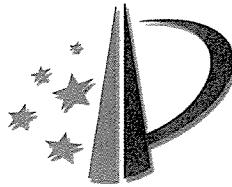


证书号第 1495686 号



发明 专利 证书

发明名称：基于小波分析的风电场风速预测方法及系统

发明人：董朝阳；黄杰波；孟科

专利号：ZL 2010 1 0560929.1

专利申请日：2010 年 11 月 26 日

专利权人：香港理工大学

授权公告日：2014 年 10 月 15 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 26 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。

专利证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 102478584 A

(43) 申请公布日 2012. 05. 30

(21) 申请号 201010560929. 1

(22) 申请日 2010. 11. 26

(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.

G01P 5/00 (2006. 01)

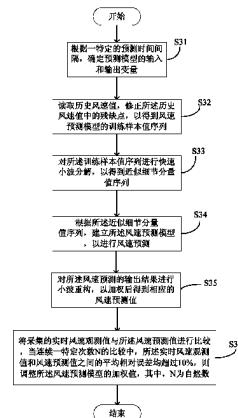
权利要求书 2 页 说明书 6 页 附图 5 页

(54) 发明名称

基于小波分析的风电场风速预测方法及系统

(57) 摘要

本发明涉及基于小波分析的风电场风速预测方法及系统，该方法包括以下步骤：根据一特定的预测时间间隔，确定预测模型的输入和输出变量；读取历史风速值，修正所述历史风速值中的残缺点，以得到风速预测模型的训练样本值序列；对所述训练样本值序列进行快速小波分解，以得到近似细节分量值序列；根据所述近似细节分量值序列，建立所述风速预测模型，以进行风速预测。本发明的基于小波分析的风电场风速预测方法及系统，通过小波分解，将训练样本值序列依尺度分解成不同层次，使趋势项、周期项和随机项分离，对每一层进行单独分析与预测，最后重构得到相应的预测值。而且本方法可以按照不同需求，选择任意的预测间隔，进行超前多步，高精度风速预测。



1. 一种基于小波分析的风电场风速预测方法,其特征在于:包括以下步骤:

根据一特定的预测时间间隔,确定预测模型的输入和输出变量;

读取历史风速值,修正所述历史风速值中的残缺点,以得到风速预测模型的训练样本值序列;

对所述训练样本值序列进行快速小波分解,以得到近似细节分量值序列;

根据所述近似细节分量值序列,建立所述风速预测模型,以进行风速预测。

2. 根据权利要求 1 所述的风电场风速预测方法,其特征在于,还包括:

对所述风速预测的输出结果进行小波重构,以加权后得到相应的风速预测值。

3. 根据权利要求 2 所述的风电场风速预测方法,其特征在于,还包括:

将采集的实时风速观测值与所述风速预测值进行比较,当连续一特定次数 N 的比较中,所述实时风速观测值和风速预测值之间的平均相对误差均超过 10%,则调整所述风速预测模型的加权值,其中,N 为自然数。

4. 根据权利要求 3 所述的风电场风速预测方法,其特征在于,

使用计算式 $\varepsilon = \sum_1^N \left| \frac{v(t) - v_*(t)}{v(t)} \right| * 100\%$,计算所述实时风速观测值和风速预测值之间的

平均相对误差,其中,v(t) 为 t 时刻的实时风速观测值,v_*(t) 为 t 时刻的风速预测值。

5. 根据权利要求 3 所述的风电场风速预测方法,其特征在于,

使用计算式 $\alpha_i(t) = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^2 \sum_{u=0}^s |e_j(t-u-p)|}{\sum_{j=1}^2 \sum_{u=0}^s |e_j(t-u-p)|}$ 和 $\sum_{i=1}^2 \alpha_i(t) = 1, \forall t, i, k_i(t) \geq 0$,
调整所述风速预测模型的加权值,其中, $\alpha_i(t)$ 为 t 时刻第 i 个子模型的权重, $e_j(t-u)$ 为 t-u 时刻模型预测误差,s 为累积误差时间区间,p 为预测时间间隔。

6. 根据权利要求 1 ~ 5 任一所述的风电场风速预测方法,其特征在于,

根据计算式 $v(t) = v(t_1) + \frac{t-t_1}{t_2-t_1} [v(t_2) - v(t_1)]$,修正所述历史风速值中的残缺点,其

中,t 为数据残缺点,v(t) 为修正后的历史风速值,t_1 和 t_2 为与残缺点相邻最近的前后两个有效的观测点,且 $t_1 < t < t_2$,v(t_1) 和 v(t_2) 分别是与观测点 t_1 和 t_2 相对应的历史风速值。

7. 根据权利要求 1 ~ 5 任一所述的风电场风速预测方法,其特征在于,

使用多贝西小波对所述训练样本值序列,进行三层深度快速小波分解,以得到三组近似细节分量值序列。

8. 一种基于小波分析的风电场风速预测系统,其特征在于:包括:

变量确定模块,用于根据一特定的预测时间间隔,确定预测模型的输入和输出变量;

