

稀疏正则化方法的超声信号反卷积

文乔农^{1,2}, 刘增力¹, 万遂人², 徐 双³

(1. 昆明理工大学信息工程与自动化学院 昆明 650500; 2. 东南大学医学电子学实验室 南京 210096;
3. 东南大学计算机科学与工程学院 南京 210096)

【摘要】提出了一种在稀疏分解框架下的超声信号反卷积模型,改善了超声成像的质量。该模型包含两个正则项,分别约束信号的光滑性和字典表示的稀疏性,并应用高阶统计量和MA模型估计系统的点扩散函数。模型直接求解很困难,采用分裂Bregman方法交替迭代求解;并对反卷积的信号进行动态滤波、包络检波、二次抽样、动态压缩、灰阶映射等处理,得到超声灰度图像。实验结果表明,该反卷积方法成像比直接成像的分辨率高,图像的对比度得到增强,斑点噪声明显减少。

关键词 反卷积; 点扩散函数; 正则化; 稀疏分解

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2013.03.030

Sparse Regularization-Based Ultrasound Signal Deconvolution

WEN Qiao-nong^{1,2}, LIU Zeng-li¹, WAN Sui-ren², and XU Shuang³

(1. School of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology Kunming 650500;
2. Medical Electronics Laboratory, Southeast University Nanjing 210096;
3. School of Computer Science and Technology, Southeast University Nanjing 210096)

Abstract A ultrasound signal deconvolution model in the framework of the sparse decomposition is proposed to improve the quality of medical ultrasound images. The smoothness of the signal and the sparsity of the dictionary representation are constrained by using two regularization terms, and the point spread function is estimated by using higher order statistics and MA model. The proposed model is solved by alternatively iterating split Bregman method. The gray scale ultrasound image is acquired by the dynamic filtering, envelope detecting, second sampling, dynamic compressing, and gray scale mapping. Experiments show that the proposed deconvolution method can achieve images with higher resolution, better contrast enhancement, and less speckle noise, compared with direct imaging methods.

Key words deconvolution; point spread function; regularization; sparse decomposition

在超声检测中,成像系统的传输模型如下:激励电脉冲经过超声换能器向人体发射超声波,超声波在人体内传播,遇到病变或组织界面产生反射,反射波再经反向传播,由探头接收后将其转换成电信号;在反向传播的过程中声束受人体组织的作用,信号发生了变化,使成像质量降低,这个过程可用卷积式描述。通过反卷积可以估计出原始的信号,提高成像质量。反卷积是一个病态问题,看似简单的一个积分方程,求解却很困难,一般采用正则化的方法限制解的条件,求出逼近解。近年来涌现了许多的方法,文献[1]使用高阶频谱分析和小波对高频率超声反卷积,用倒谱和高阶谱估计PSF,采用维

纳滤波和小波系数收缩求解反卷积。文献[2]为了提高复合材料超声无损检测分辨率,提出一种基于小波变换和粒子群算法的广谱反卷积新技术,极大地提高超声检测的分辨率,并体现出较强的广谱适应性和鲁棒性。

最近两年,许多学者在稀疏分解框架下建立信号或图像反卷积模型,文献[3]建立了梯度投影的稀疏重建方法,并应用到压缩感知和一些反问题上;介绍了GPSR-Basic算法和GPSR-BB算法,对字典的生成、点扩散函数对应的矩阵计算、正则化参数的选取、算法的时间复杂性问题进行了讨论。文献[4]在变分Bayesian稀疏核框架下建立了图像盲复原

收稿日期: 2011-05-27; 修回日期: 2013-03-19

基金项目: 国家973项目(2010CB933903); 国家自然科学基金(61271007)

