



(21) 申请号 202110752788.1

(22) 申请日 2021.07.02

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 113537323 A

(43) 申请公布日 2021.10.22

(73) 专利权人 香港理工大学深圳研究院

地址 518057 广东省深圳市南山区粤海街  
道高新技术产业园南区粤兴一道18号  
香港理工大学产学研大楼205室

(72) 发明人 史文中 刘哲维

(74) 专利代理机构 深圳市君胜知识产权代理事  
务所(普通合伙) 44268

专利代理师 朱阳波

(51) Int. Cl.

G06N 3/0442 (2023.01)

G06N 3/08 (2023.01)

(56) 对比文件

CN 110334167 A, 2019.10.15

CN 110715654 A, 2020.01.21

CN 101354787 A, 2009.01.28

CN 105674989 A, 2016.06.15

CN 107976193 A, 2018.05.01

CN 108444473 A, 2018.08.24

CN 110264721 A, 2019.09.20

CN 111208545 A, 2020.05.29

CN 111754605 A, 2020.10.09

CN 111783492 A, 2020.10.16

CN 112016400 A, 2020.12.01

Shenghao Qin et al..Recurrent  
Attentive Neural Process for Sequential  
Data.《arXiv》.2019,第1-12页.

审查员 任丽娜

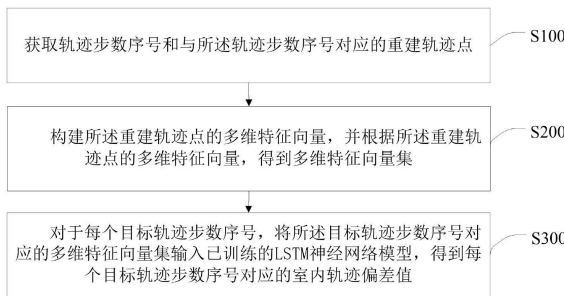
权利要求书2页 说明书9页 附图3页

(54) 发明名称

一种基于LSTM神经网络的室内轨迹误差评  
估方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于LSTM神经网络的室内轨迹误差评估方法,方法包括:获取轨迹步数序号和与轨迹步数序号对应的重建轨迹点;构建重建轨迹点的多维特征向量,并根据重建轨迹点的多维特征向量,得到多维特征向量集,将室内轨迹抽象为一个序列;对于每个目标轨迹步数序号,将目标轨迹步数序号对应的多维特征向量集输入已训练的LSTM神经网络模型,得到每个目标轨迹步数序号对应的室内轨迹偏差值,其中,目标轨迹步数序号用于表征大于或者等于预设值K的轨迹步数序号,通过机器学习模型自动学习和评估室内轨迹每个轨迹步数序号特征向量与真实轨迹的映射关系,能够取得更细粒度、更高精度的室内轨迹误差评估结果。



1. 一种基于LSTM神经网络的室内轨迹误差评估方法,其特征在于,所述方法包括:

获取轨迹步数序号和与所述轨迹步数序号对应的重建轨迹点,其中,每个所述轨迹步数序号分别与所述重建轨迹点和真实轨迹点一一对应;

构建所述重建轨迹点的多维特征向量,并根据所述重建轨迹点的多维特征向量,得到所述重建轨迹点的多维特征向量集;

对于每个目标轨迹步数序号,将所述目标轨迹步数序号对应的多维特征向量集输入已训练的LSTM神经网络模型,得到每个目标轨迹步数序号对应的室内轨迹偏差值,其中,所述目标轨迹步数序号用于表征大于或者等于预设值K的轨迹步数序号;

所述构建所述重建轨迹点的多维特征向量包括:

获取所述重建轨迹点的运动步长、所述重建轨迹点的运动方向和轨迹总步数;对于每个所述轨迹步数序号,将所述轨迹步数序号除以所述轨迹总步数,得到每个所述轨迹步数序号对应的轨迹步数商值;对于每个所述轨迹步数序号,将所述重建轨迹点的运动步长、所述重建轨迹点的运动方向和所述轨迹步数商值组成所述重建轨迹点的多维特征向量;

所述LSTM神经网络模型的训练过程具体包括:

获取训练数据集;其中,所述训练数据集包括训练多维特征向量集和训练偏差值;将训练多维特征向量集输入至预设的初始网络模型,得到预测偏差值;根据所述训练偏差值和所述预测偏差值,得到损失函数;根据所述损失函数,训练所述初始网络模型,以得到LSTM神经网络模型。

2. 根据权利要求1所述的基于LSTM神经网络的室内轨迹误差评估方法,其特征在于,所述根据所述重建轨迹点的多维特征向量,得到所述重建轨迹点的多维特征向量集包括:

对于每个所述目标轨迹步数序号,将与所述目标轨迹步数序号相邻的前K-1个轨迹步数序号对应的多维特征向量和所述目标轨迹步数序号对应的多维特征向量按顺序进行合并,得到所述重建轨迹点的多维特征向量集。

3. 根据权利要求1所述的基于LSTM神经网络的室内轨迹误差评估方法,其特征在于,所述获取训练数据集包括:

获取训练轨迹步数序号、与所述训练轨迹步数序号对应的训练重建轨迹点以及与所述训练轨迹步数序号对应的训练真实轨迹点;

根据所述训练重建轨迹点和所述训练真实轨迹点,得到训练偏差值;

根据所述训练重建轨迹点,得到所述训练重建轨迹点的训练多维特征向量;

根据所述训练多维特征向量,得到训练多维特征向量集。

4. 根据权利要求3所述的基于LSTM神经网络的室内轨迹误差评估方法,其特征在于,所述根据所述训练重建轨迹点和所述训练真实轨迹点,得到训练偏差值包括:

对于每个训练轨迹步数序号,将所述训练重建轨迹点的横坐标减去所述训练真实轨迹点的横坐标,得到轨迹横坐标差值;

对于每个训练轨迹步数序号,将所述训练重建轨迹点的纵坐标减去所述训练真实轨迹点的纵坐标,得到轨迹纵坐标差值;

将所述轨迹横坐标差值的平方与所述轨迹纵坐标差值的平方进行求和,得到和值;

