

维数差异对模糊积分融合多 FasART 网络影响的研究

林 剑^{1,2}, 王润生², 尹喜云³

(1. 湖南科技大学地球空间信息科学研究所, 湖南湘潭 411201;

2. 国防科学技术大学 ATR 国防重点实验室, 湖南长沙 410073;

3. 湖南科技大学机电工程学院, 湖南湘潭 411201)

摘 要: 基于软决策的并行分布式融合系统能融合不同类型的特征, 且最终决策结果与前期决策器输出的数值大小相关. 当不同类型矢量的维数不等时, 维数差异是否对最终融合决策有影响对设计融合算法和分类器的选择具有重要意义. 本文分析了维数差异对模糊积分融合多 FasART 网络算法的影响原因, 提出了解决办法. 用遥感图像的光谱和纹理特征进行了融合实验, 结果表明维数差异对该算法有影响. 模糊积分融合多 FasART 网络是一种典型的基于软决策的并行分布式融合决策系统的算法, 因此, 基于上述融合系统的算法存在维数差异问题.

关键词: 模糊积分; FasART 网络; 并行分布式融合系统; 维数差异

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2006) 11-2125-04

The Influences of Different Feature Dimension on Multi-FasART Networks Fusion Based on Fuzzy Integral

LIN Jian^{1,2}, WANG Run sheng², YIN Xi-yun³

(1. Institute of Geo-Spatial Information Science, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan, Hunan 411201, China;

2. ATR National Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China;

3. School of Electromechanical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan, Hunan 411201, China)

Abstract: The parallel distributed fusion system based on soft decision can fuse the different feature class, and the fusion result is correlative to these output of classifiers. When the vector dimension to different classifiers isn't equal, whether the dimension difference affects the last result, it's important to design algorithm and select classifier in the fusion system. To the system of fuzzy integral fusion multi-FasART networks, this paper analyses the causation of dimension difference influence, presents a way to settle the problem. Experimenting with spectrum and texture feature of remote sensing image, the results show that the dimension difference has influences on the fusion algorithm. The fuzzy integral fuse multi-FasART networks that is a typical algorithm of parallel distributed fusion system based on soft decision, so algorithms based on this fusion system have the problem of dimension difference.

Key words: fuzzy integral; FasART networks; parallel distributed fusion system; dimension difference

1 引言

模式识别中的特征矢量维数问题是指在特征提取与选择过程中, 如果模式特征选取不足, 可能使不同模式判为一类; 选取过多, 矢量维数增加使分析负担加重, 甚至使对于不同类具有显著差别的重要特征在各特征“总和”中的比重变小. 解决该问题的主要原则和方法有: 基于类别可分性判据、Fisher 准则函数、判决边界及 DKLT 方法等^[1].

单一决策器识别系统, 只能对一种类型的特征矢量进行判决, 且决策器所采用的判别函数乘上相同的正常数或加上一个相同的常量不会影响判别结果, 即与决策器输出数值的

大小无关; 对于并行分布式决策融合识别系统(如图 1), 可融入同一目标不同类型的特征矢量模式, 当采用软判决方式时, (即前期决策器不做出完全肯定或否定的判决断言, 只做出适当的评价, 向融合中心传送评判结论及有关信息), 前期决策器输出数值的大小与最终融合识别的效果有关. 因此, 对于基于软判决的并行分布式决策融合系统除了存在上述特征矢量维数问题, 前期决策器所判别的矢量维数差异是否对最终决策有影响, 是一个值得关注的问题. 目前, 基于决策融合系统算法研究中, 多采用实验对比的方法进行分类器的选择和算法设计, 对作为算法设计依据的模式特性研究不够^[2~4].