作者简介: 文乔农(1974-),男,博士,主要从事医学图像处理方面的研究。

模型,讨论了基于Student's-t和Gamma分布的稀疏模型,提出了改进的信噪比作为评价标准,但该算法需要解大型矩阵的逆阵,运算量很大。文献[5]通过正则化正交匹配寻踪的方法,从不完整和有错误的信号中恢复出原始信号,对凸规划的恢复、贪婪算法的恢复以及两者的混合模型给出了有意义的结论,并做了证明。文献[6]针对反卷积模型的非线性TV正则化问题,提出了Bregman迭代法和算子分裂算法求解非线性模型,对于多个变量的模型,把模型分裂成几个变分泛函模型,分别交叉运用Bregman距离和proximal算子,迭代求解模型。文献[7]指出超声射频信号序列是受系统和特定的噪声干扰,提出了降低复杂性的超声图像去模糊算法,它是基于极大似然估计。文献[8]提出稀疏表示图像反卷积算法,恢复被模糊和泊松噪声污染的图像,采用快速迭代正反向分裂算法求解,并推导出解的存在性和唯一性条件,给出了迭代算法的收敛性条件,提出客观地选择正则参数的GCV方法。文献[9]提出了基于高阶统计量和最小信息熵的二值图像的复原方法。文献[10-11]讨论了字典设计、高维字典、常见字典、字典训练方法。

1 辨识点扩散函数

点扩散函数由成像系统和成像对象确定,文献[12]对仿真超声图像采用仿真软件Field II中的方法,估计点扩散函数。这种方法需要探头的一些物理参数,文献[12]讨论了这些参数对反卷积的影响。用该方法估计点扩散函数需要知道超声探头的阵元数、阵元长和宽、横向和纵向的子阵元数、焦点位置、散射体的位置。文献[13]采用傅里叶变换的方法,通过实验装置得到原始图像,然后求出点扩散函数。本文用高阶谱和MA模型求出点扩散函数。

信号反卷积模型 $y = x * h + e$, y 、 x 、 h 都是非高斯的, e 为超声的斑点噪声,服从瑞利分布,而该分布与高斯分布较接近。为了后续推导能顺利地完,设 e 是高斯的,FIR滤波器的长度为 M ,令 $p = x * h$,则有:

$$y = p + e \quad (1)$$

对式(1)求3阶累积量,有:

$$C_{3,y}(k,l) = C_{3,p}(k,l) + C_{3,e}(k,l) \quad (2)$$

式中, $C_{3,y}(k,l) = E\{y^*(n)y(n+k)y(n+l)\}$,即3阶累积量。对于实信号有 $y^*(n) = y(n)$, $y^*(n)$ 表示 $y(n)$ 的共轭;对于高斯信号,2阶以上的累积量为0,所以 $C_{3,e}(k,l) = 0$,则有:

$$C_{3,y}(k,l) = C_{3,p}(k,l) \quad (3)$$

将卷积式写成求和的形式,有:

$$p(n) = \sum_{i=0}^M h(i)x(n-i) \quad h(0) = 1 \quad (4)$$

那么式(3)的右边部分可以写成:

$$C_{3,p}(k,l) = \gamma_{3,x} \sum_i h(i)h(i+k)h(i+l) \quad (5)$$

式中, $\gamma_{3,x} = C_{3,x}(0,0)$ 。由于当 $i > M$ 时, $h(i) = 0$,由式(3)和式(5)可得:

$$C_{3,y}(k,l) = \gamma_{3,x} \sum_i h(i)h(i+k)h(i+l) \quad (6)$$

当 $k=M$,式(6)变为:

$$C_{3,y}(M,l) = \gamma_{3,x} h(M)h(l) \quad (7)$$

对于式(6),当取 $k=M$ 、 $l=0$ 时,有 $C_{3,y}(M,0) = \gamma_{3,x} h(M)$,由3阶累积量的性质有 $C_{3,y}(M,0) = C_{3,y}(-M,-M)$ 。把这两式代入式(7),得出 $C_{3,y}(M,l) = C_{3,y}(-M,-M)h(l)$,则可得:

$$h(l) = \frac{C_{3,y}(M,l)}{C_{3,y}(M,0)} = \frac{C_{3,y}(M,l)}{C_{3,y}(-M,-M)} \quad (8)$$