将所述和值进行开平方,得到训练偏差值。

5. 根据权利要求3所述的基于LSTM神经网络的室内轨迹误差评估方法,其特征在于,所

述根据所述训练重建轨迹点,得到所述训练重建轨迹点的训练多维特征向量包括:

获取所述训练重建轨迹点的训练运动步长、所述训练重建轨迹点的运动方向和训练轨迹总步数;

对于每个所述训练轨迹步数序号,将所述训练轨迹步数序号除以所述训练轨迹总步数,得到每个所述训练轨迹步数序号对应的训练轨迹步数商值;

对于每个所述训练轨迹步数序号,将所述训练重建轨迹点的运动步长、所述训练重建轨迹点的运动方向和所述训练轨迹步数商值组成所述训练重建轨迹点的训练多维特征向量。

6. 根据权利要求1所述的基于LSTM神经网络的室内轨迹误差评估方法,其特征在于,所述根据所述训练多维特征向量,得到训练多维特征向量集包括:

将大于或者等于所述预设值K的训练轨迹步数序号作为目标训练轨迹步数序号;

对于每个所述目标训练轨迹步数序号,将与所述目标训练轨迹步数序号相邻的前K-1个训练轨迹步数序号对应的训练多维特征向量和所述目标训练轨迹步数序号对应的训练多维特征向量按顺序进行合并,得到目标训练轨迹步数序号的训练多维特征向量集。

7. 一种智能终端,其特征在于,包括有存储器,以及一个或者一个以上的程序,其中一个或者一个以上程序存储于存储器中,且经配置以由一个或者一个以上处理器执行所述一个或者一个以上程序包含用于执行如权利要求1-6中任意一项所述的方法。

8. 一种非临时性计算机可读存储介质,其特征在于,当所述存储介质中的指令由电子设备的处理器执行时,使得电子设备能够执行如权利要求1-6中任意一项所述的方法。

## 一种基于LSTM神经网络的室内轨迹误差评估方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及地理信息技术领域,尤其涉及的是一种基于LSTM神经网络的室内轨迹误差评估方法。

### 背景技术

[0002] 对室内轨迹的误差进行评估,是轨迹分析、人类移动模式研究等领域的重要研究问题。

[0003] 从技术手段上看,常用的轨迹误差评估方法,多是以两个参考点为基础建立椭圆形不确定区域;该类方法所建立的不确定区域难以描绘参考点间的复杂形状,并且椭圆区域的大小也难以确定,导致在实际应用中作用有限。

[0004] 因此,现有技术还有待改进和发展。

### 发明内容

[0005] 本发明要解决的技术问题在于,针对现有技术的上述缺陷,提供一种基于LSTM神经网络的室内轨迹误差评估方法,旨在解决现有技术中轨迹误差评估方法,多是以两个参考点为基础建立椭圆形不确定区域;该类方法所建立的不确定区域难以描绘参考点间的复杂形状,并且椭圆区域的大小也难以确定,导致在实际应用中作用有限的问题。

[0006] 本发明解决问题所采用的技术方案如下:

[0007] 第一方面,本发明实施例提供一种基于LSTM神经网络的室内轨迹误差评估方法,其中,所述方法包括:

[0008] 获取轨迹步数序号和与所述轨迹步数序号对应的重建轨迹点;

[0009] 构建所述重建轨迹点的多维特征向量,并根据所述重建轨迹点的多维特征向量,得到所述重建轨迹点的多维特征向量集;

[0010] 对于每个目标轨迹步数序号,将所述目标轨迹步数序号对应的多维特征向量集输入已训练的LSTM神经网络模型,得到每个目标轨迹步数序号对应的室内轨迹偏差值,其中,所述目标轨迹步数序号用于表征大于或者等于预设值K的轨迹步数序号。

[0011] 在一种实现方式中,其中,所述构建所述重建轨迹点的多维特征向量包括:

[0012] 获取所述重建轨迹点的运动步长、所述重建轨迹点的运动方向和轨迹总步数;

[0013] 对于每个所述轨迹步数序号,将所述轨迹步数序号除以所述轨迹总步数,得到每个所述轨迹步数序号对应的轨迹步数商值;

[0014] 对于每个所述轨迹步数序号,将所述重建轨迹点的运动步长、所述重建轨迹点的运动方向和所述轨迹步数商值组成所述重建轨迹点的多维特征向量。

[0015] 在一种实现方式中,其中,所述根据所述重建轨迹点的多维特征向量,得到所述重建轨迹点的多维特征向量集包括:

[0016] 对于每个所述目标轨迹步数序号,将与所述目标轨迹步数序号相邻的前K-1个轨迹步数序号对应的多维特征向量和所述目标轨迹步数序号对应的多维特征向量按顺序进

行合并,得到所述重建轨迹点的多维特征向量集。

[0017] 在一种实现方式中,其中,所述LSTM神经网络模型的训练过程具体包括:

[0018] 获取训练数据集;其中,所述训练数据集包括训练多维特征向量集和训练偏差值;

[0019] 将训练多维特征向量集输入至预设的初始网络模型,得到预测偏差值;

[0020] 根据所述训练偏差值和所述预测偏差值,得到损失函数;

[0021] 根据所述损失函数,训练所述初始网络模型,以得到LSTM神经网络模型。

[0022] 在一种实现方式中,其中,所述获取训练数据集包括:

[0023] 获取训练轨迹步数序号、与所述训练轨迹步数序号对应的训练重建轨迹点以及与所述训练轨迹步数序号对应的训练真实轨迹点;

[0024] 根据所述训练重建轨迹点和所述训练真实轨迹点,得到训练偏差值;

[0025] 根据所述训练重建轨迹点,得到所述训练重建轨迹点的训练多维特征向量;

[0026] 根据所述训练多维特征向量,得到训练多维特征向量集。

[0027] 在一种实现方式中,其中,所述根据所述训练重建轨迹点和所述训练真实轨迹点,得到训练偏差值包括:

