



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 114279915 B

(45) 授权公告日 2024.08.27

(21) 申请号 202111604123.2

(22) 申请日 2021.12.24

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 114279915 A

(43) 申请公布日 2022.04.05

(73) 专利权人 青岛镭测创芯科技有限公司
地址 266100 山东省青岛市崂山区九水东
路600号A区二层

(72) 发明人 郝勇 宋小全 李荣忠

(74) 专利代理机构 北京集佳知识产权代理有限
公司 11227
专利代理师 李泽艳

(51) Int. Cl.

G01N 15/075 (2024.01)

G01S 17/95 (2006.01)

(56) 对比文件

US 2012050750 A1, 2012.03.01

US 5922976 A, 1999.07.13

审查员 钱一晖

权利要求书5页 说明书13页 附图2页

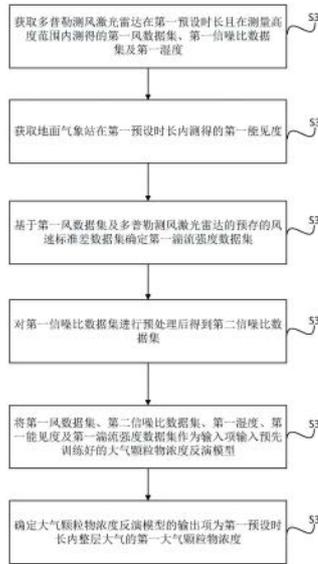
(54) 发明名称

一种大气颗粒物浓度反演方法及相关组件

(57) 摘要

本发明公开了一种大气颗粒物浓度反演方法及相关组件,依据空气污染动力学中的标量守恒方程来确定需要获取的数据,将第一风数据集、第一湿度、第二信噪比数据集、第一能见度及第一湍流强度数据集输入至预先训练好的大气颗粒物浓度反演模型以得到第一预设时长内整层大气的第一大气颗粒物浓度。该方案建立了多普勒测风激光雷达、地面气象站监测数据与整层大气的大气颗粒物浓度之间的强耦合关系,且由于多普勒测风激光雷达可以实时观测测量高度范围内的整层大气,因此与现有技术相比,该方案能够获得整层大气的大气颗粒物浓度,响应稳定,准确度高,减少了利用基于激光雷达消光系数的经验模型反演大气颗粒物浓度容易造成的模拟误差,反演精度更高。

CN 114279915 B



1. 一种大气颗粒物浓度反演方法,其特征在于,应用于多普勒测风激光雷达中的处理器,包括:

获取所述多普勒测风激光雷达在第一预设时长且在测量高度范围内测得的第一风数据集、第一信噪比数据集及第一湿度,所述第一风数据集包括所述多普勒测风激光雷达的所述测量高度范围内的与各测量返回高度一一对应的第一风向和第一风速;所述第一信噪比数据集包括与各所述测量返回高度一一对应的第一信噪比A;

获取地面气象站在第一预设时长内测得的第一能见度;

基于所述第一风数据集及所述多普勒测风激光雷达的预存的风速标准差数据集确定第一湍流强度数据集,所述第一湍流强度数据集包括与各所述测量返回高度一一对应的第一湍流强度B;

对所述第一信噪比数据集进行预处理后得到第二信噪比数据集,包括:基于预设信噪比校正关系式对所述第一信噪比数据集进行校正后得到第二信噪比数据集,所述第二信噪比数据集包括与所述第一信噪比数据集中的各个第一信噪比A一一对应的校正后的各个第二信噪比C;

将所述第一风数据集、所述第二信噪比数据集、所述第一湿度、所述第一能见度及所述第一湍流强度数据集作为输入项输入预先训练好的大气颗粒物浓度反演模型,包括:

对于第*i*个所述测量返回高度,其中 $1 \leq i \leq$ 所述测量返回高度的总个数且*i*为整数,执行如下步骤:

将所述第一能见度、所述第一湿度、与第*i*个所述测量返回高度对应的所述第一风向、所述第一风速、所述第二信噪比C及所述第一湍流强度B作为输入项输入预先训练好的大气颗粒物浓度反演模型以得到与第*i*个所述测量返回高度对应的输出项;

确定所述大气颗粒物浓度反演模型的输出项为所述第一预设时长内整层大气的第一大气颗粒物浓度,包括:确定与第*i*个所述测量返回高度对应的输出项为所述第一预设时长内与第*i*个所述测量返回高度对应的第一大气颗粒物浓度;

所述大气颗粒物浓度反演模型的预先训练过程,包括:

S11:获取所述地面环境监测站在各个第二预设时长内测得的整层大气的第二大气颗粒物浓度,其中,所述第二预设时长的个数为预设训练基准阈值;

S12:获取所述多普勒测风激光雷达测得的与第*j*个第二预设时长内的各个第三预设时长对应的第二风数据集、第三信噪比数据集及第二湿度,其中,第*j*个所述第二预设时长包括*H*个所述第三预设时长, $H \geq 1$ 且*H*为整数, $1 \leq j \leq$ 所述预设训练基准阈值且*j*为整数,其中,所述第二风数据集包括所述多普勒测风激光雷达的所述测量高度范围内的与各所述测量返回高度一一对应的第二风向和第二风速;所述第三信噪比数据集包括与各所述测量返回高度一一对应的第三信噪比;

S13:获取所述地面气象站测得的与各个所述第二预设时长对应的第二能见度;

S14:判断在所有的所述第二湿度中是否存在不小于预设湿度阈值的第二湿度,若是,进入S15;若否,进入S18;

S15:判断在与各个不小于所述预设湿度阈值的第二湿度分别一一对应的各个所述第三信噪比数据集中,与第一预设高度对应的各个第三信噪比中是否包括所述多普勒测风激光雷达返回的无效值,若是,进入S16;若否,进入S17;

S16:将与各个包括所述无效值分别对应的各个所述第三预设时长内的第二风数据集、第三信噪比数据集、第二湿度及第二能见度删除;

S17:对与各个不包括所述无效值分别对应的各个所述第三信噪比数据集进行预处理后得到与各个所述第三信噪比数据集分别一一对应的各个第四信噪比数据集;对与各个不包括所述无效值分别对应的各个所述第二风数据集,分别基于各个所述第二风数据集及所述风速标准差数据集确定与各个所述第二风数据集一一对应的第二湍流强度数据集,其中,所述第四信噪比数据集包括与各所述测量返回高度一一对应的第四信噪比,所述第二湍流强度数据集包括与各所述测量返回高度一一对应的第二湍流强度;

S18:针对与各个小于所述预设湿度阈值的第二湿度分别对应的各个所述第二风数据集,分别基于各个所述第二风数据集及所述风速标准差数据集确定与各个所述第二风数据集一一对应的第二湍流强度数据集;对与各个小于所述预设湿度阈值的第二湿度分别对应的各个所述第三信噪比数据集,进行预处理后得到与各个所述第三信噪比数据集一一对应的各个第四信噪比数据集,其中,所述第四信噪比数据集包括与各所述测量返回高度一一对应的第四信噪比,所述第二湍流强度数据集包括与各所述测量返回高度一一对应的第二湍流强度;

S19:将各个所述第二预设时长及与各个所述第二预设时长一一对应的各个所述第二大气颗粒物浓度作为输出项输入至神经网络模型;

S20:针对与第j个所述第二预设时长对应的H个第三预设时长内的各所述第二风数据集、各所述第四信噪比数据集、各所述第二湿度及各所述第二湍流强度数据集,将各所述第二风数据集中的对应行的对应项进行加和并求平均值后得到第三风数据集,将各所述第四信噪比数据集的对应行的对应项进行加和并求平均值后得到第五信噪比数据集,将各所述第二湿度的对应行的对应项进行加和并求平均值后得到与第j个所述第二预设时长对应的第三湿度,将各所述第二湍流强度数据集的对应行的对应项进行加和并求平均值后得到第三湍流强度数据集;

S21:取所述第三风数据集中与第二预设高度对应的数据作为与第j个所述第二预设时长对应的第四风数据集;取所述第五信噪比数据集中与第二预设高度对应的数据作为与第j个所述第二预设时长对应的第六信噪比;取所述第三湍流强度数据集中与第二预设高度对应的数据作为与第j个所述第二预设时长对应的第四湍流强度;其中,所述第二预设高度为与各个所述测量返回高度中的最小值对应的高度;

