

基于云理论的图像自适应滤波新方法

葛秘蕾¹, 赵宝奇², 刘永进¹

(1. 中国航空工业集团公司洛阳电光设备研究所, 河南 洛阳 471000;

2. 中国人民解放军驻六一三所军事代表室, 河南 洛阳 471000)

摘要: 提出一种去除椒盐噪声的自适应云理论滤波算法, 该算法采用云的极大判定法则将图像中的像素分类为噪声点和信息点。对检测出的噪声点, 利用周围信息点通过自适应云推理进行去除, 信息点保持其灰度值不变直接输出。实验结果表明, 该算法能有效去除椒盐噪声, 保护图像细节, 尤其在高强度噪声下, 优势突出, 较传统中值滤波及其改进算法有更好的滤波性能。

关键词: 图像处理; 椒盐噪声; 噪声检测; 噪声去除; 自适应; 云理论

中图分类号: V271.4; TP751.1

文献标志码: A

文章编号: 1671-637X(2016)02-0070-04

A New Image Adaptive Filtering Algorithm Based on Cloud Theory

GE Mi-lei¹, ZHAO Bao-qi², LIU Yong-jin¹

(1. Luoyang Institute of Electro-Optical Equipment, AVIC, Luoyang 471000, China;

2. Military Representative Office of PLA in No. 613 Institute, Luoyang 471000, China)

Abstract: An adaptive cloud theory filtering algorithm is proposed for salt and pepper noise removal, which divides the pixels of an image into signal part and noise part by means of the cloud maximum judgment criterion. The detected noise pixels are removed by using the adaptive cloud forecast, while the signal ones remain unchanged and are output directly. Experimental results indicate that: 1) The proposed method can suppress salt and pepper noise and preserve image details effectively; and 2) The filtering effect of our method outperforms that of the traditional and the improved median filtering, especially under the condition of high-intensity noise.

Key words: image processing; salt and pepper noise; noise detection; noise removal; adaptation; cloud theory

0 引言

图像在传输和形成过程中经过含噪声的线路或被电子感应噪声所污染时, 会产生噪声。其中, 椒盐噪声是导致图像质量下降的主要因素之一。由于硬件设备的物理缺陷以及传输过程中的解码错误很难避免, 因此去除椒盐噪声在图像处理领域非常重要。早在19世纪70年代, 针对图像中的脉冲噪声, 文献[1]提出了中值滤波算法, 并在实际应用中获得成功, 随后又出现了多种基于中值滤波的改进算法。一些中值滤波方法的改进型虽然能够取得一定的边缘保护效果, 但对于细节较多的复杂图像, 仍然不能取得令人满意的效果^[2-5], 其原因在于忽略了脉冲噪声的一个内在属

性——不确定性。

在人工智能领域, 对知识和推理的不确定性主要分为模糊性和随机性两种。基于传统模糊集理论和概率统计的定性定量不确定性转换模型——云模型^[6]兼顾了上述两种特性, 通过自身的3个数字特征: 期望 E_x 、熵 E_n 和超熵 H_c , 来表征对象的不确定性。

从云理论诞生至今的十多年里, 越来越多的学者关注到了此理论集模糊性和随机性于一体的优势, 但对其研究主要集中在人工智能、数据挖掘、模糊控制等领域, 直到近些年才有个别学者将其引入图像处理中, 在图像分割、边缘提取等方面得到了很好的应用。本文提出一种基于云理论的自适应图像去噪方法, 首先对噪声图像进行云变换和概念跃升, 生成表征不同对象的云模型以检测出噪点, 然后利用云模型对噪点像素进行云的定性推理, 按照图像噪声污染程度的不同, 自适应变换窗口大小, 最终实现去噪功能。

