

# 灰关联分析在歼击机操纵面故障识别中的应用

许 洁<sup>1,2</sup>, 胡寿松<sup>1</sup>

(1. 南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 210016 2 南京师范大学 电气与自动化工程学院, 江苏 南京 210042)

[摘要] 为了提高歼击机操纵面的故障识别能力, 探讨了基于关联分析的故障识别理论. 首先介绍了运用灰色关联度分析法进行故障识别的原理、步骤和方法, 描述了识别的具体实现过程, 并根据歼击机操纵面的常见故障, 运用灰色关联识别方法进行分析, 最后用某歼击机的实例比较了该方法与神经网络方法的识别结果. 方法分析与仿真结果表明, 将灰色关联度分析法引入操纵面故障识别中是可行的, 并具有简单、计算量小、识别结果可靠等特点.

[关键词] 故障识别, 灰色关联度, 歼击机, 识别

[中图分类号] TP273 [文献标识码] A [文章编号] 1672-1292(2006)03-0005-05

## Application of Grey Correlation Analysis in Faults Identification of Fighter Control Surfaces

XU Jie<sup>1,2</sup>, HU Shousong<sup>1</sup>

(1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

2. School of Electrical and Automation Engineering, Nanjing Normal University, Nanjing 210042, China)

**Abstract** In order to enhance the ability of fault identification of fighter control surfaces, the principle of faults identification based on correlation analysis theory is discussed. The principle, program and method of grey correlation analysis used for fault identification are introduced firstly. The realization of identification is described. According to the fault of fighter control surfaces, the grey correlation identification method is used in the fighter control surfaces. This method is applied to a certain fighter and the results are compared with the methods of ANN. The analysis and simulation results show that it is feasible to apply grey correlation analysis in fault identification of the fighter control surfaces. The method described in this paper is more reliable and simple with less calculation.

**Key words** fault identification, grey correlation, fighters, identification

随着现代航空航天技术的日益提高, 尤其是计算机科学和控制科学的飞速发展, 使得系统的规模和复杂程度迅速增加; 另一方面系统中出现的某些微小故障若不能及时检测并排除, 就有可能造成整个系统的失效, 甚至导致巨大的灾难性后果. 20 世纪 90 年代以来的研究表明: 战斗机飞行损失的 20% 是由于飞行控制系统故障造成的, 结构损坏、功能丧失是产生故障的基本原因. 因此, 如何提高系统的安全性、可靠性, 防止和杜绝影响系统正常运行故障的发生和发展, 一直是航空航天领域的重要课题之一. 歼击机操纵面故障是指歼击机舵面缺损或卡死情况下引起歼击机偏离正常运行状态的故障类型<sup>[1]</sup>. 故障模式识别方法以人工智能及计算机技术为基础, 主要用于判断系统故障的所属种类和严重程度, 可分为专家系统故障识别法、模糊故障识别法、灰色关联度故障识别法、神经网络故障识别法、数据融合故障识别法和基于案例推理的故障识别法等.

传统的专家系统故障识别法的特点在于利用专家的领域知识和经验为故障识别服务, 但是对所采用的判断规则和专家经验的准确度的依赖性已逐渐成为其研究中的瓶颈. 目前专家系统通常与其它方法相

收稿日期: 2006-01-04

基金项目: 国家自然科学基金重点资助项目 (60234010), 国防基础科研基金资助项目 (K1603060318) 和航空科学基金资助项目 (05E52031).

作者简介: 许 洁 (1976-), 女, 博士研究生, 主要从事故障诊断方面的学习与研究. E-mail: nanshixueji@sina.com

通讯联系人: 胡寿松 (1937-), 教授, 博士生导师, 主要从事故障诊断、自适应及自修复控制等方面的教学与研究.