S22:将各个所述第二预设时长、与各个所述第二预设时长分别对应的所述第四风数据集、所述第六信噪比、所述第三湿度、所述第二能见度及所述第四湍流强度作为输入项输入至所述神经网络模型以建立在各个所述第二预设时长下的输入-输出对应关系;

S23:利用所述神经网络模型进行第z次学习,z为大于1的整数;

S24:判断第z次学习的所述神经网络模型的学习精度是否满足预设精度阈值,若是,进入S26;若否,进入S25;

S25:令 $z=z+1$ 并返回S22;

S26:停止学习并确定此时的所述神经网络模型为所述大气颗粒物浓度反演模型。

2.如权利要求1所述的大气颗粒物浓度反演方法,其特征在于,所述预设信噪比校正关系式为 $C=A*D*E$;

其中,D为校正因子;E为与所述A对应的所述测量返回高度的平方。

3.如权利要求1所述的大气颗粒物浓度反演方法,其特征在于,基于所述第一风数据集及所述多普勒测风激光雷达的预存的风速标准差数据集确定第一湍流强度数据集,包括:

根据所述多普勒测风激光雷达的预存的风速标准差数据集及预设湍流强度关系式对所述第一风数据集进行处理后确定第一湍流强度数据集;

所述预设湍流强度关系式为 $B=G/F$,其中F为与各个所述B一一对应的各个所述第一风速,G为所述风速标准差数据集中的与各所述测量返回高度一一对应的风速标准差。

4.如权利要求1所述的大气颗粒物浓度反演方法,其特征在于,所述神经网络模型包括BP神经网络、卷积神经网络、循环神经网络及长短期记忆神经网络中的一种或多种的组合。

5.一种大气颗粒物浓度反演系统,其特征在于,包括:

第一获取单元,用于获取多普勒测风激光雷达在第一预设时长且在测量高度范围内测得的第一风数据集、第一信噪比数据集及第一湿度,所述第一风数据集包括所述多普勒测风激光雷达的所述测量高度范围内的与各测量返回高度一一对应的第一风向和第一风速;所述第一信噪比数据集包括与各所述测量返回高度一一对应的第一信噪比A;

第二获取单元,用于获取地面气象站在第一预设时长内测得的第一能见度;

第一确定单元,用于基于所述第一风数据集及所述多普勒测风激光雷达的预存的风速标准差数据集确定第一湍流强度数据集,所述第一湍流强度数据集包括与各所述测量返回高度一一对应的第一湍流强度B;

第二确定单元,用于对所述第一信噪比数据集进行预处理后得到第二信噪比数据集,包括:基于预设信噪比校正关系式对所述第一信噪比数据集进行校正后得到第二信噪比数据集,所述第二信噪比数据集包括与所述第一信噪比数据集中的各个第一信噪比A一一对应的校正后的各个第二信噪比C;

输入单元,用于将所述第一风数据集、所述第二信噪比数据集、所述第一湿度、所述第一能见度及所述第一湍流强度数据集作为输入项输入预先训练好的大气颗粒物浓度反演模型,包括:

对于第i个所述测量返回高度,其中 $1 \leq i \leq$ 所述测量返回高度的总个数且i为整数,执行如下步骤:

将所述第一能见度、所述第一湿度、与第i个所述测量返回高度对应的所述第一风向、所述第一风速、所述第二信噪比C及所述第一湍流强度B作为输入项输入预先训练好的大气颗粒物浓度反演模型以得到与第i个所述测量返回高度对应的输出项;

输出确定单元,用于确定所述大气颗粒物浓度反演模型的输出项为所述第一预设时长内整层大气的第一大气颗粒物浓度,包括:确定与第i个所述测量返回高度对应的输出项为所述第一预设时长内与第i个所述测量返回高度对应的第一大气颗粒物浓度;

所述大气颗粒物浓度反演模型的预先训练过程,包括:

S11:获取所述地面环境监测站在各个第二预设时长内测得的整层大气的第二大气颗粒物浓度,其中,所述第二预设时长的个数为预设训练基准阈值;

S12:获取所述多普勒测风激光雷达测得的与第j个第二预设时长内的各个第三预设时长对应的第二风数据集、第三信噪比数据集及第二湿度,其中,第j个所述第二预设时长包括H个所述第三预设时长, $H \geq 1$ 且H为整数, $1 \leq j \leq$ 所述预设训练基准阈值且j为整数,其中,

所述第二风数据集包括所述多普勒测风激光雷达的所述测量高度范围内的与各所述测量返回高度一一对应的第二风向和第二风速;所述第三信噪比数据集包括与各所述测量返回高度一一对应的第三信噪比;

S13:获取所述地面气象站测得的与各个所述第二预设时长对应的第二能见度;

S14:判断在所有的所述第二湿度中是否存在不小于预设湿度阈值的第二湿度,若是,进入S15;若否,进入S18;

S15:判断在与各个不小于所述预设湿度阈值的第二湿度分别一一对应的各个所述第三信噪比数据集中,与第一预设高度对应的各个第三信噪比中是否包括所述多普勒测风激光雷达返回的无效值,若是,进入S16;若否,进入S17;

S16:将与各个包括所述无效值分别对应的各个所述第三预设时长内的第二风数据集、第三信噪比数据集、第二湿度及第二能见度删除;

S17:对与各个不包括所述无效值分别对应的各个所述第三信噪比数据集进行预处理后得到与各个所述第三信噪比数据集分别一一对应的各个第四信噪比数据集;对与各个不包括所述无效值分别对应的各个所述第二风数据集,分别基于各个所述第二风数据集及所述风速标准差数据集确定与各个所述第二风数据集一一对应的第二湍流强度数据集,其中,所述第四信噪比数据集包括与各所述测量返回高度一一对应的第四信噪比,所述第二湍流强度数据集包括与各所述测量返回高度一一对应的第二湍流强度;

S18:针对与各个小于所述预设湿度阈值的第二湿度分别对应的各个所述第二风数据集,分别基于各个所述第二风数据集及所述风速标准差数据集确定与各个所述第二风数据集一一对应的第二湍流强度数据集;对与各个小于所述预设湿度阈值的第二湿度分别对应的各个所述第三信噪比数据集,进行预处理后得到与各个所述第三信噪比数据集一一对应的各个第四信噪比数据集,其中,所述第四信噪比数据集包括与各所述测量返回高度一一对应的第四信噪比,所述第二湍流强度数据集包括与各所述测量返回高度一一对应的第二湍流强度;

S19:将各个所述第二预设时长及与各个所述第二预设时长一一对应的各个所述第二大气颗粒物浓度作为输出项输入至神经网络模型;

S20:针对与第j个所述第二预设时长对应的H个第三预设时长内的各所述第二风数据集、各所述第四信噪比数据集、各所述第二湿度及各所述第二湍流强度数据集,将各所述第二风数据集中的对应行的对应项进行加和并求平均值后得到第三风数据集,将各所述第四信噪比数据集的对应行的对应项进行加和并求平均值后得到第五信噪比数据集,将各所述第二湿度的对应行的对应项进行加和并求平均值后得到与第j个所述第二预设时长对应的第三湿度,将各所述第二湍流强度数据集的对应行的对应项进行加和并求平均值后得到第三湍流强度数据集;

S21:取所述第三风数据集中与第二预设高度对应的数据作为与第j个所述第二预设时长对应的第四风数据集;取所述第五信噪比数据集中与第二预设高度对应的数据作为与第j个所述第二预设时长对应的第六信噪比;取所述第三湍流强度数据集中与第二预设高度对应的数据作为与第j个所述第二预设时长对应的第四湍流强度;其中,所述第二预设高度为与各个所述测量返回高度中的最小值对应的高度;

S22:将各个所述第二预设时长、与各个所述第二预设时长分别对应的所述第四风数据

集、所述第六信噪比、所述第三湿度、所述第二能见度及所述第四湍流强度作为输入项输入至所述神经网络模型以建立在各个所述第二预设时长下的输入-输出对应关系；

S23: 利用所述神经网络模型进行第 z 次学习, z 为大于1的整数；

S24: 判断第 z 次学习的所述神经网络模型的学习精度是否满足预设精度阈值, 若是, 进入S26; 若否, 进入S25;

S25: 令 $z=z+1$ 并返回S22;