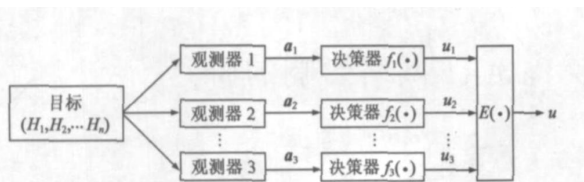


图1 并行分布式决策融合系统

模糊积分融合多 FasART 网络算法是一种典型的基于软决策的并行分布式融合识别系统的算法。模糊积分融合多网络算法已广泛地应用于人脸识别、手写识别、多光谱遥感图像分类和 Web 数据挖掘等领域^[5~7]。本文分析特征维数差异对模糊积分融合多 FasART 网络算法影响的原因, 探讨解决办法, 进行具体的融合实验, 对研究基于分布式融合系统算法的设计和决策器的选择具有重要的意义。

2 模糊积分融合多 FasART 网络

根据图1决策器为 FasART 网络, 其输入模式特征模式矢量为 a_1, a_2, \dots, a_n , $E(\cdot)$ 为模糊积分算法。

2.1 FasART 网络

FasART 神经网络结构与模糊 ARTMAP 相同, 网络引入了模糊激励/隶属度函数, 是一种基于模糊推理的自适应神经网络, 已成功应用于在线控制、字体识别和图像分类等方面^[8,9]。

网络的输入层执行求补运算, 即: $I = (a, a^c) = (a_1, \dots, a_m, a_1^c, \dots, a_m^c)$, 其中 $a_i^c = 1 - a_i$, 识别层的每一个神经元代表一个模糊集合, 神经元输出值表示模式属于模糊集合的隶属度值, 即输入模式属于每一类别的置信度。当输出值直接用于信息融合时, 网络为软决策器。输出层每个神经元的输出值按下式计算:

$$u_j = \prod_{i=1}^m \eta_{ji}(I_i) \quad (1)$$

其中 η_{ji} 神经元 i 对 j 的激励贡献, 运算符 Π 为连乘符。

如果选择三角函数作为激励/隶属度函数, 则有:

$$\eta_{ji}(I_i) = \begin{cases} \max \left\{ 0, \frac{\gamma(I_i - W_{ji}) + 1}{\gamma(C_{ji} - W_{ji}) + 1} \right\}, & I_i \leq C_{ji} \\ \max \left\{ 0, \frac{\gamma(1 - I_i - W_{ji}^c) + 1}{\gamma(1 - C_{ji} - W_{ji}^c) + 1} \right\}, & I_i > C_{ji} \end{cases} \quad (2)$$

其中 γ 为模糊集的支集宽度, W_{ji} 、 W_{ji}^c 为权值, C_{ji} 为模糊集合的中心。

2.2 模糊积分融合多 FasART 网络

设类别集合为 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_N\}$, 决策器集合为 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, $f_j: y \rightarrow [0, 1]$ 是模式 a 属于类 c_j 的评估, $f_j(y_i)$ 表示在决策器中模式 a 属于类别 c_k 的支持度, 那么, 模式 a 关于类 c_j 的模糊积分为:

$$E_j = \max_{i=1}^n [\min(f_j(y_i), g(A_i))] \quad (3)$$

其中 $A_i = \{y_i, y_{i+1}, \dots, y_m\}$, $g(A_i)$ 可由式(4)递归求出:

$$g(A_i) = g_i + g(A_{i-1}) + \lambda g(A_{i-1}), 1 \leq i \leq m \quad (4)$$

g_i 为模糊密度。

对于模糊积分融合多 FasART 网络并行分布式系统(如

图1), 式(3)可写为:

$$E_j = \max_{i=1}^n [\min(u_{ji}, g(A_i))] \quad (5)$$

模糊积分最大的类为模式最终的决策结果: $c = \max_{j \in C} (E_j)$, 其中 u_{ji} 表示模式 a 在网络 i 中属于 c_j 的置信度(支持度), 即网络的输出。

