

元胞自动机在图像高密度椒盐噪声去噪中的应用

李 伟¹, 杨绍清², 刘松涛²

(1. 海军大连舰艇学院研究生1队, 辽宁 大连 116018; 2. 海军大连舰艇学院信息与通信工程系, 辽宁 大连 116018)

摘要: 为了提高对高密度椒盐噪声的滤波效果, 针对图像椒盐噪声的特点, 本文提出了一种基于元胞自动机的去噪算法。元胞自动机最核心的是状态转移函数, 本算法采用 Moore 邻域的形式设计了一种新的状态转移函数。我们把这种算法对图像处理的结果和经典的中值滤波等处理的结果的图像和它们的 PSNR 值进行比较, 结果表明本文提出的算法对椒盐噪声, 尤其对高密度椒盐噪声的滤波, 在视觉和客观指标上都有更好的去噪效果。

关键词: 椒盐; 元胞自动机; 状态转移函数; PSNR

中图分类号: TN391.4 **文献标识码:** A

Cellular automata for image serious salt-pepper noises filtering

LI Wei¹, YANG Shao-qing², LIU Song-tao²

(1. Postgraduate Team 1 of Dalian Naval Academy, Dalian 116018, China;

2. Dept. of Information and Communication Engineering, Dalian Naval Academy, Dalian 116018, China)

Abstract: For improving the effect of serious salt-and-pepper noises filtering, according to the salt-and-pepper noises' feature, a novel denoising algorithm based on cellular automata was proposed. Cellular automata's core is the state transition function, this paper adopted a new state transition function with a Moore neighborhood. Compared images and their PSNR filtered by classical median filtering and so on. The result showed the new denoising algorithm especially while the noises is very serious has better denoising effect in sense of sight and objective indicators.

Key words: salt-and-pepper; cellular automata; state transition function; PSNR

1 引言

图像的椒盐噪声一般是由图像传感器、信道传输、解码处理等过程中产生的黑白相间的亮暗点噪声。它是由随机产生的黑点(灰度值是0)和白点(灰度值是255)构成的。在处理图像的椒盐噪声上,中值滤波是一种经典有效的非线性滤波方法。尽管中值滤波法对消除椒盐噪声非常有效,但是中值滤波会改变一些没有被噪声“污染”的点,尤其在图像受到噪声“污染”比较严重时,它不能很好地区分真实点和噪声点。于是很多人提出了改进的中值滤波方法,包括加权的的中值滤波^[1]、中心加权中值滤波^[2]、方向中值滤波^[3]、开关中值滤波^[4]等。虽

然这些改进的算法对处理效果在一定程度上有所改进,但是对受到高密度椒盐噪声“污染”的图像的去噪,还没有一个理想的算法能达到很好的效果。因此对图像高密度椒盐噪声的去噪方法仍然有待改进。

元胞自动机(cellular automata, CA)是一个时间和空间都离散的动力系统。分布在规则格网(Lattice Grid)中的每一元胞(Cell)取有限的离散状态,依据确定的局部规则同步更新。大量的元胞通过简

作者简介:李 伟(1978-),男,硕士研究生,主要研究方向是数字图像处理。E-mail:leeWei1982@126.com

收稿日期:2000-12-05;修订日期:2009-12-28

单的相互作用而构成动态系统的演化。自从20世纪40年代,冯·诺伊曼^[5]提出元胞自动机以后,吸引了众多学者在这方面进行研究,而且取得了许多成果,但是把元胞自动机应用在图像处理领域的还很少。Hernandez Gonzalo^[6]等提出了一些基于元胞自动机的图像增强算法,相对于经典的增强算法元胞自动机算法简单且可实时实现,并取得很好的增强效果;Wongthanasu^[7]等提出了在冯·诺伊曼邻域上的一致自动机规则,在二值和灰度图像上进行边缘检测。国内也有少数人对这方面进行了研究。刘松涛^[8]等提出了基于元胞自动机的红外图像边缘检测新方法。王宏、张运杰^[9]等研究并提出了基于模糊元胞自动机模型的图像分割算法。但是,国内还很少有人把元胞自动机应用于高密度椒盐噪声的去噪中,因此,在这个方面还有很多工作有待开展。

