



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 102479347 B

(45) 授权公告日 2015. 04. 01

(21) 申请号 201010557609. 0

第 19-70 段.

(22) 申请日 2010. 11. 24

CN 101661530 A, 2010. 03. 03, 全文.

(73) 专利权人 香港理工大学
地址 中国香港九龙红磡

审查员 王洋

(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.

G06Q 10/04(2012. 01)

G06Q 50/06(2012. 01)

G06K 9/62(2006. 01)

(56) 对比文件

CN 101793907 A, 2010. 08. 04, 说明书第 2 页

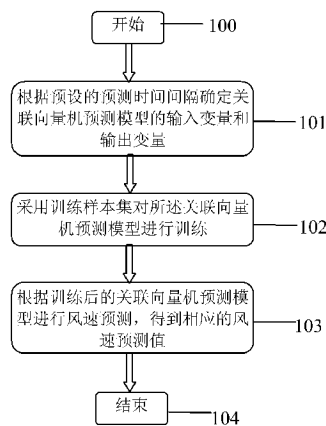
权利要求书1页 说明书8页 附图7页

(54) 发明名称

基于数据驱动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数据驱动的风电场短期风速预测方法,包括步骤 S1 根据预设的预测时间间隔确定关联向量机预测模型的输入变量和输出变量;S2 采用训练样本集对关联向量机预测模型进行训练;S3 根据训练后的关联向量机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数据驱动的风电场短期风速预测系统,包括变量确定模块用于根据预设的预测时间间隔确定关联向量机预测模型的输入变量和输出变量;训练模块用于采用训练样本集对关联向量机预测模型进行训练;以及预测模块用于根据训练后的关联向量机预测模型进行风速预测,得到相应的风速预测值。本发明利用关联向量机建立,实现对风速精确估计。



1. 一种基于数据驱动的风电场短期风速预测方法,其特征在于,包括步骤:

S0、根据风电场的风速历史数据库建立训练样本集,包括:

S01、从所述风电场的风速历史数据库中读取历史风速时间序列集;

S02、修正所述历史风速时间序列集中的残缺点,并按照月份进行归一化处理,得到所述训练样本集;

S1、根据预设的预测时间间隔确定关联向量机预测模型的输入变量和输出变量;

S2、采用训练样本集对所述关联向量机预测模型进行训练;

对于样本集 $\{x_i, t_i\}_{i=1}^l$, 关联向量机输出为 $y(X, \omega) = \sum_{i=1}^l \omega_i K(x, x_i) + \omega_0$,

其中, x_i 为模型输入, t_i 为模型输出, l 为样本数, ω_i 为模型权值, $K(x, x_i)$ 为非线性基函数;

S3、根据训练后的关联向量机预测模型进行风速预测,得到相应的风速预测值,包括:

S31、根据训练后的关联向量机预测模型进行风速预测,得到预测结果;

S32、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;

S4、根据实时采集的风速数据检查所述风速预测值的有效性,如无效则返回步骤 S2; 如有效则输出所述相应的风速预测值。

2. 一种基于数据驱动的风电场短期风速预测系统,其特征在于,包括:

样本集建立模块(4):用于根据风电场的风速历史数据库建立的训练样本集,包括:

读取单元(41):用于从所述风电场的风速历史数据库中读取历史风速时间序列集;

以及修正单元(42):用于修正所述历史风速时间序列集中的残缺点,并按照月份进行归一化处理,得到所述训练样本集;

变量确定模块(1):用于根据预设的预测时间间隔确定关联向量机预测模型的输入变量和输出变量;

训练模块(2):用于采用训练样本集对所述关联向量机预测模型进行训练;

对于样本集 $\{x_i, t_i\}_{i=1}^l$, 关联向量机输出为 $y(X, \omega) = \sum_{i=1}^l \omega_i K(x, x_i) + \omega_0$,

其中, x_i 为模型输入, t_i 为模型输出, l 为样本数, ω_i 为模型权值, $K(x, x_i)$ 为非线性基函数;

预测模块(3):用于根据训练后的关联向量机预测模型进行风速预测,得到相应的风速预测值,包括:

预测单元(31):用于根据训练后的关联向量机预测模型进行风速预测,得到预测结果;

处理单元(32):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;

检验模块(5):用于根据实时采集的风速数据检查所述风速预测值的有效性,如无效则返回训练模块重新训练,如有效则输出所述相应的风速预测值。

基于数据驱动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,涉及一种基于数据驱动的风电场短期风速预测方法和系统。

背景技术

[0002] 在全球能源危机和环境危机日益严峻的背景下,近年来可再生能源受到普遍的重视。作为潜力巨大的可再生能源之一,风能日益受到极大的关注,并呈现出广阔的成长空间。风力发电在为经济增长提供充足电力供应的同时,又可以有效地缓解大气污染和全球变暖等问题。中国目前的风电市场发展迅猛,许多海外公司都陆续进驻中国,国内企业也纷纷进军风电市场。因此,在国家政策扶持和能源供应紧张的大环境下,中国风力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增长。

[0003] 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。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。另外,我国现有的大多数风场半夜以后风力比较充沛,而此时正是电网负荷的峰谷期,这时风电并网实际上增加了电网调峰负担。所以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。因此,要大规模使用风力发电必须提高风速预测的准确度和可靠性。

[0004] 选择合适的预测模型是非常重要的,它对预测结果的正确性和有效性有很大的影响。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。另外,现有的数值预测方法又或多或少存在一定的缺陷。以神经网络为例,神经网络的局部极小点、过拟合以及结构和类型的选择过分依赖经验等固有缺陷,严重降低了其应用效果。而且,类似的预测方法又涉及到系统变量的选择、网络结构的选择、网络参数的优化、以及模型的验证。

