

基于人工蜂群算法的混沌信号盲提取

李广明 胡志辉

Blind chaotic signal extraction based on artificial bee colony algorithm

Li Guang-Ming Hu Zhi-Hui

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 65, 230501 (2016) DOI: 10.7498/aps.65.230501

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.230501>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2016/V65/I23>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于频域信息交换的随机共振研究

Stochastic resonance based on frequency information exchange

物理学报.2016, 65(22): 220501 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.220501>

具有时滞的抑制性自突触诱发的神经放电的加周期分岔

Period-adding bifurcation of neural firings induced by inhibitory autapses with time-delay

物理学报.2016, 65(21): 210502 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.210502>

基于事件触发采样控制的异构混沌系统主从同步

Event-triggered heterogeneous master-slave synchronization with sampled-data control

物理学报.2016, 65(20): 200501 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.200501>

基于忆阻器反馈的Lorenz超混沌系统及其电路实现

Memristor-based Lorenz hyper-chaotic system and its circuit implementation

物理学报.2016, 65(19): 190502 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.190502>

非自治分数阶Duffing系统的激变现象

Crises in a non-autonomous fractional-order Duffing system

物理学报.2016, 65(18): 180502 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.180502>

基于人工蜂群算法的混沌信号盲提取*

李广明^{1)†} 胡志辉²⁾

1)(东莞理工学院计算机学院, 东莞 523808)

2)(华南理工大学电子与信息学院, 广州 510641)

(2016年5月28日收到; 2016年8月30日收到修改稿)

针对混沌信号在噪声信号中的提取问题, 本文将其建立于线性混合模型进行分析. 在该模型下, 提出一种结合高维核函数的性能函数, 该函数的计算复杂度较低. 在使用人工蜂群算法来处理该多峰函数优化问题时, 文中采用马尔可夫模型分析了人工蜂群算法的有效性. 仿真实验表明本文方法能在较低复杂度下提取出相关系数很高的估计信号.

关键词: 混沌信号, 盲提取, 核函数, 人工蜂群算法

PACS: 05.45.-a, 05.40.Ca

DOI: 10.7498/aps.65.230501

1 引言

在特定的观测模型下, 使用某种算法去获得具有混沌性质的信号或者混沌特性最强的信号称为混沌信号的盲提取^[1]. 其应用领域包括通信、雷达信号处理、地质分析以及医学诊断等, 因为待分析信号很可能会具有非线性的性质^[2-5]. 比如在医学诊断中, 脑电描记术 (electroencephalogram, EEG) 通过部署多个电极传感器于大脑皮层, 能够有效地记录大脑的电生理活动, 测得的 EEG 信号具有混沌性质, 对 EEG 信号的不规则特性进行分析能够给医疗诊断提供有效佐证^[2]. 太阳黑子的活动同样已经被证具有类混沌特性, 将观测得的太阳黑子活动数目进行噪声滤波之后, 研究人员能够通过相空间重构有效地分析黑子信号的相关维数、信息维数以及最大李雅谱诺夫指数等^[3-5]. 对混沌信号的各种后续分析都依赖于有效地获得信噪比较高的观测信号.

对于混沌信号的线性混合, 在未知混合方程的前提下的信号获取可以分为盲分离和盲提取两种情况. 一方面, 盲分离关注的是将所有的混合信号

都一一提取, 并且在源信号能量不确定的情况下尽可能保持信号包络的一致性; 另一方面, 盲提取算法则只关注于取出其中一个混沌性质最强的信号. 盲提取问题的特殊之处在于, 在线性混合再叠加白噪声的情形下, 文献^[6]已经表明这种场合只能解决盲提取问题, 因为盲分离问题所依赖的目标函数在噪声的影响下已经不能保证不同的解混矢量仍然处于正交空间.

已有文献提出的混沌信号盲提取算法可以分为两大类: 一类是基于混沌系统的同步^[7-10], 而另一类则是基于信号的统计特性^[6,11-14]. Pecora 和 Carroll^[10] 最早在 1990 年证明两个混沌系统能够实现同步; 该技术不仅能应用于保密通信^[1], 也能作为解决盲提取问题的一种思路: 若给出信号源的微分方程组, 则加噪声的观测信号代入微分方程组当中应能得到最小的同步误差. 分别将信号源的差分方程或微分方程当作已知, 文献^[7-9]给出了在线性瞬时混合模型中获取混沌信号的方法. 这类方法的优势在于无需将信号满足某种统计特性作为先验, 缺点则为并不是所有应用场合都能获取源信号的演化方程, 比如对太阳黑子信号的观测.

* 国家自然科学基金 (批准号: 61170216, 60872123) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: lgngmng@163.com

基于信号统计特性的盲提取或盲分离方法在主要文献中都是采用信号的峭度或最小互信息进行分析^[13,14], 文献^[11]使用的局部统计特性能够适用于非平稳信号, 而文献^[6]用到的相空间特性本质上是对李雅谱诺夫指数的一种近似.

本文提出了一种结合高维核函数的性能函数, 该函数等效地描述了信号映射到高维空间的距离; 其次, 在采用人工蜂群算法来处理多峰函数优化问题的基础上, 从简化的马尔可夫模型出发分析了其有效性. 文中剩余部分的结构如下: 第2部分介绍盲提取问题的观测模型, 第3部分将增殖系数的定义推广到高维核函数从而给出目标函数; 之后是引入工蜂群算法解决该优化问题并分析其性质; 最后是数值仿真和总结.

2 问题的观测模型

盲提取问题的算法模型在多输入多输出的混沌无线通信框架下可以按照线性混合模型处理, 它与盲分离问题的应用区别是, 盲提取只关注单个用户发送的混沌信号并将其他用户的信号等效为噪声.