读取模块,用于读取历史风速值,修正所述历史风速值中的残缺点,以得到风速预测模型的训练样本值序列;

数据分解模块,用于对所述训练样本值序列进行快速小波分解,以得到近似细节分量值序列;

建模预测模块,用于根据所述近似细节分量值序列,建立所述风速预测模型,以进行风速预测。

9. 根据权利要求 8 所述的风电场风速预测系统,其特征在于,还包括:

重构加权模块,用于对所述风速预测的输出结果进行小波重构,以加权后得到相应的风速预测值。

10. 根据权利要求 9 所述的风电场风速预测系统,其特征在于,还包括:

权重调整模块,用于将采集的实时风速观测值与所述风速预测值进行比较,当连续一特定次数 N 的比较中,所述实时风速观测值和风速预测值之间的平均相对误差均超过 10%,则调整所述风速预测模型的加权值,其中,N 为自然数。

基于小波分析的风电场风速预测方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及风电场风速预测方法及系统,更具体地说,涉及一种基于小波分析的风电场风速预测方法及系统。

背景技术

[0002] 风力发电,作为短期内最具竞争力的发电方式之一,其优点是可再生、无污染、占地少、建设周期短、投资灵活、自动化水平高、管理人员少等。但是,风不是无时无刻存在,其主要取决于空气流动的变化,所以风能是一种密度小的随机性能源。其产生的能量大小不稳定,受地理位置限制严重,而且转换效率低。

[0003] 我国幅员辽阔,海岸线很长,风能资源比较丰富。随着我国风力发电行业的不断发展,风电总装机容量日益增大。大中型风电机组并网发电,已经成为世界风能利用的主要形式。随着并网机组持续增长,单机容量提高,机组性能优化,故障率降低,生产成本下降,风电已慢慢具备与常规能源竞争的能力。但由于风电出力的随机性、间歇性等特性,电网运行时必须留有足够的备用机组和调峰容量,以保证风电出现大幅度波动时系统仍然能够稳定运行。这是风力发电区别于其他发电方式的最主要的特点,同时也成为制约风力发电大规模应用的最主要的问题。现阶段的解决方案是,调度中心通过和风力发电厂并网,随时读取数据更新系统参数,从而把由风力发电引起的波动控制在可应对的范围内。但是,随着风电场规模的增大,风力发电对电力系统的影响也越来越显著,给电网运行带来了较大的压力。因此,为了提高风能的利用效率,越来越多的风力发电企业需要准确的预测服务,通过预测风力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。准确的风力预测还可以帮助投资者确定在何处兴建风电场,以及帮助风电场的运营者更好的维护和管理风电机组。

[0004] 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做出精细的预报。近年来,人工神经网络慢慢在风力预测中得到广泛的应用,它可以根据输入和输出数据直接建模,在解决高度非线性和严重不确定性回归方面具有很大的优势。神经网络种类繁多,但是对具体问题究竟是采用何种类型神经网络,何种网络权值学习算法,目前均没有明确的结论。同时,计算量大、收敛速度慢、局部最优等问题也是神经网络面临的主要困难。基于以上考虑,本发明利用小波分析技术结合神经网络模型,建立风电场短期风力预测模型,实现对风速精确估计。

发明内容

[0005] 本发明要解决的技术问题在于,针对现有技术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做出精细的预报等缺陷,提供一种基于小波分析的风电场风速预测方法及系统。

[0006] 本发明解决其技术问题所采用的技术方案是：构造一种基于小波分析的风电场风速预测方法，其包括以下步骤：

[0007] 根据一特定的预测时间间隔，确定预测模型的输入和输出变量；

[0008] 读取历史风速值，修正所述历史风速值中的残缺点，以得到风速预测模型的训练样本值序列；

[0009] 对所述训练样本值序列进行快速小波分解，以得到近似细节分量值序列；

[0010] 根据所述近似细节分量值序列，建立所述风速预测模型，以进行风速预测。

[0011] 在本发明所述的风电场风速预测方法中，还包括：

[0012] 对所述风速预测的输出结果进行小波重构，以加权后得到相应的风速预测值。

[0013] 在本发明所述的风电场风速预测方法中，还包括：

[0014] 将采集的实时风速观测值与所述风速预测值进行比较，当连续一特定次数 N 的比较中，所述实时风速观测值和风速预测值之间的平均相对误差均超过 10%，则调整所述风速预测模型的加权值，其中，N 为自然数。

[0015] 在本发明所述的风电场风速预测方法中，

[0016] 使用计算式 $\varepsilon = \sum_1^N \left| \frac{v(t) - v_*(t)}{v(t)} \right| * 100\%$ ，计算所述实时风速观测值和风速预测值之间的平均相对误差，其中， $v(t)$ 为 t 时刻的实时风速观测值， $v_*(t)$ 为 t 时刻的风速预测值。

