

---

# 基于信令数据的人口时空分布 预测模型构建

---

大数据系统基础课程报告

肖飞宇 牛苒 韦承志 沈磊  
赵嘉欣 张玉生 李司棋 荆科

本项目提供方为  
中国联通智慧足迹数据科技有限公司

2018  
TSINGHUA UNIVERSITY



*“What magical trick makes us intelligent? The trick is that there is no trick. The power of intelligence stems from our vast diversity, not from any single, perfect principle.”*

Marvin Minsky

*“All models are wrong, but some are useful.”*

G.E.P. Box



## *Abstract*

对于城市特别是大型城市而言，预测人口的流动和分布变化对于城市交通治理、公共安全和危险评估都有着重要的战略意义。而由于其受到诸如区域间交通、突发事件、天气等复杂因素的多元影响，利用传统方法对于其进行预测十分困难。

我们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，设计了期望输出为驻留人数、出发人数、到达人数有监督人工神经网络，综合预测未来每个网格的人口变化。网络的输入为数据的特征，通过对于数据的预处理和分析我们认为主要需要考虑短周期特性、长周期特性和异常情况的影响三个方面的因素。同时我们以获得数据中的驻留人数作为标签，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，最终得到了相对较理想的预测结果。特别是在预测精度方面相对传统方法有着显著的提升，并且对于特定地区的人流异常的预测也表现出了较好的效果。



## *Acknowledgements*

感谢中国联通智慧足迹数据科技有限公司提供的数据支持和相关指导，感谢大数据系统课程的各位老师和助教的帮助。





# Contents

<b>Abstract</b>	<b>v</b>
<b>Acknowledgements</b>	<b>vii</b>
<b>1 引言</b>	<b>1</b>
1.1 背景介绍：从预测人口流动的城市危机防范到城市计算	1
1.2 城市计算	2
1.2.1 框架	2
1.2.2 主要挑战	2
1.2.3 城市信息	3
1.2.4 城市计算的技术手段	4
1.2.5 异构数据的融合技术	5
1.2.6 稀疏数据的处理方法	5
1.2.7 数据可视化	6
<b>2 项目需求分析</b>	<b>9</b>
2.1 用户背景介绍	9
2.2 用户需求分析	9
2.3 市场前景分析	10
2.3.1 信令数据分析相关案例和技术应用场景	10
2.3.2 智慧足迹和竞争对手分析	11
2.4 数据预处理和分析	11
2.4.1 数据清洗	11
2.4.2 预处理和分析	12
2.5 技术方案选择	15
2.5.1 可选技术方案	15
<b>3 技术路线及预测结果</b>	<b>17</b>
3.1 技术路线选取	17
3.2 Arima分析方法	17
3.2.1 模型概述	17
3.2.2 分析过程	17
3.2.3 预测结果和分析	19

3.3	多层感知机和时空残差网络方法 . . . . .	19
3.3.1	理论基础 . . . . .	19
3.3.2	分析手段 . . . . .	20
3.3.3	方案设计 . . . . .	21
<b>4</b>	<b>分析和结论</b>	<b>25</b>
4.1	数据分析 . . . . .	25
4.1.1	数据集和预处理 . . . . .	25
4.1.2	模型比较 . . . . .	25
4.1.3	评估方法 . . . . .	25
4.2	预测结果 . . . . .	26
4.2.1	不同模型和不同参数下的预测结果 . . . . .	26
4.2.2	结果可视化和区域分析 . . . . .	29
4.3	总结和展望 . . . . .	30
<b>A</b>	<b>项目细节</b>	<b>31</b>
A.1	项目细节和数据说明 . . . . .	31
A.2	项目细节说明 . . . . .	32
<b>B</b>	<b>系统构建</b>	<b>35</b>
B.1	模型功能和系统实现 . . . . .	35
B.1.1	系统架构 . . . . .	35
B.1.2	代码架构 . . . . .	35

# List of Figures

1.1 城市计算的基本框架 [1]	2
2.1 基站位置分布图	12
2.2 25个网格内人流一周内变化	13
2.3 25个网格内人流三周内变化	13
2.4 两个相邻网格一天的人口流动	14
2.5 节假日和天气因素对于人口流动的影响：以中关村为例	14
2.6 残差网络结构	16
3.1 检查序列是否平稳	18
3.2 序列周期性和趋势性分解	18
3.3 确定模型阶数	19
3.4 预测结果	20
3.5 网络搭建基本构型	21
3.6 北京人口区域划分：地理信息地图和人流热力图	22
3.7 残差单元示意图 [2]	23
4.1 模型预测精度随着预测时间的变化	29
4.2 人口分布预测结果可视化	29
4.3 四个典型地区的预测结果和真实值比较	30
A.1 网络搭建基本构型	33
B.1 项目分析思路	35
B.2 残差网络构型	37



# List of Tables

2.1	智慧足迹相关竞争对手及对手	11
4.1	数据集	25
4.2	不同预测方法均方残差比较	26
4.3	不同参数组合对于预测精度的影响	27
4.4	不同参数组合的RSME的比较	28
A.1	数据有缺失的ID	31



## Chapter 1

# 引言

### 1.1 背景介绍：从预测人口流动的城市危机防范到城市计算

城市化进程催生了很多超大和大城市，并深远地改变了城市居民的生活状态和方式，然而，在带来众多生活上的便利的同时这也催生了诸如城市空气恶化、交通堵塞等重大挑战。在这其中，对于城市人口流动的管控和风险预测也显得十分重要。预测城市人口的流动对于现代城市的安全和管理都是一个十分重要而充满挑战性的问题，而随着城市体量的增加和现代交通、信息等的发展，这一问题变得尤为重要。2014年的新年夜，由于人流的急剧变化和缺乏应急预警，在上海外滩发生了造成36人死亡、47人受伤的惨痛踩踏事故 [3]。试想，如果当时能有可以预测人流变化和区域流动的方法，对于这一区域进行及时的预警和疏导，就不会有这样的惨剧发生。

关于人流预测的先前研究集中于对于单个个体的活动的预测分析 [4,5]和对道路的交通状况的研究 [6,7]。尽管这些研究从一定程度上提供了对于城市的交通、人流的详细描述，但是由于整个城市的规模之大，要想对于整个城市或者城市的一部分进行这样的模拟来预测人口的流动在模拟能力和花费上是难以接受的；同时，对于整个城市的个体进行如此细致的模拟对于预测人口流动又显得没有必要。另外，仅仅研究个体的行为无法揭示从群体层面上所会“涌现”出的诸多特征。这就使得研究者不得不思考运用新的研究方法和研究角度来分析和预测人口流动。

和传统的方法不同，由于现代的感知技术和大规模计算能力的成熟使得获取和计算和分析城市的巨量数据成为了可能，这也就催生出一个新的技术领域和框架——城市计算。这里将首先给出对于“城市计算”的基本介绍和核心要点以及其在预测城市人口流动这一问题中的结合和应用。

城市计算是一个获取、整合和分析城市空间中各种来源 (如传感器、设备、车辆、建筑物和人类) 生成的大型异构数据的过程, 并用以解决城市面临的主要问题 [1]。城市计算连接无处不在的传感技术、先进的数据管理和分析模型以及新颖的可视化方法, 以改善城市环境、人类生活质量和城市运营体系。

## 1.2 城市计算

### 1.2.1 框架

如图1.1所示，城市计算主要由城市感知和数据获取、城市数据管理、城市数据分析和提供等环节构成。在城市感知阶段，主要利用固定的传感器和移动的

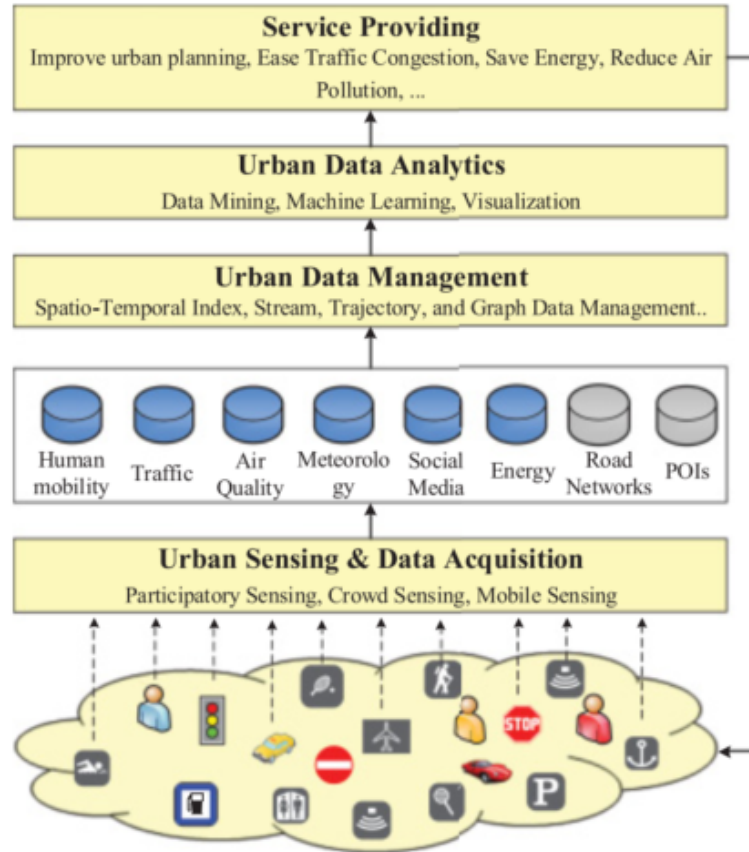


FIGURE 1.1: 城市计算的基本框架 [1]

如GPS信号、手机信号甚至社交媒体内容等多方面多维度的数据来源进行城市信息的收集；在城市数据管理阶段，将获得的不同来源甚至不同组织形式的数据进行结构化并管理并进行在时间和空间上的对应以备后续分析；在数据分析环节，首先对于得到的组织数据进行模式分析，同时对于异常情况的发生可以进行准确的识别和预测；最后在服务提供阶段，对于异常的预测可以及时地对于相应的群体进行信息的分发还可以提供给城市的管理者进行及时的预警和调控。

### 1.2.2 主要挑战

和其他相对简单的系统相比，城市系统有着相对复杂的层级结构和纷繁的相互交织影响的动态信息，其作为一个动态复杂系统必然展现出诸如“涌现”等信息交织变化的特征 [8]，从而对于其的分析和预测必然面临着在不同层次和角度上的挑战。而城市计算主要有下面几个主要的挑战：