不失一般性, 将 $v_1(t)$ 记为混沌信号, $v_k(t)$ ($2 \leq k \leq K$) 记为干扰信号, 干扰信号假设为不具备混沌性质的信号, 它可以为白高斯噪声信号、语音信号或者其他用户发送的非混沌调制信号. 注意到卷积信号的混合也可以通过张量表示为线性混合, 此处令信号通过线性矩阵 $\mathbf{G} \in \mathbb{R}^{n \times K}$. 假设所有的干扰信号都以线性混合的方式叠加而不需要在接收端考虑额外的高斯噪声信号叠加, 则在接收端观测的信号可表示为

$$y_i(t) = \sum_j G(i, j)v_j(t), \quad (1)$$

其中 $G(i, j)$ 表示矩阵 \mathbf{G} 的第 i 行 j 列. 上述模型可以等效地写成矩阵与矢量的乘积形式: $\mathbf{y}(t) = \mathbf{G}\mathbf{v}(t)$, 其中 $\mathbf{v}(t) = [v_1(t), v_2(t), \dots, v_K(t)]^T$, $\mathbf{y}(t) = [y_1(t), y_2(t), \dots, y_n(t)]^T$.

较之盲分离问题, 盲提取的信号不存在顺序不确定性. 将盲提取矢量记为 $\mathbf{w} = [w_1, w_2, \dots, w_n]$, 其元素仍然记为实数域, 则提取的信号记为

$$\mathbf{r}(t) = \mathbf{w}\mathbf{y}(t) = \mathbf{w}\mathbf{G}\mathbf{v}(t). \quad (2)$$

为了避免出现提取信号的功率无穷大的情况, 可令 $\|\mathbf{w}\| = 1$. 提取矢量的能量约束不会影响到寻

优算法的迭代过程, 一种简便的设定是, 在寻优算法的搜索过程中不必重复地将 \mathbf{w} 正则化, 在算法结束后再将提取矢量在所对应的超几何平面的垂直空间进行能量正则化.

3 构造目标函数

提取矢量 \mathbf{w} 的确定需要通过设定的寻优目标函数确定, 对于混沌信号, 采用分析其混沌特性的参数较适合本文的盲提取问题. 由于李雅谱诺夫指数或关联维数的计算很难只基于样本数据来进行, 本文采用增殖系数^[15]来衡量提取信号的性质, 该系数在低阶增量情况下表现为等维空间下的线性距离函数, 这里进一步将该参数映射到高维空间来实现非线性距离的衡量. 机器学习领域常用的核映射技巧 (distance kernel trick, DKT) 保证了本文使用的核函数的有效性^[16,17].

此处首先描述文献^[15]定义的增殖系数的计算流程, 随之将它推广到核函数. 令序列 $x(t)$ 从吸引子维数为 d_A 的混沌系统产生, 在时延 τ 的采样下, 相空间里嵌入的每一列的状态向量为

$$\boldsymbol{\varepsilon}(t) = [x(t), x(t+\tau), \dots, x(t+(d-1)\tau)]^T,$$

其中 d 是嵌入维数, τ 是采样时延, $t = 1, 2, \dots, \sigma + 1$ 表示相空间重构之后的列矢量的索引. 接着, 相空间的增量定义为

$$\mathbf{V}(t) = \|\boldsymbol{\varepsilon}(t+1) - \boldsymbol{\varepsilon}(1)\|^2. \quad (3)$$

由该增量能进一步计算得出其总体增长速率:

$$P_\sigma(x(t)) = \frac{D(\mathbf{V}(t))}{E^2(\mathbf{V}(t))}, \quad (4)$$

其中 $t = 1, 2, \dots, \sigma$, $D(\cdot)$ 和 $E(\cdot)$ 分别表示对样本求方差和均值, $P_\sigma(x(t))$ 所描述的序列长度由 σ 控制.

当 $t = 1$, 相空间增量为 $\mathbf{V}(1) = \|\boldsymbol{\varepsilon}(2) - \boldsymbol{\varepsilon}(1)\|^2 = \sum_{i=0}^{d-1} [x(i+1) - x(i+2)]^2$; 为了将低维的线性距离描述量推广到高维, 此处引入核函数定义^[16,17].

正定核函数 一个对称核函数 $q: \Theta \times \Theta \rightarrow \mathbb{R}$ 在满足下列条件的情况下可以称为正定核:

$$\sum_{i,j=1}^m c_i c_j Q_{ij} \geq 0,$$

其中 $m \in \mathbb{N}$, $x_i, x_j \in \Theta$, 并且格莱姆矩阵 \mathbf{Q} 的定义为 $Q_{ij} = q(x_i, x_j)$.

