

# 病态混叠下语音信号的盲源分离

杨美钰, 刘庆华

YANG Meiyu, LIU Qinghua

桂林电子科技大学 信息与通信学院, 广西 桂林 541004

School of Information and Communication, Guilin University of Electronic Technology, Guilin, Guangxi 541004, China

**YANG Meiyu, LIU Qinghua. Underdetermined blind source separation of speech signals. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(14): 212-216.**

**Abstract:** For the defects that blind source separation potential function method requires too many parameters and the number of the source signal needs to be known as priori condition in the clustering algorithm, the potential function method based on Laplacian model is used to estimate the number of source signals and the mixing matrix. Then the mixed signals are re-clustered, and the covariance matrix of each type of signal is solved with the singular value decomposition. The mixing matrix is estimated more precisely, and then the source signals are also estimated more precisely. Through computer simulation, it demonstrates the superiority of the proposed algorithm.

**Key words:** singular value decomposition; mixing matrix; sparse signal; potential function; clustering

**摘 要:** 针对稀疏信号盲源分离势函数法需要过多参数, 以及聚类算法需要知道源信号个数的缺陷, 采用基于拉普拉斯模型的势函数法估计源信号数目和混合矩阵。将混合信号重新聚类, 对每一类信号的协方差矩阵进行奇异值分解, 混合矩阵得到更精确的估计, 进而源信号也得到更精确的估计。通过计算机仿真, 表明了该算法的优越性。

**关键词:** 奇异值分解; 混合矩阵; 稀疏信号; 势函数; 聚类

**文献标志码:** A **中图分类号:** TN911.7 **doi:** 10.3778/j.issn.1002-8331.1111-0291

## 1 引言

盲源分离指从多个源信号的混合信号中分离出源信号, 其在语音处理<sup>[1]</sup>、雷达处理<sup>[2]</sup>、医学影像<sup>[3]</sup>、通信<sup>[4-6]</sup>等领域得到广泛应用。其中混合语音信号的分离是盲分离的重要内容, 也是信号领域中的一个难点。它在回波对消和电视会议等领域有重要应用。

当源信号数目多于传感器数目情况下的盲源分离, 即欠定混合盲源分离。这种情况下, 混合矩阵行满秩, 混合矩阵的逆矩阵不存在, ICA<sup>[6]</sup>算法不能再用于解决该混合下的盲源分离问题。而稀疏分量分析<sup>[7-9]</sup>是目前解决欠定问题的主要方法, 其利用信号的稀疏特性分两步来解决: 首先是估计混合矩阵, 然后在估计得到混合矩阵的条件下恢复源信号。对于混合矩阵的估计, 主要方法有势函数法<sup>[7, 10]</sup>、 $K$ -均值聚类算法<sup>[11]</sup>、FCM 聚类算法<sup>[12]</sup>等。而非负矩阵分解<sup>[9-10]</sup>对源信号数据、观察数据和混合矩阵的所有数据具有非负性约束, 而且仅仅用非负约束不能解决盲分离问题, 且标准的非负矩阵分解只适用于过定和适定盲源分离, 对于欠定盲源分离问题在非负约束的基础上, 对信号的稀疏度要

求较高<sup>[13]</sup>。

Bofill 等人首次针对基于稀疏分量分析的欠定盲源分离问题进行了讨论, 但 Bofill 提出, 该势函数法具有局限性, 需要设定过多的参数, 且这些参数的选择缺乏理论指导, 其设置受主观影响, 且不宜推广到三个或更多的传感器的情形。另外聚类算法要事先给定聚类中心的个数, 也就是要知道源信号的个数, 如果源信号的个数未知, 就会带来很大的估计误差, 影响后面源信号的恢复。对于源信号个数的估计, 很多都是对过定情况下的估计<sup>[11, 14]</sup>, 在欠定盲源分离这种情况下, 目前一般采用势函数法<sup>[7, 10]</sup>, 概率统计方法<sup>[15]</sup>估计源信号个数。

本文利用基于拉普拉斯模型的势函数法<sup>[10]</sup>来估计源信号个数和混合矩阵, 鉴于稀疏分量分析的第二步源信号的恢复要利用估计所得的混合矩阵, 需要对混合矩阵进行更精确的估计, 因此在采用拉普拉斯势函数法来对源信号个数和混合矩阵估计后, 在此估计的基础上对混合信号进行重新分类, 并对每一类信号求其协方差矩阵, 然后进行奇异值分解, 最大奇异值对应的向量即为混合矩阵的某一个