[0017] 在本发明所述的风电场风速预测方法中，

[0018] 使用计算式 $\alpha_i(t) = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^2 \sum_{u=0}^s |e_j(t-u-p)|}{\sum_{j=1}^2 \sum_{u=0}^s |e_j(t-u-p)|}$ 和 $\sum_{i=1}^2 \alpha_i(t) = 1, \forall t, i, k_i(t) \geq 0$ ，
调整所述风速预测模型的加权值，其中， $\alpha_j(t)$ 为 t 时刻第 i 个子模型的权重， $e_j(t-u)$ 为 $t-u$ 时刻模型预测误差， s 为累积误差时间区间， p 为预测时间间隔。

[0019] 在本发明所述的风电场风速预测方法中，

[0020] 根据计算式 $v(t) = v(t_1) + \frac{t-t_1}{t_2-t_1} [v(t_2) - v(t_1)]$ ，修正所述历史风速值中的残缺点，其中， t 为数据残缺点， $v(t)$ 为修正后的历史风速值， t_1 和 t_2 为与残缺点相邻最近的前后两个有效的观测点，且 $t_1 < t < t_2$ ， $v(t_1)$ 和 $v(t_2)$ 分别是与观测点 t_1 和 t_2 相对应的历史风速值。

[0021] 在本发明所述的风电场风速预测方法中，使用多贝西小波对述训练样本值序列，进行三层深度快速小波分解，以得到三组近似细节分量值序列。

[0022] 根据本发明的另一个方面，提供一种基于小波分析的风电场风速预测系统，其包括：

[0023] 变量确定模块，用于根据一特定的预测时间间隔，确定预测模型的输入和输出变量；

[0024] 读取模块，用于读取历史风速值，修正所述历史风速值中的残缺点，以得到风速预测模型的训练样本值序列；

[0025] 数据分解模块,用于对所述训练样本值序列进行快速小波分解,以得到近似细节分量值序列;

[0026] 建模预测模块,用于根据所述近似细节分量值序列,建立所述风速预测模型,以进行风速预测。

[0027] 在本发明所述的风电场风速预测系统中,还包括:

[0028] 重构加权模块,用于对所述风速预测的输出结果进行小波重构,以加权后得到相应的风速预测值。

[0029] 在本发明所述的风电场风速预测系统中,还包括:

[0030] 权重调整模块,用于将采集的实时风速观测值与所述风速预测值进行比较,当连续一特定次数 N 的比较中,所述实时风速观测值和风速预测值之间的平均相对误差均超过 10%,则调整所述风速预测模型的加权值,其中, N 为自然数。

[0031] 实施本发明的基于小波分析的风电场风速预测方法及系统,具有以下有益效果:(1)通过小波分解,将有历史风速值构成的训练样本值序列依尺度分解成不同层次,使趋势项、周期项和随机项分离;(2)对每一层进行单独分析与预测,可以提高预测的准确性;(3)可以按照不同应用需求,选择任意的预测间隔,进行超前多步高精度风速预测;(4)根据实际观测值和模型校验指标,实时检验预测模型的有效性,在线学习并更新模型权重;(5)为调度员做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

[0032] 下面将结合附图及实施例对本发明作进一步说明,附图中:

[0033] 图 1 是本发明基于小波分析的风电场风速预测系统的框图;

[0034] 图 2 是本发明基于小波分析的风电场风速预测方法第一实施例的流程图;

[0035] 图 3 是本发明基于小波分析的风电场风速预测方法第二实施例的流程图;

[0036] 图 4 是本发明基于小波分析的风电场风速预测方法第三实施例的流程图;

[0037] 图 5 是本发明中训练样本值序列和近似细节分量值序列的示意图;

[0038] 图 6 是本发明基于小波分析的风电场风速预测方法实际应用提前一小时和提前三小时风速预测结果图。

具体实施方式

[0039] 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。

[0040] 图 1 示出本发明基于小波分析的风电场风速预测系统 1 的框图,该基于小波分析的风电场风速预测系统 1 包括建模预测模块 11、变量确定模块 12、读取模块 13、数据分解模块 14、重构加权模块 15 和权重调整模块 16,其中,变量确定模块 12、数据分解模块 14 和重构加权模块 15 均与建模预测模块 11 相连,读取模块 13 与数据分解模块 14 相连,权重调整模块 16 与重构加权模块 15 相连。应当说明的是,本发明所有图示中各设备之间的连接关系是为了清楚阐释其信息交互及控制过程的需要,因此应当视为逻辑上的连接关系,而不应仅限于物理连接。

[0041] 在工作中,变量确定模块 12 按照该基于小波分析的风电场风速预测系统 1 所要求的预测时间间隔,确定风速预测模型的输入和输出变量;同时,读取模块 13 将从风电场数据采集与监视控制系统的历史数据库中读取历史风速值,并修正历史风速值中的残缺点,从而得到风速预测模型所需的训练样本值序列。接着,读取模块 13 将训练样本值序列输出到数据分解模块 13,数据分解模块 13 接着使用离散小波分析对训练样本值序列进行快速小波分解,得到近似细节分量值序列。由此,建模预测模块 11 就可接收变量确定模块 12 输出的确定的预测模型的输入和输出变量,以及数据分解模块 14 输出的近似细节分量值序列,从而即可建立风速预测模型,对风速进行预测,并输出相应的预测结果。