S26: 停止学习并确定此时的所述神经网络模型为所述大气颗粒物浓度反演模型。

6. 一种大气颗粒物浓度反演装置, 其特征在于, 包括:

存储器, 用于存储计算机程序;

处理器, 用于执行所述计算机程序时实现如权利要求1至4任一项所述的大气颗粒物浓度反演方法的步骤。

7. 一种多普勒测风激光雷达, 其特征在于, 包括如权利要求6所述的大气颗粒物浓度反演装置。

一种大气颗粒物浓度反演方法及相关组件

技术领域

[0001] 本发明涉及大气污染监测领域,特别是涉及一种大气颗粒物浓度反演方法及相关组件。

背景技术

[0002] 随着城市工业化发展,大气污染日益严重,PM10和PM2.5作为影响环境空气质量的主要污染物,越来越受到人们的关注。当大气中颗粒物浓度升高时,环境空气质量会随之恶化,这严重影响了公众健康和城市形象,限制了城市发展。为此,环境监测部门常用地面监测仪器对近地面的大气颗粒物浓度及分布情况进行实时监测,并在城市内部或城市之间组成监测网络。但是地面监测仪器只能获取预设监测区域内的近地面的大气颗粒物浓度情况,却无法反映整层大气中的大气颗粒物浓度,因此,寻找一个能够有效反映整层大气中的大气颗粒物浓度方法是至关重要的。

[0003] 近年来,随着激光雷达技术的逐渐发展,为大气颗粒物大范围、高频率的探测研究提供了有利工具,该技术可实时观测整层大气,为了解大气颗粒物光学特性在整层大气中的空间分布和时间变化及其环境效应的监测研究提供了可靠的技术手段。

[0004] 在现有技术中,利用激光雷达无法直接测量大气颗粒物的浓度,通常需要首先利用激光雷达的信噪比计算出消光系数,再利用基于激光雷达消光系数的经验模型反演大气颗粒物浓度。但在实际生活中,大气颗粒物的浓度不仅与激光雷达的消光系数相关,而且受大气中物理和化学因素的影响也很大,但该方法中的基于激光雷达消光系数的经验模型并未考虑到这一点,因此缺少空气污染动力学方面的理论支撑;且目前该经验模型在形式上还停留在线性模型和指数模型上,其中包括较多需要人为设定参数,针对这些参数的确定过程往往存在较大误差,使得利用该经验模型得到的反演结果与地面监测仪器得到的监测结果相差较大,普适性较差,往往无法多次使用。

发明内容

[0005] 本发明的目的是提供一种大气颗粒物浓度反演方法及相关组件,建立了多普勒测风激光雷达、地面气象站测得的数据与整层大气的大气颗粒物浓度之间的强耦合关系,能够获得整层大气的大气颗粒物浓度,响应稳定,准确度高。

[0006] 为解决上述技术问题,本发明提供了一种大气颗粒物浓度反演方法,应用于多普勒测风激光雷达中的处理器,包括:

[0007] 获取所述多普勒测风激光雷达在第一预设时长且在测量高度范围内测得的第一风数据集、第一信噪比数据集及第一湿度;

[0008] 获取地面气象站在第一预设时长内测得的第一能见度;

[0009] 基于所述第一风数据集及所述多普勒测风激光雷达的预存的风速标准差数据集确定第一湍流强度数据集;

[0010] 对所述第一信噪比数据集进行预处理后得到第二信噪比数据集;

[0011] 将所述第一风数据集、所述第二信噪比数据集、所述第一湿度、所述第一能见度及所述第一湍流强度数据集作为输入项输入预先训练好的大气颗粒物浓度反演模型；

[0012] 确定所述大气颗粒物浓度反演模型的输出项为所述第一预设时长内整层大气的第一大气颗粒物浓度。

[0013] 优选的,所述第一风数据集包括所述多普勒测风激光雷达的所述测量高度范围内的与各测量返回高度一一对应的第一风向和第一风速；

[0014] 所述第一信噪比数据集包括与各所述测量返回高度一一对应的第一信噪比A；

[0015] 所述第一湍流强度数据集包括与各所述测量返回高度一一对应的第一湍流强度B。

[0016] 优选的,对所述第一信噪比数据集进行预处理后得到第二信噪比数据集,包括:

[0017] 基于预设信噪比校正关系式对所述第一信噪比数据集进行校正后得到第二信噪比数据集,所述第二信噪比数据集包括与所述第一信噪比数据集中的各个第一信噪比A一一对应的校正后的各个第二信噪比C；

[0018] 所述预设信噪比校正关系式为 $C=A*D*E$ ；

[0019] 其中,D为校正因子;E为与所述A对应的所述测量返回高度的平方。

[0020] 优选的,基于所述第一风数据集及所述多普勒测风激光雷达的预存的风速标准差数据集确定第一湍流强度数据集,包括:

[0021] 根据所述多普勒测风激光雷达的预存的风速标准差数据集及预设湍流强度关系式对所述第一风数据集进行处理后确定第一湍流强度数据集；

[0022] 所述预设湍流强度关系式为 $B=F/G$,其中F为与各个所述B一一对应的各个所述第一风速,G为所述风速标准差数据集中的与各所述测量返回高度一一对应的风速标准差。

[0023] 优选的,将所述第一风数据集、所述第二信噪比数据集、所述第一湿度、所述第一能见度及所述第一湍流强度数据集作为输入项输入预先训练好的大气颗粒物浓度反演模型,包括:

[0024] 对于第i个所述测量返回高度,其中 $1 \leq i \leq$ 所述测量返回高度的总个数且i为整数,执行如下步骤:

[0025] 将所述第一能见度、所述第一湿度、与第i个所述测量返回高度对应的所述第一风向、所述第一风速、所述第二信噪比C、所述第一湍流强度B作为输入项输入预先训练好的大气颗粒物浓度反演模型以得到与第i个所述测量返回高度对应的输出项；

[0026] 确定所述大气颗粒物浓度反演模型的输出项为所述第一预设时长内整层大气的第一大气颗粒物浓度,包括:

[0027] 确定与第i个所述测量返回高度对应的输出项为所述第一预设时长内与第i个所述测量返回高度对应的第一大气颗粒物浓度。

[0028] 优选的,所述大气颗粒物浓度反演模型的预先训练过程,包括:

[0029] S11:获取所述地面环境监测站在各个第二预设时长内测得的整层大气的第二大气颗粒物浓度,其中,所述第二预设时长的个数为预设训练基准阈值；

[0030] S12:获取所述多普勒测风激光雷达测得的与第j个第二预设时长内的各个第三预设时长对应的第二风数据集、第三信噪比数据集及第二湿度,其中,第j个所述第二预设时长包括H个所述第三预设时长, $H \geq 1$ 且H为整数, $1 \leq j \leq$ 所述预设训练基准阈值且j为整数,

其中,所述第二风数据集包括所述多普勒测风激光雷达的所述测量高度范围内的与各所述测量返回高度一一对应的第二风向和第二风速;所述第三信噪比数据集包括与各所述测量返回高度一一对应的第三信噪比;

[0031] S13:获取所述地面气象站测得的与各个所述第二预设时长对应的第二能见度;

[0032] S14:判断在所有的所述第二湿度中是否存在不小于预设湿度阈值的第二湿度,若是,进入S15;若否,进入S18;

[0033] S15:判断在与各个不小于所述预设湿度阈值的第二湿度分别一一对应的各个所述第三信噪比数据集中,与第一预设高度对应的各个第三信噪比中是否包括所述多普勒测风激光雷达返回的无效值,若是,进入S16;若否,进入S17;

[0034] S16:将与各个包括所述无效值分别对应的各个所述第三预设时长内的第二风数据集、第三信噪比数据集、第二湿度及第二能见度删除;

[0035] S17:对与各个不包括所述无效值分别对应的各个所述第三信噪比数据集进行预处理后得到与各个所述第三信噪比数据集分别一一对应的各个第四信噪比数据集;对与各个不包括所述无效值分别对应的各个所述第二风数据集,分别基于各个所述第二风数据集及所述风速标准差数据集确定与各个所述第二风数据集一一对应的第二湍流强度数据集,其中,所述第四信噪比数据集包括与各所述测量返回高度一一对应的第四信噪比,所述第二湍流强度数据集包括与各所述测量返回高度一一对应的第二湍流强度;

[0036] S18:针对与各个小于所述预设湿度阈值的第二湿度分别对应的各个所述第二风数据集,分别基于各个所述第二风数据集及所述风速标准差数据集确定与各个所述第二风数据集一一对应的第二湍流强度数据集;对与各个小于所述预设湿度阈值的第二湿度分别对应的各个所述第三信噪比数据集,进行预处理后得到与各个所述第三信噪比数据集一一对应的各个第四信噪比数据集,其中,所述第四信噪比数据集包括与各所述测量返回高度一一对应的第四信噪比,所述第二湍流强度数据集包括与各所述测量返回高度一一对应的第二湍流强度;

[0037] S19:将各个所述第二预设时长及与各个所述第二预设时长一一对应的各个所述第二大气颗粒物浓度作为输出项输入至神经网络模型;

[0038] S20:针对与第j个所述第二预设时长对应的H个第三预设时长内的各所述第二风数据集、各所述第四信噪比数据集、各所述第二湿度、各所述第二湍流强度数据集,将各所述第二风数据集中的对应行的对应项进行加和并求平均值后得到第三风数据集,将各所述第四信噪比数据集的对应行的对应项进行加和并求平均值后得到第五信噪比数据集,将各所述第二湿度的对应行的对应项进行加和并求平均值后得到与第j个所述第二预设时长对应的第三湿度,将各所述第二湍流强度数据集的对应行的对应项进行加和并求平均值后得到第三湍流强度数据集;

[0039] S21:取所述第三风数据集中与第二预设高度对应的数据作为与第j个所述第二预设时长对应的第四风数据集;取所述第五信噪比数据集中与第二预设高度对应的数据作为与第j个所述第二预设时长对应的第六信噪比;取所述第三湍流强度数据集中与第二预设高度对应的数据作为与第j个所述第二预设时长对应的第四湍流强度;其中,所述第二预设高度为与各个所述测量返回高度中的最小值对应的高度;

[0040] S22:将各个所述第二预设时长、与各个所述第二预设时长分别对应的所述第四风

数据集、所述第六信噪比、所述第三湿度、所述第二能见度及所述第四湍流强度作为输入项输入至所述神经网络模型以建立在各个所述第二预设时长下的输入-输出对应关系；

[0041] S23:利用所述神经网络模型进行第 z 次学习, z 为大于1的整数；

[0042] S24:判断第 z 次学习的所述神经网络模型的学习精度是否满足预设精度阈值,若是,进入S26;若否,进入S25;

[0043] S25:令 $z=z+1$ 并返回S22;

[0044] S26:停止学习并确定此时的所述神经网络模型为所述大气颗粒物浓度反演模型。

[0045] 优选的,所述神经网络模型包括BP神经网络、卷积神经网络、循环神经网络及长短期记忆神经网络中的一种或多种的组合。

[0046] 为解决上述技术问题,本发明还提供了一种大气颗粒物浓度反演系统,包括:

[0047] 第一获取单元,用于获取所述多普勒测风激光雷达在第一预设时长且在测量高度范围内测得的第一风数据集、第一信噪比数据集及第一湿度;

[0048] 第二获取单元,用于获取地面气象站在第一预设时长内测得的第一能见度;

[0049] 第一确定单元,用于基于所述第一风数据集及所述多普勒测风激光雷达的预存的风速标准差数据集确定第一湍流强度数据集;

[0050] 第二确定单元,用于对所述第一信噪比数据集进行预处理后得到第二信噪比数据集;

[0051] 输入单元,用于将所述第一风数据集、所述第二信噪比数据集、所述第一湿度、所述第一能见度及所述第一湍流强度数据集作为输入项输入预先训练好的大气颗粒物浓度反演模型;

[0052] 输出确定单元,用于确定所述大气颗粒物浓度反演模型的输出项为所述第一预设时长内整层大气的第一大气颗粒物浓度。

[0053] 为解决上述技术问题,本发明还提供了一种大气颗粒物浓度反演装置,包括:

[0054] 存储器,用于存储计算机程序;

[0055] 处理器,用于执行所述计算机程序时实现如上述所述的大气颗粒物浓度反演方法的步骤。

[0056] 为解决上述技术问题,本发明还提供了一种多普勒测风激光雷达,包括如上述所述的大气颗粒物浓度反演装置。

[0057] 本发明提供了一种大气颗粒物浓度反演方法及相关组件,依据空气污染动力学中的标量守恒方程来确定需要获取的数据,即获取多普勒测风激光雷达在第一预设时长且在测量高度范围内测得的第一风数据集及第一湿度及第一信噪比数据集,对第一信噪比数据集进行预处理后得到的第二信噪比数据集,并基于第一风数据集及多普勒测风激光雷达的预存的风速标准差数据集确定第一湍流强度数据集,获取地面气象站在第一预设时长内测得的第一能见度,通过将上述数据作为输入项输入至预先训练好的大气颗粒物浓度反演模型,可以得到第一预设时长内整层大气的第一大气颗粒物浓度。该方案建立了多普勒测风激光雷达、地面气象站监测数据与整层大气的大气颗粒物浓度之间的强耦合关系,且由于多普勒测风激光雷达可以实时观测测量高度范围内的整层大气,因此与现有技术相比,该方案能够获得整层大气的大气颗粒物浓度,响应稳定,准确度高,且减少了利用基于激光雷达消光系数的经验模型反演大气颗粒物浓度容易造成的模拟误差,反演精度更高。

附图说明

[0058] 为了更清楚地说明本发明实施例中的技术方案,下面将对现有技术和实施例中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0059] 图1为本发明提供了一种大气颗粒物浓度反演方法的流程图;

[0060] 图2为本发明提供了一种大气颗粒物浓度反演系统的结构示意图;

[0061] 图3为本发明提供了一种大气颗粒物浓度反演装置的结构示意图。

具体实施方式

[0062] 本发明的核心是提供一种大气颗粒物浓度反演方法及相关组件,建立了多普勒测风激光雷达、地面气象站测得的数据与整层大气的大气颗粒物浓度之间的强耦合关系,能够获得整层大气的大气颗粒物浓度,响应稳定,准确度高。

[0063] 为使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0064] 请参照图1,图1为本发明提供了一种大气颗粒物浓度反演方法的流程图。

[0065] 该大气颗粒物浓度反演方法,应用于多普勒测风激光雷达中的处理器,包括:

[0066] S31:获取多普勒测风激光雷达在第一预设时长且在测量高度范围内测得的第一风数据集、第一信噪比数据集及第一湿度;

[0067] S32:获取地面气象站在第一预设时长内测得的第一能见度;

[0068] S33:基于第一风数据集及多普勒测风激光雷达的预存的风速标准差数据集确定第一湍流强度数据集;

[0069] S34:对第一信噪比数据集进行预处理后得到第二信噪比数据集;

[0070] S35:将第一风数据集、第二信噪比数据集、第一湿度、第一能见度及第一湍流强度数据集作为输入项输入预先训练好的大气颗粒物浓度反演模型;

[0071] S36:确定大气颗粒物浓度反演模型的输出项为第一预设时长内整层大气的第一大气颗粒物浓度。

[0072] 本实施中,考虑到现有技术中为了监测整层大气中的大气颗粒物浓度,一种方式是利用地面监测仪器进行实时监测,但该种方式只能获取预设监测区域内的近地面的大气颗粒物浓度情况;另一种方式是利用激光雷达检测的数据配合基于激光雷达消光系数的经验模型得到大气颗粒物的浓度,但该种方式缺乏理论基础且普适性较差。为解决上述技术问题,本申请依据空气污染动力学中的标量守恒方程来确定需要获取的数据,并预先训练了大气颗粒物浓度反演模型,将获取的数据输入至该大气颗粒物浓度反演模型可以确定整层大气的大气颗粒物浓度。

[0073] 首先需要说明的是,空气污染动力学中的标量守恒方程如下所示:

$$[0074] \quad \frac{\partial q}{\partial t} + \bar{u} \frac{\partial q}{\partial x} + \bar{v} \frac{\partial q}{\partial y} + \bar{w} \frac{\partial q}{\partial z} = \frac{\partial (\overline{u'q'})}{\partial x} + \frac{\partial (\overline{v'q'})}{\partial y} + \frac{\partial (\overline{w'q'})}{\partial z} + S_c + R + \sum chemis$$

[0075] 其中, $\frac{\partial q}{\partial t}$ 表示某区域内单位体积污染物浓度的局地变化, 且其中 q 表示该区域内的污染物浓度, t 表示时间; 于是可以看出某区域内单位体积污染物浓度的局地变化 $\frac{\partial q}{\partial t}$ 由污染物的平流输送项 $\bar{U} \frac{\partial q}{\partial x} + \bar{V} \frac{\partial q}{\partial y} + \bar{W} \frac{\partial q}{\partial z}$ 、湍流扩散项 $\frac{\partial(\overline{u'q'})}{\partial x} + \frac{\partial(\overline{v'q'})}{\partial y} + \frac{\partial(\overline{w'q'})}{\partial z}$ 、体源项 S_c 、沉降项 R 以及化学反应项 Σchemis 五大部分共同决定。具体的, 考虑到大气湍流运动的特性, 在边界层气象中可以将湍流运动表示为:

[0076] 湍流运动 = 平均运动 + 脉动运动

[0077] 同时在大气中风是三维矢量, 将其分别在空间坐标系的 x 、 y 、 z 轴上进行投影, 分别对应得到 U 、 V 、 W , 则 \bar{U} 是风在 x 方向上的平均速度, u' 是风在 x 方向上的脉动速度; \bar{V} 是风在 y 方向上的平均速度, v' 是风在 y 方向上的脉动速度; \bar{W} 是风在 z 方向上的平均速度, w' 是在 z 方向上的脉动速度; \bar{q} 为污染物的平均部分, q' 是污染物的脉动部分。

[0078] 于是针对平流输送项 $\bar{U} \frac{\partial q}{\partial x} + \bar{V} \frac{\partial q}{\partial y} + \bar{W} \frac{\partial q}{\partial z}$, 其表征平均流场下污染物浓度的变化; 针对湍流扩散项 $\frac{\partial(\overline{u'q'})}{\partial x} + \frac{\partial(\overline{v'q'})}{\partial y} + \frac{\partial(\overline{w'q'})}{\partial z}$, 其表征脉动流场下污染物浓度的变化, 其中, $\overline{u'q'}$ 为 x 方向上风速的脉动量和污染物浓度的脉动量的协方差, $\overline{v'q'}$ 为 y 方向上风速的脉动量和污染物浓度的脉动量的协方差, $\overline{w'q'}$ 为 z 方向上风速的脉动量和污染物浓度的脉动量的协方差; 针对体源项 S_c , 其表征大气污染源在该区域的排放水平, 由于大气污染源的排放在较短时间内的变化不大, 可用大气污染物浓度进行表征; 针对沉降项 R , 表示大气污染物在下沉气流、降水等作用被地面、建筑、植被等捕捉的部分; 针对化学反应项 Σchemis , 表述大气中各污染物相互发生化学反应的部分。因此可以看出上述五项共同作用决定了该区域内单位体积污染物浓度的局地变化。

[0079] 大气颗粒物可以看作一种污染物, 在上述理论部分的基础上可知, 想要对大气颗粒物的浓度进行反演, 需要确定能够表征上述标量守恒方程中平流输送项、湍流扩散项、体源项、沉降项及化学反应项这五部分的数据。因此, 本申请中, 考虑到对于大气边界层, 可以将其理解为无数个单位体积堆叠起来的空空间, 其垂直高度即为边界层高度, 地面污染物浓度受边界层各高度气象因子的共同作用影响。于是, 根据该标量守恒方程, 获取多普勒测风激光雷达在第一预设时长且在测量高度范围内测得的第一风数据集、第一信噪比数据集及第一湿度, 获取地面气象站在第一预设时长内测得的第一能见度, 其中, 第一风数据集用以表征该标量守恒方程中的平流输送项; 由于下垫面在单个季节内的变化不大, 因此将第一湿度和第一能见度一起用以表征该标量守恒方程中的沉降项。需要说明的是, 这里的第一预设时长可以为多普勒测风激光雷达的当前返回数据的时间与上一次返回数据的时间之间的时间间隔, 如 10 分钟, 本申请在此不作特别的限定, 根据具体的多普勒测风激光雷达的工作性能决定; 这里的测量高度范围可以为多普勒测风激光雷达能够测量到数据的最大距离, 如 3 公里, 本申请在此对该测量高度范围的具体数值不作特别的限定, 根据具体的多普勒测风激光雷达的工作性能决定。

[0080] 随后, 基于该第一风数据集及多普勒测风激光雷达的预存的风速标准差数据集确

定第一湍流强度数据集,该第一湍流强度数据集用以表征该标量守恒方程中的湍流扩散项,其中该预存的风速标准差数据集为多普勒测风激光雷达根据其工作性能直接设定并预存,本申请在此不作特别的限定;对第一信噪比数据集进行预处理后得到第二信噪比数据集,该第二信噪比数据集用以表征该标量守恒方程中的体源项和化学反应项;将第一风数据集、第二信噪比数据集、第一湿度、第一能见度及第一湍流强度数据集作为输入项输入预先训练好的大气颗粒物浓度反演模型,则确定大气颗粒物浓度反演模型的输出项为第一预设时长内整层大气的第一大气颗粒物浓度。

[0081] 需要说明的是,为了更直观地展现通过反演得到的第一大气颗粒物浓度,本申请中可以在确定大气颗粒物浓度反演模型的输出项为第一预设时长内整层大气的第一大气颗粒物浓度之后,由处理器控制显示模块显示该第一大气颗粒物浓度,以更直观地方式将第一大气颗粒物浓度显示给开发人员,便于开发人员后续的记录及处理。

[0082] 综上,本申请提供了一种大气颗粒物浓度反演方法,依据空气污染动力学中的标量守恒方程来确定需要获取的数据,通过预先训练好的大气颗粒物浓度反演模型建立了多普勒测风激光雷达、地面气象站的监测数据与整层大气的大气颗粒物浓度之间的强耦合关系,且由于多普勒测风激光雷达可以实时观测测量高度范围内的整层大气,因此与现有技术相比,该方案能够获得整层大气的大气颗粒物浓度,响应稳定,准确度高,且减少了利用基于激光雷达消光系数的经验模型反演大气颗粒物浓度容易造成的模拟误差,反演精度更高。

[0083] 在上述实施例的基础上:

[0084] 作为一种优选的实施例,第一风数据集包括多普勒测风激光雷达的测量高度范围内的与各测量返回高度一一对应的第一风向和第一风速;

[0085] 第一信噪比数据集包括与各测量返回高度一一对应的第一信噪比A;

[0086] 第一湍流强度数据集包括与各测量返回高度一一对应的第一湍流强度B。

[0087] 本申请中,考虑到多普勒测风激光雷达会在测量高度范围内的各测量返回高度内返回与各测量高度对应的数据,于是第一风数据集可以包括多普勒测风激光雷达的测量高度范围内的与各测量返回高度一一对应的第一风向和第一风速;第一信噪比数据集可以包括与各测量返回高度一一对应的第一信噪比A;第一湍流强度数据集包括与各测量返回高度一一对应的第一湍流强度B。需要说明的是,这里的各测量返回高度为相对于地面来说,多普勒测风激光雷达返回数据的高度相对于地面的高度,其具体数值由多普勒测风激光雷达的工作性能决定,本申请在此不作特别的限定。

[0088] 可见,通过这种方式可以简单有效地获取用于输入大气颗粒物浓度反演模型的输入项。

[0089] 作为一种优选的实施例,对第一信噪比数据集进行预处理后得到第二信噪比数据集,包括:

[0090] 基于预设信噪比校正关系式对第一信噪比数据集进行校正后得到第二信噪比数据集,第二信噪比数据集包括与第一信噪比数据集中的各个第一信噪比A一一对应的校正后的各个第二信噪比C;

[0091] 预设信噪比校正关系式为 $C=A*D*E$;

[0092] 其中,D为校正因子;E为与A对应的测量返回高度的平方。

[0093] 本实施例中,考虑到对于多普勒测风激光雷达测量得到的第一信噪比数据集需要进行预处理,因此本申请中可以基于预设信噪比校正关系式对第一信噪比数据集进行校正以得到第二信噪比数据集。

[0094] 需要说明的是,这里的校正因子与根据多普勒测风激光雷达的工作性能相关,本申请在此不作特别的限定。

[0095] 可见,通过这种方式可以简单有效地对第一信噪比数据集进行预处理以得到表征标量守恒方程中的体源项和化学反应项的第二信噪比数据集。

[0096] 作为一种优选的实施例,基于第一风数据集及多普勒测风激光雷达的预存的风速标准差数据集确定第一湍流强度数据集,包括:

[0097] 根据多普勒测风激光雷达的预存的风速标准差数据集及预设湍流强度关系式对第一风数据集进行处理后确定第一湍流强度数据集;

[0098] 预设湍流强度关系式为 $B=F/G$,其中F为与各个B一一对应的各个第一风速,G为风速标准差数据集中的与各测量返回高度一一对应的风速标准差。

[0099] 本申请中,为了得到第一湍流强度数据集,考虑到多普勒测风激光雷达中预存有风速标准差数据集,其中该风速标准差数据集为多普勒测风激光雷达根据其工作性能直接设定并预存,于是根据该风速标准差数据集及预设湍流强度关系式可以确定与各个第一风速一一对应的第一湍流强度B以构成第一湍流强度数据集,可见,通过这种方式可以简单可靠的得到用以表征标量守恒方程中的湍流扩散项的第一湍流强度数据集。

[0100] 作为一种优选的实施例,将第一风数据集、第二信噪比数据集、第一湿度、第一能见度及第一湍流强度数据集作为输入项输入预先训练好的大气颗粒物浓度反演模型,包括:

[0101] 对于第i个测量返回高度,其中 $1 \leq i \leq$ 测量返回高度的总个数且i为整数,执行如下步骤:

[0102] 将第一能见度、第一湿度、与第i个测量返回高度对应的第一风向、第一风速、第二信噪比C、第一湍流强度B作为输入项输入预先训练好的大气颗粒物浓度反演模型以得到与第i个测量返回高度对应的输出项;

[0103] 确定大气颗粒物浓度反演模型的输出项为第一预设时长内整层大气的第一大气颗粒物浓度,包括:

[0104] 确定与第i个测量返回高度对应的输出项为第一预设时长内与第i个测量返回高度对应的第一大气颗粒物浓度。

[0105] 本实施例中,考虑到第一风数据集中包括多普勒测风激光雷达的测量高度范围内的与各测量返回高度一一对应的第一风向和第一风速;第二信噪比数据集中包括与各测量返回高度一一对应的第二信噪比C;第一湍流强度数据集中包括与各测量返回高度一一对应的第一湍流强度B,于是在输入该大气颗粒物浓度反演模型时需要按照各测量返回高度进行逐高度层输入。具体来说,从第1个测量返回高度开始,将第一能见度、第一湿度、与第1个测量返回高度对应的第一风向、第一风速、第二信噪比C、第一湍流强度B作为输入项输入预先训练好的大气颗粒物浓度反演模型以得到与第1个测量返回高度对应的输出项;再针对2个测量返回高度,将第一能见度、第一湿度、与第2个测量返回高度对应的第一风向、第一风速、第二信噪比C、第一湍流强度B作为输入项输入预先训练好的大气颗粒物浓度反演

模型以得到与第2个测量返回高度对应的输出项,依次类推,直到完成对各个测量返回高度的反演,由于多普勒测风激光雷达可以实时检测整层大气,因此最终得到了整层大气中的第一大气颗粒物浓度。

[0106] 可见,通过这种方式可以简单可靠地依据观测数据和预先训练好的大气颗粒物浓度反演模型实现对整层大气的第一大气颗粒物浓度的观测。

[0107] 作为一种优选的实施例,大气颗粒物浓度反演模型的预先训练过程,包括:

[0108] S11:获取地面环境监测站在各个第二预设时长内测得的整层大气的第二大气颗粒物浓度,其中,第二预设时长的个数为预设训练基准阈值;

[0109] S12:获取多普勒测风激光雷达测得的与第j个第二预设时长内的各个第三预设时长对应的第二风数据集、第三信噪比数据集及第二湿度,其中,第j个第二预设时长包括H个第三预设时长, $H \geq 1$ 且H为整数, $1 \leq j \leq$ 预设训练基准阈值且j为整数,其中,第二风数据集包括多普勒测风激光雷达的测量高度范围内的与各测量返回高度一一对应的第二风向和第二风速;第三信噪比数据集包括与各测量返回高度一一对应的第三信噪比;

[0110] S13:获取地面气象站测得的与各个第二预设时长对应的第二能见度;

[0111] S14:判断在所有的第二湿度中是否存在不小于预设湿度阈值的第二湿度,若是,进入S15;若否,进入S18;

[0112] S15:判断在与各个不小于预设湿度阈值的第二湿度分别一一对应的各个第三信噪比数据集中,与第一预设高度对应的各个第三信噪比中是否包括多普勒测风激光雷达返回的无效值,若是,进入S16;若否,进入S17;

[0113] S16:将与各个包括无效值分别对应的各个第三预设时长内的第二风数据集、第三信噪比数据集、第二湿度及第二能见度删除;

[0114] S17:对与各个不包括无效值分别对应的各个第三信噪比数据集进行预处理后得到与各个第三信噪比数据集分别一一对应的各个第四信噪比数据集;对与各个不包括无效值分别对应的各个第二风数据集,分别基于各个第二风数据集及风速标准差数据集确定与各个第二风数据集一一对应的第二湍流强度数据集,其中,第四信噪比数据集包括与各测量返回高度一一对应的第四信噪比,第二湍流强度数据集包括与各测量返回高度一一对应的第二湍流强度;

[0115] S18:针对与各个小于预设湿度阈值的第二湿度分别对应的各个第二风数据集,分别基于各个第二风数据集及风速标准差数据集确定与各个第二风数据集一一对应的第二湍流强度数据集;对与各个小于预设湿度阈值的第二湿度分别对应的各个第三信噪比数据集,进行预处理后得到与各个第三信噪比数据集一一对应的各个第四信噪比数据集,其中,第四信噪比数据集包括与各测量返回高度一一对应的第四信噪比,第二湍流强度数据集包括与各测量返回高度一一对应的第二湍流强度;

[0116] S19:将各个第二预设时长及与各个第二预设时长一一对应的各个第二大气颗粒物浓度作为输出项输入至神经网络模型;

[0117] S20:针对与第j个第二预设时长对应的H个第三预设时长内的各第二风数据集、各第四信噪比数据集、各第二湿度、各第二湍流强度数据集,将各第二风数据集中的对应行的对应项进行加和并求平均值后得到第三风数据集,将各第四信噪比数据集的对应行的对应项进行加和并求平均值后得到第五信噪比数据集,将各第二湿度的对应行的对应项进行加

和并求平均值后得到与第j个第二预设时长对应的第三湿度,将各第二湍流强度数据集的对应行的对应项进行加和并求平均值后得到第三湍流强度数据集;

[0118] S21:取第三风数据集中与第二预设高度对应的数据作为与第j个第二预设时长对应的第四风数据集;取第五信噪比数据集中与第二预设高度对应的数据作为与第j个第二预设时长对应的第六信噪比;取第三湍流强度数据集中与第二预设高度对应的数据作为与第j个第二预设时长对应的第四湍流强度;其中,第二预设高度为与各个测量返回高度中的最小值对应的高度;

[0119] S22:将各个第二预设时长、与各个第二预设时长分别对应的第四风数据集、第六信噪比、第三湿度、第二能见度及第四湍流强度作为输入项输入至神经网络模型以建立在各个第二预设时长下的输入-输出对应关系;

[0120] S23:利用神经网络模型进行第z次学习,z为大于1的整数;

[0121] S24:判断第z次学习的神经网络模型的学习精度是否满足预设精度阈值,若是,进入S26;若否,进入S25;

[0122] S25:令 $z = z + 1$ 并返回S22;

[0123] S26:停止学习并确定此时的神经网络模型为大气颗粒物浓度反演模型。

[0124] 本申请中,利用神经网络模型来实现对大气颗粒物浓度反演模型的预先训练过程。

[0125] 首先获取地面环境监测站测得的在各个第二预设时长内测得的整层大气的第二大气颗粒物浓度以作为待训练的大气颗粒物浓度反演模型的输出项;获取多普勒测风激光雷达测得的与第j个第二预设时长内的各个第三预设时长对应的第二风数据集、第三信噪比数据集及第二湿度;获取地面气象站测得的与各个第二预设时长对应的第二能见度。需要说明的是,首先,这里的第三预设时长与上述第一预设时长相同,即为多普勒测风激光雷达的当前返回数据的时间与上一次返回数据的时间之间的时间间隔,如10分钟,本申请在此不作特别的限定,根据具体的多普勒测风激光雷达的工作性能决定;且考虑到现有技术中,地面气象站和地面环境监测站每次测得数据之间的时间间隔是相同的,于是这里的第二预设时长可以为该时间间隔的时长,如1小时,于是第二预设时长包括6个第三预设时长,即 $H=6$;同时,为了保证训练的效果,这里的第二预设时长的总个数需要足够多以保证用于训练的数据量足够多,该总个数即为这里的预设训练基准阈值,如在上述说明的基础上以3个月的数据进行训练则该预设训练基准阈值可以为2160,本申请在此不作特别的限定。

[0126] 发明人进一步考虑到当发生雨雾等天气时,多普勒测风激光雷达返回的数据会受到这些天气的影响而没办法准确反映以表征大气颗粒物浓度,因此,需要对该部分天气下测得的数据进行剔除。于是首先判断在所有的第二湿度中是否存在不小于预设湿度阈值的第二湿度,若否,则说明没有发生雨雾天气,则针对与各个小于预设湿度阈值的第二湿度分别对应的各个第二风数据集,分别基于各个第二风数据集及风速标准差数据集确定与各个第二风数据集一一对应的第二湍流强度数据集;对与各个小于预设湿度阈值的第二湿度分别对应的各个第三信噪比数据集,进行预处理后得到与各个第三信噪比数据集一一对应的各个第四信噪比数据集;若是,则说明可能发生了雨雾天气,但为了保证精确性,进一步考虑到当发生雨雾天气时通常多普勒测风激光雷达会在距离地面1公里左右返回的数据中包含无效值,因此继续判断在与各个不小于预设湿度阈值的第二湿度分别一一对应的各个第三

信噪比数据集中,与第一预设高度对应的各个第三信噪比中是否包括多普勒测风激光雷达返回的无效值,这里的第一预设高度可以为上述所述的1公里,若是,说明确实发生了雨雾天气,于是将与各个包括无效值分别对应的各个第三预设时长内的第二风数据集、第三信噪比数据集、第二湿度及第二能见度删除;若否,说明虽然湿度达到了预设湿度阈值但是并没有发生雨雾天气,则对与各个不包括无效值分别对应的各个第三信噪比数据集进行预处理后得到与各个第三信噪比数据集分别一一对应的各个第四信噪比数据集;对与各个不包括无效值分别对应的各个第二风数据集,分别基于各个第二风数据集及风速标准差数据集确定与各个第二风数据集一一对应的第二湍流强度数据集。

[0127] 随后针对与第j个第二预设时长对应的H个第三预设时长内的各第二风数据集、各第四信噪比数据集、各第二湿度、各第二湍流强度数据集,将各第二风数据集中的对应行的对应项进行加和并求平均值后得到第三风数据集,将各第四信噪比数据集的对应行的对应项进行加和并求平均值后得到第五信噪比数据集,将各第二湿度的对应行的对应项进行加和并求平均值后得到第三湿度,将各第二湍流强度数据集的对应行的对应项进行加和并求平均值后得到第三湍流强度数据集;

[0128] 于是为了建立在各个第二预设时长下的输入-输出对应关系,取第三风数据集中与第二预设高度对应的数据作为与第j个第二预设时长对应的第四风数据集,其中这里的第二预设高度为与各个测量返回高度中的最小值对应的高度,即与返回的各层数据中最底层(距离地面最近的一层)对应的高度,如50米,本申请在此不作特别的限定,根据多普勒测风激光雷达的工作性能决定;取第五信噪比数据集中与第二预设高度对应的数据作为与第j个第二预设时长对应的第六信噪比;取第三湍流强度数据集中与第二预设高度对应的数据作为与第j个第二预设时长对应的第四湍流强度;随后将各个第二预设时长、与各个第二预设时长分别对应的第四风数据集、第六信噪比、第三湿度、第二能见度及第四湍流强度作为输入项输入至神经网络模型,即建立起了在在各个第二预设时长下的输入-输出对应关系,需要说明的是,由于建立了各个第二预设时长下的输入-输出关系,若针对某个第二预设时长只有输出且由于数据的剔除过程而没有与之对应的输入时,则神经网络模型不会进行针对该第二预设时长的学习。

[0129] 于是利用该神经网络模型进行第z次学习,并判断第z次学习的神经网络模型的学习精度是否满足预设阈值,若是,则说明达到训练的要求,停止学习并确定此时的神经网络模型为大气颗粒物浓度反演模型;若否,则说明还未达到训练的要求,令 $z = z + 1$ 并继续开始学习。需要说明的是,这里的预设阈值根据实际神经网络模型训练最终需要达到的学习精度设定,本申请在此不作特别的限定。

[0130] 可见,通过这种方式可以可靠精确地建立大气颗粒物浓度反演模型,实现了从多普勒测风激光雷达及地面气象站测得的数据到大气颗粒物浓度的反演。

[0131] 作为一种优选的实施例,神经网络模型包括BP神经网络、卷积神经网络、循环神经网络及长短期记忆神经网络中的一种或多种的组合。

[0132] 本实施例中,用于得到大气颗粒物浓度反演模型的神经网络模型可以包括BP神经网络、卷积神经网络、循环神经网络及长短期记忆神经网络中的一种,也可以根据实际应用需要,该神经网络模型也可以包括BP神经网络、卷积神经网络、循环神经网络及长短期记忆神经网络中的多种的组合。

[0133] 需要说明的是,这里仅列举了BP神经网络、卷积神经网络、循环神经网络及长短期记忆神经网络,在实际使用时也可以利用其他神经网络,本申请在此不作特别的限定,根据实际需要而定。

[0134] 可见,通过这种方式可以简单可靠地得到用于获得大气颗粒物浓度的大气颗粒物浓度反演模型,且该模型的精确性和可靠性均较高。

[0135] 请参照图2,图2为本发明提供的一种大气颗粒物浓度反演系统的结构示意图。

[0136] 该大气颗粒物浓度反演系统,包括:

[0137] 第一获取单元41,用于获取多普勒测风激光雷达在第一预设时长且在测量高度范围内测得的第一风数据集、第一信噪比数据集及第一湿度;

[0138] 第二获取单元42,用于获取地面气象站在第一预设时长内测得的第一能见度;

[0139] 第一确定单元43,用于基于第一风数据集及多普勒测风激光雷达的预存的风速标准差数据集确定第一湍流强度数据集;

[0140] 第二确定单元44,用于对第一信噪比数据集进行预处理后得到第二信噪比数据集;

[0141] 输入单元45,用于将第一风数据集、第二信噪比数据集、第一湿度、第一能见度及第一湍流强度数据集作为输入项输入预先训练好的大气颗粒物浓度反演模型;

[0142] 输出确定单元46,用于确定大气颗粒物浓度反演模型的输出项为第一预设时长内整层大气的第一大气颗粒物浓度。

[0143] 对于本发明中提供的大气颗粒物浓度反演系统的介绍请参照上述大气颗粒物浓度反演方法的实施例,此处不再赘述。

[0144] 请参照图3,图3为本发明提供的一种大气颗粒物浓度反演装置的结构示意图。

[0145] 该大气颗粒物浓度反演装置,包括:

[0146] 存储器51,用于存储计算机程序;

[0147] 处理器52,用于执行计算机程序时实现如上述的大气颗粒物浓度反演方法的步骤。

[0148] 对于本发明中提供的大气颗粒物浓度反演装置的介绍请参照上述大气颗粒物浓度反演方法的实施例,此处不再赘述。

[0149] 本发明还提供了一种多普勒测风激光雷达,包括如上述的大气颗粒物浓度反演装置。

[0150] 对于本发明中提供的多普勒测风激光雷达的介绍请参照上述大气颗粒物浓度反演方法的实施例,此处不再赘述。

[0151] 本说明书中各个实施例采用递进的方式描述,每个实施例重点说明的都是与其他实施例的不同之处,各个实施例之间相同相似部分互相参见即可。对于实施例公开的装置而言,由于其与实施例公开的方法相对应,所以描述的比较简单,相关之处参见方法部分说明即可。

[0152] 还需要说明的是,在本说明书中,诸如第一和第二等之类的关系术语仅仅用来将一个实体或者操作与另一个实体或操作区分开来,而不一定要求或者暗示这些实体或操作之间存在任何这种实际的关系或者顺序。而且,术语“包括”、“包含”或者任何其他变体意在涵盖非排他性的包含,从而使得包括一系列要素的过程、方法、物品或者设备不仅包括那

些要素,而且还包括没有明确列出的其他要素,或者是还包括为这种过程、方法、物品或者设备所固有的要素。在没有更多限制的情况下,由语句“包括一个……”限定的要素,并不排除在包括所述要素的过程、方法、物品或者设备中还存在另外的相同要素。

[0153] 专业人员还可以进一步意识到,结合本文中所公开的实施例描述的各示例的单元及算法步骤,能够以电子硬件、计算机软件或者二者的结合来实现,为了清楚地说明硬件和软件的可互换性,在上述说明中已经按照功能一般性地描述了各示例的组成及步骤。这些功能究竟以硬件还是软件方式来执行,取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。专业技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能,但是这种实现不应认为超出本发明的范围。

[0154] 对所公开的实施例的上述说明,使本领域专业技术人员能够实现或使用本发明。对这些实施例的多种修改对本领域的专业技术人员来说将是显而易见的,本文中所定义的一般原理可以在不脱离本发明的精神或范围的情况下,在其他实施例中实现。因此,本发明将不会被限制于本文所示的这些实施例,而是要符合与本文所公开的原理和新颖特点相一致的最宽的范围。

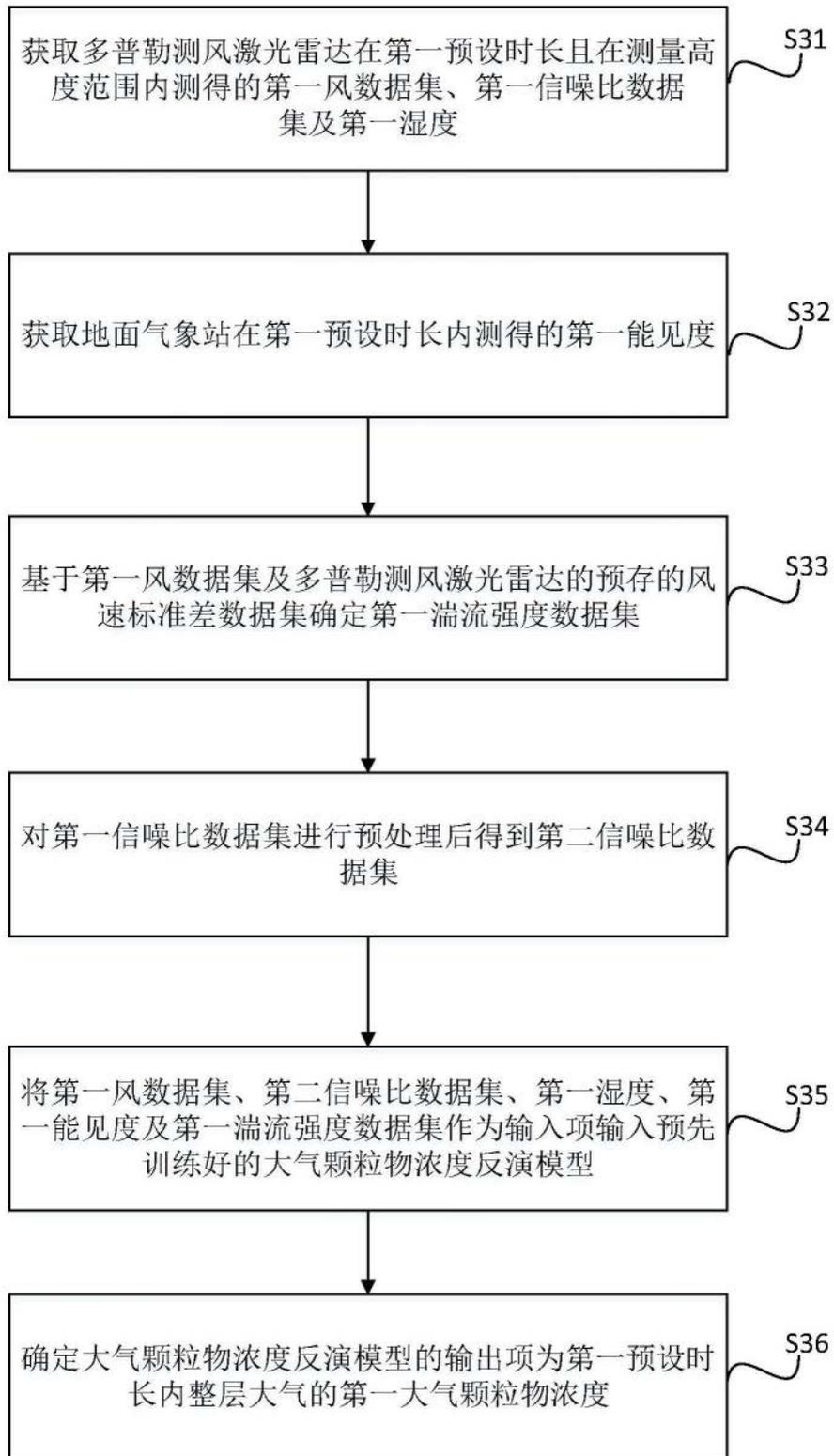


图1

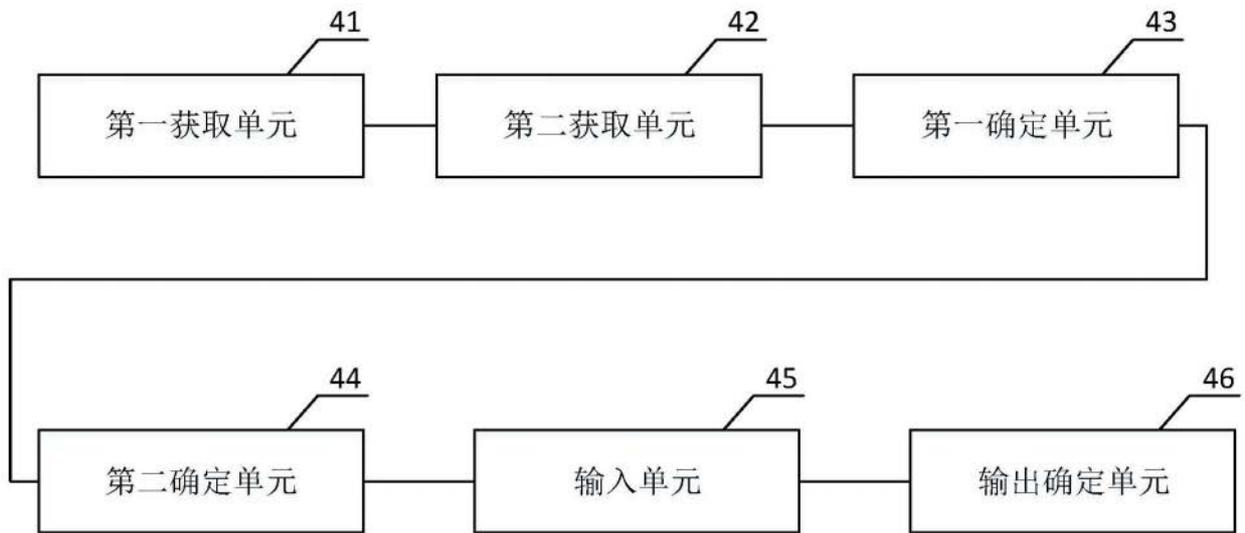


图2

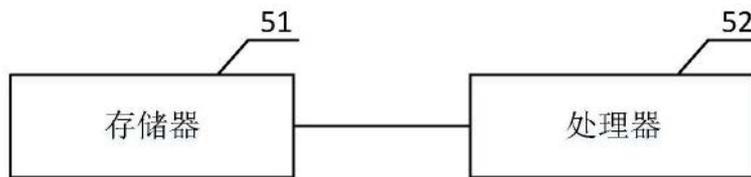


图3