E-mail: hushousong\_nuaa@163.com

结合来提高系统的故障识别能力<sup>[2,3]</sup>. 模糊故障识别法是通过研究故障与征兆之间的模糊关系来判断系统的运行状态, 采用合适的隶属函数和模糊关系矩阵来判断故障与征兆之间的关系, 从而实现故障识别. 模糊逻辑系统偏重于模拟人的逻辑思维, 具有较好的利用自然语言知识、知识表达形式易于理解等特点, 但是存在自学习能力弱、难以利用数值信息的不足<sup>[4]</sup>. 人工神经网络通过对故障实例及诊断经验的训练和学习, 用神经网络中的连接权值记忆所学习的故障诊断知识. 神经网络可实现故障与征兆之间的非线性映射关系, 但存在不能充分利用领域专家的经验知识、网络权值的含义不明确等不足<sup>[5]</sup>. 信息融合主要用于多个传感器通道信号的融合和不同诊断途径的诊断结论之间的融合, 一般通过信息融合, 可以增加置信度, 提高检测系统的可靠性<sup>[6]</sup>. 基于案例推理的故障识别法就是通过回忆曾经成功解决过的相似问题, 比较新旧问题发生背景和时间的差异, 经过一系列的调整、修改, 重新使用或参考以前的知识和信息, 达到最终解决当前问题的目的, 但是 CBR 识别系统不能覆盖所有解空间, 搜索时可能会漏掉最优解<sup>[7]</sup>.

本文利用灰色关联度分析方法, 即从状态信号中提取恰当的特征参数, 构成能反映系统正常和各种状态特征的基准模式, 然后计算待检验模式 (待识别状态) 与各基准模式之间的关联度, 按照最大关联度原则, 判断待检验状态属于何种基准状态. 该识别算法具有少数据, 不追求大样本量, 允许数据任意分布, 计算量小等优点. 并同时用标准故障模式训练 BP、Eman 神经网络对待诊断模式进行识别, 比较识别结果.

1 灰色关联度识别方法

灰色关联度分析方法是灰色系统理论提出的对系统进行分析的方法, 即根据事物之间、因素之间的相似或相异程度, 来衡量事物或因素间关联度的方法. 灰色关联度是灰色系统分析和处理随机量的一种方法, 代表了不同研究对象 (灰色因数) 之间的关联程度.

1.1 故障识别标准模式的构造

构建实用型故障识别系统的前提条件是具备一个完备且完善的样本空间<sup>[8]</sup>. 要具备完备且完善的样本空间: (1) 尽可能多地得到典型的故障及其对应的征兆向量, 并给出其量化的数值; (2) 尽可能妥善地设置样本体系以及适度地置评征兆向量或者故障向量存在的有、无以及存在的程度. 因此, 故障识别标准模式应包含系统正常运行以及各种故障状态下的观测数据.

1.2 数据序列的预处理

由于系统中各因素的物理意义不同, 导致数据的量纲也不一定相同, 而且有时数据的数量级相差悬殊, 在比较时就难以得到正确的结果. 为了便于分析, 保证各因素具有等效性和同序性, 因此在进行故障识别关联度计算时, 需要对各个特征参数进行处理, 使之无量纲化和归一化. 常用的数据预处理方法有<sup>[9]</sup>:

(1) 初值化处理. 对一个数列的所有数据均用它的第一个数去除, 从而得到一个新数列方法.

设有原始数列

$$x^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}$$
 (1)

对  $x^{(0)}$  作初值化处理得  $y^{(0)}$ , 则:

$$y^{(0)} = \{y^{(0)}(1), y^{(0)}(2), \dots, y^{(0)}(n)\} = \left\{ \frac{x^{(0)}(1)}{x^{(0)}(1)}, \frac{x^{(0)}(2)}{x^{(0)}(1)}, \dots, \frac{x^{(0)}(n)}{x^{(0)}(1)} \right\}$$
 (2)

(2) 均值化处理. 对一个数列的所有数据均用它的平均值去除, 从而得到一个新数列方法.

设有原始数列 (1), 令其平均值为  $\bar{x}^{(0)}$ :

$$\bar{x}^{(0)} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x^{(0)}(k)$$
 (3)

对  $x^{(0)}$  作均值化处理得  $y^{(0)}$ , 则:

$$y^{(0)} = \{y^{(0)}(1), y^{(0)}(2), \dots, y^{(0)}(n)\} = \left\{ \frac{x^{(0)}(1)}{\bar{x}^{(0)}}, \frac{x^{(0)}(2)}{\bar{x}^{(0)}}, \dots, \frac{x^{(0)}(n)}{\bar{x}^{(0)}} \right\}.$$
 (4)

