



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 103473607 A

(43) 申请公布日 2013.12.25

(21) 申请号 201310382793.3

(22) 申请日 2013.08.29

(71) 申请人 南京南瑞集团公司
地址 210003 江苏省南京市鼓楼区南瑞路8号

(72) 发明人 薛禹胜 郁琛

(74) 专利代理机构 南京知识律师事务所 32207
代理人 汪旭东

(51) Int. Cl.
G06Q 10/04 (2012.01)
G06Q 50/06 (2012.01)

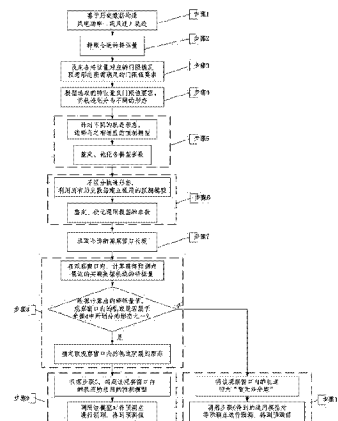
权利要求书1页 说明书4页 附图1页

(54) 发明名称

一种按轨迹特征离线优化和实时匹配外推模型的风电超短期预测方法

(57) 摘要

本发明公开了一种按轨迹特征离线优化和实时匹配外推模型的风电超短期预测方法,属于可再生能源开发与利用领域。本发明包括了两个阶段:(1) 离线建立模型、优化参数阶段:将风电功率时间序列或风速以时间为序列的历史数据所构成的轨迹按给定的特征量划分为不同形态,分别为各形态建立预测模型并优化参数;(2) 实时预测阶段:根据最近的实测数据轨迹所属形态,调用相应的预测模型。本发明充分计及了风电序列的时变性、反映了不同时段下风电序列的统计特征与变化规律。克服了传统风电预测方法不能全面反映风电序列的动态变化及不同时段下的统计特征的缺点。各预测模型(算法)间也实现了协调优化。因此,不但提高了预测精度,亦能提升预测效率。



1. 一种按轨迹特征离线优化和实时匹配外推模型的风电超短期预测方法,其特征在于,包括如下步骤:

1) 构造风电功率或风速轨迹,所述风电功率或风速轨迹由风电功率或风速以时间为序列的历史数据构成,轨迹上相邻两点之间的时间间隔即为该历史数据的采样周期;

2) 选取用以划分轨迹形态的特征量,记为 $C_{s1}, C_{s2}, \dots, C_{sp}, C_{v1}, C_{v2}, \dots, C_{vq}$,其中下标 s 表示该特征量为统计特征量,下标 v 表示该特征量为变化特征量, p, q 分别为这两类特征量的个数;

3) 设定各特征量对应的门限值以及各预想轨迹形态所需满足的门限值要求;

4) 将步骤 1) 中的轨迹按给定的特征量及其门限值要求划分为不同的形态,记为 S_1, S_2, \dots, S_n ,其中 n 为划分出的形态种类的个数;

5) 针对不同的形态,建立与之相适应的预测模型,记为 M_1, M_2, \dots, M_n ,并对模型参数进行整定、优化;

6) 不区分轨迹形态,利用所有的历史数据进行预测方法的建模,得到通用预测模型,记为 M_r ,作为备用方法待用;

7) 在进行实时风电超短期预测时,选定观察窗口的长度,设观察窗口的长度为 L ,则该观察窗口包含 $L+1$ 个采样点;

8) 在观察窗口内,计算离待预测点最近的实测数据轨迹的特征量,然后根据计算得出的特征量值,并结合轨迹形态对特征量门限值的要求,判断该段轨迹是否属于步骤 4) 中所划分出的形态之一,若属于其中之一,则将该段轨迹标记为相应的形态 S_x ,

$x \in [1, 2, \dots, n]$,并执行步骤 9,若不属于其中任一形态,则执行步骤 10);

