

基于混合粒子群算法和 NRBF 神经网络的短期电价预测

段其昌¹, 赵敏¹, 王大兴², 段盼²

(1. 重庆大学自动化学院, 重庆 400044; 2. 重庆大学电气工程学院, 重庆 400044)

摘要: 提出一种混合粒子群算法, 在局部邻近区域的粒子群算法中引入收缩因子和被动聚集, 将最邻近聚类用于 NRBF 神经网络的参数确定中, 采用混合粒子群算法优化最近邻聚类的聚类半径, 从而确定 NRBF 神经网络的参数, 提高了 NRBF 神经网络的泛化能力。以美国 PJM 电力市场公布的 2006 年负荷与电价数据进行预测验证, 证明了此方法所建立的模型的合理性和有效性。

关键词: 电力市场; 短期边际电价预测; 最近邻聚类算法; 粒子群优化; 归一化径向基函数神经网络

Short-term electricity price forecasting based on hybrid particle swarm optimization and normalized radial basis function neural network

DUAN Qi-chang¹, ZHAO Min¹, WANG Da-xing², DUAN Pan²

(1. College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400030, China;

2. College of Electrical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: A hybrid particle swarm optimization algorithm is proposed. The constriction factor and passive congregation are utilized at local-neighborhood variant particle swarm optimization. Nearest neighbor algorithm is applied to the parameters selection for normalized radial basis function (NRBF) neural network, cluster radius is searched by the hybrid PSO, then the number of units and the position of centers of NRBF neural networks are determined. NRBF neural networks designed with this method could generalize well. The rationality and validity are demonstrated by the published load and electricity price data in 2006 at PJM electricity market of America.

Key words: electricity market; short-term marginal electricity price; nearest neighbor algorithm; particle swarm optimization; normalized radial basis function neural network

中图分类号: TM73; F123.9 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2009)18-0038-05

0 引言

电价是电力市场的核心和杠杆, 准确的电价预测既能减少电力市场参与者的竞价风险, 又能获得最大利益。寻求高精度电价预测算法一直是电力市场研究的难点问题之一。

目前最主要的电价预测方法有两类: 时间序列法^[1,2]和人工神经网络法^[3~9]。时间序列法仅仅从序列自身规律来进行电价预测, 没有考虑电价市场因素对电价的影响; 利用人工神经网络预测电价的研究很多, 文献[3~5]采用 BP 神经网络模型, 其误差较大。文献[6]采用动态模糊神经网络模型, 依靠先验知识, 很难获得满意结果。文献[7~9]选用遗传算法, 粒子群算法优化神经网络模型, 预测精度已有很大提高, 但优化网络结构和权重的参数过多, 训

练样本复杂, 容易陷入局部极小值。

为了克服上述缺点, 本文采用归一化径向基函数 (NRBF) 神经网络^[10]建立短期边际电价预测模型。NRBF 神经网络是径向基函数 (RBF) 神经网络^[11]的延伸, 能够有效克服 RBF 神经网络的隐层接收区域的局部性。由于 NRBF 神经网络设计的核心问题是确定隐层基函数的中心, 传统的设计方法容易陷入局部极值。因此, 本文首先通过最邻近聚类将历史电价数据聚类, 采用结合引入收缩因子和被动聚集的局部邻近区域的混合粒子群算法 (HPSO) 优化最近邻聚类算法的聚类半径, 从而确定 NRBF 隐层基函数的个数和相应的数据中心, 消除现有算法中人为因素对数据中心的影响, 大大提高了网络精度。经美国电力市场公布的 2006 年历史电价数据进行预测验证, 证明了此方法的合理性和有效性。

1 基于 HPSO 算法的 NRBF 神经网络原理

1.1 NRBF 神经网络

NRBF 神经网络是一种具有单隐层的三层前馈神经网络, 由输入层、隐层和输出层组成。它归一化 RBF 神经网络的输出, 可以使得径向基覆盖整个输入空间, 有如下非线性映射:

$$Y = f(X) = \frac{\sum_{i=1}^k w_i \phi_i(X)}{\sum_{i=1}^k \phi_i(X)} \quad (1)$$

$$\phi_i(X) = \exp\left(-\frac{\|X - z_i\|^2}{2\delta_i^2}\right) \quad (2)$$

其中: $X=[x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 是输入样本, $f(X)$ 是最后的输出向量, 即 $Y=[y_1, y_2, \dots, y_m]^T$, $\phi_i(\cdot)$ 是第 i 个隐层基函数, k 是隐层基函数的中心个数, z_i 是第 i 个隐层基函数的中心, δ_i 是第 i 个基函数的宽度, w_i 是惯性权值。