3 维数差异对融合影响分析及维数调整

3.1 矢量维数对软分类器输出的影响

对于多维矢量, l 维空间可以划分边长为 h 的超立方体, 体积为 h^l 。设 $x_i, i = 1, 2, \dots, N$ 是已知特征矢量, 定义函数: $\phi(x) \geq 0$ 并且 $\int_x \phi(x) dx = 1$, 即为 Parzen 窗。那么, 在整个空间内相应的概率密度函数的均值为:

$$E[\bar{p}(x)] = \frac{1}{h^l} \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E \left[\phi \left(\frac{x_i - x}{h} \right) \right] \right] \quad (6)$$

其中 N 为所需学习样品的个数。

当 N 足够大时, 均值是真实的概率密度函数 $p(x)$ 的平滑形式, 但 N 的大小随着维数 l 的增加以指数增长(通常称为矢量维数灾难)。当所需的学习样品不能满足时, 由式(6)可知, 均值概率密度与矢量维数成反比, 维数越大其均值概率密度越小, 对于基于概率统计算法的软分类器, 其输出数值也越小。

由于神经网络分类和统计分类之间存在功能等价关系^[10], 因此, 矢量维数对神经网络分类器有同样的影响。

3.2 维数差异对融合的影响分析

设有两个 FasART 网络 F_1 和 F_2 , 分别对来自同一目标的两种不同类型的矢量 $I = (I_1, I_2, \dots, I_m)$ 和 $I' = (I'_1, I'_2, \dots, I'_m)$ 进行判别, 根据式(1), 则两个网络对于类别 c_j 的支持度(网络输出)分别为:

$$u_{1,j} = \prod_{i=1}^m \eta_{ji}(I_i) \quad (7)$$

$$u_{2,j} = \prod_{i=1}^m \eta_{ji}(I'_i) \quad (8)$$

假设 I 类型矢量与 I' 类型矢量的聚类性相同, 即 I 类型矢量的各分量的模式测度与 I' 的测度相同, 根据式(2)有: $\eta_{ji}(I_i) = \eta_{ji}(I'_i)$, 若 $M > m$, 由式(7)、(8)可得:

$$u_{2j}/u_{1j} = \prod_{i=1}^{M-m} \eta_{ji}(I'_i) \quad (9)$$

根据式(2)有: $0 \leq \eta_{ji}(I_i) \leq 1, 0 \leq \eta_{ji}(I'_i) \leq 1$, 由式(9)总有 $u_{2j} \leq u_{1j}$, 即在模式的聚类性相同时, FasART 网络对矢量维数较大的模式支持度较低, 且与维数差异的程度有关。

对于单一 FasART 网络决策, 设有一待识别模式 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 根据式(1), x 所属类别由 $c = \max_{j \in C} (u_j)$ 决定, 只与 u_j 的相对大小有关。因此, 在特征提取与选择过程中, 即使所选取的目标模式 x 的维数不同, 只要它们的聚类性能不变, 就不会影响决策结果, 即决策器的决策精度不变。对于模糊积分融合 FasART 系统, 由式(5), 当 FasART 对不同类型模式的决策精度不变, 即 $g(A_i)$ 不变, 由式(9), 当存在维数差异时,

会引起 u_{ji} 的变化, 从而引起模糊积分的最终决策的结果, 且维数较低的信息源对最终决策所起的作用较大。

3.3 特征维数调整

离散 K-L 变换是一种基于目标统计特征的最佳正交变换, 能使变换后产生的新的分量正交或不相关, 以部分新的分量表示原矢量均方误差最小, 使变换矢量更趋确定、能量更趋集中, 它是特征选取、矢量压缩的重要方法。

设 n 维矢量 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, x 经标准正交矩阵正交变换后成为矢量 $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$, 当采用简单的“截断”方

式产生估计时, 有: $y = \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \\ \vdots \\ t_n \end{bmatrix} x$, 其中 t_i 为 x 相关阵的对应特征