尽管特性空间已经可以完备地描述, 如何选择最合适的核函数仍然是一个棘手的问题. 假设 $\langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle = \langle x_i, x_j \rangle^2$, 则 $\phi(x_i)$ 是将 x_i 往高维特性空间的映射, 比如, 令 $\mathbf{x} = (x_1, x_2)$, $\phi(x_i)$ 的其中一种高维扩展为 $\phi(x_i) = (x_{i1}^2, x_{i2}^2, \sqrt{2}x_{i1}x_{i2})$, 其在高维特性空间的内积为 $\langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle = \langle (x_{i1}^2, x_{i2}^2, \sqrt{2}x_{i1}x_{i2}), (x_{j1}^2, x_{j2}^2, \sqrt{2}x_{j1}x_{j2}) \rangle = \langle x_i, x_j \rangle^2$. 另一方面, 注意到核映射之后的内积操作 $\langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle$ 不是平移不变的, 也即 $\langle \phi(x_i + x_k), \phi(x_j + x_k) \rangle \neq \langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle$, 这个缺点将使得算法的一些预处理操作失效, 比如有时需要将输入数据平移到零均值. 由核函数技巧可得, $q(x_i, x_j) = \langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle$, 及 $\|\phi(x_i) - \phi(x_j)\|^2 = \langle \phi(x_i), \phi(x_i) \rangle - 2\langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle + \langle \phi(x_j), \phi(x_j) \rangle$. 更加一般地, 高斯核函数对应无穷维的特性空间, 高斯核函数的定义为: $q(x_i, x_j) = \exp[-\|x_i - x_j\|^2 / (2\gamma^2)]$. 该核函数的线性组合 $\sum_{i=1}^m \alpha_i q(\cdot, x_i)$ 能够表示任意连续的实函数. 该扩展核函数的问题在于指数操作使得算法的数值稳定性降低. 因此将本文的核函数定义为 $q(x_i, x_j) = \|x_i - x_j\|^4$, 从而本文的优化目标为 $\mathbf{f}(x(t)) = \|\varepsilon(1) - \varepsilon(2)\|^4$, 其中 $x(t)$ 是任意输入的时间序列, $\varepsilon(1)$ 和 $\varepsilon(2)$ 分别是相空间重构之后的第一帧信号和第二帧信号. 该定义等效为方程 (3) 与方程 (4) 所用到的一步相空间增量.

至此, 问题转化为选取一种最优的算法去求解混叠矢量 \mathbf{w} , 使得

$$\mathbf{w} = \arg \min_{\mathbf{w}'} \mathbf{f}(\mathbf{w}'\mathbf{y}(t)). \quad (5)$$

4 使用人工蜂群算法求解方程 (6)

本节针对盲提取问题给出人工蜂群算法 [18,19] 的算法步骤. 我们使用人工蜂群算法的原因在于许多文献的仿真都表明其性能好于其他仿生学算法 [18,19], 诸如粒子群算法、鸟群算法、遗传算法等. 人工蜂群算法在本文的盲提取问题中对应的数学语言如下: 将 K_1 个雇佣蜂引领的位置记为 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_{(1)}, \mathbf{x}_{(2)}, \dots, \mathbf{x}_{(K_1)}\}$, $\mathbf{x}_{i,(j)}$ 记为 $\mathbf{x}_{(j)}$ 的第 i 个位置. 由雇佣蜂、跟随蜂和搜索蜂所代表的三个搜索过程如下.

步骤 1 雇佣蜂阶段

每个 $\mathbf{x}_{i,(j)}$ 都有限制区间, 将其记为 $\mathbf{x}_{i,(j)} \in [lb, ub]$. 对于 $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, \dots, 2, K_1$, 在

第一轮的搜索蜂数值初始化为

$$\mathbf{x}_{i,(j)} = lb + \alpha_{i,j}(ub - lb), \quad (6)$$

其中 $\alpha_{i,j}^{(1)}$ 为从 $\mathcal{U}[0, 1]$ 中采样, \mathcal{U} 表示均匀分布.

在正常的循环过程中 (也即除第一轮外), 每个雇佣蜂都是通过方程 (7) 来更新它们的位置,

$$\mathbf{x}'_{i,(j)} = \begin{cases} \mathbf{x}_{i,(j)} + \alpha_{i,j}^{(3)}(\mathbf{x}_{i,(j)} - \mathbf{x}_{i,(k)}), & i = i', \\ \mathbf{x}_{i,(j)}, & i \neq i'. \end{cases} \quad (7)$$

其中 $\alpha_{i,j}^{(3)}$ 来自于 $\mathcal{U}[-1, 1]$, $k \neq j$, 并且 $i' \in \{1, 2, \dots, n\}$. 如果 $\text{fit}(\mathbf{x}'_{i,(j)}) > \text{fit}(\mathbf{x}_{i,(j)})$, 这个新位置将被记录在 $\mathbf{x}_{i,(j)}$, 也即 $\mathbf{x}_{i,(j)} \leftarrow \mathbf{x}'_{i,(j)}$; 否则 $\mathbf{x}_{i,(j)}$ 保留在原来位置. 在这个更新中, 注意到每个矢量都只是随机更新一个位置 i , 用来更新该数值的矢量 k 是随机选取的.

步骤 2 跟随蜂阶段

蜂蜜的数量通过适度度函数 $\text{fit}(\mathbf{x}_{(j)})$ 表示, 对于每一个雇佣蜂, 也即 $j = 1, 2, \dots, K_1$, 它们被跟随蜂选择的概率为

$$p_j = \frac{\text{fit}(\mathbf{x}_{(j)})}{\sum_{k=1}^{K_1} \text{fit}(\mathbf{x}_{(k)})}. \quad (8)$$

按照该选择概率, 所有的 K_2 个跟随蜂将被全部派出. 令 $\alpha^{(2)} \sim \mathcal{U}[0, 1]$, 若 $\alpha^{(2)} < p_j$, 那么 $\mathbf{v}_{i,(j)}$ 将按下述方程作为跟随蜂位置:

$$\mathbf{v}_{i,(j)} = \begin{cases} \mathbf{x}_{i,(j)} + \alpha_{i,j}^{(3)}(\mathbf{x}_{i,(j)} - \mathbf{x}_{i,(k)}), & i = i', \\ \mathbf{x}_{i,(j)}, & i \neq i'. \end{cases} \quad (9)$$

这个不断产生 $\alpha^{(2)}$ 并派遣跟随蜂的过程将持续进行, 直到所有的 K_2 个跟随蜂都已经被派出.

