

# 基于 PCNN 与 LR 的低对比度图像增强方法

朱 昊, 金文标

ZHU Hao, JIN Wen-biao

重庆邮电大学 计算机科学与技术学院, 重庆 400065

Department of Computer Science and Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

E-mail: zhuhao0190@sina.com

ZHU Hao, JIN Wen-biao. Method of low contrast image enhancement based on PCNN and LR. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(17): 162-165.

**Abstract:** Image enhancement is an algorithm which is performed on image to make it seemed "better". Since human being is the final receiver of the image, the key point of the image assessment is that it should be in conformity with the characteristics of human visual system. In this paper, a new method of low contrast image enhancement is presented based on PCNN and LR models in conjunction with characteristics of human visual consciousness. Results of analysis and experiments show that this method strengthens the details of edges and ameliorates visual effect obviously.

**Key words:** Pulse Coupled Neural Networks(PCNN); Human Visual System(HVS); image enhancement; image contrast

**摘 要:** 图像增强是指对图像进行加工, 以获得更“好”的视觉效果的一种图像处理技术。由于图像的最终接收者是人, 所以评价图像“好坏”的关键在于其是否符合人类视觉系统的特性。针对低对比度图像, 结合人眼视觉神经系统的感知特性, 提出了一种基于 PCNN 与 LR 模型的图像增强方法。分析和仿真结果表明, 该法能够较好地突出图像的边缘细节信息, 明显地改善图像的视觉效果。**关键词:** 脉冲耦合神经网络; 人眼视觉特性; 图像增强; 对比度

**DOI:** 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.17.048 **文章编号:** 1002-8331(2008)17-0162-04 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391.41

## 1 引言

图像增强是图像处理的一个重要研究领域, 也是数字图像处理最有吸引力的领域。根据 Pratt<sup>[1]</sup>的定义, “图像增强是用来提高图像的视觉效果, 或将图像转换成适于人眼、机器分析的形式的一门技术。”图像增强的一个目标是显现那些被模糊了的细节, 或突出图像中感兴趣的某些特征。作为图像处理中主观意识强的领域, 图像增强处理的结果应使图像更适合于人眼视觉神经系统的感知特性, 其结果的好坏将直接影响后续的图像分析与模式识别。马赫带效应<sup>[2,3]</sup>作为人类视觉系统<sup>[4]</sup>(Human Visual System, HVS)的一个特性, 指出人眼对亮度的感觉不均匀, 会在图像不同灰度级的跃变处感觉到强烈的对比和反差。马赫带效应的存在, 使得人眼能够方便地感知图像中目标的边缘, 因此, 在增强图像的整体对比度的同时, 还有必要对前景目标与背景区域之间的边缘信息进行增强。然而, 同样作为细节信息, 噪声与增强的边缘往往同时出现。如何判别一幅图像的边缘和噪声? 如何在增强图像边缘的同时抑制噪声? 大量的研究工作围绕着图像增强领域的这两个难题展开, 按其处理的方法可分为空间域增强和变换域增强。然而传统的这两类方法, 或是把一部分噪声当成了边缘处理, 或是在抑制噪声的同时削弱了图像的边缘轮廓信息, 处理效果不是很理想。

从 20 世纪 90 年代开始, Eckhorn<sup>[5,6]</sup>等通过对猫、狗的大脑

视觉皮层神经元脉冲串同步振荡现象的研究, 得到了哺乳动物神经元模型, 并由此发展形成了脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Networks, PCNN)模型。该模型具有脉冲传播特性, 能够对二维空间相似、灰度相似的图像像素进行分组, 并能缩小图像局部灰度差别, 弥补图像局部微小间断, 使得基于它的图像处理有着与传统处理方法所无法比拟的优越性。在图像处理的各个方面都获得了应用, 如图像平滑、图像分割、目标识别、边缘检测、特征提取等。