值的特征矢量。通过截断的位置不同以达到特征矢量维数的压缩调整。

特征用语言变量表示是一种基于模糊理论的变换方法, 可使特征维数增加。在模式识别领域, 特征用语言变量表示常用三角形隶属度函数和梯形隶属度函数^[11], 如图 4 所示三角隶属度函数中, $v_{min-max}$ 为两个相邻的极小极大值, $u_A(x)$, $u_B(x)$ 为模糊集合 \tilde{A} 和 \tilde{B} 的隶属度函数, MIN 和 MAX 是所研究模式的各类别的最小和最大特征值, 语言变量的个数与模式的类别有关, 当所分类别较多, 类别之间的特征矢量的偏差较小, 则需语言变量的个数也较多。 N_L 、 $v_{min-max}$ 的值可以结合人们对模式的主观认识以及有关专家知识选取, N_L 的个数决定特征矢量的维数。

对于模糊积分融合多 FasART 网络, 当输入每个网络的矢量维数不同时, 对维数较大的矢量实行离散 K-L 变换, 或对维数较小的矢量用语言变量表示, 可以使输入的不同类型矢量的维数均衡。

3.4 实验

遥感图像的纹理特征和光谱特征分别反映目标地物的空间分布和光谱特征, 具有很好的互补性, 融合纹理和光谱特征是提高遥感图像分类精度的重要途径, 其中基于软决策的并行分布式融合系统的算法是一种较为理想的方法, 另外, 从遥感图像上提取纹理特征与光谱特征维数有较大的差异, 因此, 遥感数据是一种理想的研究维数差异对模糊积分融合多 FasART 网络影响的数据源。

实验采用中巴资源卫星 2、3、4 波段数据, 选取城区、森林、耕地、裸地、河流和湿地作为地物分类目标。光谱信息特征采用遥感图像的灰度值, 原始特征维数为 3, 求补运算后, 输入 FasART 网络的特征维数为 6, 纹理信息特征提取采用模糊不确定性光谱分析方法^[12], 原始特征维数为 9, 输入网络的维数为 18。

对光谱特征用语言变量表示采用三角形隶属度函数, 语言变量个数分别用 2 和 3。那么, 求补运算后光谱特征矢量分

别为 12 和 18 维; 纹理特征用 K-L 变换分别截取前 3 和 6 维, 求补后分别为 6 和 12 维。

表 1 为城区中同一像元的光谱特征的变化前后的 FasART 网络输出, 从表中可见, 特征维数对于 FasART 的输出有较大的影响。

表 1 同一原始特征不同输入维数的 FasART 网络输出

	裸地	森林	耕地	河流	城区	湿地
原始光谱特征(6 维)	0.378	0.359	0.293	0.348	0.836	0.233
光谱特征用语言表示(12 维)	0.091	0.078	0.085	0.102	0.536	0.065
光谱特征用语言表示(18 维)	0.026	0.017	0.018	0.021	0.352	0.012

表 2 不同矢量维数的单一特征的遥感图像分类精度(%)

	裸地	森林	耕地	河流	城区	湿地	平均精度
光谱信息(6 维)	91.5	92.1	87.9	88.3	75.6	84.2	86.60
光谱信息用语言表示(12 维)	91.0	92.5	88.1	87.8	76.2	84.6	86.70
光谱信息用语言表示(18 维)	91.6	92.1	88.0	88.5	75.9	84.2	86.71
纹理信息(18 维)	45.1	82.3	78.4	62.6	84.3	57.9	68.43
纹理信息 K-L 变换(12 维)	45.6	82.5	79.0	62.8	85.0	61.1	69.33
纹理信息 K-L 变换(6 维)	44.9	82.6	78.8	63.1	85.3	58.2	68.81

表 3 不同矢量维数的光谱和纹理特征融合的分类精度(%)

