



一种引入ISODATA动态聚类的医学图像中值滤波算法

中值滤波是一种非线性信号处理方法, 1971年由J. W. Jukey首先提出并应用在一维信号处理技术中, 后来被二维图像信号处理技术所引用[1]。中值滤波对消除脉冲干扰以及图像扫描噪声最为有效, 而且在实际应用中并不需要图像的统计特性, 算法简单, 所以近年来在图像处理领域应用广泛, 是图像处理技术中最常用的预处理技术之一。但是中值滤波处理也在一定程度上模糊了图像边缘, 特别是在处理一些点、线细节比较多的图像时。本文提出了一种医学图像的自适应中值滤波算法, 引入模式识别中的ISODATA聚类, 根据分类结果来确定中值滤波的参数, 以及是否需要进行中值滤波处理。结果表明本算法能够滤除严重的脉冲噪声干扰, 同时保持图像细节。

1 引入ISODATA聚类的中值滤波算法

1.1 中值滤波简介

中值滤波是用一个具有奇数点的滑动窗口A, 将窗口中心点的值用窗口所有点的中值代替。例如有一维窗口各点的值分别为 $f_1=80$, $f_2=90$, $f_3=200$, $f_4=110$, $f_5=120$, 则窗口中心点的值 f_3 中值滤波后就应该是120, 用数学公式表示为:

$$f_3 = \text{Med}(f_1, f_2, f_3, f_4, f_5) \quad (1)$$

通用的中值滤波表达式可记为:

$$f = \text{Med}_{f \in A}(f) \quad (2)$$

二维的中值滤波的窗口形状和尺寸对滤波效果影响较大, 常见的窗口形状有方形、线形、圆形、十字形等, 窗口尺寸一般取3~5, 尺寸越大, 消除严重的脉冲噪声干扰作用越强, 但是越发导致了图像细节的丢失[2]。

1.2 ISODATA聚类算法简介

ISODATA聚类算法是一种动态聚类, 在模式识别领域里的应用比较广泛, 它是一种基于样本间相似性度量的非监督学习方法。对同一类别的样本, 其特征向量应该是互相接近, 因此在不知道概率密度函数的情况下, 可以按照样本特征向量的相似性把样本集合聚类成几个子集, 这种划分的结果应该使某种表示聚类质量的准则函数达到一个极值[3]。ISODATA聚类算法的准则函数是误差平方和, 它将一个样本集聚类为K类, 若 N_i 是第i聚类 T_i 的样本个数, m_i 是聚类 T_i 中所有样本特征量的均值, 即:

$$m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{y \in T_i} y \quad (3)$$

把 T_i 中的各样本特征值 y 与均值 m_i 间的误差平方和对所有类相加后为:

$$J_e = \sum_{i=1}^k \sum_{y \in T_i} ||y - m_i|| \quad (4)$$

对于同一样本集合，不同的聚类， J_e 的值自然不同，使 J_e 极小的聚类就是误差平方和准则下的最优结果。

1.3 引入ISODATA聚类的中值滤波算法

假设 $y(i, j)$ 代表噪声图像中图像点 (i, j) 的灰度值，以它为中心的窗口 S 是一个 3×3 的方形窗口。利用ISODATA算法，根据灰度值这一特征量，将这一方形窗口的像素点动态分为 K 类($K < 4$)，其步骤如下：

(1) 首先要对样本集进行初始分类，先选择窗口 S 中灰度值最大和最小的两点分别作为两类聚类 T_1 、 T_2 的核心，即令：

$$m_1 = \text{Max}(y), m_2 = \text{Min}(x), (K=2) \quad (5)$$

(2) 把窗口 S 中所有的点按照最小平方误差准则分到 T_1 、 $T_2 \dots T_k$ 这 K 个聚类中：

$$e_i = (y - m_i)^2, (i=1, 2 \dots K) \quad (6)$$

如果 $e_j = \text{Min}(e_i)$, $1 \leq j \leq K$, 则 $y \in T_j$ 。

(3) 更新各聚类的灰度均值：

$$m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{y \in T_i} y, i=1, 2 \dots K \quad (7)$$

