项目提供方:中国联通智慧足迹数据科技有限公司

基于信令数据的 人口时空分布预测模型构建

第九组: 肖飞宇(组长)、牛苒、荆科、沈磊、韦承志、赵嘉欣、张玉生、李司棋

项目中期报告目录

- · 项目描述
- 2 市场分析
- 3 数据处理
- 4 模型调研
- 5 技术方案
- 6 算法难点处理
- 7 项目进度

| 项目描述

目标和需求

项目需求

通过智慧足迹公司所收集的北京六环以内 1KM x 1KM 网格尺度,分天分小时手机信令数据,预测未来一周相应网格下每天每小时的人口分布

需求解读

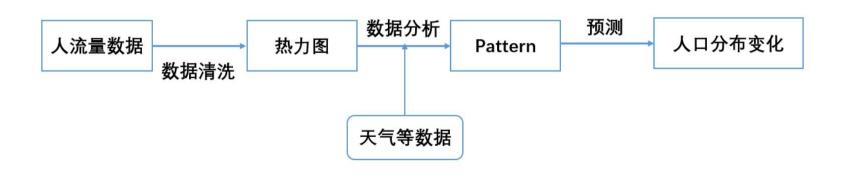
将城市分割成均匀网格,基于交通、气象、时间和事件等多源信息,来综合预测未来每个网格的进入和流出人流数,以便提前启动预警机制,及早疏导人群和车流,保障区域内短时人口密度重大安全下,从而防范重大交通事故和灾难性城市安全事件(如踩踏)的发生

预期成果

內 构建基于手机信令数据的人 口空间和时间分布精细化预 测模型

II. 得到人口的流动以监测和预 警

项目分析思路



I项目描述

技术难点

1 信令数据的采样性和稀疏性

某些属性在这个采样上的分布跟它在整体数据上的分布有很大差异,而且通信故障或者传感器故障都会导致数据缺失的问题

2 时空数据的高度复杂性

包括时间属性和空间属性。不同于图像数据和文本数据等,这种特别的属性就意味着传统的深度 学习方法不能直接应用

人口流动影响因素众多、互相耦合

影响人口流动的因素可能包括:与区域里面前一个小时有多少人进和出有关系;与周边区域有多少人进和出也有关系;甚至很远的地方有多少人进和出等等......但是这些区域之间的关系又是相互影响的

