

证书号第 1445064 号



# 发明专利证书

发明名称：基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法和系统

发明人：董朝阳；黄杰波；孟科

专利号：ZL 2010 1 0557446.6

专利申请日：2010 年 11 月 24 日

专利权人：香港理工大学

授权公告日：2014 年 07 月 16 日

本发明经过本局依照中华人民共和国专利法进行审查，决定授予专利权，颁发本证书并在专利登记簿上予以登记。专利权自授权公告之日起生效。

本专利的专利权期限为二十年，自申请日起算。专利权人应当依照专利法及其实施细则规定缴纳年费。本专利的年费应当在每年 11 月 24 日前缴纳。未按照规定缴纳年费的，专利权自应当缴纳年费期满之日起终止。

专利书记载专利权登记时的法律状况。专利权的转移、质押、无效、终止、恢复和专利权人的姓名或名称、国籍、地址变更等事项记载在专利登记簿上。



局长  
申长雨

申长雨





# (12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 102479339 A

(43) 申请公布日 2012.05.30

(21) 申请号 201010557446.6

(22) 申请日 2010.11.24

(71) 申请人 香港理工大学  
地址 中国香港九龙红磡

(72) 发明人 董朝阳 黄杰波 孟科

(74) 专利代理机构 深圳市顺天达专利商标代理  
有限公司 44217

代理人 郭伟刚

(51) Int. Cl.  
G06N 3/02 (2006.01)

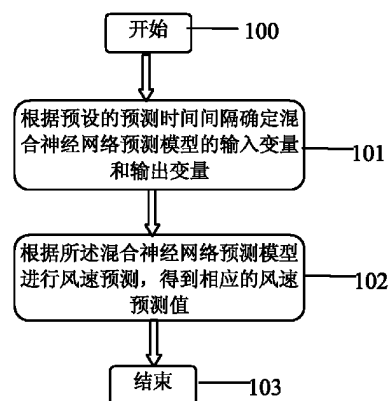
权利要求书 2 页 说明书 8 页 附图 6 页

## (54) 发明名称

基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法和系统

## (57) 摘要

本发明涉及一种基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法,其中包括步骤 S1、根据预设的预测时间间隔确定混合神经网络预测模型的输入变量和输出变量;S2、根据所述混合神经网络预测模型进行风速预测,得到相应的风速预测值。本发明还涉及一种基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统,其中包括变量确定模块:用于根据预设的预测时间间隔确定混合神经网络预测模型的输入变量和输出变量;以及预测模块:用于根据所述混合神经网络预测模型进行风速预测,得到相应的风速预测值。本发明的基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法和系统计算速度快、可靠性高、解决了完全依赖物理预测模型的技术难题、又可以克服单一模型预测误差波动大的缺陷。



1. 一种基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法,其特征在于,包括步骤:
  - S1、根据预设的预测时间间隔确定混合神经网络预测模型的输入变量和输出变量;
  - S2、根据所述混合神经网络预测模型进行风速预测,得到相应的风速预测值。
2. 根据权利要求1所述的基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法,其特征在于,所述步骤S1之前还包括步骤:
  - S0、根据风电场的风速历史数据库和物理模型仿真数据库建立所述混合神经网络预测模型。
3. 根据权利要求2所述的基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法,其特征在于,所述步骤S0包括步骤:
  - S01、根据所述风电场的风速历史数据库和所述物理模型仿真数据库得到原始数据集;
  - S02、对所述原始数据集进行离线小波去噪,并按照月份进行归一化处理,得到多组训练数据;
  - S03、根据所述多组训练数据训练不同的神经网络模型;
  - S04、根据实时风速数据计算神经网络模型的权重系数;
  - S05、根据所述神经网络模型的权重系数对所述神经网络模型进行组合,得到所述混合神经网络预测模型。
4. 根据权利要求1所述的基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法,其特征在于,所述步骤S2包括:
  - S21、根据所述混合神经网络预测模型进行风速预测,得到预测结果;
  - S22、对所述预测结果进行反归一化处理,得到相应的风速预测值。
5. 根据权利要求1所述的基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法,其特征在于,所述步骤S2之后还包括步骤:
  - S3、根据实时风速数据对所述混合神经网络预测模型进行参数修正。
6. 一种基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统,其特征在于,包括:
  - 变量确定模块(1):用于根据预设的预测时间间隔确定混合神经网络预测模型的输入变量和输出变量;以及
  - 预测模块(2):用于根据所述混合神经网络预测模型进行风速预测,得到相应的风速预测值。
7. 根据权利要求6所述的基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统,其特征在于,所述基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统还包括:
  - 模型建立模块(3):用于根据风电场的风速历史数据库和物理模型仿真数据库建立所述混合神经网络预测模型。
8. 根据权利要求7所述的基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统,其特征在于,所述模型建立模块(3)包括:
  - 整理单元(31):用于根据所述风电场的风速历史数据库和所述物理模型仿真数据库得到原始数据集;
  - 修正单元(32):用于对所述原始数据集进行离线小波去噪,并按照月份进行归一化处理,得到多组训练数据;

训练单元 (33) :用于根据所述多组训练数据训练不同的神经网络模型 ;  
计算单元 (34) :用于根据实时风速数据计算神经网络模型的权重系数 ;以及  
模型建立单元 (35) :用于根据所述神经网络模型的权重系数对所述神经网络模型进行组合,得到所述混合神经网络预测模型。

9. 根据权利要求 6 所述的基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统,其特征在于,所述预测模块 (2) 包括 :

预测单元 (21) :用于根据所述混合神经网络预测模型进行风速预测,得到预测结果 ;  
以及

处理单元 (22) :用于对所述预测结果进行反归一化处理,得到相应的风速预测值。

10. 根据权利要求 6 所述的基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统,其特征在于,所述基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统还包括 :

