

中图法分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)01-0021-06

论文索引信息: 何胜宗, 刘映杰, 马义德, 宋文强, 邓海波. 基于 PCNN 图像因子分解的 X 线医学图像增强[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(1): 21-26

基于 PCNN 图像因子分解的 X 线医学图像增强

何胜宗, 刘映杰, 马义德, 宋文强, 邓海波

(兰州大学信息科学与工程学院, 兰州 730000)

摘要: 提出一种基于人眼视觉特性和改进的 PCNN 图像因子分解的 X 线医学图像增强算法。利用一种改进的 PCNN 图像因子分解算法对图像进行因子分解, 得到细节程度由粗糙到精细的一系列图像因子。分别对各层图像因子平滑滤波获得图像因子增益矩阵, 根据图像因子的局部对比度是否达到由人眼视觉特性得到的对比度阈值进行自适应调节增益矩阵, 对每层图像因子增强后重构即可得到增强图像。经过对不同 X 线医学图像进行实验仿真, 并对比一些常用图像增强算法, 取得了较好的增强效果。

关键词: 脉冲耦合神经网络; 图像因子分解; 医学图像增强; 人眼视觉特性

Medical X-ray image enhancement based on PCNN image factorization

He Shengzong, Liu Yingjie, Ma Yide, Song Wenqiang, Deng Haibo

(School of Information Science and Engineering, Lanzhou University, Lanzhou 730000 China)

Abstract: An algorithm for medical X-ray image enhancement based on human visual properties and improved PCNN image factorization is proposed. Using the improved image factorization algorithm, an image is decomposed into a set of image factors which are ordered from coarse to fine in details. Each factor is separately smoothed to obtain a gain matrix and then the matrix is adjusted adaptively according to whether its local contrast reaches the contrast threshold resulting from human visual properties. The enhanced image is reconstructed from the enhanced factors. Through simulations to different medical X-ray images, a better effect is achieved compared with common image enhancement methods.

Keywords: pulse coupled neural networks; image factorization; medical image enhancement; human visual properties

0 引言

医学图像增强是图像处理领域的一项重要课题。X 线医学图像常因成像系统噪声、病变组织结构、密度差异等原因导致成像模糊、对比度低, 不易于临床医生及时准确诊断。提高对比度是改善图像视觉质量的一个重要内容, 传统对比度增强方法大体分为两类^[1-2]: 基于像素灰度值的全局增强和基于图像特征的局部增强。全局增强算法对图像的局部特性欠考虑, 可能导致图像局部过增强或者

欠增强^[3], 而局部增强根据局部特性进行自适应增强, 总体上优于全局增强方法, 但如何确定合适的增强程度通常依赖于经验参数。结合对人眼视觉系统特性研究的一些结果, 可以有效地解决这一问题^[4]。

脉冲耦合神经网络(PCNN)是 Eckhorn 等人^[5]基于对猫的视觉皮层的研究而提出的一种基于哺乳动物视觉皮层细胞的神经网络模型, Johnson 等人^[6]首先将其成功运用于图像处理, 并在图像分割^[7]等多种领域表现出色, 使之逐渐成为一个重要的图像处理工具。PCNN 在图像增强领域也不断发展, 国

收稿日期: 2009-06-29; 修回日期: 2009-09-21

基金项目: 国家自然科学基金项目(60872109)。

第一作者简介: 何胜宗(1985—), 男。兰州大学电路与系统专业研究生, 主要研究方向为数字图像处理, 嵌入式系统。

E-mail: heshz03@lzu.cn。

内先后有研究者将其用于图像边缘增强^[8],并与 Otsu 算法和遗传算法相结合^[9-10]以及利用双层 PCNN 来进行图像增强^[11],取得了不错的增强效果,马义德等人^[12]对 PCNN 图像增强方法进行了综述。

本文提出了一种利用改进的基于脉冲耦合神经网络的图像因子分解算法,将输入的 X 线医学图像进行因子分解得到细节程度由粗糙到精细的图像因子集合,对各层图像因子平滑滤波得到增益矩阵,结合人眼视觉特性并根据图像因子的局部对比度是否达到对比度阈值调节增益矩阵,从而自适应增强图像因子,然后重构图像即可得到输入图像的增强图像。对比一些常用图像增强算法,本文算法适度地增强了医学图像的细节,提高了 X 线医学图像的视觉质量,有利于临床医生对病变组织相关信息进行准确判断。