在上述表示里 $\mathbf{v}_{(j)}$ 是跟随 $\mathbf{x}_{(j)}$ 的跟随蜂的位置; 同样地, 贪婪策略也在这里运用, 如果 $\text{fit}(\mathbf{v}_{(j)}) > \text{fit}(\mathbf{x}_{(j)})$, 则 $\mathbf{x}_{(j)} \leftarrow \mathbf{v}_{(j)}$.

步骤 3 搜索蜂阶段

定义搜索蜂阶段的意义在于避免一个群组长期陷于局部最优值. 将 trial_j 记为 $\mathbf{x}_{(j)}$ 的无效尝试次数 (因为 $\mathbf{v}_{(j)}$ 的有效更新已经反映到 $\mathbf{x}_{(j)}$); 若 $\mathbf{x}_{(j)}$ 的数值在步骤 1, 2 过后仍然未有改变, 则 $\text{trial}_j = \text{trial}_j + 1$.

当 $\text{trial}_j = \text{limit}$ 到达上限值, $\mathbf{x}_{(j)}$ 将被放弃. 群首的 $\mathbf{x}_{(j)}$ 按照方程 (6) 部署新值, 并且我们重置 $\text{trial}_j = 0$.

步骤4 判决及停止阶段

在每次循环中, 对应着最大适应度数值的 $\mathbf{x}_{(j)}$ 将被记录, 并和上一个循环的最优解进行比较. 到当前轮次的最优值记为 \mathbf{x}^* .

若当前的循环次数少于最大设定值 MCN, 或适应度数值仍然较大 $\text{fit}(\mathbf{x}^*) > \delta$, δ 表示适应度阈值, 雇佣-跟随-搜索的过程将持续进行.

5 分析算法的效率

人工蜂群算法的更新过程主要由雇佣蜂阶段决定, 因为跟随蜂本质上只是起到加速某个区域搜索速度的作用; 而搜索蜂的随机更新则是使得搜索函数与解空间的均匀分布函数实现一个加权拟合, 它使得该算法具备跳出局部最优值的能力.

注意到整个种群 $\mathbf{X}^t = \{\mathbf{x}_{(1)}, \mathbf{x}_{(2)}, \dots, \mathbf{x}_{(K_1)}\}^t$ 可看作一个马尔可夫链, 但对其分析的难点在于找到一个合适的分析模型. 简便起见, 本节主要分析基本的雇佣蜂转移模型. 令雇佣蜂个数为 $K_1 = 2$, 忽略只起加速作用的跟随蜂阶段和破坏马尔可夫链特性的搜索蜂阶段, 并且假设 $\{\mathbf{x}_{(2)}\}$ 处于全局最优值从而在更新过程中一直保持原来位置.

定理1 记 $\mathbf{x}_{(1)}$ 的维数为 M , $\mathbf{x}_{(1)}^t$ 与 $\mathbf{x}_{(2)}$ 的距离函数为 $V_t \triangleq V(\mathbf{x}_{(1)}^t, \mathbf{x}_{(2)}) = \|\mathbf{x}_{(1)}^t - \mathbf{x}_{(2)}\|^2$, 初始距离为 V_0 . 在测量空间里将 $\{\mathbf{x}_{(1)}^t\}$ 的搜索空间记为 \mathcal{B} , 若 \mathcal{B} 是凹面, 则 $\{\mathbf{x}_{(1)}^t\}$ 以指数速率收敛到 $\mathbf{x}_{(2)}$:

$$P(V_t \leq M\delta) \geq 1 - (3/4)^t MV_0/\delta.$$

证明 由雇佣蜂的搜索过程可知测量的距离函数在任意一个维度都能表示为

$$\begin{aligned} & V(\mathbf{x}_{(1)}^t, \mathbf{x}_{(2)}) \\ &= P(\alpha_{t-1} \in (0, 1)) \left\{ V(\mathbf{x}_{(1)}^t, \mathbf{x}_{(2)}) \mid \alpha_{t-1} \in (0, 1) \right\} \\ & \quad + P(\alpha_{t-1} \in (-1, 0)) \\ & \quad \times \left\{ V(\mathbf{x}_{(1)}^t, \mathbf{x}_{(2)}) \mid \alpha_{t-1} \in (-1, 0) \right\}, \end{aligned}$$

其中 $\alpha_{t-1} \sim \mathcal{U}_{\pm 1}(\cdot)$. 蜂群算法的贪婪策略意味着

$$\begin{aligned} & \left\{ V(\mathbf{x}_{(1)}^t, \mathbf{x}_{(2)}) \mid \alpha_{t-1} \in (-1, 0) \right\} \\ &= \left\{ V(\mathbf{x}_{(1)}^{t-1}, \mathbf{x}_{(2)}) \mid \alpha_{t-1} \in (-1, 0) \right\}. \end{aligned}$$

利用均匀分布的性质, 可得

$$E \left\{ V(\mathbf{x}_{(1)}^t, \mathbf{x}_{(2)}) \mid \alpha_{t-1} \in (-1, 0) \right\}$$

$$= (1/2)V(\mathbf{x}_{(1)}^{t-1}, \mathbf{x}_{(2)}),$$

及

$$P(\alpha_{t-1} \in (-1, 0)) = P(\alpha_{t-1} \in (0, 1)) = 1/2.$$

依据马尔可夫不等式,

$$\begin{aligned} & P(V(\mathbf{x}_{(1)}^t, \mathbf{x}_{(2)}) > \delta) \\ & \leq E(V(\mathbf{x}_{(1)}^t, \mathbf{x}_{(2)}))/\delta \\ & = 3V(\mathbf{x}_{(1)}^{t-1}, \mathbf{x}_{(2)})/(4\delta). \end{aligned} \tag{10}$$

对上述不等式两边取期望, 由归纳法可得

$$P(V(\mathbf{x}_{(1)}^t, \mathbf{x}_{(2)}) > \delta) \leq (3/4)^t V_0/\delta.$$

最后由联合界可得 $P(V_t \leq M\delta) \geq 1 - (3/4)^t MV_0/\delta$. 证毕.