修正模块 (4) :用于根据实时风速数据对所述混合神经网络预测模型进行参数修正。

## 基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法和系统

### 技术领域

[0001] 本发明涉及风电场风速预测领域,更具体地说,涉及一种基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法和系统。

### 背景技术

[0002] 风能作为一种清洁的可再生能源,近年来受到世界各国的广泛重视。大力发展风速发电是我国能源建设实施可持续发展战略的需要,对加快国民经济发展、促进电力产业结构调整、减少环境污染、推进科技进步具有重要意义。我国风能储量很大、分布面广,潜力巨大。因此,在国家政策扶持和能源供应紧张的大环境下,中国风速发电行业的发展前景十分广阔,预计在未来很长一段时间都将保持高速发展。

[0003] 随着大型风电场的迅猛发展,风速发电的不确定性及波动性已给电网调度以及安全运行带来了严峻的挑战。为了提高风能的利用效率,越来越多的风速发电企业需要准确的风速预测服务,通过预测风速资源从而给出比较准确的发电曲线,以便调控分配电量,实现现代风电与传统发电联合优化运行。目前,对风速的预测主要依赖于物理预测模型,其计算量大,误差累积率高,而且需要专业的人士维护,不能满足风电企业对风能短期预报的需求,更不能对风电场范围内的风速分布作出精细的预报。因此,要大规模使用风速发电必须提高风速预测的准确度和可靠性。

[0004] 人工神经网络是模仿生物结构和功能的一种信息处理系统,由大量神经元相连而成,每个神经元的结构与功能比较简单,但是其组合而成的系统则是很复杂的,能对信息进行大规模并行处理、分布存储。由于其具有良好的适应性、自组织性和容错性并具有较强的学习、记忆、联想、识别等功能,神经网络可以任意逼近复杂的非线性连续系统。所以,神经网络为风电场短期风速预测提供了一种强有力的分析工具。但单一的神经网络存在易陷入局部最小、训练时间长、校验精度低、泛化能力差等缺点和不足,所以预测精确度不高,可靠性低。

### 发明内容

[0005] 本发明要解决的技术问题在于,针对现有技术的风电场短期风速预测准确率低,可靠性差的缺陷,提供一种计算速度快、可靠性高、解决了完全依赖物理预测模型的技术难题、又可以克服单一模型预测误差波动大的缺陷的基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法和系统。

[0006] 本发明解决其技术问题所采用的技术方案是:构造一种基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法,其中包括步骤:S1、根据预设的预测时间间隔确定混合神经网络预测模型的输入变量和输出变量;S2、根据所述混合神经网络预测模型进行风速预测,得到相应的风速预测值。

[0007] 在本发明所述的基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法中,所述步骤 S1 之前还包括步骤:S0、根据风电场的风速历史数据库和物理模型仿真数据库建立所述混合

神经网络预测模型。

[0008] 在本发明所述的基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法中,所述步骤 S0 包括步骤:S01、根据所述风电场的风速历史数据库和所述物理模型仿真数据库得到原始数据集 ;S02、对所述原始数据集进行离线小波去噪,并按照月份进行归一化处理,得到多组训练数据 ;S03、根据所述多组训练数据训练不同的神经网络模型 ;S04、根据实时风速数据计算神经网络模型的权重系数 ;S05、根据所述神经网络模型的权重系数对所述神经网络模型进行组合,得到所述混合神经网络预测模型。

[0009] 在本发明所述的基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法中,所述步骤 S2 包括 :S21、根据所述混合神经网络预测模型进行风速预测,得到预测结果 ;S22、对所述预测结果进行反归一化处理,得到相应的风速预测值。

[0010] 在本发明所述的基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法中,所述步骤 S2 之后还包括步骤 :S3、根据实时风速数据对所述混合神经网络预测模型进行参数修正。

[0011] 本发明还构造一种基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统,其中包括 :变量确定模块 :用于根据预设的预测时间间隔确定混合神经网络预测模型的输入变量和输出变量 ;以及预测模块 :用于根据所述混合神经网络预测模型进行风速预测,得到相应的风速预测值。

[0012] 在本发明所述的基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统中,所述基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统还包括 :模型建立模块 :用于根据风电场的风速历史数据库和物理模型仿真数据库建立所述混合神经网络预测模型。

[0013] 在本发明所述的基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统中,所述模型建立模块包括 :整理单元 :用于根据所述风电场的风速历史数据库和所述物理模型仿真数据库得到原始数据集 ;修正单元 :用于对所述原始数据集进行离线小波去噪,并按照月份进行归一化处理,得到多组训练数据 ;训练单元 :用于根据所述多组训练数据训练不同的神经网络模型 ;计算单元 :用于根据实时风速数据计算神经网络模型的权重系数 ;以及模型建立单元 :用于根据所述神经网络模型的权重系数对所述神经网络模型进行组合,得到所述混合神经网络预测模型。

[0014] 在本发明所述的基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统中,所述预测模块包括 :预测单元 :用于根据所述混合神经网络预测模型进行风速预测,得到预测结果 ;以及处理单元 :用于对所述预测结果进行反归一化处理,得到相应的风速预测值。

[0015] 在本发明所述的基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统中,所述基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统还包括 :修正模块 :用于根据实时风速数据对所述混合神经网络预测模型进行参数修正。

[0016] 实施本发明的基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法和系统,具有以下有益效果 :通过多模型预测,可以克服单一预测模型波动性大、可靠性低的缺点 ;预测模型数据需求简单,只需要历史风速时间序列数据,计算速度快,且精度高,降低了对计算平台的要求 ;可以按照不同系统需求,选择任意的预测间隔,进行超前多步高精度风速预测 ;小波降噪技术能够有效地抑制由于含噪数据对模型训练的影响,提高预测精度 ;将物理预测模型和实际观测数据相结合,相辅相成 ;为调度员作出准确的优化调度决策提供可靠、有效的技术支撑。