1 基于 PCNN 的图像因子分解

1.1 PCNN 简化模型

采用 PCNN 简化模型^[13],神经元的输入单元只接收外部刺激信号输入,内部阈值衰减采用均衡的线性衰减模型,并对耦合连接进行阈值量化处理,点火输出采用快速连接过程,以促使神经元输出迅速趋于稳定状态,保持系统的同步状态。简化模型在第 n 次迭代过程中数学方程式如下

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

$$L_{ij}(n) = \text{step}\left(\sum_{kl} W_{ijkl} Y_{ij}(n-1) - L_{ij}\right) \quad (2)$$

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

$$Y_{ij}(n) = \text{step}(U_{ij}(n) - \theta_{ij}(n-1)) \quad (4)$$

$$\theta_{ij}(n) = \theta_{ij}(n-1) - d_{\theta} + V_{\theta} Y_{ij}(n-1) \quad (5)$$

式中 F_{ij} 是位于 (i, j) 处神经元的输入值, S_{ij} 为外部刺激, L_{ij} 为耦合连接输入, U_{ij} 为内部活动项, θ_{ij} 为阈值, Y_{ij} 为神经元的脉冲输出, W 为邻域加权系数, β 为连接强度系数, d_{θ} 为阈值衰减步长, V_{θ} 为复位阈值。迭代过程中需重复计算式(2)~(4)至 Y 稳定不变,此循环过程被称为快速连接过程。

1.2 PCNN 图像因子分解系统

利用 PCNN 在图像处理中的同步耦合特性, Johnson 等人^[14-15]提出了一种基于脉冲耦合神经网络的图像因子分解系统,如图 1 所示。

该因子分解系统含有 3 层:第 1 层是 PCNN#1

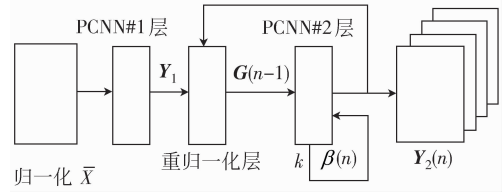


图 1 PCNN 图像因子分解系统

Fig. 1 PCNN image factorization system

预处理层,输出灰度值为对应神经元点火时刻的阈值,它确定了输入图像在空间和亮度上的细节极限;第 2 层是重新归一化层,它用当前第 3 层的输出对产生当前输出的输入进行重新归一化;第 3 层是 PCNN#2 因子分解层,它与第 2 层一起以循环运行的方式产生图像因子。每个循环周期中,第 2 层首先对上一周期 PCNN#2 的输入进行重新归一化:

$$G(n+1) = G(n) \cdot / Y_2(n+1) \quad (6)$$

式中 $G(0) = Y_1$, Y_1 是 PCNN#1 的预处理输出, $G(n)$ 是第 n 周期开始时 PCNN#2 的输入, $Y_2(n+1)$ 是第 n 周期结束时 PCNN#2 的输出。第 n 周期运行结束后,PCNN#2 的连接强度系数以一个固定的因子 k_{β} ($0 < k_{\beta} < 1$) 进行衰减:

$$\beta(n+1) = \beta(n) \cdot k_{\beta} \quad (7)$$

随着系统输出的图像因子使得当前 PCNN#2 的输入图像中越来越多的像素灰度值被重新归一化为 1,最终 PCNN#2 输入像素灰度值均为 1 时,图像因子分解完毕。这样输入图像被分解为细节程度由粗糙到精细的一系列图像因子集合。将图像因子的对应像素灰度值相乘,即可重构出输入图像 Y_1 ,也近似等于原图像 X 。

1.3 改进的 PCNN 图像因子分解系统

上述因子分解系统的优点是引入了预处理层,对于一些对分辨率有特别要求的场合可以预先控制图像分解的细节极限,缺点在于分解层数不可预测,分解过程过于复杂、分解消耗时间比较长。