9) 当离待预测点最近的实测数据轨迹属于步骤 8) 所述的某一形态 S_x 时,调用其所属形态 S_x 所对应的预测模型 M_x 对待预测点进行预测,得到预测值;

10) 把不属于步骤 4) 中所划分出的任一形态的离待预测点最近的实测数据轨迹归为“暂无法分类”,并将其记为形态 S_x ,调用步骤 6) 中得到的通用预测模型 M_r 对待预测点进行预测,得到预测值。

2. 根据权利要求 1 所述的按轨迹特征离线优化和实时匹配外推模型的风电超短期预测方法,其特征在于,所述步骤 2) 中,所述统计特征量包括均值、最大值、最小值、方差,所述变化特征量包括绝对值变化量、相对值变化量。

3. 根据权利要求 1 所述的按轨迹特征离线优化和实时匹配外推模型的风电超短期预测方法,其特征在于,所述步骤 5) 中,建立模型的方法包括持续线性法、移动平均法、自回归滑动平均法、卡尔曼滤波法,人工神经网络法、支持向量机法、灰色预测法。

一种按轨迹特征离线优化和实时匹配外推模型的风电超短期预测方法

技术领域

[0001] 本发明属可再生能源开发与利用领域,更准确地说本发明涉及一种风电功率或风速的超短期预测方法。

背景技术

[0002] 大力发展风电等清洁能源技术在改善能源结构、减少温室气体排放等方面具有非常积极的作用。然而,与常规电源相比,风电场的输出功率具有波动性、间歇性和随机性的特点,大量风电场集中并网会对电网的安全、稳定、经济运行带来影响,并成为限制电网接纳风电的主要障碍之一。

[0003] 对风电场的输出功率进行预测是提高电网调峰能力,增强电网接纳风电的能力,以及改善电力系统运行安全性与经济性的最有效、最经济的手段之一。2011年,国家提出建立风功率预测系统的要求,但已建成的风电场风功率预测系统精度不高,均方根误差常在20%左右。特别是主要用于解决电网调频问题的超短期预测,需每15min自动滚动执行一次,对预测精度的要求也更高。已有的基于统计方法的超短期风功率预测算法(或预测模型)主要包括持续线性法、移动平均法、自回归滑动平均(ARMA)法、支持向量机法、卡尔曼滤波法,以及人工神经网络(ANN)法等。但它们都无法全面的反映风电场输出功率或风速变化的特征,忽略了风电功率序列或风速序列的统计特性与时变属性在各个变化阶段的规律。而各个模型或算法对于风电功率或风速轨迹处于不同形态时的适用情况相差较大,彼此间缺乏有效的协调优化,甚至有时出现使用过于复杂的模型或算法来预测相对简单的场景,大大降低了预测效率。因此,亟待提出能全面计及风电功率或风速时变特性、协调优化各模型或算法的超短期预测方法。

发明内容

[0004] 本发明的目的是:克服传统风电预测方法不能全面反映风电序列或风速序列的动态变化及不同时段下的统计特征的缺点,提供一种可以充分计及风电序列的时变性、反映不同时段下风电序列的统计特征与变化规律的超短期风电功率或风速预测方法。

[0005] 本发明根据风电场的特点及风电功率或风速轨迹的属性择优选取特征量,将轨迹划分为不同的形态,并为各轨迹形态匹配适宜的预测算法或模型。利用历史数据对各预测算法或模型的参数进行整定与优化。实际预测时,根据最近的实测数据轨迹所属形态,选择相应的预测算法或模型,得到超短期预测值。本发明不拘泥于某一特定的预测算法或模型,较好的反映了风电功率或风速轨迹的动态变化,有效的提高了风电功率或风速的超短期预测精度。

[0006] 具体地说,本发明是采用以下的技术方案来实现的,包括下列步骤:

1) 构造风电功率或风速轨迹,所述风电功率或风速轨迹由风电功率或风速以时间为序列的历史数据构成,轨迹上相邻两点之间的时间间隔即为该历史数据的采样周期;

