基于改进 PCNN 的轴尖表面缺陷检测

赵慧洁 葛文谦 李旭东

(北京航空航天大学 精密光机电一体化技术教育部重点实验室, 北京 100191)

摘 要: 脉冲耦合神经网络(PCNN,Pulse Coupled Neural Network)与传统神经网络不同,不经过训练即可用于图像处理. 针对 PCNN 模型中结构参数较多,且需要人工反复试验进行设置的困难,改进模型结构,简化了馈送输入和连接输入,减少了待定参数;根据邻域灰度动态地计算内部连接系数,由邻域的欧氏距离计算权值矩阵,再由图像的灰度特征计算动态阈值. 将改进的 PCNN 用于陀螺轴尖表面缺陷图像的分割,用基于完整性与正确性指标的缓冲区匹配方法评价所提方法、最大熵法及 Canny 方法. 针对不同缺陷图像的实验表明:所提算法的完整性与正确性都高于 0.9,证明所提方法更有效.

关 键 词: 脉冲耦合神经网络; 陀螺轴尖; 缺陷检测

中图分类号: TP 391

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2012)03-0340-05

Modified-PCNN based detection of gyroscope pivot surface defects

Zhao Huijie Ge Wenqian Li Xudong

(Precision Opto-mechatronics Technology Key-laboratory of Education Ministry,
Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: Pulse coupled neural networks (PCNN) differs from traditional neural networks. PCNN can be applied to image processing without training. There are many structure parameters in PCNN model, and it is difficult to determine these parameters by manually trying. The model structure was improved by simplifying feedback input and connection input, and thus the number of the parameters was reduced. The inside connection coefficient was calculated dynamically based on neighborhood grayscale. The weight matrix was obtained by utilizing neighborhood Euclidean distance. The dynamic threshold was calculated from image grayscale character. The modified PCNN was used to segment several gyroscope pivot surface defects images. Based on the buffer region matching method, the completeness and correctness measures were used to compare the presented method, maximum entropy and Canny segmentation, and the results showed the two measures were not less than 0.9, which means that the proposed method is more effective.

Key words: pulse coupled neural network(PCNN); gyroscope pivot; defect detection

轴尖作为液浮陀螺的一个关键零件,其表面的加工质量会直接影响陀螺仪的性能和精度. 由于材料及加工工艺的限制,导致在加工过程中零件表面不可避免的出现凹陷、划痕及锈斑等缺陷,与传统的在显微镜下目视检测表面缺陷的方法不同,本文采用视觉技术检测轴尖表面缺陷,但由于轴尖的高曲率导致区域光照不均匀及金属固有纹理的存在,使得缺陷区域与背景区域的对比度不高,图像分割比较困难.

脉冲耦合神经网络(PCNN, Pulse Coupled Neural Network)是基于文献[1]提出的哺乳动物视觉皮层模型的推广,具有单层二维、变阈值、非

收稿日期: 2010-12-03; **网络出版时间**: 2012-03-20 10:37
网络出版地址: www.cnki.net/kcms/detail/11.2625.V.20120320.1037.006.html
基金项目: 长江学者和创新团队发展计划资助项目(IRT0705)
作者简介: 赵慧洁(1966 -),女,辽宁沈阳人,教授,hjzhao@buaa.edu.cn.

线性调制、同步发放脉冲等特征. 近年来,PCNN 在图像去噪[2-3]、识别[4-5]、特征提取[6]等方面都有应用. PCNN 能使空间邻近且灰度等级近似的像素以集群的形式发放脉冲,很适合图像的分割[7-8],但 PCNN 的基本模型结构较复杂、待定参数多,且需要人工反复试验各个参数进行设置,不利于 PCNN 的应用,需要对其进行简化处理.

本文提出改进的简化模型结构,对关键参数给出选取原则,并将其用于轴尖表面缺陷图像的分割,通过缓冲区匹配比较,利用正确性和完整性指标评价分割结果.

