

基于 ARIMA 和神经网络的电能质量 稳态指标预测

苏卫卫, 马素霞, 齐林海

(华北电力大学 控制与计算机工程学院, 北京 102206)

摘要:根据有功功率与五项电能质量稳态指标的相关性以及有功功率的数据特点,提出了一种对电能质量稳态指标的预测方法。该方法利用 ARIMA 时间序列算法对有功功率进行了预测,并根据有功功率与五项电能质量稳态指标的相关性建立神经网络预测模型对五项常规指标进行预测。通过分析预测结果与真实值的误差可得平均误差均在 20% 以内,该方法可以有效预测出电能质量指标序列的变化趋势,从而对电力系统的稳定性、安全性和经济性起到很好的作用。

关键词:电能质量;稳态指标;时间序列算法;神经网络;预测

中图分类号:TP39

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2014)03-0163-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2014.03.041

Predicting of Power Quality Steady Indicators Based on ARIMA and Neural Network

SU Wei-wei, MA Su-xia, QI Lin-hai

(School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract:Based on the active power with five power quality indicators as well as the relevance of active power data characteristics, propose a steady-state power quality indicators forecasting method. This method uses the ARIMA time series algorithm to predict the active power, and in accordance with the relevance of the active power with five steady-state power quality indicators, establish neural network model to predict the five conventional indicators. By analyzing the predicted and actual values of the error can be an average error of less than 20%, so the method can predict the sequence change trends of power quality, and thus playing a very good role for the power system stability, security and economy.

Key words:power quality; steady-state indicators; time series algorithm; neural network; forecasting

0 引言

电能质量问题可分为稳态电能质量问题和暂态电能质量问题。其中,稳态电能质量问题包括电压偏差、频率偏差、不平衡、短时闪变及谐波问题。这五项常规指标是电能质量非常重要的稳态性能指标,对电力的安全、稳定、经济输送起到了重要作用。其中,电压偏差产生的危害是很明显的,电压偏高将损坏绝缘设备,电压偏低将使异步电动机转速降低从而影响产品质量等^[1]。频率偏差的影响是当频率偏低时,汽轮机低压级叶片将由于振动加大而产生裂纹,甚至发生断落事故;频率的降低也将引起交流电动机转速相应降低,更加影响火电厂的出力,引起频率下降的恶性循环,频率

的下降也会使电动机的转速下降影响产品质量。总谐波畸变率和不平衡度是电能质量非常重要的性能指标,对电力的安全、稳定、经济输送起到了重要作用。谐波会造成供电设备损耗增大,绝缘老化等,对用电设备造成干扰,影响用电设备的安全运行^[2-3]。

因此,预测这些电能质量指标,并采取一定的措施,对电力系统的稳定性、安全性和经济性具有很高的应用价值^[4]。文中通过运用 ARIMA 时间序列方法对有功功率进行了预测,并根据有功功率与五项电能质量稳态指标的相关性建立神经网络预测模型对五项常规指标进行预测,从而为电力系统相关部门有效及时地解决电能质量问题提供合理的依据。

收稿日期:2013-05-31

修回日期:2013-08-31

网络出版时间:2014-01-07

基金项目:中国南方电网(部级)高级应用研究技术开发项目(0124HK1200274)

作者简介:苏卫卫(1987—),女,硕士研究生,研究方向为数据库与信息系统;马素霞,教授,硕士生导师,研究方向为数据库与信息系统、软件架构/构件技术;齐林海,副教授,硕士生导师,研究方向为数据库与信息系统、商务智能。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140107.1653.036.html>

1 时间序列分析法与人工神经网络

1.1 ARIMA 时间序列分析法

时间序列分析法就是通过编制和分析时间序列,根据时间序列所反映出来的发展过程、方向和趋势,进行类推或延伸,借以预测下一段时间可能达到的水平。常见的时间序列模型有自回归(AR)模型、滑动平均(MA)模型、自回归滑动平均(ARMA)模型和差分自回归移动平均模型(ARIMA)^[5]。

一个自回归滑动平均模型可能是 AR 与 MA 过程、几个 AR 过程、AR 与 ARMA 过程的迭加,也可能是误差较大的 AR 过程。自回归滑动平均模型 ARMA(p, q) 的表示式如下所示:

$$y_t = \varphi_1 y_{t-1} + \varphi_2 y_{t-2} + \cdots + \varphi_p y_{t-p} + \varepsilon_t + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \cdots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (1)$$