## 附图说明

[0017] 下面将结合附图及实施例对本发明作进一步说明,附图中:

[0018] 图 1 是本发明的基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法的第一优选实施例的流程图;

[0019] 图 2 是本发明的基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法的第二优选实施例的流程图;

[0020] 图 3 是本发明的基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法的第三优选实施例的流程图;

[0021] 图 4 是本发明的基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法的第四优选实施例的流程图;

[0022] 图 5 是本发明的基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法的第五优选实施例的流程图;

[0023] 图 6 是本发明的基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统的第一优选实施例的结构示意图;

[0024] 图 7 是本发明的基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统的第二优选实施例的结构示意图;

[0025] 图 8 是本发明的基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统的第三优选实施例的结构示意图;

[0026] 图 9 是本发明的基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统的第四优选实施例的结构示意图;

[0027] 图 10 是本发明的基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统的第五优选实施例的结构示意图;

[0028] 图 11 是本发明的基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统的优选实施例的具体结构示意图。

## 具体实施方式

[0029] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白,以下结合附图及实施例,对本发明进行进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。

[0030] 在图 1 所示的本发明的基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法的第一优选实施例的流程图中,所述基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法开始于步骤 100;步骤 100 之后进行到步骤 101,根据预设的预测时间间隔确定混合神经网络预测模型的输入变量和输出变量;随后,到下一步骤 102,根据所述混合神经网络预测模型进行风速预测,得到相应的风速预测值;最后该方法结束于步骤 103。以风电场风速数据作为预测模型的输入变量,按照预设的预测时间间隔之后(一分钟、五分钟、一小时、二十四小时)对应的风速数据作为预测模型的输出变量;确定输入输出变量后根据混合神经网络预测模型进行风速预测,得到相应的风速预测值。

[0031] 在图 2 所示的本发明的基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法的第二优

选实施例的流程图中,所述基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法开始于步骤 200;步骤 200 之后进行到步骤 201,根据风电场的风速历史数据库和物理模型仿真数据库建立所述混合神经网络预测模型;随后,到下一步骤 202,根据预设的预测时间间隔确定混合神经网络预测模型的输入变量和输出变量;随后,到下一步骤 203,根据所述混合神经网络预测模型进行风速预测,得到相应的风速预测值;最后该方法结束于步骤 204。从风电场数据采集与监视控制系统的历史数据库,以及通过物理预测模型仿真得到的风速数据库,整理后得到的数据来建立混合神经网络预测模型。

[0032] 在图 3 所示的本发明的基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法的第三优选实施例的流程图中,所述基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法开始于步骤 300;步骤 300 之后进行到步骤 301,根据所述风电场的风速历史数据库和所述物理模型仿真数据库得到原始数据集;随后,到下一步骤 302,对所述原始数据集进行离线小波去噪,并按照月份进行归一化处理,得到多组训练数据;随后,到下一步骤 303,根据所述多组训练数据训练不同的神经网络模型;随后,到下一步骤 304,根据实时风速数据计算神经网络模型的权重系数;随后,到下一步骤 305,根据所述神经网络模型的权重系数对所述神经网络模型进行组合,得到所述混合神经网络预测模型;随后,到下一步骤 306,根据预设的预测时间间隔确定混合神经网络预测模型的输入变量和输出变量;随后,到下一步骤 307,根据所述混合神经网络预测模型进行风速预测,得到相应的风速预测值;最后该方法结束于步骤 308。

[0033] 从风电场数据采集与监视控制系统的历史数据库,以及通过物理预测模型仿真得到的风速数据库,整理后得到原始数据集,对原始数据集进行离线小波去噪,并按照月份做归一化处理;

[0034] 小波去噪步骤如下:

[0035] 对原始数据集作小波分解变化,分解算式为 (1):

$$[0036] \quad wd = wx + \varepsilon \cdot wz \quad (1)$$

[0037] 其中,  $w$  为小波系数,  $d$  为含噪声风速数据,  $x$  为真实风速数据,  $z$  为噪声数据,其中小波分解变换是线性变换。

[0038] 对小波系数作门限阈值处理,选取经典阈值形式,算式为 (2):

$$[0039] \quad t_m = \varepsilon \sqrt{2 \log m} \quad (2)$$

[0040] 其中,  $\varepsilon$  为噪声标准差,  $m$  为风速数据长度,  $\eta_{t_m} wd$  为门限阈值处理。

[0041] 对处理过的小波系数作逆变换重构,即可得到去噪后的风速数据。重构算式为 (3):

$$[0042] \quad \mathbf{x}^* = w^{-1} \eta_{t_m} wd \quad (3)$$

[0043] 其中,  $\mathbf{x}^*$  为去噪后的风速数据,  $\eta_{t_m} wd$  为门限阈值处理。

[0044] 归一化处理步骤如下:

[0045] 归一化的算式为 (4) 和 (5):

$$[0046] \quad \mathbf{x}' = \frac{\mathbf{x}^* - \bar{\mathbf{x}}^*}{\sigma_{\mathbf{x}^*}}, \mathbf{f}' = \frac{\mathbf{f}^* - \bar{\mathbf{f}}^*}{\sigma_{\mathbf{f}^*}} \quad (4)$$



[0047] 其中：

$$[0048] \quad \bar{\mathbf{x}}^* = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \mathbf{x}_j^*, \sigma_{\mathbf{x}^*} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m (\mathbf{x}_j^* - \bar{\mathbf{x}}^*)^2} \quad (5)$$

$$[0049] \quad \bar{\mathbf{f}}^* = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \mathbf{f}_j^*, \sigma_{\mathbf{f}^*} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m (\mathbf{f}_j^* - \bar{\mathbf{f}}^*)^2}$$