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度低,可靠性差,给电网运行带来压力的缺陷,提供一种利用关联向量机建立基于数据驱动的风电场短期风力预测方法和系统,实现对风速精确估计。

[0006] 本发明解决其技术问题所采用的技术方案是:构造一种基于数据驱动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关联向量机预测模型的输入变量和输出变量;S2、采用训练样本集对所述关联向量机预测模型进行训练;S3、根据

训练后的关联向量机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数据驱动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建立所述训练样本集。

[0008] 在本发明所述的基于数据驱动的风电场短期风速预测方法中,所述步骤 S0 包括步骤:S01、从所述风电场的风速历史数据库中读取历史风速时间序列集;S02、修正所述历史风速时间序列集中的残缺点,并按照月份进行归一化处理,得到所述训练样本集。

[0009] 在本发明所述的基于数据驱动的风电场短期风速预测方法中,所述步骤 S3 包括:S31、根据训练后的关联向量机预测模型进行风速预测,得到预测结果;S32、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数据驱动的风电场短期风速预测方法中,所述步骤 S3 之后还包括步骤:S4、检查所述风速预测值的有效性,如无效则返回步骤 S2;如有效则输出所述相应的风速预测值。

[0011] 本发明还涉及一种基于数据驱动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关联向量机预测模型的输入变量和输出变量;训练模块:用于采用训练样本集对所述关联向量机预测模型进行训练;以及预测模块:用于根据训练后的关联向量机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数据驱动的风电场短期风速预测系统中,所述基于数据驱动的风电场短期风速预测系统还包括:样本集建立模块:用于根据风电场的风速历史数据库建立的所述训练样本集。

[0013] 在本发明所述的基于数据驱动的风电场短期风速预测系统中,所述样本集建立模块包括:读取单元:用于从所述风电场的风速历史数据库中读取历史风速时间序列集;以及修正单元:用于修正所述历史风速时间序列集中的残缺点,并按照月份进行归一化处理,得到所述训练样本集。

[0014] 在本发明所述的基于数据驱动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:用于根据训练后的关联向量机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数据驱动的风电场短期风速预测系统中,所述基于数据驱动的风电场短期风速预测系统还包括:检验模块:用于检查所述风速预测值的有效性,如无效则返回训练模块重新训练,如有效则输出所述相应的风速预测值。

[0016] 实施本发明的基于数据驱动的风电场短期风速预测方法和系统,具有以下有益效果:预测模型数据需求简单,只需要历史风速时间序列数据,且计算速度快,预测精度高,降低了对计算平台性能的要求;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;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参数;为调度员作出准确的优化调度决策提供可靠、有效的技术支持。

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 是本发明的基于数据驱动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 是本发明的基于数据驱动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 是本发明的基于数据驱动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 是本发明的基于数据驱动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 是本发明的基于数据驱动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 是本发明的基于数据驱动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 是本发明的基于数据驱动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 是本发明的基于数据驱动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 是本发明的基于数据驱动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 是本发明的基于数据驱动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 是本发明的基于数据驱动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] 关联向量机作为一种稀疏概率模型，其训练是在贝叶斯框架下进行的，它具有以下优点：(1) 能够给出必要的概率信息，还能获取预测的不确定性；(2) 无需事先设定或调整参数；(3) 核函数不必满足梅西条件；(4) 解更稀疏，所需的核函数的数量不会随着训练集增大而显著增加；(5) 学习样本需求量少，预测精度高。基于以上考虑，本发明利用关联向量机建立基于数据驱动的风电场短期风速预测模型，实现对风速精确估计。

[0031] 在图 1 所示的本发明的基于数据驱动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，所述基于数据驱动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关联向量机预测模型的输入变量和输出变量；随后，到下一步骤 102，采用训练样本集对所述关联向量机预测模型进行训练；随后，到下一步骤 103，根据训练后的关联向量机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 104。本方法计算速度快，所需样本数据少，预测剪度高，可在线学习，实时更新参数，解决了一些传统数值预测方法所存在的缺陷。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（一分钟、五分钟、一小时、二十四小时）高精度风速预测。

[0032] 在图 2 所示的本发明的基于数据驱动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,所述基于数据驱动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建立所述训练样本集;随后,到下一步骤 202,根据预设的预测时间间隔确定关联向量机预测模型的输入变量和输出变量;随后,到下一步骤 203,采用训练样本集对所述关联向量机预测模型进行训练;随后,到下一步骤 204,根据训练后的关联向量机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 205。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时间序列集建立训练样本集。

[0033] 在图 3 所示的本发明的基于数据驱动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,所述基于数据驱动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,从所述风电场的风速历史数据库中读取历史风速时间序列集;随后,到下一步骤 302,修正所述历史风速时间序列集中的残缺点,并按照月份进行归一化处理,得到所述训练样本集;随后,到下一步骤 303,根据预设的预测时间间隔确定关联向量机预测模型的输入变量和输出变量;随后,到下一步骤 304,采用训练样本集对所述关联向量机预测模型进行训练;随后,到下一步骤 305,根据训练后的关联向量机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 306。

[0034] 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时间序列集;修正历史风速时间序列集中的残缺点,并按照相同月份进行归一化处理,得到训练样本集;

[0035] 修正残缺点的步骤如下:

[0036] 修正残缺点的算式为 (1):

$$[0037] \quad x(k) = x(k_1) + \frac{k - k_1}{k_2 - k_1} [x(k_2) - x(k_1)] \quad (1)$$

