

文章编号: 1001-0920(2006)01-0088-05

## 独立元及小波分析估计多元系统状态变量

姚志湘<sup>1,2</sup>, 刘焕彬<sup>1</sup>

(1. 华南理工大学 制浆造纸工程国家重点实验室, 广州 510640; 2. 广西工学院 生物与化学工程系, 广西 柳州 545006)

**摘要:** 结合状态空间描述, 利用独立元分析(ICA)方法对状态变量进行估计. 解析和算例验证表明, 按照状态变量数目计算的ICA分量是状态变量的良好估计, 非线性误差得到降低. 在含噪声系统中, 结合小波去噪可去除ICA无法去除的噪声, 获得状态变量的估计值, 显著提高信噪比; 噪声可以削弱非线性引起的误差, 采用先获取状态变量, 后小波去噪的方法, 能得到更好的状态变量估计值.

**关键词:** 独立元分析; 小波分析; 状态空间

中图分类号: TQ 019; O 212.1

文献标识码: A

## State Variable Estimations of Multivariable Systems based on Independent Component and Wavelet Analysis

YAO Zhi-xiang<sup>1,2</sup>, LIU Huan-bin<sup>1</sup>

(1. National Key Lab of Pulp and Papermaking Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China; 2. Department of Biological Chemical Engineering, Guangxi University of Technology, Liuzhou 545006, China. Correspondent: YAO Zhi-xiang, E-mail: zxyao@gd165.com)

**Abstract:** According to state space theory, the independent component analysis (ICA) is used to estimate state variables. By analyses and example calculation, independent components (ICs) are fine estimations to state variables while their number is equal, non-linear error is reduced. In system with noise, ICA removes noise in part, other noise which unable to be removed is deducted by wavelet. Signal-noise ratio (SNR) of estimations to state variables is remarkably enhanced. The noise may weaken the non-linearity error, estimations obtained by the proposed method are closer to state variable than that denoised at first.

**Key words:** Independent component analysis; Wavelet analysis; State space

### 1 引言

多元统计和小波分析方法是目前广泛使用的两类数据压缩和信号去噪方法<sup>[1-3]</sup>, 独立元分析(ICA)则是近年发展起来的具备盲信号分离能力的多元统计分析方法. 与其他多元统计分析方法相比, ICA的最大优点是不仅能消除分量间的相关性, 而且可保证分量的统计独立性, 提高分量的可解释性和适用性. 作者在前期工作中曾提出, 在状态空间理论中采用ICA可以对状态变量进行估计<sup>[4,5]</sup>, 在多元统计过程控制、化学计量学等领域实现弱信号提取以及系统特征表达等目的. ICA作为一种新的信号

分离方法, 在多个领域中都发挥着类似的作用<sup>[6]</sup>, 如脑电波分析<sup>[7]</sup>、语音信号辨识<sup>[8]</sup>等, 但对于所应用的信号系统和分离出的信号性质尚未形成普遍性和确定性较强的理论阐述, 在噪声和非线性因素影响、独立元数目和计算准确度的关系等方面还处于验证探索阶段. 本文在状态空间理论中阐述了ICA的信号分离作用, 对ICA盲信号分离作用加以归纳, 进一步对包含非线性特征和噪声的系统进行研究, 形成状态变量的ICA估计算法.

对于含噪声系统的信号去噪, 小波分析采用信号的自相关信息, 利用噪声平稳、高频、不存在自相

收稿日期: 2004-11-09; 修回日期: 2005-03-09

基金项目: 国家自然科学基金项目(20206008); 广西科学基金项目(桂科基0448010).

作者简介: 姚志湘(1968—), 男, 辽宁锦州人, 博士后, 从事过程系统工程、化学计量学等研究; 刘焕彬(1942—), 男, 广东兴宁人, 教授, 俄罗斯工程院外籍院士, 从事制浆造纸过程计算机模拟、检测与控制等研究.