证明定理1的意义在于从理论上保证了文中所用的人工蜂群算法在每个局部峰都是以指数速度跳到性能较好的解.

6 仿真实验

为了验证本文所提出的目标函数及所应用的人工蜂群算法的有效性, 本节通过若干数值实验对其进行验证. 数值实验都在 MATLAB 环境下进行, 分别验证目标函数复杂度、人工蜂群算法收敛速度以及算法对洛伦兹混沌系统及 Rössler 混沌系统产生的样本信号的盲提取.

6.1 与其他文献的目标函数计算复杂度比较

首先将本文的高斯核函数与增殖系数^[15,20]及信号四阶矩(峭度)^[13,21]的计算复杂度进行比较. 按照第3节的理论分析, 基于增殖系数的计算复杂度为 $O(\sigma d^2)$, 本文简化得到的高斯核函数的复杂度为 $O(d)$. 对于信号四阶矩, 其定义为

$$M_4 = \frac{E(X - E(X))^4}{(E(X - E(X))^2)^2}.$$

有些文献也将 $M_4 - 3$ 定义为峭度. 由于这两种定义在描述信号的动态特性及计算复杂度方面是一致的, 本文直接对 M_4 进行分析. 令样本长度为 N , 计算 M_4 的复杂度为 $O(N^2 + N^2) = O(2N^2)$; 令相空间重构的维数为 $d = N/2$, 则增殖系数的复杂度为 $O(\sigma N^2/4)$, 高斯核函数的复杂度为 $O(N/2)$. 具体地, 增殖系数的复杂度显然在除开 N 之外还受到控制参数 σ 的影响. 令 $\sigma = 4$, 则仿真结果应该是:

一次复杂度的高斯核函数快于二次复杂度的增殖系数和峭度。

令序列 $s(t)$ 由高斯随机数产生, 将高斯核函数记为 Gauss kernel, 将峭度记为 Kurtosis, 增殖系数记为 PE, 通过 1000 次蒙特卡罗仿真, 可以得到 N 的维数与计算时间的关系如图 1 所示。

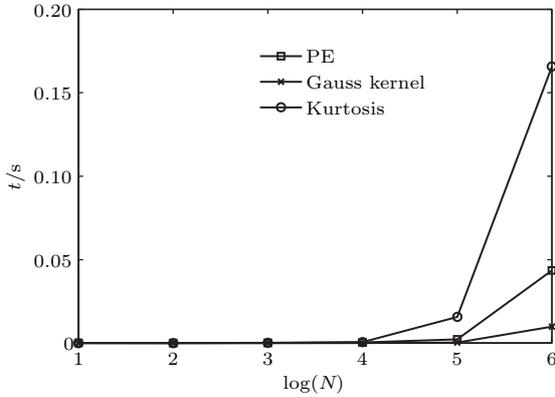


图 1 高斯核函数, 峭度及增殖系数的运行时间比较
Fig. 1. A comparison about the running time of Gaussian kernel function, kurtosis, and proliferation exponent.

图 1 刻画了对数序列长度 $\log(N)$ 与计算时间 t 的关系. 在 $\log(N) \leq 4$ 时, 这几种方法的计算时间没有显著差别. 在 $\log(N) = 6$ 时, 本文高斯核函数的计算时间远远小于增殖系数 [15,20] 和峭度 [13,21] 的计算时间。

6.2 人工蜂群算法的收敛性

假设解混矢量记为 $\mathbf{w} = [w_1, w_2, \dots, w_n]$, 为了强调人工蜂群算法在解决复杂的多峰函数优化问题的优越性, 本例子使用 Rosenbrock 函数对其测试. 该函数的表达式为

$$f(w_1, w_2, \dots, w_n) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(w_{i+1} - w_i^2)^2 + (w_i - 1)^2],$$

在 $n = 2$ 时该函数的三维平面形状如图 2 所示. 从图 2 可以看到该函数在 $(w_1 = 0.5, w_2 = 0.1)$ 和 $(w_1 = -0.5, w_2 = 0.1)$ 各有一个谷值点。

针对上述目标函数, 人工蜂群算法的各个参数设置如下: 令雇佣蜂代表的向量维数为 3, 搜索次数上限为 $MCN = 1000$, 解空间的上下界设为 $[lb, ub] = [-3, 3]$; 整个种群的蜜蜂数量为 10, 雇佣蜂和跟随蜂的数目分别为 5, 雇佣蜂向搜索蜂转换的阈值次数为 $limit = 100$. 在 Rosenbrock 函数中,

函数全局最优解应该为 $[w_1^*, w_2^*, w_3^*] = [1, 1, 1]$, 最优目标函数值为 $f(w_1^*, w_2^*, w_3^*) = 0$.