目前 PCNN 应用于图像增强的算法研究已经取得了一定的成果, 国外相关研究早先起步, G.Kuntimad, H.S.Ranganath 运用改进的 PCNN 模型分割数字图像<sup>[7]</sup>, 进而用于目标检测<sup>[8]</sup>, 然而国内学者的研究更加深入, 张军英等首先提出了一种通过脉冲耦合神经网络来增强图像, 使图像的边缘变得更清晰的方法<sup>[9]</sup>, 接着, 根据人眼视觉感知色彩的特性, 提出了在 HIS 色彩空间上的一种基于 PCNN 的彩色图像增强算法<sup>[10]</sup>, 又在原有 PCNN 模型基础上, 通过增加侧抑制信号, 以增强低对比度偏暗图像<sup>[11]</sup>; 李国友等提出了基于改进 PCNN 与 Otsu 算法的图像模糊增强方法<sup>[12]</sup>, 继而首次将 PCNN 和遗传算法理论相结合用于图像增强<sup>[13]</sup>; 马义德等研究并综述了 PCNN 在图像增强中的应用, 并用实验结果表明 PCNN 应用于图像增强是十分有效的<sup>[14]</sup>。在以上研究成果的基础上, 本文通过进一步改进 PCNN 模型, 结合

LR 模型的非线性拉伸特征, 对低对比度图像进行增强。实验结果表明, 此法能够在拉伸偏暗图像对比度的同时, 有效增强图像的边缘轮廓, 揭示图像的细节信息。

## 2 脉冲耦合神经网络模型

PCNN 是一种不同于传统人工神经网络的第三代新型单层迭代神经网络模型, 它是在 Eckhorn 提出的连接模型的基础上得到的。G.Kuntimad, H.S.Ranganath 等人继而提出了改进的 PCNN 模型<sup>[7]</sup>, 其单个神经元模型如图 1 所示, 将图 1 所示的单个神经元相互连接, 就构成了脉冲耦合神经网络。

图 1 PCNN 的单个神经元模型

如图 1 所示, PCNN 的单个神经元由三部分组成: 输入部分由线性连接输入通道  $L$  和反馈输入通道  $F$  组成, 连接部分通过双通道相乘调制机制产生内部活动项  $U$ , 脉冲产生部分通过比较内部活动项和自适应阈值的大小产生脉冲输出  $Y$ 。改进 PCNN 模型可由数学方程描述为:

$$F_{ij}[n] = S_{ij} \quad (1)$$

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

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

$$\theta_{ij}[n] = \exp(-\alpha_{\theta})\theta_{ij}[n-1] + V_{\theta} Y_{ij}[n-1] \quad (4)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1 & \text{if } U_{ij}[n] > \theta_{ij}[n] \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

$S_{ij}$  表示外部输入激励, 应用于图像处理中通常表示像素  $(i, j)$  的灰度值, 神经元与像素一一对应。 $W_{ijkl}$  为神经元之间的连接系数矩阵, 其中每一个元素值设定为中心像素到周围每个像素的欧几里德距离的倒数。式(3)将来自  $L$  通道的信号  $L_{ij}$  加上一个正的偏移量后与来自  $F$  通道的信号  $F_{ij}$  进行相乘调制得到  $U_{ij}$ , 模型中偏移量归整为  $1, \beta$  为连接强度。式(4)用来计算自适应的动态阈值, 其中,  $\theta_{ij}$  和  $V_{\theta}$  是变阈值函数输出和阈值放大系数,  $\alpha_{\theta}$  是变阈值函数的衰减时间常数, 阈值  $\theta_{ij}$  随着时间的增加而呈指数下降规律。 $Y_{ij}[n]$  表示第  $n$  次的脉冲输出, 当  $U_{ij}$  大于动态阈值  $\theta_{ij}$  时, PCNN 输出时序脉冲序列  $Y_{ij}[n]$ , 转变为对相邻神经元的脉冲输入。

透过建立在模仿动物视觉系统上的 PCNN 模型, 可以归纳出 PCNN 最重要的两个基本特性: (1) 时空整合特性: 当 PCNN 应用于图像处理时, 当前神经元(或像素)的外部激励输入来自同一邻域内的不同像素亮度值, 依照其内部活动项所遵循的同一邻域内亮度相似的神经元同一时刻发放脉冲的机制, 将具有空间邻近和亮度相似集群的图像映射为含有时间特性的点火图; (2) 变阈值特性: 由于神经元的阈值不是常数, 而是随时间呈指数衰减的自适应阈值, 使得阈值在亮度大的区域衰减幅度较大, 该区域倾向于提前点火, 造成图像相对分割得较为粗糙, 这一变化规律恰符合人眼视觉对亮度强度响应的非线性特性,

