



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 114897219 A

(43) 申请公布日 2022. 08. 12

(21) 申请号 202210402082.7

G06N 3/08 (2006.01)

(22) 申请日 2022.04.18

(71) 申请人 广州市香港科大霍英东研究院
地址 511458 广东省广州市南沙区南沙资讯科技园科技楼

(72) 发明人 丁焯 谭浩宇 高民 王周红
宛齐

(74) 专利代理机构 广州三环专利商标代理有限公司 44202
专利代理师 李妙芬

(51) Int. Cl.

G06Q 10/04 (2012.01)

G06Q 50/00 (2012.01)

G06Q 50/26 (2012.01)

G06N 3/04 (2006.01)

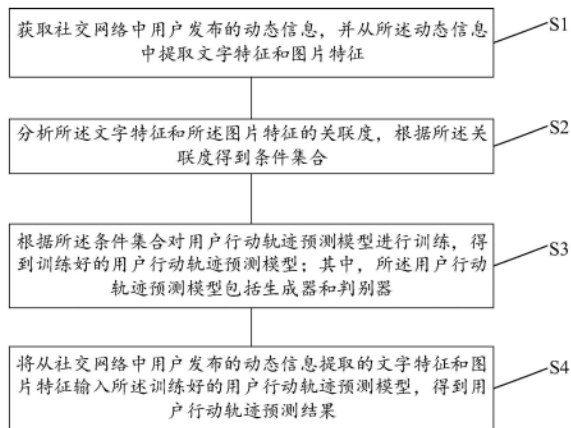
权利要求书2页 说明书9页 附图3页

(54) 发明名称

基于社交网络的用户行动轨迹预测方法、装置及存储介质

(57) 摘要

本发明公开了一种基于社交网络的用户行动轨迹预测方法、装置及存储介质,所述方法包括:获取社交网络中用户发布的动态信息,并从所述动态信息中提取文字特征和图片特征;分析所述文字特征和所述图片特征的关联度,根据所述关联度得到条件集合;根据所述条件集合对用户行动轨迹预测模型进行训练,得到训练好的用户行动轨迹预测模型;其中,所述用户行动轨迹预测模型包括生成器和判别器;将从社交网络中用户发布的动态信息提取的文字特征和图片特征输入所述训练好的用户行动轨迹预测模型,得到用户行动轨迹预测结果。本发明通过采用生成对抗网络对从社交网络中用户发布的动态信息提取的特征进行训练,能够有效提高用户行动轨迹的预测精度。



1. 一种基于社交网络的用户行动轨迹预测方法,其特征在于,包括:
获取社交网络中用户发布的动态信息,并从所述动态信息中提取文字特征和图片特征;
分析所述文字特征和所述图片特征的关联度,根据所述关联度得到条件集合;
根据所述条件集合对用户行动轨迹预测模型进行训练,得到训练好的用户行动轨迹预测模型;其中,所述用户行动轨迹预测模型包括生成器和判别器;
将从社交网络中用户发布的动态信息提取的文字特征和图片特征输入所述训练好的用户行动轨迹预测模型,得到用户行动轨迹预测结果。
2. 如权利要求1所述的基于社交网络的用户行动轨迹预测方法,其特征在于,所述从所述动态信息中提取文字特征和图片特征,具体包括:
通过Encoder-Decoder模型从所述动态信息中提取文字特征;
通过卷积神经网络从所述动态信息中提取图片特征。
3. 如权利要求1所述的基于社交网络的用户行动轨迹预测方法,其特征在于,所述分析所述文字特征和所述图片特征的关联度,根据所述关联度得到条件集合,具体包括:
通过Attention机制分析所述文字特征和所述图片特征的关联度;
将所述关联度大于预设值所对应的文字特征和图片特征作为所述条件集合。
4. 如权利要求3所述的基于社交网络的用户行动轨迹预测方法,其特征在于,所述方法还包括:
通过Encoder-Decoder模型根据所述文字特征和所述图片特征的关联度,生成用户发布所述动态信息时所处的用户位置;
判断生成的所述用户位置与实际位置是否存在偏差,并对存在偏差的用户位置进行校正。
5. 如权利要求1所述的基于社交网络的用户行动轨迹预测方法,其特征在于,所述根据所述条件集合对用户行动轨迹预测模型进行训练,得到训练好的用户行动轨迹预测模型,具体包括:
将所述条件集合和噪音向量输入所述用户行动轨迹预测模型中的生成器,由所述生成器预测出用户未来的行动轨迹;
所述判别器分析所述生成器在噪音干扰环境下预测的行动轨迹与真实的行动轨迹之间的误差;
根据所述误差对所述生成器和所述判别器进行反复训练,直至所述误差满足预设条件,则得到训练好的用户行动轨迹预测模型。
6. 如权利要求5所述的基于社交网络的用户行动轨迹预测方法,其特征在于,所述生成器的网络包括两层:其中,第一层为仅将所述条件集合用于预测的网络层;第二层为将所述条件集合和所述噪音向量同时用于预测的网络层。
7. 一种基于社交网络的用户行动轨迹预测装置,其特征在于,包括:
获取模块,用于获取社交网络中用户发布的动态信息,并从所述动态信息中提取文字特征和图片特征;
分析模块,用于分析所述文字特征和所述图片特征的关联度,根据所述关联度得到条件集合;