### 城市感知和数据获取

在城市的大尺度下，想要连续地获得全面的数据显得十分困难。例如，追踪某个区块的道路的车流相对可以实现，但是要连续追踪整个城市的车流由于传感器的分布和数据的传输等原因显得难以实现。值得注意的是，相比传统的技术手段，在城市计算的框架下，人类所提供的信息或许可以成为这种传统的数据获取缺失的一种补充。例如，人在社交媒体上公开发表内容可能会提供周边环境的一些诸如交通、天气等的一些信息。考虑到现代通讯的发达和城市人口的体量，这一信息来源蕴含着巨大的可以挖掘的信息，然而，这一新的数据来源再提供新的数据可能的同时也造成了新的问题：

- 关于个人信息收集和隐私保护的问题
- 信息的难以控制和不均匀分布性。传送信息的人的时间、地点、信息的内容、形式等难以控制的，而且并不是能连续获得的，这也就造成了数据缺失和信息稀疏的问题，同时在城市中，无论从空间和时间上，从人类活动得到的信息都不是均匀分布的，这也对数据的分析造成了困难
- 由人所产生的数据可能是非结构化、不明显甚至充满噪声的，这和传统的传感器的信息可以直接用于清晰的解释和分析十分不同

### 异构数据的分析

首先，城市计算所面临的数据往往是异构数据，也就是说对其进行分析和研究需要考虑一系列的复杂因素。比如，对于空气质量的研究需要连续考量交通流、城市气象变化乃至土地区块利用情况等多重综合因素。而现有的无论是数据挖掘还是机器学习等技术都只针对一种数据进行研究。当然，一种简单的想法是将从不同的数据源提取的数据进行相同处理（例如，简单地将这些特征放入要素向量并将其放入分类模型中），然而这种做法已经被证明预测的准确性相对较差 [9]。所以，如果采用多重的数据集进行分析会使得数据的维度增加，而这又加重了本就存在的数据集的稀疏问题，如果这一问题没有被妥善处理，这甚至反而会造成模型的准确度下降。

其次，城市计算的很多场景需要及时的预测和反馈，如空气污染、人流预测。这就要求分析手段既要保证分析的准确性还要保证其处理花费的有限性。

最后，城市尺度的多维数据规模对于数据的可视化也提出了挑战，而数据分析结果的可视化能否提供足够清晰的信息也关系到其分析结果能否在灾害避免、交通疏导、空气治理等决策过程中发挥作用。

#### 1.2.3 城市信息

之前提到，城市内部有着纷繁众多的信息来源，诸如地理信息、交通信息、手机信号、社交网络信息甚至经济运行的信息等多方面的信息。在这一部分，本文将针对进行人流预测分析所主要依托的几个信息来源进行介绍和阐述。

## 地理信息

地理信息主要包括路网信息和地理坐标信息，可以预料到，对于城市的诸多活动，路网都是一个很关键的因素，而位于其中的一些居住区、商场、餐厅的地理信息也对于分析十分重要。

## 交通信息

交通的智能化和网联化，如打车服务软件的广泛使用使得对于一部分（出租车等）交通信息的实时收集变得可能，而城市道路上分布广泛的摄像头和传感器也提供了长期而巨量的交通监测信息。值得注意的是，广泛搭载GPS的车辆的运行可以提供连续的时空和轨迹信息。

## 移动手机

由于移动手机实时和基站交换信息，通过这可以得到手机持有者的当前位置，再通过不同基站的信号可以获知其轨迹移动。由于智能手机的广泛使用，这一信息实际上提供了对于人流预测十分关键的基础信息。

### 1.2.4 城市计算的技术手段

为了应对之前所提到的三点挑战，研究者提出了很多技术和手段，其可以被大致分为以下四个方面：

- 城市感知和数据处理技术
- 异构数据的融合技术
- 稀疏数据的处理方法
- 数据可视化的手段

#### 城市感知和数据处理

对于城市的数据获取，首先是依赖传统的传感器等手段进行数据的获取，其次可以通过对人群产生的数据进行处理得到所需求的数据，如可以通过网络信息的处理得到一些特定区块的餐饮经营状况。

而对于数据的处理首先需要注意的是城市数据往往伴随着时间和空间信息，而处理机制需要能对于这样的复杂信息进行快速而有效的处理。现有研究中通常有三种结构来进行处理：流数据、轨迹数据和图数据。在本文后面的人流预测的工作中将采取图数据的形式进行分析，这里一并对于其他两种处理形式进行简要介绍。

### 流数据和轨迹数据

流数据在生活中十分常见，如温度数据、电的使用量和传感器的视频记录，都是时序的流数据，而对于流数据的研究和处理早已有了相对成熟的体系和方法 [10]，一系列成熟的DSMSs(Data stream management systems)系统(如 StreamInsight)等已经得到广泛应用。

而轨迹数据是指移动物体在地理空间移动形成的点的坐标连线，而诸如携带GPS 的车辆和移动手机的信号都能生成轨迹数据。而相比流数据而言，轨迹数据由于其和地理位置的高度相关和时序上的先后关联，传统的流数据的处理方法遇到了相当大的困难 [11]。

### 图数据

与流数据和轨迹数据不同，图数据是一种很好的表示交通系统，社交网络，人流分布的数据结构形式。之前的研究主要集中对于静态的图数据的处理 [12]，而在城市计算中，往往是有着一系列有着时序特征的图数据，也称为时空图 [13](Spatiotemporal graph, ST graph)，而后序本文中所进行的预测分析的算法中就采用了这一数据形式对于人流进行预测分析。

#### 1.2.5 异构数据的融合技术

在进行城市计算的过程中，需要利用很多的数据来源收集数据，这就必然要求要对不同来源和形式的数据进行统一化的处理从而进行下一步的分析。现有的处理手段主要有以下三种：

1. 在功能级别使用不同的数据源,即处理不同的数据源,同等地将从不同数据源提取的要素组合到一个特征向量。需要注意的是，在分析前需要采用一定的方法对于数据进行归一化。这种方法也是目前采用最多的方法。
2. 在不同的数据分析阶段采用不同的数据。在文献中 [14]有将城市用路网划分为不同的区域再使用人的流动数据进行交通情况的预测分析。
3. 将不同的数据输入到模型的不同部分。这一方法需要对于数据本身的深层理解才能构建出相对合理的模型，在实际的研究 [9, 15]中也发现基于对于数据的理解所构建的模型要显著好于前两种。

#### 1.2.6 稀疏数据的处理方法

尽管城市计算的数据规模非常之大，但是由于测量数据和测量手段的特点，依然会有数据缺失的问题，这就是是在计算机科学中经常需要处理的数据稀疏性的问题。关于数据稀疏性的处理手段，常用和相对有效的有下面四种，在后文的工作中也会采取其中的方法对人口的信令数据进行预处理。

## 协作筛选

协作筛选(Collaborative filtering, CF)被广泛使用在推荐系统的构建中,其基本的思想是相似的使用者对相似的物品有相似的评估标准和机制 [16]。那么,如果可以确定出使用者和物品之间的联系,就可以对未来的使用者的评估做出预测 [17]。而在城市计算中,物品可以是地理信息,乘客,司机还有服务的订购者。一旦我们组装了矩阵,就可以使用这一准则来填充缺失的值。

## 矩阵分解

矩阵分解,顾名思义就是讲矩阵分解为两个或者三个矩阵的乘积。典型的方法有矩阵的 LU 分解、QR 分解、SVD 分解,其中 SVD 分解是使用最频繁的方法。一种常用的方法为当矩阵非常稀疏时,可以使用三个低阶的矩阵对于其进行近似,比如只选取对应的奇异值之和大于总的奇异值之和的 90% 的那些行的数据。

## 张量分解

张量通常有三个维度,可以根据数据值对的特征分解为矩阵或向量的乘法。限制分解的目标函数是最大限度地减少中现有项的值的乘积。分解后,我们通过将分解后的矩阵或向量相乘可以填充张量中的缺失值。常常使用的主要有 PARAFAC [?] 和 Tucker 分解 [18]两种方法,前者将张量分解为三个向量的一系列乘积的总和,而后者用三个矩阵和一个核心张量的乘法近似一个张量。

## 半监督学习

半监督学习是一类监督学习任务和技术,利用未标记的数据训练模型,其中通常包含少量标记的数据和大量未标记的数据。许多机器学习的研究人员发现,未标记的数据,当结合少量的标记数据,可以在学习精度方面有相当大的提高。现有很多半监督的学习方法,如生成模型、基于图形的方法和协同训练。具体来说,协同训练它假定每个实例都由两个不同的功能集组成,这些功能集为每个实例提供了不同的和互补的信息。理想情况下,每个实例的两个功能集都是有条件地独立,并且可以从每个视图准确地预测实例的分类。协同训练可以产生更好的推理结果,因为其中一个分类器正确地标记了其他分类器以前错误分类的数据 [19]。

### 1.2.7 数据可视化

可视化以直观的方式帮助我们理解获取的知识和模式。与单一数据可视化不同,城市计算中的可视化技术需要同时考虑多个维度,其中,空间和时间是两个至关重要的维度 [20]。

### 降维和选取

对于整体的数据进行可视化不失为一个好的方法，但是由于数据的高维性，选择对于数据进行一些降维处理再进行可视化，不失为一种很直观的展示手法。实际上，在后续的分析中，为了更好的揭示人口分布的规律，对于数据可视化的同时进行了聚类，使得更能展现出人口在空间上的分布特征。



## Chapter 2

# 项目需求分析

### 2.1 用户背景介绍

智慧足迹数据科技有限公司是中国联通集团控股，由中国联通和西班牙电信合资成立的专业大数据公司，依托中国联通卓越的数据能力、全球最强大的手机信令处理平台Smart Steps等产品技术和丰富的市场经验，提供位置信息洞察及相关大数据业务。

智慧足迹公司业务主要涵盖两个方面，分为产品平台和行业方案，这两者呈现相辅相成的关系，基于强大的信令数据资源和数据处理能力构建多元化的大数据平台，为不同需求的客户根据其不同的需求从不同的角度分析数据得出个性化的分析结果，从而得到不同行业解决方案。