即人眼对平均亮度大的区域灰度误差并不敏感。

基于以上 PCNN 模型的基本特性, 当 PCNN 用于处理数字图像时, 对于亮度强度差别很小、相邻空间区域的灰度像素, 由于外部激励输入相似, 满足的点火条件相近, 同一邻域内内部活动状态相似的神经元倾向于同时点火, 从而同步产生脉冲簇, 在整个网络中传播开, 这就是 PCNN 最根本的脉冲传播特性。正是利用该特性, PCNN 才能够对二维空间相似、灰度相似的图像像素进行分组, 并能缩小图像局部灰度差别, 弥补图像局部微小间断, 使得基于它的图像处理有着与传统处理方法所无法比拟的优越性。

## 3 LR(Log Ratio)模型

该模型于 1995 年由 G.Deng 和 L.W.Cahill<sup>[15, 16]</sup>首次提出, 是一种基于对数算法(Logarithm Based)用于修改图像对比度以增强图像的非线性模型。该模型旨在解决图像增强中的两个基本问题, 一是解决增强后的图像像素超出灰度级范围问题, 二是解决图像的细节增强与噪声减少之间的矛盾。该模型基于向量空间理论, 通过以下映射构造图像的向量空间:  $\Psi(F) = \log((M-F)/F)$ , 即在图像域  $(0, M)^n$  与实数域  $R^n$  之间构建映射, 其中  $M$  表示灰度范围(灰度图取 256),  $n$  表示图像的像素数。图像域中向量的加运算与乘运算的隐式定义如下:

$$F \oplus G = \Psi^{-1}(\Psi(F) + \Psi(G))$$

$$\alpha \otimes F = \Psi^{-1}(\alpha \Psi(F))$$

其中,  $\Psi^{-1}$  表示反映射(函数)。由图 2 可以看出 LR 模型算子的非线性特征, 因而能够有效地增强图像的对比度。

图 2 LR 模型算子的非线性特征

## 4 基于 PCNN 与 LR 模型的图像增强算法

### 4.1 基于 PCNN 的低对比度区域增强

根据人眼视觉神经系统的感知特性, 在具体观察一幅图像时可表现为: 当图像的特征部分(如边缘或轮廓)映入人眼时, 视觉神经细胞会激励感知; 当图像的非特征部分(如灰度变化平缓的区域)映入人眼时, 视觉神经细胞会抑制感知, 除此之外, 人眼对高亮度背景和低亮度背景中的图像细节敏感度较低, 而对中高亮度背景中的图像细节敏感度较高。因此, 对于图像中的低对比度区域, 增强的结果一要突出边缘特征部分与非特征部分之间的差异, 二要使低对比度区域的亮度调整到适合人眼感知的亮度级别。

PCNN 模型的实质就是通过内部活动项与自适应阈值之间的相互调节, 来控制点火的先后时机, 从而对图像中的不同特征区域进行不同的处理。可以通过改进 PCNN 模型以及控制

模型中的关键参数,来实现图像增强的特殊要求。

连接强度  $\beta$  采用  $3 \times 3$  窗口内像素间的灰度差,若用矩阵

$$\begin{pmatrix} I_{11} & I_{12} & I_{13} \\ I_{21} & I_{22} & I_{23} \\ I_{31} & I_{32} & I_{33} \end{pmatrix}$$

表示以当前神经元(位于  $I_{22}$  处)为中心的邻域

的像素灰度,则当前神经元的连接强度取值为  $\beta = 1/9 \sum_{m,n=1}^3 \beta_{mn}$ ,

$$\text{其中 } \beta_{mn} = \begin{cases} 1/(I_{mn} - I_{22})^2, & I_{mn} - I_{22} \neq 0 \\ 0, & I_{mn} - I_{22} = 0 \end{cases} \quad (m, n = 1, 2, 3).$$

这样,当前窗口内像素灰度差别越小,则连接强度越大,激励它们同步点火的能力越强,因而起到一定的图像平滑效果;反之,若窗口内像素灰度差别越大,则连接强度越小,抑制它们同步点火的能力越强,从而增强边缘,突出图像的特征信息。

已有研究表明,人眼视觉系统所感知的亮度与人眼所得到的照度是成对数关系的<sup>[2]</sup>,有鉴于此,基于 LR 模型加运算的类对数变换特性,将其类对数变换算子作为 PCNN 的输出映射函数。与此同时,为了消除原灰度图像中个别像素灰度值与周围像素灰度值之间的差异,例如原灰度图像的某个亮区域中包含一个当前较暗的噪声点,由于邻近的神经元受到的激励较强而先点火,导致当前噪声点对应的神经元被捕获而提前点火,这样当前神经元(像素)点火时的阈值  $\theta_j$  就兼顾了邻近神经元的点火时机,融合了邻近像素的亮度信息,将其作为 PCNN 输出映射函数的参数。