	裸地	森林	耕地	河流	城区	湿地	平均精度
6 维光谱和 18 维纹理融合	91.5	92.3	87.9	88.2	76.1	84.4	86.73
18 维光谱和 6 维纹理融合	82.4	87.6	81.7	78.9	86.3	75.8	82.12
18 维光谱和 12 维纹理融合	89.8	93.4	88.5	87.6	85.2	79.9	87.25
12 维光谱和 18 维纹理融合	90.3	93.4	89.7	88.5	84.8	80.5	87.86
6 维光谱和 6 维纹理融合	90.8	94.0	91.1	89.7	87.2	87.9	90.12
12 维光谱和 12 维纹理融合	91.5	93.8	90.8	90.5	86.7	88.2	90.25
18 维光谱和 18 维纹理融合	91.6	93.7	91.2	90.1	86.9	87.5	90.16

表 2 为不同矢量维数的单一特征的遥感图像分类精度, 从表中可见: (1) 纹理信息的分类精度除城区以外, 其余各类别的分类精度均比光谱信息分类精度低; 反映的是遥感图像的光谱与纹理特征的聚类性能不同, 在城区有较好的互补性。(2) 光谱特征用语言表示或纹理特征经 K-L 变换, 其分类精度与未变换的分类稍有提高, 变化不明显, 且变化与矢量维数变化没有联系; 说明变化是由上述两种变换引起, 变换对特征矢量的聚类性稍有改善, 矢量维数对分类精度无影响。

表3为不同矢量维数的光谱和纹理特征融合的分类精度,从表中可见:(1)当光谱和纹理特征维数相差较大时,融合分类的效果不明显,18维的光谱特征与6维的纹理特征融合还不如单一光谱分类的精度,这是由于光谱维数较大,其网络输出变小,在模糊积分融合过程中减弱了对最终结果的所起的作用。(2)当维数相差较小时,融合分类的精度比单一分类精度高,不同特征的互补性得到了利用。(3)当维数相同时,融合分类的精度比单一分类精度提高了4%左右,比有维数相差的融合提高3%左右,说明维数均衡能提高融合的分类精度,较为充分地利用信息的互补性。

4 结论

(1)聚类性能相同,维数不同的矢量对FasART网络输出数值有影响,维数越高,输出数值越小;但对FasART分类的精度无影响。

(2)模糊积分融合多FasART网络算法中,当融合不同类型特征时,存在矢量维数差异问题,即矢量维数差异对融合结果有影响,维数相差越大,融合效果越差;使矢量维数均衡能改善融合的效果。

(3)模糊积分融合多FasART网络算法是一种典型的基于软决策的并行分布式融合系统的算法,因此,基于软决策的并行分布式融合系统的算法存在维差异问题。由于维数差异问题主要是因维数大小对前期决策器的软输出的影响而引起的,对于采用不同的前期决策器的其他基于上述融合系统的算法,维数大小对前期决策器输出的影响有待进一步的研究。

参考文献:

- [1] 孙即祥,等.现代模式识别[M].长沙:国防科技大学出版社,2002.
- [2] Ludmila I K, James C B, Robert P W D. Decision templates for multiple classifier fusion: an experimental comparison[J]. Pattern Recognition, 2001, 34(2): 299-314.
- [3] Antanas V, Arunas L, Kerstin M, et al. Soft combination of neural classifiers: a comparative study[J]. Pattern Recognition Letters, 1999, 20(4): 429-444.
- [4] Ludmila I K. Switching between selection and fusion in combining classifiers: An experiment[J]. IEEE Transaction on systems, men, and cybernetics part B: cybernetics, 2002, 32(2): 146-156.
- [5] Kumar A S, Basu S K, Majumdar K L. Robust classification of

multispectral data using multiple neural networks and fuzzy integral[J]. IEEE Trans Geosci Remote Sensing, 1997, 35(3): 787-790.

