对比曲线
Fig. 3 Precision versus recall for three algorithms

为进一步检验所提算法的性能, 我们采用平均归一化调整后的检索秩 (Average normalized modified retrieval rank, ANMRR)^[17] 和图像检索的计算时间来进行评测. 设查询图像 q_i 的相似图像个数为 $ng(q_i), i = 1, 2, \dots, Q, GTM$ 是在所有查询图像中最大相似图像个数, 即 $GTM = \max\{ng(q_i)\}, K = \min\{4ng(q_i), 2GTM\}$ 为检索结果的截断值, 设与查询图像相似的图像在检索结果序列中所处位置为

表 1 采用两种 PCNN 模型提取原图像及几何畸变图像 NMI 特征矢量序列综合相似性度量和处理时间的对比数据

Table 1 The comparative data of compounded similarity measurement of the original image NMI with geometric distortions image NMI feature vector series and processing time using two different PCNN models

方法	图像	旋转		放大		缩小		平移	未畸变的原图	平均处理时间 (s)
		20°	45°	1.2 倍	1.4 倍	0.6 倍	0.8 倍			
传统 PCNN	Bridge	0.04377	0.11320	0.07750	0.06920	0.06240	0.07250	0.00190	0.00000	19.1
	Horse	0.00366	0.01391	0.00662	0.04783	0.00890	0.00370	0.00040	0.00000	
改进 PCNN	Bridge	0.03150	0.08050	0.05060	0.04610	0.04840	0.05830	0.00140	0.00000	3.80
	Horse	0.00271	0.00983	0.00520	0.00200	0.00660	0.00190	0.00020	0.00000	

$$\text{rank}(l) = \begin{cases} l, & l \leq K \\ l + 1, & l > K \end{cases} \quad (15)$$

则 ANMRR 的定义如下

$$\text{ANMRR} = \frac{1}{Q} \sum_{i=1}^Q \frac{\sum_{l=1}^{ng(q_i)} \frac{\text{rank}(l)}{ng(q_i)} - 0.5 - 0.5ng(q_i)}{K + 0.5 - 0.5ng(q_i)} \quad (16)$$

ANMRR 值越低, 查准性能越好, 说明更多正确的结果排在前面. 表 2 给出了三种不同算法 ANMRR 和单次图像平均检索时间的评测结果.

表 2 3 种不同算法的 ANMRR 及图像平均检索时间

Table 2 ANMRR and the average retrieval time of image for three algorithms

算法	ANMRR	平均检索时间 (s)
Method in [17]	0.3056	83.92
Method in [18]	0.2253	3.170
Our method	0.1818	3.800

由实验图表可以看出, 本文算法在检索计算时间远小于文献 [17] 而与文献 [18] 算法相当的情况下, 利用符合人类视觉处理 PCNN 的相似时空捕获特性来二值化图像, 所得二值序列图像充分保留了原图像尽可能多的目标信息, 而由此提取的 NMI 矢量序列可充分表达和反映不同图像的特征, 取得了较好检索效果; 而文献 [17] 中只把原图像按灰度等间隔进行二值量化, 没有考虑序列图像中邻域像素的空间相似性以及不同图像间的相关性, 二值后序列图像中只是一些离散像素点, 没有形成有效目标区域, 导致不能较好提取 NMI 特征值并用于检索. 文献 [18] 从位平面的角度对图像进行了二值处理, 并通过提取高四位平面欧拉矢量的不同组合进行图像检索, 这种方法虽然简单, 但没有充分挖掘出原图像较多重要信息, 信息损失量较大, 影响到图像检索效果. 总之, 由图 3 可以看出在相同检索率的情况下, 本文所提算法检索结果精确度要明显高于其他两种算法的精确度 (例如在检索率为 0.3 时, 文献 [17] 的精确度为 0.79, 文献 [18] 的精确度为 0.80, 而本文精确度为 0.87), 并且随着检索率的增加, 三种算法的检索精确度都有所下降, 但本文所提算法一直保持较高的检索精确度, 同时表 2 的 ANMRR 实验数据表明, 所提算法对图像正确检索结果都要高于其他的两种算法, 体现了它较好的查准性能.