数据平台分为数据智能平台，数据洞察平台，能力开放平台，数据引擎平台。其中数据智能平台中的统计数据集是基于联通用户的行为轨迹以及属性标签，通过SS平台的脱敏加工后，结合客户需求，实现不同时空、用户属性视角下的数据统计。产品以Excel或者CSV表格的形式对外提供（可选制图与报告配套销售），内容为统计数据集，客户可基于数据结果直接进行问题的研究以及分析决策。产品的主要功能是职住娱的分布、通勤和游憩、全目的的出行、人口动态变化、跨省跨域迁徙等。统计数据API将城市以250M边长的网格均匀覆盖，以接口调用形式访问，提供每一网格（或区域）各维度的人群特征属性，为进一步开展商业洞察、选址分析、指数评估、潜在客户挖掘提供数据依据。产品功能主要有基础人流数据、人群画像数据、人群流动数据、人群社会属性数据等。

行业方案主要提供一下四个方面的服务，城市规划，政府治理，商企洞察，金融风控。城市规划设计人口分布分析，城市出行分析，城市间跨域迁徙分析，城市产业经济分析等。

### 2.2 用户需求分析

人口规模和分布一直是城市规划、城市管理领域关注的核心问题，尤其是在我国城镇化进入下半场，人才争夺日益激烈的今天。传统的预测模型多是对规模的预测，而对人口的时空分布关注较少，总量预测固然意义很大，但空间分布的重要性也不容小觑。本项目拟利用智慧足迹公司掌握的某区域近1年的手机信令数据，并结

合外部网络公开数据，在标定不同时段人口分布的基础上，构建合适的模型，实现对周、小时等空间粒度，乡镇、网格等时间粒度的人口分布预测，并评估其可靠性，以期为城市的监测、预警等精细化管理，以供参考。

总结而言，就是通过历史的人口时空分布数据，来预测未来的人口时空分布。具体说的话，通过北京六环以内，1km网格尺度的分天分小时人口分布数据（历史数据的时间跨度可以拉长到3个月）预测未来一周相应网格下每天每小时的人口分布。

## 2.3 市场前景分析

### 2.3.1 信令数据分析相关案例和技术应用场景

#### 手机信令数据的分析价值

作为城市活动的参与主体，了解人口活动的分布和规律通常是一个城市所有问题的基础。越来越多的城市管理者和规划师已经意识到人作为重要主体在城市中的重要性。而在城市规划中，“人”的监测难度较大，通过传统人口调查的静态获取数据方式很难得到及时的信息。故而，可以提供用户空间位置的手机信令信息让人口移动的实时检测和分析成为可能。

#### 手机信令数据商业化的应用场景

- 国外数据使用案例：

美国电信运营商Verizon成立了精准营销部门Precision Marketing Division。该部门提供精准营销洞察(Precision Market Insights)，提供商业数据分析服务。如在美国，棒球和篮球比赛是商家最为看中的营销场合，此前在超级碗和NBA的比赛中，Verizon针对观众的来源地进行了精确数据分析，球队得以了解观众对赞助商的喜好等；美国电信运营商Sprint则利用大数据为行业客户提供消费者和市场洞察，包括人口特征、行为特征以及季节性分析等方面。

- 国内数据使用案例

深入了解具有特定偏好的人群的时空分布特征，找到满足目标客群触达（条件）的户外媒体点位。按照智慧足迹标签分类体系（用户自然属性、时空属性、互联网偏好属性等），筛选用户群体，发现目标客群的常驻地(居住、工作等)分布。

#### 基于大数据的监测和决策支撑服务

- 国外数据使用案例：客流和选址

西班牙电信于2012年10月成立了动态洞察部门DynamicInsights开展大数据业务，为客户提供数据分析打包服务。该部门与市场研究机构GFK进行合作，在英国、巴西推出了首款产品名为智慧足迹（Smart Steps）。智慧足迹基于完全匿名和聚合的移动网络数据，帮助零售商分析顾客来源和各商铺、展位的人流



TABLE 2.1: 智慧足迹相关竞争对手及对手

联通智慧足迹	上海数慧	清华同衡	晶众股份
位置大数据应用 提供商	大数据在城市规 划应用服务商	传统和创新并进 的规划设计院	大数据交通应用 服务商

情况以及消费者特征和消费能力，并将洞察结果面向政企客户提供客流分析和零售店选址服务。

- 国内数据使用案例：基于大数据的北京城市副中心典型问题研究  
项目紧扣北京城市副中心规划、建设和管理的目标与现实问题，旨在采用手机信令、企业、POI、公交一卡通等多源大数据，建立针对北京城市副中心建设发展过程典型问题的指标体系，并从产业、人、交通、房屋和设施五个方向进行归纳、评估、分析，把握问题演变特征、挖掘认识发展规律，为北京城市副中心建设发展提供决策参考。

2.3.2 智慧足迹和竞争对手分析

智慧足迹历史和发展

中国联通智慧足迹座位中国位置大数据应用的第一服务商，是中国联通集团控股，由中国联通和西班牙电信合资成立的专业大数据公司，依托中国联通卓越的数据能力、全球最强大的手机信令处理平台Smart Steps等产品技术和丰富的市场经验，提供位置信息洞察及相关大数据业务。智慧足迹在公司通过“T”型产品战略赋能产业生态，横向开放合作，结合外部智脑综合利用数据，实现数据增值；纵向垂直应用，为行业客户提供全方位服务。城市规划、商企洞察选址、金融位置应用垂直领域取得了领先地位。支撑国家七大部委及重点省市政府，提供200多个城市规划统计数据集服务，市场占有率80%，成为信令位置数据应用第一服务商。

智慧足迹相关竞争对手及对手

见表格2.1

2.4 数据预处理和分析

2.4.1 数据清洗

确定基站编号与地理位置间的关系

之所以我们需要得到基站与网格分布的对应关系，是因为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。

原始的基站编号为 wkt 坐标，通过分析原始数据发现基站的编号不是从零开始连续的，说你有一些位置（山地、河流）等没有人流量的数据；而原始的数据只给出

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，如图2.1所示。图中显示，基站所覆盖区域被基站划分为54行53列的网格，对应2862个

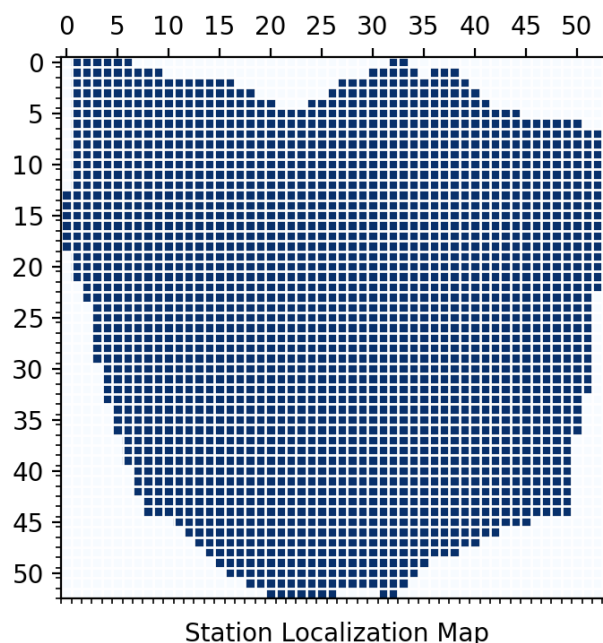


FIGURE 2.1: 基站位置分布图

基站，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。图中红色网格代表提供人口流动数据的基站，蓝色网格则是无人区域。

基于此处理基站与网格分布关系，得到三个表格待后续分析使用：

- 基站编号—网格行列转换表
- 网格—基站编号转换表
- 无人区基站编号表

### 数据结构化、添补数据缺失

数据范围是2017年9到11月人口流动数据。每天分24小时记录数据，每一行给出某天第几个小时第几号网格的，驻留人数、出发及到达人数。为了便于后续数据处理，将数据形式进行处理。以驻留人数为例，每行表示某天某小时的所有基站数据，共2862列。无人区补零。还有很少数的基站在一些时间点有数据缺失的情况，用该时刻前或后一时刻的数据填补。

### 2.4.2 预处理和分析

#### 人流变化的短周期性

观察以(15,30)为中心25个网格的一周内人口数量变化(见图2.2)：之所以取25个

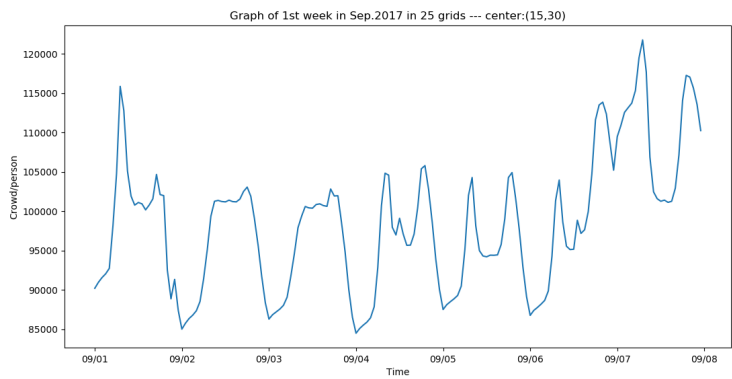


FIGURE 2.2: 25个网格内人流一周内变化

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。可以发现：

- 1. 每天的人口驻留数量有明显的周期性变化。凌晨左右的人口数量最低。
- 2. 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。

人流变化的长周期性

观察以(15,30)为中心25个网格的三周内人口数量变化，图(2.3)中红线代表每周周六，可以看到人口数量在各周间也有所波动。

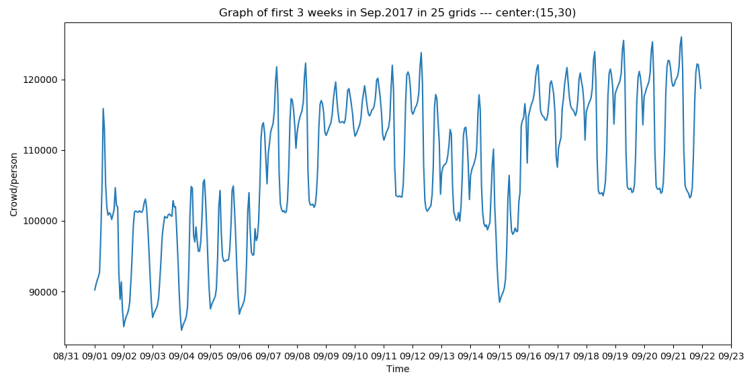


FIGURE 2.3: 25个网格内人流三周内变化

相邻地域的关联性

以(15,30)(15,31)两个网格一天的人口流动为例，可以观测网格位置关联的地域的人流相关性。从图(2.4)中, 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，这在一定程度上体现网格位置对人口流动的影响。