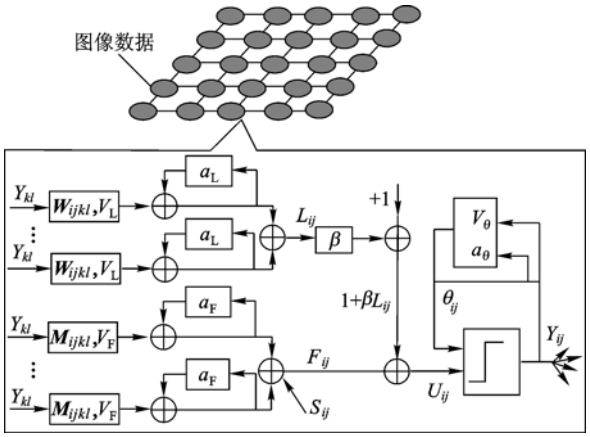


图 1　PCNN 神经元模型

1　PCNN 模型及改进方法

1.1　PCNN 模型及原理

PCNN 基本的数学模型可用图 1 表示,其数学模型的迭代方程为[9]

$$F_{ij}(n) = \mathrm{e}^{-\alpha_F}F_{ij}(n-1) + V_F\sum_{kl}\boldsymbol{M}_{ijkl}Y_{kl}(n-1) + S_{ij} \tag{1}$$

$$L_{ij}(n) = \mathrm{e}^{-\alpha_L}L_{ij}(n-1) + V_L\sum_{kl}\boldsymbol{W}_{ijkl}Y_{kl}(n-1) \tag{2}$$

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

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

$$\theta_{ij}(n) = \mathrm{e}^{-\alpha_\theta}\theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n-1) \tag{5}$$

其中,n 为迭代次数;Y_{ij}为神经元 N_{ij}的输出;Y_{kl}为神经元 N_{kl}的输出并作为神经元 N_{ij}的输入;F_{ij}为馈送输入;L_{ij}为连接输入;U_{ij}为内部活动项;θ_{ij}为内部动态阈值;β 为内部活动项的连接系数;S_{ij}为神经元强制激发的外部激励的图像灰度值;V_F和 α_F分别为馈送输入域的放大系数和衰减时间常数;V_L 和 α_L 分别为耦合连接域的放大系数和衰减时间常数;V_θ 和 α_θ 分别为动态阈值的放大系数和衰减时间常数;$\boldsymbol{M}_{ijkl}$和 $\boldsymbol{W}_{ijkl}$分别为馈送输入域和耦合连接域中神经元 N_{ij} 与 N_{kl} 的权值矩阵.

将 PCNN 的每个神经元与待处理图像中每个像素一一对应,像素灰度为神经元 N_{ij}的外部激励 S_{ij},设所有神经元的初始值为零,初次迭代时,U_{ij}等于 S_{ij},此时神经元的输出为 1,即发生自然点火. 由于脉冲输出的作用,θ_{ij}急剧增大,此后随时间变化进行指数衰减,直到 θ_{ij}小于 U_{ij},该神经元可以再次点火,如此周期反复,神经元就输出了一个脉冲序列信号. 同时,点火神经元的输出通过连接作用激励邻近的神经元,即捕获相邻神经元点火,并逐步向周围传播. 因此,图像中具有灰度相似的一些小区域对应一个接近点火的神经元集群,其中一个神经元率先点火并捕获邻近神经元点火,再逐步向周围传播,产生同步脉冲簇,从而分离出性质相似的一个神经元集群,实现图像分割.

1.2　PCNN 模型简化

PCNN 基本模型有放大系数、衰减常数、连接系数和权值矩阵等 9 个待定参数,这些参数需要人工反复试验修正才能获得合理的图像分割结果,因此,有必要对 PCNN 进行简化,减少待定参数,降低模型复杂度.

PCNN 基本模型中的每个神经元的连接输入、馈送输入都含有指数规律的衰减项,这种衰减机制虽然符合人眼对灰度的非线性要求,但对于图像分割而言,指数衰减开始衰减快,后来衰减慢[10],因此,对亮区域像素处理较为粗糙,对暗区域像素处理则较为详细,即对图像灰度出现了不同的分辨率. PCNN 模型中的衰减规律是对视觉神经的抽象,但对于以区分目标和背景为目的的图像分割,可不必完全遵循指数衰减规律[11].