训练模块,用于根据所述条件集合对用户行动轨迹预测模型进行训练,得到训练好的用户行动轨迹预测模型;其中,所述用户行动轨迹预测模型包括生成器和判别器;

预测模块,用于将从社交网络中用户发布的动态信息提取的文字特征和图片特征输入所述训练好的用户行动轨迹预测模型,得到用户行动轨迹预测结果。

8. 如权利要求7所述的基于社交网络的用户行动轨迹预测装置,其特征在于,所述获取模块中从所述动态信息中提取文字特征和图片特征,具体包括:

通过Encoder-Decoder模型从所述动态信息中提取文字特征;

通过卷积神经网络从所述动态信息中提取图片特征。

9. 一种基于社交网络的用户行动轨迹预测装置,其特征在于,包括处理器、存储器以及存储在所述存储器中且被配置为由所述处理器执行的计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现如权利要求1至6中任意一项所述的基于社交网络的用户行动轨迹预测方法。

10. 一种计算机可读存储介质,其特征在于,所述计算机可读存储介质包括存储的计算机程序,其中,在所述计算机程序运行时控制所述计算机可读存储介质所在设备执行如权利要求1至6中任意一项所述的基于社交网络的用户行动轨迹预测方法。

基于社交网络的用户行动轨迹预测方法、装置及存储介质

技术领域

[0001] 本发明涉及人流动向预测技术领域,尤其涉及一种基于社交网络的用户行动轨迹预测方法、装置及存储介质。

背景技术

[0002] 人流动向预测作为交通预测和时空数据挖掘中的一个分支,对交通的调控和预判起着关键的作用。根据预测结果部署城市的人流监控和预警平台,可以有效地提高城市的运行效率,更有力的保障城市的公共安全。此外,在发生流行性疾病时,人群的流动可能会造成病毒的大肆传播,严重危害人们的生命健康。通过人流的历史动向和预测的未来动向,相关部门就具有了估计隐藏感染群体和估计潜在感染人群数以及未来感染高发地的能力。

[0003] 现有技术已有在开源地图的数据集上系统地分析整个中国人流动向的空间流动性规律以及在中国的各地区中决定人流动向的决定性因素。但是,上述方法忽略了人群历史轨迹的可信度,由于人类的动向比车辆等交通工具灵活地多,其多变性也充分说明未进行数据评估的人群轨迹数据必定存在诸多的误差或偏移,从而造成机器学习时带有强烈的噪声,导致预测精度较低。

发明内容

[0004] 本发明所要解决的技术问题在于,提供一种基于社交网络的用户行动轨迹预测方法、装置及存储介质,采用生成对抗网络对从社交网络中用户发布的动态信息提取的特征进行训练,能够有效提高用户行动轨迹的预测精度。

[0005] 为了实现上述目的,本发明实施例提供了一种基于社交网络的用户行动轨迹预测方法,包括:

[0006] 获取社交网络中用户发布的动态信息,并从所述动态信息中提取文字特征和图片特征;

[0007] 分析所述文字特征和所述图片特征的关联度,根据所述关联度得到条件集合;

[0008] 根据所述条件集合对用户行动轨迹预测模型进行训练,得到训练好的用户行动轨迹预测模型;其中,所述用户行动轨迹预测模型包括生成器和判别器;

[0009] 将从社交网络中用户发布的动态信息提取的文字特征和图片特征输入所述训练好的用户行动轨迹预测模型,得到用户行动轨迹预测结果。

[0010] 作为上述方案的改进,所述从所述动态信息中提取文字特征和图片特征,具体包括:

[0011] 通过Encoder-Decoder模型从所述动态信息中提取文字特征;

[0012] 通过卷积神经网络从所述动态信息中提取图片特征。

[0013] 作为上述方案的改进,所述分析所述文字特征和所述图片特征的关联度,根据所述关联度得到条件集合,具体包括:

[0014] 通过Attention机制分析所述文字特征和所述图片特征的关联度;

