

一种基于视皮层神经元模型的彩色图像签名算法

寇光杰¹ 马云艳² 岳 峻¹ 邹海林¹

(鲁东大学信息与电气工程学院 烟台 264025)¹ (鲁东大学数学与统计学院 烟台 264025)²

摘 要 针对彩色图像签名问题进行了研究,基于哺乳动物视皮层神经元工作原理,提出了一种三通道脉冲发放皮层模型 TSCM(Triple-Channel Spiking Cortical Model),实现了对彩色图像不变性特征的有效提取。TSCM 模型不但具有常规脉冲耦合神经网络签名算法的平移、旋转、缩放不变性,而且算法更加简洁高效,对于噪声影响具有更强的鲁棒性。实验仿真结果验证了该算法的有效性。

关键词 脉冲发放皮层模型,脉冲耦合神经网络,彩色图像签名,视皮层神经元

中图法分类号 TP391 **文献标识码** A

Color Image Signature Algorithm Based on Visual Cortex Neuron Model

KOU Guang-jie¹ MA Yun-yan² YUE Jun¹ ZOU Hai-lin¹

(School of Information and Electrical Engineering, Ludong University, Yantai 264025, China)¹

(School of Mathematics and Statistics, Ludong University, Yantai 264025, China)²

Abstract After studying the color image signature problem, a triple-channel spiking cortical model(TSCM) was proposed based on the working principle of mammalian visual cortex neuron model. The invariant characteristics of color image can be extracted effectively by TSCM. On the one hand, TSCM has the properties of ordinary pulse coupled neural network, such as invariances of translation, rotation, and scale. On the other hand, TSCM has more robust characteristics when it faces with the noise. At the same time, the algorithm is more compact and efficient. In the end, the effectiveness of TSCM was proved by the results of experiment and simulation.

Keywords Spiking cortical model, Pulse coupled neural network, Color image signature, Visual cortex neuron

1 概述

模型繁多的人工神经网络可分为平均点火率神经网络和脉冲神经网络两大类。平均点火率神经网络只考虑了空间累加,而未考虑时间累加;脉冲神经网络则同时考虑了空间和时间两种资源,即采用了时空编码模式,故后者能更好地模仿生物神经元,拥有更强的计算能力。脉冲神经网络中最具代表性的模型是脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN),此模型是由 Johnson 等人受猫视觉皮层同步脉冲发放现象启发而提出的^[1-3]。PCNN 为单层神经网络结构,具有无需事先学习训练、数据处理速度快的优点,又被称为第三代神经网络。由于基本 PCNN 模型在使用过程中需要事先设置的参数较多,因此后期研究人员提出了一系列改进的简化模型^[3-7]。

脉冲发放皮层模型 SCM(Spiking Cortical Model)^[8,9]是对脉冲耦合神经网络 PCNN 模型^[1-3]的简化改进,具有与 PCNN 模型类似的同步脉冲发放特性,能够较好地模拟哺乳动物视皮层神经元的工作原理。在计算复杂度上又比 PCNN 简单,与交叉皮层模型 ICM(intersecting cortical model)^[10]复杂度类似,因为 SCM 模型同时保留了连接和反馈通道,所以

它比 ICM 模型具有更好的生物学依据。目前 SCM 模型已被应用到图像的特征提取、增强、分割、降噪等领域^[8-15],取得了优良的处理性能。

本文以 SCM 模型为基本处理单元,提出一种三通道脉冲发放皮层模型 TSCM,在 HSV(Hue, Saturation, Value)颜色空间实现了对彩色图像不变性特征的有效提取。通过 TSCM 模型得到的一维签名序列不仅具有平移、旋转、尺度不变性,而且对噪声的影响具有更好的鲁棒性。

2 脉冲发放皮层模型(SCM)

SCM 模型由哺乳动物初级视皮层神经元脉冲发放现象演化而来,比传统 PCNN 模型更加简单,但仍具备 PCNN 模型中生物电传输的指数衰减特性,以及视觉神经元神经系统感受到适当刺激时,相邻连接神经元同步脉冲发放产生的 Gamma 震荡特性。神经元内部活动项仍然是由连接通道和反馈输入通道两者的输入信号调制得到,这相对于与之结构类似的 ICM 模型^[10],具有更好的生物学基础。单个 SCM 神经元迭代公式可用式(1)~式(3)表示,SCM 神经元模型结构可用图 1 表示^[8,9]。

$$U_{ij}(n) = fU_{ij}(n-1) + S_{ij} \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{ij}(n-1) + S_{ij} \quad (1)$$