[0038] 式中, k 为数据残缺点, $x(k)$ 为修正后的风速值, k_1 和 k_2 为残缺点前后最近的两个有效观测点,且 $k_1 < k < k_2$, 其对应风速值分别为 $x(k_1)$ 和 $x(k_2)$ 。

[0039] 归一化处理的步骤如下:

[0040] 归一化处理的算式为 (2) 和 (3):

$$[0041] \quad x' = \frac{x - \bar{x}}{\sigma_x} \quad (2)$$

[0042] 其中:

$$[0043] \quad \bar{x} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m x(k), \sigma_x = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m [x(k) - \bar{x}]^2} \quad (3)$$

[0044] 式中, x' 为经过归一化处理后的风速数据集, x 为原始风速数据集, \bar{x} 为风速所在月份的所有历史数据平均值, σ_x 为风速所在月份的所有历史数据标准差, m 为数据样本的个数, $x(k)$ 为第 k 个数据样本点。

[0045] 按照系统所要求的预测时间间隔(一分钟、五分钟、一小时、二十四小时),确定预测模型的输入和输出变量;采用训练样本集对关联向量机预测模型进行训练;

[0046] 对关联向量机预测模型进行训练步骤如下:

[0047] 对于给定样本集 $\{\mathbf{x}_i, t_i\}_{i=1}^l$, 关联向量机输出为 $y(\mathbf{x}, \boldsymbol{\omega}) = \sum_{i=1}^l \omega_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + \omega_0$,

[0048] 其中, \mathbf{x}_i 为模型输入, t_i 为模型输出, l 为样本数, ω_i 为模型权值, $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ 为非线性基函数。因此, $t_i = y(\mathbf{x}_i; \boldsymbol{\omega}) + \varepsilon_i$, 假设噪声 ε_i 服从均值为 0, 方差为 σ^2 的高斯分布, 则对于给定先验概率分布和似然分布, 根据贝叶斯准则计算权值的后验概率分布可知, 权值后验也服从多变量高斯分布:

$$[0049] \quad p(\boldsymbol{\omega} | \mathbf{t}, \boldsymbol{\alpha}, \sigma^2) = N(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) \quad (4)$$

[0050] 其中, $\boldsymbol{\omega}$ 为模型权值, \mathbf{t} 为模型输出, $\boldsymbol{\alpha}$ 是决定权值 $\boldsymbol{\omega}$ 的先验分布的超参数, σ^2 为方差, $\boldsymbol{\mu}$ 为均值, $\boldsymbol{\Sigma}$ 为协方差。因此, 权值的估计是由权值后验分布的均值 $\boldsymbol{\mu}$ 给出, 而权值最优值的不确定性 $\boldsymbol{\Sigma}$ 可以用来表示模型预测的不确定性。根据贝叶斯框架, 超参数的似然分布可以通过式 (5) 计算:

$$[0051] \quad p(\mathbf{t} | \boldsymbol{\alpha}, \sigma^2) = N(0, \mathbf{C}) \quad (5)$$

[0052] 其中, \mathbf{t} 为模型输出, $\boldsymbol{\alpha}$ 是决定权值 $\boldsymbol{\omega}$ 的先验分布的超参数, σ^2 为方差, \mathbf{C} 为协方差。由于不能以解析形式计算式 (5), 故采用反复迭代估计方法, 如算式 (6):

$$[0053] \quad \begin{cases} \alpha_i^{new} = \frac{\gamma_i}{\mu_i^2} \\ (\sigma^2)^{new} = \frac{\|\mathbf{t} - \Phi \boldsymbol{\mu}\|^2}{l - \sum_i \gamma_i} \end{cases} \quad (6)$$

[0054] 其中, $\gamma_i \equiv 1 - \alpha_i \Sigma_{ii}$, Σ_{ii} 是用当前的 $\boldsymbol{\alpha}$ 和 σ^2 计算得到后验权值协方差矩阵的第 i 个对角线元素, μ_i 是第 i 个后验权值平均值, \mathbf{t} 为模型输出, Φ 为非线性基函数矩阵, $\boldsymbol{\mu}$ 为均值, l 为样本数, 从而可以对未来的风速做预测。

[0055] 随后根据训练后的关联向量机预测模型进行风速预测, 得到相应的风速预测值。

[0056] 在图 4 所示的本发明的基于数据驱动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, 所述基于数据驱动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关联向量机预测模型的输入变量和输出变量; 随后, 到下一步骤 402, 采用训练样本集对所述关联向量机预测模型进行训练; 随后, 到下一步骤 403, 根据训练后的关联向量机预测模型进行风速预测, 得到预测结果; 随后, 到下一步骤 404, 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 405。利用训练后的关联向量机预测模型进行风速预测, 对输出结果反归一化处理, 得到相应的风速预测值。

[0057] 在图 5 所示的本发明的基于数据驱动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, 所述基于数据驱动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关联向量机预测模型的输入变量和输出变量; 随后, 到下一步骤 502, 采用训练样本集对所述关联向量机预测模型进行训练; 随后, 到下一步骤 503, 根据训练后的关联向量机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 504, 检查所述风速预测值的有效性, 如无效则返回步骤 502; 如有效则输出所述相应的风速预测值; 最后该方法结束于步骤 505。