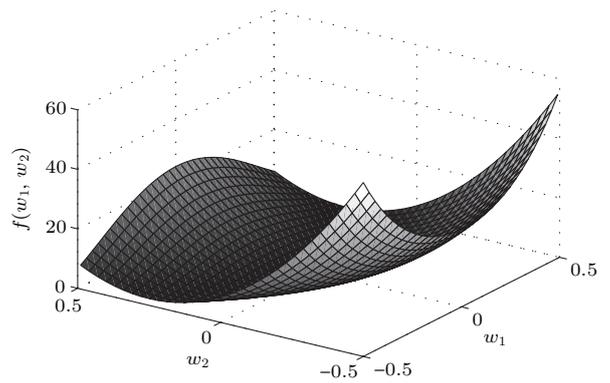


图 2 Rosenbrock 函数的三维平面形状
Fig. 2. The 3D performance surface of Rosenbrock function.

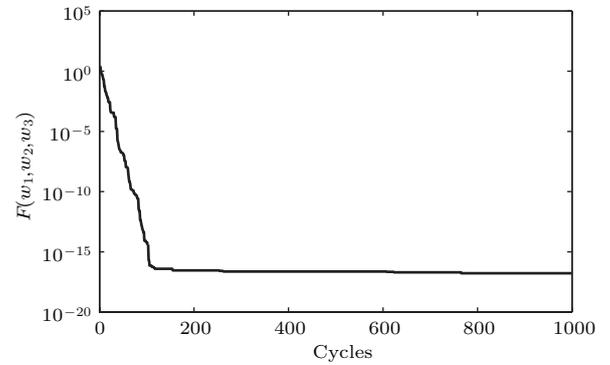


图 3 人工蜂群算法在三维 Rosenbrock 函数上的收敛性
Fig. 3. The convergence of artificial bee colony algorithm on a Rosenbrock function.

在图 3 中, $F(w_1, w_2, w_3)$ 表示每次迭代 (cycle) 中雇佣蜂当前的性能函数的平均值, 显然其在 100 次左右已经收敛到 10^{-16} 左右. 以 $limit = 100$ 为单位, 可以看到全局性能函数的平均值在迭代 200 次之后还能逐渐缩小, 这个过程突出了搜索蜂阶段的作用。

6.3 混沌信号的准确提取

本节对混沌信号与 3 路高斯白噪声的线性混合进行研究. 线性混合矩阵为

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} -0.4326 & -1.1465 & 0.3273 & -0.5883 \\ -1.6656 & 1.1909 & 0.1746 & 2.1832 \\ 0.1253 & 1.1892 & -0.1867 & -0.1364 \\ 0.2877 & -0.0376 & 0.7258 & 0.1139 \end{bmatrix},$$

且除混沌信号之外的三路噪声信号都从正态分布 $N(0, 1)$ 产生。

令混沌信号从Duffing系统产生, 系统方程为

$$\begin{aligned} \dot{p}_1 &= p_2, \\ \dot{p}_2 &= -0.05p_2 - 0.5p_1(1 + p_1^2) + 7.5 \cos(p_3), \\ \dot{p}_3 &= 1. \end{aligned}$$

混沌信号和三路噪声信号经矩阵 \mathbf{G} 线性混合, 混合得到的观测信号 $y_1(t), y_2(t), y_3(t), y_4(t)$ 如图4所示. 在该图中, 从混合的信号难以直接看出有价值的信息.

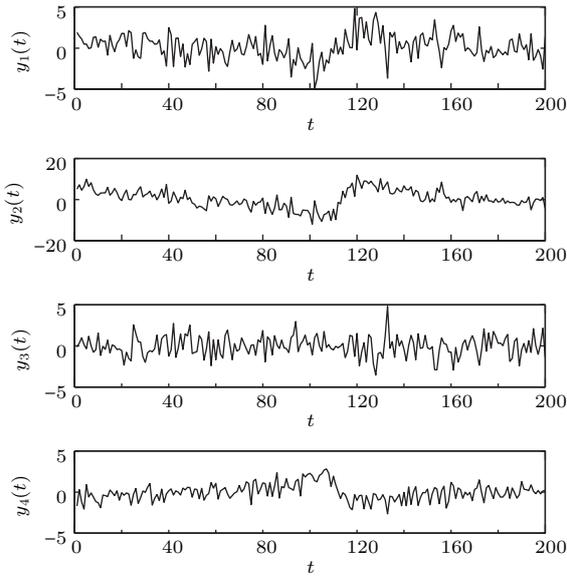


图4 对Duffing信号的观测

Fig. 4. The observations on Duffing signals.

将人工蜂群算法的有关参数设为: 最大迭代次数 $MCN = 30$, 雇佣蜂代表的向量维数为4, 解空间的上下界设为 $[lb, ub] = [-100, 100]$; 整个种群的蜜蜂数量为8, 雇佣蜂和跟随蜂的数目分别为4, 雇佣蜂向搜索蜂转换的阈值次数为 $limit = 10$. 求解之后得到提取信号 $r(t)$ 与原始信号 $v_1(t)$ 的对比如图5所示. 图中表现了提取的信号在反相之后与原信号几乎一致. 与此同时, 将基于峭度方法的恢复信号记为 $u_1(t)$, 将基于增殖系数的方法的恢复信号记为 $u_2(t)$, 从图5中可以看到, 这两种方法的恢复效果与本文方法的效果基本一致. 由于仿真的第一节已经表明本方法的计算复杂度远低于这两种方法, 因此本文提出的方法具有在相同性能下更低复杂度的优点.