本文受国家自然科学基金项目(61170161, 61472172, 61100115),山东省科技发展计划项目(2012YD01056),山东省自然科学基金项目(ZR2012FM008),鲁东大学博士基金项目(LY201222, LY2013001)资助。

寇光杰(1977—),男,博士,副教授,主要研究方向为仿生自然计算、图像处理, E-mail: kouguangjie@126.com; 马云艳 女,博士,讲师,主要研究方向为统计学习, E-mail: mayunyan78@163.com; 岳 峻 女,博士,教授,主要研究方向为智能信息处理; 邹海林 男,博士,教授,主要研究方向为智能信息处理。

$$\Theta_{ij}(n) = g\Theta_{ij}(n-1) + hY_{ij}(n-1) \quad (2)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) > \Theta_{ij}(n) \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (3)$$

式中, $U_{ij}(n)$ 是神经元 (i, j) 在网络运行中第 n 次迭代的内部活动项; S_{ij} 为神经元所受外部刺激, 在图像处理应用中表示像素点 (i, j) 位置处的灰度值; $Y_{ij}(n)$ 是当前神经元脉冲输出状态, “1”表示神经元点火, 有脉冲输出, “0”表示未点火; 连接域突触连接权值矩阵 W_{ijkl} 和 $Y_{ij}(n-1)$ 的卷积表示邻域内神经元对中心神经元的影响程度; f, g 分别是内部活动项 U_{ij} 和阈值 Θ_{ij} 的衰减系数, 取值要小于 1; h 为阈值 Θ_{ij} 放大系数, 一般取值较大 (比如 20), 这样可以使神经元发放一次脉冲后, 阈值即可获得较大提高, 从而在接下来的较长一段时间内避免再次发放, 此特性较好地模拟了生物神经元存在的不应期现象。

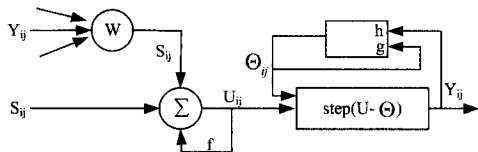


图1 单个 SCM 神经元结构图

简化后的 SCM 模型仍具有 PCNN 模型中的脉冲同步发放特性: 在 SCM 模型迭代过程中, 灰度值较高的像素所对应的神经元会自然激发, 所释放出的脉冲又会引起领域内灰度值相似的神经元的同步脉冲发放, 从而使得图像全局相似灰度值和局部相邻灰度值相似的像素点同步输出 “1”。若每次迭代均对所有神经元输出端 Y 值进行求和, 则可得到一个一维的序列 $G[1], G[2], \dots, G[n]$, 这就是最基本的图像签名方法^[1,3]。该一维签名序列其实就是一种对二维图像在时空上的一维编码。

3 三通道脉冲皮层发放模型 TSCM 及彩色图像签名算法步骤

3.1 TSCM 模型的结构

相对于灰度图而言, 彩色图像签名处理需要分别对各颜色分量的特征进行提取, RGB 颜色空间是最常见的彩色表示方法, 然而该颜色空间从最初提出就是面向机器硬件表示的, 各分量间内在联系不直观, 不利于人类视觉系统的分析理解。为提高算法对噪声及亮度变化的适应性, 本文将彩色图像先转换到符合人类视觉感知习惯的 HSV 颜色空间, 然后再利用 TSCM 模型对色调 (H)、饱和度 (S)、亮度 (V) 三分量分别进行签名处理, TSCM 模型的结构图如图 2 所示。