针对上述缺点,对 PCNN 图像因子分解系统进行如下改进:去除分解系统的预处理层,直接用图像中最小且不为 0 的灰度值取代为 0 的灰度值;不同图像因子层采用非均衡线性阈值衰减:

$$d_{\theta}(n+1) = d_{\theta}(n) \cdot k_{\theta} \quad (8)$$

式中 k_{θ} 为新引入的步长衰减因子, $d_{\theta}(n)$ 为第 n 周期的线性衰减量。结合参考文献[14]中给出的算法流程,原图像因子分解系统的 PCNN#1 预处理层连接强度系数设为 0.01,阈值衰减步长为 1/256,

PCNN#2 层初始连接强度系数及其衰减因子均设为 0.5, 阈值衰减步长为预处理后得到的图像的最小像素灰度值的一半。改进的分解系统的 PCNN#2 层的初始连接强度系数及其衰减因子与原系统一致, 新引入的步长衰减因子为 0.8。表 1 给出了利用原分解系统和改进系统对不同尺寸大小的标准 camera 和 Lena 图像进行因子分解得到的分解层数和消耗时间的对比结果。实验结果是在英特尔奔四 3.0 GHz 处理器、1 GB 内存的台式电脑上利用 MATLAB7.0.4 软件仿真得到的。从表中数据可以看出, 改进的图像因子分解系统不但可以控制因子分解层数, 而且有效地提高了分解速度。另外, 改进的图像因子分解系统达到了与原分解系统同样的分解效果。

表 1 系统改进前后因子层数和消耗时间对比

Tab.1 Comparison of the factor numbers and time consumptions before and after system improvement

		128 × 128		256 × 256	
		camera	Lena	camera	Lena
原系统	层数	22	16	19	13
	时间/s	28.593	10.234	91.250	55.234
改进系统	层数	17	17	17	17
	时间/s	4.288	3.562	28.406	35.140

2 基于图像因子分解的增强算法

2.1 对比度定义及人眼视觉特性

图像局部的对比度 $C(i, j)$ 通常是被定义为图像中物体和背景之间的差异程度, 而这种差异主要体现在图像的边缘和轮廓上, 所以, 采用最初由 Beghdadi 和 Negrate^[16] 提出的一种基于图像平均边缘灰度值的对比度定义方法

$$C(i, j) = \frac{|I(i, j) - \bar{E}(i, j)|}{I(i, j) + \bar{E}(i, j)} \quad (9)$$

$$\bar{E}(i, j) = \frac{\sum_{m, n \in R} \Delta(m, n) I(m, n)}{\sum_{m, n \in R} \Delta(m, n)} \quad (10)$$

式中 $I(i, j)$ 为位于 (i, j) 的像素灰度值, $\bar{E}(i, j)$ 为位于 (i, j) 的像素平均边缘灰度值, R 为以 (i, j) 为中心的矩形窗口, $\Delta(m, n)$ 为属于该窗口内的位于 (m, n) 的像素与其邻近八邻域的平均灰度值的差的绝对值。本文采用大小为 7×7 的窗口, 可以在抑制噪声的同时保留图像的细节成分^[17]。

人类视觉系统是一个具有很大范围的非线性系统, 对进入到视觉域内光线的处理相当于一个带通滤波器, 其特性可以通过对比度敏感度函数来描述^[17]。图像的对比度不仅取决于图像的空间频率还与物体所处的背景光照强度有关系。不同光照背景下, 人眼能分辨的最小亮度差异 JND^[2] (just noticeable difference) 与背景光照强度的比值被称为对比度灵敏度阈值 C_{jnd} 。Tian 和 Sanjit 等人^[18] 通过视觉实验测定了不同光照背景 f 下人眼能分辨的最小亮度差异值, 进而获得了对比度阈值

$$C_{jnd}(f) = \frac{Jnd(f)}{Jnd(f) + 2f} \quad (11)$$

$$Jnd(f) = \begin{cases} 20 & 0 \leq f \leq 24 \\ 20 & 24 < f \leq 40 \\ 10 & 40 < f \leq 240 \\ 20 & 240 < f \leq 255 \end{cases} \quad (12)$$

