

# Parameter Optimization in PCNN for Image Retrieval

Cheng Guo, Liang Zeng

College of Computer Science, National University of Defense Technology, Changsha Hunan  
Email: 252302185@qq.com

Received: Nov. 27<sup>th</sup>, 2015; accepted: Dec. 11<sup>th</sup>, 2015; published: Dec. 15<sup>th</sup>, 2015

Copyright © 2015 by authors and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

---

## Abstract

When PCNN was used for image retrieval, the manual parameters selection became the difficulties and whether the selected parameters are good or not determines the retrieval results mostly. A novel method based on evolutionary learning for optimizing the parameters of Pulse Coupled Neural Network (PCNN) was proposed to overcome these problems. Firstly we classified some images of the database and trained them in advance by introducing the Particle Swarm Optimization (PSO) and restructured the fitness function to optimize the parameters which were used in image retrieval. Experimental results show that the proposed method can achieve the optimal parameters adaptively, and the retrieval results perform well even in the untrained images. The retrieval results convince that the proposed method was better than experienced parameters on precision ratio, recall ratio and personal visual judgment.

## Keywords

Pulse Coupled Neural Network (PCNN), Particle Swarm Optimization (PSO), Parameter Optimization, Content-Based Image Retrieval (CBIR)

---

## 参数优化的PCNN图像检索

郭成, 曾亮

国防科学技术大学计算机学院, 湖南 长沙  
Email: 252302185@qq.com

收稿日期: 2015年11月27日; 录用日期: 2015年12月11日; 发布日期: 2015年12月15日

## 摘要

脉冲耦合神经网络(PCNN)用于图像检索时需人工确定较多参数, 参数确定的好坏严重影响检索效果, 针对以上问题, 提出一种基于进化学习的参数优化方法。通过引入粒子群算法(PSO), 构建优化目标函数, 提前对图像库中少量图像进行分类训练, 对脉冲耦合神经网络的各参数进行优化并用于图像检索。实验表明, 提出的算法能有效找到各参数的近似最优解。对图像库中未训练图像进行检索时也取得较好效果, 在检索查准率、查全率及主观视觉效果方面本文方法均优于经验参数。

## 关键词

脉冲耦合神经网络, 粒子群算法, 参数优化, 图像检索

## 1. 引言

随着便携式摄像设备手机、计算机等大规模使用和多媒体技术的快速发展, 人们正接触着越来越多的图像信息, 如何快速高效地从海量图像中获取用户所需要图像成为当前研究的热点。基于内容的图像检索(CBIR)因此应运而生。近年来, 基于内容的图像检索技术在商业方面得到了较大的应用, 如百度的百度识图、安图搜的购物搜索引擎、淘宝的拍立淘、数之联的拍图购等。

第三代人工神经网络脉冲耦合神经网络(PCNN)无需提前训练样本, 从生物视觉出发处理图像更符合人类的视觉机制, 用于图像检索时具有旋转、缩放、平移不变性的特性[1], 使得 PCNN 广泛应用于图像分割、边缘检测、图像去噪、图像融合、特征提取等领域[2]。文献[3]利用 PCNN 生成的时间序列作为特征对纹理图像进行检索。文献[4]利用 PCNN 提取图像边缘信息, 生成边缘时间序列作为图像特征用于商标检索。文献[5]计算 PCNN 生成二值图像的欧拉数, 将欧拉数序列作为图像特征用于图像检索。由于 PCNN 参数设置较多, 参数取值需要人工确定, 一定程度上限制了其应用。为优化 PCNN 参数, Deng X Y 等[7]从 PCNN 数学特性出发, 对其点火机理进行分析, 提出了改进模型用于图像分割。Zhou D 等[7]利用脉冲输出所对应区域均值和阈值的关系, 对 PCNN 模型的连接系数进行优化, 将改进后的模型用于图像分割。但以上参数优化方法都需要结合图像的自身信息, 不同图像得到不同的优化参数, 不适用于图像检索。文献[8] [9]引入遗传算法对 PCNN 参数进行优化。但该方法需要对参数进行编码, 且算法中包含复制、交叉、变异等操作, 实现相对复杂。Kennedy 等人[10]提出的群智能粒子群算法, 具有原理简单, 收敛速度快, 参数设置少, 易于实现等优点, 因此本文引入粒子群算法用于优化 PCNN 参数, 并将优化参数的 PCNN 用于图像检索。

