

(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 103020743 A

(43) 申请公布日 2013. 04. 03

(21) 申请号 201210581828. 1

(22) 申请日 2012. 12. 27

(71) 申请人 中国科学院电工研究所  
地址 100190 北京市海淀区中关村北二条 6 号

(72) 发明人 张志刚 杨冰 廖承林 王丽芳  
孙广星

(74) 专利代理机构 北京科迪生专利代理有限责  
任公司 11251

代理人 关玲

(51) Int. Cl.  
G06Q 10/04 (2012. 01)  
G06N 3/02 (2006. 01)

权利要求书 2 页 说明书 3 页 附图 1 页

(54) 发明名称

风电场超短期风速预测方法

(57) 摘要

一种风电场超短期风速预测方法, 根据风电机组所处位置的历史风速值建立数据库; 建立需要预测风速的前一时段风电机组风速曲线; 从数据库中提取相似曲线簇及其相应的下一时段的风速曲线建立训练样本集合; 以相似曲线为训练输入, 对应的下一时段风速曲线为输出, 对神经网络训练, 得到训练后的神经网络系统; 以需要预测时段风速的上一时段风电机组风速曲线作为神经网络的输入, 得到初步的风速预测值; 分别以所有相似曲线为输入, 通过神经网络得到相似曲线的计算预测值; 用计算预测值与各相似曲线下一时段风速曲线中的风速值比较, 得出各条相似曲线的预测误差值, 求取误差值的平均值; 用误差值的平均值修正初步的风速预测值, 得到最终的风速预测值。



1. 一种风电场超短期风速预测方法,其特征在於所述的方法包括以下步骤:

(1) 根据风电机组所处位置对机组进行编号,按照风电机组的标号和时间间隔建立历史风速值数据库;

(2) 按照风电机组标号,建立各个时段风电机组的风速曲线;

(3) 获取需要预测风速时段的前一时段风速曲线,并从历史风速数据库中搜索、提取与前一时段风速曲线相似的曲线簇,组成输入曲线集合;搜索各相似曲线的下一时段风速曲线,组成输出曲线集合;

(4) 将输入曲线集合和输出曲线集合分别作为神经网络的输入和输出样本,对神经网络进行训练,得到训练好的神经网络系统;

(5) 将需要预测时段的前一时段风速曲线作为神经网络系统的输入,得到初步的风速预测值;

(6) 分别以输入曲线集合中的曲线为输入,通过神经网络系统计算,得到各相似曲线的预测值;

(7) 用各相似曲线的预测值与各相似曲线的下一时段风速曲线中的风速值进行比较,得到各相似曲线的预测误差值,并求取误差值的平均值;

(8) 用步骤(7)求得的误差值的平均值修正初步的风速预测值,得到需要预测的风速值。

2. 根据权利要求1所述的风电场超短期风速预测方法,其特征是:所述的风电机组的历史数据采集时间间隔为  $1 \sim 10\text{min}$ 。

3. 根据权利要求1所述的风电场超短期风速预测方法,其特征是:在所述步骤(3)中,所述相似曲线簇搜索按照以下步骤进行:

1) 以风电机组标号为横坐标,各台风电机组的风速值为纵坐标,绘制每个时间段的风速曲线:风电机组在每个时间段的风速曲线为一条折线,每个折点对应一台风机,  $N$  台风电机组的折线有  $N-1$  条折线,每条折线用  $L$  表示,则第  $i$  条折线表示为:

$$L_i = \{(x_{Li}, y_{Li}), (x_{Ri}, y_{Ri}), k_i\} \quad (1)$$

其中,  $(x_{Li}, y_{Li})$  表示折线的左端点坐标,  $(x_{Ri}, y_{Ri})$  为折线的右端点坐标,  $k_i$  表示折线的斜率;

2) 进行相似曲线提取,定义两条曲线间的相似距离  $D$  为:

$$D(a, b) = \sum_{i=1}^{N-1} |k_{ai} \omega_{ai} - k_{bi} \omega_{bi}| \quad (2)$$

其中,  $a, b$  表示要求取相似性的两条曲线,  $k_{ai}, k_{bi}$  表示两条曲线中对应的第  $i$  段折线的斜率,  $\omega_{ai}, \omega_{bi}$  分别表示第  $i$  段折线在其对应曲线总长中所占的比重;

3) 通过样本数据计算和分析,观测出相似距离限定值  $\delta$ , 当  $D(a, b) < \delta$ , 则认为两条折线相似,  $\delta$  值按照实际情况设定。

4. 根据权利要求1所述的风电场超短期风速预测方法,其特征是:在所述步骤(7)中,通过各相似曲线的预测值与各相似曲线的下一时段风速曲线中的风速值进行比较,获得误差值的平均值  $\text{err\_bp}$ 。

5. 根据权利要求1所述的风电场超短期风速预测方法,其特征是:在所述步骤(8)中,

用误差值的平均值  $err\_bp$  修正初步的风速预测值  $Wind\_speed\_bp$ , 得到需要预测的风速值  $Wind\_speed = Wind\_speed\_bp + err\_bp$ , 其中  $Wind\_speed\_bp$  为初步的风速预测值,  $err\_bp$  为误差值的平均值。

## 风电场超短期风速预测方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种风电场超短期风速预测的方法。

### 背景技术

[0002] 随着人们对低碳生活的呼吁、智能电网的发展,风力发电技术作为一种清洁可再生能源得大规模的利用。然而风能的随机性和间歇性,使得风力发电机组的出力不能像传统的火力发电机组一样可控,因而给电网的运行带来很大的不确定性,也给电网调度带来很大的难度,降低了风力发电的优越性。随着大规模风电机组并网运行,风电机组的出力需要实时、准确的预测,才能满足电网实时调度的需求,进行正常的并网运行,因而风电场超短期风速预测是亟待解决的技术难题。近些年来,人们借助于线性自回归模型、非参数回归模型、支持向量机、卡尔曼滤波法、人工智能方法、以及组合预测等理论方法对风电场超短期风速进行了探索,并取得了一定的成果。但是这些方法都存在很大的误差,难以满足电力系统对风电机组的调度要求。

[0003] 目前风电场风速预测中,采用的误差修正方法主要是从风电场风速预测系统的系统误差和尾流效应误差等方面进行的。系统误差是由风速预测方法决定的,通过改进算法的计算精度可减小误差存在一定的空间;由于风电机组间所处的地理位置不同,风电机组的尾流效应会影响别的机组出力,而这种影响程度存在一定的不确定性,使得消除由尾流效应引起的误差有一定的难度。

[0004] 在现有的专利和文献中,关于风速的预测均以单台风电机组所处位置的风速值建立时间序列进行风速的预测,没有考虑到风电场空间的风速变化情况。专利 CN101793907A 中提出的风电场短期风速预测方法,采用支持向量机的预测方法,但并没有考虑风电场集群空间的影响,没有考虑到误差的修正;专利 CN101871948A 中提出的风电场风速预测方法,采用卡尔曼滤波的方法进行预测,误差修正时采用的是高斯白噪声方法进行的。

### 发明内容

[0005] 本发明所要解决的问题是克服现有技术的在预测模型的计算误差和风电机组间由于尾流效应造成的建模不准确而造成的误差,采用风电机组间的风速曲线和相似曲线对比,消除预测中的模型误差和尾流效应造成的误差,提出一种新的风电场超短期风速预测方法。

[0006] 本发明的发明构思是:本发明着眼于风电机组间的风速变化情况,形成以风电机组为变量的风速曲线,风电机组间的相互影响完全隐性地包含在风速曲线之中,从历史数据中获取相似曲线簇构成样本,并采用相似曲线的预测值对预测误差进行修正,消除了预测的系统误差,可取得较高的风速预测精度。

[0007] 本发明解决其技术问题所采用的方法步骤如下:

[0008] (1) 根据风电机组所处位置对机组进行编号,按照风电机组的标号和时间间隔建立历史风速值数据库;

- [0009] (2) 按照风电机组标号, 建立各个时段风电机组的风速曲线;
- [0010] (3) 获取需要预测风速时段的前一时段风速曲线, 并从历史风速数据库中搜索、提取与前一时段风速曲线相似的曲线簇, 组成输入曲线集合; 搜索各相似曲线的下一时刻的风速曲线, 组成输出曲线集合;
- [0011] (4) 将输入曲线集合和输出曲线集合分别作为神经网络的输入和输出样本, 对神经网络进行训练, 得到训练好的神经网络系统;
- [0012] (5) 将需要预测时段的前一时段风速曲线作为神经网络系统的输入, 得到初步的风速预测值;
- [0013] (6) 分别以输入曲线集合中的曲线为输入, 通过神经网络系统计算, 得到各相似曲线的预测值;
- [0014] (7) 用各相似曲线的预测值与各相似曲线的下一时段风速曲线中的风速值进行比较, 得到各相似曲线的预测误差值, 并求取误差值的平均值;
- [0015] (8) 用步骤(7)求得的误差值的平均值修正初步的风速预测值, 得到需要预测的风速值。
- [0016] 进一步地, 本发明所述步骤(1)中, 所述的风电机组所处位置的历史数据采集时间间隔为 1~10min。
- [0017] 进一步地, 本发明所述的步骤(2)中, 以风电机组标号为变量建立空间风速变化曲线。
- [0018] 进一步地, 本发明所述步骤(7)和(8)中, 误差值的平均值的获得是通过各相似曲线的预测值和各相似曲线的下一时段风速曲线中的风速值比较, 得到各相似曲线的预测误差值, 并求取各相似曲线的预测误差值的平均值。
- [0019] 与现有技术相比, 本发明的有益效果是:
- [0020] 本发明提出一种新的风速超短期预测方法及其误差消除方法, 由历史运行数据得到风电机组间的风速历史曲线, 并筛选得到相似曲线, 以相似曲线为样本进行训练得到神经网络, 并以相似曲线为输入, 得到相应的预测值, 求取形似曲线的误差平均值, 用误差值修正预测值, 得到最终的风速预测值。

## 附图说明

- [0021] 图 1 是本发明的进行超短期风速预测方法流程图。
- [0022] 图 2 是本发明的相似曲线簇搜索方法流程图。

## 具体实施方式

- [0023] 下结合附图和具体实施方式进一步说明本发明。
- [0024] 如图 1 所示, 发明风电场风速短期预测方法的步骤如下:
- [0025] (1) 根据风电机组所处位置对机组进行编号, 按照标号和时间间隔建立历史风速值数据库;
- [0026] (2) 按照风电机组标号, 建立各个时段风电机组的风速曲线;
- [0027] (3) 获取需要预测风速时段的前一时段风速曲线, 并从所述的历史风速值数据库中搜索、提取与前一时段风速曲线相似的曲线簇以及相应的下一时段风速曲线, 分别建立

输入曲线集合和输出曲线集合。

[0028] 相似曲线簇搜索可按照以下步骤进行,如图 2 所示:

[0029] 1) 以风电机组标号为横坐标,各台风电机组的风速值为纵坐标,绘制每个时间段的风速曲线。风电机组在每个时间段的风速曲线是一条折线,每个折点都对应一台风机。N 台风电机组的折线就有 N-1 条折线,每条折线用 L 表示,则第 i 条折线表示为:

$$[0030] \quad L_i = \{(x_{Li}, y_{Li}), (x_{Ri}, y_{Ri}), k_i\} \quad (1)$$

[0031] 其中,  $(x_{Li}, y_{Li})$  表示折线的左端点坐标,  $(x_{Ri}, y_{Ri})$  为折线的右端点坐标,  $k_i$  表示折线的斜率。

[0032] 2) 进行曲线相似度提取,定义两条曲线间的相似距离 D 为:

$$[0033] \quad D(a, b) = \sum_{i=1}^{N-1} |k_{ai} \omega_{ai} - k_{bi} \omega_{bi}| \quad (2)$$

[0034] 其中, a, b 表示要求取相似性的两条曲线,  $k_{ai}, k_{bi}$  表示两条曲线中对应的第 i 段折线的斜率,  $\omega_{ai}, \omega_{bi}$  分别表示第 i 段折线在其对应曲线总长中所占的比重。

[0035] 3) 通过大量样本数据计算和分析,观测出相似距离的限定值  $\delta$ , 当  $D(a, b) < \delta$ , 则认为两条折线相似,  $\delta$  值可按照实际情况进行设定。

[0036] (4) 将相似曲线簇形成的输入和输出曲线簇作为神经网络的训练样本集,对神经网络进行训练,得到训练好的神经网络系统;神经网络构成:采用 BP 神经网络进行预测,把各台风电机组对应的风速值作为输入,下一时刻的各台风机对应的风速值作为输出。采用 3 层网络,输入层、中间层和输出层,这 3 层对应的节点数相同,神经元转移函数采用 sigmoid 函数。

[0037] (5) 将需要预测时段的前一时段风风速曲线作为神经网络系统的输入,得到初步的风速预测值,用 Wind\_speed\_bp 表示;

[0038] (6) 分别以相似曲线簇集合中的曲线为输入,通过神经网络系统计算,得到各相似曲线的预测值;

[0039] (7) 用各相似曲线的预测值与各相似曲线的下一时段风速曲线中的风速值进行比较,得到各条相似曲线的预测误差值,并求取误差值的平均值,该误差值的平均值用 err\_bp 表示;

[0040] (8) 用误差的平均值修正初步的风速预测值,得到需要预测的风速值 Wind\_speed, 则  $Wind\_speed = Wind\_speed\_bp + err\_bp$ 。

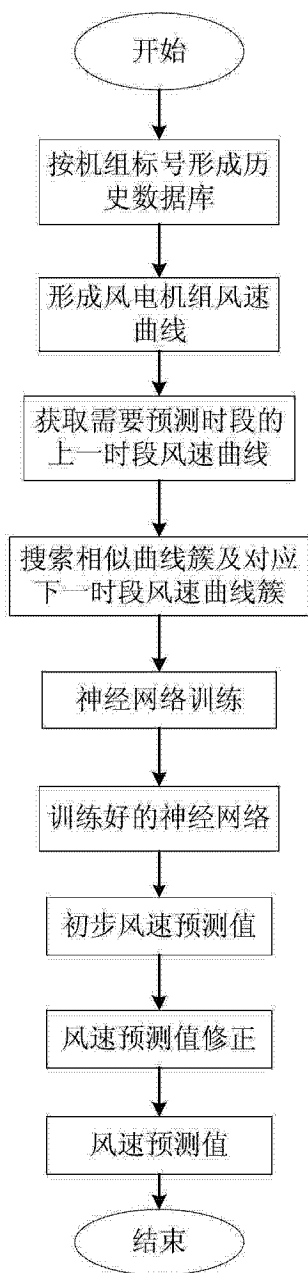


图 1

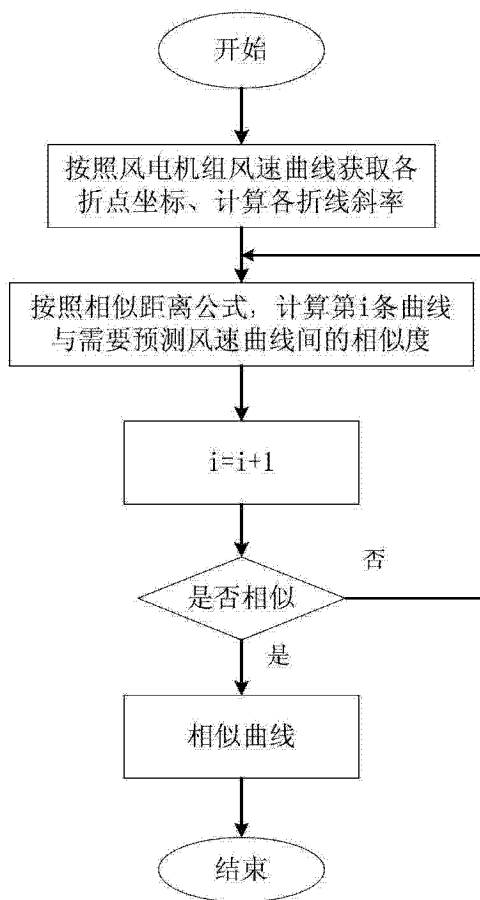


图 2