进一步引入相关系数对提出信号的精度进行数值描述, 相关系数表达为

$$\varpi(v_1(t), v_2(t)) = \frac{\sum_{t=1}^N v_1(t)v_2(t)}{\sqrt{\sum_{t=1}^N v_1^2(t) \sum_{t=1}^N v_2^2(t)}}.$$

在5000次蒙特卡罗仿真之后, 本文提取的Duffing信号的平均相关系数为: $\varpi(r_1(t), v_1(t)) = 0.9995$, 基于峭度的方法恢复信号平均相关系数为 $\varpi(u_1(t), v_1(t)) = 0.9991$, 基于增殖系数的方法恢复信号平均相关系数为 $\varpi(u_2(t), v_1(t)) = 0.9995$, 这表明这三种方法提取的信号已经具有很高精度.

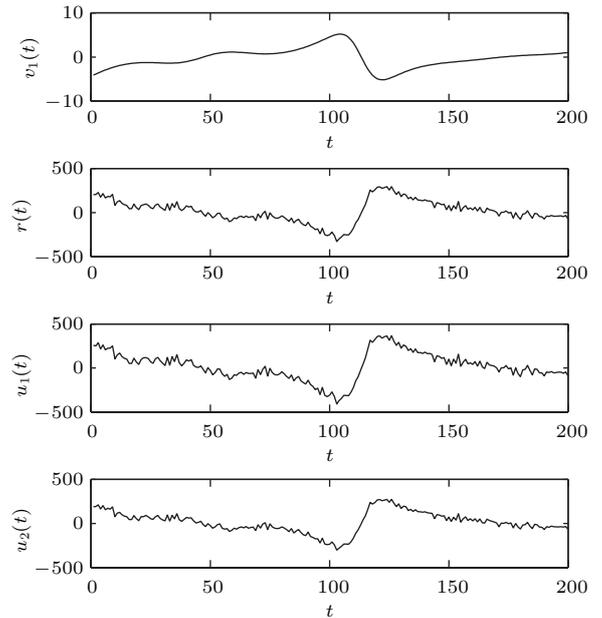


图5 不同方法提取的Duffing信号与原始信号 $v_1(t)$ 的对比

Fig. 5. The comparison between the extracted Duffing signal and the source from different methods.

同理, 令信号源从Rössler系统

$$\begin{aligned} \dot{q}_1 &= -q_1 - q_2, \\ \dot{q}_2 &= q_1 + 0.2q_2, \\ \dot{q}_3 &= 0.2 + q_3(q_1 - 5) \end{aligned}$$

产生, 它与3路服从 $N(0, 1)$ 的高斯信号经矩阵 \mathbf{G} 混合及提取之后的波形分别如图6和图7所示. 同理, 图6表现了每一路的信号都有较强的不规则性, 而图7则反映了提取信号与源信号的轮廓具有高度一致性; 在图7中, $r_1(t)$ 是本文方法恢复的信号, $u_1(t), u_2(t)$ 分别是基于峭度和增殖系数的恢复信号.

类似地, 在5000次蒙特卡罗仿真之后, 本文方法提取的Rössler信号的平均相关系数为:

$\varpi(r_1(t), v_1(t)) = 0.9931$, 它反映出提取的信号已经具有非常高的精度.

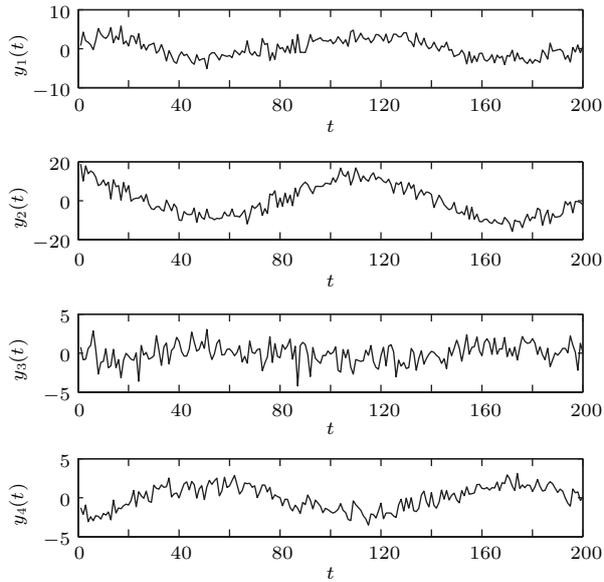


图6 Rössler 信号与噪声混合波形

Fig. 6. The mixture of Rössler signal and noise.

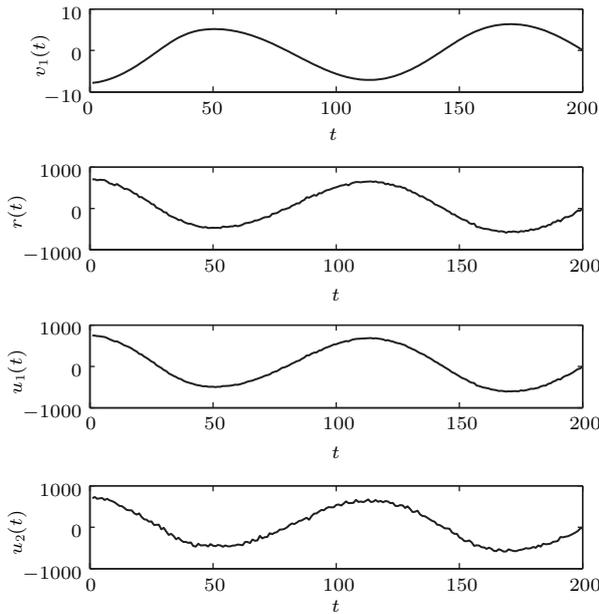


图7 不同方法提取的 Rössler 信号与原始信号 $v_1(t)$ 的对比

Fig. 7. A comparison about the extracted Rössler signal and the original signal from different methods.