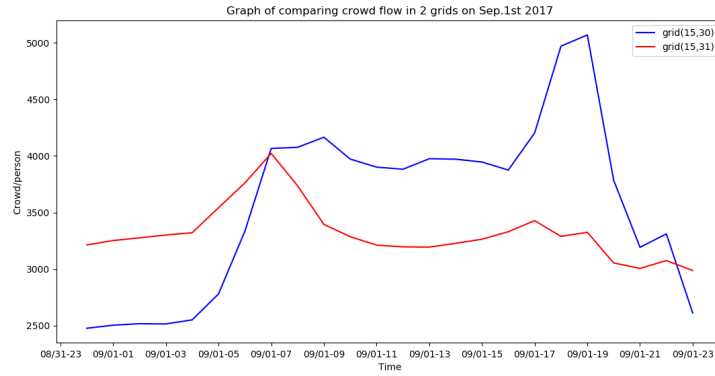


FIGURE 2.4: 两个相邻网格一天的人口流动

### 天气和节假日的影响

天气和节假日都可能对人流产生影响，也应该成为预测中的一个重要因素。以中关村区域为例，如图(2.5a)所示，区域的中雨使得和周期性的规律相比人流有所下降；而如图(2.5b)所示，在十一假期间，该的确的人流有了和普通工作日相比显著的减小。在我们的模型中，也可以很方便的对于这两个外部因素加以考量，只需要在

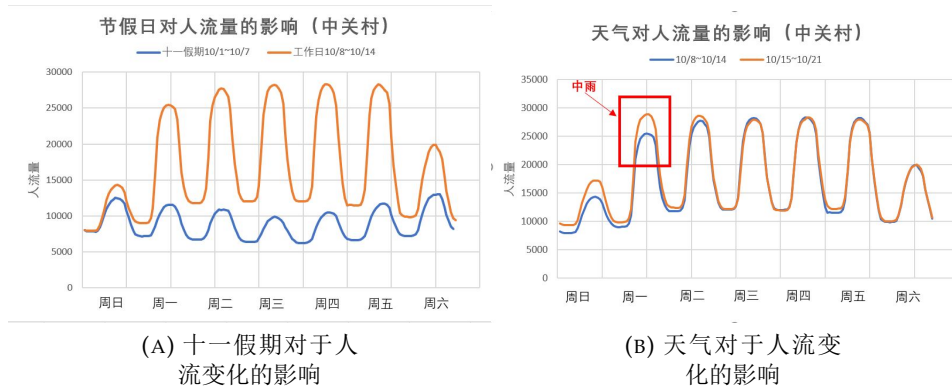


FIGURE 2.5: 节假日和天气因素对于人口流动的影响：以中关村为例

之前的模型中加入额外的天气和节假日的维度即可，用数学公式可以表达为

$$\bar{\mu}_i = \mu_i + \psi_{i,w_t} + \theta_{i,h_t} \quad (2.1)$$

其中  $\mu_i$  为原始的向量，而  $\psi_{i,w_t}$  和  $\theta_{i,h_t}$  分别为天气和假期的影响

基于以上对于数据的清洗和对于数据特征和规律的初步分析，我们得到了在实际的预测分析需要考察的主要影响因素：

- 时间上的周期性变化，又分为近期、中期和较长期的影响，需要在模型中进行不同权重的影响的分配
- 空间上的互相影响，诸如城市功能区、道路、特别是邻近区块的互相影响，需要在模型中仔细加以考量

- 天气和节假日等特殊因素的影响，也需要在模型中加以体现

## 2.5 技术方案选择

### 2.5.1 可选技术方案

#### ARIMA时序数据预测方法

对于非平稳的时序序列，常常可以采用差分自回归移动平均模型(Autoregressive-moving-average model,ARIMA)进行分析 [21,22]。在ARIMA(p,d,q)模型中， $p$  代表自回归阶数， $d$  代表差分次数， $q$  代表移动平均阶数，这一模型的建立需要解决以下三个问题：

1. 利用差分将非平稳序列转化为平稳序列
2. 通过模式识别确定模型属于AR、MA、ARMA中的哪一种
3. 通过模式识别确定模型属于AR、MA、ARMA中的哪一种

基于此，一种简单的预测方式可以对每个网格的时序序列进行建模求解，得到初步的预测情况。但是，网格的数量有两千两百多个，求解的计算量是较大的。同时，这样一来便没有考虑网格的位置分布关系对人口流动的影响。

基于这一模型的特点，比较适用于对于一些感兴趣的网络进行初步近似求解。

#### Res-CNN方法

有文献 [23]指出，对于试图预测的某一时刻人口数量，在时序上，受到3个部分的影响：

- $X_c$ 邻近时刻（例如之前的几个小时）
- $X_p$ 周期（例如昨天、前天的同一时刻）
- $X_q$ 趋势（例如上周、上上周等的同一时刻）

所以可以利用相同的网络结构来处理以上三部分信息。另外，由于卷积层CNN通过卷积核的扫描融入了网格分布的位置信息，多个卷积层的叠加又可以使特征层次有小到大，所以文章先利用CNN对信息进行处理。为了改善卷积层过深梯度消失的问题，在卷积层后加入了残差网络Res2.6a,从而构成了时序部分的网络结构。

最后，三个相同结构网络得到的数据，通过与参数矩阵相乘再相加的方式进行融合与维度的统一。同时训练得到了矩阵中的参数。

另外，还可以考虑外部因素 $E_t$ （如天气等）对于人口流动的影响，其最终的网络结构如图(2.6b)所示。其中左侧是处理外部因素的，右侧是3个相似的卷积残差网络用来处理时序数据。将 $E_t$ 转变成对应的特征向量，在其后连接两个全连接层FC。第一个全连接层可以看作对特征的提取，第二层则是为了获得与时序数据处理结果有

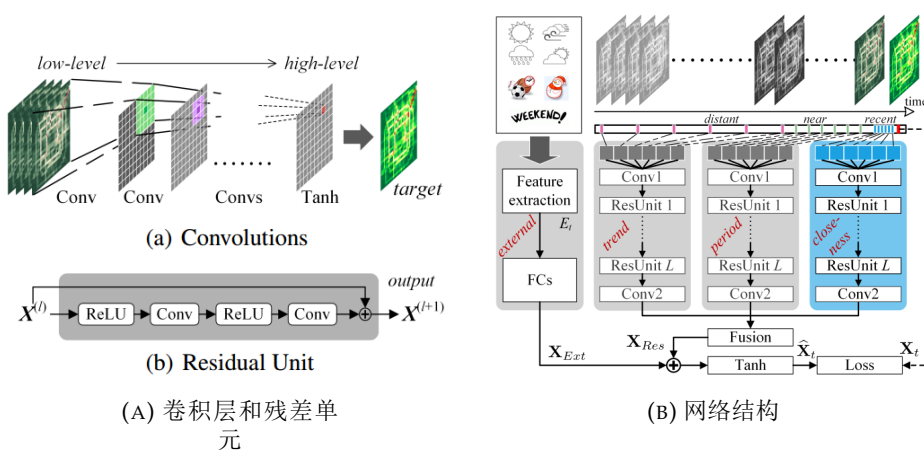


FIGURE 2.6: 残差网络结构

相同维度。两部分最后的融合方式直接相加，并通过双曲正切函数控制在(-1,1)之间。网络的损失函数为预测与实际值误差的平方：

$$Loss = \|y_t - \hat{y}_t\|^2 \quad (2.2)$$

## Chapter 3

# 技术路线及预测结果

### 3.1 技术路线选取

基于之前的调研，在实际的预测分析中采取了三种方案进行预测分析：

- 基于时间序列分析的Arima分析方法
- 多层感知机方法
- 时空残差网络方法

### 3.2 Arima分析方法

#### 3.2.1 模型概述

如前文中所提到2.5.1, ARIMA模型全称为自回归积分滑动平均模型，主要用于时间序列预测。其主要思想为，将序列转化为平稳序列后，因变量的值由其滞后值与随机误差的现值和滞后值表示 [24]。其数学表达式如下：

$$\left(1 - \sum_{i=1}^p \phi_i L^i\right) (1 - L)^d X_t = \left(1 + \sum_{i=1}^q \theta_i L^i\right) \varepsilon_t \quad (3.1)$$

其中， $L$  为滞后算子， $\phi$  和  $\theta$  为待求系数， $p$  为自回归系数， $q$  为滑动平均阶数， $d$  为差分阶数

