

文章编号: 2095-2163(2019)03-0118-05

中图分类号: TP183

文献标志码: A

基于 Takagi-Sugeno 模糊神经网络的光伏发电功率预测研究

文 立^{1,2}

(1 湖南理工职业技术学院, 湖南 湘潭 411104; 2 湖南省光伏发电系统控制与优化工程实验室, 湖南 湘潭 411104)

摘 要: 在光伏发电预测中,一般都采用与发电功率正相关因素作为输入变量,这样操作很容易陷入局部最优。文章改变输入变量的选取范围,选取与光伏发电功率正、负相关性较大的因素作为光伏发电预测模型的输入变量,利用模糊系统具有收敛速度较快和神经网络具有自学习和调整参数容易等优点,提出 Takagi-Sugeno 模糊神经网络模型应用于光伏发电功率短期预测中,并与 BP 神经网络预测进行比较,其结果显示,所述预测模型预测精度比 BP 神经网络预测精度提高了 10%。

关键词: 正、负相关因素; 功率预测; 模糊神经网络; 减法聚类

Study on power prediction of photovoltaic generation based on Takagi-Sugeno fuzzy neural network

WEN Li^{1,2}

(1 Hunan Vocational Institute of Technology, Xiangtan Hunan 411104, China; 2 Hunan Provincial Photovoltaic Power Generation System Control and Optimization Engineering Laboratory, Xiangtan Hunan 411104, China)

【Abstract】 In photovoltaic power forecasting, the positive correlation factors with power are generally used as input variables, which makes the operation easy to fall into local optimum. In this paper, the selection range of input variables is changed, and the factors that have greater positive and negative correlation with photovoltaic power are selected as input variables of photovoltaic power generation prediction model. Fuzzy system has the advantages of fast convergence speed, easy self-learning and parameter adjustment. Takagi-Sugeno fuzzy neural network model is proposed for short-term prediction of photovoltaic power, and compared with BP neural network prediction. The results show that the prediction accuracy of the forecasting model is 10% higher than BP neural network.

【Key words】 positive and negative related factors; power prediction; fuzzy neural network; subtraction clustering

0 引 言

随着中国近五年光伏电站快速发展,大量的集中式和分布式光伏电站接入电网,对电网运行、管理和调度带来诸多问题,因此,很有必要对光伏发电出力功率进行预测,减少对电网影响,有利于电力部门适时调整电力调度计划。

目前光伏发电功率预测方法主要是 2 类。一类是基于太阳能辐照度的间接预测法。如米增强等人^[1]提出基于时间周期性和邻近相似性两维变尺度的太阳辐照度 ANN 预测模型。付青等人^[2]提出基于 NARX 神经网络光伏发电预测模型,该模型输入变量是由 Hottel 模型计算出来的太阳能辐照度和电池板温度组成;可以看出光伏发电间接预测方法依赖于太阳能辐照度预测模型,但太阳能辐照度的预测模型复杂且只在晴天条件下预测精度较为准

确。另一类是基于历史发电功率的直接预测法。丁明等人^[3]提出基于改进 BP 神经网络光伏发电功率预测模型,利用历史的发电功率、气象信息和预测日的气象信息来预测未来的光伏发电功率。倪春华等人^[4]提出利用光伏发电功率的历史数据、日类型指数和气温建立神经网络发电功率预测模型。综上所述分析得出光伏发电功率直接预测模型相对简单,但需要大量相似日的历史发电数据做支撑。

从前人研究成果可以看出,光伏发电预测不论是间接预测、还是直接预测,一般认为影响光伏发电功率的因素是与光伏发电功率正相关的因素,负相关的因素基本不考虑,这样预测容易使光伏发电预测陷于局部最优,从而影响预测精度。

本文利用正、负相关因素作为光伏发电预测模型的输入变量,利用模糊系统具有收敛速度快、神经网络自学习能力强等特点,将两者优点结合,对运用

基金项目: 湖南省教育厅资助科研项目(17C0739)。

作者简介: 文立(1970-),男,硕士,副教授、网络规划师,主要研究方向:光伏发电功率智能预测。

通讯作者: 文立 Email: wlxt26@126.com

收稿日期: 2019-03-01

Takagi-Sugeno 模糊神经网络预测模型进行光伏发电功率预测展开研究,这里拟对此做出如下分析论述。

1 影响光伏发电功率的主要因素分析

影响光伏发电出力功率的直接影响因素较多,通常有太阳辐照度、天气类型、温度、云层厚度、灰尘、方阵朝向和角度、电缆损耗系数、逆变器的转换效率等,如何从其中选择出对期望输出影响最大的一些因素,组成一个有效的输入变量集,这通常就是在预测前亟需重点考虑的问题。因光伏电站建成后,方阵朝向和角度、电缆损耗系数、逆变器转换系数等基本确定,光伏电站发电功率主要与太阳辐照度、风速、温度、湿度等气象因素有较大关系。为了从这些气象参数中寻出最有效因素,本文即采用了 Spearman 秩相关算法^[5]来探讨分析这些气象影响因素与光伏发电功率之间的关系,由此来确定可作为输入变量的相关因素。采用 Spearman 秩相关系数的数学表达式为:

$$r = 1 - \frac{6}{n(n^2 - 1)} \sum_{i=1}^n (R_i - Q_i)^2 \quad (1)$$

其中, R_i 和 Q_i 分别为影响因素和输出功率的秩次, n 为数据个数。

根据 Spearman 秩相关公式和具体计算步骤,选取 * * 学院 20 KW 光伏屋顶电站 2016 年的光伏发电功率 P 与太阳辐照度 G 、温度 T 、风速 V 、湿度 H 的历史数据进行相关性分析,得到结果见表 1。

表 1 光伏发电因素 Spearman 秩相关分析表

Tab. 1 Photovoltaic generation factor Spearman rank correlation analysis table

变量	G	T	V	H
P	0.93	0.38	0.16	-0.42

由表 1 中分析结果可知,3 个因素都与发电功率正相关,1 个因素与发电功率负相关。其中,对光伏发电功率影响最大的因素是太阳辐照度、温度、风速。

2 Takagi-Sugeno 模糊神经网络预测模型

2.1 相似日选取和输入输出量确定

前文已阐述光伏发电功率大小因受不同季节和不同天气类型条件下太阳辐照度、环境温度、风速、湿度等因素影响较大,故历史发电相似日的选取是考虑春、夏、秋、冬四种季节和晴天、阴天、雨天、多云四种类型天气综合条件下的影响因素特征关联相似度来最终决定,其具体操作步骤如下:

(1) 构造相同季节和天气类型条件下某日某时

刻的特征向量为:

$$\mathbf{X} = [GTVH], \quad (2)$$

其中, G 为某日某时刻的太阳辐照度; T 为某日某时刻的环境温度; V 为某日某时刻的风速; H 为某日某时刻的湿度。

(2) 特征向量的归一化处理。采用极差法对预测日和历史日的各分量进行归一化处理。研究推得其数学公式可表示为:

$$x_i'(j) = \frac{x_i(k) - x_{i,\min}(k)}{x_{i,\max}(k) - x_{i,\min}(k)}, \quad (3)$$

其中, $x_i(k)$ 表示第 I 个历史日的第 K 个气象特征分量; $x_{i,\max}(k)$ 和 $x_{i,\min}(k)$ 分别表示第 K 个气象特征分量的最大值和最小值。

(3) 预测日和历史日第 K 个特征向量的关联系数的计算公式可写作如下形式:

$$\varepsilon_i(k) = \frac{\min_i \min_k |x'(k) - x'_i(k)| + \rho \max_i \max_k |x'(k) - x'_i(k)|}{|\min_i \min_k |x'(k) - x'_i(k)| + \rho \max_i \max_k |x'(k) - x'_i(k)|}, \quad (4)$$

其中, $x'(k)$ 和 $x'_i(k)$ 分别表示预测日和历史日的第 K 个气象特征分量, $\rho = 0.5$ 。

(4) 计算历史日和预测日总关联度,根据总关联度大小来选择相似日。研究中将用到如下公式:

$$R_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \varepsilon_i(k) \quad (5)$$

其中, n 表示气象特征分量的数量。

一般认为神经网络预测的精度是由输入样本数量和维度来决定的,样本维度和数量会影响光伏发电产生功率的发展变化规律。样本数量过少,可能会造成神经网络训练数不足,权值参数的调制不到位;样本数过多,可能导致训练时间过多,学习效率低,也可能出现由于数据前后冲突造成网络过拟合现象。样本维数的增多会增加神经网络模型的复杂度和自学习的时间,故在保证模型可靠基础上,尽量减少样本维数(输入变量的个数);样本维数太少,能够反映功率变化的关键因素就会较为匮乏,导致输出的功率不能反映变化规律。故将本文输入变量维数设定为 4 维,输出量为第 i 日 J 时刻的发电量。

2.2 模糊神经网络输入空间划分方法的选取

模糊神经网络第二层数量(输入空间数量)由输入变量可划分的模糊集合数量决定。对于模糊神经网络输入空间主要有 2 种划分方法,分别是:基于网格划分和基于聚类的划分。由于输入变量维数为 4,若采用基于网格划分输入空间,一旦变量模糊集

合数大于2,很容易产生规则爆炸。假设每个输入变量划分3个模糊集合,产生的规则数将达到 $3^4 = 81$ 条,致使模糊神经网络的学习速度减慢。故本文采用减法聚类的策略来训练样本的聚类个数及聚类中心的位置,并确定网络结构。

2.3 Takagi-Sugeno 模糊神经网络预测模型设计和学习算法的选择

本文中,光伏发电功率预测研究中采用了 Takagi-Sugeno 模糊神经网络预测模型,其简化结构如图1所示。模型中涉及各层功能设计可描述如下。

(1)第一层,输入层,本文选取4个输入变量。其中的每个节点直接与输入向量的各分量 x_i 连接,同时起着将输入值 $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 传送到下一层的作用。

(2)第二层,隶属度函数计算层。其中的每个节点表示一个语言变量值,具体作用是计算各输入分量属于各语言变量值模糊集合的隶属度函数 μ_i^j 。文中采用的隶属度函数为高斯函数,即:

$$\mu_i^j = \mu_{A_i^j} x_i, \quad (6)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m_i; n$ 表示输入量的维数; m_i 是 x_i 的模糊分割数。

(3)第三层,规则生成层。其中的每个节点表示一条模糊规则,具体作用是将各个输入变量匹配到相应的模糊规则,并计算输入值对每条规则的适应度。运算求得其数学公式如下:

$$\partial_j = \min\{\mu_1^{i_1}, \mu_2^{i_2}, \dots, \mu_n^{i_n}\}, \quad (7)$$

其中, $i_1 \in \{1, 2, \dots, m_1\}, \dots, i_n \in \{1, 2, \dots, m_n\}, j = 1, 2, \dots, m, m = \prod_{i=1}^n m_i$ 。

(4)第四层,归一化层。具体作用是进行归一化计算,运算求得其数学公式如下:

$$\bar{\partial}_j = \frac{\partial_j}{\sum_{i=1}^m \partial_i} \quad j = 1, 2, \dots, m, \quad (8)$$

(5)第五层,输出层,网络输出层 y 是规则后件网络结果的加权和,表示预测 I 日 J 时刻的功率。运算求得其数学公式如下:

$$y = \sum_{j=1}^m \bar{\alpha}_j y_j. \quad (9)$$

其中, y_j 是各规则后件的加权和。

模糊神经网络的学习算法有3种,即:梯度下降学习算法、最小二乘估计算法、混合学习算法。本文采用的是混合学习算法。混合学习算法的步骤是:每次迭代中,输入信号沿正向网络传递到第四层,此

时固定条件参数,采用最小二乘估计算法调节参数,接下来信号沿正向网络传递到第五层,即输出层。此后,将获得误差信号反向传播,从而调节条件参数。

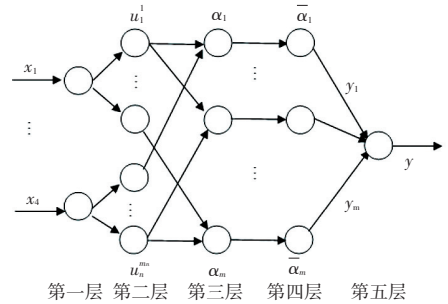


图1 基于 Takagi-Sugeno 模型的模糊神经网络简化结构图

Fig. 1 Simplified structure diagram of fuzzy neural network based on Takagi-Sugeno model

3 仿真分析

3.1 数据分析及参数设置

为验证本文提出基于正、负相关因素的模糊神经网络在光伏发电功率预测中应用效果,以湖南省某高校 20 Kw 光伏电站作为研究对象,选取 2016 年 8 月 1 日~2016 年 8 月 30 日历史发电数据和气象数据作为实验数据。分别采用模糊神经网络和 BP 神经网络对 2016 年 8 月 1 日~2016 年 8 月 30 日每日 8:00~17:30 光伏发电数据进行预测。

本文的实验数据分为训练数据、核对数据、检验数据,分别起着训练模糊神经网络预测模型、防止模型过度训练、检验功率预测正确性的作用。

本文采用的数据来源于某学院屋顶 20 Kw 光伏电站原始数据库中,其中的发电数据和气象数据表示意义不同、数据量级不同,需要对原始数据进行一定的预处理。采用解析法对异常数据进行处理,采用归一化法对发电数据和气象数据进行处理,将其数据尺度变换到 $[0, 1]$ 区间内。

本文将训练数据导入到设计的预测模型中,并按照研究中设定的参数通过减法聚类方法进行初始化。参数设定详见表2。

表2 减法聚类初始化表

Tab. 2 Subtraction cluster initialization table

Range of influence	Squash factor	Accept radio	Reject radio
0.55	1.2	0.55	0.2

表2中,Range of influence表示影响范围,Squash factor表示挤压因子,两者的乘积决定哪些点被排除,哪些点将作为聚类中心;Accept radio表示接受率,用于判定某个点作为聚类中心的可能性

值高于前一个聚类中心可能性值多少比率才有可能成为新的聚类中心; *Reject radio* 表示拒绝率, 用于判定某个点作为聚类中心的可能性值低于前一个聚类中心可能性值多少比率才有可能被拒绝作为新的聚类中心。

本文给出的模糊神经网络预测模型训练参数见表 3。

表 3 模糊神经网络训练参数表

Tab. 3 Fuzzy neural network training parameter table

训练次数	误差容限	学习算法
200	0	hybrid

3.2 性能评估指标

为了对本文提出的预测模型进行准确评估, 本

表 4 预测日发电功率的 Takagi-Sugeno 模糊神经网络方法预测结果

Tab. 4 The results of Takagi-Sugeno fuzzy neural network method for predicting daily power generation

时刻	实测值/Kw	预测值/Kw	误差	时刻	实测值/Kw	预测值/Kw	误差
8:00	2.54	2.60	2.31	13:00	13.40	13.60	1.47
8:30	2.67	2.50	6.80	13:30	11.84	12.09	2.07
9:00	3.28	3.48	5.75	14:00	8.94	9.32	4.08
9:30	3.46	3.50	1.14	14:30	6.77	6.54	3.52
10:00	3.56	3.40	4.71	15:00	9.24	9.32	0.86
10:30	5.75	5.81	1.03	15:30	7.86	7.67	2.48
11:00	12.18	12.40	1.77	16:00	7.68	7.45	3.09
11:30	12.58	12.61	0.24	16:30	5.63	5.43	3.68
12:00	13.30	13.50	1.48	17:00	4.20	4.38	4.11
12:30	11.12	11.24	1.07	17:30	4.18	4.08	2.45

在此基础上, 研究绘制的实际预测值、Takagi-Sugeno 模糊神经网络、BP 神经网络功率预测值波动曲线如图 2 所示。

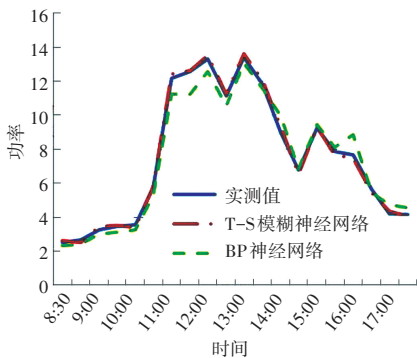


图 2 实际预测值、Takagi-Sugeno 模糊神经网络、BP 神经网络功率预测值波动曲线

Fig. 2 Fluctuation curve of actual predicted value, Takagi-Sugeno fuzzy neural network, BP neural network power prediction value

文采用平均绝对百分比误差 *MAPE* (mean absolute percent error) 评价指标对预测结果进行定量分析。其数学定义公式可表示为:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|Y_r - Y_f|}{Y_f} \times 100\% \quad (10)$$

其中, N 表示数据总数; i 表示数据序号; Y_r 表示预测日实际发电功率; Y_f 表示预测发电功率。

3.3 预测结果及分析

研究中, 仿真后得到的预测日发电功率的 Takagi-Sugeno 模糊神经网络方法预测结果见表 4。从表 4 中可以得出, 预测结果有 1 个误差较大的异常点, 误差最大为 6.8, 最小为 0.86, 均方根误差为 3.92%。

从图 2 可以看出, Takagi-Sugeno 模糊神经网络模型功率预测趋势比 BP 神经网络模型功率预测趋势能够更好地拟合实际功率, 误差更小, 由此说明 Takagi-Sugeno 模糊神经网络对光伏发电功率预测具有更高的精度, 能更好地反映光伏发电短期预测中发电功率变化趋势。

4 结束语

本文提出一种基于正、负相关因素的 Takagi-Sugeno 模糊神经网络光伏发电功率预测模型。研究中, 既避免了输入变量的选择不当造成预测过程陷入局部最优, 又结合了模糊神经网络自身的收敛速度快、自学习等优点, 确保了预测模型具有更强学习和映射能力。通过实验数据仿真分析, 结果表明基于正、负相关因素的 Takagi-Sugeno 模糊神经网络光伏发电功率预测比 BP 神经网络预测能够获得更高的预测精度。