- [0015] 将所述关联度大于预设值所对应的文字特征和图片特征作为所述条件集合。
- [0016] 作为上述方案的改进,所述方法还包括:
- [0017] 通过Encoder-Decoder模型根据所述文字特征和所述图片特征的关联度,生成用户发布所述动态信息时所处的用户位置;
- [0018] 判断生成的所述用户位置与实际位置是否存在偏差,并对存在偏差的用户位置进行校正。
- [0019] 作为上述方案的改进,所述根据所述条件集合对用户行动轨迹预测模型进行训练,得到训练好的用户行动轨迹预测模型,具体包括:
- [0020] 将所述条件集合和噪音向量输入所述用户行动轨迹预测模型中的生成器,由所述生成器预测出用户未来的行动轨迹;
- [0021] 所述判别器分析所述生成器在噪音干扰环境下预测的行动轨迹与真实的行动轨迹之间的的误差;
- [0022] 根据所述误差对所述生成器和所述判别器进行反复训练,直至所述误差满足预设条件,则得到训练好的用户行动轨迹预测模型。
- [0023] 作为上述方案的改进,所述生成器的网络包括两层:其中,第一层为仅将所述条件集合用于预测的网络层;第二层为将所述条件集合和所述噪音向量同时用于预测的网络层。
- [0024] 本发明实施例还提供了一种基于社交网络的用户行动轨迹预测装置,包括:
- [0025] 获取模块,用于获取社交网络中用户发布的动态信息,并从所述动态信息中提取文字特征和图片特征;
- [0026] 分析模块,用于分析所述文字特征和所述图片特征的关联度,根据所述关联度得到条件集合;
- [0027] 训练模块,用于根据所述条件集合对用户行动轨迹预测模型进行训练,得到训练好的用户行动轨迹预测模型;其中,所述用户行动轨迹预测模型包括生成器和判别器;
- [0028] 预测模块,用于将从社交网络中用户发布的动态信息提取的文字特征和图片特征输入所述训练好的用户行动轨迹预测模型,得到用户行动轨迹预测结果。
- [0029] 进一步的,所述获取模块中从所述动态信息中提取文字特征和图片特征,具体包括:
- [0030] 通过Encoder-Decoder模型从所述动态信息中提取文字特征;
- [0031] 通过卷积神经网络从所述动态信息中提取图片特征。
- [0032] 本发明实施例还提供了一种基于社交网络的用户行动轨迹预测装置,包括处理器、存储器以及存储在所述存储器中且被配置为由所述处理器执行的计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现上述任一项所述的基于社交网络的用户行动轨迹预测方法。
- [0033] 本发明实施例还提供了一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质包括存储的计算机程序,其中,在所述计算机程序运行时控制所述计算机可读存储介质所在设备执行上述任一项所述的基于社交网络的用户行动轨迹预测方法。
- [0034] 相对于现有技术,本发明实施例提供的一种基于社交网络的用户行动轨迹预测方法、装置及存储介质的有益效果在于:通过获取社交网络中用户发布的动态信息,并从所述

动态信息中提取文字特征和图片特征;分析所述文字特征和所述图片特征的关联度,根据所述关联度得到条件集合;根据所述条件集合对用户行动轨迹预测模型进行训练,得到训练好的用户行动轨迹预测模型;其中,所述用户行动轨迹预测模型包括生成器和判别器;将从社交网络中用户发布的动态信息提取的文字特征和图片特征输入所述训练好的用户行动轨迹预测模型,得到用户行动轨迹预测结果。本发明实施例通过采用生成对抗网络对从社交网络中用户发布的动态信息提取的特征进行训练,能够有效提高用户行动轨迹的预测精度。

附图说明

[0035] 图1是本发明提供的一种基于社交网络的用户行动轨迹预测方法的一个优选实施例的流程示意图;

[0036] 图2是本发明提供的一种基于社交网络的用户行动轨迹预测方法中用户行动轨迹预测模型的结构示意图;

[0037] 图3是本发明提供的一种基于社交网络的用户行动轨迹预测方法中用户行动轨迹预测模型的生成器结构示意图;

[0038] 图4是本发明提供的一种基于社交网络的用户行动轨迹预测方法中用户行动轨迹预测模型的判别器结构示意图;

[0039] 图5是本发明提供的一种基于社交网络的用户行动轨迹预测装置的一个优选实施例的结构示意图;

[0040] 图6是本发明提供的一种基于社交网络的用户行动轨迹预测装置的另一个优选实施例的结构示意图。

具体实施方式

[0041] 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,所描述的实施例仅仅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作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。

[0042] 请参阅图1,图1是本发明提供的一种基于社交网络的用户行动轨迹预测方法的一个优选实施例的流程示意图。所述基于社交网络的用户行动轨迹预测方法,包括:

[0043] S1,获取社交网络中用户发布的动态信息,并从所述动态信息中提取文字特征和图片特征;

[0044] S2,分析所述文字特征和所述图片特征的关联度,根据所述关联度得到条件集合;

[0045] S3,根据所述条件集合对用户行动轨迹预测模型进行训练,得到训练好的用户行动轨迹预测模型;其中,所述用户行动轨迹预测模型包括生成器和判别器;

[0046] S4,将从社交网络中用户发布的动态信息提取的文字特征和图片特征输入所述训练好的用户行动轨迹预测模型,得到用户行动轨迹预测结果。

[0047] 具体的,在当今社会背景下,分享成了手机中除了通讯功能外的又一重要功能,人们在手机上分享自己的经历,通过文字和图片记录自己的游玩心情和足迹。这些信息可以用于有效预测每一个人的下一步动向,进而就能够知道某一特定区域范围内人群的可能动

向。本实施例首先获取社交网络中用户发布的动态信息,例如:在微博发布的出游打卡记录,并从该动态信息中提取文字特征和图片特征。其次,分析该文字特征和图片特征的关联度,根据关联度得到条件集合。需要说明的是,本实施例中的条件集合是在Encoder-decoder模型中解码出来的向量,向量中的每一位标识着文字中的位置或时间信息是否与图片有关联性,关联越强则该位上数值越大。然后,根据该条件集合对用户行动轨迹预测模型进行训练,得到训练好的用户行动轨迹预测模型。其中,本实施例中的用户行动轨迹预测模型为基于生成对抗网络构建的模型,因此该用户行动轨迹预测模型至少包括生成器和判别器。最后,将从社交网络中用户发布的动态信息提取的文字特征和图片特征输入训练好的用户行动轨迹预测模型,即可得到用户行动轨迹预测结果。本实施例中主要使用的额外信息是人们出游打卡的记录(例如微博的动态,包括文字和图片),这些信息能够包含重要的位置信息,本实施例利用这些信息让模型学习到最准确的轨迹信息。