3) 为验证综合相似性度量的有效性, 实验中对不同的相似性度量方法进行了对比实验. 图 4 给出了利用改进 PCNN 二值处理提取 NMI 特征后分别

应用 Pearson 积矩相关法、马氏距离和本文综合相似性度量进行相似性度量实验中一次关于“桥与建筑”的检索结果, 其中最左边的一幅为示例图像兼检索结果, 随后为检索结果图像队列, 图 4(a) 中其相关值从左到右、从上到下逐渐减小, 图 4(b)、(c) 马氏距离值和综合相似性度量值从左到右、从上到下



(a) Pearson 积矩相关法的实验结果
(a) Experimental results of Pearson product-moment correlation



(b) 马氏距离的实验结果
(b) Experimental results of Mahalanobis distance



(c) 综合相似性度量的实验结果
(c) Experimental results of compounded similarity measurement

图 4 3 种不同的相似性度量方法的实验结果

Fig. 4 Experimental results of three different similarity measurements

逐渐增大,但其相似度都是由大到小排列.由实验结果可以看出,由于综合相似性度量考虑了数据特征矢量间的非线性、非正态分布、相关及数据局部等特性,有效地克服了相关法和马氏距离的一些不足,其检索效果要优于 Pearson 积矩相关法(出现明显的两个错检)和马氏距离(出现明显的一个错检)相似性度量,检索结果更符合人类的视觉特性.

5 结论

本文提出了一种基于脉冲耦合神经网络的图像归一化转动惯量特征提取及检索算法.在利用改进 PCNN 模型相似神经元同步时空特性及指数衰减机制的基础上,将图像分解成图像间有一定相关性的二值系列图像,且通过提取序列中各二值图像的一维 NMI 矢量信号对原图像特征进行描述并应用在图像检索中,同时,引入了马氏距离结合相关性的综合相似性度量方法.实验结果表明,本文算法经改进 PCNN 处理的 NMI 矢量特征充分考虑了图像目标及序列间相关性,体现了良好抗几何畸变不变及表述唯一的特性,并运用综合相似性度量方法,达到了较好的图像检索效果.