收稿日期: 2015-01-19

修回日期: 2015-04-12

作者简介: 葛秘蕾(1983—), 女, 黑龙江鸡西人, 硕士, 工程师, 研究方向为信号与信息处理。

1 云理论的基本概念

1.1 云的基本定义和数字特征

假设 U 是一个用精确数值表示的定量论域, $X \subseteq U$, T 是 U 空间上的定性概念。 U 中的元素 x 对 T 的隶属的确定度 $C_T(x) \in [0, 1]$ 是一个有稳定倾向的随机数, 则概念 T 从论域 U 到区间 $[0, 1]$ 的映射在数域空间的分布称为云 (cloud)^[7]。其表达式为

$$C_T(x): U \rightarrow [0, 1] \quad (1)$$

$$\forall x \in X (X \subseteq U) \quad (2)$$

$$x \rightarrow C_T(x) \quad (3)$$

云模型是一种概念的形式化表达和分析的新理论, 主要反映客观世界或人类知识中概念的模糊性和随机性, 以及二者之间的关联性, 构成定性和定量间的映射。云模型是云理论的基础和核心, 也是云运算、云推理、云控制等方法的基础。概念的整体特性可以用云的数字特征来反映, 云模型具有期望 E_x 、熵 E_n 和超熵 H_e 3 个数字特征。期望 E_x 是概念在论域中的中心值, 是最能代表这个定性概念的值。熵 E_n 是定性概念模糊度的度量, 反映了在论域中可被这个概念所接受的数值范围。超熵 H_e 反映了云滴的离散程度。

1.2 云变换

云变换, 就是从某一论域的实际数据分布中恢复其概念描述的过程, 即在云模型的基础上, 对不规则数据分布进行数学变换, 使之成为若干个大小不同的云的叠加。叠加的云越多, 误差越小。云变换也就是从连续的数值区间到离散的概念的转换过程^[8]。由于在数学中已经证明, 任意一种概率分布都可以分解为若干正态分布之和, 考虑到正态云模型的普适性, 可将论域上数据的频率分布视为若干正态云的叠加, 从而实现定量数据到定性概念的转换。云变换的数学表达式为

$$g(x) = \sum_{i=1}^n (a_i * f_i(x)) + \varepsilon(x) \quad (4)$$

$$0 < \max(|g(x) - \sum_{i=1}^n (a_i * f_i(x))|) < \varepsilon \quad (5)$$

式中: $g(x)$ 为数据分布函数; $f_i(x)$ 为云模型的期望函数; a_i 为幅度系数; n 为叠加的云的个数; ε 为误差阈值, 用于控制熵的构造和迭代拟合次数; $\varepsilon(x)$ 为误差曲线。

1.3 云的概念跃升

通过云变换可以得到一系列原子概念云, 而在原子概念层和上层概念之间, 通常还有其他概念层存在。因此需要对原子概念进行概念的跃升。

概念跃升算法步骤如下所述。

1) 按下式定义期望曲线 $MEC'_{C_i}(x)$, 即

$$MEC'_{C_i}(x) = \begin{cases} MEC_{C_i}(x) & MEC_{C_i}(x) \geq MEC_{C_j}(x) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

2) 计算截断熵

$$E'_{ni} = \frac{2}{\sqrt{2\pi}} \int_U MEC'_{C_i}(x) dx \quad i = 1, 2 \quad (7)$$