1.3 灰色关联度故障识别法模式

设系统要建立的故障标准模式特征矢量的个数, 即要识别的故障种类数为  $m$  (含正常状态), 每种标准模式特征矢量中所包含的元素个数为  $n$ , 即识别对象可能出现的征兆数为  $n$ , 则可建立相应的故障标准模式矢量矩阵

$$[X_r] = \begin{bmatrix} X_{r1} \\ X_{r2} \\ \vdots \\ X_{mr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{r1}(1) & x_{r1}(2) & \cdots & x_{r1}(n) \\ x_{r2}(1) & x_{r2}(2) & \cdots & x_{r2}(n) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{mr}(1) & x_{mr}(2) & \cdots & x_{mr}(n) \end{bmatrix} \tag{5}$$

式中, 下标  $r$  为标准故障模式; 下标  $m$  为标准故障模式个数;  $n$  为每个故障模式的特征向量维数.

设实测信号的待检验模式特征矢量为:

$$[X_d] = \begin{bmatrix} X_{d1} \\ X_{d2} \\ \vdots \\ X_{dl} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{d1}(1) & x_{d1}(2) & \cdots & x_{d1}(n) \\ x_{d2}(1) & x_{d2}(2) & \cdots & x_{d2}(n) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{dl}(1) & x_{dl}(2) & \cdots & x_{dl}(n) \end{bmatrix} \tag{6}$$

式中, 下标  $d$  为待识别故障模式; 下标  $l$  为标准故障模式个数;  $n$  为每个待识别模式的特征向量维数.

待检验矢量  $X_j$  对标准矢量  $X_i$  的关联度  $\gamma_{ij}$  是由关联系数演变而来的. 设:

$$\alpha_{ij}(t) = |x_{dj}(t) - x_{ri}(t)| \quad t \in \{1, 2, \dots, n\}$$
$$\alpha_{min} = \min_j \min_l \alpha_{ij}(t), \quad \alpha_{max} = \max_j \max_l \alpha_{ij}(t). \tag{7}$$

则关联系数为:

$$\xi_{ij}(t) = \frac{\alpha_{min} + \alpha_{max} \times \rho}{\alpha_{ij}(t) + \alpha_{max} \times \rho} \quad t \in \{1, 2, \dots, n\} \tag{8}$$

其中,  $\rho \in [0, 1]$  是事先确定的常数, 称为分辨系数. 其意义是削弱最大绝对差数值太大引起的失真, 提高关联系数之间的差异显著性. 根据邓聚龙教授的研究成果,  $\rho = 0.5$  时, 得到的关联度误差值最小<sup>[10]</sup>, 故一般取  $\rho = 0.5$

关联度计算式为:

$$\gamma_{ij} = \frac{1}{2(n-1)} \left[ \sum_{t=1}^n \xi_{ij}(t) + \sum_{t=2}^{n-1} \xi_{ij}(t) \right] \tag{9}$$

经过计算, 可得到待检验模式与标准模式的关联度矩阵  $R$ :

$$R = \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} & \cdots & \gamma_{1l} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} & \cdots & \gamma_{2l} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \gamma_{m1} & \gamma_{m2} & \cdots & \gamma_{ml} \end{bmatrix} \tag{10}$$

在进行系统故障识别时, 将关联度序列从大到小依次排列, 即  $\gamma_s > \gamma_h > \gamma_p$ , 式中  $s, h, p$  分别为  $(1, l)$  中的某个自然数. 然后根据最大关联度原则, 因为待检验模式与标准模式  $s$  相似的可能性最大, 则认为系统发生了标准模式  $s$  对应的故障, 从而实现对故障模式的分类识别.

2 歼击机结构故障识别实例

本例采用的数据来源于某歼击机模型的输出数据. 设定飞机飞行高度为 5 000 m, 飞行马赫数为 0.6. 设置采样时间为 0.012 s, 采集共 6 种状态, 105 组数据. 每组数据含有攻角  $\alpha$ 、侧滑角  $\beta$ 、滚转角速度  $\omega_x$ 、偏航角速度  $\omega_y$ 、俯仰角速度  $\omega_z$ 、偏航角  $P_{sk}$ 、俯仰角  $\theta$  和滚转角  $\gamma$  共 8 个参数. 对以上采样数据进行均值化变换 (该数列无量纲), 从而得到故障识别的标准模式特征矢量, 如表 1 所示.