## 2. 脉冲耦合神经网络

数脉冲耦合神经网络是 Echorn 等人受猫的视觉皮层神经信号传导特性启发, 并由 Johnson 等人改进为适用于图像处理的新型神经网络。其数学表达式如下:

$$F_{ij}(n) = \exp(-\alpha_F) F_{ij}(n-1) + V_F \sum_{kl} M_{ijkl} Y_{kl}(n-1) + S_{ij}$$

$$L_{ij}(n) = \exp(-\alpha_L) L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{kl} M_{ijkl} Y_{kl}(n-1)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n)(1 + \beta L_{ij}(n))$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 0 & U_{ij}(n) \leq \theta_{ij}(n-1) \\ 1 & \text{其它} \end{cases}$$

$$\theta_{ij}(n-1) = \exp(-\alpha_\theta)\theta_{ij}(n-2) + V_\theta Y_{ij}(n-1)$$

式中  $F$ 、 $L$  为 PCNN 的反馈输入和连接输入。 $U$  为内部活动项,  $Y$  为脉冲输出,  $\theta$  为动态阈值。 $i$ 、 $j$  为神经网络中各神经元坐标,  $n$  为 PCNN 迭代次数。 $\alpha_F$ 、 $\alpha_L$ 、 $\alpha_\theta$  分别为时间衰减系数,  $V_F$ 、 $V_L$ 、 $V_\theta$  分别为幅度系数,  $W$ 、 $M$  为连接矩阵,  $\beta$  为连接系数。在图像处理中, 反馈输入为图像本身  $S$ , 图像中各像素点代表神经网络的各神经元, 某一神经元的点火会触发周边相似神经元点火, 因此一次迭代后所有神经元输出形成的二值图像包含原图像的纹理、边缘等信息, 可作为图像特征并应用于图像检索。

### 3. 基于粒子群算法的参数优化

#### 3.1. 粒子群算法

粒子群算法是受鸟类寻找食物启发而用于求解优化问题, 通过评价函数确定各粒子位置的优劣, 各粒子的位置由其速度所定, 其优化过程中各粒子主要依靠历史最佳位置和全局最佳位置进行速度更新、确定新位置, 进而通过评价函数找到其最优位置。达到终止条件时, 找到最后的全局最佳位置为其最优解[11]。其具体描述为在  $D$  维搜索空间, 粒子群数量规模为  $n$ , 粒子的位置为  $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iD})$ , 速度为  $V_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{iD})$ , 各粒子的历史最佳位置为  $P_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iD})$  全局最佳位置为  $P_g = (P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gD})$ ,  $P_g$  为  $P_i$  中的最优值。其中  $i=1, 2, \dots, n$ 。各粒子位置和速度更新公式如下:

$$v_{id}(t+1) = w \cdot v_{id}(t) + c1 \cdot \text{rand}() \cdot (P_{id} - x_{id}(t)) + c2 \cdot \text{rand}() \cdot (P_{gd} - x_{id}(t))$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1), \quad d=1, 2, \dots, D$$

式中  $t$  为迭代次数,  $w$  为惯性因子,  $c1$ 、 $c2$  为学习因子,  $\text{rand}()$  为取值为  $[0, 1]$  之间的随机数。惯性因子和  $c1$  越大, 其全局搜索能力越强,  $c2$  越大, 其局部搜索能力越强。为避免算法过早进入局部最优, 本文采用文献[12]方法, 在算法运行前期给  $c1$  赋较大权重系数, 后期将  $c2$  权值动态调整增加, 减小  $c1$  权值。其动态调整公式为:

$$c1 = 2 \sin^2 \frac{\pi}{2} \left( 1 - \frac{t}{T_{\max}} \right)$$

$$c2 = 2 \sin^2 \left( \frac{\pi t}{2T_{\max}} \right)$$

其中  $t$  为迭代次数,  $T_{\max}$  为算法的总迭代次数, 随着迭代次数增加,  $c1$  由大变小,  $c2$  由小增大, 动态增强了粒子群算法跳出局部最优的能力。