3) 计算合并后云模型的数字特征

$$E_x = \frac{E_{x1}E'_{n1} + E_{x2}E'_{n2}}{E'_{n1} + E'_{n2}} \quad (8)$$

$$E_n = E'_{n1} + E'_{n2} \quad (9)$$

$$H_e = \frac{H_{e1}E'_{n1} + H_{e2}E'_{n2}}{E'_{n1} + E'_{n2}} \quad (10)$$

1.4 云的极大判定法则

将概念树应用于像素分类所面临的基本问题是隶属概念的判定。图像经过概念跃升后的云模型, 采用极大判定法则作为检测噪点的准则, 检测噪声点和信息点。

极大判定法则原理如图 1 所示。

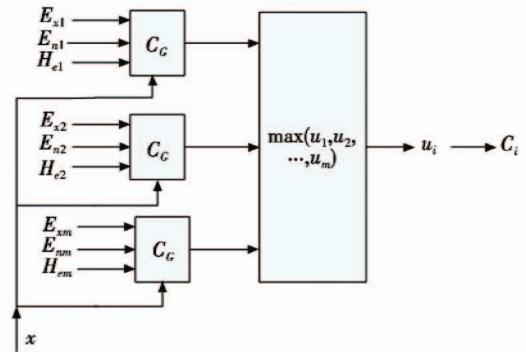


图 1 极大判定法的原理图

Fig. 1 Diagram of maximum judgment criterion

1.5 云模型的定性推理

云模型的定性推理是用云模型作为概念的基本表示, 由多条定性规则构成规则库, 每一条定性规则分为规则前件和规则后件两部分, 并采用云模型对语言概念进行描述, 分别表示定性规则的条件部分和结论部分。表示规则前件的云模型称为前件云 (X 条件云) 或输入云模型, 表示规则后件的云模型称为后件云 (Y 条件云) 或输出云模型, 当输入一个特定的条件激活定性规则时, 通过推理引擎实现云模型的定性推理。

如图 2 所示, 设有规则 if A ; then B , 其中, 输入云模型 $A = (E_{xA}, E_{nA}, H_{eA})$ 和输出云模型 $B = (E_{xB}, E_{nB}, H_{eB})$ 分别对应于论域 U_1 和 U_2 上的概念 C_1 和 C_2 。

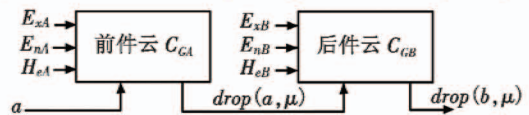


图 2 单规则推理

Fig. 2 Single-rule reasoning

2 基于云理论自适应滤波算法描述

本文提出的图像滤波方法分噪声检测和噪声滤波两步进行。先检测噪声像素,然后设计一个基于云理论的自适应滤波器对噪声像素滤波,之后保持非噪声像素不变,从而达到消除噪声、保护图像细节的目的。

2.1 噪声检测算法原理

噪声检测在图像滤波中起着至关重要的作用,滤波效果的好坏取决于能否准确地检测出噪声像素。本文提出的噪声检测算法由多个云模型组成。首先将像素值作为输入,输出为该像素对各个云模型的隶属度,通过云的极大判定法则来判别当前像素是否为噪声像素。本文提出的基于云理论的噪声检测算法原理如下所述。

1) 对图像的灰度频率分布函数 $f(x)$,以曲线 $C_T(x) = e^{-\frac{(x-E_n)^2}{2\sigma_n^2}}$ 为云模型的期望曲线,依据式(4)、式(5)进行正态云变换,生成 n 个原子云。

2) 对 n 个原子云,通过式(6)求得期望曲线 $MEC'_n(x)$,将其代入式(7)计算截断熵 E'_n ,依据式(8)~(10)计算出合并云的特征值 E_n, E_n, H_n 。通过对云模型的概念跃升,得到所需概念层的 N 个云模型。

3) 将图像的像素依次输入 N 个云模型,计算出属于每个云模型的隶属度,通过云的极大判定法则来检测出图像的噪声点、信息点,对检测出的噪声点进行标定。

2.2 噪点像素恢复算法原理

对检测出的噪声点进行基于云理论的自适应滤波处理。图像相邻像素点的灰度值具有高相关性^[9],取噪点像素周围的邻域信息像素,通过云模型的定性推理对目标像素进行预测。考虑到噪声大的情况下,周围多个像素被噪声污染的可能,自适应选择模板大小。搜索当前像素邻域内的非噪声像素,用这些非噪声像素值推理预测出当前像素值,达到恢复图像、去噪的目的。对于非噪声点像素,保持原有灰度不变,最大程度地保持图像的真实性。

本文提出的自适应云理论像素恢复算法原理是对于检测出的噪声像素,即目标点 (i, j) ,做如下操作:

1) 初始化,窗口大小 $W=3$;

2) 判断目标像素点周围 $W \times W$ 邻域内,没有被噪声污染的像素点个数,大于指定值,跳转到第4)步,否则,令 $W=W+2$;