Ⅱ市场分析

智慧足迹简介



Ⅱ市场分析

数据分析市场分析









智慧足迹

位置大数据应用服务商

上海数慧

大数据在城市规划应用服务商

清华同衡

规划规划设计院 规划研究与数据分析结合

晶众股份

大数据交通应用服务商

II市场分析

案例与应用场景







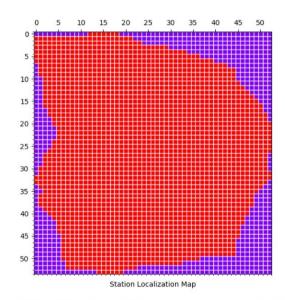




智慧城市规划

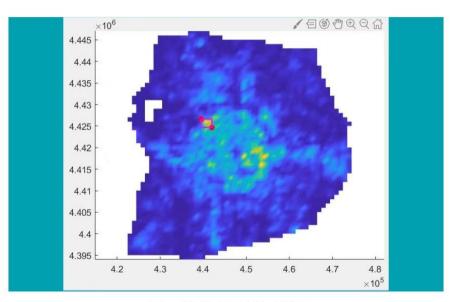
数据预处理

确定基站编号与地理位置关系 1/2



基站所覆盖区域被基站划分为54行53列的网格

且基站编号从网格左上角开始从左到右从上到下依次加一

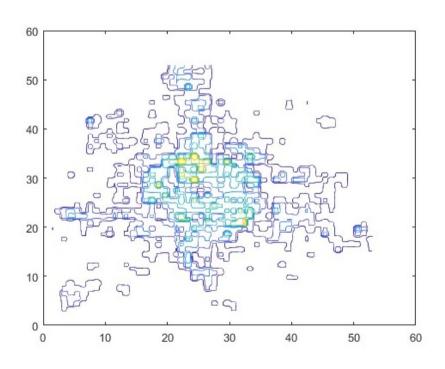


某一格数据缺失情况

使用同一格前后时刻的均值进行补全

数据预处理

确定基站编号与地理位置关系 2/2



● 原因

每个网格的人口数据不仅是时序的,还与空间分布有关 例如某网格人数的增加与周围网格人数减少相关。前期 的数据预处理得到网格分布可能为后续预测提供方便

• 原始数据

基站编号---wkt坐标对应形式

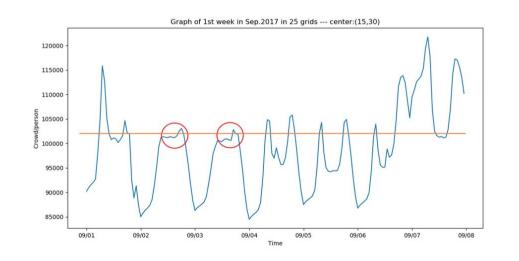
• 观察

i 基站编号不是从零开始连续的,说明有些位置如山、河等没有人流量数据

ii 只给出了基站编号对应的wkt坐标数据,需要处理得到基站 编号基站位置分布的关系

短周期规律观察

i 观察以(15,30)为中心25个网格的一周内人口数量变化



• 说明

取25个网格观察,是希望弱化网格间人口流量 的影响,主要观察时序变化规律

• 观察

かんが

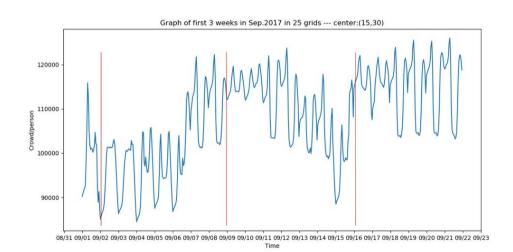
每天的人口驻留数量有明显的周期性早晚高峰 变化。凌晨左右的人口数量最低

ii

已知09/02和09/03是周末,发现周末的人口数据与周中人口数据有所不同

长周期规律观察

ii 观察以(15,30)为中心25个网格的三周内人口数量变化

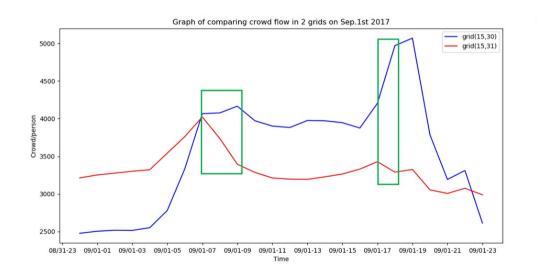


• 观察

- 可以看到人口数量在各周间也有所波动
- 周期和通常意义的星期概念不吻合

相邻区域关联性观察

iii 比较(15,30)(15,31)两个网格一天的人口流动



• 观察

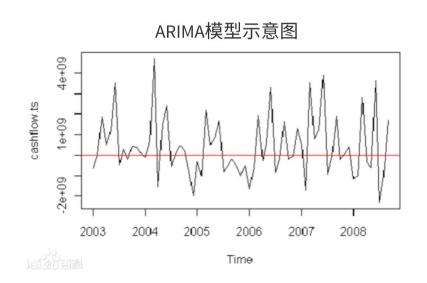
这是两个相邻网格的人口数据在一天的变化 ii 观察绿色框,可以发现一个网格人口增多另 一个网格人口减少,其原因可能与人们在这 两地移动相关

iii 这在一定程度上体现网格位置对人口流动的 影响

Ⅳ模型调研

预测方法 (案例)

方法一 ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) 时序数据分析模型



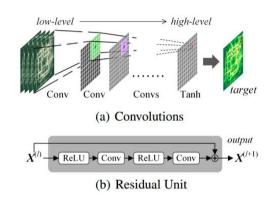
- 对于非平稳的时序序列,常采 用差分自回归移动平均(ARIMA) 模型进行分析
- 分析

这种方法适用于对一些感兴趣的网格进行初步 求解

Ⅳ模型调研

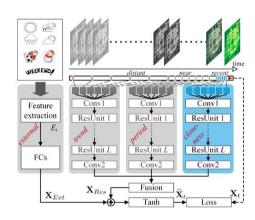
预测方法 (案例)

方法二时空残差网络DeepST方法



i 时序部分

考虑三个因素不同长度周期因素 之前的几个小时/天同一时刻/周同一时刻



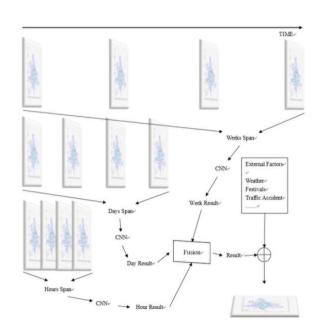
ii 加入外部因素的整体模型

加入天气因素的考量

Zhang J, Zheng Y, Qi D. Deep Spatio-Temporal Residual Networks for Citywide Crowd Flows Prediction[J]. 2016.