**基金项目:** 国家自然科学基金(No.60972084); 广西自然科学基金(No.0832007Z)。

**作者简介:** 杨美钰(1985—), 女, 硕士研究生; 刘庆华(1974—), 女, 副教授, 主要研究领域为自适应信号处理。E-mail: ymy\_guet@126.com

**收稿日期:** 2011-11-16 **修回日期:** 2012-03-06 **文章编号:** 1002-8331(2013)14-0212-05

**CNKI 出版日期:** 2012-04-25 <http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20120425.1718.004.html>

列向量,使得矩阵的估计更加精确,为后面源信号的恢复做很好的铺垫。实验结果表明,在进行矩阵的修正的基础上,混合矩阵得到了很好的估计,源信号的恢复精确度更高。

2 语音信号病态混叠的盲源分离模型描述

2.1 病态混叠的瞬时混合模型

盲源分离就是在源信号和传输信道未知的情况下,从传感器接收到的信号中估计输入信号的波形。而瞬时混合模型不考虑空间反射和延时,其数学模型为:

x\_i(t) = \sum\_{j=1}^N a\_{ij}s\_j(t), i = 1, 2, \dots, M \tag{1}

式中表示有 M 个混合信号, x\_i(t) 为 N 个未知源信号 s\_j(t) 的线性混合 (M < N), 其中 a\_{ij} 表示第 j 个源对第 i 个传感器的传输系数。写成矩阵形式为:

x(t) = As(t), t = 1, 2, \dots, T \tag{2}

其中, s(t) = [s\_1(t), s\_2(t), \dots, s\_N(t)]^T, x(t) = [x\_1(t), x\_2(t), \dots, x\_M(t)]^T, A = [a\_1, a\_2, \dots, a\_N] 为 M \times N 维的混合矩阵。A 为未知的, 源信号 s(t) 也是未知的, 从式(2)可知, 用一个置换矩阵 P 及其逆代入该模型中, 得到 x(t) = AP^{-1}(Ps(t))。Ps 矩阵中仍然是原来的源信号, 只是在排列顺序上发生了变化, 因此盲源分离使得分离得到的信号存在顺序上的不确定性, 同样分离信号也存在幅度上的不确定性, 但是可以调整估计的混合矩阵 A 来实现一个归一化的约束, 这样使得分离信号与源信号的波形保持了一致, 不影响对分离效果的判断。

2.2 病态混叠下的盲源分离

将式(2)展开为:

\begin{bmatrix} x\_1(t) \\ x\_2(t) \\ \vdots \\ x\_M(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a\_{11} \\ a\_{21} \\ \vdots \\ a\_{M1} \end{bmatrix} s\_1(t) + \begin{bmatrix} a\_{12} \\ a\_{22} \\ \vdots \\ a\_{M2} \end{bmatrix} s\_2(t) + \dots + \begin{bmatrix} a\_{1N} \\ a\_{2N} \\ \vdots \\ a\_{MN} \end{bmatrix} s\_N(t) \tag{3}

假设 t 时刻混合信号的采样值, 源信号 s\_n(t) 的值起主导作用, 其他源信号的幅值为零或者接近于零, 式(2)近似为:

\begin{bmatrix} x\_1(t) \\ x\_2(t) \\ \vdots \\ x\_M(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a\_{1n} \\ a\_{2n} \\ \vdots \\ a\_{Mn} \end{bmatrix} s\_n(t) \tag{4}

于是有:

\frac{x\_1(t)}{a\_{1n}} = \frac{x\_2(t)}{a\_{2n}} = \dots = \frac{x\_M(t)}{a\_{Mn}} = s\_n(t) \tag{5}

由此可见, 当 s\_n(t) 起主导作用的时候, 采样数据 x(t) 分布在 M 维混合信号空间中一条经过原点的直线上和直线附近, 直线的方向取决于混合矩阵的列向量 a\_n, 所以只要将混合信号的聚类中心估计出来, 即得到了混合矩阵的估计。