关的特点, 在不同尺度上按照定义阈值将噪声信号分离, 达到去噪的目的; 多元统计方法是利用多个变量冗余的互相关信息, 保留系统有效信息, 去除无效的噪声信息, 目的侧重于主要变量的保留。通常思路认为噪声是干扰和影响多元统计变量准确的重要原因, 要保证统计分量准确需先去噪声<sup>[3,7,8]</sup>。实际上, 小波去噪后, 信号互相关信息受到干扰和损失, 导致 ICA 计算失真。本文依据互相关和自相关信息的逻辑关系, 提出先分离后去噪的思路, 算例结果证实该方法具有更好的准确度和真实性。

### 2 盲信号处理与独立元分析

独立元分析是主元分析基础上发展起来的盲信号处理(BSP)<sup>[9]</sup>算法, 命题如下: 由  $n$  个未知的源信号  $S_i(t) (i = 1, 2, \dots, n)$ , 构成列向量  $S = [S_1(t), S_2(t), \dots, S_n(t)]^T$ , 其中  $t$  是序列值;  $A$  为  $q \times n$  维的混合矩阵;  $q$  个观察信号  $y_i(t) (i = 1, 2, \dots, q)$  构成列向量  $Y = [y_1(t), y_2(t), \dots, y_q(t)]^T$ , 满足下式:

$$Y = AS, \quad q > n \quad (1)$$

对任何  $t$ , 根据已知的  $Y$  在  $A$  未知的条件下求未知的  $S$ , 构成独立元分析的无噪声信号盲分离问题。

独立元分析的解算有如下的前提: 1) 各源信号之间统计独立; 2) 源信号数  $n$  小于等于观察信号数  $q$ , 混合阵  $A$  存在广义逆矩阵; 3) 有超过一个的高斯分布的源信号不可分。

ICA 的解算思路是设置一个  $n \times q$  维分离矩阵  $W = (w_{ij})$ ,  $Y$  经过  $W$  变换后得到  $N$  维输出列向量  $X = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]^T$ , 即

$$X = WY = WAS. \quad (2)$$

如果  $WA = I$  ( $I$  是  $n \times n$  维单位阵), 则  $X = S$ , 达到源信号分离目标。

### 3 系统的状态描述

本文将 ICA 的独立信号源假设与系统状态空间描述结合, 对 ICA 的计算结果进行定性推导。考察一个系统的测量, 矢量  $y$  是观测到的系统  $q$  个输出信号, 矢量  $x$  是系统的  $n$  个状态变量的组合,  $q > n$ , 那么  $t$  时刻的系统状态可描述为

$$y = f(x, t). \quad (3)$$

限于讨论系统在某个  $x_0$  小邻域内的变化, 系统可用一个线性系统代替, 其状态描述通过泰勒展开为

$$f(x, t) = f(x_0, t) + \left[ \frac{\partial f}{\partial \alpha^T} \right]_0 \delta \alpha + \alpha(\delta \alpha, t), \quad (4)$$

其中:  $\delta \alpha = x - x_0$ ,  $\alpha(\delta \alpha, t)$  为高阶小项。记

$$\left[ \frac{\partial f}{\partial \alpha^T} \right]_0 = \left[ \frac{\partial f}{\partial \alpha^T} \right]_{x_0} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial \alpha_1} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial \alpha_n} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial \alpha_1} & \dots & \frac{\partial f_n}{\partial \alpha_n} \end{bmatrix}_{x_0} = C, \quad (5)$$

$$\alpha(\delta \alpha, t) = E, \quad (6)$$

$Y \in R^q, x \in R^n, E$  为高阶小项误差,  $E \in R^q$ ; 那么,  $y$  可以写成

$$y = Cx + E. \quad (7)$$

考虑噪声影响,  $N$  是每个测量值中噪声集合, 与  $y$  同阶,  $N \in R^q$ , 即

$$\tilde{y} = y + N = Cx + E + N. \quad (8)$$

假设 1  $E = 0, N \neq 0$ , 系统为含噪声的线性系统, 即

$$\tilde{y} = Cx + N = [C_x \quad C_N] \begin{bmatrix} x + n_1 \\ n_2 \end{bmatrix}. \quad (9)$$

进行 ICA 计算, 噪声对于系统状态保持不相关且独立。对比式(1), 上式的  $[C, C_N]$  为混合矩阵,  $[x + n_1, n_2]^T$  为独立统计分量,  $x + n_1$  为含噪声的状态分量,  $n_2$  为纯噪声分量。去除  $n_2$ , 从而实现状态变量的获取和部分去噪。

假设 2  $N = 0, E \neq 0$ , 系统为不含噪声的非线性系统,  $C$  中每个元素为常数。将矢量  $E = [e_1, \dots, e_q]^T$  影射到  $R^n$  中的  $E = [e_1, \dots, e_n]^T$ , 即