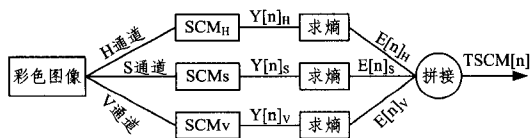


图2 三通道脉冲皮层发放模型 TSCM 结构图

在神经元模型每次的迭代过程中, 对模型输出的二值图像进行特征提取的常用方法有求和、求熵、求对数、均值残差、标准方差、或对所求序列进一步进行离散傅里叶变换、DCT 变换等多种方法^[8,9,14,15]。本文综合考虑处理效率和所提取特征的精确性, 选用了熵序列进行签名。根据 Shannon 关于熵的定义, 可以得到二值图像信息熵:

$$H(P) = -P_1 \log_2(P_1) - P_0 \log_2(P_0) \quad (4)$$

其中, $H(P)$ 为二值图像的信息熵, P_1, P_0 分别为二值图像出现 1 和 0 的概率。

3.2 TSCM 彩色图像签名算法具体步骤

Step1 将彩色图像由 RGB 颜色空间转变为 HSV 颜色空间。

Step2 设置 TSCM 模型中主要参数的初始值, 主要包括: W, f, g, h 及算法迭代次数 N (即每个通道签名序列长度)。

Step3 在第 $n(n=1, \dots, N)$ 次迭代中, 对每条通道中 SCM 单元所输出的二值图像 $Y(n)$ 利用式 (4) 求得对应熵值 $E(n)$ 。

Step4 对每条通道所求出的熵值 $E(n)$, 按照 H、S、V 分量的顺序进行拼接, 得到本次迭代中 TSCM 模型的签名值: $TSCM[n] = \{E[n]_H E[n]_S E[n]_V\}$, 其中 $n=1, \dots, N$ 。

Step5 重复上述过程 N 次后, 就可得到总长度为 $3 * N$ 的彩色图像签名序列。

4 实验结果及分析

SCM 模型中 U, Y, Θ 在迭代开始的初始值均设为零, 其余主要参数的取值为: $W = [0.1091 \ 0.1409 \ 0.1091; 0.1409 \ 0.1409; 0.1091 \ 0.1409 \ 0.1091]$; $f=0.2$; $g=0.9$; $h=20$; 算法迭代次数 $N=20$, 图像尺寸均为 512×256 。

图 3 给出了某型号汽车在不同变换情况下的图像及其对应的签名序列, 由实验结果可以看出 TSCM 模型不仅具有旋转、尺度不变性, 而且对于噪声影响也有很强的鲁棒适应能力。为了进一步验证 TSCM 模型对不同目标的区分能力, 图 4 给出了另外两种型号汽车及其签名序列, 签名结果表明了该算法得到的签名序列对不同目标具有良好的区分性。

对由 TSCM 模型求得的彩色图像签名序列进行精确量化分析, 本文采用向量的欧氏距离 (式 (5)) 来表示各签名向量之间的差异性。

$$d_{12} = \sqrt{\sum_{k=1}^{3N} (E_{1k} - E_{2k})^2} \quad (5)$$

其中, E_{1k} 和 E_{2k} 分别是由 TSCM 模型得到的两个签名向量。

表 1 列出了上文 3 种不同类型汽车在添加噪声或进行尺度、旋转变换后得到签名向量与原始目标之间的距离。实验结果表明, TSCM 模型对不同的目标均能够获得高鲁棒性的签名结果。表 2 列出了上文 3 种汽车签名之间的距离, 实验结果证明 TSCM 模型所得签名序列对不同目标具有良好的可区分性。

表1 相同目标不同变换后签名之间的距离

目标名	噪声影响			缩放影响		旋转影响	
	1%	2%	5%	0.8 倍	1.2 倍	90°	180°
汽车 1	0.0173	0.0339	0.0844	0.0142	0.0124	0	0
汽车 2	0.0268	0.0493	0.1225	0.0234	0.0176	0	0
汽车 3	0.0600	0.1123	0.2625	0.0217	0.0173	0	0

表2 不同目标签名之间的距离

	汽车 1	汽车 2	汽车 3
汽车 1	0	0.8338	1.4349
汽车 2	0.8338	0	1.3159
汽车 3	1.4349	1.3159	0

综上, 本文所提出的 TSCM 模型彩色图像签名算法在算法复杂度及运算效率上, 与 PCNN 模型相比均有了较大改善, 并且达到了对目标不变性特征高效提取的目的, 同时所得到的签名序列对不同目标又具有良好的可区分性。