传统的学习方法采用 K-means 聚类算法来训练径向基函数的参数^[12], 这种方法虽然简单易行, 收敛速度快, 但它要求事先确定隐层节点的个数, 不同的初始条件有不同的聚类结果, 因此 K-means 聚类算法只能找到局部最优解。遗传算法也被直接用于确定径向基隐层基函数中心, 宽度^[13,14], 但需要调节的参数较多, 花费训练时间过长。

1.2 最近邻聚类算法

最近邻聚类算法不需要事先设定聚类中心的数目, 预先给定一个聚类半径 r , 并设置初始聚类个数 $m=1$, 选取样本中任意一个数据 x_1 为聚类中心 z_1 , 即 $z_1=x_1$, 选取另一数据 x_2 , 如果 $\|x_2 - z_1\| < r$, 则 x_2 归入第 1 类, 且更新 z_1 , 即 $z_1 = z_1 + \alpha(x_2 - z_1)$, $0 < \alpha < 1$; 否则另建新类, $m = m + 1$, $z_2 = x_2$ 。如此进行, 计算新选取的样本数据 x_i 与已知的 p 个聚类中心的欧式距离 d_{ik} , 若 z_{ik} 为最小者, 则作如下判断: 若 $d_{ik} < r$, 则 x_i 归入第 k 类, 更新 z_k , $z_k = z_k + \alpha(x_i - z_k)$, 否则另建新类, $p = p + 1$, $z_{p+1} = x_i$ 。如此进行, 聚类个数逐渐增多, 直到已归类的样本个数为样本数据个数为止。

为了寻求输入向量样本集的合理聚类结果, 并据此确定 NRBF 神经网络隐层节点个数 m , 选取衡量聚类效果的函数为:

$$F = f(r) = \frac{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^m \sum_{p=1}^N \|x_p - z_j\|^2}{\frac{1}{m-1} \sum_{j \neq h} \|z_j - z_h\|^2} \quad (3)$$

函数 F 的意义为: 若由聚类划分所形成的同一类中的输入样本靠得越紧, 不同聚类中心的距离越远, 则聚类结果越好。

若用上述算法确定 NRBF 神经网络的隐层节点个数, 则聚类半径 r 是确定基函数中心的关键因素, 如果选取的 r 值较大, 则会导致基函数的中心个数较少, 从而产生较大的网络收敛误差; r 值较小时, 则会导致基函数的中心个数较多, 从而网络的泛化能力下降。因此本文用 HPSO 算法来选取合适的聚类距离参数 r , 从而构建 NRBF 神经网络。

1.3 基本粒子群算法

粒子群^[15]算法是一种基于迭代的优化方法, 每个优化问题的解作为一个粒子, 每个粒子具有一个适应度函数, 且拥有一个速度决定它们飞翔的方向和距离, 通过迭代搜寻最优值。在每次迭代中, 粒子通过跟踪两个“极值”来更新自己, 一个极值是粒子本身目前找到的最优解, 称为个体极值; 另一个极值是整个粒子群目前找到的最优解, 称为全局极值。找到极值后, 粒子群根据如下公式来更新自己的速度和位置:

$$v_i = w \cdot v_i + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_{bi} - s_i) + c_2 \cdot r_2 \cdot (p_{gb} - s_i) \quad (4)$$

$$s_i = s_i + v_i \quad (5)$$

其中: v_i , s_i 分别是第 i 个粒子的速度和空间位置, p_{bi} 为第 i 个粒子个体位置最优值对应的位置, p_{gb} 为全局极值对应的位置。 c_1 为“认知”加速常数, c_2 为“社会”加速常数, r_1, r_2 是介于(0,1)随机数。