References

- Krishnapuram R, Medasani S, Jung S H, Choi Y S, Balasubramaniam R. Content-based image retrieval based on a fuzzy approach. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2004, **16**(10): 1185–1199
- Krishnan N, Banu M S, Christiyana C C. Content based image retrieval using dominant color identification based on foreground objects. In: Proceedings of the International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications. Sivakasi, India: IEEE, 2007. 190–194
- Kohonen O, Hauta-Kasari M. Distance measures in the training phase of self-organizing map for color histogram generation in spectral image retrieval. *Journal of Imaging Science and Technology*, 2008, **52**(2): 201–205
- Aleksandra M, Hu J Y, Emina S. Extraction of perceptually important colors and similarity measurement for image matching, retrieval, and analysis. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, **11**(11): 1238–1248
- Gagaudakis G, Rosin P L. Shape measures for image retrieval. *Pattern Recognition Letters*, 2003, **24**(15): 2711–2721
- Bishnu A, Bhattacharya B B, Kundu M K, Murthy C A, Acharya T. Euler vector for search and retrieval of gray-tone images. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2005, **35**(4): 801–812
- Wong W T, Shih F Y, Su T E. Shape-based image retrieval using two-level similarity measures. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2007, **21**(6): 995–1016
- Alajlan N, Kamel M S, Freeman G H. Geometry-based image retrieval in binary image databases. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, **30**(6): 1003–1013
- Li F, Dai Q H, Xu W L, Er G. Multilabel neighborhood propagation for region-based image retrieval. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2008, **10**(8): 1592–1604
- Chun Y D, Kim N C, Jang L H. Content-based image retrieval using multiresolution color and texture features. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2008, **10**(6): 1073–1084
- Pi M, Li H. Fractal indexing with the joint statistical properties and its application in texture image retrieval. *IET Image Processing*, 2008, **2**(4): 218–230
- Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M, Dicke P. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: simulation of results from cat cortex. *Neural Computation*, 1990, **2**(3): 293–307
- Johnson J L, Padgett M L. PCNN models and applications. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, **10**(3): 480–498
- Liu Qing, Ma Yi-De, Qian Zhi-Bai. Automated image segmentation using improved PCNN model based on cross-entropy. *Journal of Image and Graphics*, 2005, **10**(5): 579–584
(刘勃, 马义德, 钱志柏. 一种基于交叉熵的改进型 PCNN 图像自动分割新方法. 中国图象图形学报, 2005, **10**(5): 579–584)
- Liu Qing, Ma Yi-De. A new algorithm for noise reducing of image based on PCNN time matrix. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2008, **30**(8): 1869–1873
(刘勃, 马义德. 一种基于 PCNN 赋时矩阵的图像去噪新算法. 电子与信息学报, 2008, **30**(8): 1869–1873)
- Liu Q, Ma Y D, Zhang S G, He W S. Image target recognition using pulse coupled neural networks time matrix. In: Proceedings of the 26th Chinese Control Conference. Zhangjiajie, China: IEEE, 2007. 96–99
- Zhang Wen-Yin, Tang Jian-Guo, Zeng Zhen-Bing. Image retrieval method based on NMI invariable feature. *Journal of Computer Application*, 2003, **23**(9): 55–57
(张问银, 唐建国, 曾振柄. 基于 NMI 不变特征的图像检索方法. 计算机应用, 2003, **23**(9): 55–57)
- Bishnu A, Bhattacharya B B. Stacked euler vector (SERVE): a gray-tone image feature based on bit-plane augmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, **29**(2): 350–355

- 19 Zhao S, Wang H T. Image retrieval based on bit-plane distribution entropy. In Proceedings of the International Conference on Computer Science and Software Engineering. Wuhan, China: IEEE, 2008. 532–535
- 20 Weng M Y, He M Y. Image feature detection and matching based on SUSAN method. In: Proceedings of the 1st International Conference on Innovative Computing, Information and Control. Beijing, China: IEEE, 2006. 322–325
- 21 Kulis B, Jain P, Grauman K. Fast similarity search for learned metrics. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, **31**(12): 2143–2157
- 22 Saadatmand-Tarzjan M, Moghaddam H A. A novel evolutionary approach for optimizing content-based image indexing algorithms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2007, **37**(1): 139–153



刘 勃 西安电子科技大学电子工程学院博士研究生. 主要研究方向为图像处理、人工神经网络和微弱信号检测. 本文通信作者. E-mail: lqlzu@126.com
(**LIU Qing** Ph.D. candidate at the School of Electronic Engineering, Xidian University. His research interest covers image processing, artificial neural networks, and detection of weak signal. Corresponding author of this paper.)



许录平 西安电子科技大学电子工程学院教授. 主要研究方向为图像处理、微弱信号检测、雷达探测制导和先进导航技术研究. E-mail: xdabcd@sina.com
(**XU Lu-Ping** Professor at the School of Electronic Engineering, Xidian University. His research interest covers image processing detection of weak signal, radar detection, and new navigation technology.)



马义德 兰州大学信息科学与工程学院教授. 主要研究方向为生物信息图像处理、信号实时编码和人工智能.
E-mail: ydma@lzu.edu.cn
(**MA Yi-De** Professor at the School of Information Science and Engineering, Lanzhou University. His research interest covers biological information image processing, signal real-time encoding, and artificial intelligence.)



王 勇 西安电子科技大学电子工程学院副教授. 主要研究方向为图像处理、模式识别和多传感器信息融合.
E-mail: ywangphd@xidian.edu.cn
(**WANG Yong** Associate professor at the School of Electronic Engineering, Xidian University. His research interest covers image processing, pattern recognition, and multi-sensor information fusion.)