3) 如果 $W \leq W_{\max}$,转到第2)步,否则,取均值恢复目标像素;

4) 将目标像素周围邻域中符合预测要求的像素通过云变换生成 N 个云模型, x 为信息点各像素值,利用 X 条件云依据算式 $E'_{nA} = NORM(E_{nA}, E_{nA})$ 求出 E'_{nA} ,

将其代入 $\mu = e^{-\frac{(x-E_n)^2}{2\sigma_n^2}}$,求得生成各模型的隶属度集合;

5) 对比各隶属度集合,选取隶属度最大集合,像素属于这个集合的概率最大,则恢复目标像素属于本模型的隶属度值;

6) 对目标像素隶属度值,采用云理论的不确定性规则推理,将隶属度值通过 Y 条件云,根据算式 $x = E_{xB} \pm \sqrt{-2\ln(\mu)} E'_{nB}$,推理预测目标像素值,在预测的像素值中,根据条件选择合适的值恢复目标像素。

3 实验与分析

本节采用仿真实验验证方法的有效性。选取 Lena 经典图像进行试验,在原始图像中加入强度不同的椒盐噪声,并对传统的均值滤波(TMF)、自适应均值滤波(AMF)和效果较好的开关加权均值滤波(SWMF)及本文提出的自适应云理论滤波(ACTF)进行对比试验。比较以上4种滤波方法的性能,采用峰值信噪比(PSNR)^[10]度量处理效果。PSNR定义为

$$M_{MSE} = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f_y(i, j) - g(i, j)]^2 \quad (11)$$

$$P_{PSNR} = 10 \lg \left[\frac{255^2}{M_{MSE}} \right] \quad (12)$$

式中 $f_y(i, j)$ 为原始图像的像素值; $g(i, j)$ 为滤波后输出图像的像素值。4种滤波算法的性能比较如表1所示。

表1 不同噪声强度下的 PSNR 值

Table 1 PSNR values of different noise intensity

噪声强度/%	TMF (3×3)	AMF (最大窗口为7)	SWMF(3×3)	ACTF (最大窗口为7)
10	34.53	37.73	36.273	39.483
30	23.954	32.359	26.844	36.072
50	15.408	25.688	22.192	32.435
80	8.104 8	14.189	17.687	26.291

从图3~图5可以看出,当噪声强度变大时,本文提出的滤波方法,根据噪点周围没被污染像素的情况,自适应更换邻域范围,保证了用来预测的信息像素可靠性。在图像边缘,由于采用云理论的规则推理预测,预测值以 H_n 参数为熵,随机生成,充分考虑了图像的不确定性,可以做到图像保边效果。其余对比方法,均没有考虑到不确定性这一点。从实验图像结果以及PSNR表格数据可以看出,在噪声强度相同的条件下,本算法的滤波性能优于其他3种滤波算法。另外,基于云理论的自适应滤波算法的时间复杂度为 $O(n^2)$ 。因此,综合算法滤波效果和时间复杂度两个方面考虑,本文所提算法对于去除椒盐噪声是快速且行之有效的。