[0050] 式中,  $\mathbf{x}'$  为经过归一化处理后的风速预测模型输入数据,  $\mathbf{x}^*$  为去噪后的输入风速数据,  $\bar{\mathbf{x}}^*$  为去噪后的输入风速所在月份的历史数据平均值,  $\sigma_{\mathbf{x}^*}$  为去噪后的输入风速所在月份的历史数据标准差,  $\mathbf{f}$  为经过归一化处理后的风速预测模型输出数据,  $\mathbf{f}^*$  为去噪后的输出风速数据,  $\bar{\mathbf{f}}^*$  为去噪后的输出风速所在月份的历史数据平均值,  $\sigma_{\mathbf{f}^*}$  为去噪后的输出风速所在月份的历史数据标准差,  $m$  为输入样本数据的个数,  $\mathbf{x}_j$  为第  $j$  组输入数据,  $\mathbf{f}_j$  为第  $j$  组输出数据。

[0051] 得到多组归一化后的数据, 分别用于训练不同神经网络模型；

[0052] 根据实时观测得到的风速数据计算调整各子模型的权重系数, 具体算式为 (6)：

$$[0053] \quad k_i(t) = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^n \sum_{u=0}^s |e_j(t-u-v)|}{(n-1) \sum_{j=1}^n \sum_{u=0}^s |e_j(t-u-v)|} \quad (6)$$

[0054] 同时满足算式 (7),

$$[0055] \quad \sum_{i=1}^n k_i(t) = 1, \forall t, i, k_i(t) \geq 0 \quad (7)$$

[0056] 式中,  $n$  为预测子模型的个数,  $t$  为当前时间,  $v$  为预测时间间隔,  $s$  为累积误差时间区间,  $e_j(t-v)$  为  $t-v$  时刻第  $j$  个子模型的预测误差,  $k_i(t)$  为  $t$  时刻第  $i$  个子模型的权重；

[0057] 根据历史风速数据集, 分别训练多个神经网络模型进行预测, 然后利用实际观测值以及预测累积误差在线调整子模型权重, 并将多个神经网络模型输出进行加权组合得到混合神经网络预测模型, 得到最终的预测结果, 即 (8)

$$[0058] \quad \mathbf{y}(t) = \sum_{i=1}^n k_i(t) \cdot \mathbf{f}_i(t) \quad (8)$$

[0059] 式中,  $n$  为预测子模型的个数,  $\mathbf{y}(t)$  为  $t$  时刻混合预测模型的预测值,  $\mathbf{f}_i(t)$  为  $t$  时刻第  $i$  个子模型的预测值,  $k_i(t)$  为  $t$  时刻第  $i$  个子模型的权重。

[0060] 随后根据该混合神经网络预测模型进行风速的预测。

[0061] 在图 4 所示的本发明的基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法的第四优选实施例的流程图中, 所述基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法开始于步骤 400；步骤 400 之后进行到步骤 401, 根据预设的预测时间间隔确定混合神经网络预测模型的输入变量和输出变量；随后, 到下一步骤 402, 根据所述混合神经网络预测模型进行风速预测, 得到预测结果；随后, 到下一步骤 403, 对所述预测结果进行反归一化处理, 得到相应的风速预测值；最后该方法结束于步骤 404。对预测结果进行反归一化处理, 建立基于混合神

神经网络的风电场短期风速预测方法。

[0062] 在图 5 所示的本发明的基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法的第五优选实施例的流程图中,所述基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法开始于步骤 500;步骤 500 之后进行到步骤 501,根据预设的预测时间间隔确定混合神经网络预测模型的输入变量和输出变量;随后,到下一步骤 502,根据所述混合神经网络预测模型进行风速预测,得到相应的风速预测值;随后,到下一步骤 503,根据实时风速数据对混合神经网络预测模型进行参数修正;最后该方法结束于步骤 504。每运行一段时间,根据实际观测得到的风速数据对物理模型仿真数据库进行参数修正。传统的权值确定方法有:平均权重法,最优拟合法等。平均权重法将各个子模型平等对待,因而忽略了各子模型对数据结构的不同适应性;最优拟合法将权值建立在对于模型历史数据的“虚拟预测”结果的表现上,然而,最优拟合并不意味着最优预测。因此,只有实时在线更新权值,才能够使模型的结构跟踪风速数据变化。

[0063] 本发明还涉及一种基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统,在图 6 所示的本发明的基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统的第一优选实施例的结构示意图中,所述基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统包括变量确定模块 1 以及预测模块 2。变量确定模块 1 用于根据预设的预测时间间隔确定混合神经网络预测模型的输入变量和输出变量;预测模块 2 用于根据所述混合神经网络预测模型进行风速预测,得到相应的风速预测值。变量确定模块 1 以风电场风速数据作为预测模型的输入变量,按照预设的预测时间间隔之后(一分钟、五分钟、一小时、二十四小时)对应的风速数据作为预测模型的输出变量;确定输入输出变量后预测模块 2 根据混合神经网络预测模型进行风速预测,得到相应的风速预测值。

[0064] 在图 7 所示的本发明的基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统的第二优选实施例的结构示意图中,所述基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统还包括模型建立模块 3,模型建立模块 3 用于根据风电场的风速历史数据库和物理模型仿真数据库建立所述混合神经网络预测模型。模型建立模块 3 从风电场数据采集与监视控制系统的历史数据库,以及通过物理预测模型仿真得到的风速数据库,整理后得到的数据来建立混合神经网络预测模型。