[0058] 根据实时采集的风速数据检验预测模型的有效性, 若连续十次预测结果平均相对

误差超过 10%，即说明现有模型不可用，需要重新返回步骤 502 训练，以上校验过程一直保持循环；

[0059] 模型校验判断标准是采用预测值和实际观测值的平均相对误差，计算公式为 (7)：

$$[0060] \quad e = \sum_{k=1}^{10} \left| \frac{x(k) - y_*(k)}{x(k)} \right| * 100\% \quad (7)$$

[0061] 其中， $x(k)$ 为 k 时刻的风速观测值， $y_*(k)$ 为 k 时刻的风速预测值，对预测模型的检验条件为： $e < 10\%$ 即认为模型满足要求。

[0062] 本发明还涉及一种基于数据驱动的风电场短期风速预测系统，在图 6 所示的本发明的基于数据驱动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，所述基于数据驱动的风电场短期风速预测系统包括变量确定模块 1、训练模块 2 以及预测模块 3。变量确定模块 1 用于根据预设的预测时间间隔确定关联向量机预测模型的输入变量和输出变量；训练模块 2 用于采用训练样本集对所述关联向量机预测模型进行训练；预测模块 3 用于根据训练后的关联向量机预测模型进行风速预测，得到相应的风速预测值。本系统计算速度快，所需样本数据少，预测精度高，可在线学习，实时更新参数，解决了一些传统数值预测方法所存在的缺陷。而且本系统的变量确定模块 1 可以按照不同需求，选择任意的预测间隔，进行超前多步（一分钟、五分钟、一小时、二十四小时）高精度风速预测。

[0063] 在图 7 所示的本发明的基于数据驱动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，所述基于数据驱动的风电场短期风速预测系统还包括样本集建立模块 4，样本集建立模块 4 用于根据风电场的风速历史数据库建立的所述训练样本集。样本集建立模块 4 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时间序列集建立训练样本集。

[0064] 在图 8 所示的本发明的基于数据驱动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，样本集建立模块 4 包括读取单元 41 以及修正单元 42，读取单元 41 用于从所述风电场的风速历史数据库中读取历史风速时间序列集；修正单元 42 用于修正所述历史风速时间序列集中的残缺点，并按照月份进行归一化处理，得到所述训练样本集。读取单元 41 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时间序列集；修正单元 42 修正历史风速时间序列集中的残缺点，并按照相同月份进行归一化处理，得到训练样本集；变量确定模块 1 按照系统所要求的预测时间间隔（一分钟、五分钟、一小时、二十四小时），确定预测模型的输入和输出变量；训练模块 2 采用训练样本集对关联向量机预测模型进行训练；随后预测模块 3 根据训练后的关联向量机预测模型进行风速预测，得到相应的风速预测值。具体的计算方法与上述方法的第三实施例相同。

[0065] 在图 9 所示的本发明的基于数据驱动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 3 包括预测单元 31 以及处理单元 32。预测单元 31 用于根据训练后的关联向量机预测模型进行风速预测，得到预测结果；处理单元 32 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。预测单元 31 利用训练后的关联向量机预测模型进行风速预测，处理单元 32 对输出结果反归一化处理，得到相应的风速预测值。

[0066] 在图 10 所示的本发明的基于数据驱动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,所述基于数据驱动的风电场短期风速预测系统还包括检验模块 5,检验模块 5 用于检查所述风速预测值的有效性,如无效则返回训练模块 2 重新训练,如有效则输出所述相应的风速预测值。

[0067] 检验模块 5 根据实时采集的风速数据检验预测模型的有效性,若连续十次预测结果平均相对误差超过 10%,即说明现有模型不可用,需要返回训练模块 2 重新训练,以上校验过程一直保持循环;

[0068] 检验模块 5 判断标准是采用预测值和实际观测值的平均相对误差,计算公式为(7):

$$[0069] \quad e = \sum_{k=1}^{10} \left| \frac{x(k) - y_*(k)}{x(k)} \right| * 100\% \quad (7)$$

[0070] 其中, $x(k)$ 为 k 时刻的风速观测值, $y_*(k)$ 为 k 时刻的风速预测值,对预测模型的检验条件为: $e < 10\%$ 即认为模型满足要求。

[0071] 下面结合图 11 说明基于数据驱动的风电场短期风速预测系统的一个优选具体实施例。

[0072] 以某大型风力发电场为例,采用该风电场的历史风速数据,提前五分钟预测,验证基于数据驱动的风速预测方法的有效性。具体实施过程如下:

[0073] 1)、采用某一大型风力发电场五年的历史风速数据;

[0074] 2)、修正原始数据中的残缺点,并按照相同月份进行归一化处理,得到用于风速预测的原始数据样本集;

[0075] 3)、数据样本采样间隔为一分钟,选取预测时间间隔为一分钟,进行滚动学习预测。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。预测模型训练输入输出数据格式为:

$$[0076] \quad \mathbf{x} = \begin{bmatrix} x(k-9-1), \dots, x(k-1-1), x(k-1) \\ x(k-9-2), \dots, x(k-1-2), x(k-2) \\ \vdots \\ x(k-9-6), \dots, x(k-1-6), x(k-6) \end{bmatrix}, \mathbf{t} = \begin{bmatrix} x(k-0) \\ x(k-1) \\ \vdots \\ x(k-5) \end{bmatrix} \quad (8)$$

[0077] 其中, $x(k)$ 为 k 时刻的风速观测值, \mathbf{x} 为模型训练输入, \mathbf{t} 为模型训练输出;

[0078] 4)、采用训练样本集对关联向量机预测模型进行训练,其中关联向量机的核函数为径向基函数;