综上所述, 本节实验表明人工蜂群算法在极少的迭代次数 (30 次) 之内就足以将提取信号的相关系数提升到 0.99 以上, 且所用到的目标函数的复杂度较低, 算法总体性能非常优越. 较之于其他文献中使用增殖系数 [15,20] 和峭度 [13,21] 的算法, 本文方法的最大优点是评估目标函数的消耗非常低.

7 结 论

本文结合核函数的性质和混沌信号的相空间特性提出了一个低复杂度的目标函数, 给出了使用人工蜂群算法来解决该问题的具体流程, 并对人工蜂群算法进行了理论分析. 注意到在蜂群算法中, 算法的更新过程主要由雇佣蜂阶段决定, 因为跟随蜂本质上只是起到加速某个区域搜索速度的作用; 而搜索蜂的随机更新则是使得搜索函数与解空间的均匀分布函数实现一个加权拟合, 它使得该算法具备跳出局部最优值的能力. 因此, 本文对该算法的分析着重强调算法在雇佣蜂阶段能够以较快速率迭代到目标函数的局部最优值. 仿真实验证实了本文提出的算法的有效性.

参考文献

- [1] Feng J C 2012 *Chaotic Signals and Information Processing* (Beijing: Tsinghua Univ. Press) pp32–35 (in Chinese) [冯久超 2012 混沌信号与信息处理 (清华大学出版社) 第32—35页]
- [2] Hu Z H, Feng J C 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 070505 (in Chinese) [胡志辉, 冯久超 2011 物理学报 **60** 070505]
- [3] Hathaway D H, Wilson R M 2010 *Sol. Phys.* **224** 5
- [4] Letellier C, Aguirre L A, Maquet J, Gilmore R 2006 *Astron. Astrophys.* **449** 379
- [5] Mordvinov A V, Kramynin A P 2010 *Sol. Phys.* **264** 269
- [6] Li G M, Lyu S X 2015 *Chin. J. Electron.* **24** 584
- [7] Wang B Y, Zheng W X 2006 *IEEE Trans. Circuits Syst. Express Briefs* **53** 143
- [8] Arena P, Buscarino A, Fortuna L, Frasca M 2006 *Phys. Rev. E* **74** 1
- [9] Hu W, Liu Z 2008 *IET Signal Proc.* **2** 424
- [10] Pecora L M, Carroll T L 1990 *Phys. Rev. Lett.* **64** 821
- [11] Barros A K, Cichocki A 2001 *Neural Comput.* **13** 1995
- [12] Ahmadian P, Sanei S, Ascari L, Villanueva L G, Umilta M A 2013 *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.* **21** 567
- [13] Chen H B, Feng J C, Fang Y 2008 *Chin. Phys. Lett.* **25** 405
- [14] Li Y, Wang J, Zurada J M 2000 *IEEE Trans. Neural Networks* **11** 1413
- [15] Lü S X, Wang Z S, Hu Z H, Feng J C 2014 *Chin. Phys. B* **23** 010506
- [16] Scholkopf B 2001 *Adv. Neural Inf. Proc. Syst.* **13** 301
- [17] Kwak N 2013 *IEEE Trans. Neural Networks and Learning Systems* **24** 2113
- [18] Karaboga D, Basturk B 2007 *J. Global Optim.* **39** 459
- [19] Karaboga D, Basturk B 2008 *Appl. Soft Comput. J.* **8** 687
- [20] Chen Y, Lü S X, Wang M J, Feng J C 2015 *Acta Phys. Sin.* **64** 090501 (in Chinese) [陈越, 吕善翔, 王梦蛟, 冯久超 2015 物理学报 **64** 090501]
- [21] Hyvarinen A, Oja E 2000 *Neural Networks* **13** 411

Blind chaotic signal extraction based on artificial bee colony algorithm*

Li Guang-Ming^{1)†} Hu Zhi-Hui²⁾

1) (School of Computer Science, Dongguan University of Technology, Dongguan 523808, China)

2) (School of Electronic and Information Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)

(Received 28 May 2016; revised manuscript received 30 August 2016)

Abstract

This paper is to deal with the blind extraction problem of chaotic signals by using a linear mixing model. In this model, a novel method to describe the distance function in a high dimensional space is proposed which relates the kernel function to objective function. When adopting the artificial bee colony algorithm (ABCA) as an alternative method to solve a multi-modal optimization problem, its analysis under a Markov chain model is also presented. The simulation results show that the objective function of this article has low complexity, and the artificial bee colony algorithm converges to a local minimum quickly. To be specific, the target function is constructed by combining the advantages of the proliferation exponent and the distance kernel function. The proliferation exponent can reflect the chaotic properties of a signal to a large extent, and the distance kernel can help to describe the statistical properties in a higher dimension. Due to the fact that only one frame of time-delay embedded signal is adopted, the computational complexity of our target function is low. The artificial bee colony algorithm is shown to be advantageous over other swarm algorithms. Although adopting ABCA for our evaluation function seems easy, we analyze why this algorithm can work, in contrast to the fact that most literature only runs some simulations to confirm its usefulness. Our analysis is only for a special case when the number of employed bees is set to be 2 and the process of onlooker bees and scouts are temporarily omitted. With smaller complexity than the methods based on proliferation exponents and kurtosises, simulations show that our method can have excellent performance when evaluated by correlation coefficients.

Keywords: chaotic signal, blind extraction, kernel function, artificial bee colony algorithm

PACS: 05.45.-a, 05.40.Ca

DOI: [10.7498/aps.65.230501](https://doi.org/10.7498/aps.65.230501)

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 61170216, 60872123).

† Corresponding author. E-mail: lgngmng@163.com