#### 3.2.2 分析过程

以数据中第 840 号基站网格为中心的9个网格的每小时驻留人数的时序序列进行为例进行分析

#### 检测序列是否平稳

取两周的数据，观察序列的滑动平均与滑动方差（窗口长度为12），可以看到均值在较大范围内变化。进一步对序列差分，均值在很小范围内波动，基本可以视为平稳序列。

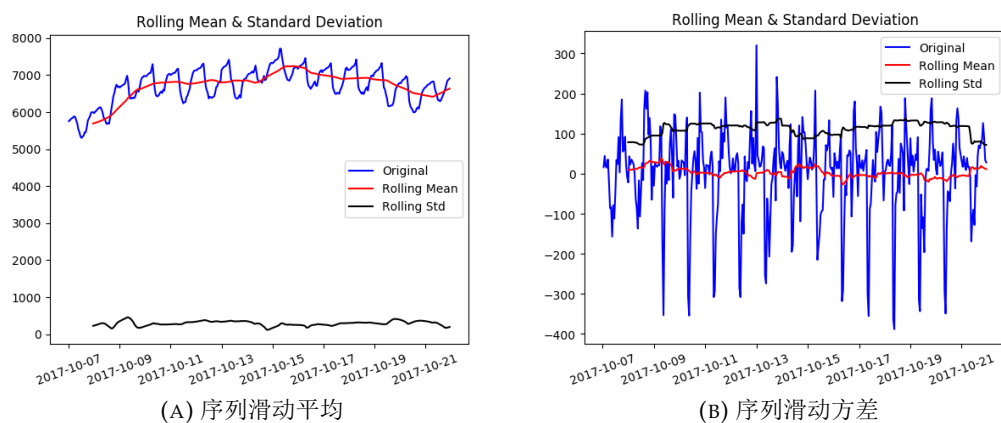


FIGURE 3.1: 检查序列是否平稳

### 对序列进行周期性和趋势性分解

从图(3.2)中可以看出，数据有长期的变化趋势和明显的周期性变动，并且其残余项接近白噪声。

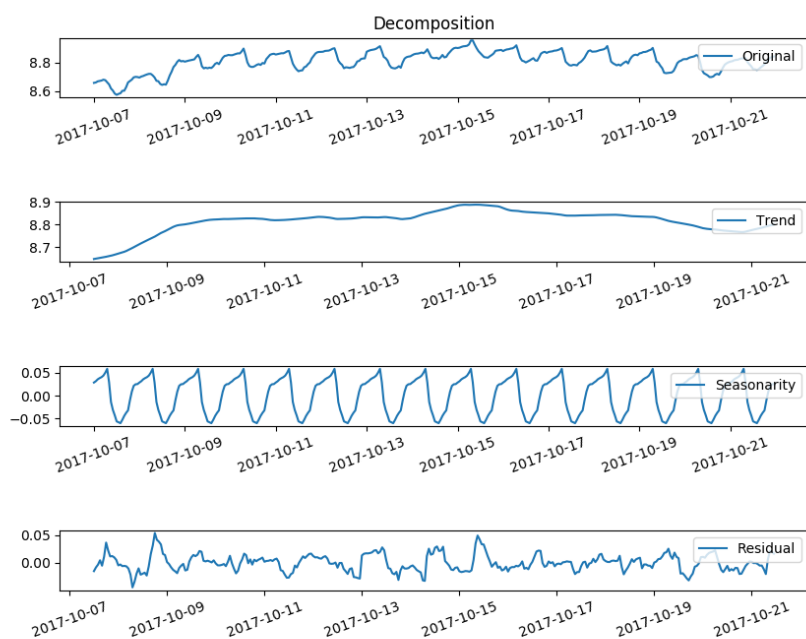


FIGURE 3.2: 序列周期性和趋势性分解

### 通过自相关和偏相关函数确定模型阶数

从图(3.3)中可以观测出，依据自相关函数第一次降低到误差线以下可以确定MA阶数 $q=4$ ，偏相关函数第一次降低到误差线以下可以确定AR阶数 $p=2$ 。



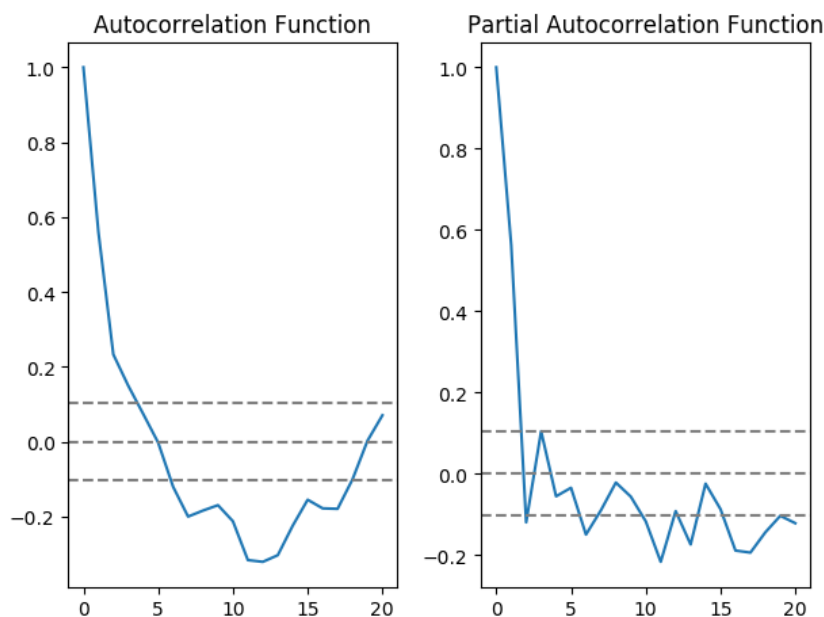


FIGURE 3.3: 确定模型阶数

### 3.2.3 预测结果和分析

最终的预测结果如图(3.4)所示，可以看出与原始序列对比，预测结果趋势一定程度与真值相近，但是峰值上存在较大误差。可以认为

1. 利用Arima模型对本项目的数据进行建模可以预测趋势但是存在一定误差
2. 可能的原因是序列的相关性是跳跃的，即某时刻的数据可能与1小时前、2两小时前、24小时前、48小时前、一周前的数据等相关性更高，而不是与之前的数据随时间间隔增大相关性逐渐降低
3. 另外Arima模型所能考虑的空间上的范围也是有限的，其必然会导致预测精度上的误差
4. 对于之后的模型建立，就需要考量时间相关性的构成和选取乃至对于空间上短程和长程相互影响的处理方法

## 3.3 多层感知机和时空残差网络方法

### 3.3.1 理论基础

对于信令数据可以采取一下两种向量化方法：

$$\begin{aligned}
 p &= f(id, time, week[weather, aircondition, ...]) \\
 p &= f(id, time, week, p(lasthour), p(yesterday), p(lastweek), p(lastmonth))
 \end{aligned}
 \tag{3.2}$$

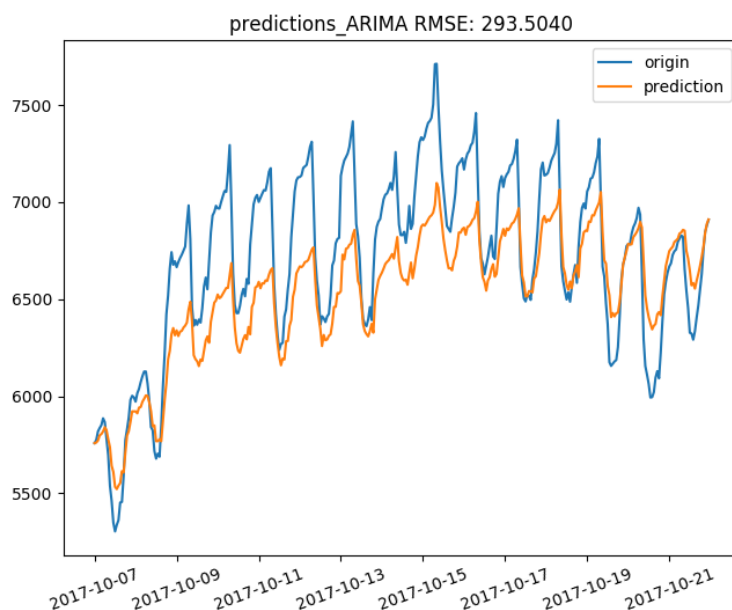


FIGURE 3.4: 预测结果

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），特别的， $id$  中隐含了地域的信息。

### 3.3.2 分析手段

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(3.5)所示。输入为数据的特征，人工选取：我们认为主要以人数与星期几（已有）、具体小时（已有）、位置（已有）、天气（可以爬取）、前一小时的人数（对已有数据处理）等主要因素有关。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。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。

#### 网络搭建

中间两个隐层，每个隐层20个神经元，采取全连接。虽然说基站数量为2265个，我们的网络权重大约是600个待定参数好像不太够保存所有基站的信息。但是，注意到我们关注的是一片区域的总人口数据，而不是特指某个基站的总人口个数，所以我们的网络只要区分出这种大概有同一人口特性的区域即可，最终对人口驻留，流动的分析也是基于区域进行分析的，所以600个左右的待定参数是够用的。

#### 两种可能方案

- 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 $2265 \times n$ ，其中 $n$ 为输入特征（星期，小

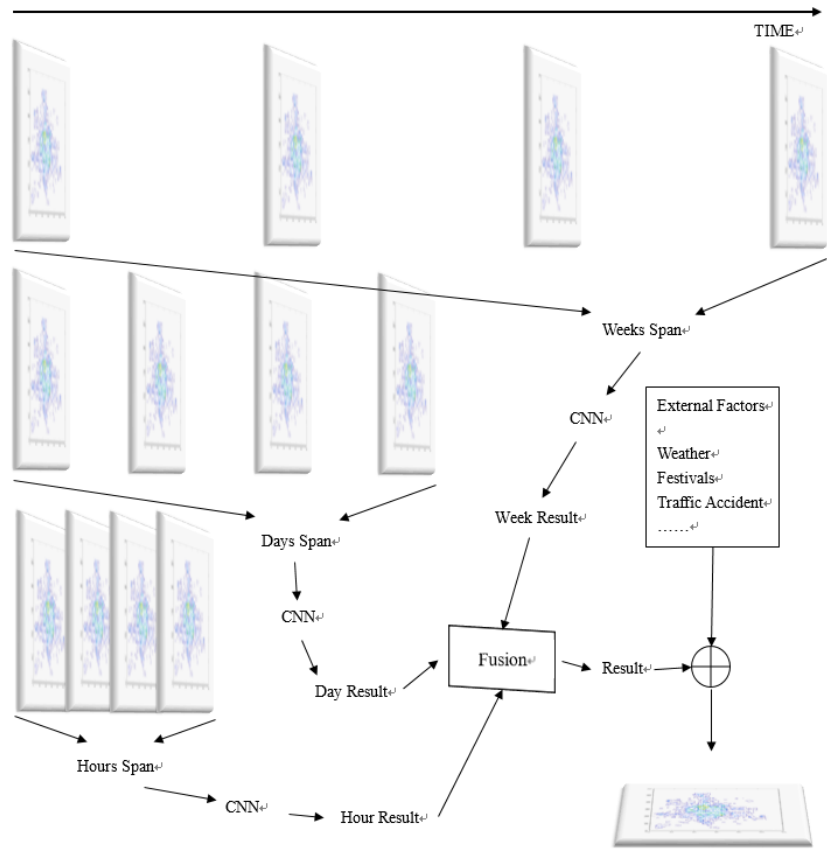


FIGURE 3.5: 网络搭建基本构型

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。  
统计关心区域的总人口驻留，总人口流出，总人口流入来表示这个区域的人口数据。因为守恒关系，一个区域内所有点的人口驻留人数代数和即为该区域的总人口驻留人数，总人口流入与总人口流之差，即为该区域的总人口流入或总人口流出。

多层感知机分析结果

3.3.3 方案设计

最终的模型基于上述的 ARIMA 的初步分析和多层感知机的结果分析，参考文献中的方法，最终独立搭建了时空残差网络的模型方法。

### 问题建立

对于人口数据，直观的显示是如图(3.6a)中显示的按照地图进行划分，而在我们的模型研究中，将其划分为沿着经纬线划分的 $M \times N$ 矩形网格(见图3.6b)