- [6] Kim K J, Cho S B. Fuzzy integration of structure adaptive SOMs for web content mining[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2004, 148(1): 43-60.
- [7] 林剑, 鲍光淑, 等. 基于模糊密度分解的遥感图像光谱和纹理信息融合[J]. 电子学报, 2004, 32(12): 2028-2030.
Lin Jian, Bao Guangshu, et al. Fusion spectrum and texture information of RS image on decomposing fuzzy density[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(12): 2028-2030. (in Chinese)
- [8] Izquierdo J M C, Dimitriadis Y A. Learning from noisy information in FasART and FasBack Neuro Fuzzy systems. neural networks[J]. Neural Network, 2001, 14(5): 407-425.
- [9] Gómez Sánchez E, Gago González J A, et al. Experimental study of a novel neuro fuzzy system for on line handwritten UNIPEN digit recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 1998, 19(3-4): 357-364.
- [10] 付琨. 高分辨率单视单极化SAR图像地物分类方法研究[D]. 长沙:国防科技大学信息与通信工程系, 1999.
- [11] Figue J, Grabisch M, Charbonnel M P. A method for still image interpretation relying on a multi algorithms fusion scheme: Application to human face characterization[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1999, 10(3): 317-337.
- [12] Lee Y G, Lee J H, Hsueh Y C. Texture classification using uncertainty texture spectrum[J]. Neurocomputing, 1998, 20(1-3): 115-122.

作者简介:



林 剑 男, 博士, 1964年出生于湖南邵东。国防科技大学ATR国防重点实验室流动站博士后, 湖南科技大学地球空间信息科学研究所副教授。研究方向为遥感图像处理、数据融合。
E-mail: lj2110015@163.com

王润生 男, 教授, 博导, 1941年出生于江苏扬州, 国防科技大学电子信息工程学院图像处理教研室主任。研究方向为图像理解、数据融合。

尹喜云 男, 副教授, 1965年出生于湖南邵东, 湖南科技大学机电工程学院党委书记, 研究方向神经网络、机械设计。

PAPERS

- A Secure Threshold Multi Secret Sharing Scheme HUANG Dong-ping, LIU Duo, WANG Dao-shun, DAI Yi-qi (1937)
- An Error Resilient H. 264/AVC Video Coding Algorithm Using Zig-Zag Interleaved FMO JIANG Dong, LI Bo, et al. (1941)
- A Portscan Detection Method Based on Dempster Shafer Theory of Evidence LAI Hai-guang, et al. (1946)
- A Calking Dynamic Replication Distribution Algorithm in Data Grid CHEN Lei, LI San-Li (1951)
- Consistent Fuzzy Petri Nets Model for Logic Programs with Negation WANG Yang, LIN Chuang, QU Yang, LI Ya-juan (1955)
- A Multiscale Associated Filter Combining Temporal Domain with Frequency Domain for Dynamic System WEN Cheng-lin, et al. (1961)
- Study on Breakdown Characteristic of Low Pressure Dielectric Barrier Discharge LING Yi-ming (1966)
- A New Codeword Distribution Strategy of Optical CDMA Networks and Its Performance Analysis SUN Shu-rong, et al. (1970)
- Rectangular Defect Model and Critical Area Computation of Real Defect Outlines in VLSI WANG Jun-ping, HAO Yue (1974)
- Wideband Digital SSB Down Converter XIANG Ying, ZHU Ren-jie, Gino Tuccari, ZHANG Xiu-zhong, SHU Feng-chun (1978)
- An Asymmetric Robust Watermarking Method Based on Feature Space Decomposing TAN Xiu-hu, LIU Guo-zhi, et al. (1981)
- Benchmark Tests on Surface Potential Based Charge Sheet Models HE Jin, NIUXi-dong, et al. (1986)
- Multi Channel SPR Imaging Sensor and Specific Detection of DNA LIU Guo-hua, ZHANG Fu-hai, et al. (1990)
- Energy Efficient Joining Model in Wireless Sensor Networks ZHAO Bao-hua, ZHANG Wei, et al. (1994)
- Minimum Cross Entropy Reconstruction of PET Images Based on a Content Adaptive Mesh Model DAI Xiu-bin, et al. (1999)
- A Power and Load Aware Algorithm for Constructing Minimal Connected Dominating Sets in Mobile Ad Hoc Networks ZHU Yi-hua, et al. (2004)
- Particle Swarm Optimization Based Algorithm for Permutation Flow Shop Scheduling ZHOU Chi, GAO Liang, GAO Hai-bing (2008)
- A New Storage Network Integrated with NAS and SAN HAN Dezhi, YU Shun-zheng, XIE Chang-sheng (2012)
- A New Marker based Watershed Algorithm GAO Li, YANG Shu-yuan, XIA Jie, WANG Shi-jun, LIANG Jun-li, LI Hai-qiang (2018)
- A New Scheduling Algorithm with $O(\log N)$ Control Messages Complexity for High Speed Crossbars PENG Lai-xian, et al. (2024)
- MDFNSSDP: A Minimum Dominating Forward Node Set Based Service Discovery Protocol for MANETs GAO Zhen-guo, et al. (2030)

