

基于 PCNN 的图像阴影处理新方法¹

顾晓东 郭仕德* 余道衡

(北京大学电子学系 视觉与听觉信息处理国家重点实验室 北京 100871)

*(北京大学遥感与地理信息系统研究所 北京 100871)

摘要: 该文提出了如何用脉冲耦合神经网络(PCNN)进行图像阴影处理的新方法。计算机仿真表明,采用参数优选的PCNN图像阴影处理算法,可有效地处理图像中的阴影,从而使得图像中的目标易于被发现。该文工作拓展了有明确生物学背景的PCNN在图像处理方面的功能。

关键词: 图像阴影去除, 脉冲耦合神经网络

中图分类号: TN911.73, TN-052 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-5896(2004)03-0479-05

A New Approach for Image Shadow Processing Based on PCNN

Gu Xiao-dong Guo Shi-de* Yu Dao-heng

(Dept of Electron., Nat. Lab. on Machine Perception and Center of Info. Sci.,

Peking Univ., Beijing 100871, China)

*(Institute of Remote Sensing and GIS, Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract This paper brings forward a new approach for image shadow processing based on PCNN(Pulse Coupled Neural Network). The results of computer simulation show that by using PCNN shadow removal algorithm image shadow can be removed efficiently so that the object in the image is easy to be found. This paper expands application field of PCNN, which has biological background.

Key words Image shadow removal, PCNN

1 引言

PCNN(Pulse Coupled Neural Network)与传统的人工神经网络相比,有着根本的不同,PCNN是由Eckhorn在1990年提出的联接模型发展得到的。PCNN有生物学的背景,它展示了猫、猴的大脑视觉皮层的同步脉冲发放现象。就目前的研究发现,PCNN可应用于图像分割、图像识别、通讯、决策优化^[1-9]等方面。但在图像阴影处理方面未见专门的研究报告。本文主要研究了用PCNN进行图像阴影处理,给出了PCNN图像阴影去除算法,拓展了PCNN在图像处理方面的功能。

计算机仿真表明,用PCNN图像阴影去除算法,图像的阴影可被有效的去除。

图像阴影处理可应用于目标识别中,如医疗检测、军事目标识别等。当图像中存在着阴影时,就需要消除阴影的影响,从而使得目标能被正确的识别。用PCNN可有效的进行图像阴影去除,故本文的工作有很强的应用潜力。

本文的第2节,将对PCNN进行简单的介绍。第3节将介绍PCNN图像阴影去除算法,同时给出计算机仿真结果。最后为结论和讨论。

2 PCNN 模型

1990年Eckhorn根据猫的大脑皮层同步脉冲发放现象,提出了展示脉冲发放现象的连接模

¹ 2002-11-04 收到, 2003-01-28 改回

国家 863 计划基金资助项目 (No.2002AA783060)

型^[10]。在对猴的大脑皮层所进行的实验中,也得到了相似的实验结果^[11]。对 Eckhorn 提出的模型稍作改变,就得到了 PCNN 模型^[12],见图 1。

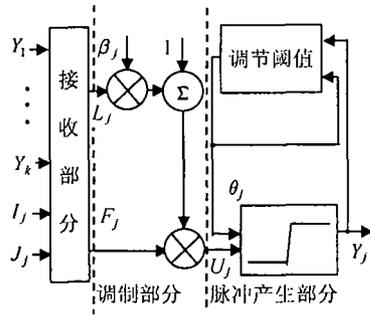


图 1 构成 PCNN 的单个神经元的模型

这个模型共分 3 部分,接收部分、调制部分和脉冲产生部分。接收部分接受来自其它神经元与外部的输入。接收部分接受到输入后,将其通过两条通道传输。一通道称为 F 通道,另一通道称为 L 通道。 F 通道的脉冲响应函数随时间的变化比 L 通道慢。 I_j 与 J_j 表示来自外界而非来自其他神经元的输入,其中, I_j 送至 F 通道, J_j 送至 L 通道。调制部分将来自 L 通道的信号 L_j