式中, p 和 q 分别是模型的自回归阶数和滑动平均阶数,前半部分相当于 AR(p) 的过程,后半部分相当于 MA(q) 的过程。ARIMA 模型全称为差分自回归移动平均模型,它的基本思想是将预测对象随时间推移而形成的数据序列看成一个随机序列,用一定的数学模型来描述这个序列,这个模型一旦被识别后就可以根据时间序列中的历史数据去预测未来数据。

ARIMA 模型主要包括三个参数:自回归阶数 p , 差分阶数 d 以及移动平均阶数 q , 一般情况下,模型的形式记为 ARIMA(p, d, q)。差分自回归移动平均模型是用序列的历史值及随机扰动项所建立起来的时间序列模型, ARIMA(p, d, q) 的表示式如下所示:

$$\Phi(L) D^d y_t = \theta_0 + \Theta(L) u_t \quad (2)$$

式中, $\Phi(L)$ 和 $\Theta(L)$ 分别为 p 阶自回归算子和 q 阶移动平均算子; θ_0 为漂移项; $D^d y_t$ 是对 y_t 进行 d 次差分。其中,漂移项的随机过程是用来表示随机变量时间序列的正或负的趋势^[6]。

ARMA 模型适合于平稳序列的建模,当非平稳序列经过差分运算能得到平稳序列时,可考虑使用 ARIMA 模型^[7]。

1.2 人工神经网络

人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANN)是在人类对大脑神经网络理解的基础上,构造的能够实现预测分析功能的神经网络。它是理论化的人脑神经网络的数学模型,是基于模仿大脑神经网络结构和功能而建立起来的一种信息处理系统。人工神经网络实际上是由大量简单神经元相互连接而成的复杂网络^[8]。

BP 神经网络是由分层网络逐层模式变换处理

的方式而得名的,它由输入层、隐含层、输出层构成。输入层接收外部输入,隐含层是网络的内部处理单元层,输出层是网络模型的输出。其信息处理分前向传播和后向学习两步进行,网络的学习是一种误差从输出层到输入层向后传播并修正数值的过程,学习的目的是使网络的实际输出逼近给定的期望输出^[9]。

根据这两者的算法可以看出,ARIMA 时序算法是以时间序列的数据为研究对象的,其主要目的是根据过去的历史来预测将来的序列值,该算法用最小的信息进行预测,不受外界的干涉,数据序列的时间序列性较强。而且 ARIMA 模型对非平稳序列有较好的效果。而神经网络的优点在于具有高速的大规模并行处理特性,高维的非线性动力特性,高度的容错性和鲁棒性,联想记忆的非定常性等^[10],对数据的时间序列性没有要求。神经网络对非线性系统的时间序列建模与预测有很好的效果。

2 电能质量稳态指标

在电能质量智能信息系统中,关于稳态指标数据包括有功功率与五项常规电能质量指标(分别是电压偏差、频率偏差、负序电压不平衡度、总谐波畸变率和短时电压波动与闪变)。通过历史数据的分析发现有功功率与五项常规指标有一定的相关性^[11]。其中,有功功率主要是通过监测设备现场采集得到,而电能质量指标则是通过软件包计算后得到。

电能质量稳态数据相关性分析计算公式:

$$\rho = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sqrt{D(X)} \sqrt{D(Y)}} \quad (3)$$

式中, X 代表相应的电能质量指标,分别为:电压偏差 Δu 、频率偏差 Δf 、负序电压不平衡度 u_2 、总谐波畸变率 THD 和短时电压波动与闪变。

Y 代表与各电能质量指标相对应的功率(此处为有功功率 P),它们都来自于现场采集得到的数据。

$$\begin{aligned} \text{cov}(X, Y) &= E(X - EX)(Y - EY) \\ D(X) &= E\{[X - E(X)]^2\} \end{aligned} \quad (4)$$

式中的 $E(X)$ 为数学期望。例如,求某个时间段内的电压偏差的数学期望 $E(\Delta u)$,如果此时间段内有 1 000 个电压有效值数据,计算出的电压偏差也是 1 000 个,设为 $\Delta u_1, \Delta u_2, \cdots, \Delta u_{1000}$,则 $E(\Delta u) = (\Delta u_1 + \Delta u_2 + \cdots + \Delta u_{1000}) / 1000$ 。