表 1 歼击机结构故障标准模式特征矢量表

状态	组号	$\alpha$	$\beta$	$\omega_x$	$\omega_y$	$\omega_z$	$P_{sk}$	$\theta$	$\gamma$
正常状态	1	4.000 6	0	0	0	0.008 1	0	3.991 3	0
	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
	5	4.001 3	0	0	0	0.006 9	0	3.991 8	0
右平尾卡死	1	2.155 7	0.003 8	3.311 7	- 0.222 3	0.425 9	- 0.000 2	2.15	0.175 4
	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
	20	0.792 0	0.051 1	3.886 7	- 0.388 4	0.174 1	- 0.004 8	0.751	2.738 3

状态	组号	$\alpha$	$\beta$	$\omega_x$	$\omega_y$	$\omega_z$	$P_{si}$	$\theta$	$\gamma$
右平尾卡死 - 10° 状态	1	1. 259 4	0. 001 2	4. 587	- 0. 402	0. 934 7	- 0. 000 6	1. 254 9	0. 365 4
	20	0. 492 1	0. 164 8	4. 186 1	- 0. 365 3	0. 208 8	- 0. 005 4	0. 429	2. 89
右平尾损伤 100% 状态	1	3. 753 2	- 0. 003 1	0. 422 2	- 0. 111 5	0. 179 5	- 7. 6448e - 005	3. 744	0. 015 7
	20	2. 479 5	- 0. 214 7	2. 222 1	- 0. 595 7	0. 239 9	- 0. 006 2	2. 463 1	1. 412
右副翼卡死 20° 状态	1	- 1. 594 2	0. 092 3	9. 929 7	- 0. 113 6	0. 088 6	- 0. 000 2	- 1. 592 8	1. 190 2
	20	- 0. 402 5	0. 182	6. 184 8	- 0. 113 2	- 0. 015 2	- 0. 000 6	- 0. 438 1	2. 602 7
右副翼损伤 100% 状态	1	3. 241 2	0. 003 7	1. 602 3	- 0. 070 8	- 0. 094 8	- 6. 3476e - 005	3. 233 8	0. 084 7
	20	1. 620 8	0. 057 9	2. 747 2	- 0. 194 8	- 0. 022 2	- 0. 002 3	1. 610 8	2. 182 7

由歼击机仿真平台实时采集各种状态的数据, 并采用均值化变换, 组成待检验模式特征矢量, 如表 2

表 2 待检验模式特征矢量表

状态	$\alpha$	$\beta$	$\omega_x$	$\omega_y$	$\omega_z$	$P_{si}$	$\theta$	$\gamma$
右平尾卡死 - 5°	0. 737 5	0. 059 6	3. 725 4	- 0. 380 7	0. 129 4	- 0. 005 4	0. 680 8	3. 053 5
右平尾卡死 - 10°	0. 431 3	0. 198 8	3. 899 9	- 0. 353 7	0. 178	- 0. 005 9	0. 351 6	3. 3
右副翼卡死 20°	- 0. 309 8	0. 198 7	5. 661 7	- 0. 109 2	- 0. 069 9	- 0. 000 8	- 0. 362 5	2. 991 7
正常状态	4. 004 1	0	0	0	0. 002 1	0	3. 993 8	0
右平尾损伤 100%	2. 576	- 0. 149 1	2. 234 1	- 0. 637 3	0. 650 2	- 0. 003 9	2. 566 5	0. 763 4
右副翼损伤 100%	2. 507 3	0. 017 7	2. 940 7	0. 134 4	0. 228 8	0. 000 3	2. 501 1	0. 396 6

根据表 1 的标准模式和表 2 的待检模式数据, 可计算出各种待检模式和标准模式之间的关联度, 各关联度的值列表如表 3 表中第  $i$  行的最大元素  $(\gamma_{ij})_{\max}$  以 ★ 符号加以标注, 表示第  $i$  个待检状态属于第  $j$  类故障的可能性最大.