[0079] 5)、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:

$$[0080] \quad \begin{cases} MAE = \frac{1}{l} \sum_{k=1}^l |x(k) - y_*(k)| \\ RMSE = \sqrt{\frac{1}{l} \sum_{k=1}^l [x(k) - y_*(k)]^2} \end{cases} \quad (9)$$

[0081] 式中, $x(k)$ 为 k 时刻的观测值, $y_*(k)$ 为 k 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, $l = 120$, 所得到的统计结果如表 1 所示:

[0082] 表 1 测试数据性能比较

[0083]

建模系统	神经网络		关联向量机	
评价指标	MAE	RMSE	MAE	RMSE
测试数据集一	0.2240	0.2698	0.1572	0.1888
测试数据集二	0.1745	0.2285	0.1306	0.1677

[0084] 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。

[0085] 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。

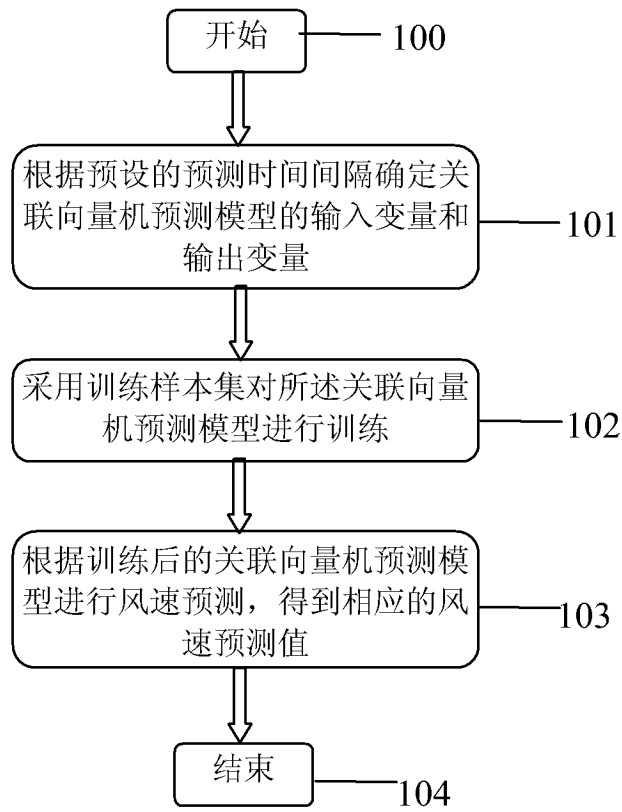


图 1

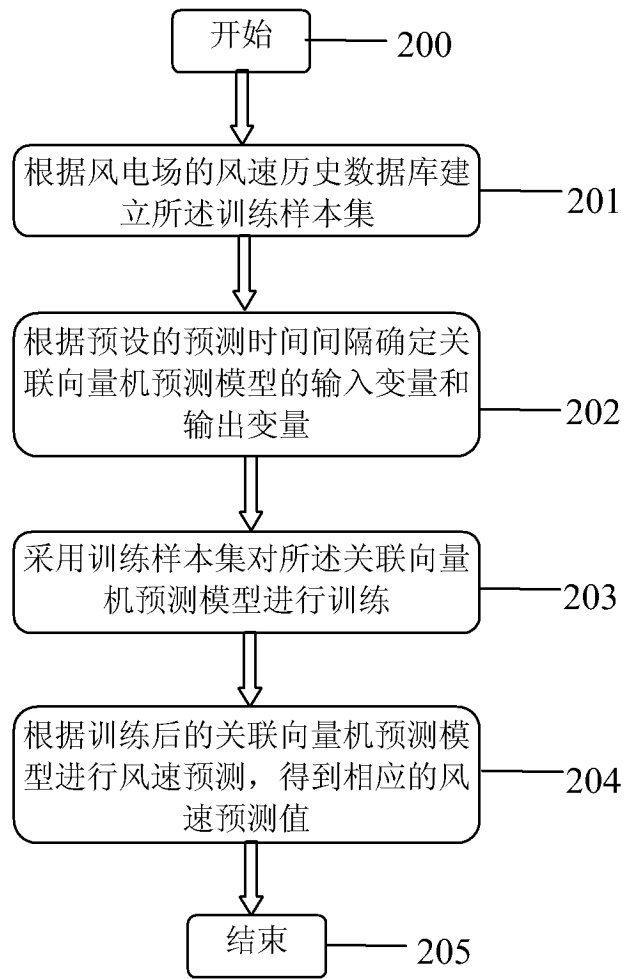


图 2

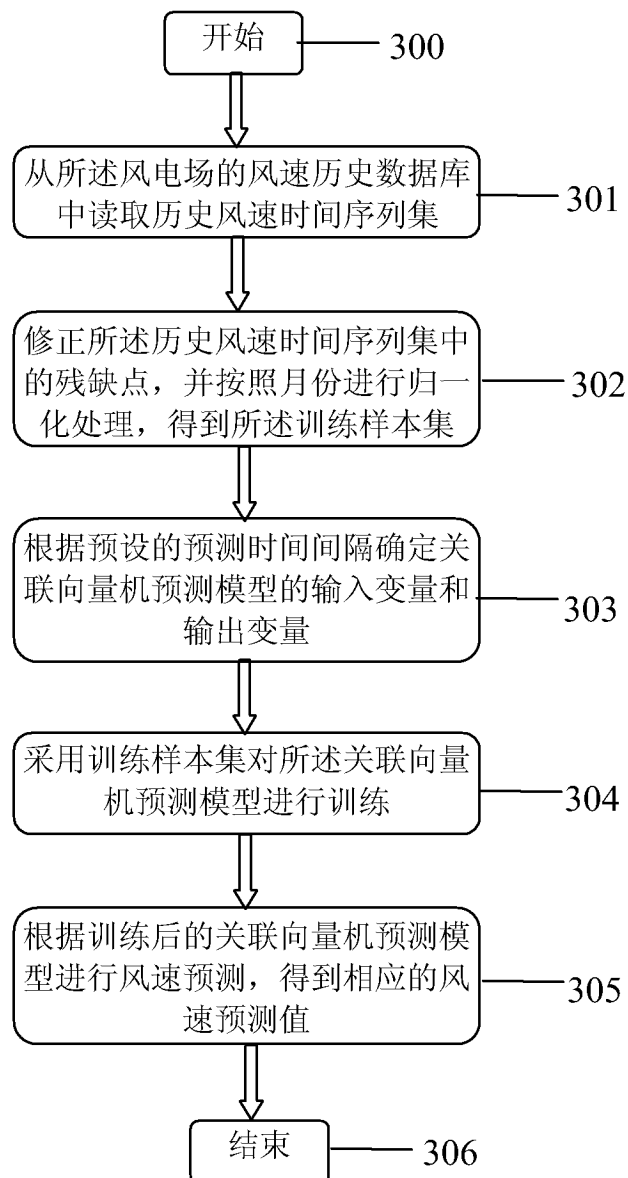


图 3

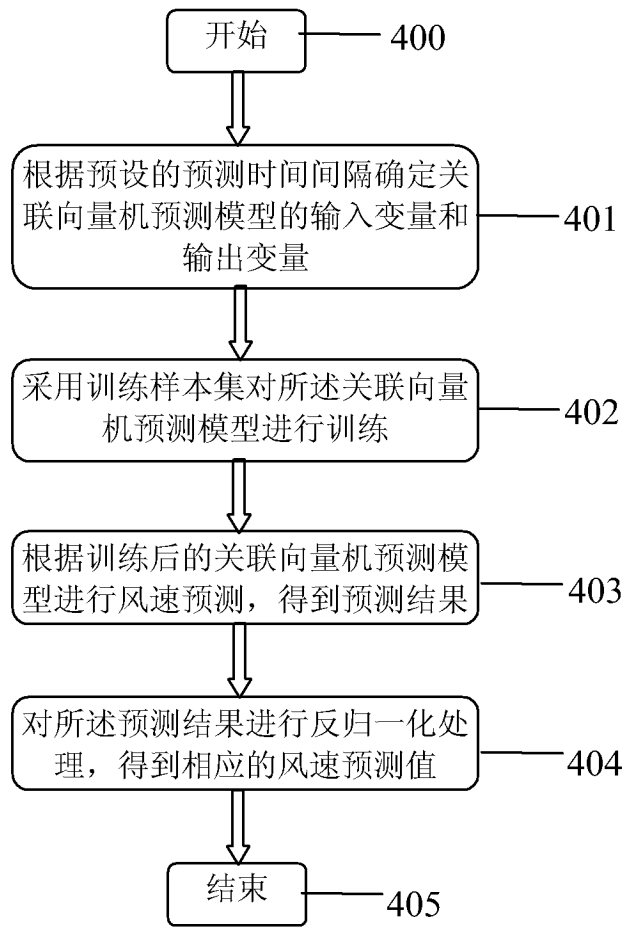


图 4

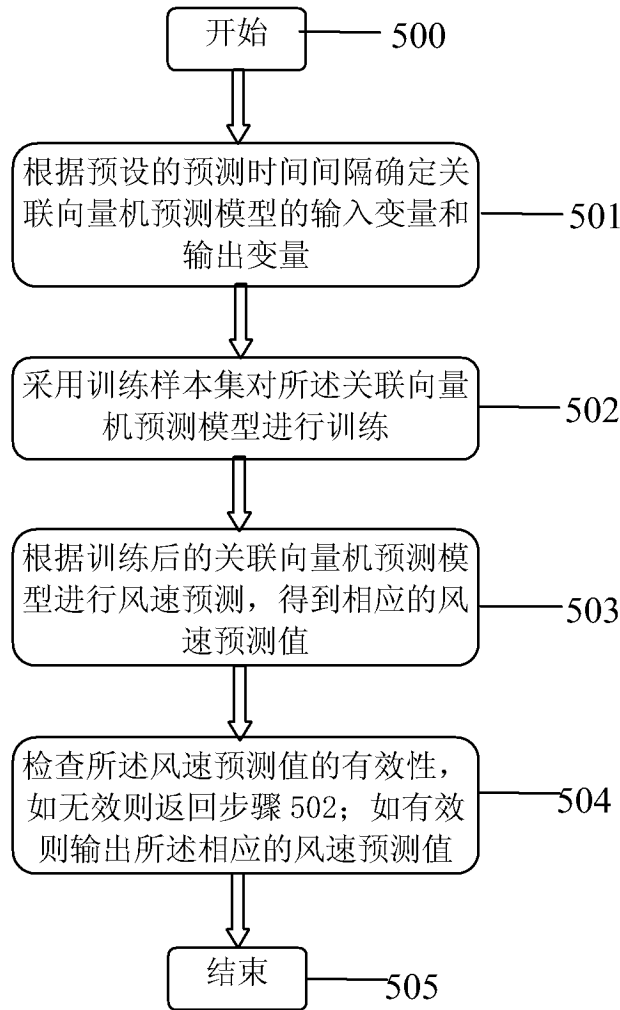


图 5