1.4 混合粒子群算法

基本 PSO 算法的参数是固定的, 在对某些函数优化上的精度较差。 Clerc 构造了引入收缩因子的 PSO 算法^[16], 其进化方程为:

$$v_i = k \cdot [w \cdot v_i + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_{bi} - s_i) + c_2 \cdot r_2 \cdot (p_{gb} - s_i)] \quad (6)$$

$$k = \frac{2}{2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}}, \quad \varphi = c_1 + c_2, \quad \varphi \geq 4 \quad (7)$$

此模型中 k 用来控制与约束微粒的飞行速度, 同时增强算法的局部搜索能力。

被动聚集是一粒子对群体内其他成员的影响, 这种影响只限于个体行为, 在聚集过程中群组中的粒子从它们的相邻的粒子得到信息, 保持了种群的多样性。据此 He Shan 等^[17]提出具有被动聚集的粒子群算法。

本文提出在局部邻近区域中引入收缩因子和被动聚集的混合粒子群算法, 各粒子的速度更新公式如下:

$$v_i = k[w_i v_i + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_{bi} - s_i) + c_2 \cdot r_2 \cdot (p_j - s_i) + c_3 \cdot r_3 \cdot (p_r - x_i)] \quad (8)$$

其中: p_j 是第 i 个粒子的邻近区域的最优解对应粒子位置, p_r 是被动聚集的粒子位置。由上述混合粒子群算法优化邻近聚类半径 r , 选取公式 (3) 为粒子的适应值函数。

2 HPSO-NRBF 预测模型

2.1 预测模型的输入量

短期边际电价受诸多因素的影响, 如系统需求情况, 发电商报价策略以及系统供给情况等。根据电价变化与负荷需求有密切关系, 电价具有周期性变化规律, 预测日的周类型的特点, 选取模型的输入量为: 前一日当前时点的负荷 L'_d , 当天前一小时的负荷 L'_{d-1} , 当天前两小时的负荷 L'_{d-2} , 前一日的系统负荷峰值 L_{d-1}^{\max} , 前一日的系统负荷谷值 L_{d-1}^{\min} , 前一周当前时点的负荷 L'_{d-7} , 当天前一小时的电价 P'_{d-1} , 当天前两小时的电价 P'_{d-2} , 前一日当前时点的电价 P'_{d-1} , 前一日最高电价 P_{d-1}^{\max} , 前一日最低电价 P_{d-1}^{\min} , 前一周当前时点的电价 P'_{d-7} , 日类型 D_d (工作日取 1, 休息日取 0), 共有 13 个输入变量。输出量为当天时点的电价预测值 P'_d 。

2.2 算法步骤

由于电价波动较大, 需首先对输入的数据进行归一化处理。

Step 1: 选取粒子的个数为 n , 对粒子群的位置 s_i (聚类半径 r 的值) 和速度 v_i 进行初始设定。

Step 2: 根据最近邻聚类算法进行聚类, 具体操作为:

1) 假设已经有 p 个聚类中心, 分别为: z_1, z_2, \dots, z_p , 分别计算一个新的样本输入值 x_i 与 p 个聚类中心的距离 $\|x_i - z_j\|$, $j=1, 2, \dots, p$ 。

2) 选取 $d_{ik} = \min(\|x_i - z_1\|, \|x_i - z_2\|, \dots, \|x_i - z_p\|)$ 可得出 x_i 到中心 z_k 的欧式距离最小。

3) 比较 d 与 r 的大小, 如果 $d > r$, 则 x_n 被定义为一个新的聚类中心 z_{p+1} , 反之, 则按公式

$$z_k = z_k + \alpha(x_i - z_k) \text{ 更新 } z_k, \quad 0 < \alpha < 1.$$

4) 取下一个样本输入值, 返回到 1)。

5) 所有的输入数据取完则结束。

获得聚类个数和聚类中心。根据公式 (3) 计算每个粒子的适应值。

Step 3: 选取粒子, 使其适应度小于粒子 i 的适应度, 计算它们与粒子 i 之间的距离 $d_{ik} = \|s_i - s_k\|$, $d_{im} = \min(d_{ik})$, 则 $p_j = s_m$ 。

Step 4: 对每个粒子, 如果 $f(s_i) < f(p_{bi})$, 则有 $p_{bi} = s_i$ 。

Step 5: 随机选取一个粒子作为被动聚集的粒子。

Step 6: 根据公式 (5) 和公式 (8) 更新粒子的速度和位置, 从而产生新的粒子。

Step 7: 判断是否达到最大迭代次数或误差允许范围, 若满足则停止迭代; 若不满足则转 **Step 2**。

Step 8: 构造 NRBF 神经网络, 评价网络性能, 利用训练好的网络进行电价预测。

Step 9: 对预测结果进行反归一化。

3 算例分析

本文选用 PJM 电力市场 2006 年 2~3 月的电价数据对模型进行训练, 4 月份的电价数据检验模型的预测能力。测试误差采用平均绝对百分误差 δ_{MAPE} , 均方根误差 δ_{RMSE} 和最大相对误差 δ_{MAX} , 其定义如下:

$$\delta_{MAPE} = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|p_i - \hat{p}_i|}{\bar{p}} \quad \bar{p} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_i \quad (9)$$

$$\delta_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (p_i - \hat{p}_i)^2} \quad (10)$$

$$\delta_{MAX} = \max \left(\frac{100 \cdot |p_i - \hat{p}_i|}{p_i} \right) \quad (11)$$

式中: \hat{p}_i 是预测电价, p_i 是实际电价; N 为预测电价个数。

利用 PSO 算法和 HPSO 算法优化最近邻聚类算法的聚类半径, 粒子数都选取 40, $c_1=2.8$, $c_2=1.3$, HPSO 的收缩因子 $k=0.7298$, 粒子的初始位置随机取值区间为 [0.2, 1]。图 1 是 PSO 算法和 HPSO 算法在给定进化代数为 50 的情况下, 适应值函数随

进化代数变化的曲线。从中可以得出 HPSO 算法搜优的快速性和精度上都明显优于 PSO 算法。

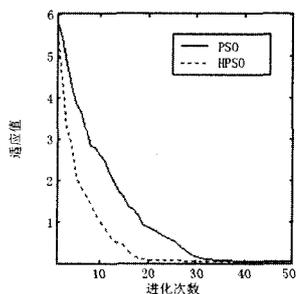


图 1 PSO 和 HPSO 寻优性能比较

Fig.1 Comparison of PSO and HPSO optimization

经过最近邻聚类分析后得到 NRBF 网络的聚类中心和个数, 结合最小二乘算法建立 NRBF 神经网络模型。图 2 和图 3 分别为 2006 年 4 月 6 日(工作日)和 4 月 8 日(休息日)的电价预测值和实际值。

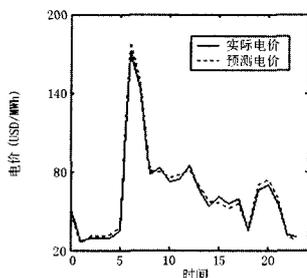


图 2 4 月 6 日实际与预测电价

Fig.2 Actual and forecasted electricity price on 6, April

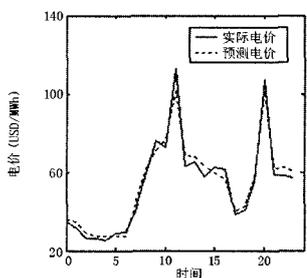


图 3 4 月 8 日实际与预测电价

Fig.3 Actual and forecasted electricity price on 8, April

表 1 定量给出了 2006 年 4 月 6 日至 4 月 12 日的 RBF 和 NRBF 的电价预测误差, 从表中可以得出 NRBF 在这 7 天中的平均 δ_{MAPE} 为 6.39%, 平均 δ_{RMSE} 为 4.04, 而 RBF 的平均 δ_{MAPE} 为 7.61%, 平均 δ_{RMSE} 为 5.71, 同时 NRBF 的 δ_{MAX} 大部分都小于 10%, 而 RBF 的 δ_{MAX} 大部分都大于 10%。可见 NRBF 的预测数据较平缓, 且效果显著优于 RBF 神经网络。

表 1 RBF 网络和 NRBF 网络误差结果

Tab.1 Error results of RBF neural network and NRBF neural network

日期	RBF 网络		NRBF 网络			
	δ_{MAPE} / (%)	δ_{RMSE}	δ_{MAX} / (%)	δ_{MAPE} / (%)	δ_{RMSE}	δ_{MAX} / (%)
4 月 6 日	6.124 7	4.461 4	10.35	5.082 5	3.439 6	8.09
4 月 7 日	6.886 9	4.792 1	11.49	5.596 6	3.654 8	8.50
4 月 8 日	8.243 2	6.387 7	12.57	6.512 7	4.089 3	9.97
4 月 9 日	8.070 2	6.124 1	11.96	7.627 3	4.358 2	10.32
4 月 10 日	8.521 3	6.953 2	11.58	6.039 1	3.881 1	9.53
4 月 11 日	7.538 4	5.177 6	11.21	5.733 2	3.727 4	8.71
4 月 12 日	9.682 5	7.539 3	12.84	8.165 4	5.143 5	10.55

4 结论

(1) 本文采用 NRBF 神经网络, 克服了 RBF 神经网络隐层接收区域的局部特性, 使径向基覆盖整个输入空间, 估计训练数据之外的函数值时效果较好。

(2) 采用最近邻聚类算法, 根据聚类半径将数据进行自动分类并找出聚类中心, 不必依赖初始中心的选择, 减少了人为因素的影响。

(3) 提出混合粒子群算法, 引入被动聚集和局部区域最优, 可以有效地避免粒子群的早熟。使用混合粒子群算法优化聚类半径, 确定 NRBF 神经网络中心个数, 结合最小二乘算法构建 NRBF 神经网络。

(4) 采用优化的 NRBF 神经网络模型预测短期边际电价, 预测结果表明, 本文方法的稳定性和预测精度都明显高于 RBF 神经网络。

参考文献

- [1] Nogales F J, Contreras J, Conejo A J, et al. Forecasting Next Day Electricity Prices by Time Series Models[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2001, 17(2): 342-348.
- [2] Contreras J, Espinola R, Nogales F J, et al. ARIMA Models to Predict Next-day Electricity Prices[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2003, 18(3):1014-1020.
- [3] 杨朴, 游大海, 谢培元. 基于遗传算法和 BP 神经网络的电价预测[J]. 水电能源科学, 2003, 21(2): 84-86. YANG Pu, YOU Da-hai, XIE Pei-yuan. Price Forecasting Based on Genetic Algorithm and BP Neural Network[J]. Water Resources and Power, 2003, 21(2): 84-86.
- [4] 张喜铭, 姚建刚, 李立颖, 等. 上网电价预测中运用修正

神经元输出函数对 BP 模型动态修正的探索[J]. 继电器, 2004, 32(20): 21-24.
 ZHANG Xi-ming , YAO Jian-gang, LI Li-ying, et al. Research of Dynamic Tuning of BP Model with Amending Nerve Cell Output Function in the Forecast of Pool Purchase Price[J]. Relay, 2004, 32(20): 21-24.

[5] Yamin H Y, Shahidehpour S M, Li Z. Adaptative Short-term Electricity Price Forecasting Using Artificial Neural Networks in the Restructured Power Markets[J]. Electr Power Energy Syst, 2004, 26: 571-581.

[6] 敖磊, 刘旭东, 吴耀武. 基于改进 DFNN 的短期电价预测新方法[J]. 继电器, 2006, 34(6): 34-38.
 AO Lei, LIU Xu-dong, WU Yao-wu. A New Approach to Short-term Price Forecasting Based on Improved DFNN[J]. Relay, 2006, 34(6): 34-38.

[7] 顾庆雯, 陈刚, 朱蕾蕾, 等. 基于遗传算法和径向基函数神经网络的短期边际电价预测[J]. 电网技术, 2006, 30(7): 18-21.
 GU Qing-wen, CHEN Gang, ZHU Lei-lei, et al. Short-Term Marginal Price Forecasting Based on Genetic Algorithm and Radial Basis Function Neural Network[J]. Power System Technology, 2006, 30(7): 18-21.