[0048] 本发明实施例利用用户发布的动态信息来获取有效信息,准确地估算用户所在的位置,并且在文字和图片这两者的信息中,充分地保留了两者信息的关联度,该关联度能够使得后续的GAN模型具有识别这种关联度的特性。本发明实施例中使用条件集合的方式来表示这种关联性,条件集合动态地表示了用户在发表不同动态时,用户足迹在空间上的动态关联性,同时提高了GAN中生成器和判别器的学习能力。另外,本发明实施例选择具有时序数据处理能力的condition GAN,其不管在生成器还是判别器中都使用RNN作为基本模型,并且在生成器中可以恰到好处地跟条件集合结合,这种关联性以至于就算在生成器中加入的噪声也可以让模型有很强的学习能力,让模型对噪声产生了较强的抗干扰能力,有效提高了模型的预测精度,进而提高了用户行动轨迹的预测精度。

[0049] 在另一个优选实施例中,所述S1中从所述动态信息中提取文字特征和图片特征,具体包括:

[0050] 通过Encoder-Decoder模型从所述动态信息中提取文字特征;

[0051] 通过卷积神经网络从所述动态信息中提取图片特征。

[0052] 具体的,由于文字和图片并不是模型能够直接学习到的特征,因此,本实施例采用Encoder-Decoder模型,该模型用来将文字编码成与预测相关的特征。通俗地说,即是将文字中隐藏的或字眼中能直接提取的与位置信息有关的特征提取出来以备后用。本实施例将从社交网络中获取的用户发布的动态信息按照时间先后序列输入Encoder-Decoder模型,通过Encoder-decoder模型得到一串长度与encoder中序列长度一样的向量V,该向量V即包含了能够被用户行动轨迹预测模型训练的数据,向量V的维度等于用户所在城市所有可能的景点数目。需要说明的是,Encoder-Decoder模型要进行训练,训练完成的Encoder-Decoder能够给出与数据集用户所在地最相符的元素取值,即用户所在位置的经纬度。而对于图片则是采用卷积神经网络,并且将提取的信息与文字进行比对,给出一个大概的用户所处地理位置。

[0053] 在又一个优选实施例中,所述S2,分析所述文字特征和所述图片特征的关联度,根据所述关联度得到条件集合,具体包括:

[0054] S201,通过Attention机制分析所述文字特征和所述图片特征的关联度;

[0055] S202,将所述关联度大于预设值所对应的文字特征和图片特征作为所述条件集合。

[0056] 具体的,本实施例中条件集合由特征提取阶段中的文字特征和图片特征来产生。具体是通过分析这些特征的关联度,当然,关联度并不是由各式各样的文字图片特征来决定的,只需要观察有明显关系的特征即可,但这种识别能力需要模型通过Attention机制的学习来获得,因此本实施例在特征提取阶段引入了Attention机制的运用。

[0057] 在又一个优选实施例中,所述方法还包括:

[0058] 通过Encoder-Decoder模型根据所述文字特征和所述图片特征的关联度,生成用户发布所述动态信息时所处的用户位置;

[0059] 判断生成的所述用户位置与实际位置是否存在偏差,并对存在偏差的用户位置进行校正。

[0060] 具体的,本实施例在从社交网络中用户发布的动态信息中提取到文字特征和图片特征后,通过Encoder-Decoder模型根据文字特征和图片特征的关联度,生成用户发布该动态信息时所处的用户位置。然后,判断生成的所述用户位置与实际位置是否存在偏差,并对存在偏差的用户位置进行校正,可将用户位置校正为两者之间的一个折中位置。本实施例通过可能反应人们行踪的额外信息来对人们所处的位置进行校验和修正,更加符合人群的动向在城市更具有灵活性的特点,以此来提高模型的预测精度。

[0061] 在又一个优选实施例中,所述S3,根据所述条件集合对用户行动轨迹预测模型进行训练,得到训练好的用户行动轨迹预测模型,具体包括:

[0062] S301,将所述条件集合和噪音向量输入所述用户行动轨迹预测模型中的生成器,由所述生成器预测出用户未来的行动轨迹;

[0063] S302,所述判别器分析所述生成器在噪音干扰环境下预测的行动轨迹与真实的行动轨迹之间的的误差;

[0064] S303,根据所述误差对所述生成器和所述判别器进行反复训练,直至所述误差满足预设条件,则得到训练好的用户行动轨迹预测模型。

[0065] 具体的,请参阅图2,图2是本发明提供的一种基于社交网络的用户行动轨迹预测方法中用户行动轨迹预测模型的结构示意图。本发明实施例中进行预测的模型为condition GAN(生成对抗网络),这是一种具有处理时间序列数据的GAN模型,并且主要由两部分组成:生成器和判别器。与传统的GAN不同的是,本实施例在产生生成器和判别器的过程中,需要加入条件集合(即condition GAN中的condition window)来达到提高生成器和判别器精度的目的。训练过程具体为:首先通过在条件集合中加入噪音向量来得到初步的生成器,这时condition window相当于在用户数据集增加额外的上下文特征,用来增加预测精度。该生成器会预测出用户未来的行动轨迹,例如:用户未来将会打卡的地点,或者下一个时间点要去的地方。然后生成的判别器依然也包含条件集合中所具有的关联度,具有这种关联度识别能力的判别器可以尽可能地让生成器的预测结果近似于真实数据。判别器分析生成器在噪音干扰环境下预测的行动轨迹与真实的行动轨迹之间的的误差,根据误差对生成器和判别器进行反复训练,直至误差满足预设条件,则得到训练好的用户行动轨迹预测模型。