[0028] 对于每个训练轨迹步数序号,将所述训练重建轨迹点的横坐标减去所述训练真实轨迹点的横坐标,得到轨迹横坐标差值;

[0029] 对于每个训练轨迹步数序号,将所述训练重建轨迹点的纵坐标减去所述训练真实轨迹点的纵坐标,得到轨迹纵坐标差值;

[0030] 将所述轨迹横坐标差值的平方与所述轨迹纵坐标差值的平方进行求和,得到和值;

[0031] 将所述和值进行开平方,得到训练偏差值。

[0032] 在一种实现方式中,其中,所述根据所述训练重建轨迹点,得到所述训练重建轨迹点的训练多维特征向量包括:

[0033] 获取所述训练重建轨迹点的训练运动步长、所述训练重建轨迹点的运动方向和训练轨迹总步数;

[0034] 对于每个所述训练轨迹步数序号,将所述训练轨迹步数序号除以所述训练轨迹总步数,得到每个所述训练轨迹步数序号对应的训练轨迹步数商值;

[0035] 对于每个所述训练轨迹步数序号,将所述训练重建轨迹点的运动步长、所述训练重建轨迹点的运动方向和所述训练轨迹步数商值组成所述训练重建轨迹点的训练多维特征向量。

[0036] 在一种实现方式中,其中,所述根据所述训练多维特征向量,得到训练多维特征向量集包括:

[0037] 将大于或者等于所述预设值K的训练轨迹步数序号作为目标训练轨迹步数序号;

[0038] 对于每个所述目标训练轨迹步数序号,将与所述目标训练轨迹步数序号相邻的前K-1个训练轨迹步数序号对应的训练多维特征向量和所述目标训练轨迹步数序号对应的训练多维特征向量按顺序进行合并,得到目标训练轨迹步数序号的训练多维特征向量集。

[0039] 第二方面,本发明实施例还提供一种基于LSTM神经网络的室内轨迹误差评估装置,其中,所述装置包括:

[0040] 重建轨迹点获取模块,用于获取轨迹步数序号和与所述轨迹步数序号对应的重建

轨迹点；

[0041] 多维特征向量集获取模块，用于构建所述重建轨迹点的多维特征向量，并根据所述重建轨迹点的多维特征向量，得到所述重建轨迹点的多维特征向量集；

[0042] 室内轨迹偏差值获取模块，用于对于每个目标轨迹步数序号，将所述目标轨迹步数序号对应的多维特征向量集输入已训练的LSTM神经网络模型，得到每个目标轨迹步数序号对应的室内轨迹偏差值，其中，所述目标轨迹步数序号用于表征大于或者等于预设值K的轨迹步数序号。

[0043] 第三方面，本发明实施例还提供一种智能终端，包括有存储器，以及一个或者一个以上的程序，其中一个或者一个以上程序存储于存储器中，且经配置以由一个或者一个以上处理器执行所述一个或者一个以上程序包含用于执行如上述任意一项所述的基于LSTM神经网络的室内轨迹误差评估方法。

[0044] 第四方面，本发明实施例还提供一种非临时性计算机可读存储介质，当所述存储介质中的指令由电子设备的处理器执行时，使得电子设备能够执行如上述中任意一项所述的基于LSTM神经网络的室内轨迹误差评估方法。

[0045] 本发明的有益效果：本发明实施例首先获取轨迹步数序号和与所述轨迹步数序号对应的重建轨迹点；然后构建所述重建轨迹点的多维特征向量，并根据所述重建轨迹点的多维特征向量，得到所述重建轨迹点的多维特征向量集，将室内轨迹抽象为一个序列；最后对于每个目标轨迹步数序号，将所述目标轨迹步数序号对应的多维特征向量集输入已训练的LSTM神经网络模型，得到每个目标轨迹步数序号对应的室内轨迹偏差值，其中，所述目标轨迹步数序号用于表征大于或者等于预设值K的轨迹步数序号，通过机器学习模型自动学习和评估室内轨迹每个轨迹步数序号特征向量与真实轨迹的映射关系；能够取得更细粒度、更高精度的室内轨迹误差评估结果。

## 附图说明

[0046] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案，下面将对实施例或现有技术描述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中记载的一些实施例，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。

[0047] 图1为本发明实施例提供的基于LSTM神经网络的室内轨迹误差评估方法流程示意图。

[0048] 图2为本发明实施例提供的一种实现方式的流程示意图。

[0049] 图3为本发明实施例提供的LSTM神经网络结构图。

[0050] 图4为本发明实施例提供的使用真实的若干条室内重建轨迹数据得到的实验结果示意图。

[0051] 图5为本发明实施例提供的基于LSTM神经网络的室内轨迹误差评估装置的原理框图。

[0052] 图6为本发明实施例提供的智能终端的内部结构原理框图。

## 具体实施方式

[0053] 本发明公开了基于LSTM神经网络的室内轨迹误差评估方法,为使本发明的目的、技术方案及效果更加清楚、明确,以下参照附图并举实施例对本发明进一步详细说明。应当理解,此处所描述的具体实施例仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。

[0054] 本技术领域技术人员可以理解,除非特意声明,这里使用的单数形式“一”、“一个”、“所述”和“该”也可包括复数形式。应该进一步理解的是,本发明的说明书中使用的措辞“包括”是指存在所述特征、整数、步骤、操作、元件和/或组件,但是并不排除存在或添加一个或多个其他特征、整数、步骤、操作、元件、组件和/或它们的组。应该理解,当我们称元件被“连接”或“耦接”到另一元件时,它可以直接连接或耦接到其他元件,或者也可以存在中间元件。此外,这里使用的“连接”或“耦接”可以包括无线连接或无线耦接。这里使用的措辞“和/或”包括一个或多个相关联的列出项的全部或任一单元和全部组合。

[0055] 本技术领域技术人员可以理解,除非另外定义,这里使用的所有术语(包括技术术语和科学术语),具有与本发明所属领域中的普通技术人员的一般理解相同的意义。还应该理解的是,诸如通用字典中定义的那些术语,应该被理解为具有与现有技术的上下文中的意义一致的意义,并且除非像这里一样被特定定义,否则不会用理想化或过于正式的含义来解释。

