

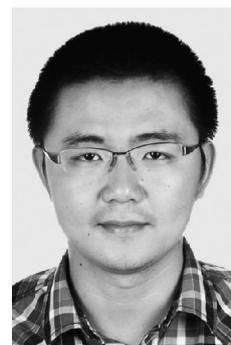
# 能耗管理系统不同数据预测模型的比较研究

黄世泽<sup>1</sup>, 郭其一<sup>2</sup>, 许慧<sup>1</sup>, 屠旭慰<sup>3</sup>

(1. 同济大学 交通运输工程学院, 上海 201804;

2. 同济大学 电子与信息工程学院, 上海 201804;

3. 浙江中凯科技股份有限公司, 浙江 温州 325604)



黄世泽(1983—), 男, 助理教授, 博士, 研究方向为智能配电系统、智能交通系统。

**摘要:** 分析了建筑能耗的影响因素, 建立了 BP 神经网络预测模型、基于径向基神经网络的预测模型和灰色 BP 神经网络预测模型。并以上海某大型公司建筑原始用电量统计数据作为样本, 采用 Matlab 对预测模型进行仿真预测, 分别得到公司建筑用电量峰电、谷电和平电的预测结果。结果表明, 灰色 BP 神经网络预测效果较好。

**关键词:** 能耗预测; BP 神经网络; 径向基神经网络预测; 灰色预测

**中图分类号:** TM 715<sup>+</sup>.1 **文献标志码:** B **文章编号:** 2095-8188(2014)21-0069-

06

## Comparison and Research of Building Energy Consumption Prediction Models

HUANG Shize<sup>1</sup>, GUO Qiyi<sup>2</sup>, XU Hui<sup>1</sup>, TU Xuwei<sup>3</sup>

(1. School of Transportation Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China;

2. College of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China;

3. Zhejiang Jonk Technology Co., Ltd., Wenzhou 325604, China)

**Abstract:** This paper established a building energy consumption prediction model based on BP neural network, an RBF network prediction model and a gray prediction model according to the study of influencing factors of building energy consumption. With the electricity consumption sample of a large company in Shanghai, the paper predicted the future's consumption with Matlab simulation, and got the forecast results of peak power, valley electric and flat electric. The comparison result shows the gray prediction model is the best.

**Key words:** energy consumption prediction; BP neural network; RBF network prediction; gray prediction method

## 0 引言

建筑节能是贯彻国家可持续发展战略的重要组成部分, 是发展国民经济、有效利用资源、改善居住环境、提高居住功能与舒适性水平、保护生态环境、实现我国宏观发展战略目标的需要, 是世界建筑发展的大趋势, 也是今后相当长时间内建筑技术进步的重点。建筑能耗预测方法, 可以为城市居住建筑能耗发展进行很好的预测, 结合预测可以进行

科学合理的能源规划和合理布局, 避免因为能源发展跟不上形势发展需要带来的依靠行政手段“拉闸限电”、能耗数字造假等问题<sup>[1]</sup>。

国内外建筑能耗的预测方法很多, 主要有灰色预测方法、主观推断法、趋势外推法、GDP 单能耗预测法、弹性系数法、因果分析法、时间回归法、指数平滑法、神经网络方法等。神经网络的学习能力以及能够掌握数据之间复杂的依从关系, 具有较好的样本非线性拟合功能, 很强的自适应、自

郭其一(1961—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为新型低压电器。

许慧(1989—), 女, 硕士研究生, 研究方向为电力系统及其自动化。

组织和自学习的能力,大规模并行运算的能力,因此利用神经网络建模进行能耗预测是近些年来广泛使用的能耗预测方法。本文对3种主要的基于BP神经网络的预测模型进行了比较分析,得出灰色预测与BP神经网络预测结合的预测方法结果最理想<sup>[2]</sup>。