表 3 待检模式与基准模式之间的关联度

待检模式 (状态)	基准模式 (状态)					
	正常	右平尾卡死 - 5°	右平尾卡死 - 10°	右平尾损伤 100%	右副翼卡死 20°	右副翼损伤 100%
右平尾卡死 - 5°	0. 752 33	0. 979 16 ★	0. 953 04	0. 825 03	0. 847 36	0. 886 37
右平尾卡死 - 10°	0. 753 35	0. 955 32	0. 970 5 ★	0. 802 98	0. 859 7	0. 856 31
右副翼卡死 20°	0. 719 89	0. 847 29	0. 875 01	0. 735 73	0. 959 36 ★	0. 810 61
正常状态	0. 999 76★	0. 864 86	0. 816 94	0. 970 14	0. 786 48	0. 930 62
右平尾损伤 100%	0. 831 6	0. 910 92	0. 861 01	0. 975 16 ★	0. 761 1	0. 931 53
右副翼损伤 100%	0. 848 28	0. 935 85	0. 850 74	0. 917 63	0. 790 35	0. 985 47 ★

从计算结果看出, 根据关联度计算出的故障状态判断, 和实际的故障状态相符.

同时用标准故障模式训练 BP E ln an 神经网络对待诊断模式进行状态识别.

表 4 BP 网络对待检模式分类结果

待检模式 (状态)	基准模式 (状态)						
	正常	右平尾卡死 - 5°	右平尾卡死 - 10°	右平尾损伤 100%	右副翼卡死 20°	右副翼损伤 100%	
右平尾卡死 - 5°	0. 007 2	0. 985 4 ★	0. 496 9	0. 001 8	0. 000 0	0. 077 6	
右平尾卡死 - 10°	0. 000 1	0. 013 8	0. 526 1 ★	0. 000 0	0. 194 0	0. 004 1	
右副翼卡死 20°	0. 001 8	0. 000 0	0. 005 1	0. 001 2	0. 892 1 ★	0. 000 1	
正常状态	0. 903 4★	0. 000 0	0. 000 0	0. 000 0	0. 000 0	0. 000 0	
右平尾损伤 100%	0. 231 0	0. 000 1	0. 000 0	0. 809 9★	0. 000 0	0. 000 0	
右副翼损伤 100%	0. 025 8	0. 285 4	0. 000 0	0. 154 9	0. 000 0	0. 977 0★	

表 5 E ln an 网络对待检模式分类结果

待检模式 (状态)	基准模式 (状态)					
	正常	右平尾卡死 - 5°	右平尾卡死 - 10°	右平尾损伤 100%	右副翼卡死 20°	右副翼损伤 100%
右平尾卡死 - 5°	0. 007 1	0. 788 8★	0. 465 9	0. 055 9	0. 032 2	0. 106 4
右平尾卡死 - 10°	0. 004 0	0. 074 6	0. 512 3★	0. 040 5	0. 133 4	0. 004 0
右副翼卡死 20°	0. 012 5	0. 005 7	0. 019 9	0. 000 9	0. 893 3★	0. 000 3
正常状态	0. 757 2★	0. 001 5	0. 000 4	0. 020 1	0. 000 0	0. 035 5
右平尾损伤 100%	0. 224 2	0. 030 0	0. 022 4	0. 959 2★	0. 000 4	0. 014 9
右副翼损伤 100%	0. 126 5	0. 232 2	0. 025 9	0. 028 6	0. 010 8	0. 924 1★