[0066] 作为优选方案,所述生成器的网络包括两层:其中,第一层为仅将所述条件集合用于预测的网络层;第二层为将所述条件集合和所述噪音向量同时用于预测的网络层。

[0067] 具体的,请参阅图3,图3是本发明提供的一种基于社交网络的用户行动轨迹预测

方法中用户行动轨迹预测模型的生成器结构示意图。本实施例中生成器的网络包括两层：其中，第一层为仅将条件集合用于预测的网络层；第二层为将条件集合和噪音向量合为一体同时用于预测的网络层。

[0068] 请参阅图4,图4是本发明提供的一种基于社交网络的用户行动轨迹预测方法中用户行动轨迹预测模型的判别器结构示意图。本实施例中判别器只有一层RNN的时序预测层,因为判别器主要判断生成器的预测在噪声干扰环境下产生的结果误差有多大,基于这个误差重复训练,直到提取出来的条件集合能够有较大程度地提高模型精度为止。

[0069] 需要说明的是,本实施例为了所有实验中所涉及的数据集能够安全地进行训练以保护不同部门的数据集。这里用到一个联邦学习框架,其核心是服务器能够实时接收到独立模型服务器发来的更新参数,最终的参数让联合服务器来更新出一个更好的学习参数。而联邦学习有很多实现的方式,其中Pysyft可以很好地完成联邦学习的各种过程。大致的过程如下:

[0070] 首先,各自的数据集在各自的服务器上进行训练(这里假定服务器是可以承受整个训练过程的)。其次,服务器将他们每周期得到的参数发送到联邦服务器上,最后联邦服务器更新两种不同的参数得到新参数,当然这里的更新是经过两种数据集关联性的权衡,并最终将参数回发给不同的服务器。

[0071] 整个过程也可以用以下伪代码描述:

[0072] Algorithm 1 Federated Learning

[0073] Require: A serial graphic record of user

[0074] Ensure: Where the Location is of this user and which the next POI it will go to with a high possibility.

[0075] 1: Input the content into the Encoder-decoder framework and generate a profit Vector representation of this Content.

[0076] 2: Extract the feature of picture via convolution operation.

[0077] 3: Evaluate the degree of the relationship between content Vector and picture, then generate a condition window which could denote correlation among all feature.

[0078] 4: With the condition window and noise Vector, produce a generator and a Discrimination

[0079] 5: Predict a possible location of user U

[0080] 6: Retrain the model and tune that how condition window should be represented.

[0081] 在特征提取阶段(即产生条件集合的阶段),Encoder-Decoder产生的的是一个N维的向量,这里的N指的是用户所在城市所有可能打卡的景点数目。若一条文字向量V更有可能表示出来的信息是用户在景点 n_1 附近,那么处在V向量中的索引1号元素的值就越高。以此类推,若有K条动态由用户U创建的话就会产生k个不同的文字向量。

[0082] 对于图片,本实施例采用CNN来提取特征,并通过softmax来给出图片最有可能表示的景点。为了不过多地观察图片中的信息点使用了Attention机制让模型去自适应地选择有用的部分。最后用皮尔逊系数来产生该用户在不同动态的时间点中最有可能所处的位

置,进而生成条件集合。

[0083] 相应地,本发明还提供一种基于社交网络的用户行动轨迹预测装置,能够实现上述实施例中的基于社交网络的用户行动轨迹预测方法的所有流程。

[0084] 请参阅图5,图5是本发明提供的一种基于社交网络的用户行动轨迹预测装置的一个优选实施例的结构示意图。所述基于社交网络的用户行动轨迹预测装置,包括:

[0085] 获取模块501,用于获取社交网络中用户发布的动态信息,并从所述动态信息中提取文字特征和图片特征;

[0086] 分析模块502,用于分析所述文字特征和所述图片特征的关联度,根据所述关联度得到条件集合;

[0087] 训练模块503,用于根据所述条件集合对用户行动轨迹预测模型进行训练,得到训练好的用户行动轨迹预测模型;其中,所述用户行动轨迹预测模型包括生成器和判别器;

[0088] 预测模块504,用于将从社交网络中用户发布的动态信息提取的文字特征和图片特征输入所述训练好的用户行动轨迹预测模型,得到用户行动轨迹预测结果。

[0089] 优选地,所述获取模块501中从所述动态信息中提取文字特征和图片特征,具体包括:

[0090] 通过Encoder-Decoder模型从所述动态信息中提取文字特征;

[0091] 通过卷积神经网络从所述动态信息中提取图片特征。

[0092] 优选地,所述分析模块502,具体用于:

[0093] 通过Attention机制分析所述文字特征和所述图片特征的关联度;

[0094] 将所述关联度大于预设值所对应的文字特征和图片特征作为所述条件集合。

[0095] 优选地,所述装置还包括校正模块,所述校正模块用于:

[0096] 通过Encoder-Decoder模型根据所述文字特征和所述图片特征的关联度,生成用户发布所述动态信息时所处的用户位置;

[0097] 判断生成的所述用户位置与实际位置是否存在偏差,并对存在偏差的用户位置进行校正。

[0098] 优选地,所述训练模块503,具体用于:

[0099] 将所述条件集合和噪音向量输入所述用户行动轨迹预测模型中的生成器,由所述生成器预测出用户未来的行动轨迹;

[0100] 所述判别器分析所述生成器在噪音干扰环境下预测的行动轨迹与真实的行动轨迹之间的的误差;

[0101] 根据所述误差对所述生成器和所述判别器进行反复训练,直至所述误差满足预设条件,则得到训练好的用户行动轨迹预测模型。

[0102] 优选地,所述生成器的网络包括两层:其中,第一层为仅将所述条件集合用于预测的网络层;第二层为将所述条件集合和所述噪音向量同时用于预测的网络层。

[0103] 在具体实施当中,本发明实施例提供的基于社交网络的用户行动轨迹预测装置的工作原理、控制流程及实现的技术效果,与上述实施例中的基于社交网络的用户行动轨迹预测方法对应相同,在此不再赘述。

[0104] 请参阅图6,图6是本发明提供的一种基于社交网络的用户行动轨迹预测装置的另一个优选实施例的结构示意图。所述基于社交网络的用户行动轨迹预测装置包括处理器

601、存储器602以及存储在所述存储器602中且被配置为由所述处理器601执行的计算机程序,所述处理器601执行所述计算机程序时实现上述任一实施例所述的基于社交网络的用户行动轨迹预测方法。

[0105] 优选地,所述计算机程序可以被分割成一个或多个模块/单元(如计算机程序1、计算机程序2、……),所述一个或者多个模块/单元被存储在所述存储器602中,并由所述处理器601执行,以完成本发明。所述一个或多个模块/单元可以是能够完成特定功能的一系列计算机程序指令段,该指令段用于描述所述计算机程序在所述基于社交网络的用户行动轨迹预测装置中的执行过程。

[0106] 所述处理器601可以是中央处理单元(Central Processing Unit,CPU),还可以是其他通用处理器、数字信号处理器(Digital Signal Processor,DSP)、专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit,ASIC)、现场可编程门阵列(Field-Programmable Gate Array,FPGA)或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等,通用处理器可以是微处理器,或者所述处理器601也可以是任何常规的处理器,所述处理器601是所述基于社交网络的用户行动轨迹预测装置的控制中心,利用各种接口和线路连接所述基于社交网络的用户行动轨迹预测装置的各个部分。

[0107] 所述存储器602主要包括程序存储区和数据存储区,其中,程序存储区可存储操作系统、至少一个功能所需的应用程序等,数据存储区可存储相关数据等。此外,所述存储器602可以是高速随机存取存储器,还可以是非易失性存储器,例如插接式硬盘,智能存储卡(Smart Media Card,SMC)、安全数字(Secure Digital,SD)卡和闪存卡(Flash Card)等,或所述存储器602也可以是其他易失性固态存储器件。

[0108] 需要说明的是,上述基于社交网络的用户行动轨迹预测装置可包括,但不仅限于,处理器、存储器,本领域技术人员可以理解,图6的结构示意图仅仅是上述基于社交网络的用户行动轨迹预测装置的示例,并不构成对上述基于社交网络的用户行动轨迹预测装置的限定,可以包括比图示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者不同的部件。

[0109] 本发明实施例还提供了一种计算机可读存储介质,所述计算机可读存储介质包括存储的计算机程序,其中,在所述计算机程序运行时控制所述计算机可读存储介质所在设备执行上述任一实施例所述的基于社交网络的用户行动轨迹预测方法。

[0110] 本发明实施例提供了一种基于社交网络的用户行动轨迹预测方法、装置及存储介质,通过获取社交网络中用户发布的动态信息,并从所述动态信息中提取文字特征和图片特征;分析所述文字特征和所述图片特征的关联度,根据所述关联度得到条件集合;根据所述条件集合对用户行动轨迹预测模型进行训练,得到训练好的用户行动轨迹预测模型;其中,所述用户行动轨迹预测模型包括生成器和判别器;将从社交网络中用户发布的动态信息提取的文字特征和图片特征输入所述训练好的用户行动轨迹预测模型,得到用户行动轨迹预测结果。本发明实施例通过采用生成对抗网络对从社交网络中用户发布的动态信息提取的特征进行训练,能够有效提高用户行动轨迹的预测精度。

[0111] 需说明的是,以上所描述的系统实施例仅仅是示意性的,其中所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部模块来实现本实施例方案的目的。另外,本发明提供的系统

实施例附图中,模块之间的连接关系表示它们之间具有通信连接,具体可以实现为一条或多条通信总线或信号线。本领域普通技术人员在不付出创造性劳动的情况下,即可以理解并实施。

[0112] 以上所述是本发明的优选实施方式,应当指出,对于本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明原理的前提下,还可以做出若干改进和润饰,这些改进和润饰也视为本发明的保护范围。