式中, $l=0,1,2,\dots,M$ 。

至此,可以用观测数据的3阶累积量计算出点扩散函数,下面建立超声反卷积模型。

2 稀疏分解框架下的反卷积模型

稀疏分解的反卷积框架可以描述为:

$$\min \|t\|_1 \quad \text{s.t.} \quad y = H\Phi t + e \quad (9)$$

对于式(9)的求解,文献[14]从超声信号的卷积模型入手,根据超声反射序列的稀疏性,设计出稀疏序列非线性变换函数,提出非线性最小熵解卷积算法。同时,在研究稀疏分解方法的基础上,得出加权迭代稀疏解卷积算法。将式(9)变成一个变分泛函模型为:

$$t_0 = \min_t \|H\Phi t - y\|_{L^2}^2 + \lambda \|t\|_1 \quad (10)$$

式中, y 为降质信号; t 为信号稀疏分解系数; H 为块Toeplitz矩阵,它是点扩散函数对应的矩阵; e 为噪声; Φ 为字典; λ 为正则化参数。

所有的稀疏表示模型只对稀疏性做了约束,都没有考虑信号的其他特性,若对信号的光滑性也做约束,用TV正则项作为光滑性约束,有:

$$t_0 = \arg \min_t \|H\Phi t - y\|_{L^2}^2 + \lambda \|t\|_1 + \gamma |\nabla(\Phi t)|_{L^1} \quad (11)$$

式(11)是本文提出的稀疏分解框架下的反卷积模型,第一项为数据项,第二、三项为正则项,分别约束

稀疏性和光滑性。

式(11)中的 Φ 与 t 不可分, 直接求解很困难, 用算子分裂法迭代求解。算子分裂的Bregman方法是扩展Bregman迭代的使用范围, 基本思想是引入一个辅助变量, 替换原目标泛函模型中较难处理的不可分离项, 从而简化问题的求解^[15-16]。文献[17]提出的基于图像在过完备字典下的稀疏表示, Baye-MAP框架下的稀疏性正则化的图像泊松去噪凸变分模型, 该模型也是用Bregman迭代求解。

设 $x = \Phi t$, 则变分泛函式(11)可写为:

$$x_0 = \arg \min_x \|Hx - y\|_{L^2}^2 + \lambda \|t\|_1 + \gamma |\nabla x|_{L^1} \quad (12)$$

应用Bregman迭代求解此变分问题, 引入新的变量 p , 初始化变量 $x^0 = 0$, $t^0 = 0$, $p^0 = 0$, 迭代式为:

$$(x^{k+1}, t^{k+1}) = \arg \min \|Hx - y\|_{L^2}^2 + \lambda \|t\|_1 + \gamma |\nabla x|_{L^1} + \|\Phi t - x + p^k\|_{L^2}^2 \quad (13)$$

$$p^{k+1} = p^k + \Phi t^{k+1} - x^{k+1}$$

采用交替迭代方法分别求变量 x^{k+1} 、 t^{k+1} , 有:

$$t^{k+1} = \arg \min \lambda \|t\|_1 + v \|\Phi t - x^k + p^k\|_{L^2}^2 \quad (14)$$

$$x^{k+1} = \arg \min \|Hx - y\|_{L^2}^2 + \gamma |\nabla x|_{L^1} + v \|\Phi t^{k+1} - x + p^k\|_{L^2}^2 \quad (15)$$

$$p^{k+1} = p^k + \Phi t^{k+1} - x^{k+1} \quad (16)$$

下面分别求解式(14)和式(15)。

式(14)是一个稀疏分解问题, 该泛函的欧拉-拉格朗日方程为 $\lambda \partial \|t\|_1 + v \Phi^*(\Phi t - x^k + p^k) = 0$, 用算子分裂的方法改写此欧拉-拉格朗日方程, 有:

$$\begin{cases} \lambda \partial \|t\|_1 + x - s = 0 \\ s = x - v \Phi^*(\Phi t - x^k + p^k) \end{cases} \quad (17)$$

省去详细的推导, 由初值 x^0 出发, 对 $i=1, 2, \dots$ 有迭代式, 式(14)的解可表达为:

$$l^{k+1} = t^k - \lambda v \Phi^*(\Phi t^k - x^k + p^k) \quad (18)$$

$$t_i^{k+1} = \text{sign}(l_i^{k+1}) \max\{0, l_i^{k+1} - \lambda\}$$

式中, $\text{sign}()$ 为符号函数; t_i^{k+1} 表示第 i 分量第 $k+1$ 次迭代。对于式(18)的迭代, 如果字典为离散余弦变换与小波变换, 时间复杂度为 $O(N)$, 字典为edgelets、wedgelets、ridgelet、curvelets、contourlets, 时间复杂度 $O(M \log N)$, N 为信号的采样点数。

式(15)是一个复原问题, 欧拉-拉格朗日方程为:

$$H^*(Hx - y) + \gamma \left(\frac{x'}{\sqrt{(x^k)^2 + \varepsilon}} \right)' - v(\Phi t^{k+1} - x + p^k) = 0 \quad (19)$$

分母加上一个很小的常数 ε , 是防止分母为零。

用最速下降法来求解式(19), 可得:

$$x^{k+1} = x^k + H^*(Hx^k - y) + \gamma \left(\frac{(x^k)'}{\sqrt{(x^k)^2 + \varepsilon}} \right)' - v(\Phi t^{k+1} - x^k + p^k) \quad (20)$$

x 的导数在信号和图像处理中通常采用简单的差分来实现, 则可以完整地写出模型式(11)的迭代解为:

$$\begin{cases} x^0 = 0, t^0 = 0, p^0 = 0, l^0 = 0 \\ l^{k+1} = t^k - \lambda v \Phi^*(\Phi t^k - x^k + p^k) \\ t_i^{k+1} = \text{sign}(l_i^{k+1}) \max\{0, l_i^{k+1} - \lambda\} \\ x^{k+1} = x^k + H^*(Hx^k - y) + \gamma \left(\frac{(x^k)'}{\sqrt{(x^k)^2 + \varepsilon}} \right)' \\ v(\Phi t^{k+1} - x^k + p^k) \\ p^{k+1} = p^k + \Phi t^{k+1} - x^{k+1} \end{cases} \quad (21)$$

式(21)给出了本文提出的稀疏正则化方法的反卷积模型的完整交替迭代求解公式。

在数值计算中, 是 H 大型的Toeplitz矩阵在计算时可不存储 H , 减少内存负担, 只需用点扩散函数, 采用FFT和函数作用形式@可以实现 H 的快速算法。设 h 为点扩散函数, 算法的MATLAB形式为 $h = h/\text{sum}(h(:))$, $H = @(x) \text{real}(\text{ifft}(\text{fft}(h) .* \text{fft}(x)))$ 。

字典也很大, 不用事先存储, 采用函数作用形式, 如DWT字典的MATLAB描述为 $\text{wav} = \text{daubc4f}(2)$; $W = @(x) \text{midwt}(x, \text{wav}, 1)$ 。

3 实验与分析

本文选取Curvelet紧框架作为信号的稀疏表示字典, 正则化参数 γ , v 的估计采用交叉验证法(GCV), τ 在实验中调节选取。引入文献[1]中的参数分辨率增益, 评价反卷积后成像质量的改变量。

实验表明, 稀疏分解基本上不会损失信号的信息, 信号的能量集中在少数较大的系数中, 体现了分解结果的稀疏性。利用这些较大的系数能较准确地重构信号, 这是稀疏分解的优势所在。

实验 1 相控扫描超声反卷积成像

本文的实验数据是肝脏的扇形扫描数据, 扫描深度为13.2 cm, 凸阵探头频率为3.5 MHz, 带宽为70%, 121条扫描线, 每条6 857个点, int16型, 如图1所示, 对每束射频信号做轴向和横向反卷积然后成像。

从相控扫描超声反卷积成像的结果可以看出, 反卷积后信号的噪声去除了, 本文算法处理后的成像对比度增强, 清晰度和分辨率比原图高。



a. 文献[1]的方法成像结果图

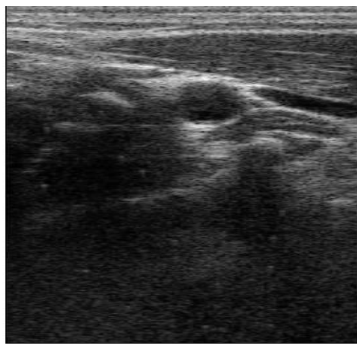


b. 本文方法成像结果图

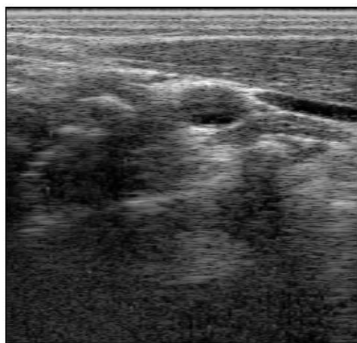
图1 相控扫描超声反卷积成像

实验2 线控扫描超声反卷积成像

颈部线阵扫描数据如下:深度为5.5 cm,扫描宽度为3.33 cm,线阵探头频率为7.5 MHz,带宽为70%,121条扫描线,每条4 096个点,int16型,如图2所示。



a. 本文方法成像结果图



b. 文献[1]的方法成像结果图

图2 线扫描超声反卷积成像

从实验结果可以看出,反卷积后信号的噪声得到了有效的去除,经本文算法处理后的成像对比度增强,清晰度和分辨率比原图高。

表1和表2分别给出了实验1和实验2成像的质量指标,表中的分辨率增益描述了成像分辨率的改变量,分辨率增益1是指纵向反卷积后的增益;分辨率增益2指横向反卷积后的增益;总的分辨率增益是指轴向反卷积和纵向反卷积后的增益。本文从轴向和横向两个方向定量分析反卷积的分辨率增益。

表1 实验1的反卷积超声图像分辨率增益

质量指标	本文方法	文献[1]方法
分辨率增益1	纵向:2.780 5	纵向:2.719 3
	横向:1.868 9	横向:1.846 8
分辨率增益2	纵向:1.685 9	纵向:1.628 6
	横向:1.598 7	横向:1.480 0
总的分辨率增益	纵向:4.498 4	纵向:4.428 7
	横向:2.774 5	横向:2.733 3

表2 实验2的反卷积超声图像分辨率增益

质量指标	本文方法	文献[1]方法
分辨率增益1	纵向:2.205 4	纵向:2.173 3
	横向:1.455 7	横向:1.256 0
分辨率增益2	纵向:1.451 7	纵向:1.363 6
	横向:1.179 1	横向:1.168 7
总的分辨率增益	纵向:2.986 9	纵向:2.963 5
	横向:1.716 4	横向:1.497 4

上述的实验表明,信号的稀疏分解基本上不会损失有用的信息,分解使信号的能量集中到少数较大的系数上,重构后的信号和原信号几乎没有差别。基于稀疏分解框架的反卷积模型对超声信号的处理是有效的,对于相控扫描超声反卷积成像,本文方法比文献[1]的分辨率增益纵向高0.07,横向高0.04;对于线控扫描超声反卷积成像,本文方法比文献[1]的分辨率增益纵向高0.02,横向高0.22,横向分辨率增益比文献[1]的方法增加明显。从相控扫描和线控扫描的射频信号反卷积的结果可知,成像对比度增强,清晰度和分辨率都比直接成像高,斑点噪声明显减少,组织器官的轮廓比直接成像清晰,比文献[1]的方法成像好,对比度增强,斑点噪声减少。

4 结论与讨论

本文将稀疏性和光滑性结合起来,用两种正则项分别约束光滑性和稀疏性,建立稀疏分解框架下的反卷积模型,辨识出PSF,然后用算子分裂法迭代求解。提出了一种在稀疏框架下的超声射频信号反卷积模型,用两个正则项分别约束信号的光滑性和字典分解的稀疏性。模型需要知道点扩散函数,采用了高阶统计量和MA模型的方法估计了系统函数。

经过本文反卷积方法处理后成像比直接成像成的像清晰, 分辨率高, 对比度强, 斑点噪声减少, 质量得到改善, 比文献[1]的方法成像好。本文的所有算法都用软件实现, 速度还不能满足实时性要求, 需要寻求算法更高效的快速算法, 用硬件实现, 达到实用的目的, 硬件实现需要对算法做简化处理, 可以做以下的考虑: 1) 每次做反卷积都要估计点扩散函数, 比较费时, 可以根据成像系统估计出一个共同可接受的横向和纵向的点扩散函数。2) 采用傅里叶变换生成的字典, 因为傅里叶变换有快速算法, 节省时间, 信号的导数采用简单的差分实现, 采用并行处理, 缩短迭代时间。

本文提出的反卷积方法同样可以应用到超声的弹性成像、谐波成像、分子靶向成像中, 提高这些新型成像的质量。

参 考 文 献

- [1] WAN Sui-ren, RAJU B I, SRINIVASAN A M. Robust deconvolution of high frequency ultrasound images using higher-order spectral analysis and wavelets[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, 2003, 50(10): 1286-1295.
- [2] 杨克己, 方文平, 黄一春, 等. 一种应用于超声无损检测的广谱反卷积技术[J]. 浙江大学学报(工学版), 2009, 43(10): 1766-1771.
YANG Ke-ji, FANG Wen-ping, HUANG Yi-chun, et al. A wide adaptability deconvolution technique for ultrasonic nondestructive testing[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2009, 43(10): 1766-1771.
- [3] FIGUEIREDO M'ARIO A T. Gradient projection for sparse reconstruction: Application to compressed sensing and other inverse problems[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2007, 1(4): 586-597.
- [4] TZIKAS D G, LIKAS A C. Variational bayesian sparse kernel-based blind mage deconvolution with student's-t priors[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(4): 753-764.
- [5] NEEDELL D, VERSHYNIN R. Signal recovery from incomplete and inaccurate measurements via regularized orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4(2): 310-316.
- [6] ZHANG Xiao-qun, BURGE M. Bregmanized nonlocal regularization for deconvolution and sparse reconstruction [J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2010, 3(3): 253-276.
- [7] PALLADINI A, TESTONI N. A reduced complexity estimation algorithm for ultrasound images de-blurring[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2009, 95(2): 4-11.
- [8] DUPE F X, FADILI J M, STARCK J L. A proximal iteration for deconvolving poisson noisy images using sparse rep-representations[J]. IEEE Transactions on Image Processing Publication, 2009, 18(2): 310-321.
- [9] KIM J, JANG S. High order statistics based blind deconvolution of bi-level images with unknown intensity values[J]. Optics Express, 2010, 18(12): 12872-12889.
- [10] ELAD M, FIGUEIREDO M T, MA Yi. On the role of sparse and redundant representations in image processing [J]. Proceedings of the IEEE, 2010, 98(6): 972-982.
- [11] RUBINSTEIN R, BRUCKSTEIN A M. Dictionaries for sparse representation modeling[J]. Proceedings of the IEEE, 2010, 98(6): 1045-1057.
- [12] SHIN Ho-Chul, PRAGER R, NG J. Sensitivity to point-spread function parameters in medical ultrasound image deconvolution[J]. Ultrasonics, 2009, 49(3): 344-357.
- [13] 梁巍. 管道缺陷检测中超声信号稀疏解卷积及稀疏压缩方法的研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2008.
LIANG Wei. Study on ultrasonic signal sparse deconvolution and sparse compression methods for pipeline flaw inspection[D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2008.
- [14] POPESCU D C, HELLICAR A, LI Yue. Phantom-based point spread function estimation for a terahertz imaging system[J]. Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems, 2009(5807): 629-639.
- [15] OSHER S, BURGER M, GOLDFARB D, et al. Multiscale modeling and simulation[J]. Communications in Mathematical Sciences, 2006, 4(2): 460-489.
- [16] OSHER S, MAO Y, DONG B, et al. Fast linearized bregman iteration for compressive sensing and sparse denoising[J]. Communications in Mathematical Sciences, 2010, 8(1): 93-111.
- [17] 孙玉宝, 韦志辉, 吴敏, 等. 稀疏性正则化的图像泊松去噪算法[J]. 电子学报, 2011, 39(2): 285-290.
SUN Yu-bao, WEI Zhi-hui, WU Min, et al. Image poisson denoising using sparse representations[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(2): 285-290.