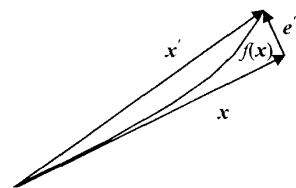
$$T: E \in R^q \rightarrow E \in R^n, \quad (10)$$

$$y = Cx + E \cong C[x + E]. \quad (11)$$

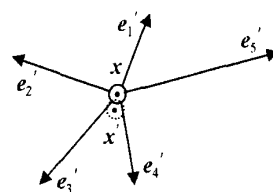
$E$  与  $N$  不同,  $E$  不是独立的, 随状态变量  $x$  变化, 如果不将  $E$  影射到  $R^n$  中, 式(6)按式(8)的形式改写为

$$y = Cx + E = [C_x \quad C_E] \begin{bmatrix} x + [e_1, \dots, e_n]^T \\ [e_{n+1}, \dots, e_q]^T \end{bmatrix}. \quad (12)$$

采用 ICA 计算, 由于式(11)中  $[x + [e_1, \dots, e_n]^T, [e_{n+1}, \dots, e_q]^T]^T$  的元素彼此间并非相互独立, 不能像式(8)那样得到独立的  $x + [e_1, \dots, e_n]^T$  分量和  $[e_{n+1}, \dots, e_q]^T$  分量, 而是重新计算得到的表观上统计独立分量, 在后面的算例中可以看到计算结果与



(a) 非线性变量的线性描述误差



(b) 多个非线性变量的误差抵消

图 1 非线性变量的误差及抵消

$x$  存在较大的误差

按照式(10)进行计算,为简单与直观起见,取  $x$  只含一个元素的情况进行说明 如图 1(a) 所示,对于线性关系,可用  $x$  直接描述;而对于非线性关系  $y_1 = f_1(x)$  与  $x$  的垂直方向上存在误差  $e$ ,  $x = x + e$ , 导致  $x$  发生变化 但对应多个非线性关系时,如图 1(b) 所示,由于  $e_1, \dots, e_n$  方向各异,彼此抵消,同时,与  $x$  相比,  $e$  是 高阶小项,在非特异情况下,  $x$  和  $x$  的偏差并不大

在 ICA 计算中,如果按照式(11)进行分解,可得到  $x$  的有偏估计值 在下面的算例中可以看出误差明显小于式(12)的分解方式,两种计算方式的主要差别在于是按照状态分量  $x$  还是测量值  $y$  来定义独立元的数目

假设  $3 \times N \quad 0, E \quad 0$ , 系统为含噪声的非线性系统

在此情况下主要取决于噪声的大小,如果  $N$  明显大于  $E$ ,  $E$  的相关性被噪声所覆盖,需按式(1)的方式处理,得到稳定的状态分量估计值;如果噪声较弱,  $E$  的相关性未被噪声所覆盖,则需按式(2)的情形来处理,才能获得误差较小的状态分量估计值

确定状态分量的数目,对于准确估计系统状态分量是非常重要的 按照系统的状态变量数目来定义 ICA 独立元的计算,可减小非线性造成的误差

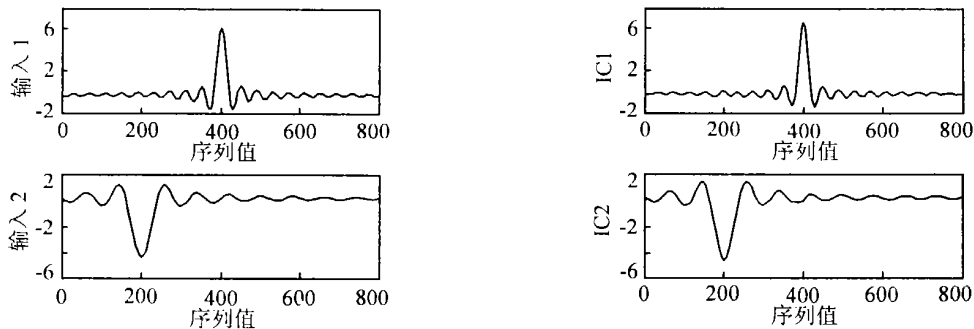
### 4 算例研究

在  $t = [-20, 20]$  上构造两个独立的时间序列:  $x_1 = \sin c(t) + 2, x_2 = -\sin c(t/2 + 5) + 2$ ; 为避免输出变量产生奇异,序列中的点都大于零 按照