[0042] 为了进一步完善该基于小波分析的风电场风速预测系统 1 的工作,重构加权模块 15 将对建模预测模块 11 输出的预测结果进行小波重构,以加权计算后得到相应的风速预测值,从而可将风速预测值返回建模预测模块 11,由此,建模预测模块 11 所输出的预测结果还可包括风速预测值。

[0043] 再进一步地,权重调整模块 16 还可将采集的实时风速观测值与风速预测值进行比较,当连续一特定次数 N 的比较中,所述实时风速观测值和风速预测值之间的平均相对误差均超过 10%,则调整所述风速预测模型的加权值,从而使得建模预测模块中的风速预测模型更加准确,实现精确化的风速预测,其中, N 为自然数。

[0044] 图 2 示出了本发明基于小波分析的风电场风速预测的方法第一实施例的流程,该方法流程基于图 1 所示的系统结构,具体过程如下:

[0045] S11:根据一特定的预测时间间隔,确定预测模型的输入和输出变量,可以理解的,对于该特定的预测时间间隔可根据实际需要灵活设计,在此,对该预测时间间隔进行相应的限制;

[0046] S12:从风电场数据采集与监视控制系统的历史数据库读取历史风速值,修正所述历史风速值中的残缺点,以得到风速预测模型的训练样本值序列;

[0047] 在实际工作中,可根据计算式 $v(t) = v(t_1) + \frac{t-t_1}{t_2-t_1} [v(t_2)-v(t_1)]$,修正所述历史风速值中的残缺点,其中, t 为数据残缺点, v(t) 为修正后的历史风速值, t₁ 和 t₂ 为与残缺点相邻最近的前后两个有效的观测点,且 t₁ < t < t₂, v(t₁) 和 v(t₂) 分别是与观测点 t₁ 和 t₂ 相对应的历史风速值。

[0048] S13:选择离散小波分析对训练样本值序列进行快速小波分解,以得到近似细节分量值序列;

[0049] 在实际工作中,可使用多贝西小波对述训练样本值序列,进行三层深度快速小波分解,以得到三组近似细节分量值序列。其中的离散小波分解的公式 L:

$$\begin{cases} c_k^j = \sum_n h_{n-2k} c_n^{j-1} \\ d_k^j = \sum_n g_{n-2k} c_n^{j-1} \end{cases}$$

[0050] 其中, n 表示输入序列的个数 ;c_k^j 是分解后的低频分量 ;d_k^j 是分解后的高频分量 ;j 代表第 j 级小波分解,当 j = 0 时,c_k⁰就是原始输入信号的离散序列 ;h_{n-2k} 是多分辨分析的

尺度系数 ; g_{n-2k} 是多分辨分析的小波系数。

[0051] 如图 5 是训练样本值序列和执行多贝西小波三层分解后的三组近似细节分量值序列的示意图, 其中, a 为训练样本值序列 ;b 为一层小波分解后的近似细节分量值序列 ;c 为二层小波分解后的近似细节分量值序列 ;d 为三层小波分解后的近似细节分量值序列。

[0052] S14 :根据近似细节分量值序列, 建立所述风速预测模型, 以进行风速预测, 并输出结果。

[0053] 图 3 示出了本发明基于小波分析的风电场风速预测的方法第二实施例的流程, 该方法流程基于图 1 所示的系统结构, 具体过程如下 :

[0054] 第二实施例中的步骤 S21、S22、S23、S24 均分别与第一实施例中的 S11、S12、S13、S14 相同 ; 其中第二实施例和第一实施例的不同点在于, 增加了步骤 S25, 在步骤 S25 中, 对风速预测的输出结果进行小波重构, 以加权后得到相应的风速预测值。

[0055] 图 4 示出了本发明基于小波分析的风电场风速预测的方法第二实施例的流程, 该方法流程基于图 1 所示的系统结构, 具体过程如下 :

[0056] 第三实施例中的步骤 S31、S32、S33、S34、S35 均分别与第二实施例中的 S21、S22、S23、S24、S25 相同 ; 其中第三实施例和第二实施例的不同点在于, 增加了步骤 S36, 在步骤 S36 中, 将采集的实时风速观测值与所述风速预测值进行比较, 当连续一特定次数 N 的比较中, 所述实时风速观测值和风速预测值之间的平均相对误差均超过 10%, 则调整所述风速预测模型的加权值, 其中, N 为自然数。

[0057] 在实际工作中, 可使用计算式 $\varepsilon = \sum_1^N \left| \frac{v(t) - v_*(t)}{v(t)} \right| * 100\%$, 计算所述实时风速观测值和风速预测值之间的平均相对误差, 其中, $v(t)$ 为 t 时刻的实时风速观测值, $v_*(t)$ 为 t 时刻的风速预测值。优选的, N 可以是 10, 即当连续十次的比较中, 实时风速观测值和风速预测值之间的平均相对误差均超过 10%, 则调整风速预测模型的加权值, 此时计算公式为

$$\varepsilon = \sum_{t=1}^{10} \left| \frac{v(t) - v_*(t)}{v(t)} \right| * 100\%.$$