#### 3.2. 基于粒子群算法的参数优化

PCNN 中需要优化的参数主要有 5 个, 分别是  $\beta$ ,  $\alpha_L$ ,  $\alpha_\theta$ ,  $V_L$ ,  $V_\theta$ 。将 5 个待优化参数作为粒子的维度输入到粒子群算法中。为确定粒子群算法的评价函数, 本文采用时间熵序列[13]作为图像的 PCNN 输出, 其中二值图像的香农熵定义为:

$$H = -p_1 \log_2 p_1 - p_0 \log_2 p_0$$

$p_1$ 、 $p_0$  分别为二值图像中 1 和 0 出现的概率。

本文计算图像时间熵序列之间的相关系数, 以判断图像的相似程度, 相关系数越大, 图像间的相似

度越高。相关系数算法公式为:

$$C = \frac{\sum_{a=1}^N (X_a - \bar{X})(Y_a - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{a=1}^N (X_a - \bar{X})^2 \times \sum_{a=1}^N (Y_a - \bar{Y})^2}}$$

$N$  为 PCNN 的迭代次数, 本文设置  $N = 47$ 。  $X_a$ 、  $Y_a$  为图像 X 和图像 Y 在第  $a$  次迭代时的香农熵,  $\bar{X}$ 、  $\bar{Y}$  为图像 X 和图像 Y 在  $N$  次迭代后的香农熵平均值。

为寻求优化参数, 选用  $m \times n$  幅图像作为训练图像, 即共有  $n$  类图像, 每类中  $m$  幅。其优化过程为:

- (1) 把粒子的维度作为 PCNN 参数, 用 PCNN 计算训练图像的时间熵序列;
- (2) 计算所有训练图像时间熵序列间的相关系数;
- (3) 找出  $P_i$  类图像中最小的相关系数值  $a_i$ ;
- (4) 找出  $P_i$  类图像与非  $P_i$  类图像间最大的相关系数值  $b_i$ ;
- (5) 对图像每类  $P_i$  重复步骤 3 和 4 ( $i = 1, 2, \dots, n$ );
- (6) 找出  $a$  中的最小值与  $b$  中的最大值, 并计算它们的差值, 作为粒子的适应值, 差值越大效果越好;
- (7) 对每个粒子重复 1~6 步, 计算每个粒子的适应值;
- (8) 根据适应值确定粒子全局最佳位置和历史最佳位置, 进行更新迭代。

算法中的主要参数设定, 粒子规模为 20, 迭代次数 10 次, 惯性因子  $w = 0.8$ 。训练图像共选取 2 类, 每类 5 幅, 所有图像来自于 corel 图像库。

### 3.3. 参数优化的 PCNN 图像检索

Ma Y 等[14]证明了在参数适当的情况下, 每幅图像经 PCNN 处理后都有唯一图像特征, 因此可以将 PCNN 处理后的图像序列作为图像的特征用于图像检索。由于经 PCNN 处理后每次迭代都产生一幅二值图像, 生成的图像数据较多, 不利于后续处理。为减少数据量, Johnson [15]等人提出时间序列, 即统计迭代中每幅二值图像的非零值求和, 经过  $N$  次迭代得到含有  $N$  个元素的一维向量, 即为图像的时间序列。时间序列极大地减少了数据量, 但其抗干扰能力较差。本文采用时间熵序列作为图像特征。对图像库进行 PCNN 操作, 生成时间熵序列库作为图像特征库。

常用的相似性度量方法有欧氏距离法、马氏距离法、积相关法、相位相关法和相关系数法等, 因相关系数法具有几何不变性和较好的抗噪能力[16], 本文采用相关系数来度量图像时间序列熵间的相似度, 进而求得相似图像。

