

基于 PCNN 改进算法的手写体识别研究

温 荷

(成都东软学院计算机科学与技术系 成都 611844)

摘 要 脉冲神经网络(PCNN)被广泛应用于图像处理、模式识别等领域。提出了一种基于 PCNN 的凹点检测改进算法。首先改进神经元激励函数,并利用小波收缩法去噪,保持图像的层次性,然后通过凹点检测识别手写体。实验结果表明,提出的方法能有效提高手写字母的识别率,尤其是在噪声环境下,识别率得到大幅提升。

关键词 PCNN,凹点检测,小波收缩,手写体识别

中图法分类号 TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.2.066

Study of Handwriting Recognition of Improved Algorithm Based on PCNN

WEN He

(Department of Computer Science and Technology, Chengdu Neusoft University, Chengdu 611844, China)

Abstract Pulse coupled neural network(PCNN) is widely used in image processing, pattern recognition and other fields. This paper presented an improved algorithm for foveation points detection based on PCNN. First, neuron excitation function is improved, and wavelet shrinkage method is applied in the image to reduce the noise, preserving the hierarchy of image. Then the handwriting is identified through the foveation points detection. The experimental results indicate that the method can effectively improve the recognition rate of handwritten letters. Especially in the noise environment, the recognition rate can be greatly improved.

Keywords PCNN, Foveation points detection, Wavelet shrinkage, Handwriting recognition

1 引言

手写体识别是利用计算机及其辅助设备对手写体进行自动识别的一种技术,手写体识别在实际的生活当中有着非常广泛的应用。目前已经有许多文献对手写体识别做了研究,随着人工智能的快速发展,特别是神经网络技术的广泛应用,基于神经网络的手写体识别技术越来越受到学术界的重视。曹敏根据手写体汉字的笔画与拓扑特征,利用过程神经网络的时空聚合能力,构建了基于过程神经网络的手写体汉字识别算法^[1]。白天毅提出了由手写体数字图像的预处理、手写体数字图像的特征选择与提取和分类器的分类与识别 3 部分组成的基于 BP 神经网络的手写体数字的识别系统^[2]。

1990 年, Eckhorn 对猫的视觉皮层神经元脉冲串同步震荡现象进行研究后提出了一种猫的视觉皮层模型,其神经元的输出包含了两部分:反馈部分和连接部分^[3]。反馈输入接收外部激励及邻域激励信号,连接输入则只接收邻域激励信号。反馈输入和连接输入以二阶方式结合以产生膜电势,然后与局部阈值进行比较。通过对 Eckhorn 提出模型的演化,产生了脉冲耦合神经网络(PCNN)模型。由于 PCNN 模型来源于哺乳动物神经元模型,其信号形式和处理机制更符合人类视觉神经系统的生理学基础,因此 PCNN 被广泛应用于目标智能识别领域。人类在进行目标识别时,由于凹点大多数位于边缘和拐角,其包含了图像很大一部分信息,因此,人眼并不凝视整幅目标图像,而会在目标区域内进行凹点检测,以

便获得更多目标信息。Kinser J M 利用 PCNN 的良好图像分割能力,提出了基于 PCNN 的凹点检测算法^[4],该算法对目标图像智能识别具有较高的识别率。

本文对 PCNN 在手写体识别中的凹点检测算法进行了改进,使用 Sigmoidal 函数改进神经元激励函数,并新增小波收缩去噪流程,使其具有更好的图像识别能力。相较于传统的基于神经网络算法,基于 PCNN 改进算法对手写体进行识别具有更高的准确性,在高噪音背景下提取信息更加有效。

2 PCNN 的网络模型

PCNN 模型由基本神经元组成,每个神经元主要由两个功能单元构成:反馈输入域和连接输入域,分别通过突触连接权重 M 和 W 来与其邻近的神经元相连。如图 1 所示。

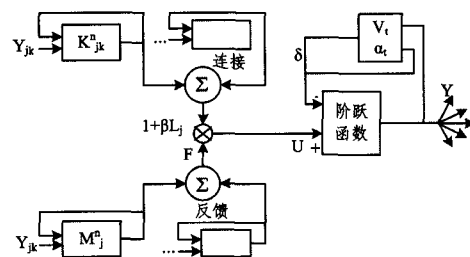


图 1 PCNN 神经元示意图

设 F_j 表示神经元的反馈, L_j 表示神经元的连接, Y_k $[n-1]$ 表示 $n-1$ 次迭代时神经元的输出, V_F 表示 F_j 的固有

到稿日期:2014-12-21 返修日期:2015-05-19 本文受 2014 年四川省教育厅科研项目(14ZB0346),2013 年成都东软学院科研项目(NEU 2013-017)资助。

温 荷 女,副教授,主要研究方向为神经网络、软件工程,E-mail:kathyhhh@163.com。

电势, V_L 表示 L_{ij} 的固有电势, S 表示外部激励, S_{ij} 值为点 (i, j) 的灰度, M 和 W 为连接加权系数矩阵, 表示中心神经元受周围神经元影响的大小, 反映邻近神经元对中心神经元传递信息的强弱, 则数学表述公式为:

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

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

反馈与连接运算都要进行迭代, 迭代过程按指数衰减。反馈输入 F_{ij} 和连接输入 L_{ij} 乘耦合形成连接项, β 为突触之间的连接强度系数, 神经元内部活动项 U_{ij} 可用公式表示为:

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

神经元的脉冲信号输出 Y_{ij} 同时受到 U_{ij} 和动态门限 θ 的激励或抑制, 可由下式表示:

$$\begin{cases} Y_{ij}[n] = 1, & U_{ij}[n] > \theta_{ij}[n] \\ 0, & U_{ij}[n] \leq \theta_{ij}[n] \end{cases} \quad (4)$$

动态门限在迭代过程中衰减, 当 $U_{ij}[n] > \theta_{ij}[n]$ 即神经元激发兴奋时, 动态门限立刻增大, 然后又按指数规律逐渐衰减, 直到神经元再次激发兴奋。如下式描述:

$$\theta_{ij}[n] = \exp(\alpha_\theta \delta_n) \theta_{ij}[n-1] + V_\theta Y_{ij}[n] \quad (5)$$

本算法通过循环计算式(1)~式(5), 直到受到人工干预才停止。任何有激励的神经元都将在第一次循环中激发兴奋, 这时会产生一个很大的阈值, 通过多次循环后, 阈值会衰减到足以使神经元再次激发兴奋。Parodi 建议在少许循环后应重置阈值以防止被破坏^[5]。

3 凹点检测算法

一个凹化了的图像可以被这样描述: 在视觉关注区域及附近有丰富且准确的信息, 在其它地方则只有较少的信息。在哺乳动物精神心理学领域, 很多图像处理任务时都利用感知随着哺乳动物外围视觉场而下降的凹视觉机理。

凹点检测算法主要依赖于 PCNN 的分割能力。基于 PCNN 的图像分割方法是: 将 PCNN 以相似性集群发放同步脉冲特性和图像像素强度邻近相似性结合起来的一种图像分割方法^[6,7]。用 PCNN 进行图像分割时, 亮度大的像素点对应的神经元先点火, 先发出脉冲, 通过脉冲的传播, 使得对应像素点亮度相似且空间位置相邻的神经元放出同步脉冲。这样, 相似的多个神经元对应图像中相同的区域^[8]。其分割结果是经过滤波以提取凹点, 整个检测流程如图 2 所示。

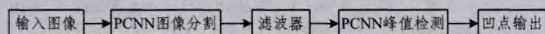


图 2 凹点检测流程

输入图像经过 PCNN 分割后的结果, 通过低通滤波器可增强一些期望的区域, 滤波使得拐角和较大区域的一些边缘的像素亮度比区域内部要大得多。中等大小的区域经过滤波后也变成了只有若干个峰的平滑区域, 而相对较小的区域则可忽略不计了。可选用分数维滤波器^[9]代替低通滤波器, 这种滤波器能够在区分性和通用性之间进行权衡, 是一种综合滤波器。经实验论证, 也可采用两个高通滤波器: 第一个高通滤波器用于边缘检测, 去掉分割后的图像的低频部分, 保留高频部分, 从而检测出边缘; 然后再经过第二个高通滤波器, 高频被进一步增强, 将凹点变成图像中的峰值。这样, 凹点区域检测问题就可转换为峰值检测问题。当输出凹点后, 首先对其进行桶形移位变换, 再结合模糊分类算法^[10,11], 即可以实现对手写字体的识别。

本文对凹点检测算法做出以下两点改进。

(1) 改进神经元激励函数

由式(4)可以看出, 脉冲的输出是一个二值函数, 即只有 0 和 1, PCNN 输出为 1 时即被标记为凹点^[12]。但输出的凹点是不准确的, 因为全 0 或全 1 的表示方法削弱了每一部分内部的层次性, 不能很好体现每一部分内部像素灰度的差别。本实验采用的神经元激励函数为 sigmoidal 函数改进模型, 使灰度从 $(0-255)$ 非线性映射到 $(0-1)$, 数学表达式如下:

$$Y_{ij}[n] = 1 / (1 + \exp(-\gamma(U_{ij} - \theta_{ij}))) \quad (6)$$

(2) 新增小波收缩去噪流程

小波收缩法最早由 Donoho 和 Johnstone 提出, 通过对小波系数进行统一处理, 在最小均方误差意义下可达近似最优^[13]。小波变换后, 由于对应图像特征处的系数幅值较大, 而且在相邻尺度层间具有很强的相关性^[14], 因此便于特征的提取和保护。对于采集的手写体数据, 即使在外界无动作的情况下依然会产生很小的杂讯噪声, 并且手写运动过程不可避免地可能会产生轻微抖动, 因此对输入图像, 首先采用小波收缩降噪处理有利于提高 PCNN 图像分割的准确性。

小波图像去噪法的实现步骤如图 3 所示。

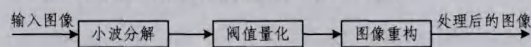


图 3 小波图像去噪步骤示意图

对高频系数进行阈值量化时, 对分解后所有层都要选择一个阈值。由于比较大的小波系数一般都是以真实信号为主, 而比较小的系数则很大程度上是噪声, 因此可设定合适的阈值, 首先将小于阈值的小波系数置零, 而保留大于阈值的小波系数, 然后经过阈值函数映射得到估计系数, 最后对估计系数进行逆变换, 就可以实现对信号的去噪和重建。小波阈值去噪算法采用的阈值收缩函数有两种, 分别为硬阈值和软阈值:

$$U_{hard} = \begin{cases} w, & |w| > T \\ 0, & |w| \leq T \end{cases} \quad (7)$$

$$U_{soft} = \begin{cases} t - |w|, & w < -T \\ 0, & |w| \leq T \\ |w| - t, & w > T \end{cases} \quad (8)$$

其中, T 是阈值, w 表示小波变换系数, U 表示收缩后的小波系数。本实验中采用的阈值 $T = \sigma \sqrt{2 \log(MN)}$, σ 为噪声的标准差, MN 为图像中像素点的数目。

4 仿真实验

系统采用 7×5 的英文字母“0-1”数字编码, 以“A”到“Z”的大写字母手写体作为样本集, 共选取 230 个样本, 如图 4 所示。

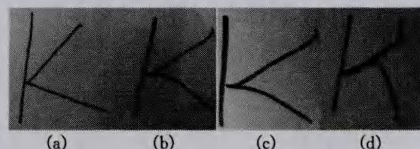


图 4 样本示例

实验一: 使用 PCNN 改进算法对无噪图像和加噪图像进行凹点检测的仿真实验。

对于无噪图像, 由于字母图像是二值图像, 每一部分或者为全 1, 或者为全 0, 无须进行图像分割, 因此改进前后的算法对识别率几乎没有影响。如图 4 中的图像输入系统后, 识别出的二进制编码为 10001100101010011000101001001010001,

实验得到正确的识别结果 K。

为了观察算法的抗干扰性能,接下来的实验对图像添加了一定强度的噪声。本文所述是在均方差从 0 到 0.5、间隔为 0.05 的白噪声干扰下构建的 PCNN 对手写英文字母识别正确率的实验,其结果如图 5 所示。改进前后算法的主要区别是:第一,图像输入系统后,需要先通过小波变换进行降噪处理;第二,将输出的二值函数改为式(6)的神经元激励函数 sigmoidal 函数。可以看出,随着噪声的增加,未改进的算法识别率迅速下降,当噪声均方差达到 0.3 时,正确识别率几乎衰减到 0。例如,在图 4 所示的样本实验中,图 4(d)在算法改进前被错误地识别为 H,因为字母的凹点分布本身并不多,噪声干扰对识别率的影响十分明显。而改进后的算法,在噪声均方差低于 0.25 之前,正确识别率并未受到噪声干扰而降低;当噪声均方差达到 0.45 时,正确识别率仍然保持在 60%以上。

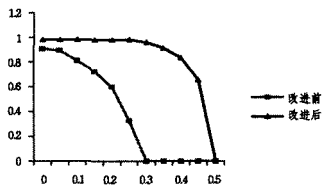


图 5 PCNN 算法改进前后在字母手写体中识别正确率与噪声指标间的关系

表 1、表 2 是在噪声强度分别为 0.1 和 0.25 时,改进前后字母识别率的部分对比数据。

表 1 PCNN 改进算法手写字母成功识别率对比 1(部分)

	A	B	C	D	E	F	G
改进前(%)	82.5	87.6	89.7	80.1	79.2	81.4	83.3
改进后(%)	100	100	100	100	100	100	100

表 2 PCNN 改进算法手写字母成功识别率对比 2(部分)

	A	B	C	D	E	F	G
改进前(%)	31.5	32.4	36.7	31.1	29.6	33.2	35.3
改进后(%)	97.4	97.1	100	97.8	95.6	98.2	99.7

通过实验发现,使用二值函数输出时,对于同一幅图的检测,其输出的凹点数是固定不变的;而对于采用 sigmoid 函数的 PCNN 来说,其输出的凹点数随着阈值的增大而逐步减少。凹点数过少或过多都不利于字母的识别,凹点数过少不足以表示出字母的形态,过多则容易将噪声作为有用信息而干扰正常的识别。表 1、表 2 都是对样本在反复调整阈值后,让识别率接近最优状态的统计数据。

实验二:PCNN 改进算法与基本的 BP 神经网络识别算法对手写体的识别率的对比实验。

在对无噪声图像的实验中发现,采用 BP 神经网络算法在经过 4000 余次的样本训练后,识别率能够达到 100%,而对未经训练的字母进行识别,平均识别率只有 76.73%,具体数据如表 3 所列。

表 3 BP 算法对手写字母的成功识别率(部分)

	A	B	C	D	E	F	G
识别率(%)	75.5	77.6	82.7	75.1	71.2	64.1	75.3

BP 神经网络算法对手写体的识别率受到样本训练次数的影响,对样本进行加噪网络训练有利于 BP 算法识别率的提高。因此,PCNN 较 BP 神经网络具备的一大优势是无需对样本训练,且改进的 PCNN 算法平均识别率高于 BP 算法。

结束语 PCNN 具有很强的图像分割能力,在模式识别中应用广泛。本文结合凹点算法与小波收缩法,提出了 PC-

NN 识别手写体的改进模型。通过对手写字母识别的仿真实验证实,采用小波收缩降噪处理后的 PCNN 改进模型减弱了外界环境对手写体的干扰,有效降低了图片噪声,使字母的识别率明显提高。

参考文献

- [1] Cao Min. Research on Characters Extraction and Recognition Method of Off-line Handwritten Chinese Character Based on Procedure Neural Networks [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2013 (in Chinese)
曹敏. 基于过程神经网络的脱机手写体汉字特征提取与识别方法的研究[D]. 合肥:合肥工业大学, 2013
- [2] 白天毅. 基于神经网络的手写体数字识别关键技术研究[D]. 西安:西安工业大学, 2014
- [3] Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M, et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: Simulation of results from Cat Visual Cortex [J]. Neural Comp, 1990, 2(3): 293-307
- [4] Ekblad U, Kinser J M, Atmrt J, et al. The intersecting cortical model in image processing[J]. Nucl. Instr. Meth. A, 2004, 525: 392-396
- [5] Parodi O, Combe P, Ducom J-C. Temporal encoding in vision: Coding by spike arrival times leads to oscillations in the case of moving targets[J]. Biol. Cybern., 1996, 74: 97-509
- [6] 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
- [7] Wei Shuo, Hong Qu, Hou Meng-shu. Automatic image segmentation based on PCNN with adaptive threshold time constant [J]. Neurocomputing, 2011, 74(9): 1485-1491
- [8] An Guo-ping, Jiang Chang-sheng, Wu Qing-xian. Study on an image recognition method based on PCNN and SVM[J]. Electronic Optics & Control, 2008, 15(10): 42-46 (in Chinese)
安国平, 姜长生, 吴庆宪. 基于 PCNN 和 SVM 的图像识别方法研究[J]. 电光与控制, 2008, 15(10): 42-46
- [9] Brasher J, Kinser J M. Fractional-power synthetic discriminant functions[J]. Pattern Recognition, 1994, 27(4): 577-585
- [10] Srinivasan R, Kinser J, Schamschula M, et al. Optical syntactic pattern recognition using fuzzy scoring [J]. Optics Letters, 1996, 21(11): 815-817
- [11] Zhai Jun-hai, Wang Hua-chao, Zhang Su-fang. Fuzzy classification algorithm based on fuzzy entropy[J]. Computer Engineering and Application, 2010, 46(20): 176-179 (in Chinese)
翟俊海, 王华超, 张素芳. 一种基于模糊熵的模糊分类算法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(20): 176-179
- [12] Lindblad T, Kinser J M. Image Processing Using Pulse-Coupled Neural Network [M]. Berl Heidelberg, Springerlag-Verlag, 2005
- [13] Li Xiao-hong, Zhang Quan, et al. High quality median prior image reconstruction algorithm based on wavelet shrinkage and forward-and-backward diffusion[J]. Journal of Computer Applications, 2012, 32(12): 3357-3360 (in Chinese)
李晓红, 张权, 等. 基于小波收缩和正逆扩散结合的优质中值先验图像重建算法[J]. 计算机应用, 2012, 32(12): 3357-3360
- [14] Ma G B, Xiao P R. Study on Wavelet-based Image Denosing [J]. Industrial Control Computer, 2013, 26(5): 91-95 (in Chinese)
马国兵, 肖培如. 基于小波的图像去噪研究综述[J]. 工业控制计算机, 2013, 26(5): 91-95