[0058] 另外, 可使用计算式 :

$$[0059] \alpha_i(t) = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^2 \sum_{u=0}^s |e_j(t-u-p)|}{\sum_{j=1}^2 \sum_{u=0}^s |e_j(t-u-p)|} \text{ 和 } \sum_{i=1}^2 \alpha_i(t) = 1, \forall t, i, k_i(t) \geq 0,$$

调整所述风速预

测模型的加权值, 其中, $\alpha_j(t)$ 为 t 时刻第 i 个子模型的权重, $e_j(t-u)$ 为 $t-u$ 时刻模型预测误差, s 为累积误差时间区间, p 为预测时间间隔。

[0060] 由此, 实现了对风速预测模型的优化, 从而可进行更加准确的风速预测。

[0061] 如图 6 所示, 以某大型风力发电场为例, 采用该风电场的历史风速值数据, 提前一小时和提前三小时预测, 验证基于小波分析的风电场风速预测方法的有效性。具体实施过程如下 :

[0062] 1)、系统观测值间隔为一小时, 按照系统所要求的提前一小时和三小时预测, 确定风速预测模型的输入和输出变量 ;

[0063] 2)、采用某一大型风力发电场六年的历史风速值数据,修正历史风速值数据中的残缺点,得到风速预测模型所需的训练样本值序列;

[0064] 3)、选择离散小波分析对训练样本值序列进行快速小波分解,得到的近似细节分量值序列;

[0065] 4)、利用多层感知器神经网络对训练样本值序列以及小波分解返回的近似细节分量值序列分别建立预测模型,并进行风速预测;

[0066] 5)、对风速预测模型输出的结果进行小波重构,加权后得到相应风速预测值;

[0067] 6)、为了测试该基于小波分析的风电场风速预测的方法的鲁棒性,采用平均绝对误差 (MAE) 对预测效果进行评价,计算公式如下:

$$[0068] MAE = \frac{1}{l} \sum_{k=1}^l |v(t) - v_*(t)|$$

[0069] 式中, $v(t)$ 为 t 时刻的观测值, $v_*(t)$ 为 t 时刻的预测值, 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。本算例中, $l = 24$, 所得到的统计结果如下表 1

[0070] 表 1 测试数据性能比较

[0071]

预测模型	神经网络模型 (MAE)	本发明方法 (MAE)
提前一小时	0. 4813	0. 3229
提前三小时	0. 5536	0. 4800

[0072]

[0073] 如上表所示,采用本发明所提出的短期风速预测方法,预测精度有大幅度的提高,说明了该基于小波分析的风电场风速预测方法有较高的准确性和可靠性。

[0074] 以上所述仅为本发明的较佳实施例而已,并不用以限制本发明,凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