当椒盐噪声密度很大时,可能被处理的像素周围大部分点都被噪声“污染”,在这种情况下,经典的滤波方法不能很好地区分真实点和污染点,往往真实点也被错误的处理。元胞自动机的核心是状态转移函数,也就是对元胞状态演化算法的设计。针对椒盐噪声很严重时这种情况,本文在 Moore 邻域内设计了一种新的状态转移函数。元胞自动机能够考虑当前元胞和邻域元胞状态之间的相关性,经典滤波方法则无法体现。仿真实验结果表明,我们提出的算法对去除图像的椒盐噪声,尤其是高密度的椒盐噪声有很好的效果,是可行的。

2 元胞自动机

元胞自动机是一种复杂系统的动力模型,在20世纪50年代 Von Neumann 和 Ulam 首次提出了元胞自动机的概念以后,一直到现在,元胞自动机已经应用在许多方面。在图像处理领域,我们应用的是有限状态机(FSM),它能够提取图像的边缘,对图像进

行锐化和去噪等。

2.1 元胞自动机模型

标准的元胞自动机是一个四元组 $A = \{d, S, N, f\}$ 。A 代表一个元胞自动机系统; d 表示 A 的维数,是一个正整数; S 是一个有限状态集; N 是一个 Z^d 的包含 n 个不同元胞状态的空间矢量,表示邻域内元胞的组合, $N = (S_1, S_2, \dots, S_n)$; f 表示将 S^n 映射到 S 上的一个局域转换规则。元胞排列成无限 d 维阵列,其位置由 Z^d 来索引, Z^d 为整数 d 元组集合。一个元胞 $s \in Z^d$ 的邻元是指在位置 $S + S_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 处的元胞。局部规则 f 给出了一个元胞根据其邻元前一时刻的状态来导出新状态的规则。若元胞的状态有 k 种,状态更新由自身及其四周邻近的 n 个元胞状态共同决定,那么可能的演化规则有 k^n 种,这正是模拟复杂现象所必需具备的条件。对于不同的系统,可以用不同的格子形状、不同的状态集合、不同的演化规则来构成不同的元胞自动机。

2.2 元胞自动机的邻域模型

元胞自动机有不同维数的自动机,越高维的自动机越能精确地演化复杂的现象,却越难获得自动机的演化规则,因为数字图像都是2维的,所以我们选择2维的自动机来处理。 N 是自动机的邻域,它是用来描述邻域细胞的,人们经常用到的是冯·诺伊曼邻域和 Moore 邻域。

冯·诺伊曼邻域的定义是:

$$N_{i,j} = \{(k,l) \in L \mid |k-i| + |l-j| \leq r\} \quad (1)$$

Moore 邻域的定义是:

$$N_{i,j} = \{(k,l) \in L \mid |k-i| \leq r \wedge |l-j| \leq r\} \quad (2)$$

图1是 $r=1$ 和 $r=2$ 时的两种邻域。

不同的问题应该定义不同的初始状态,选择不同的邻域,定义不同的状态转移函数。本文选择 $r=1$ 的 Moore 邻域。

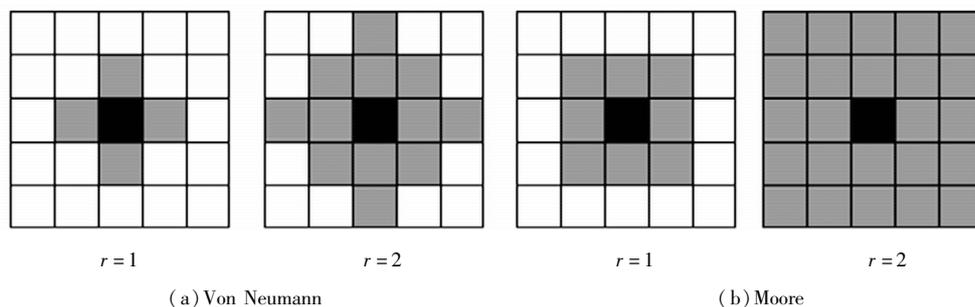


图1 $r=1$ 和 $r=2$ 时冯·诺伊曼邻域和 Moore 邻域

3 基于元胞自动机的算法

3.1 算法的提出

通常对于自然的图像而言,图像邻域中的各像素间的灰度值是具有很强的相关性,也就是说它们之间的灰度值相差不大,除了孤立点,边缘点也有同样的特性。如果出现某一像素的灰度值比邻域中的其他像素的灰度值大很多或小很多,那么它很有可能就是噪声点,这也是我们去噪的基本依据。但是邻域中最大,最小值点却并不一定是噪声点。也就是说当前像素若为噪声点则一般是邻域中的最大、最小值点,然而当前像素若为最大、最小值点却并不一定是噪声点。元胞自动机能够有效解决这一问题,它不仅能够很好地考虑当前元胞和邻域元胞状态之间的相关性问题,而且能区分当前像素为邻域最大,最小值点时是否为噪声点,这在处理受到高密度椒盐噪声“污染”的图像时是非常有价值的。我们的算法首先把当前元胞的状态和整个 Moore 邻域中元胞的状态的最大、最小值作比较,找到状态在 Moore 邻域不是最大、最小值的当前元胞,保证其不被处理。然后对于那些状态是 Moore 邻域中元胞的状态的最大、最小值的当前元胞,我们根据当前 Moore 邻域中存在的元胞状态和邻域中状态的最大、最小值的关系分类进行处理。

3.2 状态转移函数

(1) t 时刻当前 Moore 邻域元胞状态向量是 $N_{i,j}^t$, 计算 $N_{i,j}^t$ 内各元胞状态的均值 \bar{S} , 最大值 S_{\max} 和最小值 S_{\min} , 假如当前细胞状态 $S_{i,j}^t$ 满足 $S_{\min} < S_{i,j}^t < S_{\max}$ 时, $S_{i,j}^{t+1} = f(N_{i,j}^t) = S_{i,j}^t$;

(2) 假如去除 $N_{i,j}^t$ 中状态为 S_{\max} 和 S_{\min} 的元胞, 邻域中不再有元胞, 执行第③步; 否则, 计算 $N_{i,j}^t$ 内剩余各元胞状态的均值 \bar{S}' , 最大值 S'_{\max} 和最小值 S'_{\min} , 然后执行第④步;

(3) T 是设定一个阈值, 若 $S_{\min} > T$, 则 $S_{i,j}^{t+1} = f(N_{i,j}^t) = S_{\min}$, 若 $S_{\max} < 255 - T$, 则 $S_{i,j}^{t+1} = f(N_{i,j}^t) = S_{\max}$, 否则 $S_{i,j}^{t+1} = f(N_{i,j}^t) = \bar{S}$;

(4) 在图像对比度较低的情况下, 为了突出 S'_{\min} , S'_{\max} 和当前元胞状态 $S_{i,j}^t$ 的差异, 我们用 S'_{\min} ,

S'_{\max} 的 2 次方和 $S_{i,j}^t$ 作比较。 T' 是设定一个阈值, 若 $S_{\min}^2 / S_{i,j}^t < T'$ 且 $S_{i,j}^t / S_{\max}^2 < T'$, 则 $S_{i,j}^{t+1} = f(N_{i,j}^t) = S_{i,j}^t$, 否则 $S_{i,j}^{t+1} = f(N_{i,j}^t) = \bar{S}'$ 。

4 仿真结果

我们采用经典 PSNR 法对滤波效果进行评估, PSNR 是最普遍, 最广泛使用的评鉴画质的客观量测法, PSNR 值越大, 就代表滤波后的图像失真越少。 PSNR 的表达式为:

$$\text{PSNR} = 10 \lg \left[\frac{255^2}{\text{MSE}} \right] \quad (3)$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [I(i, j) - \hat{I}(i, j)]^2 \quad (4)$$

