

文章编号:1001-9081(2006)11-2691-03

## 基于图像空间聚类的滤波技术

赵红蕊,唐中实

(清华大学 土木工程系,北京 100084)

(zhaohongrui@263.net)

**摘 要:**传统的图像滤波器在抑制噪声的同时会丢失图像中的边缘和细节。借鉴遥感图像聚类方法,并对其加以改进,提出空间聚类方法。空间聚类方法重视图像空间分布模式的判别与保护,可有效分离出有噪图像中对视觉效果影响较大的噪声。在信噪分离的基础上,对噪声点加以滤波操作,对相对无噪声像元点则采用加权均值融合处理。实验证明,此方法一方面保证了图像的去噪效果,另一方面最大可能地保存了图像中没有被噪声污染的边缘和细节信息,并且对多类噪声甚至混合噪声均有较好的效果。

**关键词:**空间分布模式;滤波;空间聚类

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A

## A new filtering method based on spatial clustering

ZHAO Hong-rui, TANG Zhong-shi

(Department of Civil Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract:** Some traditional image filters may lose detailed spatial information while controlling noise. The remote sensing image cluster algorithm was introduced and improved, and then a spatial clustering method was presented. Spatial clustering method was helpful to distinguish and protect the image spatial patterns, and was used to separate louder noise that affected the image visual effect. Based on the separation of noise points set (NPS) and signal points set (SPS), NPS was filtered and SPS was fused with weighted averaging method. The result shows that new filter based on spatial clustering technique can remove the image noise. Furthermore, it can protect unpolluted detailed spatial information as much as possible. Better filtering result is got on the case of multi-noise.

**Key words:** spatial distribution; image filter; spatial cluster

图像滤波器的目的是滤除图像中各种原因导致的噪声信号,同时保护有用的图像信息不会受损。边缘保护和噪声去除的想法是指在磨光污染图像噪声的同时边缘信息和较好的空间结构能够不受影响<sup>[1]</sup>。许多基于上述想法的滤波方法被提出来,一类是基于次序统计原理<sup>[2,3]</sup>,另一类则是自适应遮罩方法,即仅仅选择邻近的相似值点进行滤波<sup>[4-6]</sup>。但上述算法还是停在小邻域的局部处理,没有考虑图像固有的空间分布特点,且未区分原图像中的噪声点和信号点。文献[7]利用小波变换的方法来区分信噪点,但并没有充分利用自然图像的空间自相似特征。本文提出改进的聚类方法——空间聚类方法,并将这一方法用于滤波。其主要思想是首先设法获取图像的空间分布图,聚类结果中的每一类都是一个“同质斑块”,落在同质斑块中的噪声和非噪声点的差异明显,有助于分离出原始图像中的噪声信息,利用分离结果及图像融合技术最终合成滤波后图像。

### 1 空间聚类方法

任何一幅图像都有一定的空间分布模式,图像滤波的目的在于滤掉其中的噪声,同时在保留原图灰度(色彩)信息的同时,还要求保留其纹理信息,即图像的空间信息。或者说,去噪前后,图像的空间分布模式不能改变。所以,寻找图像的空间格局就成为图像滤波中一个关键。为此,我们借鉴并改

进了遥感图像分类技术。遥感图像分类是将图像的所有像元按其性质分为若干个类别,为进一步的遥感应用和理论研究提供信息。我们在传统光谱分类方法的基础上加以改进,提出了空间聚类方法。空间聚类方法直接利用空间自相关性,通过在分类中加入空间约束提取其空间分布模式图。空间自相关性是指空间上越靠近的事物或现象就越相似。

不失一般性,这里借用遥感图像分类方法中一种常用的无监督分类方法——自组织数据分析算法(Iterative Self-Organizing Data Analysis Techniques Algorithm, ISODATA)算法。ISODATA 算法和其他的光谱分类器一样,利用光谱距离来分类(除非特殊说明,本文所说距离为光谱距离)。其中的控制参数有:希望得到的类别数(近似值)、所希望的一个类中的最小数目、类的分散程度的参数、类间距离的描述(如最小距离)、每次允许合并的类的对数、允许迭代的次数。