## 4. 实验结果及分析

本文实验环境为 Microsoft Windows 7、Intel(R) Core(TM)i5-3470 cpu@3.2 GHz、3.2GHz、8.0 GB 内存、MatlabR2008a。实验选用 corel1000 图像库中图像。分别从花朵、恐龙两类图像中选出 5 幅作为粒子群算法的训练图像。实验前先将彩色图像转制为灰度图像。

为检测优化后参数的效果, 首先对训练图像进行测试, 随机选取 5 张图像作为查询图像, 返回排行靠前的前 5 幅作为查询结果, 取查询结果的平均值作为图像的查准率和查全率。图 1 为检索结果。由图 1 可以看出经粒子群算法优化后的 PCNN 在查准率和查全率上均取得较好效果。

将优化后参数与文献[3]中采用的经验参数对比, 经验参数取值如表 1 所示。

连接矩阵  $W$  为  $5 \times 5$  矩阵, 各元素取值为各元素自身与矩阵中心距离的倒数, 具体形式为:

$$W_{ij} = 1 / \sqrt{(i - i_0)^2 + (j - j_0)^2}, i, j \in (1, 2, 3, 4, 5), i_0, j_0 \text{ 为 } i, j \text{ 的中心。}$$

图像库采用 corel1000 图像库中的花和恐龙两类图像共 200 幅。图 2 为对 corel1000 图像库中第 606 幅花朵图像的检索结果对比, 从主观上看, 本文设计方法的检索结果更符合人类视觉, 检索结果与查询

图像有更高的相似性。

从每类图像中随机选取 5 幅作为查询图像, 分别选用两组 PCNN 参数进行检索比较。其检索结果如图 3、图 4 所示。

从图 3、图 4 可以看出, 经本文优化后的参数用于图像检索时在查准率和查全率上都明显优于经验参数。实验中选用了 10 幅图像为训练图像, 用其它未训练图像进行查询时, 本文的优化参数仍表现出较好的检索效果。

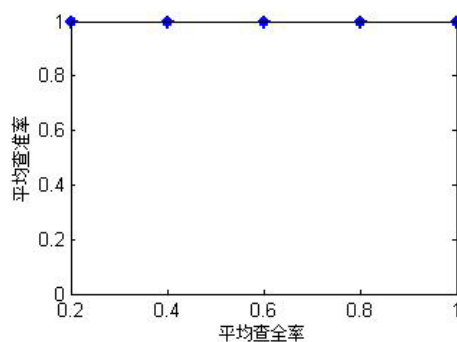


Figure 1. Average precision ratio and recall ratio

图 1. 平均查准查全率曲线

Table 1. Basic parameters of PCNN

表 1. PCNN 的基本参数

	$\alpha_L$	$\alpha_o$	$V_L$	$V_o$	$\beta$	$n$
经验取值	1.0	1.0	0.2	20	0.1	47
本文取值	0.31	0.72	1.5	17.33	0.92	47