[0056] 由于现有技术中,常用的轨迹误差评估方法,多是以两个参考点为基础建立椭圆形不确定区域。该类方法所建立的不确定区域难以描绘参考点间的复杂形状,并且椭圆区域的大小也难以确定,因此在实际应用中作用有限。

[0057] 为了解决现有技术的问题,本实施例提供了一种基于LSTM神经网络的室内轨迹误差评估方法,通过机器学习模型自动学习和评估室内轨迹每个轨迹步数序号特征向量与真实轨迹的映射关系,能够取得更细粒度、更高精度的室内轨迹误差评估结果。具体实施时,首先获取轨迹步数序号和与轨迹步数序号对应的重建轨迹点;然后构建重建轨迹点的多维特征向量,并根据重建轨迹点的多维特征向量,得到所述重建轨迹点的多维特征向量集,将室内轨迹抽象为一个序列;最后对于每个目标轨迹步数序号,将目标轨迹步数序号对应的多维特征向量集输入已训练的LSTM神经网络模型,得到每个目标轨迹步数序号对应的室内轨迹偏差值,其中,目标轨迹步数序号用于表征大于或者等于预设值K的轨迹步数序号。

[0058] 示例性方法

[0059] 本实施例提供一种基于LSTM神经网络的室内轨迹误差评估方法,该方法可以应用于地理信息领域的智能终端。具体如图1所示,所述方法包括:

[0060] 步骤S100、获取轨迹步数序号和与所述轨迹步数序号对应的重建轨迹点;

[0061] 具体地,如图2所示,在室内轨迹误差评估中,会对轨迹的步态进行检测,步态检测包括轨迹步数序号,重建轨迹和真实轨迹。重建轨迹为根据物体在间隔时间段内反馈的位置信息构建的运动轨迹,例如,车辆每隔一段时间会将其所处的位置通过GPS上传到服务器,这样在服务器中就会存储该车辆的GPS数据,而通过该数据可以使用轨迹重建功能构造出车辆在一段时间内的运动轨迹,此时的运动轨迹为重建轨迹。真实轨迹为物体实际移动时通过的全部路径,例如车辆在行驶时实际通过的全部路径。实际中,每一步都会对应一个轨迹步数序号,每个轨迹步数序号上对应重建轨迹点和真实轨迹点。为了后续能找到重建轨迹点与真实轨迹点的对应关系,需要先获取轨迹步数序号和与所述轨迹步数序号对应的

重建轨迹点。

[0062] 得到重建轨迹点后,就可以执行如图1所示的如下步骤:S200、构建所述重建轨迹点的多维特征向量,并根据所述重建轨迹点的多维特征向量,得到所述重建轨迹点的多维特征向量集;

[0063] 具体地,可以根据重建轨迹点的相关参数构建多维特征向量,多维特征向量用于反应重建轨迹点多个维度的特征。由于误差评估时,当前轨迹点的误差不能通过当前一个轨迹点的误差直接得到,需要通过当前轨迹点的前几步的累积误差得到,故需要根据所述重建轨迹点的多维特征向量,得到所述重建轨迹点的多维特征向量集,从而得到当前轨迹点的前几步的累积误差,最终得到当前轨迹点的准确误差。

[0064] 在本发明的一种实现方式中,所述构建所述重建轨迹点的多维特征向量包括如下步骤:

[0065] S201、获取所述重建轨迹点的运动步长、所述重建轨迹点的运动方向和轨迹总步数;

[0066] S202、对于每个所述轨迹步数序号,将所述轨迹步数序号除以所述轨迹总步数,得到每个所述轨迹步数序号对应的轨迹步数商值;

[0067] S203、对于每个所述轨迹步数序号,将所述重建轨迹点的运动步长、所述重建轨迹点的运动方向和所述轨迹步数商值组成所述重建轨迹点的多维特征向量。

[0068] 具体地,重建轨迹点的运动步长和所述重建轨迹点的运动方向为从相应的重建点的定位时刻到相邻定位时刻运动的步长和方向,对于重建轨迹RT的每一步 $RT.p_i$ ,stride为重建轨迹在 $RT.p_i$ 处对应的步长,heading为重建轨迹在 $RT.p_i$ 处对应的航向,对于每个所述轨迹步数序号,将所述轨迹步数序号除以所述轨迹总步数,得到每个所述轨迹步数序号对应的轨迹步数商值;例如,i为当前该步的序号,即第几步;n为该条轨迹的总步数, $i/n$ 为每个所述轨迹步数序号对应的轨迹步数商值,对于每个所述轨迹步数序号,将所述重建轨迹点的运动步长、所述重建轨迹点的运动方向和所述轨迹步数商值组成所述重建轨迹点的多维特征向量。例如,通过每个所述轨迹步数序号对应的参数,构建每个所述轨迹步数序号对应的多维向量: $feat_i = (stride, heading, \frac{i}{n})$ 。

[0069] 在本发明的一种实现方式中,所述根据所述重建轨迹点的多维特征向量,得到所述重建轨迹点的多维特征向量集包括如下步骤:

[0070] S204、对于每个所述目标轨迹步数序号,将与所述目标轨迹步数序号相邻的前K-1个轨迹步数序号对应的多维特征向量和所述目标轨迹步数序号对应的多维特征向量按顺序进行合并,得到所述重建轨迹点的多维特征向量集。

[0071] 具体地,为了得到当前重建轨迹点的误差,需要考虑与当前步相邻的并位于当前步之前的K-1步的累积误差,故在本实施例,是无法对第0到第K-1步的重建轨迹点进行误差估计的。也即目标轨迹步数序号为从第K步开始的所有轨迹步数序号。实际处理时,比如处理到第一个目标轨迹步数序号时,将该目标轨迹步数序号对应的多维特征向量和位于第一个目标轨迹步数序号之前且与该目标轨迹步数序号相邻的K-1个轨迹步数序号对应的多维特征向量按顺序进行合并,组成所述重建轨迹点的多维特征向量集,例如,轨迹步数序号为1,2,3,4,5,6,7,8,9,当K为5时,即只能评估第5个重建轨迹点开始(轨迹步数序号为5)的