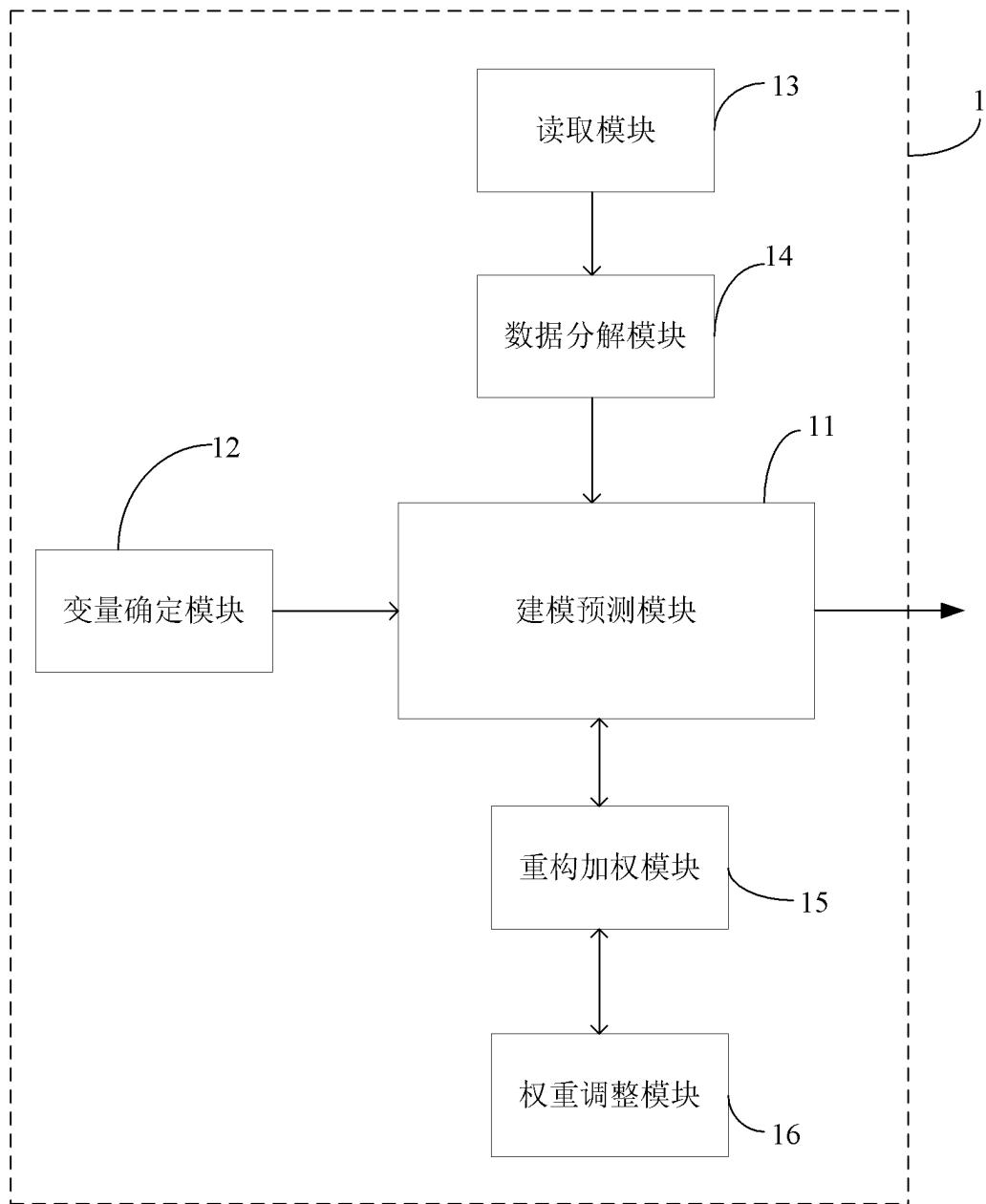


图 1

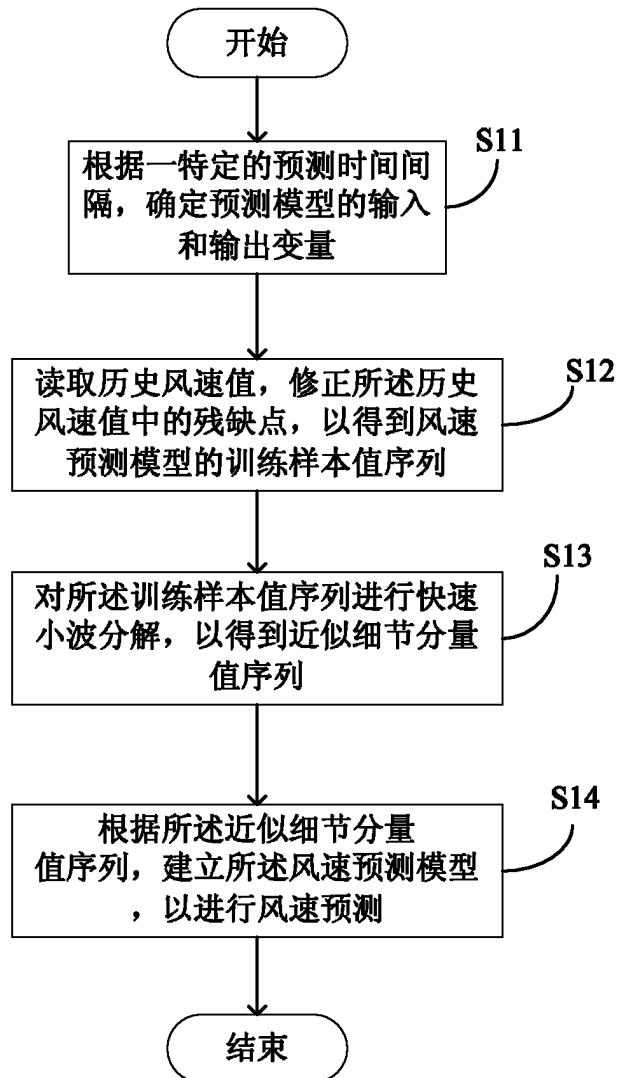


图 2