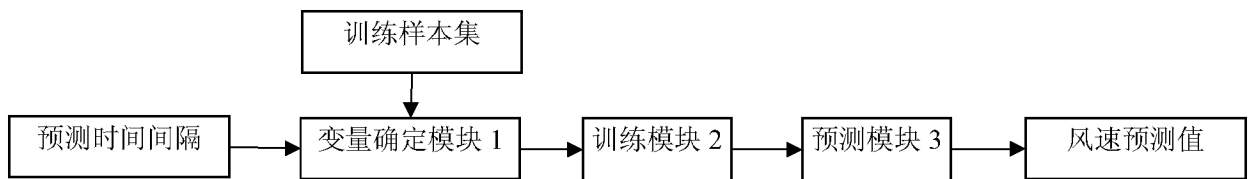


图 6

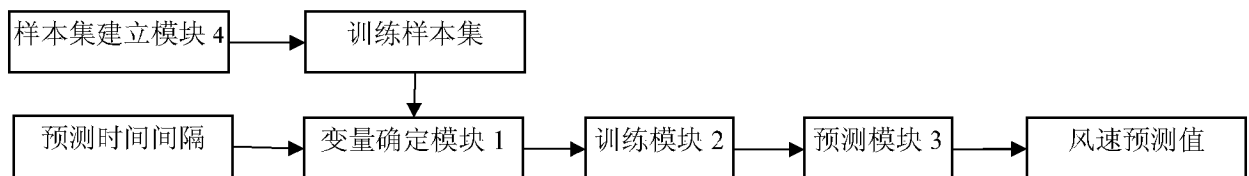


图 7

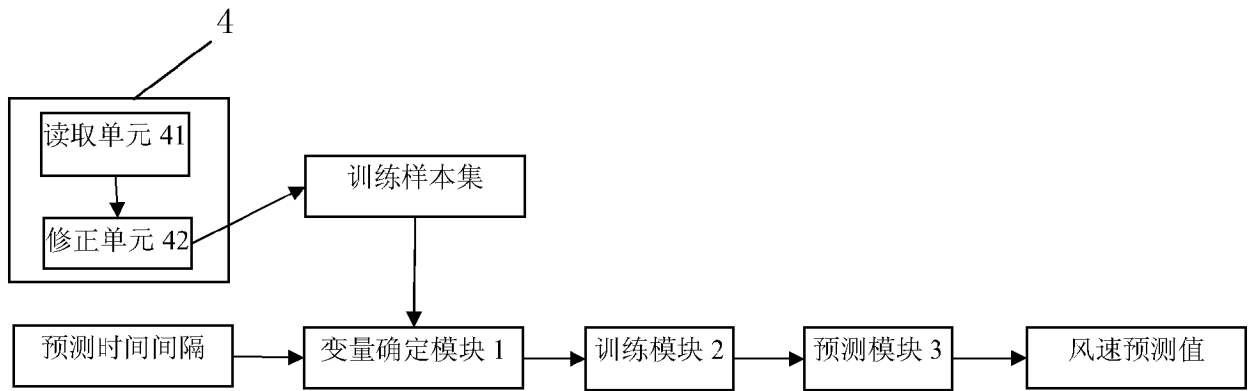


图 8

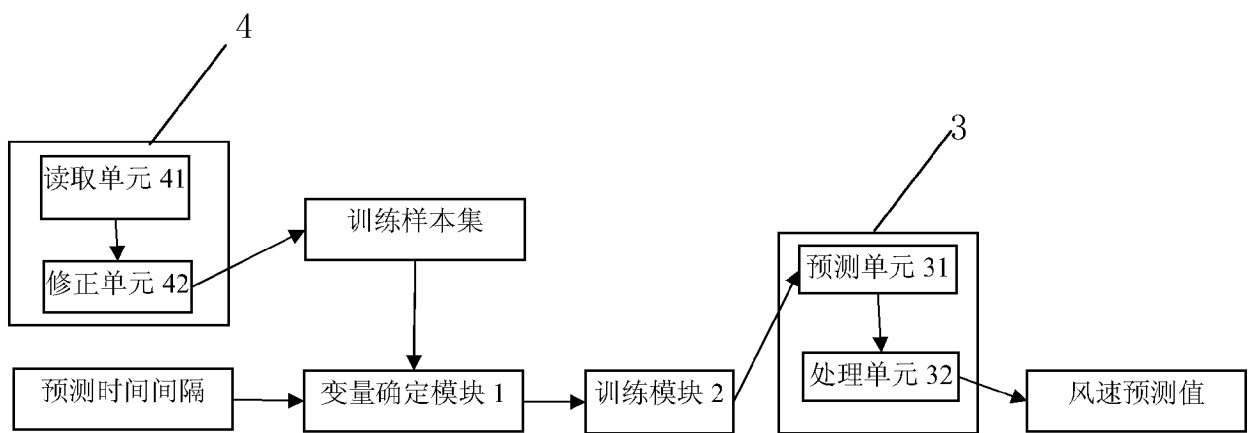


图 9

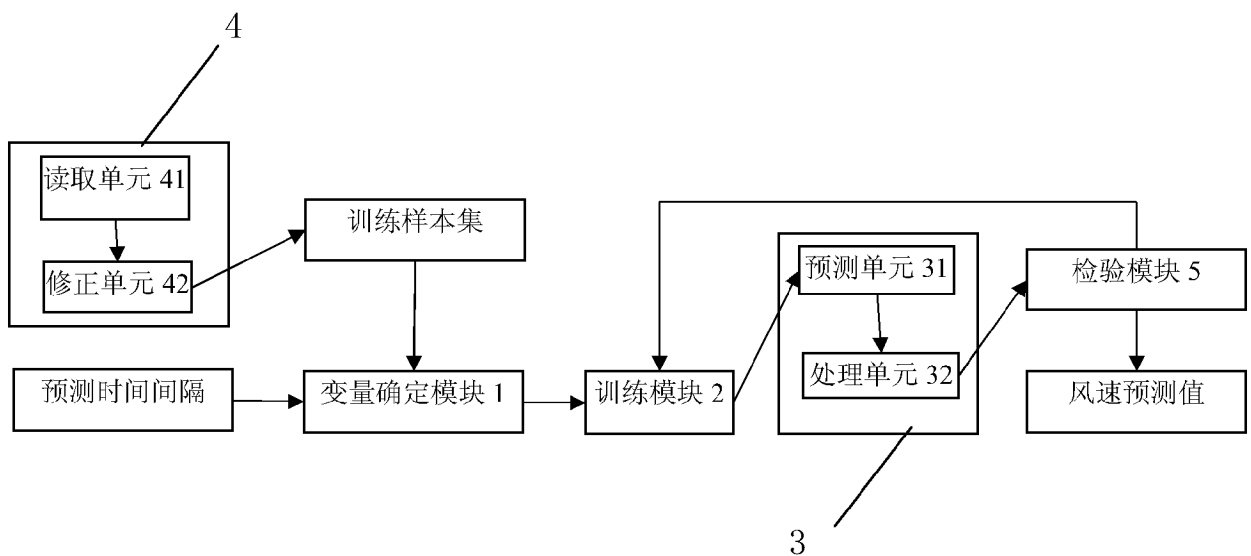


图 10

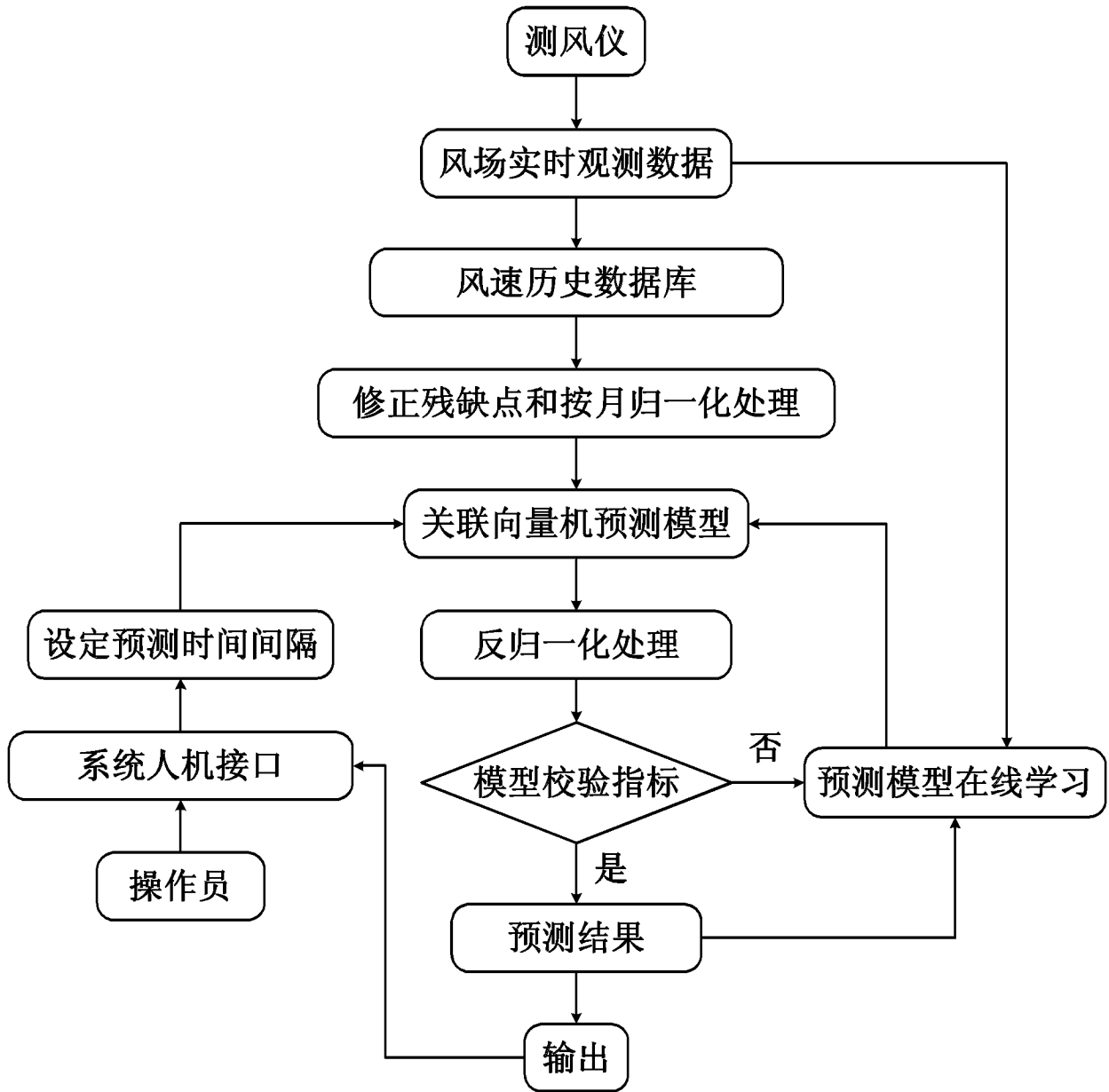


图 11