2.2 基于图像因子分解的增强算法流程

结合上述人眼视觉特性, 根据图像因子的局部对比度是否达到对比度阈值对每层因子进行适度增强, 最后重构出增强图像。提出的基于 PCNN 图像因子分解的图像增强算法流程如下:

1) 图像预处理 对于原图像 X 中灰度值为 0 的像素用图像的最小且为正的灰度值 I_{\min} 代替, 然后对图像进行归一化, 得到 X_m 。

2) PCNN#2 参数初始化 初始连接强度系数 $\beta(0)$ 及其衰减因子 k_β 、耦合连接量化阈值 L_γ 、阈值衰减步长 $d_\theta(0)$ 及其衰减因子 k_θ 、复位阈值 V_θ 分别初始化为 0.5, 0.5, 0.01, 0.05, 0.5, 10。邻域加权系数 W 设为 $[0.707, 1, 0.707; 1, 1, 1; 0.707, 1, 0.707]$, 初始化 L, U, Y 为全 0 矩阵, 输入 $G(0)$ 初始为 X_m , 循环周期 $n=0$ 。

3) 第 $n+1$ 层因子分解 阈值 θ 初始为全 1 矩阵, 将 PCNN#2 的输入 $G(n)$ 作为外部刺激 S , 按照式(1)–(4)进行迭代使 PCNN 神经元点火。

4) 输入重新归一化 对于点火像素 (i, j) , 输出的图像因子 Fct_{n+1} 像素的灰度值 $Fct_{n+1}(i, j)$ 为点火时刻阈值 $\theta(i, j)$ 。利用式(6)对当前 PCNN#2 的输入重新归一化, 并作为下周期的输入。

5) 阈值衰减复位 根据式(5), 对于点火像素 (i, j) , 阈值置为 V_θ , 使得在第 $n+1$ 层因子分解中不再被点火激发。如果所有像素都已经点火过, 则转步骤 7), 否则阈值进行线性衰减后, 转步骤 6) 继续。

6) 连接系数、阈值衰减步长衰减 连接系数和阈值衰减步长分别按照式(7)(8)衰减。

7) 如果第 $n+1$ 层图像因子 Fct_{n+1} 的所有像素灰度值均为 1, 则分解过程停止, 所得因子层数 N 为 $n+1$, 否则 $n=n+1$, 转步骤 3) 继续分解。

8) 计算图像因子的局部对比度和对比度阈值 根据式(9) — (12) 计算每层图像因子的局部对比度 C_s 以及对比度阈值 $C_{ind}(Fct_s)$, $s=1, 2, \dots, N$ 。

9) 对图像因子平滑滤波、确定增益矩阵 对于第 s 层图像因子 Fct_s , 用大小为 $R_s \times R_s$ 矩形窗口对其平滑滤波后得到平滑图像因子 $AFct_s$, 则图像因子增益矩阵 $G_s = Fct_s ./ AFct_s$, R_s 取值为 $[2(N-s)+3]$ 。

10) 调节增益矩阵 对于图像因子 Fct_s 的像素 (i, j) , $G_s(i, j) = [G_s(i, j)]^{\psi(i, j)}$ 。其中增益指数 $\psi(i, j)$ 取值方法为: 如果局部对比度 $C_s(i, j)$ 小于阈值对比度 $C_{ind}(Fct_s(i, j))$, 则等于 $[\lambda_0 + \lambda_1$

$(C_{ind}(Fct_s(i, j)) - C_s(i, j))]$; 否则取值为 λ_0 。其中调节系数 λ_0, λ_1 根据实验取值为 1.5 和 1.2。

11) 图像因子增强并重构 对每一层图像因子进行增强: $EFct_s = Fct_s * G_s^{\psi}$ 。然后依次相乘重构出增强图像: $EX = EFct_1 * EFct_2 * \dots * EFct_N$, 并对增强后的图像重新归一化。