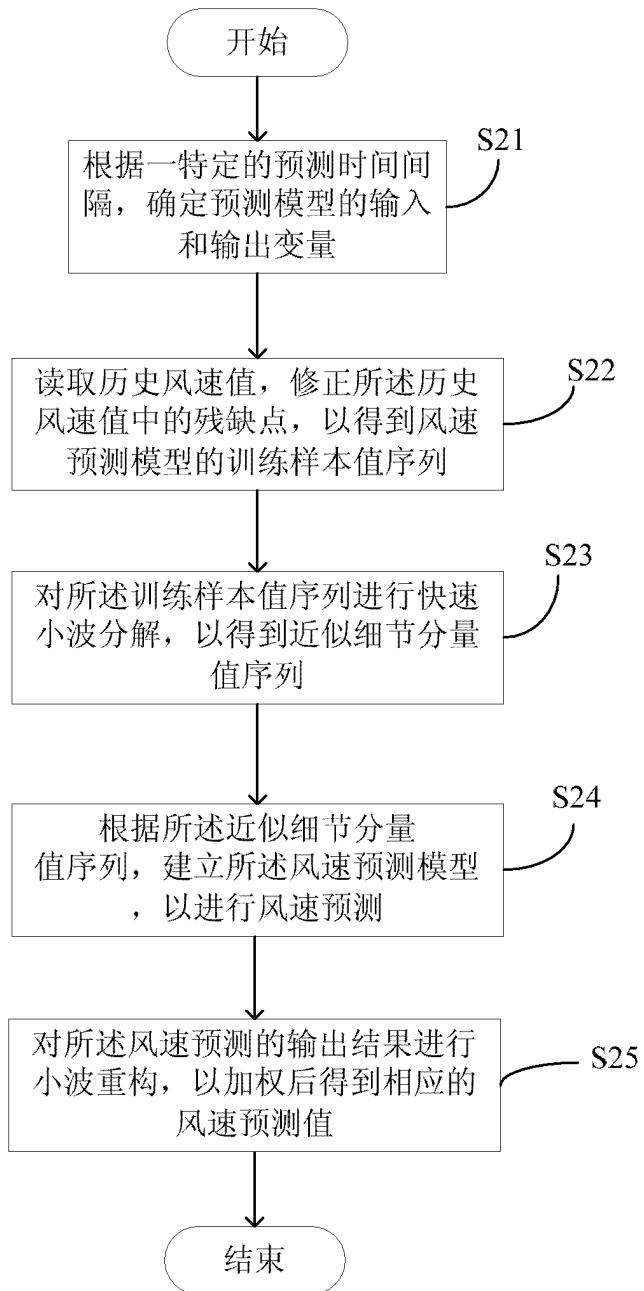


图 3

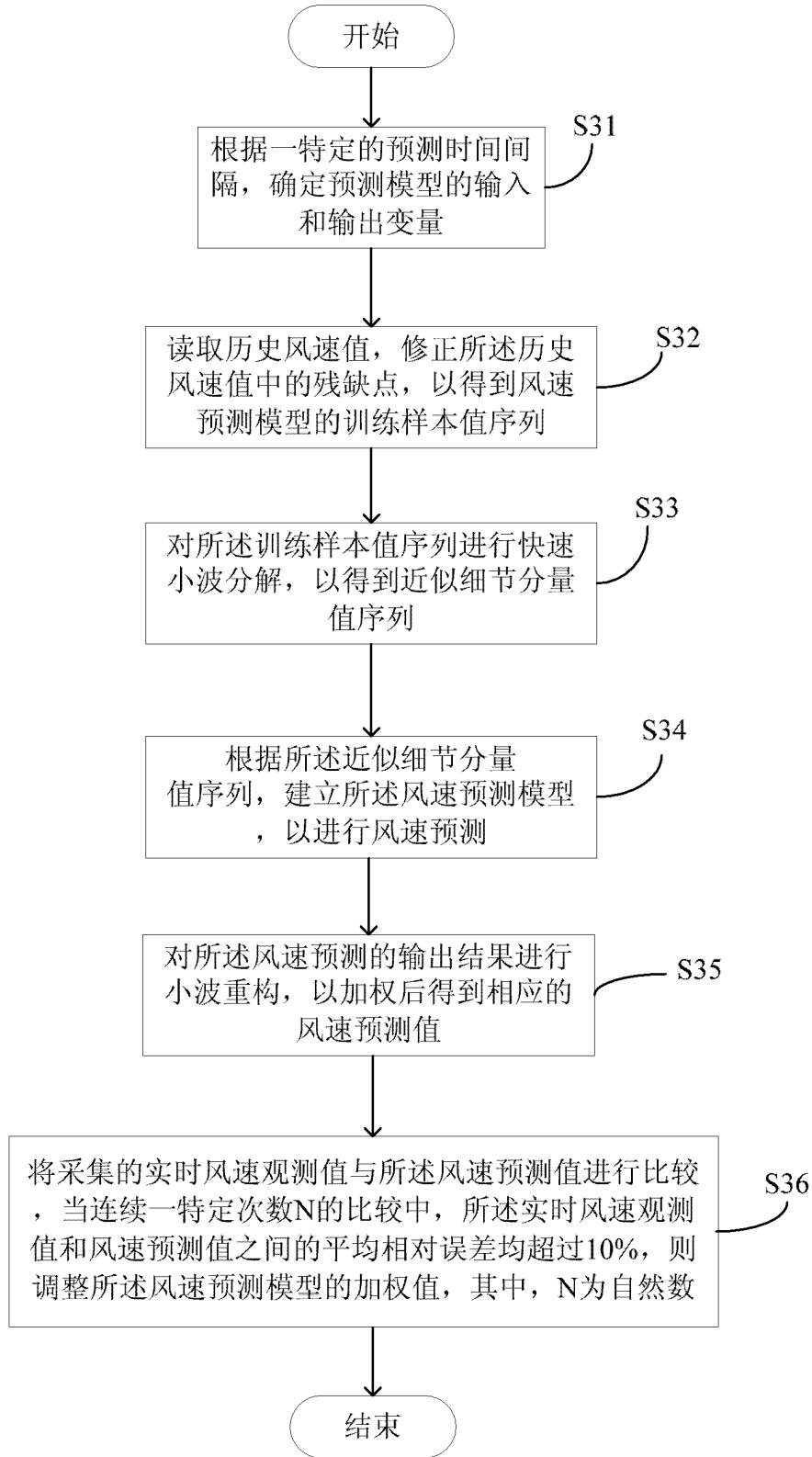


图 4