Figure 2. Comparison of single image retrieval results

图 2. 单幅图像检索结果比较

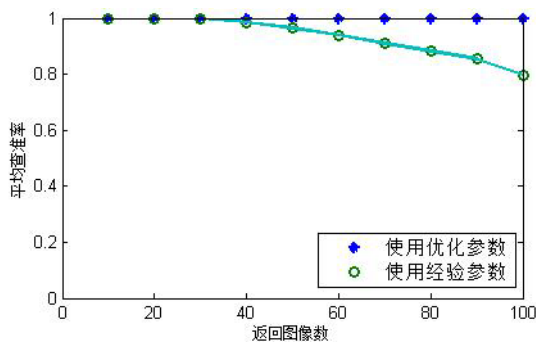


Figure 3. Precision ratio comparison between two methods

图 3. 查准率比较

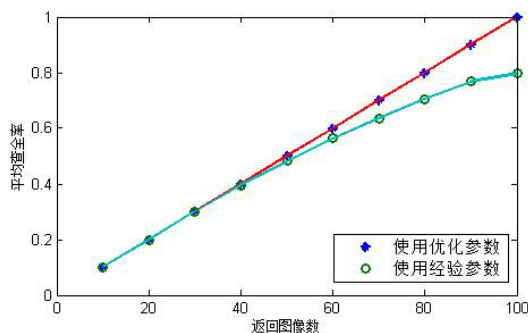


Figure 4. Recall ratio comparison between two methods

图 4. 查全率比较

## 5. 结论

针对 PCNN 参数较多且依靠经验取值严重影响检索效果的问题, 本文提出构建评价函数, 利用粒子群算法对 PCNN 参数进行自动寻优, 将优化后的 PCNN 参数用于图像检索。结果显示, 该方法效果较好, 具有较高的查准率和查全率。利用粒子群算法训练时只需要少量图像即可, 训练开销相对较小。对未训练图像进行检索时也能取得较好结果, 且检索结果更符合人类视觉。

## 参考文献 (References)

- [1] 贾松敏, 徐涛, 董政胤, 等. 采用脉冲耦合神经网络的改进显著性区域提取方法[J]. 光学精密工程, 2015, 23(3): 819-826.
- [2] Wang, Z.B., Ma, Y.D., Cheng, F.Y. and Yang, L.Z. (2010) Review of Pulse-Coupled Neural Networks. *Image and Vision Computing*, **28**, 5-13. <http://dx.doi.org/10.1016/j.imavis.2009.06.007>
- [3] 王晓飞, 李柏年. 利用脉冲耦合神经网络的纹理图像检索方法[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(7): 201-204.
- [4] 朱红伟, 周冬明, 聂仁灿, 等. 利用 PCNN 实现商标图像检索新方法[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2012, 34(3): 276-284.
- [5] 张静, 曹林伟. 基于脉冲耦合神经网络与欧拉数的图像检索[J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(6): 232-235.
- [6] Deng, X.Y. and Ma, Y.D. (2012) PCNN Model Automatic Parameters Determination and Its Modified Model. *Acta Electronica Sinica*, **40**, 955-964.
- [7] Zhou, D.G., Zhou, H., Gao, C. and Guo, Y.C. (2015) Simplified parameters model of PCNN and its application to image segmentation. *Pattern Analysis & Applications*. <http://dx.doi.org/10.1007/s10044-015-0462-6>
- [8] 曲仕茹, 杨红红. 基于遗传算法参数优化的 PCNN 红外图像分割[J]. 强激光与粒子束, 2015, 27(5): 32-37.
- [9] Yonekawa, M. and Kurokawa, H. (2010) The Parameter Optimization of the Pulse Coupled Neural Network for the Pattern Recognition. *Lecture Notes in Computer Science*, **6354**, 110-113. [http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-15825-4\\_13](http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-15825-4_13)
- [10] Kennedy, J. and Eberhart, R. (1995) Particle Swarm Optimization. *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, **4**, 1942-1948. <http://dx.doi.org/10.1109/icnn.1995.488968>
- [11] 马国庆, 李瑞峰, 刘丽. 学习因子和时间因子随权重调整的粒子群算法[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(11): 3291-3294.
- [12] 任伟建, 武璇. 一种动态改变学习因子的简化粒子群算法[J]. 自动化技术与应用, 2012, 31(10): 9-11.
- [13] 马义德, 李廉, 绽琨, 等. 脉冲耦合神经网络与数字图像处理[M]. 北京: 科学出版社, 2008.
- [14] Ma, Y., Liu, L., Zhan, K. and Wu, Y.Q. (2010) Pulse-Coupled Neural Networks and One-Class Support Vector Machines for Geometry Invariant Texture Retrieval. *Image & Vision Computing*, **28**, 1524-1529. <http://dx.doi.org/10.1016/j.imavis.2010.03.006>
- [15] Johnson, J.L. and Padgett, M.L. (1999) PCNN Models and Applications. *IEEE Transactions on Neural Networks*, **10**, 480-498. <http://dx.doi.org/10.1109/72.761706>
- [16] 朱永松, 国澄明. 基于相关系数的相关跟踪算法研究[J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(8): 963-967.