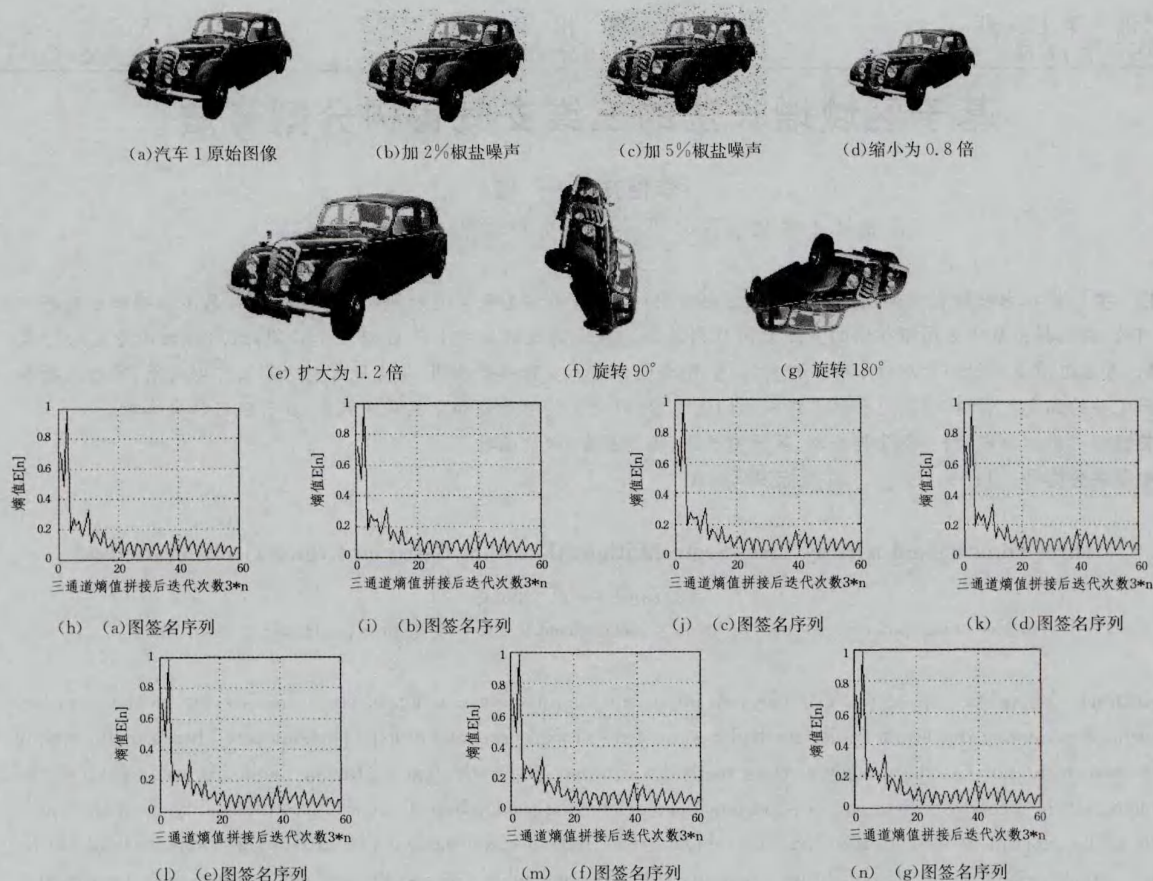


图3 同一目标在各种不同情况下的签名序列比较

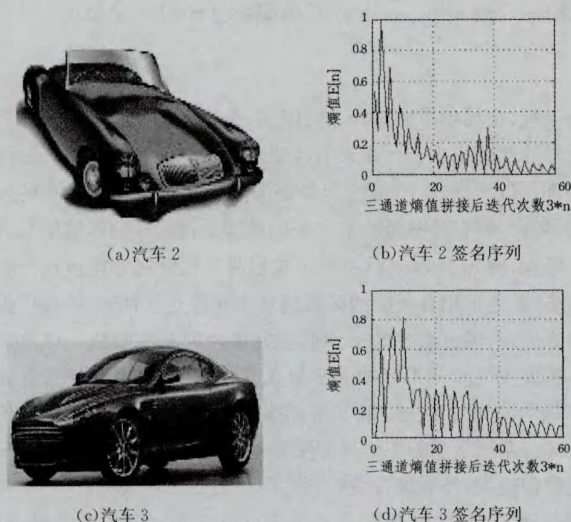


图4 不同目标的签名序列比较

结束语 从生物视觉神经系统本身寻求灵感,进而建立相应的处理模型,一直是计算机视觉研究领域的重要方法^[16,17]。本文基于哺乳动物视皮层神经元模型所提出的三通道彩色图像签名算法 TSCM 就是受此启发得到的。实验结果表明 TSCM 对于相同目标在常见的变换操作和噪声影响下具有良好的鲁棒性,对于不同目标又有很好的可区分性。当然,TSCM 模型也仍有一些问题有待进一步完善,比如:签名序列的最佳长度及模型中主要参数的设定问题、复杂背景时的签名问题等。