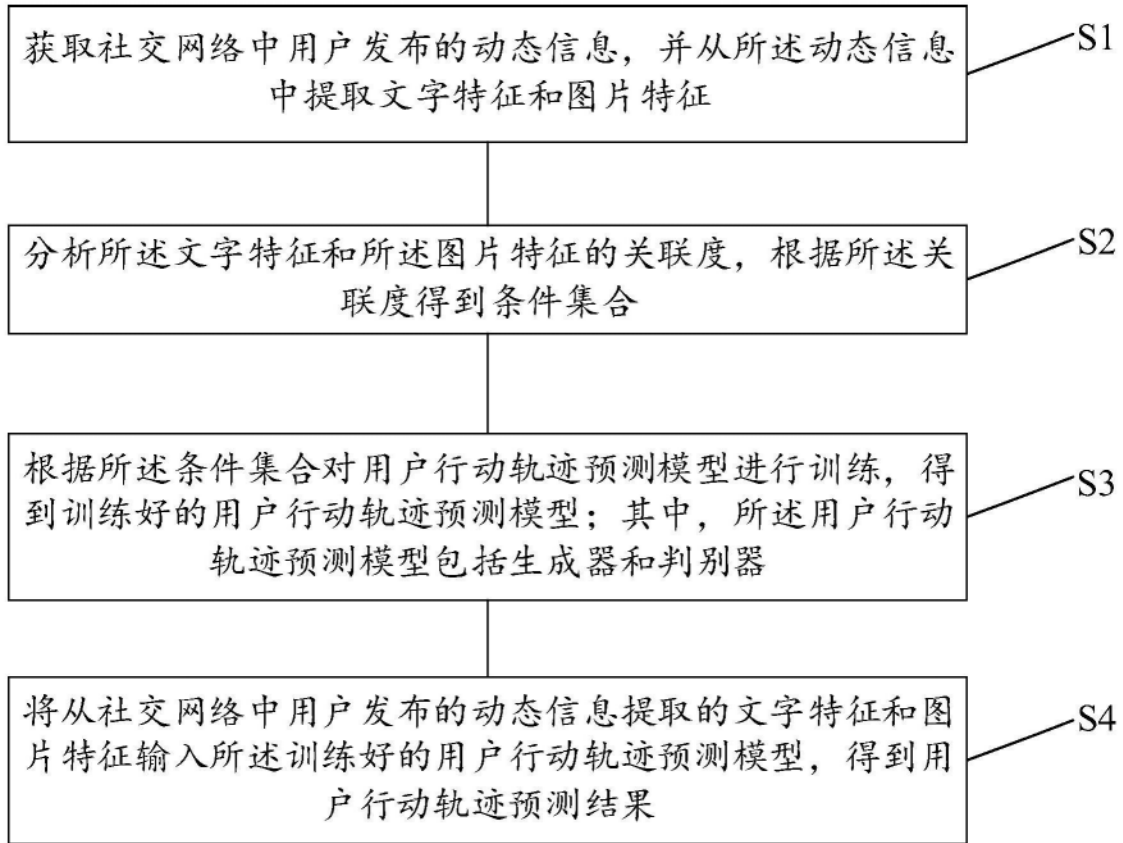


图1

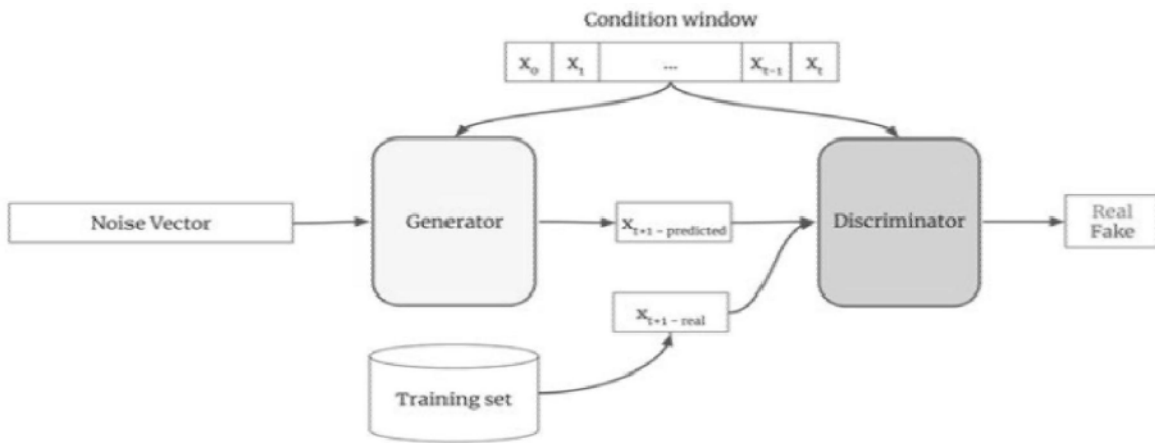


图2

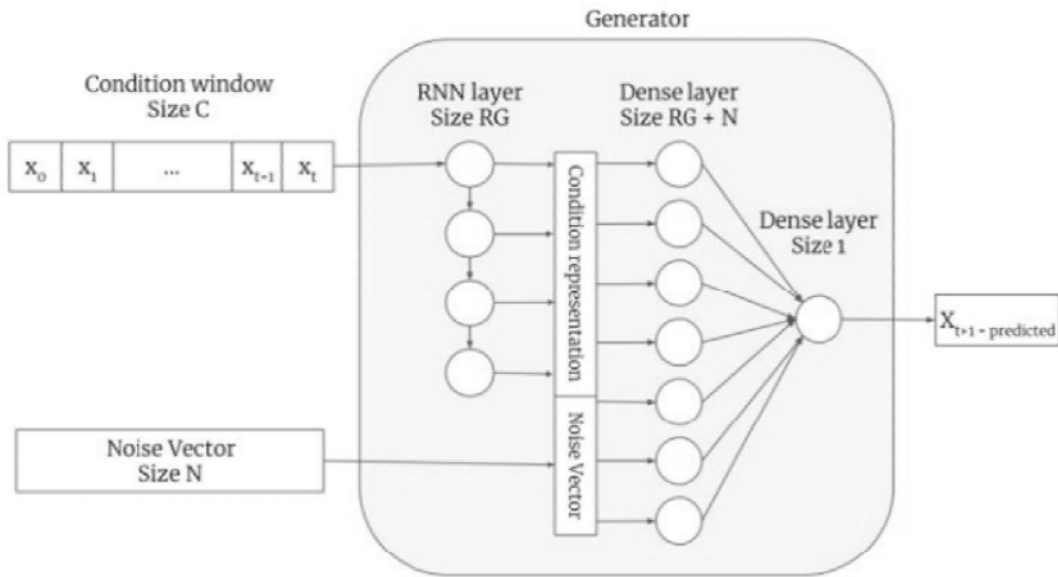


图3