其中 N_i 为第 i 个聚类 T_i 中像素点的个数。

(4) 对每一个聚类 T_i ，求出它的标准偏差 δ_i ：

$$\delta_i = \sqrt{\frac{1}{N_i} \sum_{y \in T_i} (y - m_i)^2} \quad (8)$$

(5) 比较标准偏差 δ_i 与标准偏差阈值 δ ：

标准偏差阈值 δ 的取值可以自定义，如令 $\delta = (\text{Max}(y) - \text{Min}(y)) / 2$ 。如果 $\delta_i > \delta$ ，则把聚类 T_i 分裂为两个聚类 T_i^+ 和 T_i^- ，令它们的聚类中心点的灰度值 m_i^+ 、 m_i^- 分别为：

$$m_i^+ = m_i^+ a * \delta_i ; m_i^- = m_i^- a * \delta_i \quad (0 < a < 1) \quad (9)$$

按照步骤2所示的方法，使用最小平方误差准则，使得原来聚类 T_i 的像素点分别重新聚类到 T_i^+ 和 T_i^- ，并且令 $K=K+1$ 。

(6) 对于所有的聚类，计算它们两两之间的距离：

$$\theta_{ij} = (m_i - m_j)^2 \quad (i=1, 2, \dots, K-1; j=i+1, \dots, K) \quad (10)$$

(7) 比较 θ_{ij} 与合并参数阈值 θ ：

合并参数阈值 θ 的取值可以自定义，令 $\theta = (\text{Max}(y) - \text{Min}(y)) / 6$ 。如果 $\theta_{ij} < \theta$ ，则将聚类 T_i 、 T_j 合并成一个聚类 T_i ，新的聚类的灰度均值为：

$$m_i = \frac{1}{N_i + N_j} (N_i \cdot m_i + N_j \cdot m_j), (K=K-1) \quad (11)$$

(8) 重复步骤(2)以下的操作，迭代 L 次(L 一般大于5就能够得到较好的聚类结果)。以图像点 (i, j) 为中心的窗口 S 经过ISODATA聚类后，设定中心点所在的聚类记为 T_1 ，其所包含的像素点的个数记为 n ，中心点的灰度值为 x ，对这一方形窗口进行中值滤波处理，分为以下几种：

① $K=1$, $n=9$

整个方形窗口的灰度值分布比较均匀，中心点的灰度值保持不变。

② $K=2$, $n=1$

T_1 只包含邻域中心这一点，中心点很可能就是灰度均匀分布的邻域中孤立的噪声点，则对其余的像素点所在的聚类 T_2 进行中值滤波，所得的灰度值作为图像点 (i, j) 的灰度值 x 。

$$x = \text{Med}(y) \quad (12)$$

③ $K=2, 3 < n < 6$

邻域窗口中聚类后两类的个数相差不大，由于相邻像素之间有一定的空间相关性，所以邻域窗口中存在边缘的可能性很大，为保持边缘细节，不应该对整个方形窗口进行中值滤波[4]。为达到锐化的效果，还可以加入一些锐化处理，比如令：