[0065] 在图 8 所示的本发明的基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统的第三优选实施例的结构示意图中,模型建立模块 3 包括整理单元 31、修正单元 32、训练单元 33、计算单元 34 以及模型建立单元 35。整理单元 31 用于根据所述风电场的风速历史数据库和所述物理模型仿真数据库得到原始数据集;修正单元 32 用于对所述原始数据集进行离线小波去噪,并按照月份进行归一化处理,得到多组训练数据;训练单元 33 用于根据所述多组训练数据训练不同的神经网络模型;计算单元 34 用于根据实时风速数据计算神经网络模型的权重系数;模型建立单元 35 用于根据所述神经网络模型的权重系数对所述神经网络模型进行组合,得到所述混合神经网络预测模型。整理单元 31 从风电场数据采集与监视控制系统的历史数据库,以及通过物理预测模型仿真得到的风速数据库,整理后得到原始数据集,修正单元 32 对原始数据集进行离线小波去噪,并按照月份做归一化处理;训练单元 33 得到多组归一化后的数据,分别用于训练不同神经网络模型;计算单元 34 根据实时观测得到的风速数据计算调整各子模型的权重系数;模型建立单元 35 利用实际观测值以及预

测累积误差在线调整子模型权重,并将多个神经网络模型输出进行加权组合得到混合神经网络预测模型,得到最终的预测结果。具体的计算方法与上述方法的第三实施例相同。

[0066] 在图 9 所示的本发明的基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统的第四优选实施例的结构示意图中,预测模块 2 包括预测单元 21 以及处理单元 22,预测单元 21 用于根据所述混合神经网络预测模型进行风速预测,得到预测结果;处理单元 22 用于对所述预测结果进行反归一化处理,得到相应的风速预测值。处理单元 22 对预测单元 21 得出的预测结果进行反归一化处理,建立基于混合神经网络的风电场短期风速预测方法。

[0067] 在图 10 所示的本发明的基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统的第五优选实施例的结构示意图中,所述基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统还包括修正模块 4,修正模块 4 用于根据实时风速数据对所述混合神经网络预测模型进行参数修正。每运行一段时间,修正模块 4 根据实际观测得到的风速数据对物理模型仿真数据库进行参数修正。传统的权值确定方法有:平均权重法,最优拟合法等。平均权重法将各个子模型平等对待,因而忽略了各子模型对数据结构的不同适应性;最优拟合法将权值建立在对于模型历史数据的“虚拟预测”结果的表现上,然而,最优拟合并不意味着最优预测。因此,只有实时在线更新权值,才能够使模型的结构跟踪风速数据变化。

[0068] 下面结合图 11 说明基于混合神经网络的风电场短期风速预测系统的一个优选具体实施例。

[0069] 以某风电场为例,采用该风电场的历史数据,提前五分钟预测,验证基于混合神经网络的风速预测方法的有效性。具体实施过程如下:

[0070] 1)、采用某一风电场五年的历史风速数据,其采样间隔为一分钟,进行提前五分钟滚动学习预测。选择预测模型的输入和输出变量;

[0071] 2)、对原始数据集进行离线小波去噪,并按照月份做归一化处理;从样本集中抽出部分数据作为学习样本建立模型,余下部分作为测试样本以检验预测模型的泛化能力;

[0072] 3)、混合结构中采用的神经网络包括, BP (Back Propagation:反向传播)神经网络、RBF (Radical Basis Function:径向基函数)神经网络以及 MLP (Multi-layer perception:多层感知器)神经网络;其中, BP 神经网络隐含层为 sigmoid 型函数,输出层为 purelin 函数;RBF 神经网络隐含层为 gauss 型函数;MLP 神经网络隐含层和输出层均为 sigmoid 型函数。所有神经网络均采用 Levenberg-Marquardt 训练方法,通过训练确定各神经网络的权值;

[0073] 4)、为了测试系统的鲁棒性,采用平均绝对误差 (MAE) 和均方根误差 (RMSE) 对预测效果进行评价,计算公式如下:

$$[0074] \begin{cases} MAE = \frac{1}{l} \sum_{t=1}^l |y(t) - \hat{y}(t)| \\ RMSE = \sqrt{\frac{1}{l} \sum_{t=1}^l (y(t) - \hat{y}(t))^2} \end{cases} \quad (9)$$

[0075] 式中, $y(t)$  为  $t$  时刻的预测值, $\hat{y}_j$  为  $t$  时刻的观测值, $l$  为预测点的个数,所得到的统计值越小,说明预测效果越好,预测精度越高。所得到的统计结果如表 1 所示:

[0076] 表 1 测试数据性能比较

[0077]

建模系统	单一神经网络		混合神经网络	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE
测试数据集一	0.3062	0.4840	0.2916	0.4373
测试数据集二	0.3501	0.4803	0.2965	0.4204

[0078] 如上表所示,采用本发明所提出的短期风速预测系统,预测精度有大幅度的提高,说明了本系统有较高的准确性和可靠性。

[0079] 以上所述仅为本发明的实施例,并非因此限制本发明的专利范围,凡是利用本发明说明书及附图内容所作的等效结构变换,或直接或间接运用在其他相关的技术领域,均同理包括在本发明的专利保护范围内。