### 1 建筑能耗的影响因素

一个建筑物的能耗受多种因素的影响。这些影响因素可分为3个方面:外部气候条件,包括温度、湿度、日照、风速等;建筑结构,建筑构造,包括墙体材料、气密性、通风性等;室内条件,即维护人们舒适的生活或工作环境<sup>[3]</sup>。由上可知影响公共建筑能耗的因素很多,每个因素的变化都会对建筑物能耗产生影响,如果考虑所有因素,输入节点过多、用于训练的时间序列有限时,就会导致神经网络训练不足,不能够很好地描绘出输入与输出之间的复杂关系,或者系统将会过于复杂和庞大,网络学习时间将过长,且极易陷入局部极小,无法达到满意效果<sup>[4]</sup>。由于很多影响因素的获取非常困难,要获得更多影响因素必定伴随着工程成本的增加,所以BP算法中首先要找出其中最主要的量作为输入。办公建筑照明、动力系统用电比较稳定,且有相当比重的用电用于空调和采暖系统,办公建筑能耗受室外温度条件影响较大。因此,本文的模型将气温作为建筑能耗的影响因素。

### 2 典型的预测模型及结果

为验证BP预测模型的效果,本文选取BP神经网络、径向基函数、灰度BP神经网络3种模型分别进行预测。

#### 2.1 基于BP神经网络能耗预测

##### 2.1.1 BP神经网络概述

BP神经网络预测方法不需事先预知模型的映射关系,能以任意精度逼近任意连续的函数,适用于影响因素复杂、因素之间关系复杂的高度非线性系统及对预测速度要求不高的场合。

研究表明当BP神经网络的隐层神经元数目增加到足够多时,可以以任意精度逼近任何一个具有有限间断点的非线性函数。BP神经网络是一种具有三层或三层以上的神经网络,包括输入层、隐含层和输出层;上下层之间实现全连接,每

层神经元之间无连接<sup>[5]</sup>。

BP算法的网络结构示意图如图1所示。

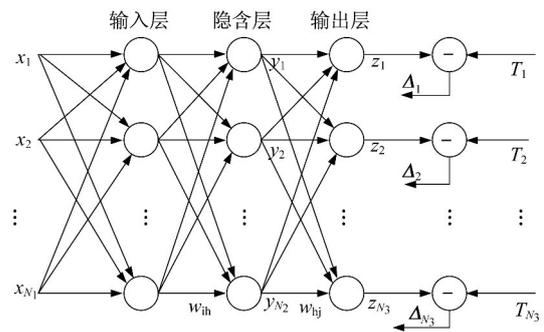


图1 BP算法的网络结构示意图

隐含层节点的输出为

$$y_h^k = f(\sum_{i=1}^{N_1} \omega_{ih} \cdot x_i^k + \theta_h) \quad (1)$$

输出节点的输出为

$$z_j^k = f(\sum_{h=1}^{N_2} \omega_{hj} \cdot y_h^k + \gamma_j) = f[\sum_{h=1}^{N_2} \omega_{hj} \cdot f(\sum_{i=1}^{N_1} \omega_{ih} \cdot x_i^k + \theta_h) + \gamma_j] \quad (2)$$

定义误差函数为

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \|Y_i - Y_i'\|^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^p e_i^2(w) \quad (3)$$

式中:  $E(w)$  ——误差函数;

$Y_i$  ——学习样本的输出值;

$Y_i'$  ——网络训练后的实际输出值;

$\omega$  ——网络权值和阈值所组成的向量;

$n$  ——学习样本的个数。

对于BP网络的训练过程,可以分为3个阶段:①由训练样本构成的信息流从输入层经过逐层的计算流向输出端的过程;②根据实际输出与理想输出之间的误差得到的调整信息流,由输出端逐层向输入端反馈的过程;③根据调整后的网络进行训练样本的再训练过程。

##### 2.1.2 BP神经网络能耗预测模型

由于本文获取的数据包括每日的峰电、谷电、平电,所以建立了三个模型分别预测峰电、谷电和平电。峰电、谷电都用19组数据作为检验数据,平电用55组数据作为检验数据,由此可以比较预测误差和所预测数据波动强度和所需预测数量的关系。

以1~10月份的数据作为训练数据,取其302个样本数据,以第11月份头19天每日的数据作为检验数据。以7天为一个组,前7天的最高、最低气温平均值和峰电、平电、谷电作为输入,当天的峰电、平电和谷电作为输出,每8天为一个周期。选择三层神经网络进行建筑用电量的预测。三层神经网络结构输入层和隐含层之间的传递函数选择用tansig函数;输出层神经元传递函数选择用purelin函数;在Matlab中利用newff函数产生神经网络,同时建立网络的结构和训练函数,Matlab工具箱中带有Levenberg-Maquardt优化方法的训练函数trainlm。相应的网络参数设定为最大训练次数1000次,网络目标误差为0.00001,学习速率为0.1。

### 2.1.3 BP神经网络预测结果分析

下面是由302组训练样本对网络进行训练后,分别对峰电、谷电、平电值进行的预测。其中,对峰电和谷电的预测为19组,对平电的预测为55组。

(1) 对峰电的预测结果如图2所示。

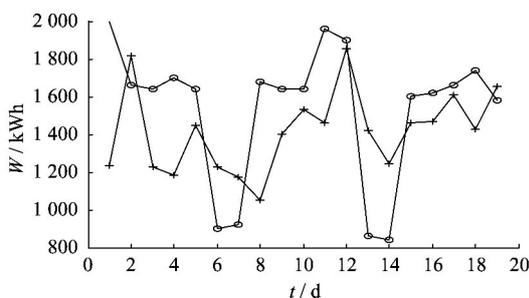


图2 BP神经网络LM算法预测峰电

引入平均误差绝对百分比  $R_{MAPE}$  来衡量误差的好坏,即

$$R_{MAPE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|L_i^A - L_i|}{L_i} \times 100 \quad (4)$$

式中:  $N$ ——样本数量;

$L_i$ ——真实用电量;

$L_i^A$ ——预测用电量。

$R_{MAPE}$ (峰电  $L$ ) = 22.2

(2) 对谷电的预测结果如图3所示。

$R_{MAPE}$ (谷电  $L$ ) = 11.1

(3) 对平电的预测结果如图4所示。

19天的  $R_{MAPE}$ (平电  $L$ ) = 23.1

55天的  $R_{MAPE}$ (平电  $L$ ) = 38.5

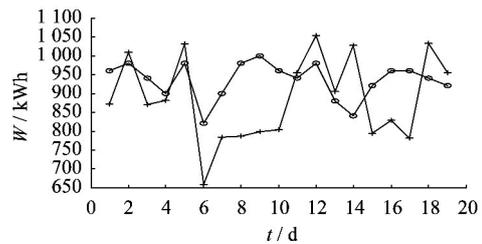


图3 BP神经网络LM算法预测谷电

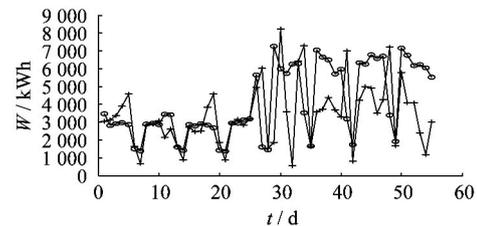


图4 BP神经网络LM算法预测平电

由图3~图4可知,预测结果受到数据本身情况的影响。这体现在两个方面:①预测数据的跟随性,也就是预测值的变化趋势和实际值的变化趋势的相似程度。如果数据本身具有较好的规律性(峰电和平电体现了较明显的工作日和双休日的差别),预测结果就能反映出这种规律性。但是,如果数据本身的规律性不明显(如谷电和峰电、平电工作日内的情况),预测结果就可能出现比较随机的波动,常常变化方向与实际数据的变化方向相反。这是由数据本身的波动性导致的。②数据的误差,在本文中用误差图和  $R_{MAPE}$  值衡量。如果数据在很大范围内变化(如峰电和平电),预测结果的误差就会相对较大。如果数据的变化范围较小(如谷电),预测结果的误差也就相对较小。

要预测数据的数量也是一个很关键的因素。如果要预测的数据量很多(本文预测了55天的平电),最开始的一些预测值就还能和实际值保持较一致的变化趋势;但是随着预测数量的增多,变化趋势会产生很大的偏差。在误差方面,最开始的误差比较小。同样的,随着预测数量的增大,误差会变得很大,甚至会产生超过100%的误差。

## 2.2 径向基函数神经网络能耗预测

### 2.2.1 径向基函数神经网络模型

RBF神经网络是一种具有全局收敛特性的线性学习算法的前馈网络,已被广泛应用于数

据的分类和时间序列的预测等方面。RBF神经网络由3层组成,其结构与BP神经网络类似,也分为输入层、隐含层和输出层。隐含节点传递函数是高斯函数,输出节点传递函数是线性函数。

对RBF网络进行训练,需要给出输入向量和目标向量,训练的目的在于要求得第一层和第二层之间的权值和阈值,和第二层与第三层之间的权值和阈值<sup>[6]</sup>。

利用Matlab神经网络工作箱中的newrb函数可以以迭代的方式生成一个径向基神经网络。在网络的创建过程中,隐层的神经元从零开始不断加入到网络中,直到均方误差下降到期望的误差水平之下,或者网络达到最大神经元数目位置。调用函数 $net = newrb(p, t, goal, spread)$ 。散步常数 $spread$ 的默认值是1,建模时选取期望均方误差为0.01,散步常数为1.25。

本模型在预测峰电、谷电和平电时使用的训练样本数据和检验样本数据与BP神经网络模型的一样。训练样本都为302组,峰电和谷电的检验样本为19组,平电的检验样本分别为19组和55组。差别仅在于建立的模型为径向基神经网络模型。

### 2.2.2 径向基函数神经网络预测结果分析

下面是用径向基神经网络模型对峰电、谷电和平电的预测结果。

(1) 对峰电进行预测,如图5所示。

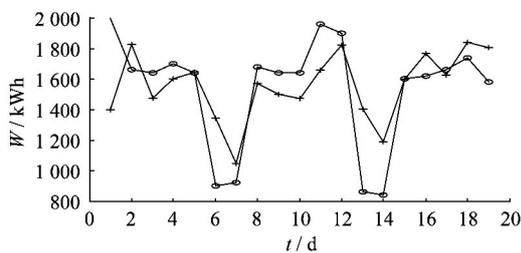


图5 径向基神经网络预测峰电

$MAPE(\text{峰径向基}) = 15.7$

(2) 对谷电进行预测,如图6所示。

$R_{MAPE}(\text{谷径向基}) = 9.0$

(3) 对平电进行预测,如图7所示。

19天的  $R_{MAPE}(\text{平径向基}) = 19.9$

55天的  $R_{MAPE}(\text{平径向基}) = 31.5$

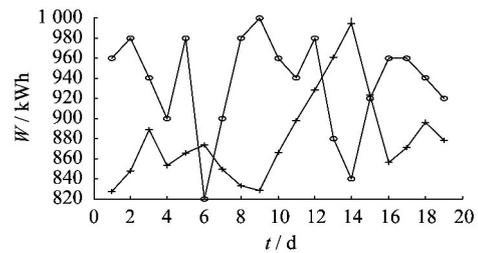


图6 径向基神经网络预测谷电

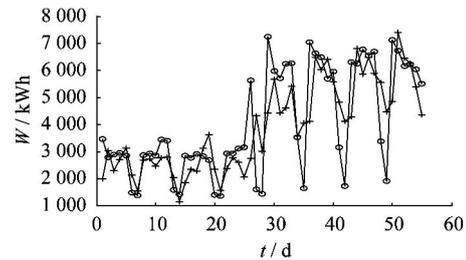


图7 径向基神经网络预测平电

用径向基网络预测峰电、谷电、平电的变化趋势预测情况和误差情况如表1所示。

表1 径向基神经网络预测误差和趋势情况

误差	峰电	谷电	平电(19天)	平电(55天)
$R_{MAPE}$	15.7	9.0	19.9	31.5

由图5~图7可知,径向基神经网络对峰电的预测结果与实际值变化趋势较一致。由于谷电本身规律不明显,所以预测结果的波动比较随机。随着需要预测数据的增加,平电预测的准确性变差。误差方面,由于谷电值变动范围比较小,所以对谷电的预测误差最小。峰电和平电的变化范围很大,所以误差也比较大。比较径向基神经网络与BP神经网络LM算法误差,发现径向基神经网络对峰电、谷电、平电的预测误差普遍小于BP神经网络LM算法。

## 2.3 灰色BP神经网络能耗预测

### 2.3.1 灰色BP神经网络预测模型

灰色预测是一种对含有不确定因素的系统进行预测的方法。灰色预测通过鉴别系统因素之间发展趋势的相异程度,即进行关联分析,并对原始数据进行生成处理来寻找系统变动的规律,生成有较强规律性的数据序列,然后建立相应的微分方程模型,从而预测事物未来发展趋势的状况。其用等时距观测到的反应预测对象特征的一系列

数量值构造灰色预测模型,预测未来某一时刻的特征量,或达到某一特征量的时间。

本文只保留灰色预测方法中的累加生成和累减还原运算。BP神经网络采用LM算法,即在BP神经网络LM算法的基础上加入对输入数据进行累加生成和累减还原的处理。

以1~10月份的数据作为训练数据,取其302个样本数据。由于输入向量中的数据元素变动范围很大,也为了减小奇异样本对神经网络性能的影响,所以要先进行归一化处理。由于数据变化很大,所以对峰电、谷电和平电的训练方法相同,都用LM算法进行训练。以峰电为例,先读取这302天每天的峰电值,然后对数据进行累加生成,即一天新的值为前面每天的用电量之和,将这个新值称作累加值。对网络进行训练时,取前7天的累加值作为输入,第八天的累加值作为输出。每8天一个周期,以此类推。训练参数设定为最大训练次数为1000次,目标精度为 $1e-10$ ,学习率为默认值。

检验样本同样也要进行累加生成和归一化处理,而且要对预测完成的结果做累减还原处理,还原为峰电值。某天的峰电值等于这一天的累加值减去前一天的累加值。峰电、平电和谷电的检验样本为19组,平电的检验样本分别为19组和55组。

### 2.3.2 灰色BP神经网络预测结果分析

应用灰色BP神经网络预测模型分别对峰电、谷电和平电进行预测后,得到的结果如下:

(1) 对峰电进行预测,如图8所示。

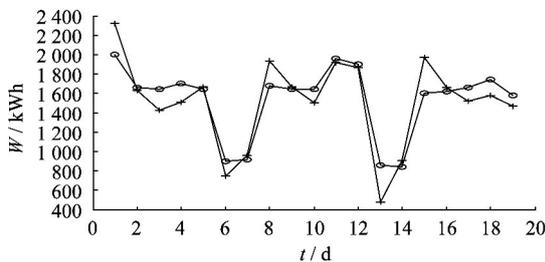


图8 灰色BP神经网络预测峰电

$$R_{MAPE}(\text{峰灰BP}) = 10.4$$

(2) 对谷电进行预测,如图9所示。

$$R_{MAPE}(\text{谷灰BP}) = 6.2$$

(3) 对平电进行预测,如图10所示。

$$19\text{天的 } R_{MAPE}(\text{平灰BP}) = 25.1$$

$$55\text{天的 } R_{MAPE}(\text{平灰BP}) = 33.9$$

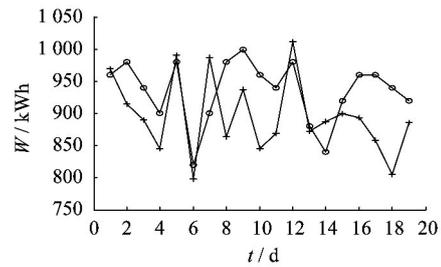


图9 灰色BP神经网络预测谷电

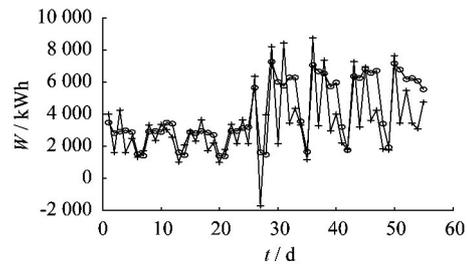


图10 灰色BP神经网络预测平电

用灰色BP神经网络预测峰电、谷电和平电的变化趋势预测情况和误差情况如表2所示。

表2 灰色BP神经网络预测趋势和误差情况

误差	峰电	谷电	平电(19天)	平电(55天)
$R_{MAPE}$	10.4	6.2	25.1	33.9

分析图9~图10和表2,发现灰色BP神经网络模型使用LM算法时对能耗预测的结果还是比较理想的。对比温度作为影响因素的BP神经网络模型,该模型在趋势预测情况上与其类似。在预测误差方面,与温度作为影响因素的BP神经网络模型LM算法,峰电和谷电的误差都有明显的改善,但是平电的误差与前一模型相似。对比径向基神经网络的预测结果发现,该模型对峰电和谷电的预测结果较好,但是对平电的预测结果较差。需要指出的是,对平电进行预测时,灰色BP神经网络模型出现了两个误差非常大的预测点。对应的误差分别超过了150%和200%,而且其中一个预测值小于零,这在实际情况中是不可能发生的。

### 3 预测结果比较

温度作为影响因素的BP神经网络,结合灰色预测的BP神经网络、径向基神经网络的误差结果对比如表3所示。

由表3可知,灰色BP神经网络可以对预测

表3 三种神经网络的误差结果对比

类 型	峰电	谷电	平电 (19天)	平电 (55天)
温度作为影响因素的BP神经网络	一般	较好	一般	较差
灰色BP神经网络	好	好	一般	较差
径向基神经网络	较好	较好	较好	较差

结果有较好的改进,总体看来预测结果优于将温度作为影响因素的BP神经网络和径向基神经网络。但不管是哪一种预测方法,误差都会随着数据波动性的增强和需要预测天数的增多而增大。

#### 4 结 语

本文首先建立了一个以温度作为影响因素,基于BP神经网络的建筑物用电量预测模型。用于训练和检验网络的样本取自上海某大型公司建筑原始用电能耗统计数据。用LM算法和Scaled共轭梯度算法分别对峰电、谷电和平电进行了预测,与基于径向基神经网络的预测模型所预测的结果进行了对比。最后,本文对原来的BP神经网络预测模型进行了改进,结合BP神经网络和灰色预测方法的优点,建立了一种结合灰色预测的BP神经网络预测模型,对用电量进行预测。

对比温度作为影响因素的BP神经网络预测模型,径向基神经网络预测模型和灰色BP神经网络预测模型,可以得到如下结论:

(1) 径向基神经网络预测模型对峰电、谷电

(上接第40页)

计的工作电压范围内,因而控制器还不工作。只有供电网终端电压恢复到190V以上时,控制器才可以在设定的延时后再起动。如果前一批延时1s后,电网电压能恢复到190V以上,那么,后一批10台就可以在2s内再起动...如此自动循环,直至50台电动机全部再起动。这样就实现了控制器根据电网终端电压是否正常,自动分时分批再起动因晃电跳闸断电的电动机,做到安全又有效。

#### 4 结 语

本文介绍了接触器节能抗晃电控制器产品主要电路设计的技术方案和工作原理。该控制器产品通过中试,节电效果达到设计要求,抗晃电效果得到用户认可;通过产、学、研、用相结合的进一步

和平电的预测误差普遍小于温度作为影响因素的BP神经网络预测模型。

(2) 灰色BP神经网络预测模型的预测结果是这三个模型中最好的。

(3) 3种模型对峰电和平电的变化趋势预测较好,但误差较大;对谷电的变化趋势预测较差,但是误差较小。

(4) 预测误差的大小与用电量数据有很大关系:数据的波动性越强,预测的误差越大;需要预测的天数越多,误差也越大。

#### 【参考文献】

- [1] 李然然,张永坚,刘畅,等.基于BP神经网络的建筑物用电能耗预测[J].山东建筑大学学报,2011(2):162-165.
- [2] 王钰,郭其一,李维刚.基于改进BP神经网络的预测模型及其应用[J].计算机测量与控制,2005(1):39-42.
- [3] 张硕鹏,李锐.办公类建筑能耗影响因素与节能潜力[J].北京建筑工程学院学报,2013(1):33-37.
- [4] 王海勇,鞠泽清.建筑能耗制约因素与节能设计分析[J].中国住宅设施,2010(2):20-21.
- [5] 何磊.基于BP神经网络的建筑能耗预测[J].浙江建筑,2008(12):47-50.
- [6] KUMARA R, AGGARWAL B R K, SHARMA J D. Energy analysis of a building using artificial neural network: A review [J]. Energy and Buildings, 2013, 65 (10): 352-358.

收稿日期: 2014-07-28

完善,满足用户要求的系列产品将会陆续推向市场,接受市场的检验。

#### 【参考文献】

- [1] 王峰,程航,徐献清.交流接触器节能运行功能的分析[J].低压电器,2011(4):14-19.
- [2] 陈丽安,费鸿俊.电器与环境[J].低压电器,2000(4):17-20.
- [3] 苏晶晶,许志红.新型抗晃电的接触器智能控制器[J].低压电器,2011(23):12-17.
- [4] 王稳忠,高卫东,武建平,等.接触器用电子节能模块设计[J].低压电器,2011(16):57-60.
- [5] 陈德桂.低压电器最新技术发展动态[J].低压电器[J].2005(1):3-6.

收稿日期: 2014-07-03