于是 PCNN 模型的点火输出进一步改进为:  $Y_{ij} = \frac{M}{F \frac{M - \theta_{ij}}{\theta_{ij}} + 1}$ ,其中  $\theta_{ij}$  为当前像素点火时的阈值,以起到一

定的平滑作用,  $F$  控制着图像灰度变化的程度,  $1 \leq F \leq 256$ 。

## 4.2 借鉴反锐化掩模算法进行细节增强

第一步处理过以后,图像中的低对比度区域亮度虽然得到增强,但是以牺牲图像中的细节信息为代价,因此有必要对细节信息进行增强。

根据反锐化掩模算法的定义,其算法表达式为:

$$g(x, y) = f(x, y) + C[f(x, y) - \bar{f}(x, y)] \quad (6)$$

本文借鉴反锐化掩模算法,将式(6)改进为:  $g(x, y) = p(x, y) + C[f(x, y) - \bar{f}(x, y)]$ ,其中,  $p(x, y)$  为第一步的结果,  $f(x, y)$  为原图,  $\bar{f}(x, y)$  按照常用方法,选取为中值滤波的结果,  $C$  为比例常数,  $C > 1$ 。原图经过中值滤波处理后的图像  $\bar{f}(x, y)$  含有较多的低频分量,  $f(x, y) - \bar{f}(x, y)$  保留了较多的高频分量,再经过适当地放大,这样就有效地提高了图像的高频分量,图像的细节信息得到增强。

## 4.3 基于非线性拉伸的前背景对比度增强

从人眼视觉的主观感知效应可以知道,当图像中目标与背景存在明显的亮度差异时,图像会给人以层次感和真实感,并且在整体对比度增强的方法设计中考虑人眼视觉特性越多,则其效果将会越显著。有鉴于图像前背景像素数所占权数的不同,取上述步骤结果  $p(x, y)$  的中值 median 作为图像前背景的粗略分界点,再结合 LR 模型的乘运算对图像对比度进行分段拉伸,算法表达式为:

$$g(x, y) = \begin{cases} \alpha_1 \otimes p(x, y) & p(x, y) \leq \text{median} \\ \alpha_2 \otimes p(x, y) & p(x, y) > \text{median} \end{cases} \quad 1 < \alpha_1 < \alpha_2$$

## 5 计算机仿真结果

在 MATLAB 7 平台上分别对 cameraman 和 tire 图像进行仿真实验,将其结果与 PCNN 增强图像,对数增强图像以及灰度均衡化图像进行比较。

从 cameraman 的对比(图 3)可以看出,整体视觉效果上图 3(e)、(g)比图 3(a)、(c)的边缘要更清晰,对比度也得到了增强,而图 3(e)、(g)的输出映射函数是类似对数的灰度变换,这样使得较暗区域的灰度得到拉伸,较亮区域的灰度被压缩,图像的整体对比度得到增强,然而图 3(g)的对比度比图 3(e)更加鲜明,而且在细节区域,手部和口袋缝都清晰可见,头发也不会呈现锯齿状。从直方图上看,图 3(d)、(f)和图 3(h)与图 3(b)相比较,都呈现出明显的双峰特征,原图的前、背景因而得到区分,不同的是,图 3(f)和图 3(h)不但使原先隐藏在图像低对比度区域中的细节得到揭示,而且灰度级得到更加充分地拉伸,表现在图像上,亮度呈现出更加丰富的层次感,而图 3(h)又对高低灰度级区域进一步增强,使得图像的明暗区域对比显著。用 Sobel 算子分别对 cameraman 的原图和本文方法处理后的增强图像进行边缘检测,可以明显地看出增强图像中人物手部的边缘轮廓清晰可辨,相比原图而言,揭示了更多的细节信息(如图 4)。

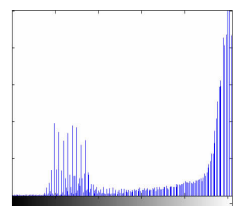
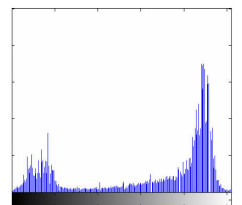
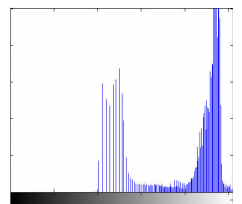
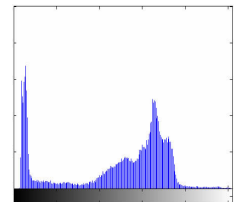