可见, 当源信号是稀疏信号时, 它们具有聚类特性, 可以充分利用这些特性来进行源信号的个数及混合矩阵的估计, 从而恢复原信号。

3 混合矩阵估计的修正

欠定混合信号的盲源分离的第一步要先将混合矩阵能够估计出来, 而且源信号的分离是在估计混合矩阵的基础上来进行的, 那么混合矩阵的估计的准确性的要求是比较严格的, 所以这里提出在基于拉普拉斯模型的势函数法估计的基础上, 进行混合矩阵的修正, 以提高混合矩阵的估计精度。

对观测信号 x(t) 进行统计分析, 即对 x(t) 的 M \times M 的协方差矩阵奇异值分解, 令其 M 个奇异值满足 \hat{\lambda}\_1 \geq \hat{\lambda}\_2 \geq \dots \geq \hat{\lambda}\_M \geq 0, \hat{a}\_1, \hat{a}\_2, \dots, \hat{a}\_M 为对应的向量, 其中对应最大的奇异值 \hat{\lambda}\_1 的向量 \hat{a}\_1 = (\hat{a}\_{11}, \hat{a}\_{21}, \dots, \hat{a}\_{M1})^T 能反映 x(t) 中变量之间的线性关系, 所以 \hat{a}\_1 = (\hat{a}\_{11}, \hat{a}\_{21}, \dots, \hat{a}\_{M1})^T 是该直线方向的一个良好估计, 所以由上面分析可知进行矩阵估计及其修正步骤为:

步骤1 对混合信号进行短时傅里叶变换并将其正则化。

步骤2 利用基于拉普拉斯模型的势函数法进行源信号数目和混合矩阵的估计。

步骤3 根据前面基于拉普拉斯模型的势函数法估计所得的混合矩阵向量, 将混合信号进行第二次分类。

步骤4 对聚类的结果分别进行求其协方差矩阵, 然后对其进行奇异值分解, 分别求出对应最大奇异值对应的向量, 那么对应的最大奇异值的向量所组成的矩阵为修正后的混合矩阵的估计。

4 源信号恢复

在利用上述方法估计出源信号个数和混合矩阵后, 第二步就要进行源信号的恢复, 而在病态混叠情况下, 混合矩阵是不可逆的。稀疏分量分析的方法中, 估计源信号就是要寻找式(2)的最稀疏解, 可以转化为下面的优化问题:

(P\_0): \min \|s(t)\|\_0 \text{ s.t. } x(t) = As(t) \tag{6}

其中, \|s(t)\|\_0 表示 s(t) 的非零元素的个数。然而 (P\_0) 问题是一个 NP 问题, 它需要求解一个困难的组合优化问题。该问题的求解时间随着 s(t) 的维数的增加呈指数增长, 而且对异常值比较敏感。而已经证明, 在满足一定的条件下, 下面的 (P\_1) 问题与 (P\_0) 问题等价, 于是将非凸的问题转换为凸优化的问题。

(P\_1): \min \|s(t)\|\_1 \text{ s.t. } x(t) = As(t) \tag{7}

求解该 (P\_1) 问题, 这里采用线性规划来求解。

然后, 进行短时傅里叶反变换, 便得到了源信号的估计。

5 仿真结果及其分析

为了验证本文提出的结论的正确性, 下面给出实验进行验证。

实验仿真: 三个语音信号形成两个混叠信号的盲源分离取 M = 2, N = 3, 即有 3 个源信号, 2 个混合信号情况的仿真实验。3 个语音信号采用实际语音信号, 其时域波形图如图 1 所示, 混合矩阵随机选择如下:

$$A = \begin{bmatrix} 0.78 & -0.33 & 0.25 \\ 0.26 & 0.67 & 0.92 \end{bmatrix}$$

将A标准化后为:

$$\hat{A} = \begin{bmatrix} 0.9847 & -0.4418 & 0.2622 \\ 0.3162 & 0.8971 & 0.9651 \end{bmatrix}$$

其混合信号如图2所示,从混合信号的时域散点图(图1)可以看出,其在时域不是稀疏信号,于是对两个混合信号分帧进行傅里叶变换,帧长为 $L=256$ ,每帧乘上一个Hammig窗,连续帧之间重叠部分 $noverlap=128$ ,每帧做128点的快速傅里叶变换。

随机选取的向量为:

$$Z_0 = \begin{bmatrix} 0.8987 & -0.4918 & 0.2632 & 0.6192 & 0.1445 \\ 0.3962 & 0.8271 & 0.9650 & -0.7853 & 0.9895 \end{bmatrix}$$