误差,从第1到第4个重建轨迹点的误差是无法评估出来的,通过前述的方法可以得到第1到第5个重建轨迹点的多维特征向量,将第1到第5个重建轨迹点的多维特征向量按照轨迹步数序号的先后关系进行合并,就可以得到第5个重建轨迹点的多维特征向量集,依此类推可以得到第6、7、8、9、10.....的多维特征向量集。

[0072] 得到所述重建轨迹点的多维特征向量集后,就可以执行如图1所示的如下步骤:S300、对于每个目标轨迹步数序号,将所述目标轨迹步数序号对应的多维特征向量集输入已训练的LSTM神经网络模型,得到每个目标轨迹步数序号对应的室内轨迹偏差值,其中,所述目标轨迹步数序号用于表征大于或者等于预设值K的轨迹步数序号。

[0073] 具体地,由于从第K个重建轨迹点开始,每个重建轨迹点都有一个与该重建轨迹点相对应的误差,也即室内轨迹偏差值,故通过已训练的LSTM神经网络模型,就可以得到每个目标轨迹步数序号对应的室内轨迹偏差值,已训练的LSTM神经网络模型的输入项为所述目标轨迹步数序号对应的多维特征向量集。

[0074] 在本发明的一种实现方式中,所述获取训练数据集包括如下步骤:获取训练轨迹步数序号、与所述训练轨迹步数序号对应的训练重建轨迹点以及与所述训练轨迹步数序号对应的训练真实轨迹点;根据所述训练重建轨迹点和所述训练真实轨迹点,得到训练偏差值;根据所述训练重建轨迹点,得到所述训练重建轨迹点的训练多维特征向量;根据所述训练多维特征向量,得到训练多维特征向量集。

[0075] 具体地,获取训练轨迹步数序号、与所述训练轨迹步数序号对应的训练重建轨迹点以及与所述训练轨迹步数序号对应的训练真实轨迹点;例如,对于一条训练重建轨迹 $RT = [RT.p_1, RT.p_2, \dots, RT.p_n]$ ,及其对应的训练真实轨迹 $GT = [GT.p_1, GT.p_2, \dots, GT.p_n]$ , $i$ 为训练轨迹步数序号,然后根据所述训练重建轨迹点和所述训练真实轨迹点,得到训练偏差值;相应的,所述根据所述训练重建轨迹点和所述训练真实轨迹点,得到训练偏差值包括如下步骤:对于每个训练轨迹步数序号,将所述训练重建轨迹点的横坐标减去所述训练真实轨迹点的横坐标,得到轨迹横坐标差值;对于每个训练轨迹步数序号,将所述训练重建轨迹点的纵坐标减去所述训练真实轨迹点的纵坐标,得到轨迹纵坐标差值;将所述轨迹横坐标差值的平方与所述轨迹纵坐标差值的平方进行求和,得到和值;将所述和值进行开平方,得到训练偏差值。例如,计算其每一训练轨迹步数序号的训练偏差值的计算公式为:

$$d_i = \sqrt{(RT.p_i.x - GT.p_i.x)^2 + (RT.p_i.y - GT.p_i.y)^2}$$
。然后根据所述训练重建轨迹点,得到所述训练重建轨迹点的训练多维特征向量;相应的,所述根据所述训练重建轨迹点,得到所述训练重建轨迹点的训练多维特征向量包括如下步骤:获取所述训练重建轨迹点的训练运动步长、所述训练重建轨迹点的运动方向和训练轨迹总步数;对于每个所述训练轨迹步数序号,将所述训练轨迹步数序号除以所述训练轨迹总步数,得到每个所述训练轨迹步数序号对应的训练轨迹步数商值;对于每个所述训练轨迹步数序号,将所述训练重建轨迹点的运动步长、所述训练重建轨迹点的运动方向和所述训练轨迹步数商值组成所述训练重建轨迹点的训练多维特征向量。例如,对于训练重建轨迹 $RT$ 的每一训练轨迹步数序号 $RT.p'_i$ , $stride'$ 为训练重建轨迹在 $RT.p'_i$ 处对应的运动步长, $heading'$ 为训练重建轨迹在 $RT.p'_i$ 处对应的运动方向, $i'$ 为当前的训练轨迹步数序号,即第几步; $n$ 为该条重建轨迹的训练轨迹总步数, $(\frac{i}{n})'$ 为训练轨迹步数商值,构建以下训练多维特征向量:

$feat_i' = (stride', heading', \frac{i'}{n})$ 。得到训练多维特征向量后,根据所述训练多维特征向量,得到训练多维特征向量集。相应的,所述根据所述训练多维特征向量,得到训练多维特征向量集包括如下步骤:将大于或者等于所述预设值K的训练轨迹步序号作为目标训练轨迹步序号;对于每个所述目标训练轨迹步序号,将与所述目标训练轨迹步序号相邻的前K-1个训练轨迹步序号对应的训练多维特征向量和所述目标训练轨迹步序号对应的训练多维特征向量按顺序进行合并,得到目标训练轨迹步序号的训练多维特征向量集。

[0076] 具体地,在训练的过程中也是如此,对于前K-1个训练重建轨迹点,都是无法得到误差的,只能从第K个训练重建轨迹点开始计算,为了计算方便,将大于或者等于所述预设值K的训练轨迹步序号作为目标训练轨迹步序号;当计算第K个训练重建轨迹点时,可以通过上述方法得到第K个训练重建轨迹点对应的训练多维特征向量,同时还需通过上述方法分别得到前K-1个训练重建轨迹点对应的训练多维特征向量,按照目标训练轨迹步序号的前后关系,将第K个训练重建轨迹点对应的训练多维特征向量和第K个训练重建轨迹点的前K-1个训练重建轨迹点对应的训练多维特征向量进行合并,得到第K个目标训练轨迹步序号的训练多维特征向量集。当计算第K+1个训练重建轨迹点对应的训练多维特征向量后,就可以将第K+1个训练重建轨迹点对应的训练多维特征向量和第K+1个训练重建轨迹点的前K-1个训练重建轨迹点对应的训练多维特征向量按照目标训练轨迹步序号的前后关系进行合并,得到第K+1个目标训练轨迹步序号的训练多维特征向量集依此类推。