类似 ISODATA 的光谱分类器主要是计算某个样本(像元)  $r$  到第  $j$  类中心的光谱距离,如(1)所示:

$$D_s = \sqrt{\sum_{i=1}^k (r_i - z_{ij})^2} \quad (1)$$

$k$  为光谱波段数,即参与聚类的数据的维数。 $z_{ij}$  为第  $i$  波段第  $j$  类类中心光谱值。从(1)式中可以看出,光谱分类器的计算参数仅与像元光谱值有关。换言之,其中隐含了一个前

收稿日期:2006-05-09;修订日期:2006-08-16

作者简介:赵红蕊(1969-),女,河北乐亭人,博士,主要研究方向:遥感与地理信息系统;唐中实(1962-),男,四川成都人,副教授,主要研究方向:遥感与地理信息系统。

提,光谱是随机分布的,没有结构化特征。实际上,任何一幅图像都具有结构化特征。我们在(1)式的基础上做了改进,增加了两个逻辑波段  $k+1$  和  $k+2$ ,如(2)式所示:

$$Ds = \sqrt{\sum_{i=1}^k (r_i - z_{ij})^2 + (r_{k+1} - z_{(k+1)j})^2 + (r_{k+2} - z_{(k+2)j})^2} \quad (2)$$

$k+1$  和  $k+2$  波段的作用是空间约束,即前  $k$  个波段是图像的光谱信息,反映的是像元到聚类中心的光谱距离;而逻辑波段是空间信息,反映的是像元到聚类中心的空间距离。光谱距离和空间距离的同化是通过空间信息光谱化来实现的,即两个逻辑波段的光谱值反映的是像元的空间坐标,其中  $k+1$  波段的光谱值是相应像元的  $x$  坐标,  $k+2$  波段的光谱值是相应像元的  $y$  坐标,自然地,  $z_{(k+1)j}$  为  $x$  坐标逻辑波段第  $j$  类中心  $x$  坐标值,  $z_{(k+2)j}$  为  $y$  坐标逻辑波段第  $j$  类中心  $y$  坐标值。

公式(2)以空间信息光谱化的形式得到了光谱信息和空间信息的联合表达式,但仅有方法论意义,实际应用需要考虑空间信息的权重问题。若以  $x, y$  表示两个逻辑波段,并考虑空间信息的权重, (2) 式变为(3) 式,也是本文实际应用的公式。

$$Ds = \sqrt{\sum_{i=1}^k (r_i - z_{ij})^2 + w^2 (x_{k+1} - z_{(k+1)j})^2 + w^2 (y_{k+2} - z_{(k+2)j})^2} \quad (3)$$

其中  $x, y$  分别为像元的纵、横坐标,  $w$  是空间信息权重,权重确定参见参考文献[8,9]。显然,加入的二维空间以光谱距离的形式实现了空间约束,从而仅使实际空间相邻和相近的同类样本分为一类。这样的一类,严格而言并非“类”,而是均质斑块。我们称生成均质斑块的方法为空间聚类方法。把生成的均质斑块图称为空间分布模式图。

## 2 基于图像空间聚类的信噪分离技术

常见的图像噪声有两种,椒盐噪声和高斯白噪声<sup>[7]</sup>,中值滤波和 Wiener 滤波分别是滤除这两种噪声的较为有效的方法<sup>[10]</sup>。

引入空间关系聚类可以有效利用图像的空间自相关性,这有助于区分噪声分布和信号分布。我们首先利用空间聚类方法,将有噪声图像分成许多“均质斑块”,两类噪声点在空间聚类中表现为如下特征:1) 椒盐噪声由于其冲击特征,空间分类上表现成为孤立的一类。2) 高斯白噪声则表现为“均质斑块”中偏离类均值较大的像素点。

我们就是利用两类噪声表现在空间分布模式图中的不同特征剔除相应噪声的。基于图像空间聚类的滤波方法的关键是得到图像的空间分布模式,这由加入空间关系的分类方法实现。但如果直接用有噪图像分类,由于噪声的存在,特别是大量椒盐噪声的存在,在噪声污染较大的区域,分类错误较多。为此,我们提出如下的改进方法:先按有噪图  $O$  的噪声类别选择一定的滤波器进行滤波,得到图像  $A$ ,然后利用滤波后图像  $A$  加入空间关系分类,得到分类图  $C$ ,最后根据滤波图像的分类结果  $C$  及有噪声图  $O$ ,针对前述两类噪声点的特征,分离出有噪图中的噪声点。