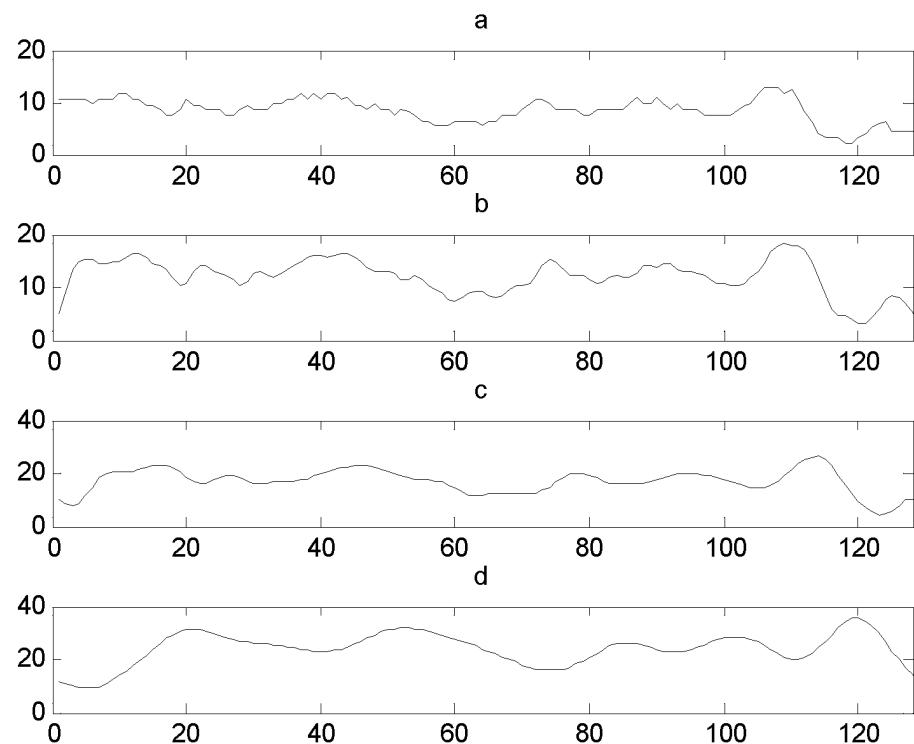


图 5

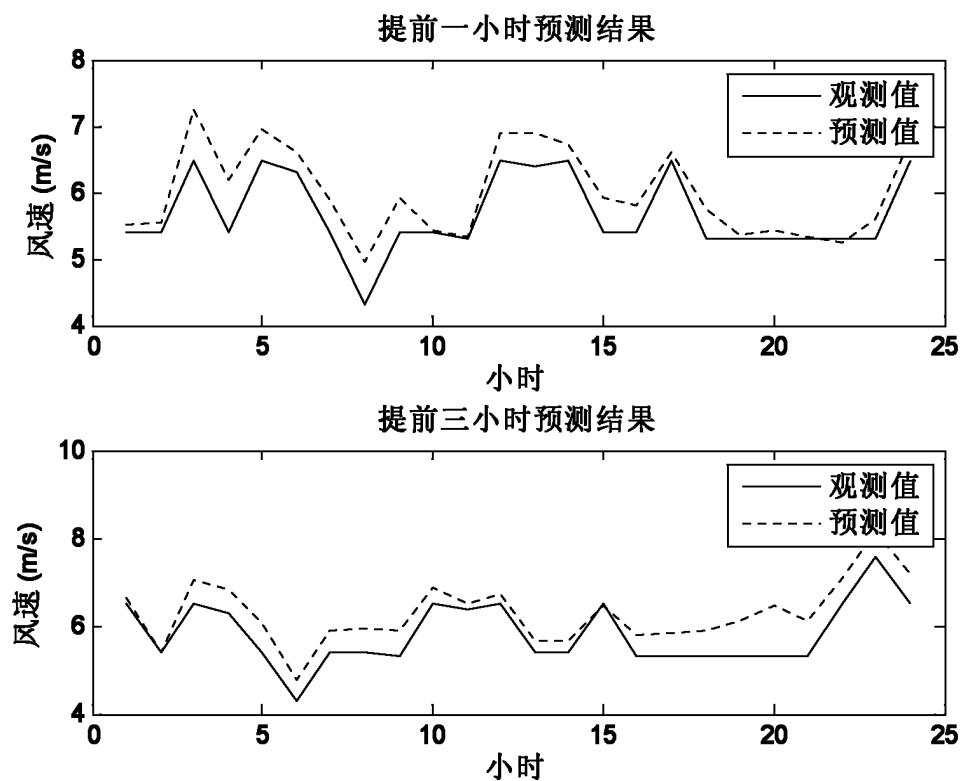


图 6