V技术方案

项目技术实现方案



• 两种信令数据向量化方法&输入输出选择

p=f(id,time,week(weather,aircondition,...))

p=f(id,time,week,p(lasthour),p(yesterday),p(lastweek),p(lastmonth))

两个模型的差异 是否考虑显性的历史因素

其中,p代表人口数据,可以通过维度的不同进行不同的表达:一维表示驻留人数,三维表示驻留人数,出发人数和到达人数

采用有监督人工神经网络,期望输出为驻留人数、出发人数、到达人数,其基本架构如图所示。

利用期望输出与网络输出之间的误差建立学习信号反向传播,修正网络权重。

输入为数据的特征,人工选取:星期几/具体小时/位置/天气/前一小时的人数。同时我们以获得数据中的驻留人数、出发人数、到达人数作为标签,期望输出。

V技术方案

两种实现方式



方案A:多输入多输出 (针对所有点的神经网络模型)

类似于图片处理,2265个基站 输入即为2265*n,其中n为输入特征(星期/小时/ID(位置特征)等), 输出为2265*3,3为标签个数(驻留人数/出发人数/到达人数)



方案B: 少输入少输出 (针对某一点的神经网络模型)

针对某一个基站或者某一块区域进行训练 输入为特征个数(星期/小时/ID等), 输出为3,即驻留人数、出发人数、到达人数

训练出来的模型是针对某一个基站或者某一块区域 (9个基站左右,表示9KM^2的一个区域)的人口情况 做分析时候要训练多点得到一个区域的数据进行分析

VI算法难点处理

异构数据源的融合

在项目进行过程中,我们需要将来自不同数据源的数据融合到一起。例如,项目方提供的数据、天气数据、 交通数据等信息。如何将不同数据源的数据高效的融合到一起,我们尝试用以下方法:



方法一:将不同数据源的数据放到 同一个特征向量作为输出



方法二: 在不同阶段 使用不同数据源的数据

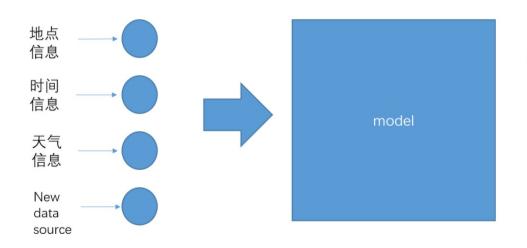


方法三:将不同数据源的 数据喂入模型的不同部分

VI 算法难点处理

异构数据源的融合

方法一:将不同数据源的数据放到同一个特征向量作为输出



将不同数据源的数据提取到的 特征同等看待,一同放入模型 的输入向量

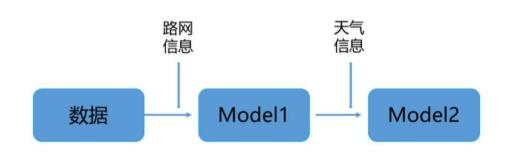
E.G.

模型的一维放入地点信息、一维放入时间信息、一维放入天气信息等等

VI算法难点处理

异构数据源的融合

方法二: 在不同阶段使用不同数据源的数据

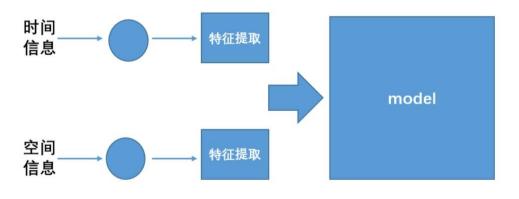


 先用路网信息或者行政区域划 分将区域变为多个子区域,然 后再在每个子区域里面用其他 信息例如信令数据、天气等信息

VI算法难点处理

异构数据源的融合

方法三: 将不同数据源的数据喂入模型的不同部分



将时间信息放入时间分类器模型,空间信息放入空间分类器模型,输出的结果再一同放入模型学习

VII 项目进度

项目时间安排

调研分析阶段(11.07之前)

问题背景调研 对于数据的清洗和初步分析 技术实现的方案选择和可行性调研

分析研究阶段(11.29-12.05)

进行系统的优化和特征深入分析 如对于算法中对于各种影响因素和 处理手段的体现和对于结果的影响

开始

完成

模型搭建阶段(11.07-11.28)

完成整个系统的搭建和模型验证得出预测的结果和预测的精度

总结归纳阶段(12.06-12.15)

对工作进行总结和分析