



# (12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 111859789 B

(45) 授权公告日 2023.04.14

(21) 申请号 202010644875.0

CN 109885845 A, 2019.06.14

(22) 申请日 2020.07.07

CN 110543649 A, 2019.12.06

(65) 同一申请的已公布的文献号

US 2003222795 A1, 2003.12.04

申请公布号 CN 111859789 A

杨晓雷. 单一水平轴风电机组尾迹的模拟方法与流动机理研究综述.《力学学报》.2021, 第53卷卷(第53卷期), 第3169-3178页.

(43) 申请公布日 2020.10.30

杨祥生. 风力机尾流效应数值模拟研究.《中国博士学位论文全文数据库(电子期刊)》.2017, (第undefined期), C042-28.

(73) 专利权人 中国科学院力学研究所

地址 100190 北京市海淀区北四环西路15号

Georgios Deskos 等. Turbulence-resolving simulations of wind turbine wakes.《Renewable Energy》.2019, 第134卷卷第989-1002页.

(72) 发明人 杨晓雷 杨子轩 李秉霖 李翌斌

(74) 专利代理机构 北京和信华成知识产权代理事务所(普通合伙) 11390

专利代理师 焦海峰

曹娜; 于群; 王伟胜; 石立宝. 风电场尾流效应模型研究. 太阳能学报. 2016, (第01期), 全文.

(51) Int. Cl.

G06F 30/27 (2020.01)

G06F 111/10 (2020.01)

G06F 113/06 (2020.01)

G06F 119/14 (2020.01)

章书成; 东雪青; 汪建文; 高志鹰; 陈天阁; 杨超; 管飞. 风力机尾迹速度场脉动特性的实验研究. 工程热物理学报. 2016, (第07期), 全文. (续)

审查员 杨楚莹

(56) 对比文件

CN 105041572 A, 2015.11.11

权利要求书1页 说明书4页 附图1页

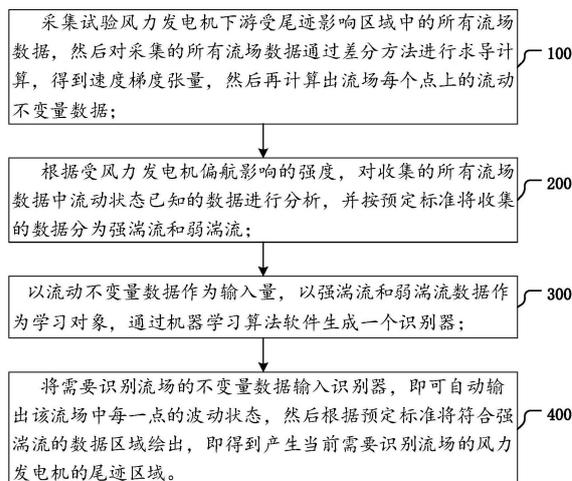
(54) 发明名称

一种风力发电机的尾迹识别方法

的客观性。

(57) 摘要

本发明提供一种风力发电机的尾迹识别方法, 先采集试验风力发电机的所有流场数据, 然后对流场数据通过差分方法进行求导计算, 得到速度梯度张量, 然后再计算出流场每个点上的流动不变量数据; 对已知的数据进行分析, 并按预定标准将收集的数据分为强湍流和弱湍流; 以流动不变量数据作为输入量, 以强湍流和弱湍流数据作为学习对象, 通过机器学习算法软件生成一个识别器; 将需要识别流场的不变量数据输入识别器, 然后根据预定标准将符合强湍流的数据区域绘出, 即得到产生当前需要识别流场的风力发电机的尾迹区域。本发明使用了现代计算机科学中的大数据分析的方法, 只需要提供充分的数据, 而不需要加入其他人为干涉, 可以保证计算结果



CN 111859789 B

[接上页]

**(56) 对比文件**

郭静婷;.用CFD方法模拟计算风力机尾流的研究.可再生能源.2010,(第04期),全文.

何伟;田德;邓英;汪宁渤.风力发电机组旋转湍流风场数值模拟.中国电机工程学报.2013,(第11期),全文.