加上一个正的偏移量后与来自 F 通道的信号 F_j 进行相乘调制,见图 1 和式 (1)。模型中偏移量归整为 1, β_j 为联结强度。

$$U_j = F_j(1 + \beta_j L_j) \tag{1}$$

由于信号 F_j 的变化比信号 L_j 慢,相乘调制得到的信号 U_j 就近似为一快速变化的信号叠加在一近似常量的信号上。脉冲产生部分由阈值调节器、比较器与脉冲产生器组成。阈值随着输出而改变。当神经元输出一个脉冲,神经元的阈值 θ_j 就通过反馈迅速得到提高。当神经元的阈值 θ_j 超过 U_j 时,脉冲产生器就被关掉,停止发放脉冲。接着,阈值就开始指数下降,当阈值低于 U_j 时,脉冲产生器被打开,神经元就被点火,即处于激活状态,输出一个脉冲或脉冲序列。若神经元每次点火时,只输出一个脉冲,则脉冲产生部分的比较器与脉冲产生器可由一阶跃函数来代替^[8],见式 (2)。一般来说,当一神经元的邻近神经元点火时,会对该神经元的信号 L_j 作出贡献。

$$Y_j = \text{Step}(U_j - \theta_j) = \begin{cases} 1, & U_j > \theta_j \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \tag{2}$$

将图 1 所示的神经元相互连接,就够成了 PCNN。一般情况下,PCNN 是局部连接的。

当 PCNN 用于图像处理时,它为一单层二维的局部连接的网络,神经元的个数等于输入图像中像素点的个数,神经元与像素点一一对应。每一个神经元与对应的像素点相连,同时与邻近的神经元相连。

本文进行图像阴影去除与图像增强时,每个像素点的亮度输入到对应的神经元的 F 通道,同时每个神经元与其 3×3 邻域中的其他神经元相连。邻域中的其他神经元的输出脉冲输入到该神经元的 L 通道。每个神经元的输出只有两种状态,点火或不点火,即输出为 1 或 0。每个神经元的连接方式见图 2。

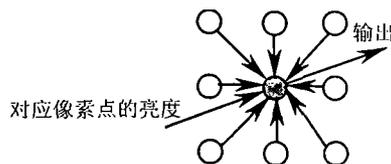


图 2 本文中构成 PCNN 的每个神经元的连接方式

3 基于 PCNN 的图像阴影去除

目标识别时, 有时图像中有阴影存在, 这时我们就需要去除图像中的阴影, 从而达到正确识别目标的目的。

计算机仿真结果表明, 采用 PCNN 图像阴影去除算法, 可有效地去除图像中的阴影。没有阴影的原始图像与该图像加了阴影后得到的有阴影图像经 PCNN 图像阴影去除算法处理后得到的结果几乎是一样的。故目标识别时, 我们可以用训练图像经 PCNN 图像阴影去除算法处理后得到的结果作为模板, 将待识别图像经 PCNN 图像阴影去除算法处理后与模板相比, 从而得到目标识别的结果。这样, 就消除了阴影对目标识别的不利影响, 从而达到正确识别目标的目的。

图像中的阴影是由于图像中一块像素点的亮度值减小而造成的。本文中 PCNN 图像阴影去除算法的基本思路是先用 PCNN 对原始图像进行分割处理, 然后用原始图像除以分割后的图像。这样在相除得到的结果中, 既保存了原始图像的信息, 又消除了图像中阴影的影响。