设图像大小为  $M \times M$ ,  $O(i, j)$ ,  $A(i, j)$ ,  $C(i, j)$  分别表示有噪图  $O$ 、滤波图  $A$  和分类图  $C$  中像元点位置  $(i, j)$  处的像素灰度值( $O, A$ ) 或者类别号( $C$ )。其中  $(i, j) \in \text{ImageSet} = [1, M] \times [1, M]$ ,  $\text{ImageSet}$  表示图像位置坐标点集。

信噪分离步骤详述如下:

1) 初始滤波,得到滤波图  $A$ ,  $A(i, j) = \text{Filter}(O(i, j))$ ,

$\forall (i, j) \in \text{ImageSet}$ ,可根据有噪声图像的噪声类别选择适当的滤波器。

2) 以滤波图像和空间关系图像作为数据源,选择模糊  $C$  均值算法进行分类,得到分类图  $C$ ,  $C(i, j) = \text{FuzzyCMeanAlgo}(A)$ ,  $\forall (i, j) \in \text{ImageSet}$ , 其中  $\text{FuzzyCMeanAlgo}$  为模糊  $C$  均值分类器。

3) 噪声点判定,标准有二:

标准1 如果  $C(i, j) \notin \{C(i+k, j+l), k=-1, 1, l=-1, 1\}$ , 即:  $(i, j)$  是孤立类点,则该点归为噪声点集合  $\text{NoiseSet}$ , 记  $(i, j) \rightarrow \text{NoiseSet}$ 。

标准2 设  $\text{ClassSet}(s) = \{(x, y) \in \text{ImageSet} \mid C(x, y) = s\}$  表示类别号为  $s$  的所有点集。 $\forall (i, j) \in \text{ImageSet}$ , 记  $s = C(i, j)$ , 类均值偏差  $\Delta = O(i, j) - \text{Mean}(\text{ClassSet}(s))$  如果满足  $\Delta > k \times \text{Var}(\text{ClassSet}(s))$  或者  $\Delta < -k \times \text{Var}(\text{ClassSet}(s))$ , 说明  $(i, j)$  是均值斑块中方差较大的,归为噪声点,即  $(i, j) \rightarrow \text{NoiseSet}$ 。其中  $\text{Mean}$ ,  $\text{Var}$  表示求点集在有噪声图  $O$  上灰度值的均值和方差,  $k$  为限差系数,  $|\Delta| \leq k\sigma$  ( $\sigma$  为方差) 表示类均值偏差在合理范围内,否则判断相应样本为噪声。

视类均值偏差为误差,  $k\sigma$  实际上表示的是极限误差。以  $k\sigma$  作为区间,  $\Delta$  服从正态分布时在此区间的概率表示为:

$$p(|\Delta| < k\sigma) = \int_{-k\sigma}^{+k\sigma} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{\Delta^2}{2\sigma^2}} d\Delta \quad (4)$$

分别以  $k=1, k=2, k=3$  代入式(4),有:

$$p(|\Delta| \leq \sigma) = 0.683 = 68.3\%$$

$$p(|\Delta| \leq 2\sigma) = 0.954 = 95.4\%$$

$$p(|\Delta| \leq 3\sigma) = 0.997 = 99.7\%$$

实际中我们取  $k=2$ 。

4) 图像内所有像元去除噪声点集  $\text{NoiseSet}$ , 为信号点集  $\text{SignalSet}$ , 即  $\text{SignalSet} = \text{ImageSet} - \text{NoiseSet}$ 。

空间聚类方法有效地减少了干扰较大的噪声点对空间分布模式的影响。当然改进的聚类方法由于是用滤波后的图像参与聚类,会把一些由于滤波而消除的椒盐噪声点分到“同质斑块”中,但由于其方差仍然在有噪声图中表现为类内较大方差点,还会在信噪分离中分离出来。