因此可以根据有功功率的预测值来得到五项常规指标的预测值。首先单独看有功功率的时间序列值,由图 1 可以观察有功功率的曲线图的变化特点:

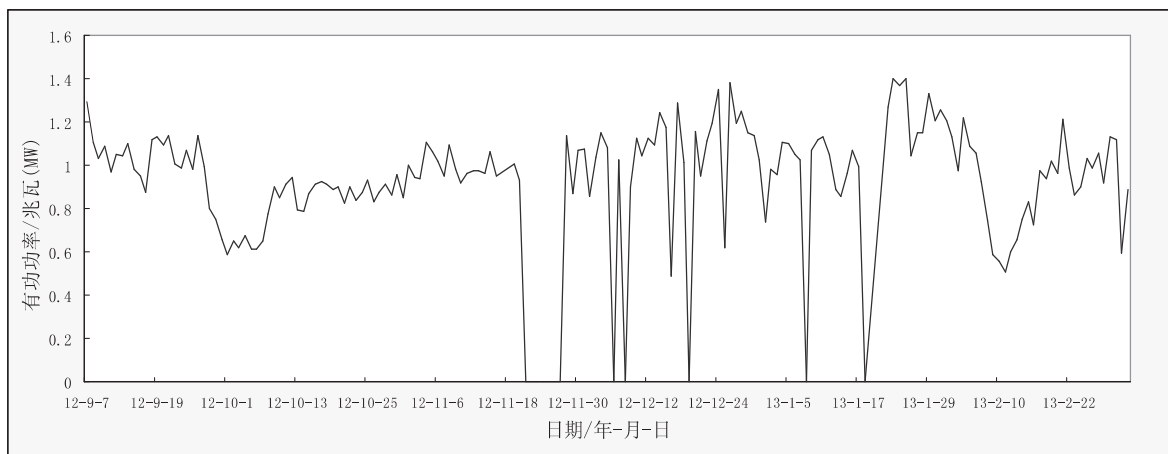


图1 有功功率序列值

可以看出其每个月的中旬到下个月中旬这个时间段的数据变化规律比较一致,所以有功功率的时间序列性比较明显,同时可以看出曲线变化的周期为一个月的时间。且有功功率一般不受外界影响,且考虑到一般情况下有功功率相对比较稳定,因此可以通过有功功率的历史数据选取时间序列法预测未来一段时间内的有功功率值。

由于现实中的时间序列数据大多是动态变化的,并且数据间的相关性往往具有“近大远小”的特点,因此对跨越较长时期的数据序列建立一个单一静态的模型是不合适的^[12]。所以对有功功率 ARIMA 模型的历史数据选取上,可以根据以上对有功功率的曲线分析和对时间序列算法的分析,采取以下方法:

若时间是本月下旬则选取本月中旬以后的数据作为历史数据建立时间序列模型,对下个月中旬之前的数据进行预测;若时间是在上旬,则把上月下旬到本时间的数据作为历史数据建立时间序列预测模型,对本月中旬之前的数据进行预测;若是数据处于中旬则以前两个月的数据作为历史数据进行预测,此时可以预测将来一个月的数据。

而对于五项常规指标的预测,根据图1有功功率与五项电能质量指标的相关性,可知五项电能质量指标不仅仅是与时间有联系,还要考虑有功功率值。所以仅仅依靠时序算法对五项电能质量指标进行预测是不合理的。

考虑到一般情况下有功功率相对比较稳定,因此可以通过预测到的有功功率值对五项常规指标进行预测。

神经网络有联想记忆的非定常性,可以利用历史数据对五项常规指标和有功功率的关联性进行分析,把某监测点的有功功率的历史值和预测值、某特定项指标的历史值作为输入,对五项电能质量指标的值进行预测。历史数据的选取与有功功率的选取一致。

3 建立电能质量稳态指标的预测模型

1) 首先建立预测有功功率的模型,建立预测模型时,选取监测点 ID 为 1 的历史数据建立挖掘结构。由于有功功率随着时间的不断推移呈现有规律的变化,并考虑到时间序列模型要求必须有时间键的特点,文中指定日期为该数据挖掘结构的时间键。有功功率是需要被预测的值,同时它的历史数据也是挖掘模型预测的唯一依据,因此将其设置为挖掘结构的输入及可预测列,将其他稳态指标对应的列设为仅预测列。

文中以某省监测点 ID 为 1 的稳态日指标为例,选取 2012 年 9 月中旬到 2013 年 3 月 4 日的历史数据进行分析预测。首先预测该监测点有功功率,最后的时间是 3 月的上旬,所以就要选取 2013 年 2 月 15 日到 2013 年 3 月 4 日之间的数据作为预测模型的输入数据,预测未来十天的数据。其预测结果如图 2 所示。

2) 然后建立五项常规指标的预测模型,对有功功率预测完以后就可以根据有功功率与五项电能质量指标的相关性,通过预测到的有功功率值利用神经网络对五项电能质量指标的值进行预测。现在以电压偏差为例,建立电压偏差的神经网络预测模型。

(1) 确定输入层节点个数。

对于电压偏差,影响因素主要为此监测点的有功功率的历史值和预测值、此监测点的电压偏差指标的历史值。所以把此监测点的有功功率的 2 月 15 日至 3 月 4 日的历史值和有功功率的预测值、此监测点的电压偏差指标的历史值这三个量作为输入层节点。

(2) 确定输出层节点个数。将此监测点电压偏差值作为输出层节点。

(3) 确定隐含层节点个数。

隐含层节点数与求解问题的要求、输入输出节点数多少都有直接关系,隐含层节点数的选择是个十分复杂的问题。根据经验可以参照以下公式进行设计:

$$1 = \sqrt{n + m} + a \quad (5)$$

式中, l 为隐含层节点数; n 为输入节点数; m 为输出节点数; a 为 1 ~ 10 之间的调节常数。

隐含层节点数太少,网络不能很好地学习,需要训练的次数也多,训练精度也不够高。隐含层节点数太多,训练时间随之增加,还可能导致过拟合,网络解决问题的能力就开始出现问题。根据公式(5),并充分考虑训练时间和精度,经过大量的网络训练仿真,选取

隐含层为 4 个节点。五项常规指标的神经网络预测结果如图 3 所示。

4 预测结果分析

以电压偏差为例对电压偏差的真实值、时序预测值和神经网络预测值三者的曲线图进行分析比较,如图 4 所示。

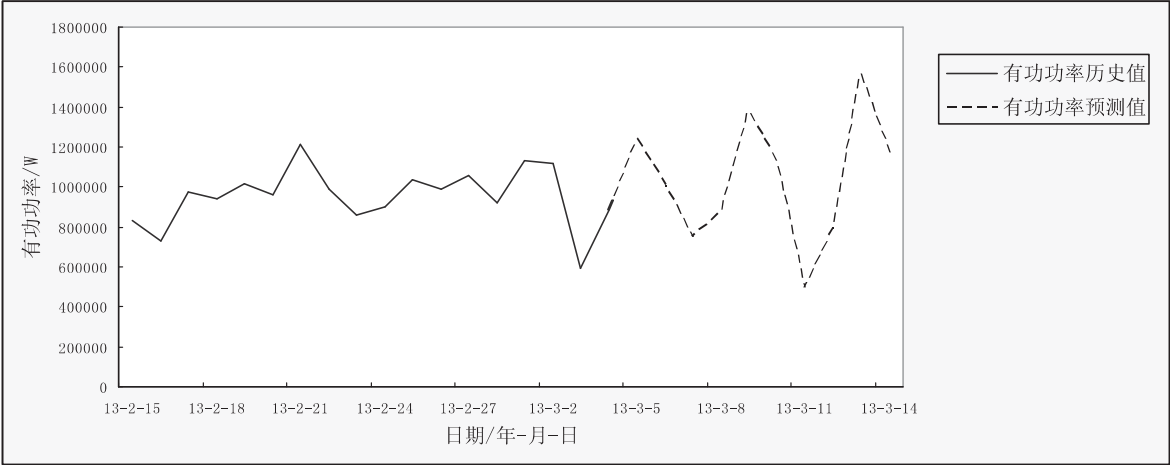


图 2 有功功率预测结果

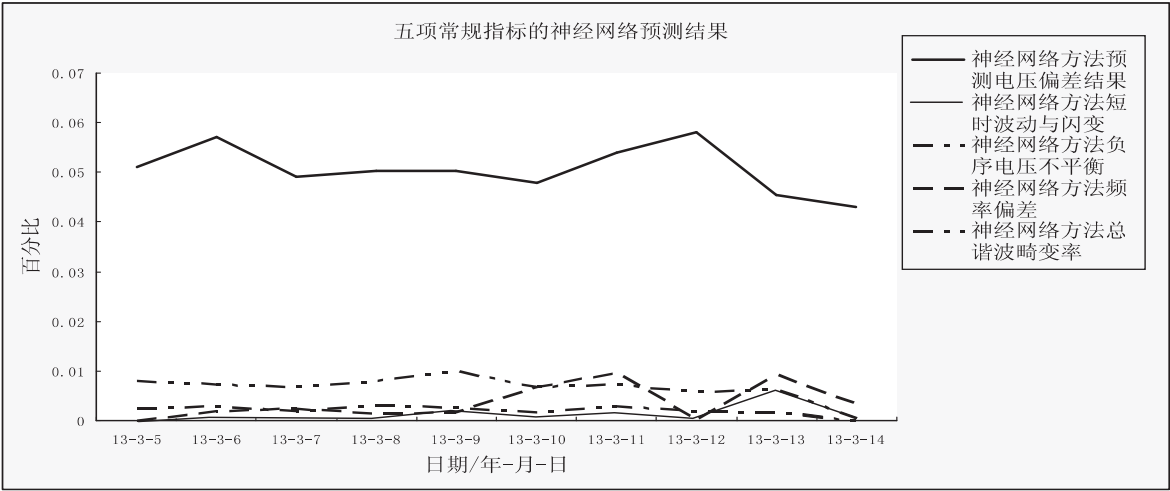


图 3 五项常规指标的神经网络预测结果

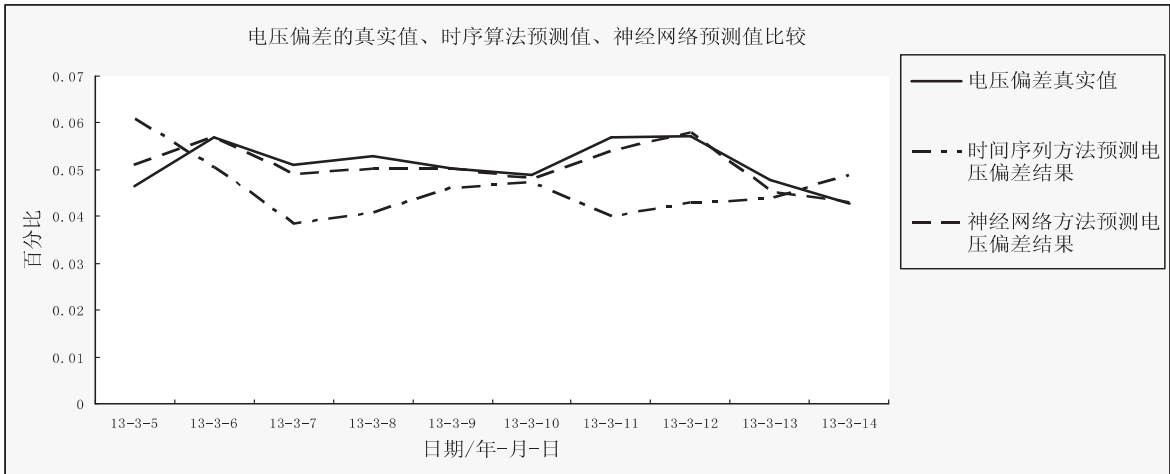


图 4 电压偏差真实值、时序算法预测值、神经网络预测值比较

通过对电压偏差的真实值、时序预测值和神经网络预测值三者的曲线图的比较,可以很清晰地看出神经网络算法的预测结果的曲线图与真实值的曲线图更接近。

再通过表 1 对五项常规指标的时间序列预测算法的预测结果误差和神经网络算法的预测结果误差进行比较,从而更准确地反映这两种算法应用于五项常规指标的预测的差别。

表 1 两种不同算法的预测结果平均误差 %		
指标	时序算法预测结果 平均误差	神经网络算法预测 结果平均误差
电压偏差	17.89	3.38
频率偏差	55.89	19.42
短时波动与闪变	54.35	19.21
电压负序不平衡	52.67	19.83
总谐波畸变率	26.46	8.91

从表 1 可以看出神经网络算法应用于电能质量的五项常规指标的预测误差明显低于时序算法的预测误差,且平均误差能够满足工程上的要求。

5 结束语

文中通过分析时间序列算法和人工神经网络算法的优缺点和适用范围,并结合分析有功功率与电能质量稳态指标中的五项常规指标的相关性,最终提出了 ARIMA 算法应用于有功功率的预测和神经网络应用于电能质量五项常规指标的预测这一方案。根据五项常规指标的时间序列预测算法的预测结果和神经网络算法的预测结果以及这两种算法的预测结果误差进行比较,确定人工神经网络算法的预测准确度要明显高于时序算法的预测准确度。

通过实例研究可知,该方法可以有效预测出电能

质量指标序列的变化趋势,平均误差均在 20% 以内,具有工程可行性和实用性。

参考文献:

[1] Han Hongke, Qi Linhai. Application and research of multidimensional data analysis in power quality[C]//Proc of ICC-DA. Qinhuangdao:[s. n.],2010.

[2] Basu M, Basu B. Analysis of power quality (PQ) signals by continuous wavelet transform[C]//Proc of power electronics specialists conference. Orlando, FL:IEEE,2007:2614-2618.

[3] 庄后顺,孟庆海,袁 振. 浅谈电能质量问题[J]. 科技信息,2010(35):282-282.

[4] 陈红坤,黄 娟. 数据挖掘及其在电能质量分析中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报,2009,21(5):51-55.

[5] 杜 奕. 时间序列挖掘相关算法研究及应用[D]. 合肥:中国科学技术大学,2007.

[6] 张保稳. 时间序列数据挖掘研究[D]. 西安:西北工业大学,2002.

[7] 黄 超,朱扬勇. 基于 ARMA 模型的联机时间序列数据分割算法[J]. 模式识别与人工智能,2005,18(2):129-134.

[8] Srinivasan D, Ng W S, Liew A C. Neural-network-based signature recognition for harmonic source identification[J]. IEEE trans on power delivery,2006,21(1):398-405.

[9] Yan Shaojin, Peng Yonging, Guo Guang. Neuroid BP type model applied to the study of monthly rainfall forecasting[J]. AAS,1995,12(3):336-342.

[10] 侯 慧,游大海,尹项根,等. 人工智能技术在电能质量控制中的应用[J]. 武汉大学学报(工学版),2004,37(3):114-118.

[11] 徐 群,陶 顺,肖湘宁,等. 新能源发电功率与电压偏差的相关性研究[J]. 电测与仪表,2011,48(6):1-5.

[12] 张 利. 基于时间序列 ARIMA 模型的分析预测算法研究及系统实现[D]. 镇江:江苏大学,2008.

(上接第 105 页)

[9] Bakhoda A, Yuan G L, Fung W W L, et al. Analyzing CUDA workloads using a detailed GPU simulator[C]//Proceedings of IEEE international symposium on performance analysis of systems and software. New York:IEEE Press,2009:163-174.

[10] 姚 平. CUDA 平台上的 CPU/GPU 异步计算模式[D]. 合肥:中国科学技术大学,2010.

[11] 刘 琳,何剑锋,王红玲. GPU 加速数据挖掘算法的研究

[J]. 郑州大学学报(理学版),2010,42(2):31-34.

[12] 白洪涛. 基于 GPU 的高性能并行算法研究[D]. 长春:吉林大学,2010.

[13] 朱二周. 基于 CPU/GPU 平台的虚拟化技术研究[D]. 上海:上海交通大学,2012.

[14] 肖 汉. 基于 CPU+GPU 的影像匹配高效能异构并行计算研究[D]. 武汉:武汉大学,2011.

基于ARIMA和神经网络的电能质量稳态指标预测

作者：[苏卫卫](#)，[马素霞](#)，[齐林海](#)，[SU Wei-wei](#)，[MA Su-xia](#)，[QI Lin-hai](#)

作者单位：[华北电力大学 控制与计算机工程学院, 北京, 102206](#)

刊名：[计算机技术与发展](#)

英文刊名：

ISTIC

[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：

[2014\(3\)](#)

本文链接：http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201403041.aspx