[8] 杨波, 赵遵廉, 陈允平, 等. PSO 演化神经网络集成的边际电价预测新方法[J]. 高电压技术, 2007, 33(10):162-166.
 YANG Bo, ZHAO Zun-lian, CHEN Yun-ping, et al. Novel Approach of Market Clearing Price Forecasting: PSO Based Evolutional Neural Network Mode[J]. High Voltage Engineering, 2007, 33(10):162-166.

[9] 杨波, 赵遵廉, 陈允平, 等. 基于小波变换的边际电价神经网络预测新模型[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(12): 40-44.
 YANG Bo, ZHAO Zun-lian, CHEN Yun-ping, et al. A Novel MCP Forecasting Model Based on Wavelet Transformation and Neural Network Ensemble in Day-ahead Electricity Market[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(12): 40-44.

[10] Bugmann G. Normalized Gaussian Radial Basis Function Networks [J]. Neurocomputing, 1998, 20(1): 97-110.

[11] Simon Haykin. Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Second Edition[M]. U.S: Prentice Hall, 1998.

[12] Moddy Y, Darken C. Fast Learning in Network of Locally Tuned Processing Unites[J]. Neural Computation, 1989,(1):281-294.

[13] Chen S, Wu Y, Luck B. Combined Genetic Algorithm Optimization and Regularized Orthogonal Least Squares Learning for Radial Basis Function Networks[J]. IEEE Trans on Neural Networks,1999,10(5):1239-1243.

[14] 郑丕涛, 马艳华. RBF 神经网络的阶梯遗传算法训练新方法[J]. 控制与决策, 2000, 15(2): 165-168.
 ZHENG Pi-e, MA Yan-hua. A New Hierarchical Genetic Algorithm for Training of RBF Neural Network[J]. Control and Decision, 2000,15(2):165-168.

[15] Kennedy J, Eberhart R. Particle Swarm Optimization [J].IEEE Int Conf Neural Networks,1995: 1942-1948.

[16] Clerc M, Kennedy J.The Particle Swarm Explosion, Stability, and Convergence in a Multidimensional Complex Space[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(1) : 58- 73.

[17] He S, Wu Q H, Wen J Y, et al. A Particle Swarm Optimizer with Passive Congregation[J]. Biosystem, 2004, (78): 135-147.

收稿日期: 2008-10-12; 修回日期: 2008-11-17

作者简介:

段其昌 (1953-), 男, 教授, 硕士生导师, 研究方向为网络智能, 电力市场;

赵敏 (1983-), 女, 硕士研究生, 研究方向为电力市场, 电价预测; E-mail:zhaomin2002@163.com

王大兴 (1984-), 男, 硕士研究生, 研究方向为高电压绝缘技术。

(上接第 37 页 continued from page 37)

[12] Calixte E, Yokomizu Y, Shimizu H, et al. Reduction of Rating Required for Circuit Breakers by Employing Series-connected Fault Current Limiters[J]. IEE Proc Gener, Transm, and Distrib, 2004, 151(1): 36-42.

[13] 林莘. 现代高压电器技术[M]. 北京: 机械工业出版社, 2002.
 LIN Shen. Technology of Modern High Voltage Apparatus [M]. Beijing: China Machine Press, 2002.

[14] 徐国政, 张节容, 钱家骊, 等. 高压断路器原理和应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
 XU Guo-zheng, ZHANG Jie-rong, QIAN Jia-li, et al. Principle and Application of High Voltage Circuit Breaker[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000.

[15] 钱家骊, 张节容, 吉嘉琴, 等. 高压开关开合电容电流和小电感电流[M]. 北京: 中国电力出版社, 1999.
 QIAN Jia-li, ZHANG Ji-rong, JI Jia-qin, et al. Switching Capacitive and Small Inductive Current of Circuit Breaker[J]. Beijing: China Power Electric Press, 1999.

收稿日期: 2008-10-15; 修回日期: 2008-11-11

作者简介:

耿淑娟 (1976-), 女, 讲师, 主要从事信号处理以及电气领域的相关科学研究工作; E-mail:sdaigsj@163.com

张君捧 (1978-), 女, 讲师, 主要从事数字图像处理以及电气领域的相关科学研究工作。