信噪分离后结果并不表明信号部分就是完全无噪声的信息,只能说这部分的信息受干扰较小,我们对分离后的信号点集和噪声点集分别进行处理,对噪声部分进行传统的滤波操作,以最大限度地滤除噪声;对信号部分采用传统滤波和有噪原图加权融合的操作,设  $w_{\text{filter}}$  为滤波图像权重,  $w_{\text{origin}}$  为原图权重,融合权重比  $w_{\text{filter}}/w_{\text{origin}}$  根据噪声变化,一般椒盐噪声比例较小, Gauss 噪声较大一些,噪声强度较大的图像权重比大一些,否则权重比小一些,以最大限度地保留图像的边缘和细节。需要说明的是,融合权重比非常关键,直接影响了图像处理的效果,它和噪声类型及图像的空间结构都有关系,但定量表示很难,目前我们用的是经验的权重,因为图像处理结果可以帮助判断其合理性。

记基于空间聚类分析的滤波(Filter by Spatial Cluster)的结果为 FBSC, 即有:

$$\text{FBSC}(i, j) = \begin{cases} \text{Filter}(O(i, j)), & (i, j) \in \text{NoiseSet} \\ w_{\text{filter}} \text{Filter}(O(i, j)) + w_{\text{origin}} O(i, j), & (i, j) \in \text{SignalSet} \end{cases}$$

其中  $w_{\text{filter}} + w_{\text{origin}} = 1$ 。

### 3 实验分析与比较

关于滤波器的滤波及细节保护的综合性还没有一个统一的定量评判标准,下面列出本文采用的几种指标<sup>[10]</sup>及用来比较的几个滤波器的名称。

表 1 评价指标和滤波器

指标	说明
RMSE	Root mean squared error ( $L_2$ -Norm)
MAE	Mean absolute error ( $L_1$ -Norm)
PSNR	Peak signal to noise ratio (dB) $-\log(MSE/255^2)$
Mean	Smoothing mask $\{1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1\}/9$
Gauss	Smoothing mask $\{1, 2, 1, 2, 4, 2, 1, 2, 1\}/16$
Median	Standard median filter $[3 \times 3]$
FBSC	Filter by Spatial Cluster

本文中实验图像大小为  $128 \times 128$  和  $256 \times 256$  两种,图像抽样为 8 位,即 256 灰度级,聚类算法采用 Fuzzy C-Means Clustering 算法<sup>[11]</sup>,为了提高聚类算法,将图像按  $32 \times 32$  窗口将图像分块,以每小块图像为单位完成聚类 and 信噪分离,最后再合成整幅图像的信号点集和噪声点集,进行滤波及融合操作。

#### 3.1 细节保护特性

为了测试改进滤波方法的细节保护特性,我们采用文献<sup>[12,13]</sup>提出的一种测试图像:

$$a(r) = \begin{cases} A \cos(2\pi f_0 r^2/R), & r \leq R/2 \\ A \cos(2\pi f_0 (R/2 - (r - R/2)^2/R)), & R/2 \leq r \leq 3R/2 \end{cases}$$

其中  $r$  为距图像中心的距离; $R, f_0$  分别控制图像周期和最高频率的参数<sup>[12,13]</sup>,  $a(r)$  表示距图像中心距离为  $r$  的像元的取值。这里我们取  $R = 160, f_0 = 0.40, A = 127$ , 图像大小为  $128 \times 128$ 。图1给出上述测试图像在不同的滤波器下的滤波结果,三种常用指标的定量分析结果见表2。测试结果表明,和传统的滤波器相比,FBSC 对有较好的细节保存能力,拥有最大的信噪比(PSNR)、最小的均方根误差(RMSE)和绝对误差(MAE),图像失真最小。

表 2 各种滤波算法下的指标

算法	RMSE	MAE	PSNR
Wiener	11.0263	4.1834	62.8195
Median	10.8021	2.1285	63.2304
Mean	13.7260	5.2908	58.4395
Gauss	11.0263	4.1834	62.8195
FBSC	8.2274	1.6289	68.6758