编辑 黄 莘

电子科技大学学报

Journal of University of Electronic Science and Technology of China

复杂性科学专栏

Special Topic on Complexity Sciences

专栏简介

《电子科技大学学报》于2010年第5期以来开设了《复杂性科学》专栏,刊载了有关“无标度网络”“复杂网络链路预测”“泛函网络”“细胞神经网络”“广义系统”等内容的研究论文。在短期内已得到了读者的关注和良好的社会反响。该专栏将继续关注复杂性科学理论与实践研究的最新成果,刊载具有创新性的、高水平的研究论文、专题综述及学术动态,促进学术交流,为开展复杂性科学研究提供交流平台。

《电子科技大学学报》于1959年创刊,是一本以电子科学为主的综合性学术刊物。本刊被美国《数学评论》、美国《剑桥文摘》、英国《INSPEC》、俄罗斯《文摘杂志》、国内的《中国科学引文数据库》、《中国科技论文统计与分析》等20个数据库和文摘杂志摘录。并于2008年1月成为美国Ei Compendex检索数据库的核心期刊源。

栏目特色

- (1) 选题集中,受众精确;
- (2) 评审快捷,优秀文章将优先录用;
- (3) 有述有评,每篇文章将配以专家评述一同刊出;
- (4) 已建立国内近千名复杂性科学研究人员的通讯录,发表的论文将推荐给这些专家;
- (5) 作者将受邀参加专栏组织的研讨班和学术会议;
- (6) 优秀文章将结集出版。

来稿要求

热忱欢迎各位专家学者不吝赐稿,内容涉及生物、社会、经济和信息等系统中复杂性问题的讨论,包括但不限于以下方面:

- 复杂系统:复杂系统的统计规律;复杂系统的自组织、自适应和演化行为;复杂系统的非线性动力学行为;涌现复杂性;复杂系统的自相似、分形和混沌特性;复杂性的度量等等;
- 复杂网络:复杂网络实证分析;网络演化模型;复杂网络的动力学,包括同步、交通、传播、博弈、铁磁动力学等等;复杂网络在生物、社会、经济、信息等系统中的具体应用等等;
- 大规模网络软件系统的复杂性分析与验证:网络式软件建模;网络式软件需求分析;网络式软件设计、验证与评估;应用及实证示范;网络协同开发中的复杂性问题等等;
- 人类动力学:人类行为时间与空间统计特性的实证分析;人类行为时空特性的数学模型;人类行为特征的具体应用等等。

联系方式

专栏编委:李绍荣 马建国 史定华 吴尽昭 汪小帆 周涛

通信地址:四川省成都市建设北路二段4号 电子科技大学学报编辑部(自然科学版) 邮编:610054

编辑部联系方式:028-83202308 028-83207559 E-mail: xuebao@uestc.edu.cn

投稿网址: <http://www.xb.uestc.edu.cn> (来稿请注明《复杂性科学专栏》投稿),详情请参见“投稿须知”。

本刊编辑部