2) 选取用以划分轨迹形态的特征量,记为 $C_{s1}, C_{s2}, \dots, C_{sp}, C_{v1}, C_{v2}, \dots, C_{vq}$,其中下标 s 表示该特征量为统计特征量,下标 v 表示该特征量为变化特征量, p, q 分别为这两类特征量的个数;

3) 设定各特征量对应的门限值以及各预想轨迹形态所需满足的门限值要求;

4) 将步骤 1) 中的轨迹按给定的特征量及其门限值要求划分为不同的形态,记为 S_1, S_2, \dots, S_n ,其中 n 为划分出的形态种类的个数;

5) 针对不同的形态,建立与之相适应的预测模型,记为 M_1, M_2, \dots, M_n ,并对模型参数进行整定、优化;

6) 不区分轨迹形态,利用所有的历史数据进行预测方法的建模,得到通用预测模型,记为 M_r ,作为备用方法待用;

7) 在进行实时风电超短期预测时,选定观察窗口的长度,设观察窗口的长度为 L ,则该观察窗口包含 $L+1$ 个采样点;

8) 在观察窗口内,计算离待预测点最近的实测数据轨迹的特征量,然后根据计算得出的特征量值,并结合轨迹形态对特征量门限值的要求,判断该段轨迹是否属于步骤 4) 中所划分出的形态之一,若属于其中之一,则将该段轨迹标记为相应的形态 S_x , $x \in [1, 2, \dots, n]$,并执行步骤 9,若不属于其中任一形态,则执行步骤 10);

9) 当离待预测点最近的实测数据轨迹属于步骤 8) 所述的某一形态 S_x 时,调用其所属形态 S_x 所对应的预测模型 M_x 对待预测点进行预测,得到预测值;

10) 把不属于步骤 4) 中所划分出的任一形态的离待预测点最近的实测数据轨迹归为“暂无法分类”,并将其记为形态 S_r ,调用步骤 6) 中得到的通用预测模型 M_r 对待预测点进行预测,得到预测值。

[0007] 上述技术方案的进一步特征在于:所述步骤 2) 中,所述统计特征量包括均值、最大值、最小值、方差,所述变化特征量包括绝对值变化量、相对值变化量。

[0008] 上述技术方案的进一步特征在于:所述步骤 5) 中,建立模型的方法包括持续线性法、移动平均法、自回归滑动平均法、卡尔曼滤波法,人工神经网络法、支持向量机法、灰色预测法。

[0009] 本发明的有益效果如下:本发明针对风电功率或风速轨迹的不同形态,在离线建模阶段,不拘泥于某一特定的建立预测模型的算法,在实际预测阶段,择优选取与该形态相适应的预测模型对下一待测点进行超短期预测,充分计及了风电序列的时变性、反映了不同时段下风电序列的统计特征与变化规律。克服了传统风电预测方法不能全面反映风电序列的动态变化及不同时段下的统计特征的缺点。各预测模型(算法)间也实现了协调优化。因此,不但提高了预测精度,亦能提升预测效率。

附图说明

[0010] 图 1 为本发明方法的流程图。

具体实施方式

[0011] 下面参照附图并结合实例对本发明作进一步详细描述。

[0012] 图 1 中步骤 1 描述的是构造风电功率或风速轨迹:该轨迹由风电功率或风速的

以时间为序列的历史数据构成,轨迹上相邻两点之间的时间间隔即为该历史数据的采样周期。

[0013] 图 1 中步骤 2 结合风电场的特点以及风电功率或风速轨迹的属性,选取了用以划分轨迹形态的特征量,记为 $C_{s1}, C_{s2}, \dots, C_{sp}, C_{v1}, C_{v2}, \dots, C_{vq}$,其中下标 s 表示该特征量为包括均值、最大值、最小值、方差等统计指标的统计特征量,下标 v 表示该特征量为包括绝对值变化量、相对值变化量等反映采样点之间变化幅度的变化特征量, p, q 分别为这两类特征量的个数。

[0014] 图 1 中步骤 3 设定了各特征量对应的门限值以及各预想轨迹形态所需满足的门限值要求,以达到区分不同形态的目的。不同的轨迹形态由各特征值的不同门限值要求的组合决定,只有当某段轨迹的所有选定的特征量均满足各自的门限值要求时,该段轨迹才能被归为某一形态类别。特征量需满足其门限值的要求是指根据预想的轨迹形态效果,其值大于门限值、小于门限值或处于两个门限值之间。

[0015] 图 1 中步骤 4 实现了将步骤 1 中的轨迹按给定的特征量及其门限值要求划分为不同的形态,记为 S_1, S_2, \dots, S_n ,其中 n 为划分出的形态种类的个数。

[0016] 图 1 中步骤 5 实现了针对轨迹的不同形态,建立与之相适应的预测模型,并分别记为 M_1, M_2, \dots, M_n 。建立模型的方法包括但不限于持续线性法、移动平均法、自回归滑动平均(ARMA)法、卡尔曼滤波法,人工神经网络(ANN)法、支持向量机法、灰色预测法等。具体实施时,可以用多种预测算法对同一形态的轨迹进行建模,采用误差最小者为该形态轨迹所对应的预测模型。并可随着样本的增加对模型的参数进行整定、优化。

[0017] 图 1 中步骤 6 现了不区分轨迹形态,利用所有历史数据建立通用的预测模型 M_r ,并对通用模型 M_r 的参数进行整定、优化。该通用模型用来匹配实际预测时单凭给定的特征量暂无法分类的轨迹形态。

[0018] 图 1 中步骤 7 据风电场的特点以及风电功率或风速轨迹的属性,选取了实际进行风电功率或风速超短期预测时的观察窗口的长度 L , L 的大小可以根据实际要求适时调整。

[0019] 图 1 中步骤 8 实现了在观察窗口内,对离待预测点最近的实测数据轨迹的形态划分:首先在观察窗口内,计算离待预测点最近的实测数据轨迹的特征量的值;然后根据计算得出的特征量值,并结合轨迹形态对特征量门限值的要求,判断该段轨迹是否属于步骤 4 所划分出的轨迹形态之一,若属于其中之一,则将该段轨迹标记为相应的形态 S_x , $x \in [1, 2, \dots, n]$,并执行步骤 9,若不属于其中任一形态,则执行步骤 10。

[0020] 图 1 中步骤 9 实现了计算得出基于轨迹形态划分的风电功率或风速的超短期预测值:当离待预测点最近的实测数据轨迹属于步骤 8 所述的某一形态 S_x 时,调用其所属形态 S_x 所对应的预测模型 M_x 对待预测点进行预测,得到预测值。

[0021] 图 1 中步骤 10 把不属于步骤 4 所划分出的任一形态的离待预测点最近的实测数据轨迹归为“暂无法分类”,并将其记为形态 S_r ,调用步骤 4 得到的通用模型对待预测点进行预测,得到预测值。

[0022] 总之,本发明根据风电场的特点及风电功率或风速轨迹的属性择优选取特征量,将轨迹划分为不同的形态,并为各轨迹形态离线建立适宜的预测算模型。利用历史数据对各预测模型的参数进行整定与优化。实际预测时,根据最近的实测数据轨迹所属形态,调用相应的预测算法,得到超短期预测值。本发明较好的反映了风电功率或风速轨迹的动态变

化,有效的提高了风电功率或风速的超短期预测精度。

[0023] 虽然本发明已以较佳实施例公开如上,但实施例并不是用来限定本发明的。在不脱离本发明之精神和范围内,所做的任何等效变化或润饰,同样属于本发明之保护范围。因此本发明的保护范围应当以本申请的权利要求所界定的内容为准。

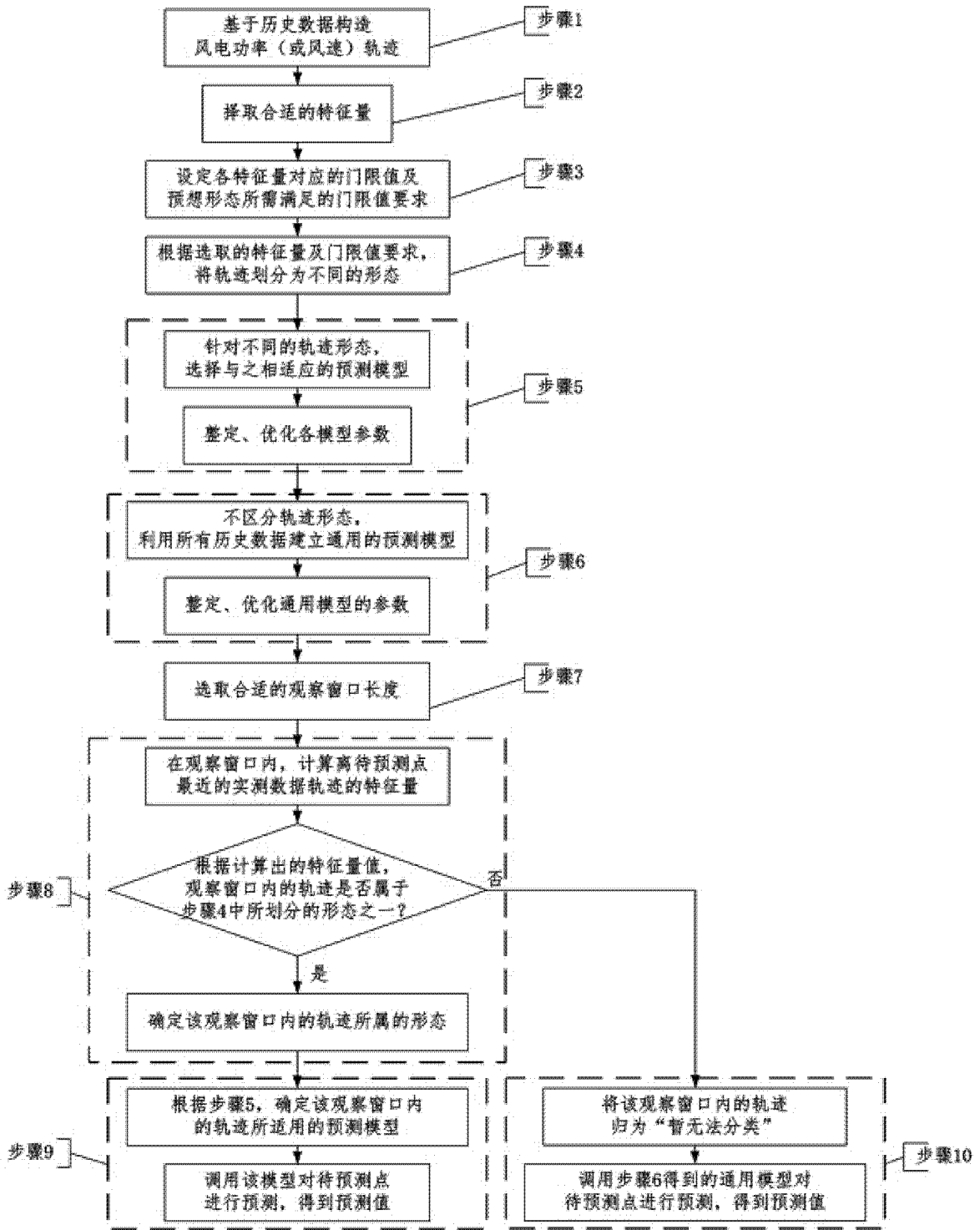


图 1