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ y_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^2 x_2 \\ x_2^2 x_1 \\ x_1/x_2 + x_2/x_1 \\ x_1 x_2 - x_2^4/x_1 \\ x_1^2 + x_2^2 + x_1 x_2 \end{bmatrix} \quad (13)$$

变换成 5 个  $y$  输出,均匀离散成 800 个离散点 叠加不同信噪比的高斯白噪声产生离散时间序列点,经方差标准化后用于计算 为对比获取的分量估计值与原始输入的差异,将估计得到的分量和方差标准化后的原始输入进行对比,对  $n$  个状态分量的  $m$  个离散样本求均方差  $D$  并进行信噪比(SNR)估计

分别对  $y$  按 2 分量和 5 分量进行 ICA 计算,在图 2 中可看出(a)和(b)的对比几乎不存在差异;同样,在 5 分量计算中前两个分量也和输入分量一致 计算均方差  $D$ ,考察 ICA 按 2 分量和 5 分量计算结果与输入变量的差异,2 分量计算  $D$  值为 0.005 1,5 分量计算出前两个分量的  $D$  值为 0.356 5. 显然,按 2 分量估计的状态分量的均方差要小得多,采用式(11)计算的误差远小于式(12),从而验证了假设 2 的结论



(a) 2 个输入序列

(b) 按 2 分量的 ICA 结果

图 2 算例的输入和按照 2 分量计算的结果

表 1 不同样本组合按照 2 分量求取状态变量与原始输入的均方差

$y$ 的组合	$y_1, y_2$	$y_3, y_5$	$y_1, y_3$	$y_1, y_2, y_3$	$y_1, y_2, y_4, y_5$	$y_2, y_3, y_4$	$y_1, y_2, y_3, y_4, y_5$	$y_1, y_2, y_3, y_4$
均方差( $D$ )	0.017 4	0.152 5	0.108 7	0.093 1	0.050 5	0.005 6	0.005 1	0.004 9

表 1 是从不同的  $y$  的元素组合按照 2 分量计算得到的  $D$  值 如同前面分析得到的结论,所有 2 分量计算的均方差  $D$  都优于 5 分量计算的  $D = 0.356 5$ ,且计算结果随  $y$  的元素数目增加而改善 值得注意的是  $y_3$ , 含  $y_3$  的两元素组合计算结果都不太理想,但  $y_3$  大于两元素组合的计算结果却得到明显改善 图 1(b) 的示意分析中指出,  $x$  的偏差与  $e$  的方向和

大小有关,  $y_3$  中存在两个倒数关系,对倒数求导的高阶误差  $e$  要大于其他单个分量,方向也与其他元素的  $e$  相反,其他每个单独的  $e$  都不足以抵消  $y_3$  带来的误差;而多个元素的组合中  $e$  彼此抵消,能得到令人满意的结果

按 5 db ~ - 2 db 的不同信噪比对  $y$  添加噪声后进行 ICA 计算,添加噪声大小的变化也使得 ICA 分

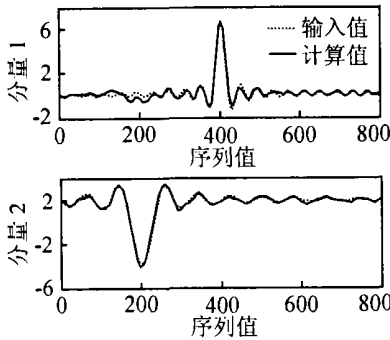
量的形状随之变化 当信噪比达到 0 db 时, 可以清楚地区分出 2 个状态分量和 3 个噪声分量, 从而验证了假设 3 的分析 噪声对于 ICA 的影响是一个复杂的问题, 相关讨论将另文介绍

### 5 小波及小波包去噪

ICA 可通过互信息冗余对系统进行去噪, 同时得到系统的统计状态分量 但从式 (8) 和算例中可以看出, ICA 无法去除包含在状态分量中的噪声 有文献将噪声分为测量噪声和源噪声, 并认为源噪声难以去除<sup>[6]</sup>. 实际上, 不管信号的来源如何, 只要符合白噪声特征, 对于 ICA 而言都是难于处理的; 另一方面, ICA 依据信号间的互信息分离独立元, 在一个分量内部, 只能提供自相关信息, 对于分离出来的统计独立元内所包含的噪声只能通过自相关信息去除