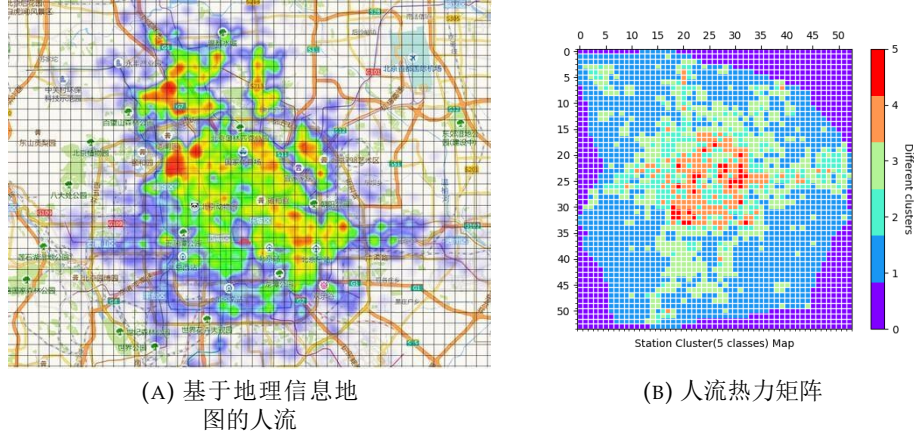


FIGURE 3.6: 北京人口区域划分：地理信息地图和人流热力图

### 模型划分

此问题实际上是想要基于过去的给定观测值进行未来的值的预测的一个回归分析的问题，其数学表达式为：

给定  $\{X_t | t = 0, \dots, n-1\}$ ，预测  $X_n, \dots, X_{n+m}$

### 模型理论基础

模型采用的深度残差网络相比传统的卷积神经网络可以有着更深的结构层数 [2]，而实践证明其在图像分类、物体识别等问题中有着相当好的应用效果 [25]，所以我们基于这样的网络结构进行模型的搭建。

一般地，在残差网络中可以将回归预测模型的问题定义为：

$$X^{(l+1)} = X^{(l)} + \mathcal{F}(X^{(l)}) \quad (3.3)$$

其中,  $X^{(l+1)}$  和  $X^{(l)}$  分别是第  $l$  个残差单元的输入和输出，而  $\mathcal{F}$  为残差函数，而实际上网络的目标就是基于输入值寻找到合适的残差函数，一个典型的残差单元的示意如图(3.7)所示。

### 残差网络结构

前文的图(3.5)很好地展示了本研究所采用的残差网络的架构，在时间周期层面上考虑 小时、天、周三个不同层次的影响，并利用卷积考虑空间上的相互关联，最后再加入外部因素的影响。模型分别采取预测时刻的最近三个小时、一天前的四个小时和一周前的两个小时的数据作为输入，在网络中得到不同的权重，再计算残差实

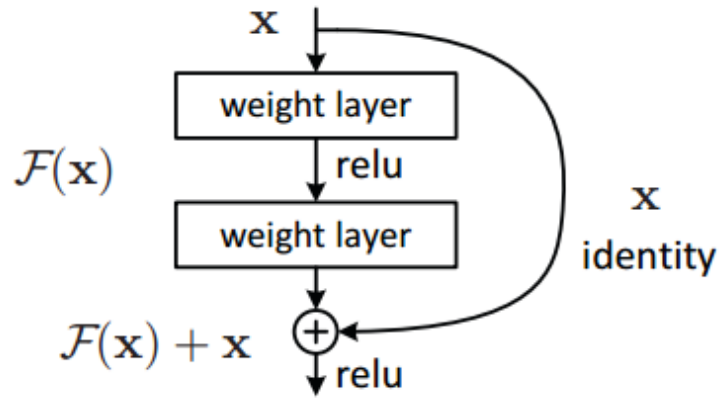


FIGURE 3.7: 残差单元示意图 [2]

现反向传播。

在实际的网络设计中，考虑到城市不同区域之间的相互关联（如依靠地面公路、地铁的流动）进行卷积核的大小的调整和对于激活函数的定义。

### 数据混合

模型中的三个不同时间周期的数据可以用参数矩阵的方法进行混合：

$$\mathbf{X}_{Res} = \mathbf{W}_{hour} \circ \mathbf{X}_{hour} + \mathbf{W}_{day} \circ \mathbf{X}_{day} + \mathbf{W}_{week} \circ \mathbf{X}_{week} \quad (3.4)$$

其中的乘法为矩阵乘法(哈达马积)，而参数 $\mathbf{W}_{hour}$ ,  $\mathbf{W}_{day}$ 和 $\mathbf{W}_{week}$ 为模型参数

### 模型算法和优化方法

模型的算法步骤和优化方法见算法框图(1)

---

**Algorithm 1** ResNet Training Algorithm

We first construct the training instances from the original sequence data. Then, RenNet is trained via backpropagation and adattle.

**Input:** Historical observations:  $\{X_0, \dots, X_{n-1}\}$

Lengths of closeness, period, trend sequences:  $l_c, l_p, l_q$

Period, trend span:  $q$

**Output:** learnt ResNet model

```

1: #construct training instances
2: D <- None
3:
4: for t in all aviliable time interval [1,n-1] do
5:    $S_c = [X_{t-l_c}, X_{t-(l_c-1)}, \dots, X_{t-1}]$ 
6:    $S_p = [X_{t-l_p*p}, X_{t-(l_p-1)*p}, \dots, X_{t-p}]$ 
7:    $S_q = [X_{t-l_q*q}, X_{t-(l_q-1)*q}, \dots, X_{t-q}]$  #  $X_t$  is the target at time t
8:   Put an training instance ( $\{S_c, S_p, S_q\}, X_t$ ) into D
9:   # define the loss
10:  LOSS = MSE( $X_t$ , output of ResNet)
11:  # train the model
12:  # initialize all learnable parameters cita in ResNet
13:  Epoch <- int(numbers)
14:
15:  for epoch in range(Epoch) do
16:    Pepeat
17:    Select a instance  $D_b$  from D
18:    cita by minimizing the LOSS with  $D_b$  Until all elements of D used
19:  # save model every 10 epoches
20:    if epoch % 10 == 0 then
21:      Save model

```

---

## Chapter 4

# 分析和结论

## 4.1 数据分析

### 4.1.1 数据集和预处理

测试数据集(见表4.1)是由中国联通智慧足迹数据科技有限公司所提供的从2017.9.1.-2017.11.30.的北京六环内的手机信令结果。数据实验中选取从 2017.9.7.-2017.11.23.的数据为训练集，而之后的一周即2017.11.24-2017.11.30.的数据为测试集。

### 4.1.2 模型比较

将模型的预测结果和下面两种基线结果进行比较：

- 插值方法(naive model)：用历史平均来插值预测，对于某一ID，某一周，某一时刻，计算它的历史平均
- 多层感知机模型(MLP)，即常规的深度神经网络

### 4.1.3 评估方法

采取均方残差(RSME)的方法进行预测结果的精度分析，其数学表达式 [26]为：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{z} \sum_i (x_i - \hat{x}_i)^2} \quad (4.1)$$

其中， $\hat{x}_i$ 和 $x_i$ 分别是预测值和真实值，而 $z$ 代表所有的数据的个数。

TABLE 4.1: 数据集

Dataset	PopuBJ
Data Type	Iphone Signal
Location	Beijing
Time Span	9/1/2017-11/30/2017
Time interval	1 hour
Grid map size	(53,54)

TABLE 4.2: 不同预测方法均方残差比较

Model	RMSE
Deep-ST	Iphone Signal
Location	Beijing
Time Span	9/1/2017-11/30/2017

## 4.2 预测结果

### 4.2.1 不同模型和不同参数下的预测结果

表(4.3)中的模型1到模型4对应的参数和优化方法分别为：

- 模型1  
初始学习率为0.1，学习衰减指数0.95，优化方法AdadeltaOptimizer
- 模型2  
初始学习率0.01，学习衰减指数1，优化方法GradientDescentOptimizer (该优化方法在本模型很容易不收敛)
- 模型3  
初始学习率0.01，学习衰减指数0.999，优化方法AdadeltaOptimizer
- 模型4  
初始学习率0.001，学习衰减指数0.999999999，优化方法AdadeltaOptimizer

以其中的模型1为例进行说明，可以看出在从一天到七天的预测周期内，其预测的准确率都要高于插值预测模型，而不同参数之间的预测准确率也会发生改变，另外根据图(4.1a)中可以更加清楚的看出，不同模型的预测精度均随着预测时间点的后移而下降。

总结而言，建议在实际的预测分析中应该逐天分析，因为随着天数的增加，误差会越来越大并逐渐累积（这是一个显自然的结果），所以从整个星期来衡量而言预测精度会受到影响。另外，逐天分析可以知道预测出的结果在一定的误差范围下可接受的预测天数是多少天。比方说前三天预测比插值得来的结果好很多，到第四天开始精度和插值一样，后面插值会比模型的精度大等情况在实际的预测中都是有可能发生的。

### 参数的影响

上面的分析表明，所设计的残差网络在预测的精度上无论是简单的深度神经网络还是和均值比较都有较大的提升，而从表(??)中也可以看出，采用不同的参数对于残差网络训练结果的影响：

- 初始学习率
- 学习衰减指数



TABLE 4.3: 不同参数组合对于预测精度的影响

error<50							
	24h	48h	72h	96h	120h	144h	168h
模型1	45.66%	42.49%	41.17%	40.52%	40.07%	39.83%	39.82%
模型2	53.01%	46.02%	42.34%	39.96%	38.22%	36.76%	35.60%
模型3	48.80%	43.20%	40.19%	38.37%	37.10%	36.10%	35.35%
模型4	51.49%	43.94%	39.96%	37.40%	35.46%	33.91%	32.70%
插值	40.07%	40.59%	40.80%	40.68%	40.46%	40.27%	40.16%

error<100							
	24h	48h	72h	96h	120h	144h	168h
模型1	61.11%	57.28%	55.52%	54.71%	54.18%	53.39%	53.39%
模型2	71.79%	62.78%	57.56%	53.90%	51.10%	48.76%	46.84%
模型3	67.35%	59.42%	55.17%	52.37%	50.29%	48.63%	47.36%
模型4	69.63%	59.75%	54.03%	49.98%	46.84%	44.29%	42.23%
插值	50.34%	51.40%	51.73%	51.56%	51.27%	50.99%	50.82%

error<200							
	24h	48h	72h	96h	120h	144h	168h
模型1	77.11%	73.98%	72.43%	71.93%	71.46%	71.13%	71.12%
模型2	88.73%	80.81%	75.62%	71.59%	68.24%	65.24%	62.53%
模型3	85.45%	78.03%	73.86%	70.82%	68.38%	66.34%	64.63%
模型4	87.59%	78.74%	72.47%	67.51%	63.37%	59.82%	56.70%
插值	63.19%	64.52%	64.87%	64.59%	64.12%	63.74%	63.48%