参考文献

- [1] Johnson J L, Padgett M L. PCNN models and applications[J]. IEEE Trans, on Neural Networks, 1999, 10(3): 480-498
- [2] Wang Z, Ma Y, Cheng F, et al. Review of pulse-coupled neural networks[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(1): 5-13
- [3] 马义德, 李廉, 琰琨, 等. 脉冲耦合神经网络与数字图像处理[M]. 科学出版社, 2008
- [4] 邓翔宇, 马义德. PCNN 参数自适应设定及其模型的改进[J]. 电子学报, 2012, 40(5): 955-964
- [5] Deng X, Ma Y. PCNN Model Analysis and Its Automatic Parameters Determination in Image Segmentation and Edge Detection[J]. Chinese Journal of Electronics, 2014, 23(1): 97-103
- [6] 赵彦明. 基于视觉信息的 PCNN 参数自适应设定及模型改进[J]. 计算机科学, 2013, 40(6): 291-294
- [7] 聂仁灿, 姚绍文, 周冬明. 基于简化脉冲耦合神经网络的人脸识别[J]. 计算机科学, 2014, 41(2): 297-301
- [8] Zhan K, Zhang H, Ma Y. New spiking cortical model for invariant texture retrieval and image processing[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2009, 20(12): 1980-1986
- [9] Zhan K, Teng J, Ma Y. Spiking Cortical Model for Rotation and Scale Invariant Texture Retrieval[J]. Journal of Information Hiding and Multimedia Signal Processing, 2013, 4(3): 155-165
- [10] Ekblad U, Kinser J M, Atmer J, et al. The intersecting cortical model in image processing[J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, 2004, 525(1): 392-396

(下转第 212 页)

表1中,T1列是待匹配人脸图像对经粗匹配得出的匹配点对数。T2列是只使用RANSAC算法匹配所消耗的时间,单位是ms。T3列是经过KMeans预处理后,再用RANSAC算法匹配所消耗的时间,单位是ms。T4列只使用RANSAC算法匹配后匹配的对数。T5列是经过KMeans预处理后,再用RANSAC算法匹配得到的点对数。

通过对比发现,除了个别情况外,经过预处理后再用RANSAC匹配算法所消耗的时间要比只使用RANSAC匹配算法所消耗的时间少很多。这是因为RANSAC算法需要大量的迭代,而经KMeans过滤后,无效的点对数大大减少,所需要的迭代也就大大的减少,所消耗的时间相应地减少。从表1中T4列可以看到,只使用RANSAC算法匹配时除了第1和第14个人脸对外(第1个人脸对是1号人脸匹配1号人脸,第14个人脸对是1号人脸匹配14号人脸),其它的都是误匹配。从T5列中可以看到是没有误匹配的。预处理把误匹配点对都过滤掉了,保留了可能的匹配点对,又经RANSAC匹配后,只保留了真匹配点。

结束语 基于上面的讨论,可以得出以下结论:

(1)用SURF算法提取出人脸图像的特征值,然后用RANSAC算法来匹配SURF特征值,这是完全可行的,但如果有效的信号数据比较少,则会有一些误匹配的现象。

(2)用本文的预处理方法可以显著地过滤掉误匹配点,增加RANSAC算法输入的有效信号,提高真匹配的成功率,而且所消耗的时间与没有使用预处理直接用RANSAC匹配所消耗的时间有明显的减少。本预处理过滤算法在没有增加太多负担的情况下,可以显著降低误匹配的个数。在本实验中,误匹配率由86.67%降低到0%。

(3)预处理过滤算法中,针对本问题,可以直接确定以最小的 $\angle \theta_{\min}$ 为聚类中心,分成与 $\angle \theta_{\min}$ 相似的一类与与 $\angle \theta_{\min}$ 不相似的另一类。这样就不再需要反复迭代运算而直接确定聚类中心,大大减少了迭代运算的计算工作量,提高了效率。