以上各步骤中的运算符 $*$ 以及 $./$ 分别表示矩阵对应元素的乘、除法。

3 实验仿真结果及分析

图 2 中第 1 行和第 2 行分别是利用本文算法对利用 X 光成像的一幅乳腺图像和一幅胸腔图像进行因子分解的结果, 两幅图像显示的尺寸大小分别为原始图像的 30% 和 50%。图 2 中, (a) — (f) 和 (g) — (l) 依次分别为原图像、前 4 层图像因子以及未经增强的重构图像。

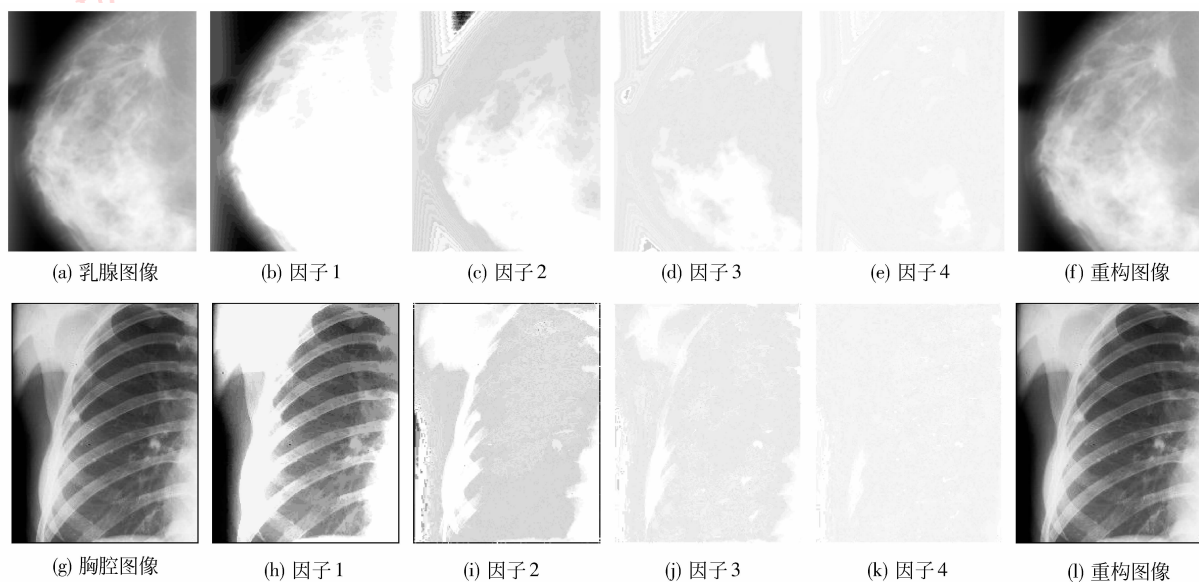


图 2 图像因子分解结果

Fig. 2 Results of image factorization

从分解结果中可以看出, 原图像中由粗糙到精细的细节依次在各层图像因子中呈现, 而重构图像跟原图像几乎一样。输入的医学图像被分解后, 按照提出的增强算法流程对各层因子分别增强, 然后重构归一化即可获得增强图像。

为了进行对比, 图 3 给出了一些常用图像增强算法的增强效果, 其中 (a) — (f) 和 (g) — (l) 分别是原图像以及利用直方图均衡 (HE)、自适应直方图

均衡 (AHE)、对比度映射函数为平方根函数的直接对比度增强 (SDCE) 以及文献 [2] 提出的基于最小亮度差异的自适应增强算法 (JGACE) 和本文算法对上述两幅图像增强的效果。对比图中标记区域, 可以看出本文算法适度地增强了乳腺图像中出现纤维化的病灶细节, 突出了胸腔内肺部病源区域, 有利于临床医生准确诊断。