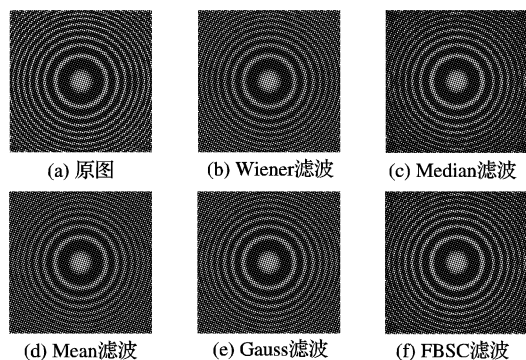


图 1 细节保护测试图像及滤波结果

#### 3.2 滤噪特性

滤噪性能的测试选择对  $256 \times 256 \times 8$  bits 的 Lena 图像加

不同类别和强度的噪声。分以下情况测试: NoiseA = 0.20% 椒盐噪声; NoiseB = Gauss 加性噪声, 均值为 0, 方差为 18。测试以加噪声 A、加噪声 B 和同时加 A、B 混合噪声三种情况进行, 不同噪声滤波性能水平比较结果见表 3。

表 3 中, Noise Img. 表示有噪声图像与原图比较的相关指标。显然, 相对与其他滤噪方法, FBSC 方法在不同类型的噪声及混合噪声下均表现了较强的滤波能力, 图 2 是和表 3 对应的混合噪声下各种滤波结果的视觉效果, 也反映出了新方法的较强的滤噪能力。

在以上的测试中, 基于空间聚类的滤波方法 FBSC 有较好的除噪声效果, 对测试图像的除噪结果的视觉分析表明, 没有找出的噪声点或者因为其偏离真值较小(Gauss 噪声), 或者因为和图像背景差异较小(椒盐噪声)。这两类错误点表现在人的视觉上都是不易察觉的, 且由于其偏离真值较小, 对后续的图像分析和处理影响不大。

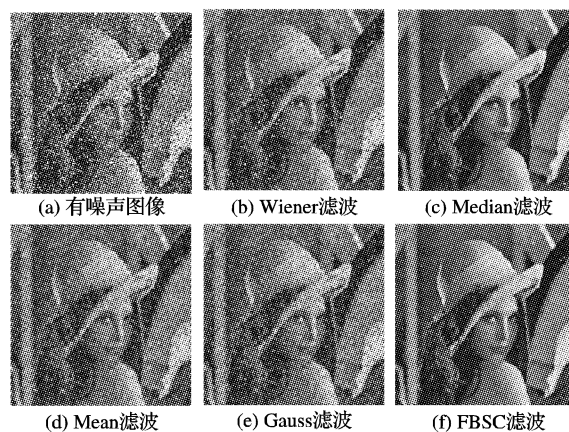


图 2 混合噪声下各滤波器滤波效果

表 3 不同噪声滤波性能水平比较

算法	Noise A			Noise B			Noise A + NoiseB		
	PSNR	RMSE	MAE	PSNR	RMSE	MAE	PSNR	RMSE	MAE
Noise Img.	12.09	63.36	25.71	23.05	17.93	14.40	12.20	62.56	35.76
Median	26.87	11.55	4.864	27.25	11.06	8.106	23.96	16.16	10.59
Mean	19.80	26.10	19.72	26.88	11.54	7.886	19.78	26.13	19.87
Wiener	17.32	34.71	21.10	28.85	9.19	6.896	17.52	33.90	21.17
Gauss	19.31	27.60	20.00	27.85	10.31	7.517	19.32	27.55	20.31
FBSC	27.59	10.63	4.150	28.91	9.14	6.856	24.15	15.80	10.45

致谢 本文第一作者诚挚感谢恩师李小文先生和师弟施宏, 他们对这篇文章有非常重要和直接的贡献。

#### 参考文献:

- [1] BUF JMD, CAMPBELL TG. A quantitative comparison of edge-preserving smoothing techniques[J]. Signal Processing, 1999, 21(4): 289-301.
- [2] KO S-J, LEE YH. Center weighted median filters and their application to image enhancement[J]. IEEE Transactions on Circuits Systems, 1991, 38(9): 984-993.
- [3] SUN T, GABBOUJ M, NEUVO Y. Analysis of two-dimensional center weighted median filters[J]. Multidimensional Systems and Signal Processing, 1995, 6(2): 159-171.
- [4] LEE J-S. Digital image smoothing and the sigma filter[J]. Computational Vision, Graphics Image Processing, 1983, 24(2): 255-269.
- [5] GUILLON S, BAYLOU P, NAJIM M, et al. Adaptive nonlinear filters for 2D and 3D image enhancement[J]. Signal Processing, 1998, 67(3): 237-254.

(下转第 2695 页)

计算长度为  $T_r$  的信号  $\hat{s}_1(t)$  的傅里叶变换:

$$S_{T_r}(\omega) = |S_{T_r}(\omega)| e^{i\phi_{S_{T_r}}(\omega)} \quad (10)$$

将(10)式中的幅度谱用噪音的幅度谱进行替换,得到:

$$S_{T_r}^a(\omega) = |S_n(\omega)| e^{i\phi_{S_{T_r}}(\omega)} \quad (11)$$

噪音信号由在  $T_r$  时间内的傅里叶反变换构成,取窗长为  $T_r/2$ ,可以得到整个噪音的时域信号  $s^a(t)$ ,上述噪音信号由噪音的谱特性及讲话者的相位特性决定。将  $s^a(t)$  及  $\hat{s}_1(t)$  作为 MAD 算法的输入可以进一步去除噪声。

和传统的谱提取算法相比,由于利用人工产生的噪音源进行去噪会增加信号的相关性,此算法中引起的音乐噪声最小。

### 3 小波滤波用于背景噪声的滤除

经上述算法增强的语音信号有较好的可懂度,为了进一步增强语音,对上述增强语音利用小波变换的方法进一步进行处理。

背景噪声的统计分布具有近似高斯分布的特性,而语音信号具有相对稀疏的分布特性。通过将信号进行空间变换可突出其超高斯性或稀疏性,使语音信号具有较大的值而噪声具有较小的值。从统计的观点来看,经此变换后噪声的值近似为零,可以通过设置合适的阈值滤除。

连续小波变换可以看作通过一组线性滤波将信号映射到一个稀疏空间中。研究表明小波系数具有稀疏特性,该变换

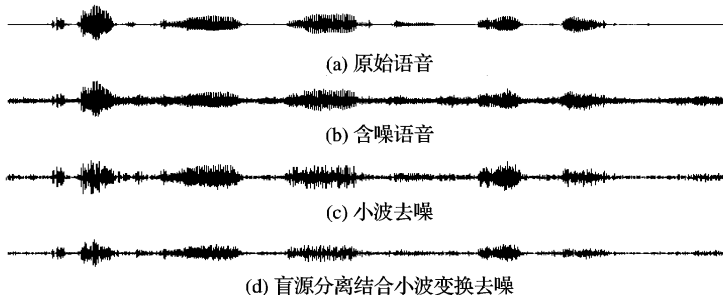


图1 语音时域波形图

### 5 结语

本文利用小波变换对传统的基于 BSS 的语音增强算法进行了改进,可以看出改进的算法能有效地提高信号的信噪比,可以在不同的背景噪声下进一步测试该算法的性能,对增强的语音用维纳滤波的方法进行增强。

#### 参考文献:

- [1] VISSER E, OTSUKA M, LEE T-W. A Spatio-temporal speech enhancement scheme for robust speech recognition in noisy environments[J]. Speech Communications, 2003, 41(2): 393-407.
- [6] 张元亮, 郑南宁, 贾天旭. 自适应聚类滤波[J]. 西安交通大学学报, 1998, 32(1): 17-20.
- [7] 甘祥超, 武栓虎, 谭正. 基于小波四叉相树的图像去噪方法[J]. 计算机研究与发展, 2001, 38(3): 341-343.
- [8] 赵红蕊, 阎广建, 邓小炼, 等. 一种简单加入空间关系的实用图像分类方法[J]. 遥感学报, 2003, 7(5): 358-363.
- [9] ZHAO HR, SHI H, YANG H, *et al*. Separating the radiance contribution of land surface and atmosphere[A]. IGARSS'03[C], 2003.
- [10] SEEMANN T, TISCHER P. Structure preserving noise filtering

由一个过采样移不变的多分辨滤波带构成。该滤波带将信号映射到一个正交的子空间中,该子空间具有固定的带宽与中心频率之比,与语音识别中的梅尔尺度是一致的,这样通过小波变换可同时得到信号的稀疏表示与生理感知。

首先计算信号  $y(t)$  在每个子带内的含噪小波系数  $y_i$ ,任务是计算每个子带内的去噪小波系数  $y_i^s$  以使噪音信号和语音信号的联合概率分布  $P(y_i - y_i^s | \sigma_i)P(y_i^s)$  最大,其中  $\sigma_i$  为噪音的方差。已知噪音和语音信号的分布分别为高斯分布及拉普拉斯分布:

$$P(y_i - y_i^s | \sigma_i) \approx e^{-((y_i - y_i^s)^2 / 2\sigma_i^2)}, P(y_i^s) \approx e^{-|y_i^s|} \quad (12)$$

考虑到对数似然度,  $y_i^s$  可由以下公式近似计算:

$$y_i^s = k(y_i) = \text{sign}(y_i) \max(|y_i| - \sqrt{2}\sigma_i, 0) \quad (13)$$

式中  $\sigma_i$  必须用传统的方法进行精确的估计。

### 4 实验结果

为了评价改进算法的性能,我们对 8kHz 抽样的语音数据分别按信噪比为 5dB, 10dB, 15dB 的要求加入汽车背景噪声,实验中我们分别对信号按上述方法进行语音增强。定义增强语音的信噪比为:  $SNR = 10 \log(\|X\|^2 / \|Y - X\|^2)$ , 其中  $X$  是原始信号,  $Y$  是含噪信号。

表 1 为一男声语音和一女声语音在不同信噪比的情况下用上述算法进行增强及直接按小波增强的算法所得到的信噪比。

表1 直接利用小波与利用盲源分离进行预处理

测试语音	信噪比(单位: dB)	
	直接利用小波的方法	盲源分离结合小波变换
5	10.1	12.1
10	12.3	14.5
15	16.5	17.7
5	10.2	11.6
10	12.4	14.0
15	16.2	17.1

- [2] PARRA L, SPENCE C. Convolutional blind separation of non-stationary sources[J]. IEEE Transactions on Speech Audio Processing, 2000, 8(3): 320-327.
- [3] MISEP Linear and Nonlinear ICA Toolbox[EB/OL]. <http://neural.inesc.pt/~lba/>, 2006.
- [4] 863 语料库试用数据[EB/OL]. <http://www.chineseldc.org/resource.asp>, 2006.
- [5] JUTTEN C, HERAULT J. Blind separation of sources, part 1: an adaptive algorithm based on neuromimetic architecture[J]. Signal Processing, 1991, 24(1): 1-10.

(上接第 2693 页)

- [6] 张元亮, 郑南宁, 贾天旭. 自适应聚类滤波[J]. 西安交通大学学报, 1998, 32(1): 17-20.
- [7] 甘祥超, 武栓虎, 谭正. 基于小波四叉相树的图像去噪方法[J]. 计算机研究与发展, 2001, 38(3): 341-343.
- [8] 赵红蕊, 阎广建, 邓小炼, 等. 一种简单加入空间关系的实用图像分类方法[J]. 遥感学报, 2003, 7(5): 358-363.
- [9] ZHAO HR, SHI H, YANG H, *et al*. Separating the radiance contribution of land surface and atmosphere[A]. IGARSS'03[C], 2003.
- [10] SEEMANN T, TISCHER P. Structure preserving noise filtering

using explicit local segmentation [A]. Proceedings IAPR Conference on Pattern Recognition[C], 1998.

- [11] 郭桂蓉. 模糊模式识别[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1992. 178-187.
- [12] ARCE GR, FOSTER RE. Detail-preserving ranked order based filters for image processing[J]. IEEE Transactions on ASSP, 1987, 37(1): 83-98.
- [13] THONG T. Digital image processing test patterns [J]. IEEE Transactions on ASSP, 1983, 31(3): 675-690.