SURVEYS AND REVIEWS

- Research on Deadlock in the HLA Time Management LIU Bi-quan, WANG Huai-min, YAO Yi-ping (2038)
- Progress of Cryptographic Access Control and Encryption Security Database YUAN Chun, et al. (2043)
- A Review of Phylogenetic Tree Reconstruction Technology LI Jiarfu, GUO Mao-zu (2047)
- Progress in the Research of DNA Computing LIU Wen-bin, ZHU Xiang-ou, et al. (2053)

CORRESPONDENCE

- Optimal Purchasing Strategy Based Risk Utility in Two Periods Inventory Systems under Stochastic Circumstance SONG Shi-ji, et al. (2058)
- Second Generation Bandlets Based Image Denoising YANG Xiao-hui, JIAO Li-cheng, LI Wei (2063)
- A New Low Memory Set Partitioned Embedded Block Coder WANG Na, LI Xia (2068)
- Blind Separation of IIT Condition Mixed Sources Based on Generalized Eigenvalue LIU Hai-lin (2072)
- A 4MHz Gm C Filter with On Chip Frequency Automatic Tuning YAO Jiu-ke, WU Er-de, CHI Bao-yong, WANG Zhi-hua (2076)
- An Incentive Model Adapted to Self Organizing Management Mode for Resource Sharing in P2P Networks LIU Ye, et al. (2081)
- Load Balancing Routing Mechanism in Optical Burst Switching Networks Wang Rui-yan, Zhao Cheng-shi, Long Ke-ping (2085)
- A Novel Fast Stereo Algorithm for Vision Navigation DENG Yi, LIN Xue-yin (2090)
- Algorithms of Resource Management for Reconfigurable Systems Based on Hardware Task Vertexes QI Ji, LI Xi, et al. (2094)
- A New Encryption Scheme for H. 264 Real-Time Video Transmission BAO Xiao-yu, JIANG Jiar-guo, LI Yuan (2099)
- Optimized Implementation of Multi Channel Video Encoder Based on General DSP LI Bo, et al. (2103)
- A New Multi Channel Acoustic Echo Suppression Model Based on Second Order Blind Signal Separation HE Pei-yu, et al. (2109)
- Gene Clustering Based on Genetic Algorithm CAI Li-jun, LIN Ya-ping, LU Xiu-guo, YI Ye-qing, LI Xiao-long (2115)
- A New Approach for Shape from Shading Based on CNN WANG Hua-ying, YU Sheng-lin, FENG Qiang (2120)
- The Influences of Different Feature Dimension on Multi FasART Networks Fusion Based on Fuzzy Integral LIN Jian, et al. (2125)