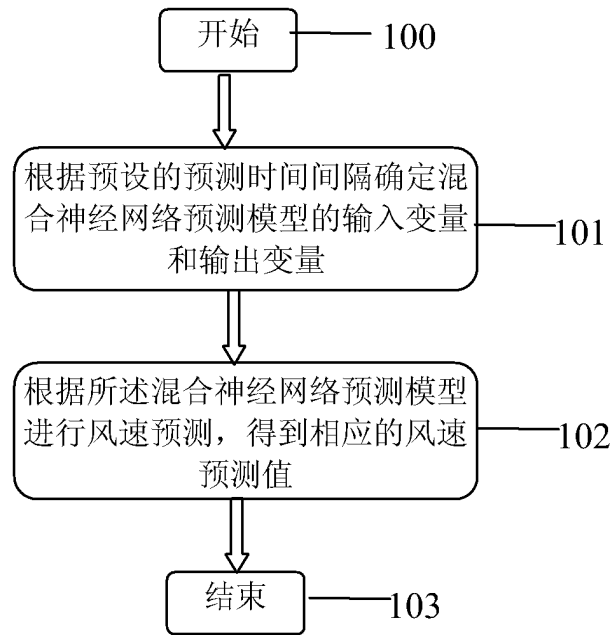


图 1

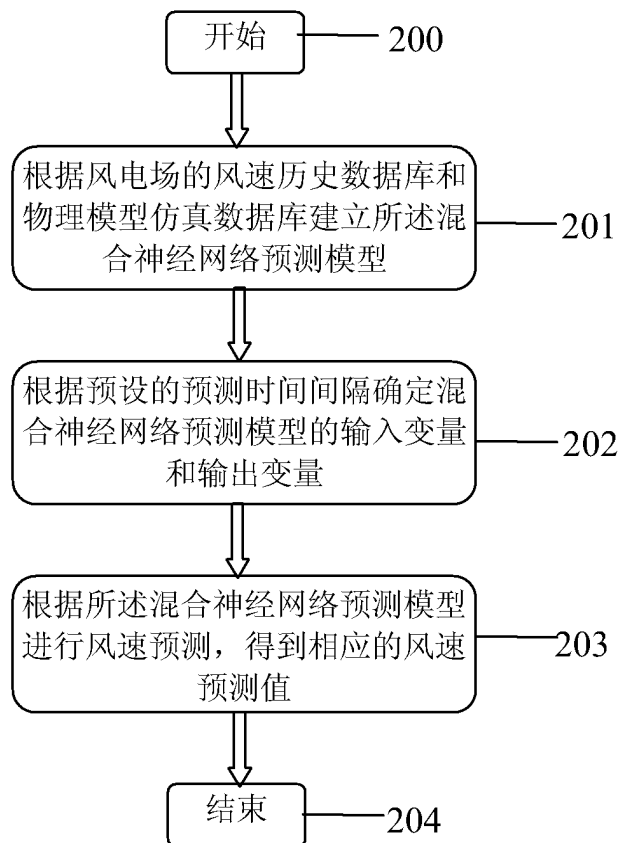


图 2

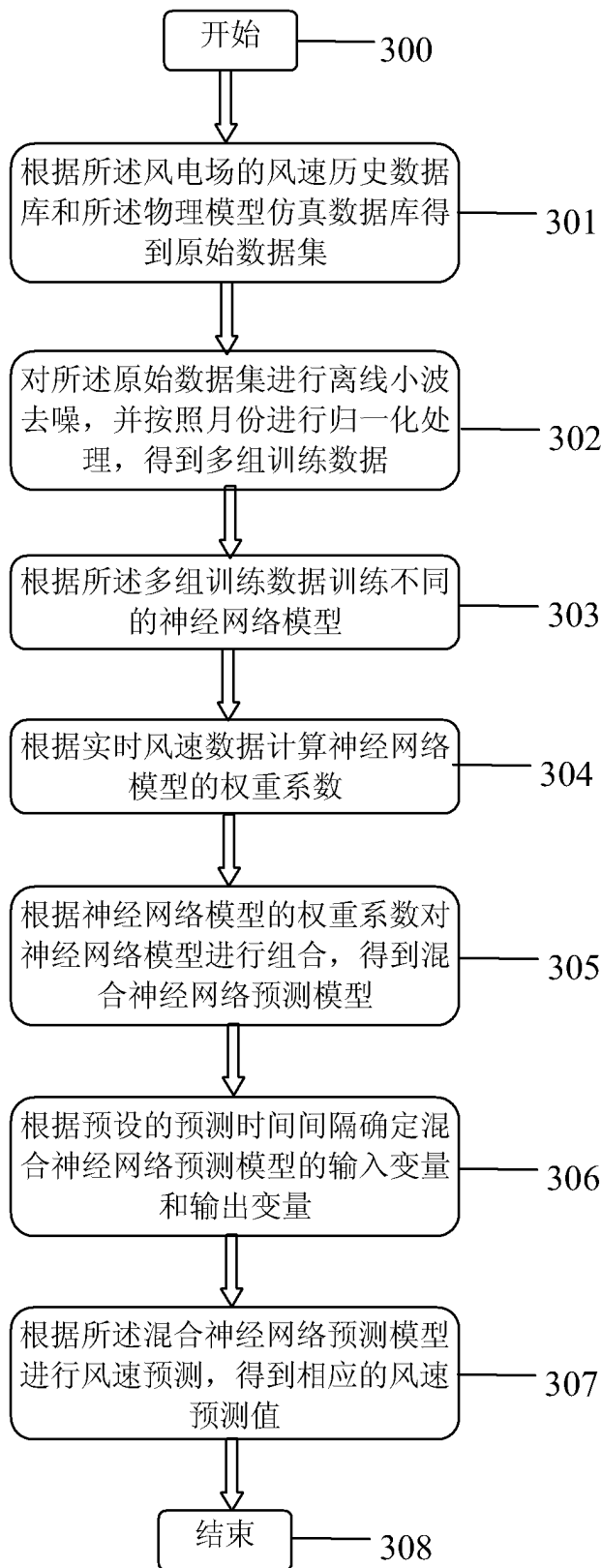


图 3

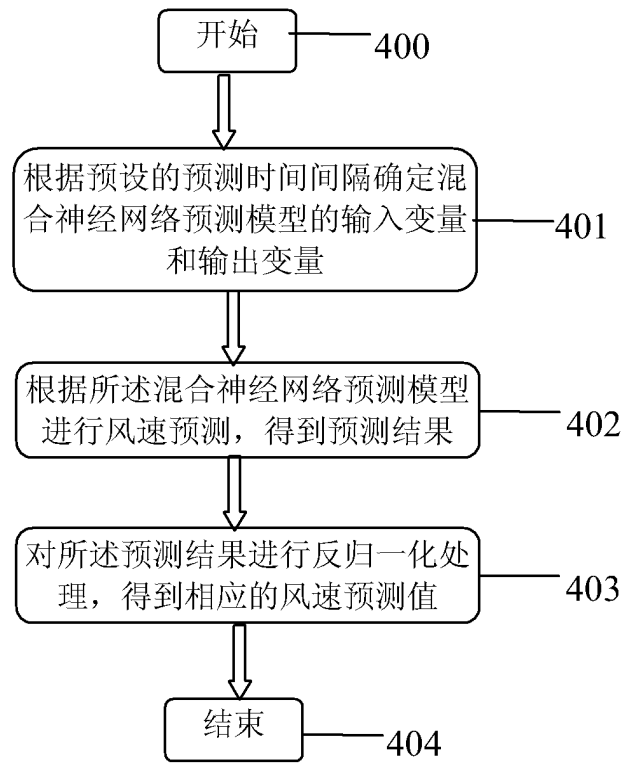