下面具体给出 PCNN 图像阴影去除算法。首先介绍算法中用到的符号。 F , 原始图像矩阵, 矩阵中各个元素为原始图像中各个像素点的亮度值; L , 联接矩阵, 矩阵中各个元素为图像中各个像素点的 L_j 信号; U , 调制矩阵, 矩阵中各个元素为图像中各个像素点的调制信号 U_j ; Y , 神经元输出矩阵, 矩阵中各个元素为图像中各个像素点对应神经元的输出, 0 或 1; θ , 阈值矩阵中各个元素为图像中各个像素点对应神经元的阈值; $\text{Fac}(1), \text{Fac}(2), \dots, \text{Fac}(N)$, 图像因子矩阵, 它们为算法中每次迭代运算得到的结果, 其中, $\text{Fac}(2), \dots, \text{Fac}(N)$ 为去阴影后得到的结果。 $\text{Inter}, \text{Temp}, \text{Yout}$ 为算法中用到的中间矩阵。 Δ 为阈值调整常量。 Δ , 阈值调整矩阵, 各个元素为阈值调整常量 Δ 。矩阵 $F, L, U, \theta, \text{Fac}(1), \text{Fac}(2), \dots, \text{Fac}(N), \text{Inter}, \text{Temp}, \text{Yout}, \Delta$ 的维数均为 $h \times w$, 其中 h 为图像的高度, w 为图像的宽度。 β 为联接强度, 该算法中, 每个神经元的 β 均相同。 a 为联接强度的衰减因子。 ‘ \otimes ’ 表示相同维数的矩阵中对应元素进行相乘。 ‘ $*$ ’ 表示卷积。 K 是 3×3 运算核矩阵, 计算 L 时用到,

$$K = \begin{bmatrix} 0.707 & 1 & 0.707 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0.707 & 1 & 0.707 \end{bmatrix}$$

PCNN 图像阴影去除算法描述如下:

(1) 原始图像 F 规整到 \min 与 1 之间, $\min = 0.04 > \Delta$ 。 $L = U = 0, \theta = 1$; 同时, 令所有神经元均处于熄火状态, $Y = 0$ 。给出循环次数 N ; 令 $n = 1$ 。优选参数, $\beta = 0.8, a = 0.2, \Delta = 0.02$ 。

(2) $L = \text{Step}(Y * K); U = F \otimes (1 + \beta L); Y = \text{Step}(U - \theta)$ 。

(3) 令 $\theta = 1$ 。

(4) $L = \text{Step}(Y * K)$ 。

(5) $\text{Inter} = Y, U = F \otimes (1 + \beta L), Y = \text{Step}(U - \theta)$ 。

(6) If $Y = \text{Inter}$, go to (7); else $L = \text{Step}(Y * K)$, go back to (5)。

(7) If $Y(i, j) = 1$, $\text{Yout}(i, j) = \theta(i, j)$, $\text{Temp}(i, j) = F(i, j) / \text{Yout}(i, j)$, ($i = 1, \dots, h; j = 1, \dots, w$); $Y(i, j)$, $\text{Yout}(i, j)$, $\theta(i, j)$, $\text{Temp}(i, j)$, $F(i, j)$ 分别为矩阵 $Y, \text{Yout}, \theta, \text{Temp}, F$ 中对应的元素。

(8) 调整阈值, $\theta = \theta - \Delta + 100 * Y$ 。一方面, 随着时间的增加减小阈值; 另一方面, 若一神经元已点火, 则升高阈值, 使该神经元不再点火。

(9) 如果所有神经元均已点火, 即矩阵 θ 中的每个元素均大于 1, 执行 (10); 否则回到 (4)。

(10) $F = \text{Temp}; \beta = a * \beta$;

图像因子 $\text{Fac}(n) = \text{Yout}$; $n = n + 1$ 。

(11) $N = N - 1$. If $N \neq 0$, go back to (2); else end.

原始图像经过 PCNN 去阴影处理后, 被分解成了多个图像因子^[9] $\text{Fac}(1), \text{Fac}(2), \dots, \text{Fac}(N)$, 算法中每一次循环就给出一个图像因子。由算法可知, 当 $n \geq 2$ 时, 图像中的阴影就被有效地去除了。下面看一个例子, 图 3 是 256 级的 256×256 的原始 Lena 图像; 图 4 是图 3 的图像因子 $\text{Fac}(2)$ 。图 5 为图 3 中央加了一块阴影, 阴影部分的亮度值为原来亮度值的 50%。图 6 是有阴影图像图 5 的图像因子 $\text{Fac}(2)$ 。由图 6 可看出, 阴影被有效地去除了。比较图 6 与图 4, 两者几乎一样。这表明没有阴影的原始图像的图像因子 $\text{Fac}(2)$ 与加了阴影的图像的对应的图像因子 $\text{Fac}(2)$ 几乎一样。 $\text{Fac}(3), \dots, \text{Fac}(N)$, 也是如此, 为了简洁, 在此未给出 $\text{Fac}(3), \dots, \text{Fac}(N)$ 的图像。

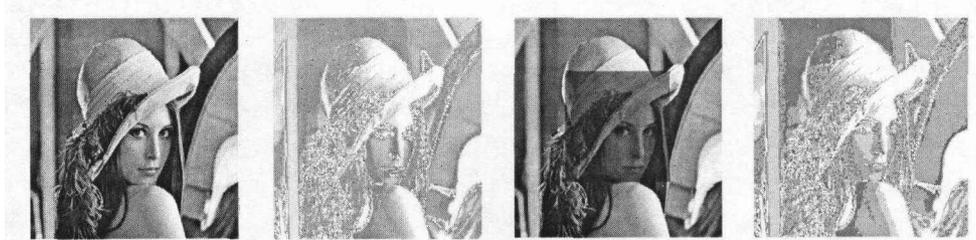


图 3 没有阴影的原始 Lena 图像 图 4 图 3 的 $\text{Fac}(2)$ 图 5 有阴影的 Lena 图像 图 6 图 5 的 $\text{Fac}(2)$

计算机仿真结果表明, 当 $n \geq 2$ 时, 没有阴影的图像的图像因子 $\text{Fac}(n)$ 与该图像加阴影后的图像因子 $\text{Fac}(n)$ 几乎一样。因此, 目标识别时, 可以用训练图像的 $\text{Fac}(n)(n \geq 2)$ 作为模板, 将待识别图像的 $\text{Fac}(n)(n \geq 2)$ 与之相比, 从而得到目标识别的结果。这样, 即使有阴影出现, 也可消除其对目标识别的不利影响, 从而达到正确识别目标的目的。随着 n 的增加, $\text{Fac}(n)$ 越来越浅, 最后变为全白, 这可从算法看出, 实验也证明了这一点。实际应用中, 可用 $\text{Fac}(2)$ 作为模板。

下面再给出两个例子。图 7 是 256 级的 230×218 的阿霉素作用下的粘液表皮癌细胞图像, 一块阴影覆盖了该图像的大部分, 阴影部分的亮度值为原来亮度值的 10%。图 8 是图 7 的图像因子 $\text{Fac}(2)$ 。由图 8 可看出, 阴影被去除了, 原来被阴影覆盖的癌细胞清楚地呈现出来。图 9 为一 256 级的 256×188 战斗机图像。该图像的大部分被一阴影所覆盖, 阴影部分的亮度值为原来亮度值的 30%。图 10 是图 9 的图像因子 $\text{Fac}(2)$, 由图 10 可看出, 阴影被去除了, 整架战斗机清楚地呈现出来。