TABLE 4.4: 不同参数组合的RSME的比较

RMSE<300							
	24h	48h	72h	96h	120h	144h	168h
模型1	58.30%	50.00%	47.22%	43.75%	41.67%	40.27%	39.88%
模型2	100.00%	75.00%	59.72%	44.79%	35.83%	29.86%	25.59%
模型3	100.00%	68.75%	52.77	39.58%	31.66%	26.38%	22.61%
模型4	100.00%	68.75%	47.22	35.41%	28.33%	23.61%	20.23%
插值	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%

RMSE<400							
	24h	48h	72h	96h	120h	144h	168h
模型1	95.83%	97.90%	98.60%	87.50%	85.83%	86.68%	88.63%
模型2	100.00%	81.25%	86.11%	72.91%	58.33%	48.61%	41.66%
模型3	100.00%	79.16%	73.61%	62.50%	50.00%	41.66%	35.71%
模型4	100.00%	79.16%	65.27%	48.95%	39.16%	32.63%	27.97%
插值	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%

RMSE<500							
	24h	48h	72h	96h	120h	144h	168h
模型1	100.00%	100.00%	100.00%	97.91%	98.33%	98.61%	98.88%
模型2	100.00%	100.00%	100.00%	97.91%	85.83%	71.52%	61.30%
模型3	100.00%	87.50%	91.66%	87.50%	78.33%	65.27%	55.95%
模型4	100.00%	95.83%	97.22%	85.41%	68.33%	56.94%	48.80%
插值	20.83%	27.08%	29.16%	28.12%	22.50%	18.75%	16.07%

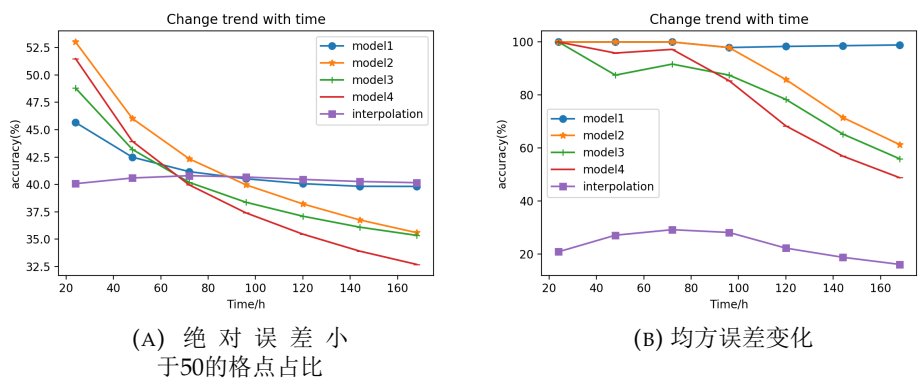


FIGURE 4.1: 模型预测精度随着预测时间的变化

• 优化方法

4.2.2 结果可视化和区域分析

对于预测结果可以分别采用热力图和结合地理信息的人流地图加以可视化，如图(4.2)所示：

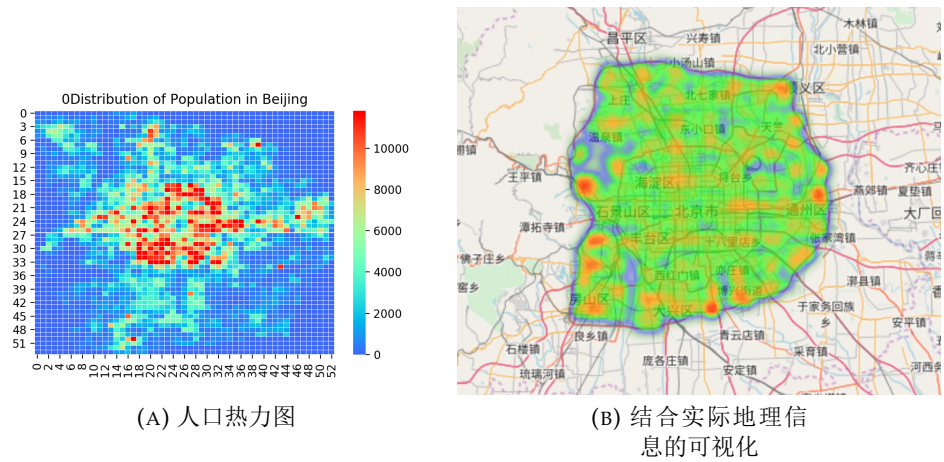


FIGURE 4.2: 人口分布预测结果可视化

而更进一步的，在对于全局预测效果的评估的基础上，可以更加细致的对于具体的特征地区进行预测结果的分析：图(4.3a)展示了三里屯地区的人流量预测情况及其与真实值之间的对比关系，从曲线的走势可以看出，总体上预测值和真实值的符合度比较高，误差值在前期的分布没有明显的趋势性，表明造成预测误差的一个重要原因可能是随机因素的影响，而预测的后期也呈现出一定的预测精度的下降趋势，这也和之前的讨论分析是相符合的。

而图(4.3c)中展示了北京西站这样一个客流量较大但也有较明显变化的区域的预测结果，可以看出，对于高峰的预测是相对比较准确的，可以看出本模型可以在诸如火车站、地铁站等的人流预测和预警中发挥较好的作用。

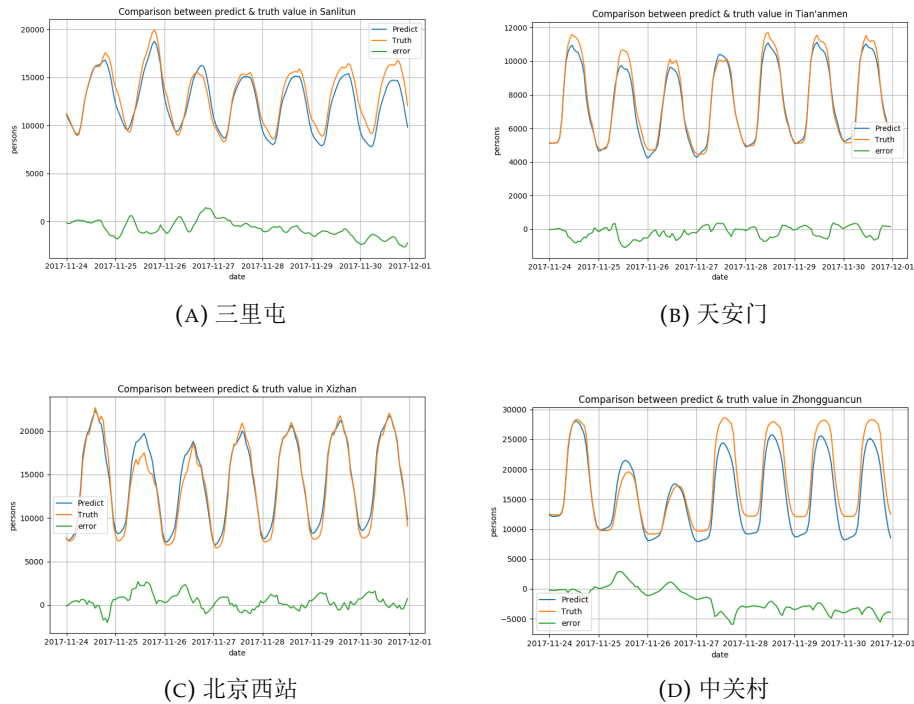


FIGURE 4.3: 四个典型地区的预测结果和真实值比较

### 4.3 总结和展望

本文搭建了一个利用手机信令数据进行对于城市人口分布预测的模型构架，并可以综合考量影响人口分布的多种因素。在一定的条件下，本文的模型在预测精度和趋势捕捉等方面都较大地好过基线模型，为利用城市大数据预测人口分布和流动提供了一个较为可行和准确的模型。另外模型有着较好的扩展性，数据来源可以包括诸如手机信令数据、GPS数据，出租车数据甚至地铁出行数据等多种数据，只要经过恰当的前期处理，均可以整合到模型中进行预测。

另外，由于数据量和数据周期的限制，本文中的训练结果还没完全达到模型的最佳水平，在未来的应用场景中，在有着更加丰富和详细的数据的情况下，模型的预测结果将会有更好的表现。

## Appendix A

# 项目细节

### A.1 项目细节和数据说明

数据总量：大约60万条数据，大小200M

1. 将三个月的数据合并，并且加上新属性（星期），后续会加上天气数据列名：  
DATE(date:2017-09-01) TIME(INT) WEEK(INT) ID(INT) NUMS(INT) GON-  
UMS(INT) REANUMS(INT)
2. 找到不同ID基站之间的地理位置关系。即将ID与地图对应
3. 对异常数据的讨论  
找出了数据有缺失的ID，分别为：  
括号内为基站出现的次数，满次为2184
4. 处理基本思路：
  - 舍弃
  - 补全

a.舍弃 b.补全
5. 准备完成将数据转换为tensorflow数据集文件tfrecords工作，包括预处理

TABLE A.1: 数据有缺失的ID

ID	1913(1162)
ID	1860(1209)
ID	1914(1417)
ID	1754(1443)
ID	1915(1593)
ID	1806(1790)
ID	1866(2060)
ID	1966(2149)
ID	2017(2178)
ID	1863(2183)