图 4

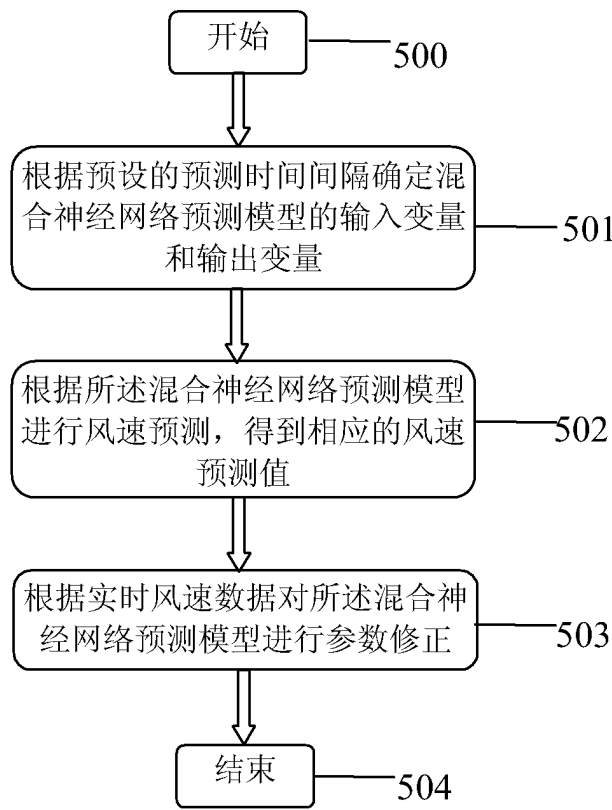


图 5

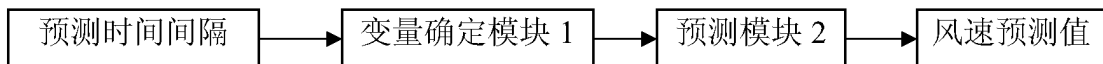


图 6

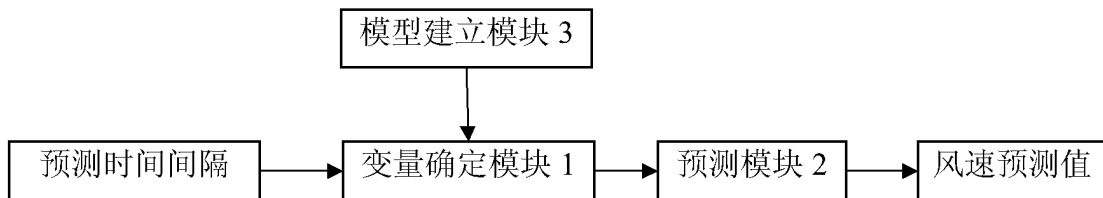


图 7