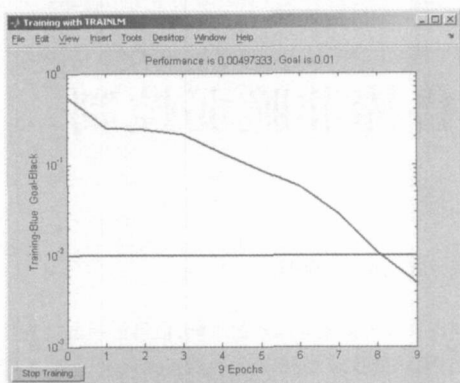


图 1 BP 网络训练结果

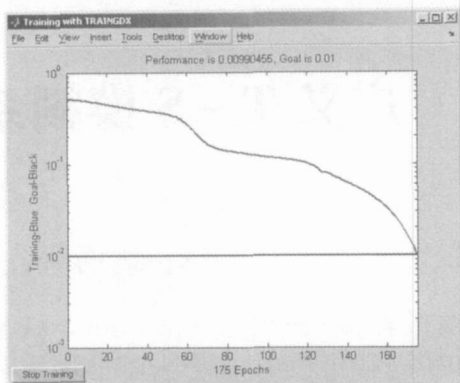


图 2 Elman 网络训练结果

某歼击机的实验证明: 灰色关联度故障识别法实时性和识别精度优于神经网络故障识别法. BP 网络有很强的非线性映射能力, 但它是一种前向的神经网络, 收敛速度相对较慢. Elman 网络中引入了反馈, 网络的训练误差曲线较 BP 网络的平滑, 但训练误差要大一些. 用灰色关联度的方法来进行故障识别的最大特点和优势在于: 不追求大样本量, 不要求数据有特殊的分布形式, 计算量小, 并且不会出现与定性分析不一致的结论. 而神经网络需要海量的故障数据样本. 仿真结果证明, 此方法十分有效, 并且准确快速.

#### [参考文献] (References)

- [1] 胡寿松, 徐德友, 刘亚. 基于粗集模型的歼击机损伤故障检测 [J]. 控制理论与应用, 2003, 20(6): 943-946  
HU Shousong XU Deyou LIU Ya Damage fault detection of fighter based on rough set mode [J]. Control Theory and Application 2003 20(6): 943-946 (in Chinese)
- [2] 胡波, 张明友. 基于故障树的压力容器失效诊断专家系统研究 [J]. 武汉理工大学学报: 信息与管理工程版, 2004 26 (2): 71-74  
HU Bq ZHANG Mingyou Research on a fault diagnosis expert system based on the fault tree analysis method for pressure vessels [J]. Journal of Wuhan University of Technology: Information and Management Engineering 2004 26(2): 71-74 (in Chinese)
- [3] 严莉, 王维建, 周东华. 变压器故障诊断的油色谱分析方法综述 [J]. 控制工程, 2003, 10(6): 488-491.  
YAN Li WANG Weijian ZHOU Donghua A survey on oil chromatogram analysis for fault diagnosis of transformers [J]. Control Engineering of China 2003, 10(6): 488-491. (in Chinese)
- [4] WANG C C L, CHEN S F, YUEN M M F. Fuzzy part family formation based on grey relational analysis [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2001(18): 128-132
- [5] 徐波, 于劲松, 李行善. 复杂系统的智能故障诊断 [J]. 信息与控制, 2004, 33(1): 56-60  
XU Bq YU Jinsong LIXingshan Intelligent fault diagnosis for complex system [J]. Information and Control 2004 33(1): 56-60 (in Chinese)
- [6] 潘茂庆, 王建军, 顾占波. 机载导弹电路多级信息融合技术的故障诊断 [J]. 航天控制, 2004, 22(1): 63-67.  
PAN Maoqing WANG Jianjun GU Zhanbo. Fault diagnosis of airborne missile circuit based on hierarchical information fusion [J]. Aerospace Control 2004, 22(1): 63-67. (in Chinese)
- [7] 朱逸鹏, 翁敬农. 基于案例的推理在直升机故障诊断专家系统中的应用 [J]. 计算机工程, 2004, 30(15): 134-135.  
ZHU Yipeng WENG Jingnong. Application of case-based reasoning in the helicopter fault diagnosis expert system [J]. Computer Engineering 2004 30(15): 134-135 (in Chinese)
- [8] 周宇阳, 陈汉平, 王伟哲, 等. 故障识别灰色数学模型 [J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(6): 141-151  
ZHOU Yuyang CHEN Hanping WANG Weizhe, et al. Interval arithmetic based on gray model for faults diagnosis [J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(6): 141-151. (in Chinese)
- [9] 易德生, 郭萍. 灰色理论与方法 [M]. 北京: 石油工业出版社, 1991  
YIDesheng GUO Ping Grey Theory and Method [M]. Beijing: Petroleum Industry Press 1991. (in Chinese)
- [10] YEH MINGFENG, CHEN YINGJEN, CHANG KUANGCHUNG. ECG signal pattern recognition using grey relation analysis [J]. Proceedings of IEEE International Conference on Networking Sensing and Control Taipei, Taiwan, March 21-23, 2004 (2): 725-730

[责任编辑: 刘 健]