[0077] 在本发明的一种实现方式中,所述LSTM神经网络模型的训练过程具体包括如下步骤:获取训练数据集;其中,所述训练数据集包括训练多维特征向量集和训练偏差值;将训练多维特征向量集输入至预设的初始网络模型,得到预测偏差值;根据所述训练偏差值和所述预测偏差值,得到损失函数;根据所述损失函数,训练所述初始网络模型,以得到LSTM神经网络模型。

[0078] 将训练数据集中训练多维特征向量集输入至预设的初始网络模型,得到训练多维特征向量集对应的预测偏差值,其中,所述训练数据集包括训练多维特征向量集和训练偏差值;在本实施例中,如图3所示,初始网络模型由两部分组成,第一部分为一个LSTM结构,由k(例如,k为10)个LSTM单元串行在一起;第二部分为一个全连接多层神经网络,其接受上一层最后一个LSTM单元的输出作为输入。根据所述训练偏差值和所述预测偏差值,得到损失函数;损失函数可以为交叉熵损失函数也可以为均方差值,在计算得到所述损失函数后,判断所述损失函数是否小于或等于预设阈值,若所述损失函数小于或者等于预设阈值,则结束训练;若所述损失函数大于预设阈值,则判断所述初始网络模型的训练次数是否达到预设次数阈值,若所述初始网络模型的训练次数未达到预设次数阈值,则根据所述损失函数对所述初始网络模型的网络参数进行修正,若所述初始网络模型的训练次数达到预设次数阈值,则结束训练,以得到LSTM神经网络模型。所述预设阈值以及预设次数阈值可以根据所述以得到LSTM神经网络模型的模型精度来确定,这里不做详细说明。其中,所述预设次数阈值可以为初始网络模型的最大训练次数,例如,5000次等。这样,通过所述损失函数和训练次数来判断初始网络模型训练是否结束,可以避免因损失函数无法达到小于或等于预设阈值的条件而造成所述初始网络模型的训练进入死循环。

[0079] 为了说明本发明实施例提供的室内轨迹误差评估方法的效果,本发明使用了真实数据进行实验。图4是本发明使用真实的若干条室内重建轨迹数据得到的实验结果。本发明将重建轨迹与真实轨迹的误差与本方法预测的误差做对比,可视化结果显示,本发明方法预测的误差与实际误差非常接近。证明了本方法在预测室内轨迹误差方面的有效性。

[0080] 示例性设备

[0081] 如图5中所示,本发明实施例提供一种基于LSTM神经网络的室内轨迹误差评估装置,该装置包括重建轨迹点获取模块401,多维特征向量集获取模块402和室内轨迹偏差值获取模块403,其中:

[0082] 重建轨迹点获取模块401,用于获取轨迹步序号和与所述轨迹步序号对应的重建轨迹点;

[0083] 多维特征向量集获取模块402,用于构建所述重建轨迹点的多维特征向量,并根据所述重建轨迹点的多维特征向量,得到所述重建轨迹点的多维特征向量集;

[0084] 室内轨迹偏差值获取模块403,用于对于每个目标轨迹步序号,将所述目标轨迹步序号对应的多维特征向量集输入已训练的LSTM神经网络模型,得到每个目标轨迹步序号对应的室内轨迹偏差值,其中,所述目标轨迹步序号用于表征大于或者等于预设值K的轨迹步序号。

[0085] 基于上述实施例,本发明还提供了一种智能终端,其原理框图可以如图6所示。该智能终端包括通过系统总线连接的处理器、存储器、网络接口、显示屏、温度传感器。其中,该智能终端的处理器用于提供计算和控制能力。该智能终端的存储器包括非易失性存储介质、内存储器。该非易失性存储介质存储有操作系统和计算机程序。该内存储器为非易失性存储介质中的操作系统和计算机程序的运行提供环境。该智能终端的网络接口用于与外部的终端通过网络连接通信。该计算机程序被处理器执行时以实现一种基于LSTM神经网络的室内轨迹误差评估方法。该智能终端的显示屏可以是液晶显示屏或者电子墨水显示屏,该智能终端的温度传感器是预先在智能终端内部设置,用于检测内部设备的运行温度。

[0086] 本领域技术人员可以理解,图6中的原理图,仅仅是与本发明方案相关的部分结构的框图,并不构成对本发明方案所应用于其上的智能终端的限定,具体的智能终端可以包括比图中所示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者具有不同的部件布置。

[0087] 在一个实施例中,提供了一种智能终端,包括有存储器,以及一个或者一个以上的程序,其中一个或者一个以上程序存储于存储器中,且经配置以由一个或者一个以上处理器执行所述一个或者一个以上程序包含用于进行以下操作的指令:

[0088] 获取轨迹步序号和与所述轨迹步序号对应的重建轨迹点;

[0089] 构建所述重建轨迹点的多维特征向量,并根据所述重建轨迹点的多维特征向量,得到所述重建轨迹点的多维特征向量集;