小波分析方法是目前发展最快的信号处理方法, 已有大量的相关文献, 在此不再赘述 本文通过 Matlab 小波工具箱提供的小波包去噪命令对提取的含噪声状态分量加以去噪

小波去噪命令行为



(a) 先 ICA 后小波去噪

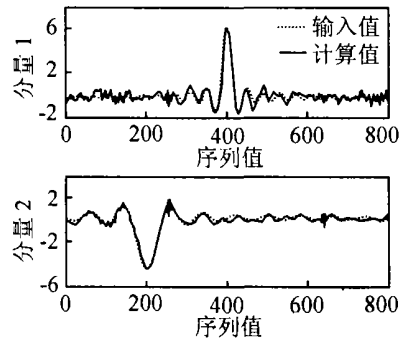
去噪后信号 = wden (含噪声信号, 'minimax', 's', 'one', 小波分解层数, 'dmey');  
小波包去噪命令行为

```
[thr, sorh, keepapp, crit] =
ddencmp('den','wp',含噪声信号);
去噪后信号 =
wpdencomp(含噪声信号, sorh, 小波包
分解层数, 'dmey', crit, thr, keepapp).
```

对上述算例 y 按信噪比 - 2 db 添加噪声, 以 2 独立元计算; 对获得的统计分量进行小波和小波包去噪 计算表明采用离散 Meyer 小波, 按 4 层分解具有最好的去噪效果 表 2 是统计独立元、小波和小波包去噪后的方差与信噪比的对比 图 3(a) 是经小波包降噪后的分量与 x 的对比

表 2 采用小波和小波包去噪后状态变量的均方差和信噪比改善情况

	ICA 分量	小波降噪	小波包降噪
均方差 D	0.513 2	0.065 1	0.065 0
信噪比 SNR/db	2.898	11.993	11.994



(b) 先小波去噪后 ICA

图 3 ICA 与小波处理对状态变量估计值的影响

表 2 和图 3(a) 表明, 经过小波或小波包处理后的分量与系统状态分量对比, 反映了状态分量的特征; 对比于直接计算的统计分量, 算例中, 信噪比提高了 9 db, 误差显著降低, 符合对状态变量的估计要求

### 6 ICA 结合小波包估计系统状态变量的方法

基于以上分析, 本文提出利用 ICA 结合小波包进行系统状态变量估计的方法. 该方法分为以下几个步骤:

1) 状态分量数目的判断. 确定状态分量的数目, 对于保证分量的准确估计十分重要 当系统组成明确, 对系统机理有一定了解时, 可按作者前期提出的准则<sup>[10]</sup>来分析确定 在样本数目较大, 能提供充

足建模和验证样本的情况下, 可按文献[11]提出的 PCA 主成分数目确定的方法来判断独立元数目

2) 按状态分量数进行 ICA 计算. 前文分析指出, 噪声可以降低非线性误差干扰, 但非线性误差并非完全被噪声所覆盖, 按状态分量数目的 ICA 计算准确度比直接 ICA 计算的准确度要高 本文采取的 ICA 算法是较为通用的 FastICA 算法<sup>[6]</sup>, 该算法基于固定点递推原理, 数据适用性广, 被多数研究者所采用

3) 小波包去噪 小波和小波包去噪的目的是去除多元统计分量中无法去除的噪声 在上面的算例中可以看出, 小波包不具有明显的优势, 且小波包需要更复杂的计算, 对于更多的系统小波包的优势能否得到增强, 还需要实验验证 小波和小波包分析中小波函数的选择也会影响计算的准确性, 实际上, 保

证去噪完全和准确的关键是小波分解层数, 本文采用与算例真值对比的方法来判断小波的分解层数。实际应用中, 可通过 Lipschitz 指数检测信号的奇异性, 基于多尺度边缘重建判断小波分解的尺度和层数, 具体步骤可参阅文献[12]。

## 7 分析与讨论

### 7.1 统计分量分离与小波降噪的次序

在多元分析方法与小波分析的结合上, 多采用小波先降噪, 然后再进行多元统计分析<sup>[3,7,8]</sup>。这类分析方法的思路是噪声对实际信号的表达起到了干扰作用, 需要降噪来消除这种干扰。在本文的分析中可以看出, 由于噪声分布的平均性和不相关性, 使得噪声在一定程度上可削弱非线性误差的影响, 从而降低线性计算的误差。另外, 在原始样本中由于各个信号的相关性复杂, 在各个离散的序列中噪声达不到严格的高斯分布, 在各尺度上与高频信号存在相关, 导致小波分解层数增加, 降噪误差增大。信噪比为 -2 dB 的算例信号, 如果按先 8 层小波包分解, 后 ICA 的顺序处理信号, 状态分量估计值与真值有最小方差, 最小方差值为 0.072 8, 信噪比为 11.370。图 3(b) 是先小波后 ICA 处理得到的分量, 部分细节出现明显失真, 效果不如本文所提出的处理顺序。

### 7.2 ICA 对小波降噪的改进

本文研究的是如何从相关多元系统中估计出状态分量, 如果将得到的状态变量按式(1)进行重构, 便成为系统降噪问题。对信噪比 -2 dB 的算例输出信号, 直接用小波包 8 层分解降噪和按本文方法降噪重构的效果, 与真值的方差分别为 0.159 和 0.114, 信噪比分别为 8.141 和 10.125。ICA 结合小波方法相对于直接小波包去噪, 整体误差和细部的高频噪声滤除的效果都有所改善。对 ICA 分量去噪只需 4 层小波包分解, 降低了小波包分解层数, 从而减少了降噪的误差, 同时也节省了计算时间。

## 8 结论

在非线性含噪声系统中采用系统状态变量数目进行线性 ICA 分解, 可以稳定估计出系统的状态变量, 且误差小于按实际测量变量数进行线性 ICA 计算的结果。ICA 及其他多元统计分析方法去除系统噪声的程度是有限的, 而结合小波包降噪可显著提高系统的信噪比, 获得与真实状态变量基本一致的统计分量估计值。与单纯的小波分析和单纯的 ICA 进行对比, ICA 结合小波包算法在降噪和信号分离效果上都得到了改善。

## 参考文献(References)

- [1] Chau F T, Liang Y Z. *Chenometrics: From Basics to Wavelet Transform* [M]. Hoboken: John Wiley and Sons Press, 2004.
- [2] 张杰, 阳宪惠. *多变量统计过程控制* [M]. 北京: 化学工业出版社, 2000.  
(Zhang J, Yang X H. *Multivariable Statistical Process Control* [M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2000.)
- [3] 陈国金, 梁军, 钱积新. 基于小波变换去噪的多元统计投影分析及其在化工过程监控中的应用[J]. *化工学报*, 2003, 54(10): 1478-1481.  
(Chen G J, Liang J, Qian J X. M-SPA Based on Process in Formation Denoised with Wavelet Transform and Its Application to Chemical Process Monitoring [J]. *J of Chemical Industry and Engineering*, 2003, 54(10): 1478-1481.)
- [4] 姚志湘. *过程系统状态空间统计模型和化工过程监测* [D]. 广州: 华南理工大学, 2003.  
(Yao Z X. *Statistics Modeling of the State Space and Monitoring of Chemical Process Systems* [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2003.)
- [5] 钱宇, 姚志湘, 李秀喜. 化工过程系统的状态空间分析[J]. *华南理工大学学报*, 2003, 31(11): 14-19.  
(Qian Y, Yao Z X, Li X X. The State Space Analysis of Chemical Processes System [J]. *J of South China University of Technology*, 2003, 31(11): 14-19.)
- [6] Hyvarinen A, Karhunen J, Oja E. *Independent Component Analysis* [M]. Hoboken: John Wiley and Sons Press, 2001.
- [7] 吴小培, 冯焕清, 周荷琴. 结合小波变换和独立分量分析的脑电特征提取[J]. *仪器仪表学报*, 2004, 25(1): 116-120.  
(Wu X P, Feng H Q, Zhou H Q. EEG Pattern Extraction of Combining Wavelet Transform and Independent Component Analysis [J]. *Chinese J of Scientific Instrument*, 2004, 25(1): 116-120.)
- [8] 楼红伟, 胡光锐. 基于小波域的非平稳卷积混合语音信号的自适应盲分离[J]. *控制与决策*, 2004, 19(1): 73-76.  
(Lou H W, Hu G R. Adaptive Wavelet Domain Algorithm for Blind Separation of Non-stationary Convolved Speech Mixtures [J]. *Control and Decision*, 2004, 19(1): 73-76.)
- [9] 杨行峻, 郑君里. *人工神经网络与盲信号处理* [M]. 北京: 清华大学出版社, 2003.  
(Yang X J, Zheng J L. *Artificial Neural Network and Blind Signal Processing* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2003.)