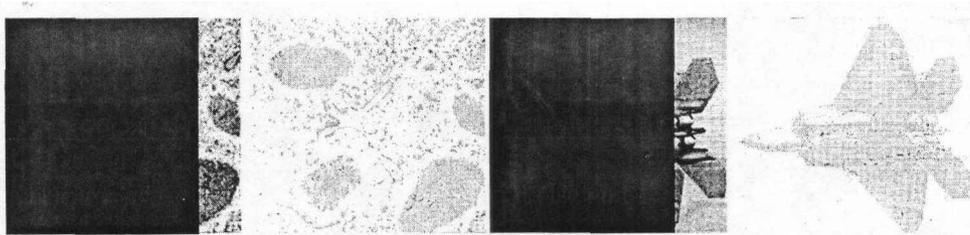


图 7 有阴影的癌细胞图像 图 8 图 7 的 $\text{Fac}(2)$ 图 9 有阴影的战斗机图像 图 10 图 9 的 $\text{Fac}(2)$

4 结论

计算机仿真结果表明, 采用本文的 PCNN 图像阴影去除算法, 可有效地去除图像中的阴影. 本文的工作使 PCNN 的应用得到新的拓展.

基于 PCNN 的图像阴影去除方法可广泛地应用于目标识别系统, 如医疗图像识别系统与军事目标识别系统, 从而使得这些系统能更有效地进行目标识别.

5 讨论

我们只知道猫的眼睛具有十分敏锐的能力, 在黑暗中也能看清并迅速捉住老鼠. 我们并不知道猫看清老鼠的过程中有无去除阴影的处理步骤. 但通过本文的研究, 可以说明, 用猫眼为生物学背景的 PCNN 的确具有去除阴影的功能. 这是否可以, 从仿生的角度, 我们对猫眼及其大脑视觉皮层的卓越功能有了进一步的认识呢?

参 考 文 献

- [1] Broussard R P, Rogers S K, Oxley M E, *et al.*. Physiologically motivated image fusion for object detection using a pulse coupled neural network[J]. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1999, 10(3): 554-563.
- [2] Liu X, Wang D L. Range image segmentation using a relaxation oscillator networks[J]. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1999, 10(3): 564-573.
- [3] Kinser J M. Foveation by a pulse-coupled neural network[J]. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1999, 10(3): 621-625.
- [4] Johnson J L, Padgett M L. PCNN Models and Applications[J]. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1999, 10(3): 480-498.
- [5] Jcaufield H, Kinser J M. Finding shortest path in the shortest time using PCNN's[J]. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1999, 10(3): 604-606.
- [6] Ranganath H S, Kuntimad G. Object detection using pulse coupled neural networks[J]. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1999, 10(3): 615-620.
- [7] Wells D M. Solving degenerate optimization problems using networks of neural oscillators[J]. *Neural networks*, 1992, 5(6): 949-959.
- [8] Gu Xiaodong, Wang Haiming, Yu Daoheng. Binary image restoration using pulse coupled neural network. The 8th International Conference on Neural Information Processing, ICONIP-2001, Shanghai, China, 2001: 922-927.
- [9] Johnson J L, Padgett J L, Friday W O. Multiscale image factorization. In Proc. IEEE Int. Conf. Neural Networks, Houston, TX, June 1997: 1465-1468.
- [10] Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M, *et al.*. Feature linking via synchronization among distributed assemblies, Simulation of results from cat cortex[J]. *Neural Comput.*, 1990, 2(3): 293-307.
- [11] Eckhorn R, Frien A, Bauer R, *et al.*. High frequency oscillations in primary visual cortex of awake monkey. *NeuroRep.*, 1993, 4(3): 243-246.
- [12] John J L, Ritter D. Observation of periodic waves in a pulse-coupled neural network[J]. *Opt.Lett.*, 1993, 18(15): 1253-1255.

顾晓东: 男, 1970 年生, 博士后, 从事信号与信息处理、通信、人工神经网络等领域的研究.

郭仕德: 男, 1952 年生, 高工, 从事遥感图像与图形信息处理.

余道衡: 男, 1939 年生, 教授, 博士生导师, 中国电子学会会员, IEEE 高级会员, 从事电路与系统、信号与信息处理、现代通信等领域的教学与科研工作.