图1为其混合信号的时域散点图,图2为在短时傅里叶变换下的频域散点图。其中混合矩阵为上述矩阵。

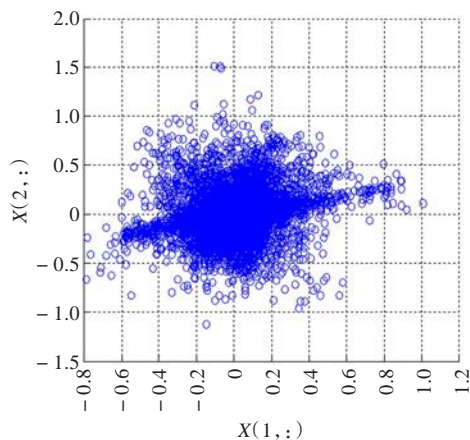
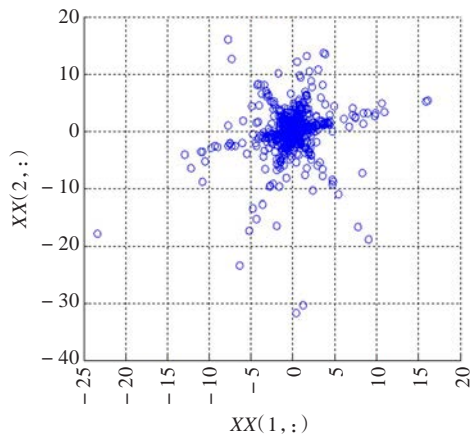


图1 混合信号时域散点图

从图2可以看出,在对语音信号进行短时傅里叶变换以后,混合信号在频域具有线性的聚类特性,那么就说明源信号在短时傅里叶变换下是稀疏的,那么可以在短时傅里叶变换域信号的实部信号,用基于拉普拉斯模型势函数法来估计混合矩阵,算法收敛后,形成的聚类中心为:

$$Z = \begin{bmatrix} 0.9489 & 0.2439 & 0.2439 & 0.3766 & 0.2439 \\ 0.3157 & 0.9698 & 0.9698 & -0.9264 & 0.9698 \end{bmatrix}$$

删除重复的聚类中心为:



(a)频域信号正交坐标图

$$\hat{A} = \begin{bmatrix} 0.9489 & 0.3766 & 0.2439 \\ 0.3157 & -0.9264 & 0.9698 \end{bmatrix}$$

对应的局部最大值为:

$$J \quad 981.9750 \quad 533.2927 \quad 965.7950$$

再一次对混合信号进行分类后,经过修正得到的矩阵估计为:

$$\hat{A}_1 = \begin{bmatrix} -0.9488 & -0.4502 & -0.2630 \\ -0.3160 & 0.8929 & -0.9648 \end{bmatrix}$$

而文献[7]中提出的势函数法估计得到的混合矩阵为:

$$\hat{A}_2 = \begin{bmatrix} 0.9569 & -0.3584 & 0.5446 \\ 0.2588 & 0.9366 & 0.8387 \end{bmatrix}$$

这里定义 $\hat{A}$ 与A之间对应向量之间的均方误差向量为 $error\_1$ , $\hat{A}_1$ 与A之间对应向量之间的均方误差向量为 $error\_2$ , $\hat{A}_2$ 与A之间对应向量之间的均方误差向量为 $error\_3$ ,通过比较对应的均方误差值,来分析矩阵估计性能的优越。通过上述实验结果,计算得出,前后实验结果下的对应的均方误差如表1所示。

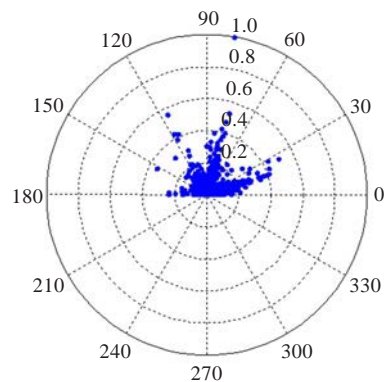
表1 误差分析表

	1	2	3
$error\_1$	5.9029E-04	0.0715	0.0189
$error\_2$	2.4141E-04	0.0093	8.3593E-04
$error\_3$	0.0599	0.0910	0.3094