为进一步比较, 本文还利用图像的灰度方差、背

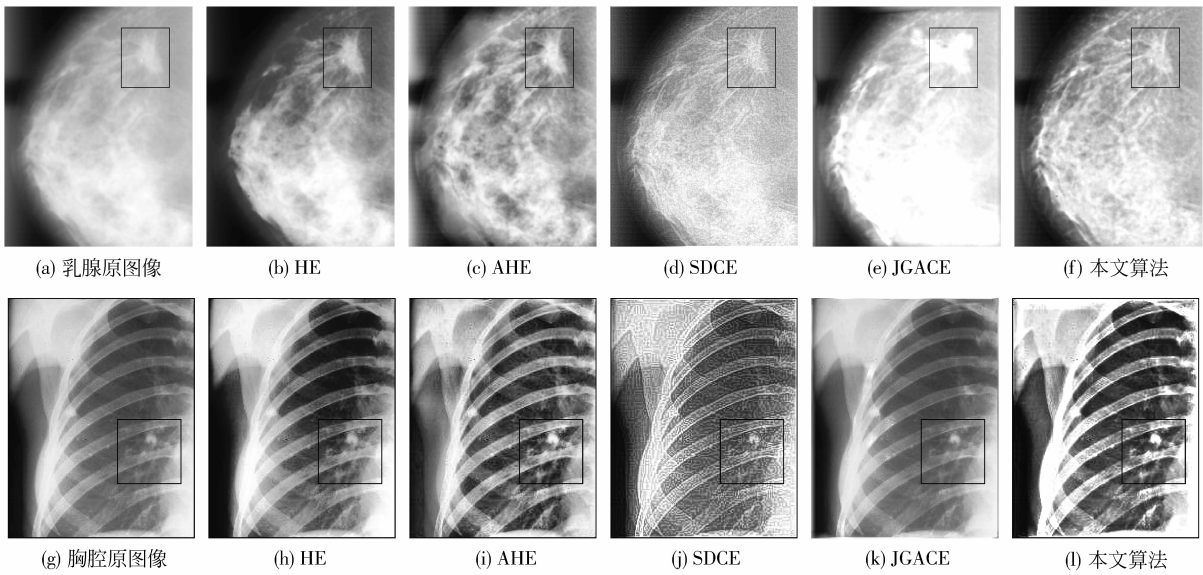


图 3 增强图像对比效果

Fig. 3 Comparison of enhanced images

景方差 (BV)、细节方差 (DV)、细节背景方差比 (DV/BV) 和峰值信噪比 (PSNR) 对乳腺图像的各种算法增强效果进行量化分析,如表 2 中所示。其中,求取图像局部方差的窗口大小为 3×3 ,并以每幅图像的局部方差直方图的最大值作为背景和细节的阈值,大于该阈值则为细节部分,否则为背景部分。

表 2 不同算法增强图像量化分析 (乳腺图像)

Tab. 2 Quantitative evaluation of enhanced images using different methods (mammogram)

	方差	BV	DV	DV/BV	PSNR
原图像	63.519 8	0.798 7	5.887 3	7.370 8	—
HE	74.743 9	1.988 9	18.734 4	9.419 6	15.559 2
AHE	50.591 1	4.145 6	31.337 2	7.559 1	17.674 8
SDCE	66.161 9	20.178 4	185.586	9.197 3	24.899 6
JGACE	72.306 3	0.665 1	22.948 3	34.502 8	16.575 3
本文算法	66.858 5	3.465 1	39.327 4	11.349 7	27.476 6

根据 BV 和 DV 的原理,DV 值越大表示图像细节越丰富,BV 值越小则图像噪声越小、背景越均匀;而 DV/BV 值越大,表示图像信噪比越高、增强效果越好。对比而言,直方图均衡增强后图像灰度方差最高,但会导致部分细节过增强或欠增强;直接对比度增强 DV 值最大,增强后细节最丰富,但同时也放大了背景部分,导致图像整体性视觉效果不好;JGACE 方法的 DV/BV 值最大,增强效果应该是最 好的,但由于对图像细节所处的背景光照的依赖性较大^[3],增强后导致细节畸变,总体视觉效果也不

太理想;而本文提出的算法在细节背景方差比值上并不是最优的,但对医学图像的细节进行了适度地增强,并在抗噪声性能上取得了不错的效果,增强效果更利于临床医生进行准确诊断。

4 结 论

利用一种改进的 PCNN 图像因子分解算法,将输入的 X 线医学图像进行因子分解,然后对各层图像因子进行平滑获得增益矩阵,并根据局部对比度是否达到对比度阈值自适应增强图像。由于结合了人眼视觉特性,增强图像更加符合视觉特性,有助于临床医生准确诊断。