将式(1)改为式(6)形式,即在馈送输入中省略衰减项和邻域神经元输出的影响,仅用 S_{ij}直接作为当前神经元的输入,邻域的影响体现在连接输入与连接系数的共同作用. 式(2)改为式(7)形式,即在连接输入中省略衰减项,用邻域神经元的输出直接加权求和.

$$F_{ij}(n) = S_{ij}(n) \tag{6}$$

$$L_{ij}(n) = V_L\sum_{kl}\boldsymbol{W}_{ijkl}Y_{kl}(n-1) \tag{7}$$

简化后不再考虑衰减常数 α_F 和 α_L 的设置. 内部活动项变为 $U_{ij}(n) = S_{ij}[1+\beta L_{ij}(n)]$,仍由 F_{ij}和 L_{ij}在 β 的共同作用下产生,即状态相似的神经元在邻域的连接作用下能同步的输出脉冲,保持了 PCNN 的基本特性.

2 关键参数选取

1) 连接系数:β 表示当前神经元与邻域的连接强度,设置参数时应充分考虑邻域灰度值的影响,如果当前像素邻域灰度分布均匀,则较小的灰度变化即能使邻域神经元同步点火;相反,如果邻域灰度分布不均匀,则较大的灰度变化才能使邻域神经元同步点火. 因此,本文对图像进行归一化处理,计算当前像素 3×3 邻域内的均方差,将其作为连接系数. 这种动态的连接系数计算可使得当前神经元根据其邻域像素的灰度等级选择连接强度,对应了 PCNN 在生物系统中各神经元之间的连接强度可调节的生物学特性.

2) 权值矩阵:$\boldsymbol{W}_{ijkl}$ 表示当前神经元受邻域神经元影响的大小,即邻域对中心传递信息的强弱,其选择可按照离中心像素距离越近权值越大的原则选取. 本文用邻域神经元与当前神经元的欧几里得距离平方和的平方根倒数计算 $\boldsymbol{W}_{ijkl}$:

$$\boldsymbol{W}_{ijkl}=\frac{1}{\sqrt{(i-k)^2+(j-l)^2}} \tag{8}$$

3) 动态阈值放大系数:V_θ 决定了神经元点火时刻阈值将被提升的程度,且能够调节神经元的点火周期,为满足在一个点火周期内每个神经元只能点火一次,V_θ 应足够大,避免不相关的像素同时点火引起误分割. 设在神经元 N_{ij},N_{pq} 处分别有最大、最小的输入,即对应于图像的最大、最小灰度值 S_{ij},S_{pq},相应神经元的自然点火周期为 T_{ij},T_{pq},表达式为

$$\left.\begin{aligned}T_{ij}&=\frac{1}{\alpha_\theta}\ln\left(\frac{V_\theta}{S_{ij}}\right)\\T_{pq}&=\frac{1}{\alpha_\theta}\ln\left(\frac{V_\theta}{S_{pq}}\right)\end{aligned}\right\} \tag{9}$$

输入最大的神经元最先点火,则 T_{ij} 为最短.

设 N 表示点火时刻,则对应点火时刻的活动阈值为

$$\theta(N)=V_\theta e^{-\alpha_\theta N}\left[1+e^{T\alpha_\theta}+\cdots+e^{kT\alpha_\theta}\right]$$
$$k=0,1,2,\cdots \tag{10}$$

其中,T 为点火周期.

N_{ij} 在 T_{ij} 时刻已经点火,之后保持抑制状态,其对应的输出保持为 0,而当 N_{pq} 在 T_{pq} 时刻点火时,N_{ij} 不能发生点火,即保证在 T_{pq} 时刻,神经元 N_{ij} 的动态阈值仍然大于其内部活动项,即满足:

$$\theta_{ij}(T_{pq})>U_{ij}(T_{pq}) \tag{11}$$

由式(10)得

$$\theta_{ij}(T_{pq})=V_\theta\left[e^{-\alpha_\theta T_{pq}}+e^{-\alpha_\theta(T_{pq}-T_{ij})}\right] \tag{12}$$

由神经元的点火周期,将式(12)代入式(11)得

$$V_\theta\left(e^{-\alpha_\theta T_{pq}}+e^{-\alpha_\theta(T_{pq}-T_{ij})}\right)>S_{ij}\left[1+\beta L_{ij}(T_{pq})\right] \tag{13}$$