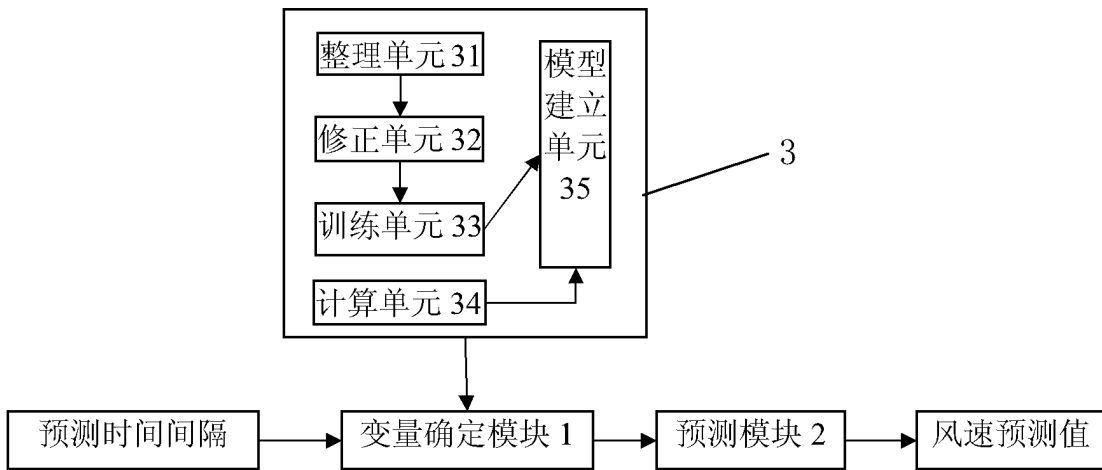


图 8

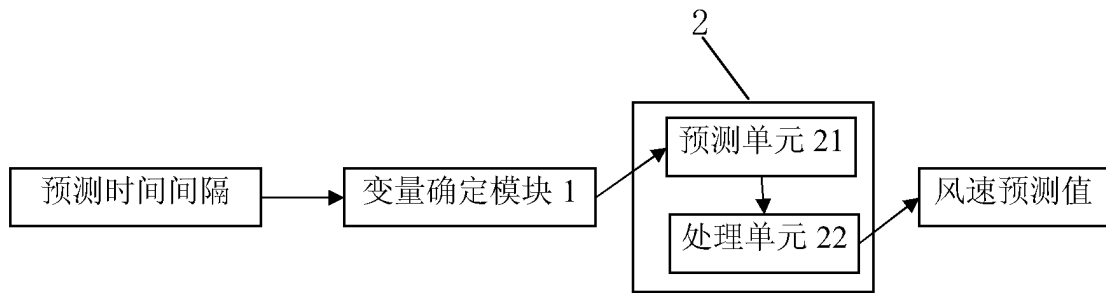


图 9

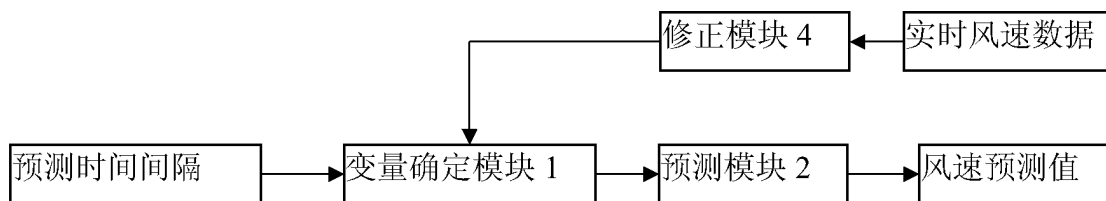


图 10

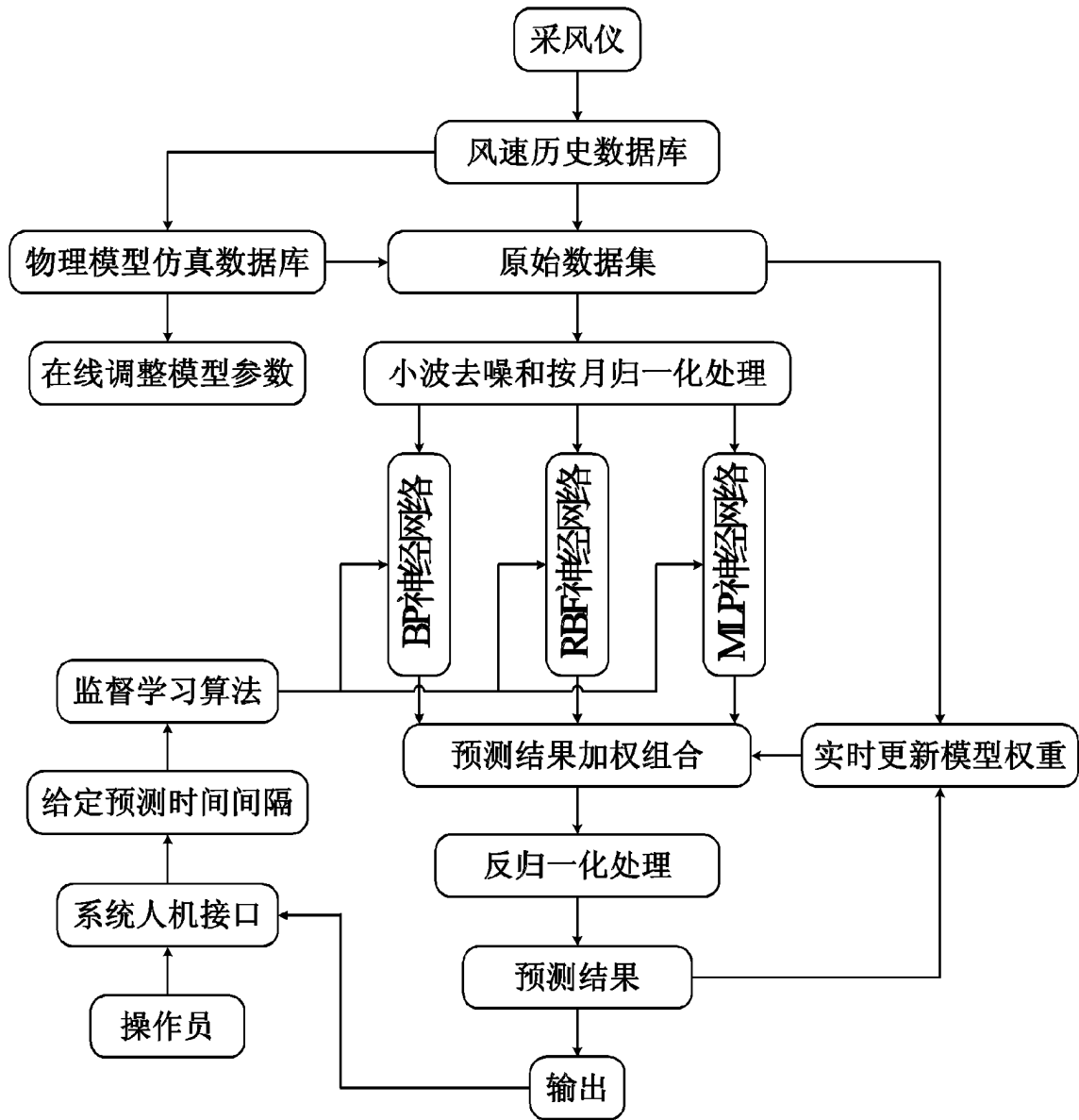


图 11