仿真对比实验如图3所示。

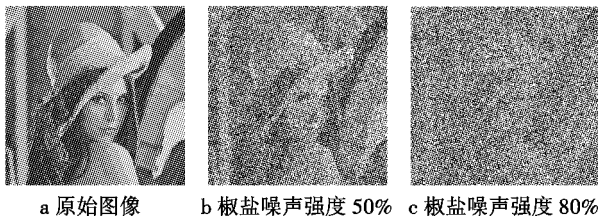


图3 不同噪声强度图像

Fig. 3 Images with different noise intensity

噪声强度 50% 时, 实验结果对比如图 4 所示。



图4 50% 噪声强度下的实验结果

Fig. 4 Experimental results with noise intensity of 50%

噪声强度 80% 时, 实验结果对比如图 5 所示。

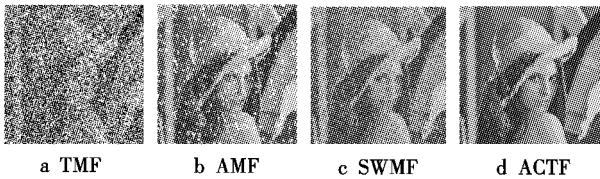


图5 80% 噪声强度下的实验结果

Fig. 5 Experimental results with noise intensity of 80%

各算法在噪声强度为 10% , 30% , 50% , 80% 条件下的 PSNR 值见表 1。

4 结论

本文提出了一种基于云理论的自适应去除椒盐噪声的新方法。该方法分噪声检测和噪声滤波两步进行, 首先利用云变换、概念跃升等, 形成代表不同对象的云模型, 通过极大判定法则检测出噪声; 然后运用云的规则性推理, 推理出噪点的像素值, 对图像进行恢复。为了保证推理的准确性, 一般要求噪点周围存在未被污染的像素点, 而椒盐噪声符合这个特征。实验结果表明本算法滤波后的图像, 由于充分考虑图像的不确定因素, 在抑制图像中椒盐噪声的同时, 有效地保持图像中的细节信息, 在图像边缘处获得很好的去噪效果。不但在滤波性能客观评价指标上明显优于传统中值滤波及其改进算法, 而且在主观视觉效果方面也最佳。在高强度噪声条件下, 算法优势尤为突出。新方法能快速自适应地抑制图像中的椒盐噪声, 具有比较好的推广应用价值。

参考文献

[1] BEATON A E, TUKEY J W. The fitting of power se-

rics, meaning polynomials, illustrated on band-spectroscopic data[J]. *Technometrics*, 1974, 16(2): 147-185.

[2] WANG Z, ZHANG D. Progressive switching median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images[J]. *IEEE Transactions on Circuits System*, 1999, 46(1): 78-80.

[3] 张亮, 张建州. 基于统计跳变回归分析的肺部 CT 图像分割[J]. *计算机工程与应用*, 2008, 44(12): 196-198. (ZHANG L, ZHANG J Z. Segmentation of CT image of lung based on statistical jump regression analysis[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(12): 196-198.)

[4] 赵高长, 张磊, 武风波. 改进的中值滤波算法在图像去噪中的应用[J]. *应用光学*, 2011, 4(7): 678-682. (ZHAO G C, ZHANG L, WU F B. Application of improved median filtering algorithm to image de-noising[J]. *Journal of Applied Optics*, 2011, 4(7): 678-682.)

[5] 陈健, 郑绍华, 余轮, 等. 基于方向的多阈值自适应中值滤波改进算法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2013, 27(2): 156-161. (CHEN J, ZHENG S H, YU L, et al. Improved algorithm for adaptive median filter with multi-threshold based on directional information[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2013, 27(2): 156-161.)

[6] 邸凯昌. 空间数据挖掘与知识发现[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2001. (DI K C. *Spatial data mining and knowledge discovery*[M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2001.)

[7] 李德毅, 杜鹂. 不确定性人工智能[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005. (LI D Y, DU Y. *Artificial intelligence with uncertainty*[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2005.)

[8] 许凯, 秦昆, 刘修国, 等. 高斯混合模型云变换算法及其在图像分割中的应用[J]. *武汉大学学报: 信息科学版*, 2013, 38(10): 1163-1166. (XU K, QIN K, LIU X G, et al. Cloud transformation method based on Gaussian mixed model and its application to image segmentation[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2013, 38(10): 1163-1166.)

[9] 王博, 潘泉. 基于相关度量的高椒盐噪声软阈值直方图滤波算法[J]. *电子学报*, 2007, 35(7): 1347-1351. (WANG B, PAN Q. Soft-threshold histogram weighted filtering with correlativity for high density salt-pepper noise images[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2007, 35(7): 1347-1351.)

[10] WANG Z, BOVIK A, SHEIKH H, et al. Image quality assessment; from error visibility to structural similarity[J]. *IEEE Transactions on Image Process*, 2004, 13(4): 600-612.