$$x = x + (m_1 - m_2) \times 0.5 \quad (13)$$

④ $K=2, 6 \leq n \leq 8$

中心点位于灰度值分布比较均匀的聚类T1中，则对聚类T1进行中值滤波，即：

$$x = \underset{y \in s}{\text{Med}}(y) \quad (14)$$

⑤ $K=3, n=1$

中心点很可能是孤立的噪声点，对整个方形窗口的像素灰度值进行中值滤波，令：

$$x = \underset{y \in s}{\text{Med}}(y) \quad (15)$$

⑥ $K=3, 3 < n < 6$

分两种情况：

I 如果另外有一个聚类的样本个数也是3到6之间，处理同③。

II 保持中心点的灰度值不变。

⑦ $K=3, 6 \leq n \leq 7$

处理同④。

⑧ 其它

保持中心点的灰度值不变。

2 实验结果

采用的原始图像是深圳安科公司提供的256级灰度的脑部MRI(图1)，图2为加入了随机噪声的图像。在PII333、256 M SDRAM、20 G硬盘的微机上，通过VISUAL C++ 6.0编程，分别对图2进行经典中值滤波和本文提出的引入ISODATA聚类的中值滤波处理，得到图3和图4。图3虽然很好地消除了孤立噪声的污染，但是造成了一定的图像细节损失，使图像变得模糊。图4则既消除了脉冲噪声带来的干扰，又保持了图像的边缘细节，甚至还增强了图像的边缘细节。