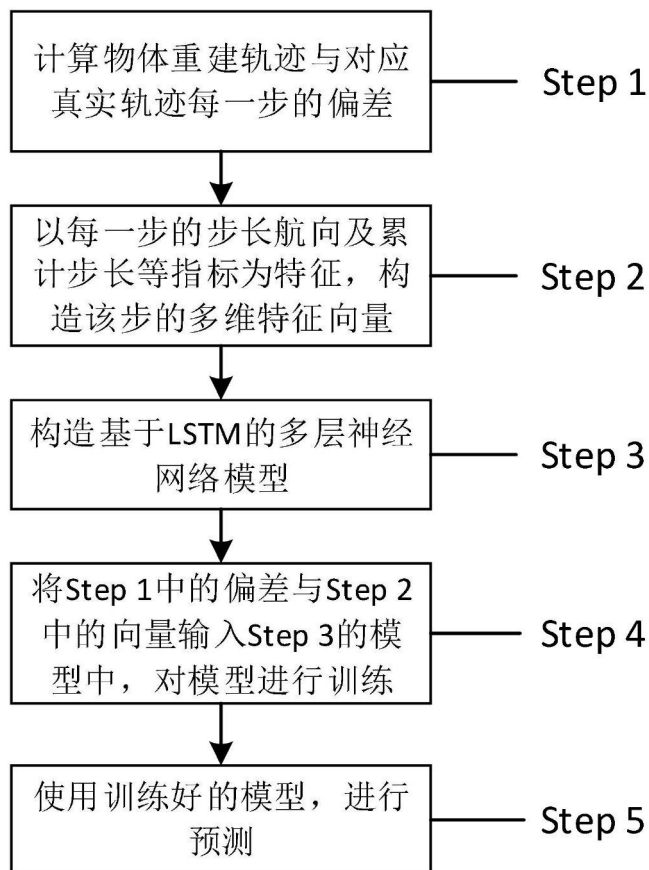
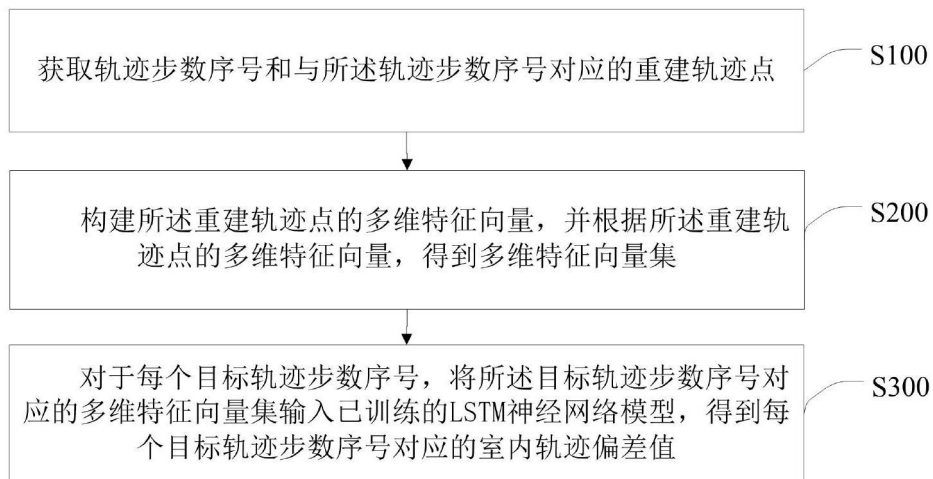
[0090] 对于每个目标轨迹步序号,将所述目标轨迹步序号对应的多维特征向量集输入已训练的LSTM神经网络模型,得到每个目标轨迹步序号对应的室内轨迹偏差值,其中,所述目标轨迹步序号用于表征大于或者等于预设值K的轨迹步序号。

[0091] 本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程,是可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的计算机程序可存储于一非易失性计算机可读取存储介质中,该计算机程序在执行时,可包括如上述各方法的实施例的流程。其中,

本发明所提供的各实施例中所使用的对存储器、存储、数据库或其它介质的任何引用,均可包括非易失性和/或易失性存储器。非易失性存储器可包括只读存储器(ROM)、可编程ROM(PROM)、电可编程ROM(EPROM)、电可擦除可编程ROM(EEPROM)或闪存。易失性存储器可包括随机存取存储器(RAM)或者外部高速缓冲存储器。作为说明而非局限,RAM以多种形式可得,诸如静态RAM(SRAM)、动态RAM(DRAM)、同步DRAM(SDRAM)、双数据率SDRAM(DDRSDRAM)、增强型SDRAM(ESDRAM)、同步链路(Synchlink)DRAM(SLDRAM)、存储器总线(Rambus)直接RAM(RDRAM)、直接存储器总线动态RAM(DRDRAM)、以及存储器总线动态RAM(RDRAM)等。

[0092] 综上所述,本发明公开了基于LSTM神经网络的室内轨迹误差评估方法、智能终端、存储介质,所述方法包括:获取轨迹步数序号和与轨迹步数序号对应的重建轨迹点;构建重建轨迹点的多维特征向量,并根据重建轨迹点的多维特征向量,得到多维特征向量集,将室内轨迹抽象为一个序列;对于每个目标轨迹步数序号,将目标轨迹步数序号对应的多维特征向量集输入已训练的LSTM神经网络模型,得到每个目标轨迹步数序号对应的室内轨迹偏差值,其中,目标轨迹步数序号用于表征大于或者等于预设值K的轨迹步数序号,通过机器学习模型自动学习和评估室内轨迹每个轨迹步数序号特征向量与真实轨迹的映射关系,能够取得更细粒度、更高精度的室内轨迹误差评估结果。

[0093] 基于上述实施例,本发明公开了一种基于LSTM神经网络的室内轨迹误差评估方法,应当理解的是,本发明的应用不限于上述的举例,对本领域普通技术人员来说,可以根据上述说明加以改进或变换,所有这些改进和变换都应属于本发明所附权利要求的保护范围。