其中, M, N 分别是图像矩阵的行数和列数; $I(i, j)$ 和 $\hat{I}(i, j)$ 分别是原图像和滤波后图像的第 i 行, 第 j 列像素的灰度值。

表 1 和图 2 分别是不同程度的噪声干扰的 Cameramen 图像在不同滤波器滤波后的 PSNR 值和仿真图像。仿真实验结果表明: 中值滤波效果最差, 尽管在窗口变大时, 它的执行时间会变快, 但图像会丢失更多的细节信息, 图像变得模糊, 滤波效果会下降; 自适应中值滤波比中值滤波效果要好, 但是, 在图像受到噪声“污染”严重时, 它的效果也不理想。本文提出的在 Moore 邻域下的元胞自动机算法对图像进行滤波, 无论是从视觉效果还是客观指标效果都比以上方法有很大改进, 尤其是在图像受到噪声“污染”严重时, 效果会更加明显, 这主要是因为元胞自动机不仅能够考虑了当前元胞和邻域元胞状态之间的相关性, 而且能够区分当前元胞状态是邻域内元胞状态最大、最小值的元胞是否为噪声点, 然而经典的滤波算法却无法实现这一特点。

表 1 不同程度噪声干扰下的 Cameramen 图像用不同的滤波器的滤波后的 PSNR 值

噪声比率/%	10	40	80
Cameraman 图像	8.83	8.65	8.53
中值滤波 3×3	12.15	11.07	10.35
自适应中值滤波	13.21	12.73	12.01
CA (Moore 邻域)	16.53	14.15	13.83



图2 不同程度噪声干扰下的 Cameramen 图像用不同的滤波器的滤波后图像

5 结 论

在图像处理领域中,元胞自动机是一种非常有效的工具,元胞自动机能够根据周围变量的状态来修正自身的状态,即当前元胞能够充分利用邻域元胞状态中的有效信息调整自身的状态,让

自身更好地与周围进行融合,因此采用这样的算法,可以让当前被处理像素充分利用邻域像素中的有效信息,很好地保留原图像的细节和边缘信息。本文提出了一种在 Moore 邻域中的元胞自动机算法(状态转移函数),把元胞自动机应用在图像的

去噪中,有效地滤除图像的椒盐噪声,尤其是高密度椒盐噪声。当图像被高密度椒盐噪声“污染”时,可能整个 Moore 邻域中的像素点都是噪声,传统的滤波算法不能有效的处理,但是元胞自动机算法却依然能够很有效。

参考文献:

- [1] D Brownrigg. The weighted median filter [J]. Commun. Assoc. Compute, 1984:807 - 818.
- [2] S J Ko, Lee Y H. Center weighted median filter and their application to image enhancement [J]. IEEE Trans. circ. Syst, 1991, 38:984 - 933.
- [3] 曲大健. 数学形态学在指纹图像处理中的应用及指纹比对算法 [D]. 北京:清华大学, 1989.
- [4] Sun T, Neuvo Y. Detail-preserving median based filters in image processing [J]. Pattern Recognit. Lett. , 1994, 15: 341 - 347.
- [5] J von Neumann. Theory of self-reproducing automata [M]. Urbana: University of Illinois Press, 1966.
- [6] Hernandez Gonzalo, Hans J Herrmann. Cellular automata for elementary image enhancement [J]. Graphical Models and Image Processing, 1996, 58(1): 82 - 89.
- [7] Wongthanavas S, Sadananda R. A CA-based edge operator and its performance evaluation [J]. J. Vis. Commun. Image R. , 2003, (14): 83 - 96.
- [8] 刘松涛, 周晓东, 杨绍清. 基于元胞自动机的红外图像增强新方法 [J]. 红外与激光工程, 2006, (35): 499 - 502.
- [9] Chang Chun-ling, Zhang Yun-jie, Dong Yun-ying. Cellular automata for edge detection of images [C] // Proceedings of the Third International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2004: 3830 - 3834.