(下转第96页)

对 bays29 问题,以均匀设计表  $U_9(9^4)$  进行 9 组试验,发现也能找到满意的最优参数组合.在实际操作中,可以针对问题规模选择合适大小的均匀设计表.对 TSP 问题的测试显示,均匀设计方法是一种简单易行的有效方法.

## 5 结 语

基本蚁群算法参数设置的好坏,直接影响算法的运行性能,从而影响算法的实用性.均匀试验设计方法的出现,为科学有效设定蚁群算法参数提供了手段.本文将蚁群算法基本模型的参数设定问题描述成均匀设计中多因素多水平的试验设计,通过选择有代表性的参数组合进行试验,从而能够用较少的试验次数找到满意的算法参数组合.仿真试验表明了该方法的可行性和有效性,为科学设定相关算法参数提供了参考.

## 参考文献(References)

- [1] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. The Ant System: Optimization by a Colony of Cooperation Agents[J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics-Part B*, 1996, 26(1): 29-41.
- [2] 陈峻, 沈洁, 秦玲. 蚁群算法求解连续空间优化问题的一种方法[J]. *软件学报*, 2002, 13(12): 2317-2323  
(Chen L, Shen J, Qing L. A Method for Solving Optimization Problem in Continuous Space by Using Ant Colony Algorithm [J]. *J of Software*, 2002, 13(12): 2317-2323.)
- [3] Rafael S Parpinelli, Heitor S Lopes, Alex A Freitas. Data Mining with an Ant Colony Optimization Algorithm [J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computing*, 2002, 6(4): 321-332.
- [4] 刘士新, 宋健海, 唐加福. 蚁群最优化—模型、算法及应用综述[J]. *系统工程学报*, 2004, 19(5): 496-502  
(Liu S X, Song J H, Tang J F. Ant Colony Optimization Review: Modeling, Algorithms and Applications [J]. *J of Systems Engineering*, 2004, 19(5): 496-502.)
- [5] 詹士昌, 徐婕, 吴俊. 蚁群算法中有关算法参数的最优选择[J]. *科技通报*, 2003, 19(5): 381-386  
(Zhan S C, Xu J, Wu J. The Optimal Selection on the Parameters of the Ant Colony Algorithm [J]. *Bulletin of Science and Technology*, 2003, 19(5): 381-386.)
- [6] 方开泰, 马长兴. *正交与均匀试验设计*[M]. 北京: 科学出版社, 2001.  
(Fang K T, Ma C X. *Orthogonal and Uniform Experimental Design* [M]. Beijing: Science Press, 2001.)
- [7] 何大阔, 王福利, 张春梅. 基于均匀设计的遗传算法参数设定[J]. *东北大学学报*, 2003, 24(5): 419-411.  
(He D K, Wang F L, Zhang C M. Establishment of Parameters of Genetic Algorithm Based on Uniform Design [J]. *J of Northeastern University*, 2003, 24(5): 419-411.)
- [8] 任露泉. *试验优化设计与分析*[M]. 北京: 高等教育出版社, 2003: 191-204.  
(Ren L Q. *Optimal Design and Analysis of Experiments* [M]. Beijing: Higher Education Press, 2003: 191-204.)
- [10] 姚志湘, 钱宇, 李秀喜. 多变量化工过程系统的状态空间及其维数的判定准则[J]. *高校化学工程学报*, 2004, 18(1): 73-78  
(Yao Z X, Qian Y, Li X X. The Criterion for Dimensionality Analysis of the State Space of Chemical Processes [J]. *J of Chemical Engineering of Chinese Universities*, 2004, 18(1): 73-78.)
- [11] Qin S Joe, Dunia R. Determining the Number of Principal Components for Best Reconstruction [J]. *J of Process Control*, 2000, 10(2-3): 245-250.
- [12] 李弼程, 罗建书. *小波分析及其应用*[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.  
(Li B C, Luo J S. *Wavelet Analysis and Its Application* [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2003.)

(上接第92页)