1. 一种风力发电机的尾迹识别方法,其特征在于,包括如下步骤:

步骤100,采集试验风力发电机下游受尾迹影响区域中的所有流场数据,然后对采集的所有流场数据通过差分方法进行求导计算,得到速度梯度张量,然后再通过差分方法计算出流场每个点上的流动不变量数据;

步骤200,根据受风力发电机偏航影响的强度,对收集的所有流场数据中流动状态已知的数据进行分析,并按预定标准将收集的数据分为强湍流和弱湍流;

步骤300,以流动不变量数据作为输入量,以强湍流和弱湍流数据作为学习对象,通过机器学习算法软件生成一个识别器;

步骤400,将需要识别流场的不变量数据输入识别器,即可自动输出该流场中每一点的流动状态,然后根据预定标准将符合强湍流的数据区域绘出,即得到产生当前需要识别流场的风力发电机的尾迹区域,

其中,所述预定标准根据受风力发电机偏航影响的大小进行划分。

2. 根据权利要求1所述的尾迹识别方法,其特征在于,

所述的所有流场数据中的每个流场点数据信息包括空间坐标信息和时间信息。

3. 根据权利要求1所述的尾迹识别方法,其特征在于,

所述的所有流场数据是通过场地测量或实验室测量或数值模拟得到的。

4. 根据权利要求1所述的尾迹识别方法,其特征在于,

所述的流动不变量至少包括湍流脉动能量,拟涡能和涡拉伸强度。

5. 根据权利要求1所述的尾迹识别方法,其特征在于,

所述的对收集的所有流场数据中流动状态已知的数据进行分析采用的分析方法是大数据分析。

6. 根据权利要求1所述的尾迹识别方法,其特征在于,

所述的根据受风力发电机偏航影响的强度是指:风力发电机在空间上受风向影响而随风向随时改变朝向的过程中,其尾迹区域在移动过程中与周边非尾迹区域之间的变化对比。

7. 根据权利要求1所述的尾迹识别方法,其特征在于,

所述步骤400中需要识别流场的不变量数据包含所述需要识别流场中获取的所有已知数据的不变量数据。

8. 根据权利要求7所述的尾迹识别方法,其特征在于,

所述的需要识别流场的不变量数据中的不变量数据是通过步骤100中的差分方法计算后得到的。

9. 根据权利要求1所述的尾迹识别方法,其特征在于,

所述的机器学习算法采用的是XGBoost数学库的Python版本,通过Python语言调用XGBoost数学库并选择其中基于二叉树的分类模型,以所述不变量作为模型输入,XGBoost算法自动调节基于二叉树的分类模型中存在的可调参数,最终使分类模型给出的结果与所述强湍流和弱湍流的差值达到最小,然后使用Python版本将训练达到要求的基于二叉树的分类模型封装成一个可执行文件形成即识别器。

10. 根据权利要求1所述的尾迹识别方法,其特征在于,

所述的不变量数据是指:在物理上能够保持客观性不随坐标系的选取而变化的物理量。

## 一种风力发电机的尾迹识别方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及风力发电领域,特别涉及一种通过已知数据建立学习模型进而识别出任意风力发电机的尾迹的识别方法。

### 背景技术

[0002] 传统的风力发电机尾迹识别通常采用“一个物理量+一个阈值”的模式,比如,对于时均尾迹场,可以通过速度亏损的极大值点确定中心位置,通过速度亏损大于某一阈值确定尾迹范围,对于瞬时速度场,可以通过流场的涡量和某一阈值来识别风力发电机尾迹,而这种方法存在以下两个缺点:

[0003] 1.单变量的识别器鲁棒性差,对于不同流动参数的尾迹识别需要人为地调整阈值,然而阈值的选取严重依赖于人的主观认知,因此并不能客观的反应真实的情况。

[0004] 2.湍流是一个多尺度物理现象,而一个变量往往只能反应某个特征尺度下的流动特性,因此不能全面的识别流动状态,也就不能准确的识别风力发电机的尾迹。

### 发明内容

[0005] 本文发明的目的是提供一种通过已知数据建立学习模型进而识别出任意风力发电机的尾迹的识别方法。

[0006] 具体地,本发明提供一种风力发电机的尾迹识别方法,包括如下步骤:

[0007] 步骤100,采集试验风力发电机下游受尾迹影响区域中的所有流场数据,然后对采集的所有流场数据通过差分方法进行求导计算,得到速度梯度张量,然后再计算出流场每个点上的流动不变量数据;

[0008] 步骤200,根据受风力发电机偏航影响的强度,对收集的所有流场数据中流动状态已知的数据进行分析,并按预定标准将收集的数据分为强湍流和弱湍流;

[0009] 步骤300,以流动不变量数据作为输入量,以强湍流和弱湍流数据作为学习对象,通过机器学习算法软件生成一个识别器;

[0010] 步骤400,将需要识别流场的不变量数据输入识别器,即可自动输出该流场中每一点的流动状态,然后根据预定标准将符合强湍流的数据区域绘出,即得到产生当前需要识别流场的风力发电机的尾迹区域。

[0011] 在本发明的一个实施方式中,所述的所有流场数据中的每个流场点数据信息包括空间坐标信息和时间信息。

[0012] 在本发明的一个实施方式中,所述的所有流场数据是通过场地测量或实验室测量或数值模拟得到的。

[0013] 在本发明的一个实施方式中,所述的流动不变量至少包括湍流脉动能量,拟涡能和涡拉伸强度。

[0014] 在本发明的一个实施方式中,所述的对收集的所有流场数据中流动状态已知的数据进行分析采用的分析方法是大数据分析方法。

[0015] 在本发明的一个实施方式中,所述的根据受风力发电机偏航影响的强度是指:风力发电机在空间上受风向影响而随风向随时改变朝向的过程中,其尾迹区域在移动过程中与周边非尾迹区域之间的变化对比。

[0016] 在本发明的一个实施方式中,所述步骤400中需要识别流场的不变量数据包含所述需要识别流场中获取的所有已知数据的不变量数据。

[0017] 在本发明的一个实施方式中,所述的需要识别流场的不变量数据中的不变量数据是通过步骤100中的差分方法计算后得到的。

[0018] 在本发明的一个实施方式中,所述的机器学习算法采用的是XGBoost数学库的Python版本,通过Python语言调用XGBoost数学库并选择其中基于二叉树的分类模型,以所述不变量作为模型输入,XGBoost算法自动调节基于二叉树的分类模型中存在的可调参数,最终使分类模型给出的结果与所述强湍流和弱湍流的差值达到最小,然后使用Python版本将训练达到要求的基于二叉树的分类模型封装成一个可执行文件形成即识别器。

[0019] 在本发明的一个实施方式中,所述的不变量数据是指:在物理上能够保持客观性不随坐标系的选取而变化的物理量。

[0020] 本发明使用了现代计算机科学中的大数据分析的方法,只需要提供充分的数据,而不需要加入其他人为干涉,可以保证计算结果的客观性。利用构成流动不变量的多个变量,通过每个变量反应的不同特征尺度上的流动状态,真实反应湍流的多尺度特性,且每个变量具有明确的物理意义,可以反应湍流的不同特性,包括非定常、涡结构、涡拉伸等,使得最终得到的尾迹的识别更加准确。

## 附图说明

[0021] 图1是本发明一个实施方式的尾迹识别方法流程图;

[0022] 图2是本发明一个实施方式的风力发电机流场示意图。

## 具体实施方式

[0023] 风力发电机尾迹对风电场的性能(比如电量产出和维护费用)有显著影响,本方法以现代计算机数据分析技术为基础,识别风力发电机的尾迹区域,较传统方法而言,具有更准确,更客观的优势,对实现先进风机控制和优化风力发电机布置至关重要,是提升风电场发电效率的关键技术。

[0024] 本方案将大数据分析的方法应用到风电领域,通过将图像识别技术和物理识别过程相结合,将“不变量的值”等同于图像识别技术中的“图片的颜色”,从而实现了对物理现象的识别。相比于图片识别技术,本方案处理的物理现象识别更复杂,因图像中的每个像素点只需要RGB三基色(相当于三个变量)即可表达,而在处理尾迹这一物理现象时则需要更多的变量才能客观地反应尾迹的特征。