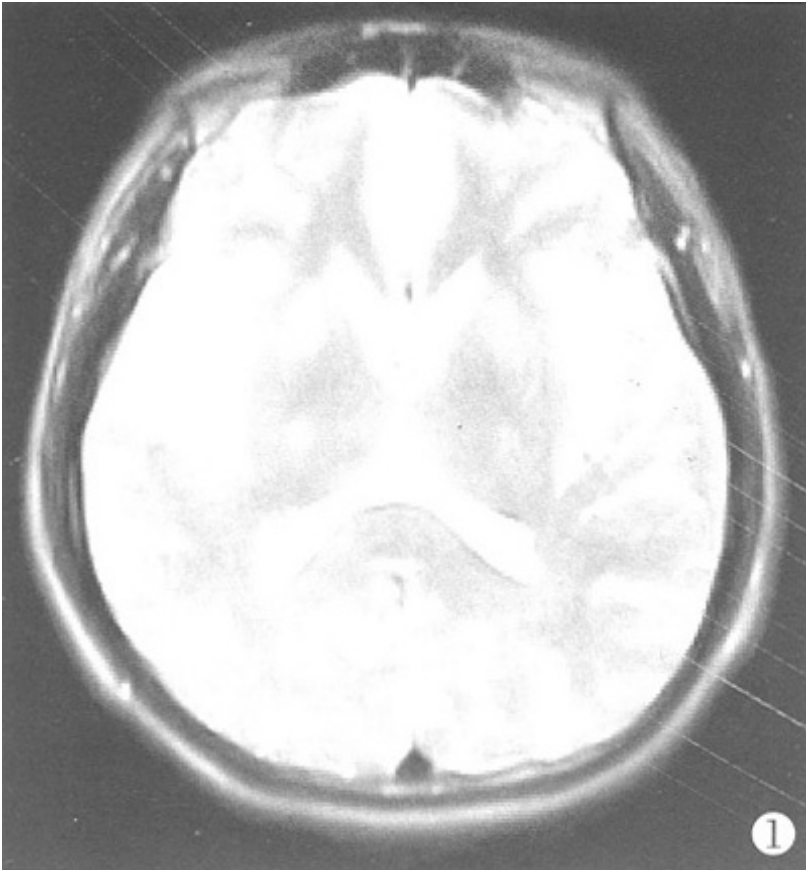


图1 原始图
Fig.1 Original image

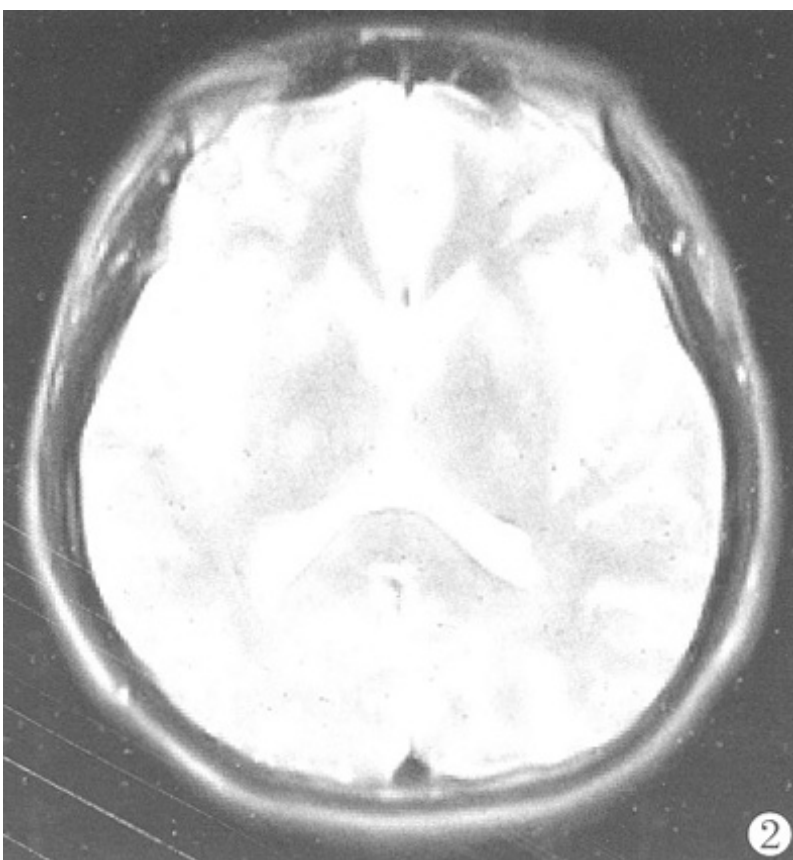


图 2 加入随机噪声的图像
Fig.2 Images blurred with random noises

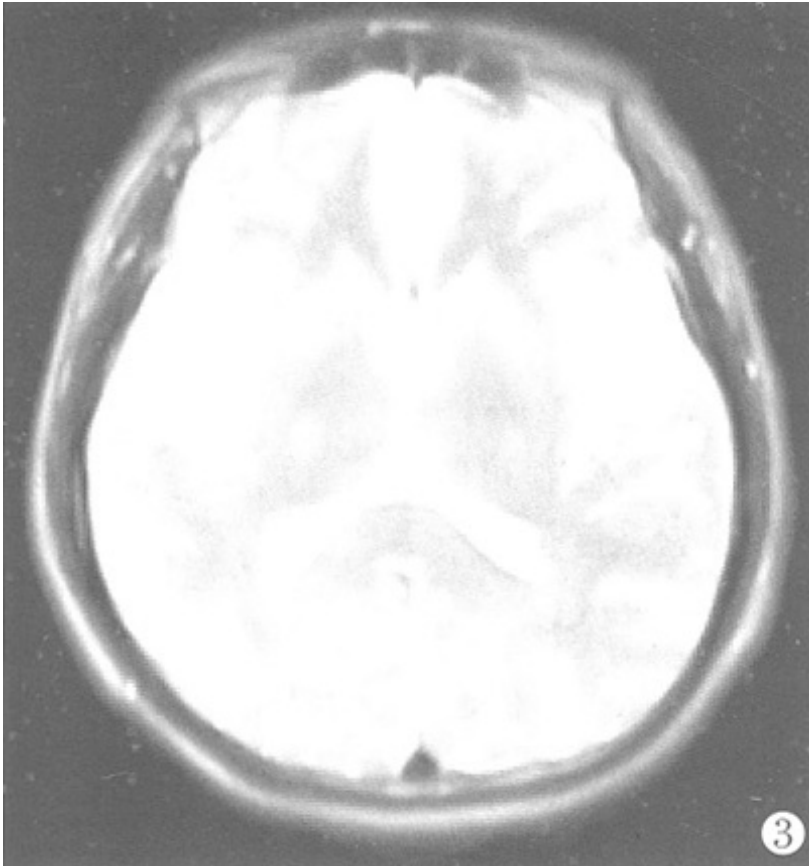


图3 经典中值滤波的图像
Fig.3 Result of conventional median filter for the blurred image

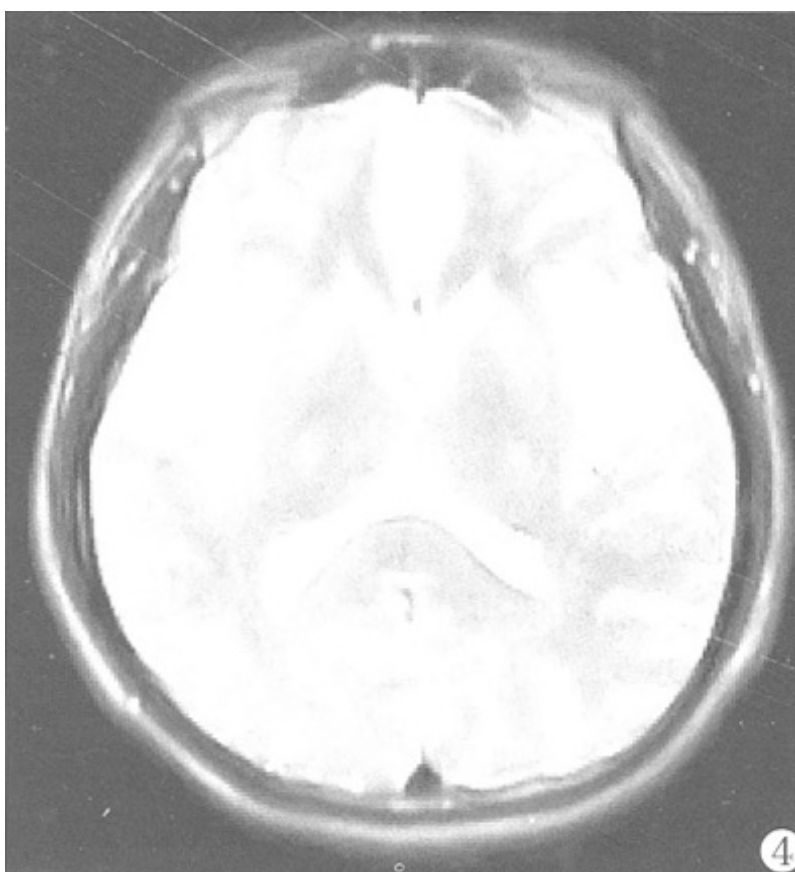


图4 改进中值滤波的图像
Fig.4 Result of improved median filter for the image

3 结论

经典的中值滤波器只能一致地应用到整个图像，无论图像点的好坏均受到影响，这样必将会破坏许多好的图象细节。本文提出了一种引入ISODATA聚类的中值滤波算法，它首先对邻域窗口的图像点进行聚类，然后根据聚类情况对窗口内是否存在边缘、是否存在孤立噪声点进行分析，根据分析结果进行全局或者局部的中值滤波，或者不进行中值滤波。实验结果表明，该方法在抑制图象严重的脉冲噪声干扰和细节特征保持方面有较好的性能。与经典的中值滤波相比较，本算法由于增加了聚类分析的过程，处理过程在时间上的开销要大一些，但是在提高信噪比、增强图像可懂性方面有了明显改进，并且算法简单，易于实现，在医学图像处理领域有实际应用价值。

参考文献：

- [1] 赵荣椿. 数字图像处理导论[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1995. 130-80.
- [2] Donoho DL. De-noising by soft- thresholding[J]. IEEE Trans Info, 1995, 41(4): 613-27.
- [3] 边肇祺, 张学工. 模式识别[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999. 230-50.
- [4] Dutt V. Adaptive speckle reduction filter for log-compressed B-scan images [J]. IEEE Trans Med Imaging, 1996, 15(6): 802-13.

参考文献：

- [1] 赵荣椿. 数字图像处理导论[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1995. 130-80.
- [2] Donoho DL. De-noising by soft- thresholding[J]. IEEE Trans Info, 1995, 41(4): 613-27.
- [3] 边肇祺, 张学工. 模式识别[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999. 230-50.
- [4] Dutt V. Adaptive speckle reduction filter for log-compressed B-scan images [J]. IEEE Trans Med Imaging, 1996, 15(6): 802-13.