图 3 cameraman 图的增强图像及其直方图

图4 原图增强前后细节对比图

同样,从轮胎原图 5(a)和其直方图 5(b)可以看出,原图的灰度变化范围狭窄,图像整体亮度较暗,而图 5(c)和图 5(d)则说明了直方图均衡变换用于处理灰度范围较窄的图像效果明显,增强后对比度反差比较大,但是由于灰度级数的减少导致图像的灰度层次得到不同程度的损失,显然,直方图均衡法是以牺牲图像的细节信息为代价的,图像局部细节因而显得比较模糊。然而,由图 5(e)和图 5(f)可以明显地看出,本法增强后的图像从对比度和细节两方面都得到了增强。

图5 tire 图的增强图像及其直方图

## 6 结语

本文针对图像增强的目的,结合人眼的视觉特性,提出了一种基于 PCNN 与 LR 模型的图像增强方法。总结处理流程和仿真结果,可以看出此法具有以下两个特点:

(1)该法在原有 PCNN 模型的基础上,通过结合 LR 模型的算子,实现了低对比度图像增强的处理。实验结果证明,此法在增强低对比度图像的同时,能够较好地突出图像的边缘细节信息;

(2)由于 PCNN 模型本身与视觉神经系统的感知能力有着天然的联系,在结合 LR 算法时也引进了人眼视觉感知的基本特性,所以,基于此法的图像增强算法能够使低对比度图像获得更好的人眼视觉效果。

当然,此法也有值得商榷的地方,比如 PCNN 与 LR 模型中的参数设定与人眼视觉感知的特性之间是否存在某种规律等,值得以后继续研究。

## 参考文献:

- [1] Pratt W K. Digital image processing[M]. 3rd ed. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2001.
- [2] Kinser J M, Lindblad T. Implementation of pulse coupled neural networks in a CNAPS environment[J]. IEEE Trans Neural Networks, 1999, 10(3): 584-590.
- [3] Lindblad T, Kinser J M. Inherent feature of wavelets and pulse coupled networks[J]. IEEE Trans Neural Networks, 1999, 10(3): 607-614.
- [4] Granrath D J. The role of human visual models in image processing[J]. Proceedings IEEE, 1981, 69(5): 552-561.
- [5] Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: simulation of results from cat cortex[J]. Neural Computing, 1990, 2(3): 293-307.
- [6] Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M, et al. A neural network for future linking via synchronous activity: results from cat visual cortex and from simulations[C]//Cotterill R M J. Models of Brain Function. Ed Cambridge: Cambridge University Press, 1989: 255-272.
- [7] Kuntimad G, Ranganath H S. Perfect image segmentation using pulse coupled neural networks[J]. IEEE Trans Neural Networks, 1999, 10(3): 591-598.
- [8] Ranganath H S, Kuntimad G. Object detection using pulse coupled neural networks[J]. IEEE Trans Neural Networks, 1999, 10(3): 615-620.
- [9] 张军英, 卢涛. 通过脉冲耦合神经网络来增强图像[J]. 计算机工程与应用, 2003, 39(19): 93-95.
- [10] 石美红, 李永刚, 张军英, 等. 一种新的彩色图像增强方法[J]. 计算机应用, 2004, 24(10): 69-71.
- [11] 石美红, 张军英, 李永刚, 等. 一种新的低对比度图像增强的方法[J]. 计算机应用研究, 2005, 1: 235-238.
- [12] 李国友, 李惠光, 吴惕华. 改进的 PCNN 与 Otsu 的图像增强方法研究[J]. 系统仿真学报, 2005, 17(6): 1370-1372.
- [13] 李国友, 李惠光, 吴惕华. 基于脉冲耦合神经网络和遗传算法的图像增强[J]. 测试技术学报, 2005, 19(3): 304-309.
- [14] 马义德, 王兆滨. PCNN 在图像增强中的应用[EB/OL]. (2005-08). 中国科技论文在线.
- [15] Deng G, Cahill L W. Image enhancement using the log ratio approach[C]//Proc Twenty Eight Annual Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, 1994-10, 1: 198-202.
- [16] Cahill L W, Deng G. An overview of logarithm based image processing techniques for biomedical applications[C]//Proc Digital Signal Processing, 1997-07, 1: 93-96.