当然,利用 PCNN 对医学图像进行因子分解再进行增强方法是 PCNN 在图像处理应用领域的一种新的尝试,还需要进一步提高 PCNN 图像因子分解算法的速度、消除图像因子增强过程中的噪声干扰以及更有效地利用人眼视觉特性的研究成果来进一步提高本文算法的增强效果。

参考文献 (References)

[1] Nagesha, Kumar G H. A Level Crossing Enhancement Scheme for Chest Radiograph Images [J]. Computers in Biology and Medicine, 2007, 37(10) :1455-1460.
 [2] Ji T L, Sundareshan M K, Roehrig H. Adaptive image contrast

- enhancement based on human visual properties [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1994, 13(4):573-586.
- [3] Lin T H, Kao T. Adaptive local contrast enhancement method for medical images displayed on a video monitor [J]. Medical Engineering & Physics, 2000, 22(2):79-87.
- [4] Panetta K A, Wharton E J, Agaian S S. Human visual system-based image enhancement and logarithmic contrast measure [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, PartB, 2008, 38(1):174-188.
- [5] Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M, et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: simulations of results from cat visual cortex [J]. Neural Computation, 1990, 2(3):293-307.
- [6] Johnson J L, Ritter D. Observation of periodic waves in a pulse-coupled neural network [J]. Optic Letters, 1993, 18(15):1253-1255.
- [7] Liu Qing, Ma Yide, Qian Zhibai. Automated image segmentation using improved PCNN model based on cross-entropy [J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(5):579-584. [刘勍, 马义德, 钱志柏. 一种基于交叉熵的改进型 PCNN 图像自动分割新方法[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(5):579-584.]
- [8] Zhang Junying, Lu Tao. Enhancement of image by PCNN [J]. Computer Engineering and Application, 2003, 39(19):93-95. [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.]
- [9] Li Guoyou, Li Huiguang, Wu Tihua, et al. Applications of PCNN and Otsu theories for image enhancement [J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2005, 16(3):358-362. [李国友, 李惠光, 吴惕华, 等. PCNN 和 Otsu 理论在图像增强中的应用[J]. 光电子·激光, 2005, 16(3):358-362.]
- [10] Li Guoyou, Li Huiguang, Wu Tihua. The image enhancement based on modified pulse coupled neural network and genetic algorithm [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2005, 19(3):304-309. [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.]
- [11] Wu Erwei, Zhou Dongming, Zhao Dongfeng, et al. Multilevel gray image contrast enhancement approach using double level PCNN [J]. Journal of Yunnan University (Natural Science Edition), 2007, 29(5):459-464. [武尔维, 周冬明, 赵东风, 等. 基于双层 PCNN 的多级灰度图像增强[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2007, 29(5):459-464.]
- [12] Ma Yide, Wang Zhaobin. PCNN's application in image enhancement [EB/OL]. (2005-08-15) [2009-06-10]. www.paper.edu.cn. [马义德, 王兆滨. PCNN 在图像增强中的应用 [EB/OL]. (2005-08-15) [2009-06-10]. www.paper.edu.cn.]
- [13] Johnson J L. Pulse-coupled neural nets translation, rotation, scale, distortion, and intensity signal invariance for images [J]. Applied Optics, 1994, 33(26):6239-6253.
- [14] Johnson J L, Padgett M L. PCNN models and applications [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3):480-498.
- [15] Johnson J L, Padgett M L, Friday W A. Multi-scale image factorization [DB/OL]. (2002-08-06) [2009-06-10]. <http://ieeexplore.ieee.org/>.
- [16] Beghdadi A, Negrate A L. Contrast Enhancement Technique Based on Local Detection of Edges [J]. Computer Graphics and Image Processing, 1989, 46(4):162-174.
- [17] Kim J K, Park J M, Song K S, et al. Adaptive mammographic image enhancement using first derivative and local statistics [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1997, 16(5):495-502.
- [18] Yu T H, Mitra S K. Histogram-shape preserving algorithm for image enhancement [DB/OL]. (2002-08-06) [2009-06-10]. <http://ieeexplore.ieee.org/>.