[0025] 现有技术在处理尾迹分析时,一般是通过标定每个变量的阈值来分析,标定过程只能采用“试错”的方法,即通过反复改变阈值使得识别出的尾迹区域尽量接近研究者的认知。即便不考虑研究者的认知是否掺杂了主观因素,综合标定多个变量的阈值在现有方法中也是无法实现的,因为在综合考虑多个变量时,需要对每个变量的阈值设定进行标定,并且由于这些变量之间不存在正交性,这些阈值之间是相互影响的,再加上物理量的值都是

连续变化的,理论上可选择的阈值是无穷的,所以当变量数大于3个时,使用现有识别方法几乎不可能采用多变量来进行,因此现有技术和分析尾迹时常规采用2个变量来进行,其最终得到的尾迹数据精确度远远低于本方案的处理改变数据。

[0026] 此外,采用的机器学习属于还在发展之中的一项技术,而本方案采用的XGBoost数学算法是一种监督学习的算法,其仅应用在图像识别中的物体分割问题上,并未在工业界广泛应用。本方法使用XGBoost的监督学习特性,很好的解决了风力发电机尾迹识别中的客观性和准确性问题。

[0027] 以下通过具体实施例和附图对本方案的具体结构和实施过程进行详细说明。

[0028] 如图1所示,在本发明的一个实施方式风力发电机尾迹识别方法,包括如下步骤:

[0029] 步骤100,采集试验风力发电机下游受尾迹影响区域中的所有流场数据,然后对采集的所有流场数据通过差分方法进行求导计算,得到速度梯度张量,然后再计算出流场每个点上的流动不变量数据;

[0030] 该步骤中,所有流场数据的获取方式既可以是场地测量(比如,LiDAR (Light Detection and Ranging)),或实验室测量(比如,PIV (Particle Image Velocimetry)),也可以是数值模拟。

[0031] 采集的风力发电机下游的流场数据具体表示为 $u_i(x_i, t)$ ,其中 $x_i$ 表示空间中测量点的位置,下标 $i=1,2,3$ 表示三维空间的三个方向, $t$ 表示时间。

[0032] 对流场数据 $u_i(x_i, t)$ 通过差分方法进行求导计算,得到速度梯度张量 $\partial u_i / \partial x_j$ ,然后再计算每个流场点上的流动不变量,包括湍流脉动能量 $k = u_i u_i / 2$ ,拟涡能 $\omega_i \omega_i / 2$ ,涡拉伸强度 $S_{ij} \omega_j$ 等,其中 $\omega_i = \epsilon_{ijk} \partial u_j / \partial x_k$ 和 $S_{ij} = (\partial u_i / \partial x_j + \partial u_j / \partial x_i) / 2$ 分别表示涡量和应变率张量, $\epsilon_{ijk}$ 表示三阶列维-奇维塔符号。

[0033] 步骤200,根据受风力发电机偏航影响的强度,对收集的所有流场数据中流动状态已知的数据进行分析,并按预定标准将收集的数据分为强湍流和弱湍流;

[0034] 这里的根据受风力发电机偏航影响的强度是指:风力发电机在空间上受风向影响而随风向随时改变朝向的过程中,其尾迹区域在移动过程中与周边非尾迹区域之间的变化对比。

[0035] 其中,对收集的所有流场数据中流动状态已知的数据进行分析采用的分析方法是大数据分析,具体分析说明在下面步骤中说明。

[0036] 如图2所示,由于各种流场数据是已知的,因此可以对流动状态已知的数据进行标记。图中实线为尾迹的横向边界区域,其夹持的区域由于受到风力发电机尾迹的影响,状态必然是强湍流,可赋予标签值 $L=1$ ,而离风力发电机较远的区域(虚线框包围的区域)必然是弱湍流或非湍流区域,则赋予标签值 $L=0$ 。而预定标准则是根据受风力发电机偏航影响的大小进行划分的,其可根据实际对尾迹的分析要求进行确定。

[0037] 步骤300,以流动不变量数据作为输入量,以强湍流和弱湍流数据作为学习对象,通过机器学习算法软件生成一个识别器;

[0038] 这里的机器学习算法采用的是XGBoost数学库的Python版本,通过Python语言调用XGBoost数学库并选择其中基于二叉树的分类模型,以前面得到的不变量作为模型输入,XGBoost算法自动调节基于二叉树的分类模型中存在的可调参数,最终使分类模型给出的

结果与实际测量得到的强湍流和弱湍流的差值达到最小,然后使用Python版本将训练达到要求的基于二叉树的分类模型封装成一个可执行文件形成识别器。

[0039] XGBoost方法是一个大数据分析方法,但是如果对测量得到的原始数据(如速度和压力)直接应用该方法,并不能保证尾迹识别的客观性,这是因为流动速度本身不是不变量,它的大小是依赖于坐标系的选取的,而实际的风力发电站的风向是随时变化的,风力发电机的朝向也会随着风向变化,流场测量的坐标系也是在不停变化的,因此,本方案使用不变量数据作为输入进行尾迹识别。

[0040] 不变量数据在物理上指不随坐标系的选取而变化的物理量,具有物理上的客观性。

[0041] 步骤400,将需要识别流场的不变量数据输入识别器,即可自动输出该流场中每一点的流动状态,然后根据预定标准将符合强湍流的数据区域绘出,即得到产生当前需要识别流场的风力发电机的尾迹区域。

[0042] 需要识别流场的不变量数据是指:需要识别流场中获取的所有已知数据的不变量数据。而其中的不变量数据是通过步骤100中的差分方法计算后得到的。

[0043] 得到识别器后即可应用于任意一个风力发电机的尾迹计算,只需要以相应流场中每一点的不变量作为输入,该识别器即可自动输出流场中每一点的流动状态,即标签值 $L^*$ 。标签值 $L^*=1$ 的流场区域就是风力发电机的尾迹区域。

[0044] 本发明使用了现代计算机科学中的大数据分析方法,只需要提供充分的数据,而不需要加入其他人为干涉,可以保证计算结果的客观性。利用构成流动不变量的多个变量,通过每个变量反应的不同特征尺度上的流动状态,真实反应湍流的多尺度特性,且每个变量具有明确的物理意义,可以反应湍流的不同特性,包括非定常、涡结构、涡拉伸等,使得最终得到的尾迹的识别更加准确。

[0045] 至此,本领域技术人员应认识到,虽然本文已详尽示出和描述了本发明的多个示例性实施例,但是,在不脱离本发明精神和范围的情况下,仍可根据本发明公开的内容直接确定或推导出符合本发明原理的许多其他变型或修改。因此,本发明的范围应被理解和认定为覆盖了所有这些其他变型或修改。

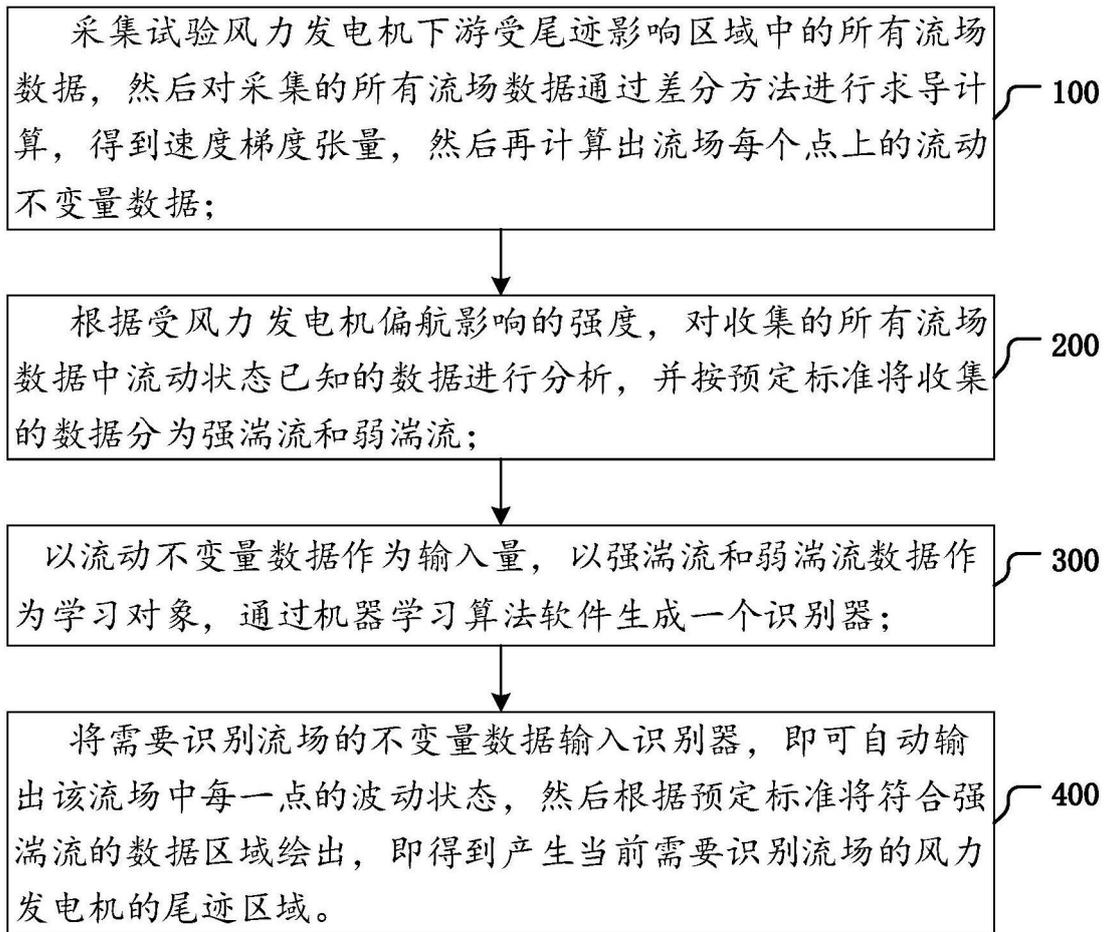


图1

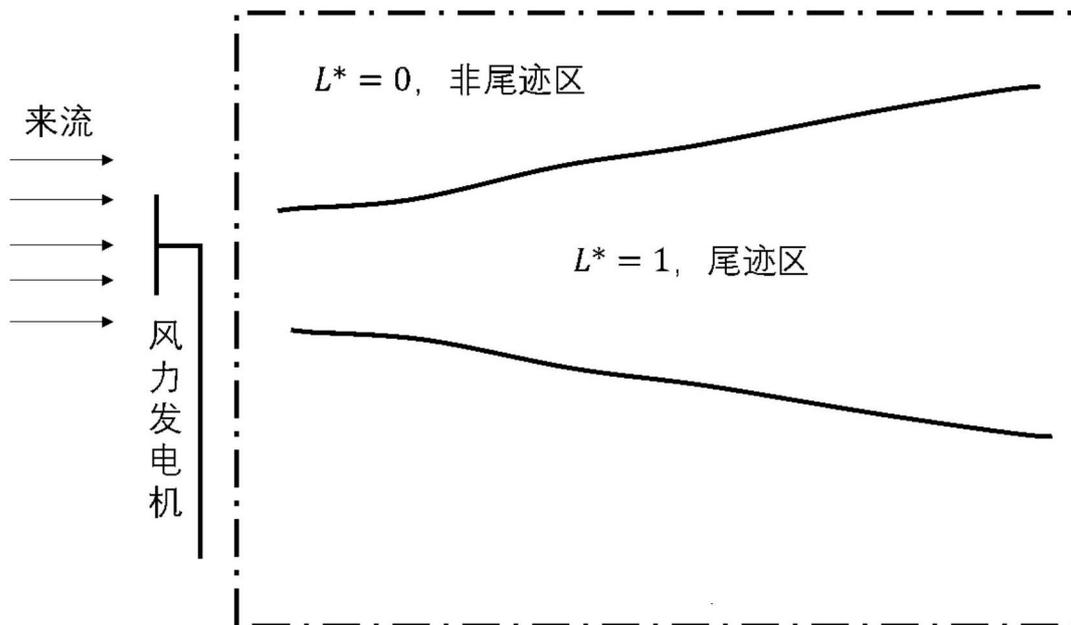


图2