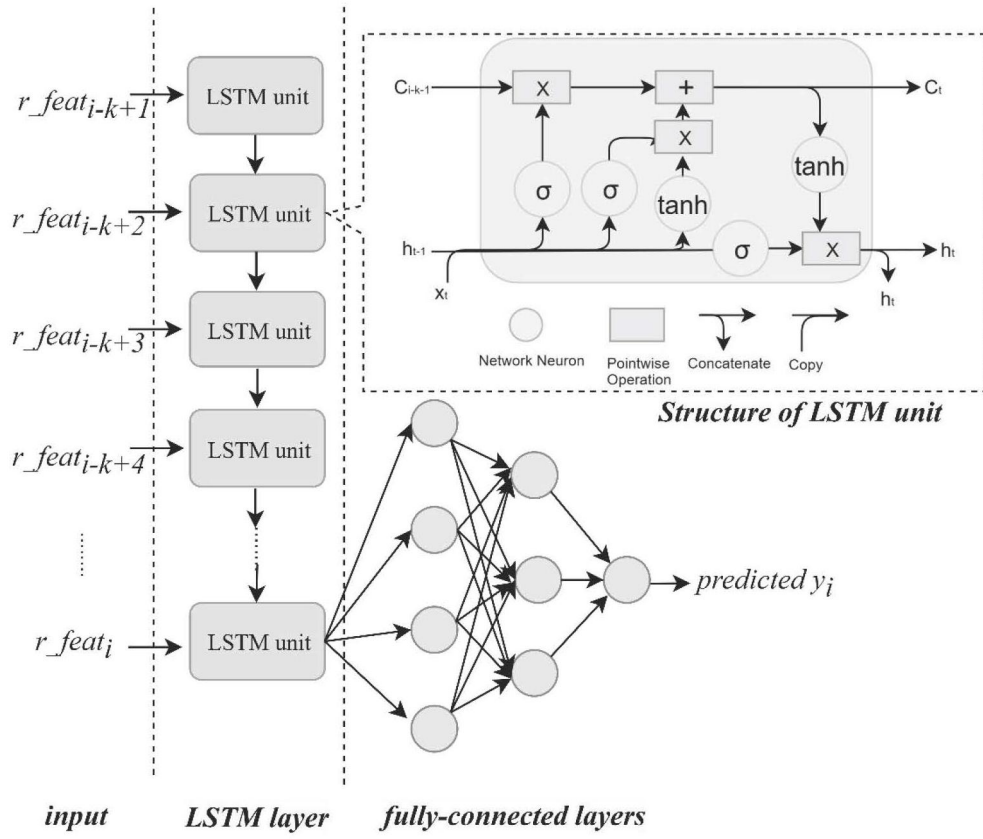


图3

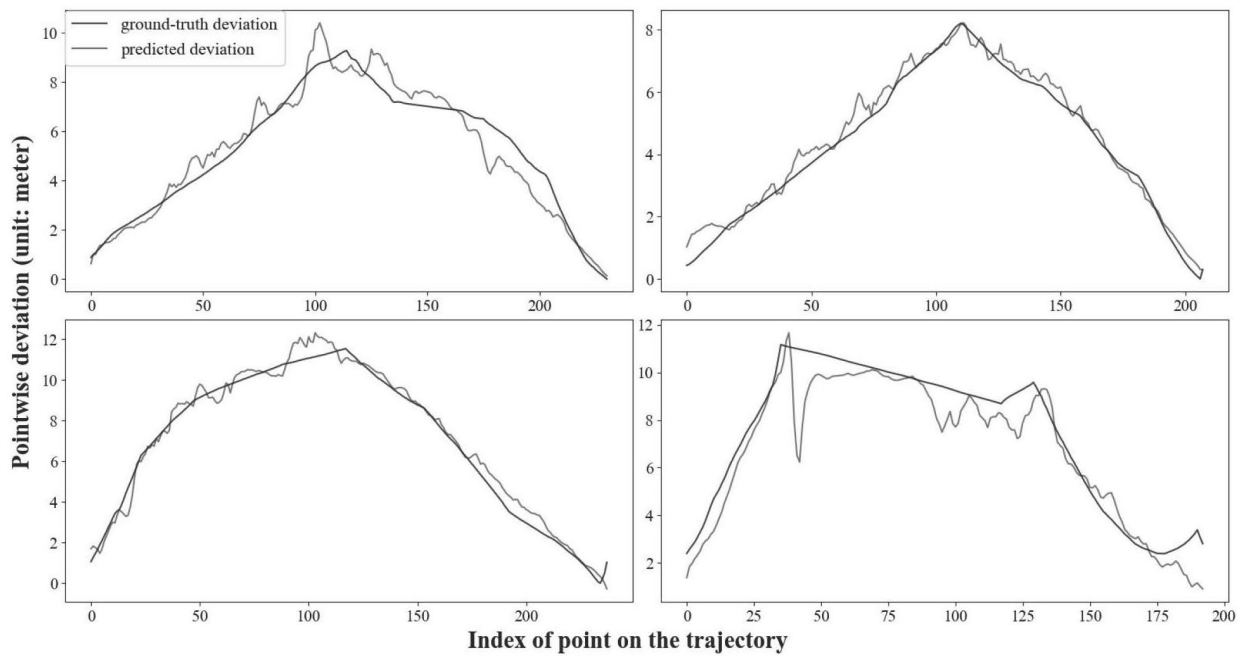


图4

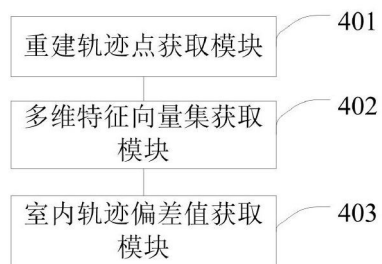


图5

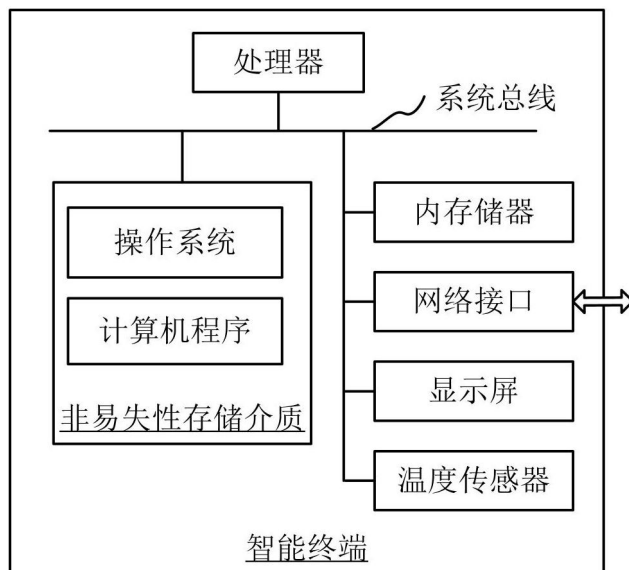


图6