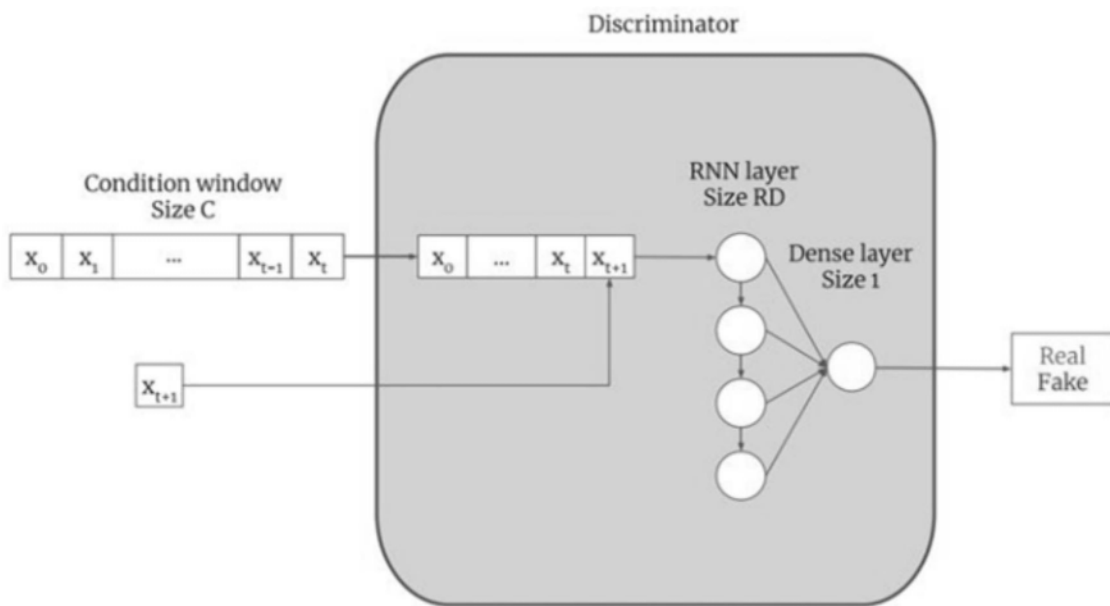


图4

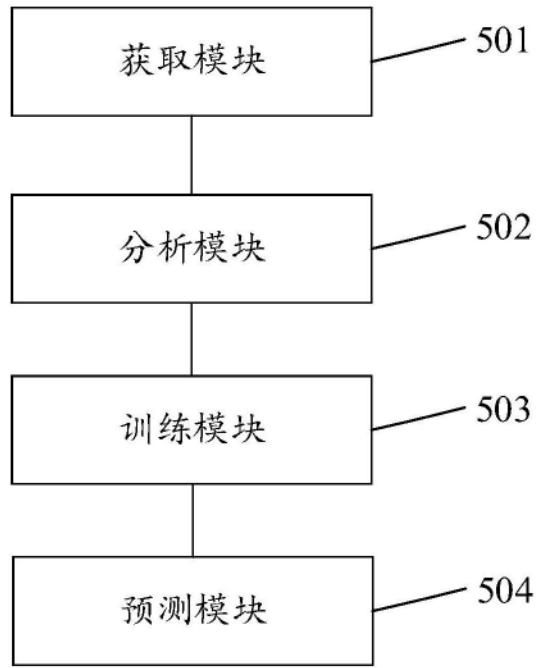


图5

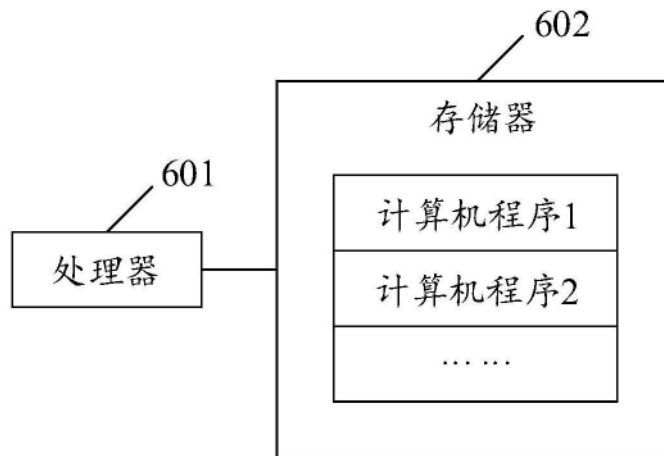


图6