

基于视觉信息的 PCNN 参数自适应设定及模型改进

赵彦明

(河北民族师范学院 承德 067000)

摘要 脉冲耦合神经网络(PCNN)参数决定该模型在数字图像处理领域的应用。现阶段网络参数自适应设定是依据图像统计信息或网络自身结构。基于此,提出基于生物视觉信息的 PCNN 参数自适应设置方法及模型改进。该方法通过对生物视觉感知理论与 PCNN 网络性质的分析,揭示了视觉感知理论与 PCNN 网络参数 M 、 W 和 β 的同源性,给出依据视觉感知模型自适应设定 PCNN 网络参数 W 、 M 和 β 的方法,并设计出具有生物视觉特征的 PCNN 改进模型。实验验证了该模型的几何不变性,在基于内容的图像检索领域取得了良好效果。

关键词 脉冲耦合神经网络,参数自适应设定,视觉感知理论,几何不变性

中图分类号 TP183, TP391 文献标识码 A

Adaptive Parameters Settings Method of PCNN Based on Visual Information and its Modified Model

ZHAO Yan-ming

(Hebei Normal University for Nationalities, Chengde 067000, China)

Abstract The parameters of pulse dual neural network (PCNN) determine the application of the model in the field of digital image processing. But adaptive settings of network parameters are based on the information of image statistics or network structure. Based on this, the adaptive parameters settings method of PCNN based on visual information was proposed and model was improved. By analyzing the nature of the biological visual perception theory and PCNN network, the method reveals the homology of the theory of visual perception and PCNN network parameters M , W and β . The M , W and β of adaptive parameter setting method were given on the basis of visual perception model. The PCNN improvement model of Biological visual features was designed. The experiments verify the geometric invariance of the model. And it is proved that the model achieves good results at the field of Content-based image retrieval.

Keywords Pulse dual neural network, Parameters adaptive settings, Visual perception theory, Geometric invariance

1 引言

1990年, Eckhorn等人提出基于猫的视觉皮层神经信号传导特性的神经网络模型^[1]; 1999年, Johnson等人将其改进成适合图像处理的模型, 并称其为 PCNN^[2]。该模型广泛应用于数字图像处理的分割、边缘提取、编码、增强、融合与目标识别等领域^[3-5]。

PCNN 众多参数决定了模型在数字图像理解、分析与模式识别领域的性能。因此, 许多文献研究 PCNN 网络参数的自适应设定方法。按研究内容可以分为: 1) 依据图像的统计学信息对 PCNN 一个或多个参数进行自适应设定的方法。包括: 赵峙江等人^[6]提出的用信息量直方图自动估计 PCNN 时间衰减参数的自适应算法, 但该算法中 PCNN 其他参数仍采用经验值; Kuntimad G 等^[7]提出的基于 PCNN 图像完美分割的算法, 其也仅仅对 B 参数进行设定; Min Li 等^[8]利用灰度分水岭算法, 用动态阈值替代 PCNN 的动态门限, 并对连接系数进行参数自适应讨论, 进而实现多灰度图像分割; 马义

德等^[9]利用最大熵准则自动确定了 PCNN 的循环次数, 但其它参数没有讨论; 陈煜笠等^[10]提出简化的 PCNN 模型实现图像多层自动分割的方法, 其依据待分割图像的统计特性成功确定了所有可调整的参数。2) 依据感受野的 PCNN 参数设定方法。杨娜等^[11]提出了基于感受野-脉冲耦合神经网络模型的车辆图像分割算法, 其通过感受野自适应地设定了连接矩阵。3) 依据 PCNN 网络自身结构特征设定网络参数方法。马义德等^[12]提出 PCNN 参数自适应设定及其模型的改进算法, 其通过对耦合连接和无耦合连接两种状态下的 PCNN 点火机理进行分析, 完成了对简化 PCNN 参数的自适应设定。

总之, 现阶段有关 PCNN 模型参数自适应设定的方法主要以图像的统计信息或 PCNN 网络的自身特征为依据, 忽视了图像自身的视觉信息。无论全局还是局部统计量, 均是对区域内部信息整体和概貌性的描述, 无法精确描述每个像素相对于邻域像素的变化关系, 若以统计量为基础进行 PCNN 网络参数 M 、 W 等设置, 必会忽视区域内像素间的关系, 不能从图像本质上表达图像自身的特征, 制约了 PCNN 网络参数