(4)该算法(SURF+KMeans+RANSAC)比只用SURF+RANSAC的算法用更少的时间(平均提升了19.41%)即可以得到同样的匹配结果,很适合计算能力与资源比较贫乏的移动终端,如安装Android系统的手机等。

参考文献

[1] Förstner W, Gülch E. A fast operator for detection and precise location of distinct points, corners and centres of circular features[C]//Proceedings of the ISPRS Intercommission Workshop, Interlaken, 1987;149-155

[2] Harris C, Stepheos M J. A combined corner and edge detector [C]//Proc of the 4th Alvey Vision Conference, 1988;147-151

[3] Zhang Jie-yu, Chen Qiang, Liu Fu-chang, et al. An improved robust estimation method of M-Estimators fundamental matrix [J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(8):1663-1668

[4] Bay H, Tuytelaars T, van Gool L. SURF: speededup robust features [C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV2006), 2006;404-417

[5] Juan L, Gwon O. A comparison of SIFT, PCA-SIFT and SURF [J]. International Journal of Image Processing, 2009, 3(4):143-152

[6] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6):381-395

[7] Capel D P. Image mosaicing and super-resolution [D]. Oxford: University of Oxford, 2001;47-78

[8] Song Wei-yan. RANSAC algorithm and its application in remote sensing image processing [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2011;3-9

[9] Haralick R M. Pose Estimation from Corresponding Point Data [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1989, 19(6):1426-1445

[10] 高健, 黄心汉, 彭刚. 基于Harris角点和高斯差分特征点提取算法[J]. 模式识别与人工智能, 2008, 21(2):171-176

[11] 夏杰, 李奇安, 李悦, 等. 基于改进SIFT算法的图像匹配方法研究[J]. 电子设计工程, 2012, 20(14):157-160

[12] 王民, 刘伟光. 基于改进SIFT特征的双目图像匹配算法[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(02):203-207

[13] 葛盼盼, 陈强. 基于SURF特征提取的遥感图像自动配准[J]. 计算机系统应用, 2014, 23(3):16-24

[14] 曲天伟, 安波, 陈桂兰, 等. 改进的RANSAC算法在图像配准中的应用[J]. 计算机应用, 2010, 30(7):1849-1851, 1872

[15] 谢娟英, 高红超. 基于统计相关性+K-means的区分因子集选择算法[J]. 软件学报, 2014(9):2050-2075

[16] 杨帆, 邓振生. 直方图均衡化与SURF重构的图像特征提取方法[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(10):188-191

[17] 赵璐璐, 耿国华, 李康, 等. 基于SURF和快速近似最近邻搜索的图像匹配算法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(03):921-923

[18] 尧思远, 王晓明, 左帅, 等. 基于SURF的特征点快速匹配算法[J]. 激光与红外, 2014(3):347-350

[19] 尹龙, 尹东, 张荣, 等. 一种扭曲粘连字符验证码识别方法[J]. 模式识别与人工智能, 2014(3):235-241

(上接第191页)

[11] 马义德, 滕飞, 绽琨, 等. 一种采用SCM模型的彩色图像增强方法[J]. 北京邮电大学学报, 2012, 35(3):70-73

[12] 马义德, 袁金霞, 张红娟. 自适应彩色图像SCM去噪[J]. 电子科技大学学报, 2012, 41(5):754-758

[13] Zhang X, Li L, Zhu F, et al. Spiking cortical model-based nonlocal means method for speckle reduction in optical coherence tomography images[J]. Journal of Biomedical Optics, 2014, 19(6):066005-066005

[14] Muresan R C. Pattern recognition using pulse-coupled neural

networks and discrete Fourier transforms[J]. Neurocomputing, 2003, 51:487-493

[15] Gu X. Feature extraction using unit-linking pulse coupled neural network and its applications [J]. Neural Processing Letters, 2008, 27(1):25-41

[16] 寇光杰, 马云艳, 岳峻, 等. 仿生自然计算研究综述[J]. 计算机科学, 2014, 41(6A):37-41

[17] 寇光杰, 马云艳, 岳峻, 等. 膜计算在图像处理中应用的研究进展及展望[J]. 计算机科学, 2014, 41(11A):139-143, 153