将式(9)带入式(13),整理得

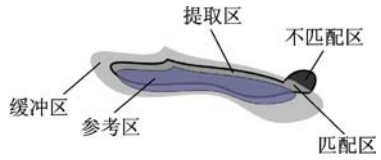
$$V_\theta>\left\{\frac{S_{ij}^2}{S_{pq}}\left[1+\beta L_{ij}(T_{pq})\right]-S_{ij}\right\} \tag{14}$$

其中,$L_{ij}(T_{pq})$ 与周围点火神经元的数量及 $\boldsymbol{W}_{ijkl}$ 有关,若取 3×3 邻域窗口,且 8 邻域内的神经元都点火,则根据式(8)可得 $\sum\boldsymbol{W}_{ijkl}=6.8$,由式(14)得

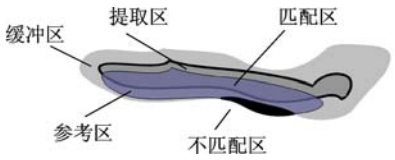
$$V_\theta>\left[\frac{S_{ij}^2}{S_{pq}}(1+6.8V_1\beta)-S_{ij}\right] \tag{15}$$

3 分割结果评价方法

本文采用缓冲区匹配方法对 3 种处理方法进行客观评价. 以人工提取的缺陷区域作为真实缺陷即参考区,首先使用数学形态学中的 3×3 膨胀运算在参考区周围构造缓冲区,分割方法处理后的提取区与缓冲区进行匹配比较,如图 2a 所示,在缓冲区内的提取区像素为匹配区 O_1,由式(16)计算,在缓冲区外的提取区像素为不匹配区 O_2,由式(17)计算. 同理,在分割方法处理后的提取区周围进行膨胀运算构造缓冲区,参考区与缓冲区进行匹配比较,如图 2b 所示,在缓冲区内的参考区像素为匹配区 O_3,由式(18)计算,在缓冲区外的参考区像素为不匹配区 O_4,由式(19)计算.



a 由参考区构造缓冲区



b 由提取区构造缓冲区

图 2 缓冲区匹配比较示意图

$$O_1=P_f\cap D(P_t) \tag{16}$$
$$O_2=P_f\cap\overline{D}(P_t) \tag{17}$$
$$O_3=P_t\cap D(P_f) \tag{18}$$
$$O_4=P_t\cap\overline{D}(P_f) \tag{19}$$

其中,P_f 为经过分割后的缺陷图像;P_t 为经过专家进行人工处理后的参考缺陷图像;D 为形态学

膨胀运算;$\overline{D}$ 为膨胀后取反运算. 为了定量的比较不同方法的性能,采用以下两个指标评价分割结果. 这两项指标均位于[0,1]之间,最理想的值为 1.

正确性(C_1):表示提取区与参考区相比,被正确提取的百分比,表达式为

$$C_1 = \frac{O_1}{O_1 + O_2} \tag{20}$$

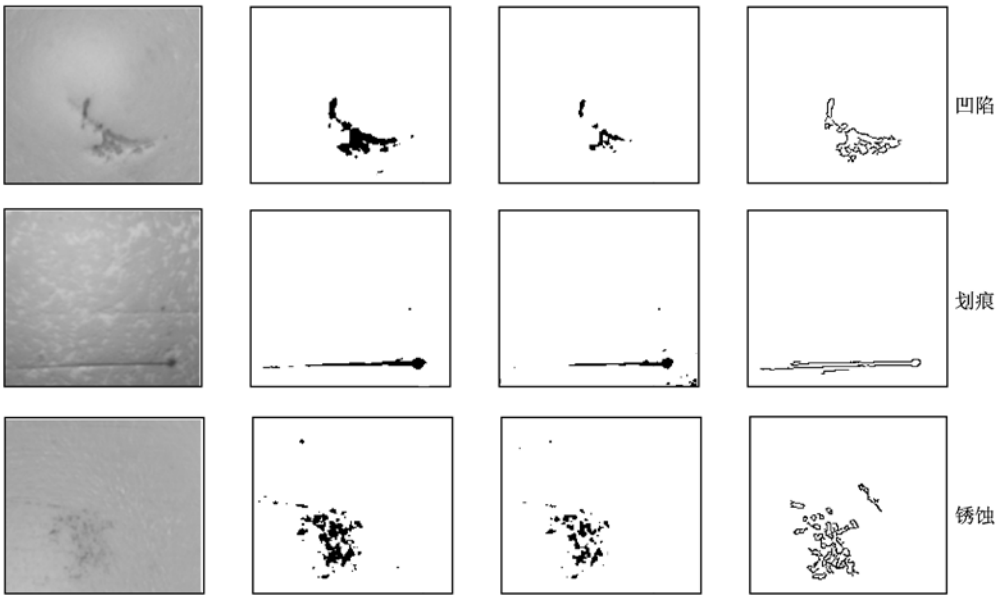
完整性(C_2):表示参考区与提取区相比,在提取区中所占百分比,表达式为

$$C_2 = \frac{O_3}{O_3 + O_4} \tag{21}$$

4　实　验

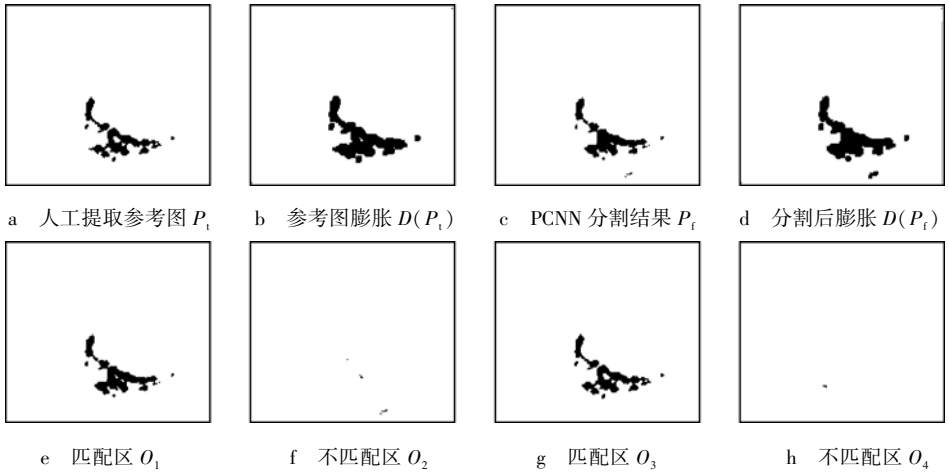
轴尖表面缺陷产生的原因较多,如材料组织不均匀、加工中研磨、抛光过程受力不均等,因此造成缺陷尺寸不同、形态各异. 用本文的改进 PCNN 处理轴尖 3 种缺陷图像并与最大熵法及 Canny 方法处理结果进行比较. 其中最大熵法根据熵值计算自动确定分割阈值,Canny 方法中高斯函数的标准差 $\sigma = 0.1$,双阈值中低高阈值之比为 0.6. 如图 3 所示,其中图 3a 为轴尖的 3 种典型缺陷图像原图,从上到下依次为凹陷、划痕和锈蚀缺陷,图中杂散的块状白斑为金属的自然纹理,图 3b 为 PCNN 的分割结果,图 3c 为最大熵法分割结果,图 3d 为 Canny 方法处理结果. 所采用的 PCNN 根据式(3)~式(7)进行计算,并根据前面所述参数选取方法,经过反复试验,将参数设置为:$V_L = 1$,$\alpha_\theta = 1$,$V_\theta = 20$,$\boldsymbol{W}_{ijkl}$用 3×3 窗口计算.

图 4 为针对凹陷图像的处理结果,其中,图 4a 为人工提取的参考图,图 4b 为参考图的膨胀处理结果,图 4c 为 PCNN 分割结果,图 4d 为 PCNN 分割后的膨胀处理结果,根据式(16)~式(19)的处理结果如图 4e~图 4h 所示.



a　3 种典型缺陷原图　　b　PCNN 分割结果　　c　最大熵法分割结果　　d　Canny 方法处理结果

图 3　缺陷图像及分割结果



a　人工提取参考图 P_t　　b　参考图膨胀 $D(P_t)$　　c　PCNN 分割结果 P_f　　d　分割后膨胀 $D(P_f)$

e　匹配区 O_1　　f　不匹配区 O_2　　g　匹配区 O_3　　h　不匹配区 O_4

图 4　缓冲区处理图像及结果图像

根据式(20)、式(21)计算 3 种图像处理方法分别对凹陷、划痕和锈斑图像的处理结果如表 1、表 2 所示. 综合比较 3 种方法,最大熵法对 3 种缺陷分割的正确性较好,但完整性不高;Canny 方法的正确性和完整性都不高;本文的分割方法对 3 种缺陷处理的正确性与完整性均较好,能够有效地分割各种缺陷图像.

表 1 正确性比较表

分割方法	凹陷	划痕	锈斑
PCNN	0.983	0.997	0.985
最大熵	0.995	0.853	0.991
Canny	0.899	0.777	0.782

表 2 完整性比较表

分割方法	凹陷	划痕	锈斑
PCNN	0.994	0.955	0.991
最大熵	0.621	0.823	0.897
Canny	0.838	0.841	0.842

5 结 论

针对基本 PCNN 模型结构参数较多,且需要人工反复试验设置的困难,省略了连接输入和馈送输入的指数衰减项,仅用外界刺激作为神经元的输入,减少了模型的待定参数,给出了内部连接系数、权值矩阵及动态阈值的选取方法. 将改进的 PCNN 应用于 3 类轴尖缺陷图像的分割,通过基于完整性和正确性指标的缓冲区匹配方法比较本文所提 PCNN 算法、最大熵法及 Canny 方法. Canny 方法的正确性和完整性都不高,最大熵法的完整性不高,而 PCNN 的分割方法对 3 种缺陷处理的正确性与完整性均较好,能够有效地分割各种缺陷图像. PCNN 算法也可用于其它缺陷类图像的分割.

参考文献 (References)

[1] Eckhorn R, ReitBoeck H J, Arndt M, et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: simulation of results form cat visual cortex [J]. Neural Computation, 1990, 2(3):293 – 307

[2] Ji Luping, Zhang Yi. A mixed noise image filtering method using weighted-linking PCNNs[J]. Neurocomputing, 2008(71):2986 – 3000

[3] 张煜东,吴乐南. 基于 SPCNN 和 Nagao 滤波的图像去噪[J]. 中国科学 F 辑:信息科学,2009,39(6):598 – 607
Zhang Yudong, Wu Lenan. Image denoising based on SPCNN and Nagao fileter[J]. Science in China, Series F: Information Science, 2009, 39(6):598 – 607(in Chinese)

[4] Ji Luping, Zhang Yi, Shang Lifeng. An improved pulse coupled neural network for image processing[J]. Neural Comput & Applic, 2008(17):255 – 263

[5] Mureşan R C. Pattern recognition using pulse coupledneural networks and discrete Fourier transforms [J]. Neurocomputing, 2003(51):487 – 493

[6] Gu Xiaodong. Feature extraction using unitlinking pulse coupled neural network and its applications [J]. Neural Process Lett, 2008(27):25 – 41

[7] 赵峙江,张田文,张志宏. 一种新的基于 PCNN 的图像自动分割算法研究[J]. 电子学报,2005,33(7):1342 – 1344
Zhao Shijiang, Zhang Tianwen, Zhang Zhihong. A study of a new image segmentation algorithm based on PCNN[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(7):1342 – 1344(in Chinese)

[8] Berg H, Olsson R, Lindblad T, et al. Automatic design of pulse coupled neurons for image segmentation [J]. Neurocomputing, 2008(71):1980 – 1993

[9] Johnson J L, Padgett M L. PCNN models and applications[J]. IEEE Transactions On Neural Networks, 1999, 10(3):480 – 498

[10] 彭真明,蒋彪,肖峻. 基于并行点火 PCNN 模型的图像分割新方法[J]. 自动化学报,2008,34(9):1169 – 1173
Peng Zhenming, Jiang Biao, Xiao Jun. A novel method of image segmentation based on parallelized firing PCNN[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(9):1169 – 1173(in Chinese)

[11] Stewart R D, Fermin I, Opper M. Region growing with pulse-coupled neural networks: an alternative to seeded region growing [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(6): 1557 – 1662

(编 辑:刘登敏)