## A.2 项目细节说明

项目的进度分为以下几个阶段：

### 1. 第一阶段：11.07之前

完成以下工作：

- 问题背景调研：包括问题的背景、对应的客户的需求、和应用的市场前景，形成对需求分析、产品调研、应用案例的阶段性的报告
- 对于问题结果可视化的研究：预期结果的产出形式
- 对于数据的清洗和初步分析
  - 数据清洗：将数据格式化为和具体网格相关联的数据并进行重新划分和编号以进行进一步的计算
  - 初步分析：对于数据进行诸如聚类，对于时空分布规律进行简单探究和分析，基于对于其周期性规律的认识乃至天气等因素的影响的认识建立模型的建构
- 技术实现的方案选择和可行性调研
  - 利用现有文献中的数据集和代码，实际测试其方法可行性，总结技术要点和技术难点
  - 对于文献中提及的其他方法，如ARIMA、SARIMA、VAR、DeepST方法进行调研，针对其在这一问题上的应用可行性和所存在的问题进行总结分析
  - 基于以上两点，进行技术路线的设计以及对于可行性和预期结果的分析。

### 2. 第二阶段：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

### 3. 第三阶段：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

### 4. 第四阶段：12.06-12.15

对工作进行总结和分析

工作的基本逻辑架构如图(A.1)所示：

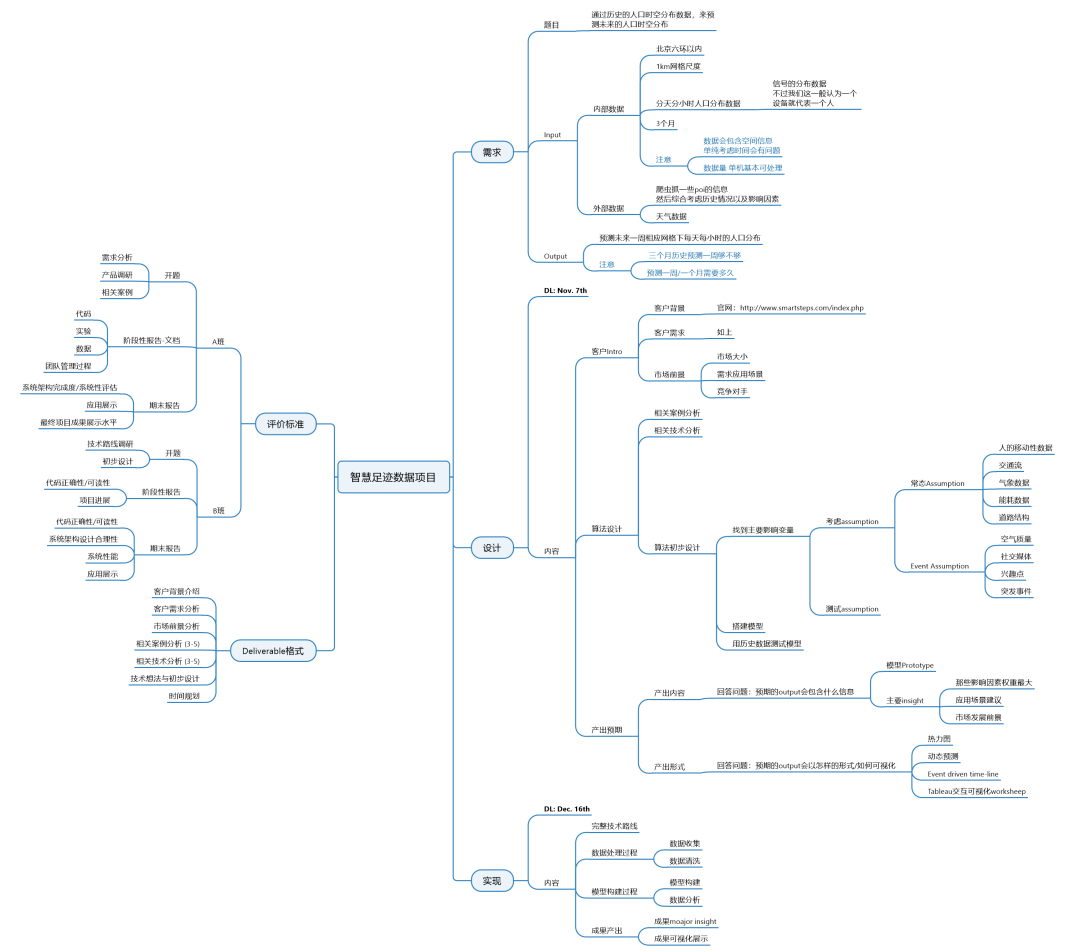


FIGURE A.1: 网络搭建基本构型





## Appendix B

# 系统构建

## B.1 模型功能和系统实现

本项目代码和文档开源于Project-Unicom

<https://github.com/BigDataSystemTHU2018/Project-Unicom>

### B.1.1 系统架构

如图(B.1)所示，整体模型架构分为数据预处理和预分析，模型构建，结果可视化和后分析三个层次。

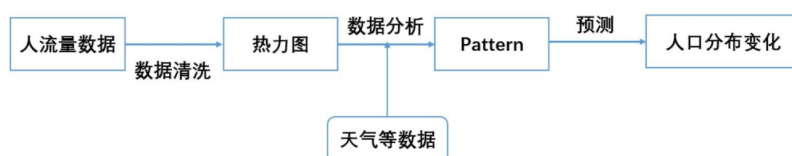


FIGURE B.1: 项目分析思路

### B.1.2 代码架构

分析代码见

<https://github.com/BigDataSystemTHU2018/Project-Unicom/tree/master/Code>

问题的主要模块分析如下:

- 问题分析阶段
  - 问题描述：用过去三个月的信令数据预测未来一个周的人口分布，即已知过去三个月的数据，（尽可能）预测未来一周的数据
  - 问题性质：回归
  - 评判指标：预测出的结果尽可能的准确，即预测值与实际误差尽可能小。
- 设计阶段——设计出一个回归系统，输入为过去三个月的数据，输出为已有数据的分析结果和预测结果。系统包含以下几个模块：

- 预处理模块：输入为原始数据，输出为清洗后的数据。负责数据的清洗，缺失值补全，异常值噪声点的处理等
  - 预分析模块：负责从已有数据中提取挖掘先验知识，数据初步分析，可视化等。
  - 回归前处理模块：将数据归一化等。
  - 回归器模块：用于预测
  - 回归后处理模块：包括可视化，对预测数据分析，生成报告等等。
- 编码阶段——技术路线：
    - 平台：tensorflow,sklearn
    - 算法:聚类（K-means），降维（PCA/NMF），回归（MLP/ResNet）
    - 可视化：matlab, matplotlib(seaborn)

### 回归器结构

回归系统的回归器分为4个部分，分别是：数据处理、Resnet搭建、网络训练、模型预测,其代码见

<https://github.com/BigDataSystemTHU2018/Project-Unicom/tree/master/Code/Processor/ResNet>)

模块的主要功能为：

1. 从本地目录获取所有清洗好的数据，将数据按照Resnet的要求加载到内存。
2. 对数据自动分为训练数据和预测数据，其中训练数据喂入Resnet进行模型训练。
3. 对训练好的模型进行预测结果的输出。
4. 支持断点续训，训练过程中模型会每10轮保存一次，可以自由跳转到已经保存好的模型进行继续训练或者模型输出。
5. 支持迁移学习。即利用已经训练好的模型训练新的场景，提高训练的效率和降低对样本数量的需求。
6. getdataTHU.py: 搜索当前目录下所有.csv,.txt文件，以这些文件作为所需的数据。请将待训练的数据放入当前目录。
7. ResnetTHU.py: 定义网路结构，可以根据需要改变卷积核大小(CONV\_SIZE)和激活函数。
8. trainTHU.py: 训练模块，也为反向传播模块，根据需要可以改变图片大小 IMAGE\_WIDTH,IMAGE\_HIGHT,改变通道数NUM\_CHANNELS1, NUM\_CHANNELS2,NUM\_CHANNELS3,同时BATCH\_SIZE2,BATCH\_SIZE3

,BATCH\_SIZE4也要相应的改变来保持一致（现为取最近3小时，一天前的4小时，一周前的2小时）。

9. predictTHU.py: 预测模块，需要设置预测天数（现为7天）。

模型网络的基本逻辑架构如图(B.2)所示：

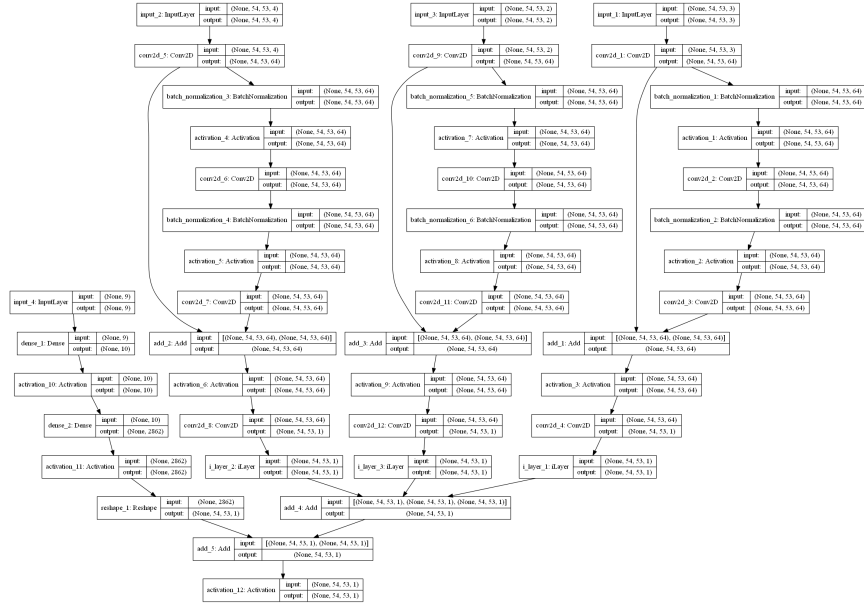


FIGURE B.2: 残差网络构型



# Bibliography

- [1] Yu Zheng, Licia Capra, Ouri Wolfson, and Hai Yang. Urban computing: Concepts, methodologies, and applications. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 5(3):38, 2014.
- [2] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 770–778, 2016.
- [3] Minh X Hoang, Yu Zheng, and Ambuj K Singh. Fccf: forecasting citywide crowd flows based on big data. *advances in geographic information systems*, page 6, 2016.
- [4] Yang Ye, Yu Zheng, Yukun Chen, Jianhua Feng, and Xing Xie. Mining individual life pattern based on location history. pages 1–10, 2009.
- [5] Jiangchuan Zheng and Lionel M Ni. An unsupervised framework for sensing individual and cluster behavior patterns from human mobile data. pages 153–162, 2012.
- [6] