

文章编号: 1001-0920(2012)12-1854-05

分数阶多目标航迹过程关联

刘玉然^{1,2}, 侯明亮²

(1. 四川大学 数学学院, 成都 610065; 2. 淮海工学院 计算机工程学院, 江苏 连云港 222005)

摘要: 为了解决多目标航迹关联模糊的问题, 将分数阶引入到多目标航迹关联模型中, 提出了针对多目标的分数阶航迹关联模型. 算法从数学角度上将整数阶关联度量扩展到分数阶关联度量, 并将点信息的非过程关联延伸到线信息的过程关联. 实例证明, 分数阶较整数阶关联算法能够为关联决策提供更丰富的支持, 提高系统可信度、降低系统信息的不确定性, 提高了航迹关联的精度.

关键词: 分数阶; 多目标; 航迹关联; 过程关联

中图分类号: TN953; TP274

文献标志码: A

Fractional order multi-target tracking process correlation

LIU Yu-ran^{1,2}, HOU Ming-liang²

(1. Mathematics College, Sichuan University, Chengdu 6100652, China; 2. School of Computer Engineering, Huaihai Institute of Technology, Lianyungang 22005, China. Correspondent: LIU Yu-ran, E-mail: cnlyr@sina.com.cn)

Abstract: For the problem of the multi-target fuzzy association, the fractional is introduced to tracking correlation, and the multi-target fractional order tracking correlation model is proposed. From the mathematical point of view, the integer-order correlation measurement is extended to the fractional-order correlation measurement. From the correlation of view, the non-process correlation of the point information is elongated to the process correlation of the line information. Example shows that, the fractional-order association algorithm can provide much more related information, and enhance the tracking correlative accuracy.

Key words: fractional order; multi-target; tracking association; process association

1 引言

随着现代战场的复杂性、瞬变性的不断增加, 在新一代作战系统中仅仅依靠单传感器提供信息已无法满足作战需求, 需要运用包括微波、毫米波、电视、红外、激光等各种有源和无源传感器提供的多种探测信息, 通过优化综合处理, 以提高目标的跟踪及监测预警能力, 从而突破单个传感器探测范围和精度的瓶颈, 获得全战场范围内实时、高效、准确的目标信息.

然而在多目标跟踪过程中, 同一个目标在多传感器上建立的量测必定因杂波的干扰和传感器自身性能的不稳定使得量测特征不完全相同, 进而导致了多传感器多目标数据关联关系的模糊. 特别是在目标比较集中、目标航迹交叉、传感器量测精度相差较大的情况下, 如何获得准确的目标航迹之间的关联关系,

成为关联问题的难点. 本文主要针对这个问题建立关联模型, 提高航迹之间的关联精度.

2 问题描述

2.1 航迹关联

航迹相关问题^[1-3]是由 Singer 等^[3]首先提出的. 目前主要的算法有加权统计距离检验法^[4], 修正加权统计距离检验法^[5], 最近邻域 (NN) 法^[6], 经典分配法^[7], 似然比检测法, 极大似然法, K 近邻域法, 多元假设检测法^[8], 广义相关法, 高斯法, 交互多模型法, 灰色关联算法^[9]和各种模糊方法^[10], 这些方法具有不同的应用背景, 各有优缺点.

上述航迹关联算法集中于对航迹整体偏移的度量, 缺乏对整体形状以及局部趋势的度量. 本文将分数阶引入航迹关联模型中, 既度量了航迹的全局形状的相似性, 又度量了局部形状的相似性.

收稿日期: 2011-08-09; 修回日期: 2011-10-21.

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(10731050); 教育部创新团队基金项目(IRT00742).

作者简介: 刘玉然(1977-), 女, 副教授, 博士, 从事灰色控制理论、模式识别等研究; 侯明亮(1976-), 男, 讲师, 博士, 从事灰色控制理论、模式识别等研究.

2.2 分数阶微分

分数阶微积分是指阶数为任意阶实数的微积分。3 个多世纪以来, 关于分数阶微积分许多著名的科学家做了很多基础性的工作, 但直到近 30 年来分数阶微积分才真正开始发展起来。Oldham 等^[11]论述了分数阶计算的一些数学方法以及在物理、工程、金融、生物等很多科学领域上的应用。Samko^[12]对分数阶积分和导数的相关性质及其应用做了系统和全面的阐述。许多研究者发现, 分数阶导数的模型比整数阶导数的模型更能准确地描述具有记忆和遗传性质的材料和传送过程^[13]。分数阶具有全局性和记忆性的特点, 因而使其广泛应用于物理、化学、材料、分形理论、图像处理^[14]等领域。目前分数阶微分的研究引起了国内外学者的高度重视, 已成为当今世界性的前沿和热点研究领域。

3 算法原理

本文将分数阶引入航迹关联模型中^[15], 同时考虑到全局形状和局部形状的相似性, 将点识别扩展到线识别, 降低了系统信息的不确定性, 提高了航迹关联的精度。

3.1 分数阶引入

微分运算都有提升信号高频、削弱信号低频的作用。分数阶微分运算可以提升信号的高频非线性, 削弱信号的低频非线性, 且随着阶数的增长, 对高频提升和低频削弱的越多。从提取关联信息角度而言, 分数阶微分的阶数是连续的, 它可以将航迹的关联由点延伸到线, 能够提出更多的航迹关联信息, 有利于提高航迹关联的精度。

航迹上的每个量测值是各种主观、客观因素的影响和它以前所有量测值发展的共同结果, 因此航迹具有全局性和记忆性。分数阶微分算子是拟微分算子, 也具有全局性和记忆性。从对航迹的描述而言, 分数阶微分十分适合描述具有记忆性质的航迹, 因此将分数阶微分引入多目标航迹的关联模型中。

3.2 分数阶微分性质

分数阶微分满足交换率和算子叠加准则

$$D^{v_1} D^{v_2} s(t) = D^{v_2} D^{v_1} s(t) = D^{v_1+v_2} s(t).$$

(0,1) 阶微分度量的是航迹的全局, 其他阶数微分均可由 (0,1) 阶微分加上整数阶微分获得。一阶微分反映的是航迹的斜率, 二阶微分反映的是航迹的曲率, 它们反映的都是航迹的局部趋势。为了兼顾航迹全局形状和局部趋势的度量, 非整数阶考虑 (0,1) 阶, 整数阶考虑到 1 阶、2 阶, 即只对 (0,3) 阶微分关联信息进行分析。

3.3 分数阶微分差分

由于航迹是离散的, 要将分数阶微分应用于航迹关联中, 首先需要将分数阶微分算子的定义式转变为差分的形式。下面通过 Grünwald-Letnikov 定义来推导分数阶微分算子的差分公式。

已知分数阶 v 阶导数的 Grünwald-Letnikov 定义式为

$${}_a^G D_t^v s(t) = \lim_{h \rightarrow 0} s_t^v(t) = \lim_{\substack{h \rightarrow 0 \\ nh \rightarrow t-a}} h^{-v} \sum_{r=0}^n C_r^{-v} s(t-rh),$$

其中

$$C_r^{-v} = \frac{(-v)(-v+1)\cdots(-v+r-1)}{r!}.$$

根据定义表达式 (1), 若一元信号 $s(t)$ 的持续期为 $t \in [a, t]$, 将信号持续期 $[a, t]$ 按单位等分间隔 $h = 1$ 进行等分, 得到

$$n = \left[\frac{t-a}{h} \right]^{h=1} = [t-a].$$

可以推导出一元信号 $s(t)$ 的 v 阶分数阶微分差值表达式, 即

$$\begin{aligned} \frac{d^v s(t)}{dt^v} \approx & s(t) + (-v)s(t-1) + \frac{(-v)(-v+1)}{2}s(t-2) + \\ & \frac{(-v)(-v+1)(-v+2)}{6}s(t-3) + \cdots + \\ & \frac{\Gamma(-v+1)}{n!\Gamma(-v+n+1)}s(t-n). \end{aligned}$$

由差分表达式可以得到分数阶微分的差分系数为

$$\begin{aligned} a_0 &= 1, a_1 = -v, a_2 = \frac{(-v)(-v+1)}{2}, \\ a_3 &= \frac{(-v)(-v+1)(-v+2)}{6}, \\ &\vdots \\ a_n &= \frac{\Gamma(-v+1)}{n!\Gamma(-v+n+1)}. \end{aligned} \quad (1)$$

4 算法模型

首先对数据进行去除野值、空间对准、时间对准的预处理; 然后对航迹在 x, y, z 三个方向上的时间序列分别求关联曲线, 分析曲线各阶微分的关联度, 确认航迹间的关联关系。

4.1 量测数据预处理

1) 去除野值。由于探测器本身或数据传输中的种种原因, 传感器呈报数据中难免包含某些错误的测量值, 即野值。去除野值可降低计算量, 提高跟踪精度。

2) 坐标变换。由于多个传感器对目标的量测不是在同一坐标系完成的, 需要将所有传感器数据转换到同一坐标系下进行处理。变换方式有平移变换和旋转变换。

3) 时间配准. 在同一系统中, 对于同一个目标, 不同的传感器侦察时刻是不同的, 上报的目标位置信息也不同. 因此, 需要对多个传感器上报的时间进行对准, 将不同传感器在不同测量时间关于同一目标的测量数据转换成以融合时刻为基准的时标数据.

根据去除野值、空间对准、时间对准后的航迹, 得到 t 个时间序列 $s_{11}, s_{12}, \dots, s_{1m}, s_{21}, s_{22}, \dots, s_{2m}, \dots, s_{t1}, s_{t2}, \dots, s_{tm}$, 其中 $s_{ij} = (x_{ij}, y_{ij}, z_{ij})$, $i = 1, 2, \dots, t, j = 1, 2, \dots, m$. (x_{ij}, y_{ij}, z_{ij}) 为 s_{ij} 的空间三维坐标. 设 $s_{11}, s_{12}, \dots, s_{1m}$ 为参考向量序列, 计算 $s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{im}$ ($i = 2, 3, \dots, t$) 和参考向量序列的关联度, 找出与参考序列关联的序列, 进而找出关联航迹.

4.2 分数阶关联

由向量序列 $s_{ij} = (x_{ij}, y_{ij}, z_{ij})$, $i = 1, 2, \dots, t, j = 1, 2, \dots, m$ 分别生成以下 x, y, z 各方向的序列:

$$X_i = x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}, i = 1, 2, \dots, t;$$

$$Y_i = y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{im}, i = 1, 2, \dots, t;$$

$$Z_i = z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{im}, i = 1, 2, \dots, t.$$

分别计算以上数列的关联度, 设数列 Q_1 和数列 Q_i ($i = 2, 3, \dots, t$) 的关联度

$$Q_i(v) = \frac{1}{m-7} \sum_{j=8}^m (Q_{1j}^v - Q_{ij}^v)^2,$$

$$i = 2, 3, \dots, t, v \in (0, 4).$$

其中

$$Q_{1j}^v = \sum_{d=j-5}^j q_{1d}^*(a_{j-d+1}),$$

$$Q_{ij}^v = \sum_{d=j-5}^j q_{id}^*(a_{j-d+1}),$$

$i = 2, 3, \dots, t, Q = X, Y, Z, q = x, y, z, a_{j-d+1}$ 见式(1).

4.3 关联判定

1) 对于关联数值的判定. 如果 $Q_i(v)$ 越大, 则说明序列 Q_i 与序列 Q_1 的相关度越小, 如果 $Q_i(v)$ 越小; 则说明序列 Q_i 与序列 Q_1 的相关度越大.

2) 阶数与关联的关系. 低阶微分相对高阶微分能够提取更多的低频信息, 高阶微分相对低阶微分能够提取更多的高频信息. 针对航迹而言, 低阶微分更多地提取长期的影响信息, 高阶微分更多地提取近期的影响信息.

当 $Q_i(v) < Q_j(v), i, j = 2, 3, \dots, t, v$ 在 $(0, 1)$ 内时, 长期而言, 序列 Q_i 较序列 Q_j 与序列 Q_1 的关联度更大; 当 v 在 $(1, 3)$ 内时, 短期而言, 序列 Q_i 较序列 Q_j 与序列 Q_1 的关联度更大.

5 算法仿真

针对航迹 $s_{ij} = (x_{ij}, y_{ij}, z_{ij}), i = 1, 2, \dots, 7, j = 1, 2, \dots, 26$, 分别生成以下 x, y, z 各方向的序列 ($i = 2, 3, \dots, 7$):

$$X_i = x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{i26}, x_{ij} \in [0, 1000];$$

$$Y_i = y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{i26}, y_{ij} \in [0, 1000];$$

$$Z_i = z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{i26}, z_{ij} \in [0, 1000].$$

具体如图 1~图 3 所示.

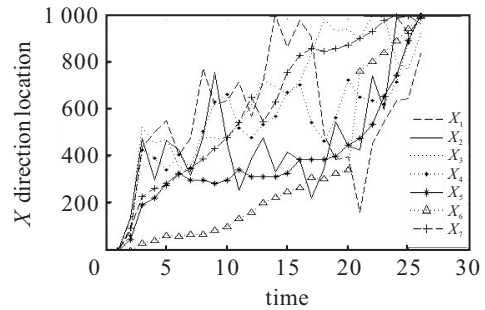


图 1 X 方向航迹数据

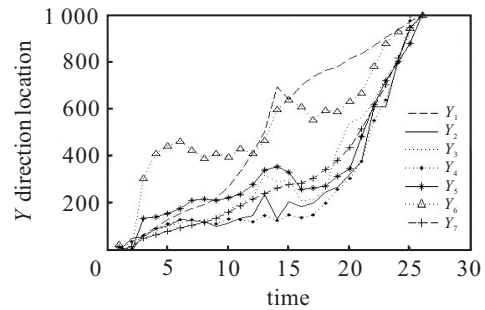


图 2 Y 方向航迹数据

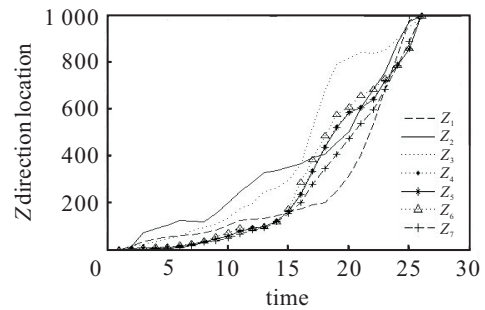


图 3 Z 方向航迹数据

假设 3 种不同探测装置的误差幅度为 1, 10, 100, 对参考序列 X_1, Y_1, Z_1 加入值域为 $[-1, 1]$ 的噪声, 生成 x_{11}, y_{11}, z_{11} ; 对所有航迹加入值域为 $[-10, 10]$ 的噪声, 得到序列 $x_{i2}, y_{i2}, z_{i2}, i = 1, 2, \dots, 7$; 对所有航迹加入值域为 $[-100, 100]$ 的噪声, 得到序列 $x_{i3}, y_{i3}, z_{i3}, i = 1, 2, \dots, 7$. 分别计算 x_{i2} 和 x_{11}, y_{i2} 和 y_{11}, z_{i2} 和 z_{11}, x_{i3} 和 x_{11}, y_{i3} 和 y_{11}, z_{i3} 和 z_{11} 在阶数为 $(0, 3)$ 的关联度曲线, 如图 4~图 9 所示. 图中的 mqhk 代表 q_h 和 q_k 的相关度, 其中 m 代表相关度; $q = x, y, z, h,$

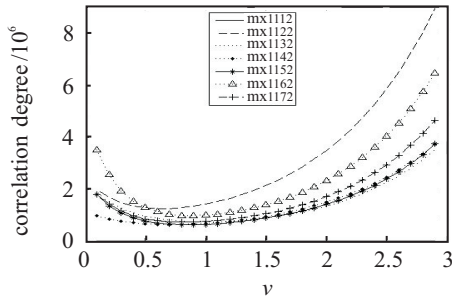


图 4 x_{i2} 和 x_{11} 在阶数为 (0, 3) 的关联度曲线

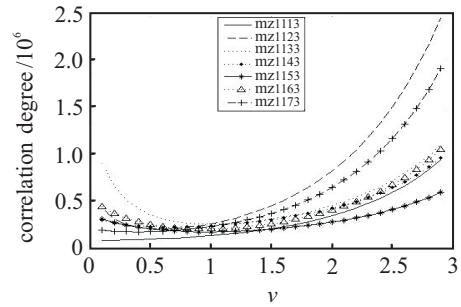


图 9 z_{i3} 和 z_{11} 在阶数为 (0, 3) 的关联度曲线

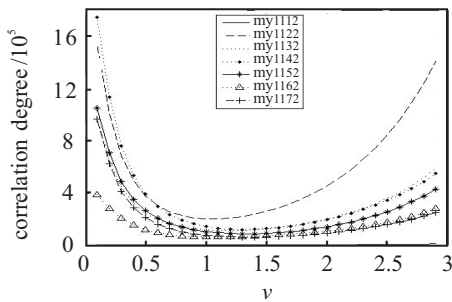


图 5 y_{i2} 和 y_{11} 在阶数为 (0, 3) 的关联度曲线

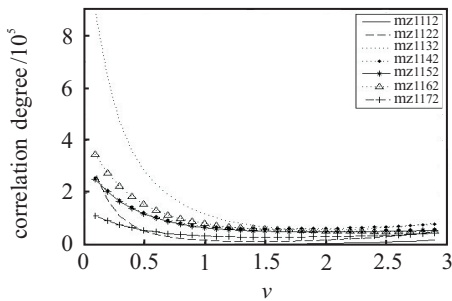


图 6 z_{i2} 和 z_{11} 在阶数为 (0, 3) 的关联度曲线

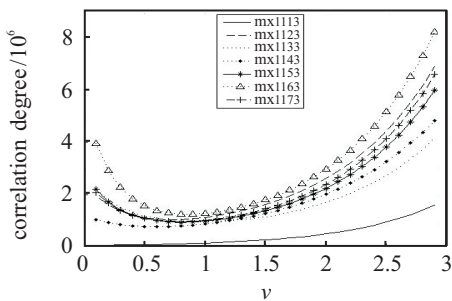


图 7 x_{i3} 和 x_{11} 在阶数为 (0, 3) 的关联度曲线

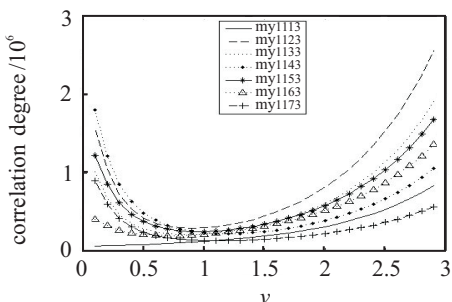


图 8 y_{i3} 和 y_{11} 在阶数为 (0, 3) 的关联度曲线

k 分别为加入噪声后生成序列的下标. 例如 $mx1112$ 代表 x_{11} 和 x_{12} 的相关度, x_{11} 和 x_{12} 分别为 X_1 加入幅度为 $[-1, 1]$ 和 $[-10, 10]$ 的噪声生成. 再如图 6 中的 $mz1152$ 代表 z_{11} 和 z_{52} 的相关度, z_{11} 为 Z_1 加入噪声幅度为 $[-1, 1]$ 的噪声生成, z_{52} 为 Z_5 加入噪声幅度为 $[-10, 10]$ 的噪声生成.

从图 4~图 6 中可以看出, x_{i2} 和 x_{11} , y_{i2} 和 y_{11} , z_{i2} 和 z_{11} 在阶数为 (0, 3) 内的所有关联数值远小于其他关联数值, 因此, 判断序列 x_{i2} 和 x_{11} , y_{i2} 和 y_{11} , z_{i2} 和 z_{11} 之间的相关程度较其与其他序列的相关程度高, 进而判断 s_{11} 和 s_{12} 为同一目标航迹, 结果和实验预期相符.

从图 7 中可以看出, x_{i2} 和 x_{11} 在阶数为 (0, 3) 内的所有关联数值远小于其他关联数值, 因此, 判断序列 x_{i2} 和 x_{11} 之间的相关程度较其与其他序列的相关程度高. 从图 8 和图 9 中可以看出, 在阶数为 (0, 1) 时, y_{i3} 和 y_{11} , z_{i3} 和 z_{11} 的关联曲线数值小于其他序列的关联曲线数值, 且阶数越小, y_{i3} 和 y_{11} , z_{i3} 和 z_{11} 的关联数值越小. 在阶数为 (1, 3) 时, y_{i3} 和 y_{11} , z_{i3} 和 z_{11} 的关联曲线数值已经不是最小, 其随阶数的增长速度也比其他曲线数值增长速度快, 且阶数越大, 增长越快.

图 8 和图 9 中曲线的变化说明, 过大的误差会影响曲线的高阶关联精度, 即短期趋势, 但仍不能改变曲线的低阶关联精度, 即曲线的长期趋势. 选择 (0, 1) 内任意阶数, y_{i3} 和 y_{11} , z_{i3} 和 z_{11} 的关联数值都最小, 由此判定序列 y_{i3} 和 y_{11} , z_{i3} 和 z_{11} 之间的相关程度较其与其他序列的相关程度高, 进而判断 s_{11} 和 s_{13} 为同一目标航迹, 结果与实验预期相符.

6 讨论

实验表明, 误差的加入会影响序列的高频信息, 随着误差的增大, 关联精度由高阶向低阶逐渐变差. 针对误差加入带来的影响可以通过对阶数的调整来计算关联度, 误差越大, 选择的阶数越小. 实验证明, 在阈值为 $[0, 1000]$ 的数列中加入 $[-100, 100]$ 的噪声, 仍然可以通过本模型得到要求的关联精度.

7 结 论

本文建立了多目标分数阶关联模型,从数学角度将整数阶关联度量扩展到分数阶关联度量,并将点信息的识别延伸到线信息的识别,获得更多的关联信息.仿真实验验证了本文算法模型为关联决策提供了更丰富的支持,不仅能提高系统可信度,降低系统信息的不确定性,而且能提高航迹关联度的精度.

参考文献(References)

- [1] Agafonov E, Bargiela A, Burke E, et al. Mathematical justification of a heuristic for statistical correlation of real-life time series[J]. European J of Operational Research, 2009, 198(1): 275-286.
- [2] Kharrat A, Chabchoub H, Aouni B, et al. Serial correlation estimation through the imprecise goal programming model[J]. European J of Operational Research, 2007, 177(3): 1839-1851.
- [3] Singer R A, KanyUek A J. Computer control of multiple site track correlation[J]. Automation, 1971, 17(4): 455-463.
- [4] KanyUek A J, Singer R A. Correlation of multiple-site track data[J]. IEEE T-AES, 1970, 6(2): 180-187.
- [5] Bar-Shalom. On the track-to-track correlation problem[J]. IEEE Trans on AC, 1981, 26(2): 571-572.
- [6] Kosaka M, Miyamoto S, Ihara H. A track correlation algorithm for multi-sensor integration[J]. J of Guidance, Control, and Dynamics, 1987, 10(1): 166-171.
- [7] Chang C B, Youens L C. Measurement correlation for multiple sensors tracking in a dense target environment[J]. IEEE Trans on AC, 1982, 27(6): 1250-1252.
- [8] Zhang Jinsong, Yang Weiqin, Hu Shiqiang. Target tracking using the interactive multiple model method[J]. J of Beijing Institute of Technology, 1998, 7(3): 299-304.
- [9] Deng Ju-Long, Zhou Chao-Shun. Sufficient conditions for the stability of a class of interconnected dynamic systems[J]. Systems & Control Letters, 1986, 7(2): 105-108.
- [10] Ye J. Fuzzy decision-making method based on the weighted correlation coefficient under intuitionistic fuzzy environment[J]. European J of Operational Research, 2010, 205(1): 202-204.
- [11] Oldham K B, Spanier J. The fractional calculus[M]. New York: Academic Press, 1974.
- [12] Samko S G, Kilbas A A, Marichev O I. Fractional integrals and derivatives: Theory and applications[M]. New York: Gordon and Breach Press, 1993.
- [13] Fiendrich C. Relaxation function of theological constitutive equations with fractional derivatives: Thermodynamical constraints[C]. Theological Modeling, Thermodynamic and Statistical Approaches. Berlin: Springer, 1991, 381: 320-330.
- [14] Hou Mingliang, Liu Yuran, Wang Qi. An image information extraction algorithm for salt and pepper noise on fractional differentials[C]. Trans on Tech Publications of Advanced Materials Research. Switzerland, 2011: 1011-1015.
- [15] Liu Yuran, Luo Maokang, Hong Ma, et al. Fractional order correlation algorithm of uncertain time sequence[J]. J of Grey System, 2011, 4(2): 55-60.

下 期 要 目

- 基于粗集的多准则决策分析..... 安利平, 陈增强
 均衡分布性与收敛性的协同进化多目标优化算法..... 耿焕同, 等
 阻止信息收集的供应链契约..... 王新辉, 汪贤裕
 一种新的模糊时间序列模型的预测方法..... 陈刚, 曲宏巍
 基于 VMI & TPL 供应链的单供应商两制造商补货策略..... 刘丹, 等
 严格反馈 Markov 跳跃非线性系统风险灵敏度设计..... 王传锐, 等
 流数据概念漂移的检测算法..... 张杰, 赵峰
 基于中心差分卡尔曼-概率假设密度滤波的多目标跟踪方法..... 陈里铭, 等
 具有有界时滞的网络控制系统的镇定..... 唐晓铭, 丁宝苍