到稿日期: 2012-08-24 返修日期: 2012-12-03 本文受河北省教育科学“十二五”规划项目(11100053), 河北省高等学校科学研究项目(Z2012427)资助。

赵彦明(1972-), 男, 硕士, 讲师, 主要研究领域为数字图像处理模式识别、生物特征识别、Dsp 系统设计与开发、神经网络等, E-mail: zhaoyanming008@163.com。

设定的自适应性。而 PCNN 网络是基于生物视神经皮层理论提出的,网络参数 M/W 既能够有效描述图像全局信息,也能描述每个像素相对于邻域像素的变化关系。依据图像自身包含的生物视觉信息自适应地设定网络参数 W/M ,能够从全局和局部准确描述图像自身的特征。基于此,本文提出了基于生物视觉信息的 PCNN 参数自适应设置方法。方法依据图像自身的生物视觉感知信息,利用多尺度多方向视觉感知计算模型提取图像的自身特征,依据该信息自适应地设定脉冲耦合神经网络的参数 W/M 和 β ,并改进了 PCNN 模型。

2 脉冲耦合神经网络(PCNN)模型

Eckhorn 等^[1]提出的神经元模型如图 1 所示。该神经元有 3 个功能单元构成:反馈输入域、耦合输入域和脉冲发生器。

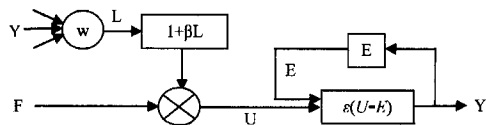


图 1 传统的 PCNN 神经元结构

通过迭代差分方程描述模型为如下离散系统模型^[13]。

$$F_{ij}(n) = e^{-\alpha_F} F_{ij}(n-1) + V_F \sum_M M_{ijk} Y_{jk}(n-1) + S_{ij} \quad (1)$$

$$L_{ij}(n) = e^{-\alpha_L} L_{ij}(n-1) + V_L \sum_M W_{ijk} Y_{jk}(n-1) \quad (2)$$

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

$$Y_{ij} = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) > E_{ij}(n-1) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$$E_{ij}(n) = e^{-\alpha_E} E_{ij}(n-1) + V_E Y_{ij}(n) \quad (5)$$

式中, S_{ij} 是输入图像的灰度值或输入图像变换后的值。 F_{ij} 、 L_{ij} 、 U_{ij} 和 Y_{ij} 分别对应第 (i, j) 神经元的反馈输入、耦合连接输入、内部活动项和神经元输出。 M_{ijk} 、 W_{ijk} 是连接系数矩阵, β 为突触间的连接强度系数。 α_F 和 V_F , α_L 和 V_L , α_E 和 V_E 分别为反馈域的放大系数和衰减时间、耦合域的放大系数和衰减时间、动态门限 E_{ij} 衰减系数和动态门限固有电动势。

式(4)表明网络点火时间是由式(3)的内部活动项来决定的,而内部活动项由式(1)、式(2)中的窗函数 W 和 M 决定。在图像领域,若窗函数既反映了图像中心像素和周边像素的关系,也反映了窗口的整体特征,则该 PCNN 就能更有效地分析和理解图像。传统的 W/M 窗函数设为确定高斯差形式,其仅能描述图像的部分区域信息,制约了网络在图像理解与分析上的应用。而图像自身的视觉感知信息包含了中心像素与周边像素的关系和区域的整体特征,以此信息为依据自适应地设定窗函数 M/W 必能有效地表达图像的区域变化和区域整体特征。

因此,根据图像的视觉信息,通过多尺度多方向视觉感知模型自适应地设定 PCNN 的相关参数,将有效地提高 PCNN 网络的图像分析和理解能力。

3 视觉感知理论与 PCNN 参数设定

在 20 世界末的“脑十年”计划使脑的高级功能及其神经机理多层次跨学科的综合研究成为 21 世纪科学研究的重点^[14]。视觉系统加工处理的信息在脑接受的外部信息中占主要地位。视觉感知理论研究的关键内容之一是视神经细胞感知的范围、感知的内容和相关计算模型。而感受野将视神经细胞的感知内容和范围有效地结合起来,给出了视觉感知

理论的计算模型。

3.1 视神经感受野与相关计算模型

感受野是一个视觉神经细胞所反映的刺激区域。除神经胶质细胞外,不同的是神经细胞具有不同的感受野。

通过高斯函数的正弦或余弦调, Daugman 等人生成二维 Gabor 函数。该函数通过尺度与方向调整可描述脑皮层细胞的感受野。函数表达式为

$$h(x, y) = g(x', y') [\cos(2\pi f_0 x') + j \sin(2\pi f_0 y')] \quad (6)$$

式中, $g(x, y) = \exp(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2})$, $x' = x \cos \theta + y \sin \theta$, $y' = -x \sin \theta + y \cos \theta$ 。

参数 θ 是 Gabor 滤波器的方向, f_0 是中心频率, σ_x 和 σ_y 是在空域 x' 和 y' 方向的高斯方差。

采用 Gabor 滤波器, 局域图像 $I(x, y)$ 在点 (x_0, y_0) 的输出可以表示为

$$R(x, y) = I(x, y) * h(x - x_0, y - y_0) \quad (7)$$

式中, x_0, y_0 相当于感受野的中心位置, $*$ 表示卷积运算。通过 θ, σ_x 和 σ_y 的变化从不同方向不同尺度上提取区域内部图像的视觉信息。

3.2 感受野与 PCNN 模型的 W/M 和 β 的关系

式(7)表示 Gabor 函数对图像区域内部变化的分析理解能力,结合式(6)可以通过 θ, σ_x 和 σ_y 的变化从不同方向不同尺度上提取区域内部图像的视觉信息,实现不同皮层的神经细胞的感受野感受内容不同,同层中的视神经细胞对感受内容具有选择性的数学模型;并依据神经网络的汇聚作用,实现简单视觉细胞感受野生成复杂脑皮层细胞感受野的数学模型。因此,在图像处理领域,PCNN 网络模型的窗 W/M 和 Gabor 函数具有相同的作用,可利用最有尺度和最佳方向上的 Gabor 函数自适应地设定区域内窗 W/M ,实现脉冲耦合网络的参数自适应设定。优化原则为能量最大响应原则。表 1 给出两者的相互关系。

表 1 对应于感受野的 PCNN 参数自适应设定与算法改进

| 细胞类型 | 神经节 | 简单细胞 | 复杂细胞 | V2、V4 区细胞 |
|---------|--------|--------------|-----------------|-----------|
| 感受野 | | | | |
| 计算模型 | 高斯差分 | Gabor 模型 | 非线性汇聚 | 层次计算 |
| WM 计算模型 | DOG 算法 | Gabor 相关计算方法 | 能量模型 MAX 模型学习模型 | 皮层层次映射关系 |
| PCNN | DPCNN | GPCNN | EMPCNN | NPCNN |

表 1 表明神经节细胞对应的窗 W 和 M 为高斯差分模型。简单视神经细胞对应的窗 W/M 为多尺度多方向 Gabor 计算模型。复杂细胞对应窗 W/M 为基于多尺度和多方向的 Gabor 计算模型,在模型中使用了优化规则,如能量规则、MAX 规则和学习规则。V2 和 V4 区域细胞对应的窗 W/M 为 Plebe^[15]提出的基于 LISSOM 的 V2 区神经细胞计算模型。

3.3 基于视觉感知信息的 PCNN 模型改进

本文的 PCNN 模型改进关键是窗 W/M 和 β 的参数自适应设定。步骤如下:

Step1 在图像上任取一点 (x_0, y_0) 。通过改变 Gabor 函数窗口大小实现该点处 PCNN 窗 W, M 的尺度 s 的变化。

Step2 在上步设定的尺度 s 下, 以点 (x_0, y_0) 为中心, 在窗口 W 对应的区域图像内进行多方向 Gabor 变换, 生成 2^8 变换通道。利用式(8)计算归一化通道能量, 并求出通道能量的最大值赋给 $E_{\max}(s, \theta)$ 。

$$E_{\max}(s, \theta) = \frac{\sum A_{Gabor}^2(s, \theta_i)}{m \times n} \quad (8)$$

Step3 重复执行 Step1 和 Step2 可以得到点 (x_0, y_0) 多尺度多方向的 Gabor 分析结果, 即 $\{EM(s, \theta)\}$ 序列。

Step4 利用式(9)计算 $\{EM(s, \theta)\}$ 序列能量响应系数, 并降序排列。依据实验和实际应用要求, 取响应系数序列的前 P 个有效元素。根据这 P 个有效元素的最大 s 设定正方形窗 M 和 W 的大小, 并依据有效序列元素所对应的 θ 将窗 W 和 M 的对应方向元素值设置为“1”, 其余元素设置为“0”。

$$\lambda(s, \theta) = \frac{E_M(s, \theta)}{\sum E_M(s, \theta)} \quad (9)$$

Step5 依据式(10)计算 β 。根据文献[12]选择参数 E 。

$$\beta = \frac{\sum \lambda(s, \theta)}{M \times N} \quad (10)$$

4 实验与结论

4.1 参数 M, W 和 β 的实验选取

PCNN 窗 M, W 的大小决定改进模型的计算复杂度和性能, 现阶段文献证明大耦合域的 PCNN 计算模型并没有更多的优势, 且视神经元细胞感受野具有同层选择性, 超过感受野大小的刺激具有忽视性, 后者是前者的理论原因。因此通过实验可优化 M 大小。

在 Bordatz 纹理图库中选取 50 幅图片, 针对不同的 M 大小, 计算基于内容的图像检索率。采用本文算法提取图像的点火序列作为特征, 用欧氏距离法做匹配算法, 依据文献[12]设定 PCNN 其他参数。实验在 matlab7.10 环境实现, 采用四核 CPU 和 4G 内存, 结果如表 2 所列。

表 2 连接矩阵的大小与检索率

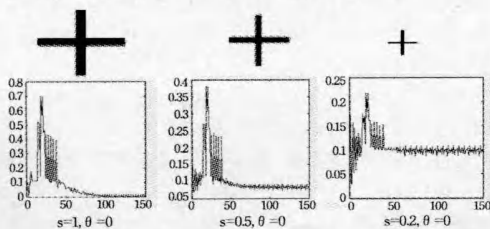
| M | 3 | 5 | 7 | 9 | 11 |
|-----|-------|-------|-------|-------|-------|
| 检索率 | 87.36 | 95.66 | 98.97 | 90.21 | 89.17 |

实验说明: 随 M 值的增大, 特征提取时间增长, 识别效率递增后趋近于平稳, 证实了前面的理论分析。根据上表和实际应用要求可以取 M 为 5 或 7。

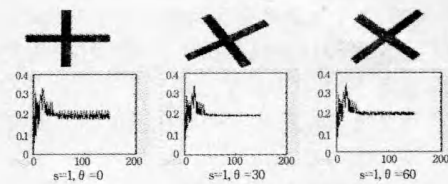
4.2 算法的几何不变性

Gabor 的对称性和 PCNN 的几何不变性的结合增强了原始 PCNN 算法的几何不变性。可通过简单几何图形和自然图像进行实验验证。

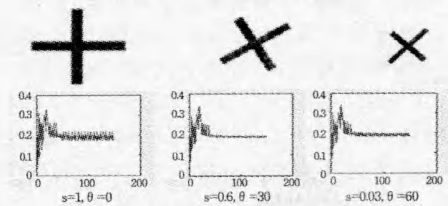
4.2.1 简单几何图形的改进模型不变性分析



(a) 视角与本文算法关系图



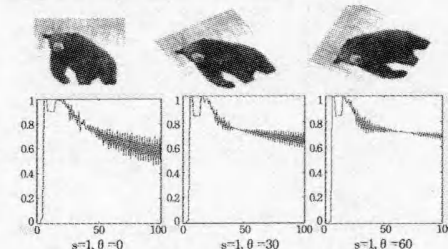
(b) 视距与本文算法关系图



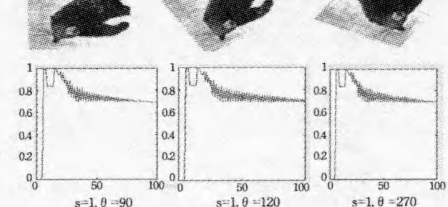
(c) 视距、视角与本文算法关系图

图 2

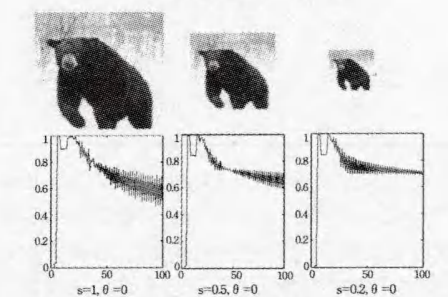
4.3.2 自然图像的改进模型不变性分析



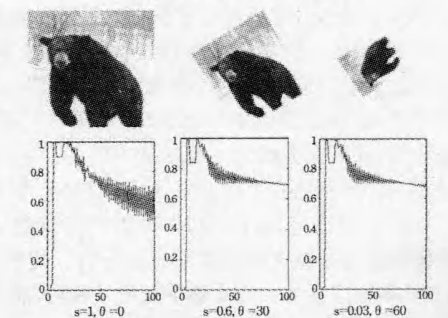
(a) 视角与本文算法关系图



(b) 视距与本文算法关系图



(b) 视距与本文算法关系图



(c) 视距、视角与本文算法关系图

图 3

实验说明,本文算法具有优秀的几何不变性。相同的图像,视角不同,Gabor 在近似的视角上可以取得最大响应;相同的图像,视距不同,Gabor 在近似尺度上可以取得最大响应;当视距与视角同时变化,Gabor 在近似的尺度与方向上,本文算法可以取得最大响应。

4.3 本文算法在图像检索上的应用

在 Bordatz 纹理图库中选取 100 幅图片,并对每幅图片进行旋转、伸缩和平移,共生成 871 幅图片,并对图片进行 256×256 的归一化操作,建立仿真实验图库。试验环境、特征提取与匹配方法和 PCNN 其它参数设定同 4.1 节。检索率定义为: $R_rate = RI/TI$, RI 表示能够准确检索的图像的总数, TI 表示图库中图像的总数。该实验与传统的 PCNN、ICM 算法及文献[16,17]算法进行同环境比较。实验结果如表 3 所列。

表 3 本文算法不同噪声下的检索结果

| 算法 | 噪声类型 | 噪声强度(%) | | | |
|---------|-------------|---------|-------|-------|-------|
| | | 1 | 3 | 5 | 7 |
| 传统 PCNN | 无噪声 | 95.64 | | | |
| | Salt&Pepper | 96.31 | 93.40 | 89.67 | 79.01 |
| | Speckle | 91.08 | 87.32 | 80.71 | 75.43 |
| | Gauaaian | 75.33 | 71.46 | 63.21 | 59.00 |
| | 无噪声 | 97.39 | | | |
| 传统 ICM | Salt&Pepper | 97.02 | 93.81 | 89.04 | 79.21 |
| | Speckle | 92.65 | 90.20 | 87.43 | 84.33 |
| | Gauaaian | 77.34 | 72.38 | 65.21 | 60.08 |
| | 无噪声 | 97.15 | | | |
| | Salt&Pepper | 97.01 | 94.25 | 90.11 | 87.54 |
| 文献[16] | Speckle | 92.24 | 98.65 | 87.06 | 36.17 |
| | Gauaaian | 80.34 | 79.45 | 76.33 | 71.42 |
| | 无噪声 | 97.98 | | | |
| | Salt&Pepper | 97.64 | 96.01 | 94.56 | 90.28 |
| 文献[17] | Speckle | 93.15 | 90.27 | 89.10 | 87.12 |
| | Gauaaian | 81.54 | 80.15 | 75.34 | 70.49 |
| | 无噪声 | 98.86 | | | |
| | Salt&Pepper | 97.05 | 95.54 | 93.61 | 90.38 |
| 本文 | Speckle | 95.97 | 92.87 | 89.06 | 84.71 |
| | Gauaaian | 83.26 | 81.78 | 76.41 | 71.02 |

从实验表 3 可以看出,与传统的 PCNN 和 ICM 算法比较,在基于内容的图像检索方面,在不同的噪声环境下,本文算法检索性能均优于这两种传统算法。该优势的理论原因为:本文算法采取生物视觉感知信息自适应地设定 PCNN 网络参数 M, W 和 β ,而非采用传统不变的参数设定,使 PCNN 能够按照图像自身包含的视觉性信息有效提取图像特征。与文献[16,17]的算法比较,在不同噪声环境下,本文算法的检索性能稍优。文献[16]采用 PCNN 图像归一化转动惯量法特征提取算法,实现图像检索;文献[17]采用 ICM 局部不变特征提取算法,实现图像检索。算法从不同的角度和方法证明了脉冲耦合神经网络在图像检索领域的优势。本文算法采用视觉感知信息自适应地设定 PCNN 的网络参数 M, W 和 β ,实现依据图像自身包含的感知信息进行特征提取,与这两种算法比较,取得了优势。而实验中间结果表明,本文算法对于同一目标在不同视距、不同视角的检索方面具有较强优势。因此,实验结果表明本文算法正确有效,并具有一定的先进性。实验同时揭示了包括本文算法在内的绝大部分 PCNN

及其改进算法不能高效检索包含高斯噪声的图像。这主要是因为这些算法采用的参数 M 是由高斯函数生成的,因此在提取含有该类噪声的图像特征时会包含错误特征。本文算法的并行化实现和基于视觉感知信息网络汇聚方法自适应地设定 PCNN 参数将成为后续研究内容。

结束语 本文从生物视觉感知理论出发,深入分析 PCNN 网络参数与生物视觉感知理论的相关性,揭示了生物视神经细胞的感知模型与 PCNN 网络参数 M, W 和 β 的同源性,给出了基于该相关性的 PCNN 网络参数 M, W 和 β 的自适应设定方法,并改进了 PCNN 网络模型,使该模型具有生物视觉特征。通过实验验证了该模型的几何不变性;该模型在基于内容的图像检索方面取得了良好的实验效果。

参考文献

- [1] Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M, et al. Feature Linking Via Synchronization Among Distributed Assemblies: Simulation of Results from Cat Cortex[J]. *Neural Computation*, 1990, 2(3): 293-307
- [2] Johnson J L, Padgett M L. PCNN Models and Application[J]. *IEEE Trans on Neural Net Works*, 1999, 10(3): 554-563
- [3] 严春满, 郭宝龙, 马义德, 等. 一种新的基于双层 PCNN 的自适应图像分割算法[J]. *光电子. 激光*, 2011, 22(7): 1103-1106
- [4] 祝双武, 郝重阳. 一种基于改进型 PCNN 的织物疵点图像自适应分割方法[J]. *电子学报*, 2012, 40(3): 612-616
- [5] 李海芳, 尹清. 视觉感知中特征捆绑建模方法的研究[J]. *计算机工程*, 2011, 37(22): 152-155
- [6] 赵峙江, 赵春晖, 张志宏. 一种新的 PCNN 模型参数估算方法[J]. *电子学报*, 2007, 35(5): 996-1000
- [7] Kuntimad G, Ranganath H S. Perfect Image Segmentation Using Pulse Coupled Neural Networks[J]. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1999, 10(3): 591-598
- [8] Li Min, Cai Wei, Tan Zheng. Adaptive Parameters Determination Method of Pulse Coupled Neural Network Based on Water Valley Area [A] // *Neural Information Processing pt. 2* [C]. Hong Kong, 2006: 713-720
- [9] 马义德, 戴若兰, 李廉. 一种基于脉冲耦合神经网络和图像熵的自动图像分割方法[J]. *通信学报*, 2002, 23(1): 46-51
- [10] Chen Yu-li, Park S-K, Ma Yi-de. A New Automatic Parameter Setting Method of a Simplified PCNN for Image Segmentation [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, 22(6): 880-892
- [11] 杨娜, 陈后金, 李艳凤. 基于感受野-脉冲耦合神经网络模型的车辆图像分割算法[J]. *吉林大学学报*, 2012, 40(7): 506-560
- [12] 邓翔宇, 马义德. PCNN 参数自适应设定及其模型的改进[J]. *Acta Electronica Senica*, 2012, 40(5): 956-964
- [13] Johnson J L, Ranganath H, Kuntimad G. Pulse Coupled Neural Networks[M]. *Neural Networks and Pattern Recognition*, San Diego, 1998: 1-56
- [14] Bear M F, Connors B W, Paradiso M A. *Neuroscience: Exploring the Brain* (Second Edition)[M]. Lippincott Williams & Wilkins, 2001: 473-482
- [15] Plebe A. A model of angle selectivity development in visual area V2[J]. *Neurocomputing*, 2007, 70: 2060-2063
- [16] 江友谊, 余瑞星, 宋军艳. 基于 ICM 的局部不变特征提取方法[J]. *红外技术*, 2012(3): 177-180
- [17] 刘勃, 许录平, 马义德, 等. 基于脉冲耦合神经网络的图像 NMI 特征提取及检索方法[J]. *自动化学报*, 2010(7): 931-938