分析表1可以看出,第一步估计得出的矩阵与实际的混合矩阵对应的列向量之间的均方误差明显大于修正后的均方误差,这样混合矩阵得到更精确的估计,为稀疏分量分析第二步的源信号的恢复做了很好的铺垫,为源信号的更精确的估计提供可能,且基于拉普拉斯模型的势函数法相较于文献[7]提出的势函数法更优。

再者,基于拉普拉斯模型的势函数法的算法流程中涉及到多个参数的估计和求解:尺度参数 $b$ ,系数 $\gamma$ ,矩阵的迭代求解,聚类中心的计算,重复聚类中心的删除。

尺度参数 $b$ 的估计需要 $M \times T$ 次加法运算,系数 $\gamma$ 的估计需要 $T \times T$ 次加法运算和 $T \times T$ 次指数运算,矩阵的每个元素的迭代求解需要 $T$ 次乘法, $2 \times T$ 次除法, $2 \times T$ 次指数运算, $2 \times T$ 次加法运算(其中 $T$ 为待处理的数据样点



(b)频域信号极坐标图

图2 混合信号短时傅里叶变换下的频域散点图



数)。而文献[7]中提到其算法的运算复杂度为  $O(T \times K)$  (其中  $K$  为势函数变量  $\theta$  的采样值)。相比较可知,基于拉普拉斯模型的势函数法涉及到两个参数的估计,算法的计算复杂度相较于文献[7]大,但是文献[7]涉及到的参数的选择缺乏理论指导,于是,基于拉普拉斯模型的势函数法以计算复杂度来取代参数的随机选取。

对于本文提出的混合矩阵估计的修正算法相比于混合矩阵未修正的算法在计算复杂度上并没有提高,但是在混合矩阵的估计的准确性上做了改进,为第二阶段的源信号的恢复做了好的铺垫。

利用线性规划方法进行源信号的恢复,这里定义矩阵未进行修正得到的估计的源信号与真实源信号的均方误差为 *wucha1*,矩阵修正以后得到的估计的源信号与真实源信号的均方误差为 *wucha2*,其实验数据如下所示:

$$\begin{aligned} wucha1 &= [3.862\ 8E-04\ 4.321\ 6E-04\ 5.586\ 4E-04] \\ wucha2 &= [3.716\ 2E-04\ 4.214\ 7E-04\ 5.567\ 3E-04] \end{aligned}$$

其真实的源信号时域波形如图3所示,与 *A* 矩阵混合后得到的混合信号如图4所示,混合矩阵的估计进行修正与未修正得到的源信号时域波形如图5所示。

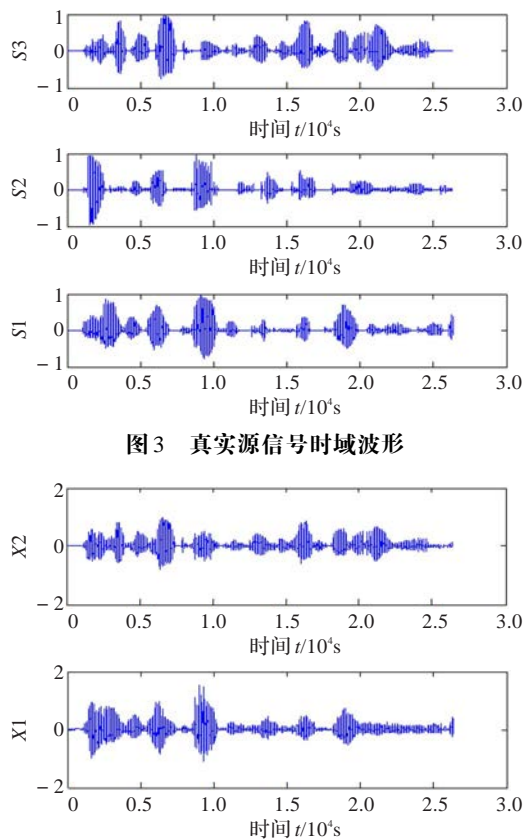


图3 真实源信号时域波形

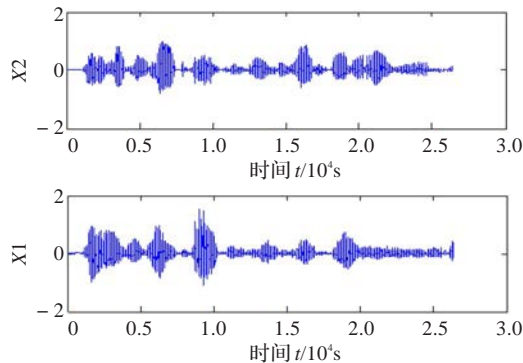


图4 真实混合信号时域波形

从 *wucha1* 和 *wucha2* 的对应值来比较,可以看出,对利用基于拉普拉斯模型的势函数法估计得到的混合矩阵进行修正以后比未修正得到的源信号的估计效果佳。

6 结束语

基于稀疏分量分析两步法进行盲源分离,源信号的恢

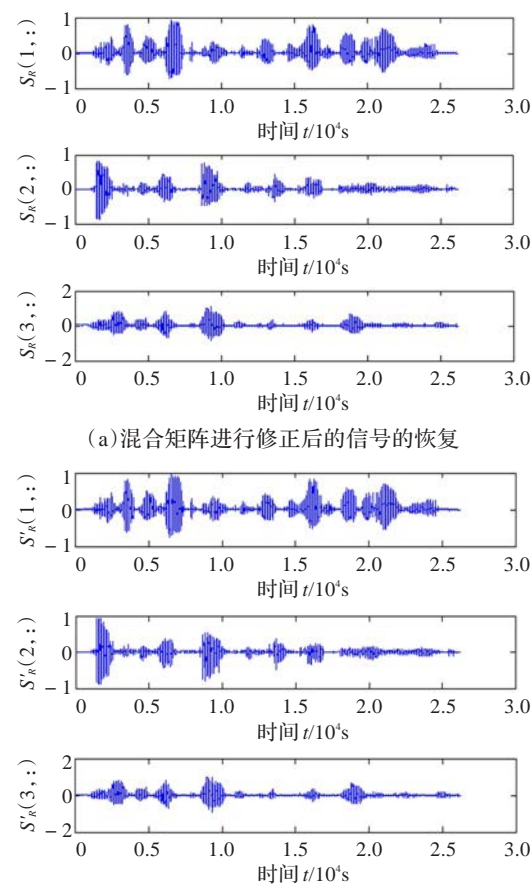


图5 恢复得到的源信号时域波形

复是在混合矩阵得到估计的基础上实现的,于是混合矩阵的精确估计成为必要,因此本文提出在利用基于拉普拉斯模型的势函数法进行源信号数目和混合矩阵估计后,对混合信号进行第二次分类,然后对分类的每类信号的协方差矩阵进行奇异值分解,进而得到混合矩阵的更精确的估计。而且通过实验仿真验证了本算法的有效性。当然,这些算法的基础是能对信号进行稀疏变换,使得信号在变换域是稀疏的,因此需要在信号稀疏变换上做进一步的研究。

参考文献:

[1] Aissa-El-Bey A, Abed-Meraim K, Grenier Y. Underdetermined blind audio source separation using modal decomposition[J]. EURASIP Journal on Audio, Speech, and Music Processing, 2007.

[2] Varadarajan V, Krolík J L. Multichannel system identification methods for sensor array calibration in uncertain multi-path environments[C]//IEEE Signal Processing Workshop on Statistical Signal Processing (SSP'01), Singapore, 2001:297-300.

[3] Rouxel A, Le Guennec D, Macchi O. Unsupervised adaptive separation of impulse signals applied to EEG analysis[C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech, Signal Processing, Singapore, 1998:2888-2897.

[4] Abed-Meraim K, Attallah S, Lim T J, et al. A blind interference canceller in DS-CDMA[C]//IEEE International Sympo-

- sium on Spread Spectrum Techniques and Applications, Parsippany, 2000:358-362.
- [5] Cichocki A, Amari S. Adaptive blind signal and image processing: learning algorithms and applications[M]. [S.l.]: Wiley, 2003.
- [6] Hyvarinen A, Karhunen J, Oja E. Independent component analysis[M]. [S.l.]: Wiley, 2001.
- [7] Bofill P, Zibulevsky M. Underdetermined blind source separation using sparse representations[J]. Signal Processing, 2001, 81(11):2353-2362.
- [8] Zhang Wei, Liu Ju, Sun Jiande, et al. A new two-stage approach to underdetermined blind source separation using sparse representation[C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2007:953-956.
- [9] Georgiev P, Theis F, Cichocki A. Sparse component analysis and blind source separation of underdetermined mixtures[J]. IEEE Transactions on Networks, 2005:992-996.
- [10] 张焱. 欠定混合信号的盲分离[D]. 上海: 上海大学, 2009.
- [11] O'Grady P D, Pearlmutter B A. Convolutional non-negative matrix factorisation with a sparseness constraint[C]//IEEE Signal Processing Society Workshop on Machine Learning for Signal Processing, 2006:427-432.
- [12] Zibulevsky M, Zeevi Y Y, Kisilev P, et al. Blind source separation via multinode sparse representation[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, 2001:1049-1056.
- [13] Cichocki A, Caiafa A H C. Flexible HALS algorithms for sparse non-negative matrix/tensor factorization[C]//IEEE Workshop on Machine Learning for Signal Processing, 2008:73-78.
- [14] Waheed K, Salem F M. Algebraic overcomplete independent component analysis[C]//ICA2003, 2003:1077-1082.
- [15] 谭北海, 谢胜利. 基于源信号数目估计的欠定盲分离[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(4):863-867.
- [16] 谢胜利, 何昭水, 高鹰. 信号处理的自适应理论[M]. 北京: 科学出版社, 2006.
- [17] Elad M. Sparse and redundant representations[M]. [S.l.]: Springer, 2010.
- [18] Gowreesunker B V, Tewfik A H. Learning sparse representation using iterative subspace identification[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010:3055-3064.
- [19] 张贤达. 矩阵分析与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.

(上接 132 页)

似, 这显然不对, 只有  $M_w$  和  $M$  能够区分两组数据。

对于第 5 组数据,  $x$  和  $y$  的值相同, 但是存在未知度, 未知度相同且不为零, 此时存在不确定性, 所以  $x$  和  $y$  不完全相似,  $M_w$  和  $M$  能够有效区分两组数据。

第 6 组数据中,  $x$  和  $y$  的相似度应该较小, 只有  $M_w$  和  $M$  符合直觉。

## 7 结束语

本文通过分析影响相似度量方法的要素, 指出了未知度的  $|\pi_x - \pi_y|$  和  $\pi_x + \pi_y$  对相似性的影响, 提出了一种基于未知度的相似度量方法, 通过与现有相似度量方法的比较, 证明了该相似度量方法的有效性和优越性。

## 参考文献:

- [1] Zadeh L A. Fuzzy sets[J]. Information and Control, 1965(8): 338-356.
- [2] Gau Wen-lung, Buehrer D J. Vague sets[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1993, 23(2):610-614.
- [3] 王伟平, 吴祈宗, 李玉玲. Vague 集之间相似度量的基本准则与一般方法[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(4):73-76.
- [4] Chen S M. Measures of similarity between vague sets[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1995, 74:217-223.
- [5] 李凡, 徐章艳. Vague 集之间的相似度量[J]. 软件学报, 2001, 12(6):922-927.
- [6] 徐凤生. Vague 集的新相似度量方法[J]. 计算机工程与科学, 2011, 33(4):121-123.
- [7] 张文彬, 余建坤. 计算 Vague 集贴近度的一种新方法[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(24):53-56.

(上接 198 页)

- [3] Kolmogorov V. Graph based algorithm for scene reconstruction from two or more views[D]. Ithaca, NY, USA: Cornell University, 2003.
- [4] 王年, 范益政, 鲍文霞, 等. 基于图割的图像匹配算法[J]. 电子学报, 2006, 34(2):232-236.
- [5] 袁晓光, 刘红, 程鸿, 等. 用图割构造长景物图像[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(12):196-199.
- [6] Forstmann S, Kanou Y, Ohya J, et al. Real-time stereo by using dynamic programming[C]//Proceedings of CVPR Workshop on Real-time 3D Sensors and Their Use, 2004:29-36.
- [7] 张令涛, 曲道奎, 徐方. 一种基于图割的改进立体匹配算法[J].

机器人, 2010, 32(1):104-108.

- [8] Birchfield S, Tomasi C. A pixel dissimilarity measure that is insensitive to image sampling[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(4):401-406.
- [9] Birchfield S, Tomasi C. Depth discontinuities by pixel-to-pixel stereo[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, Bombay, India, 1999, 35(3):269-293.
- [10] Boykov Y, Veskler O, Zabih R. Fast approximate energy minimization via graph cuts[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(11):1222-1239.
- [11] Ford L R, Fulkerson D R. Flows in networks[M]. Princeton, NJ: Princeton University Press, 1962.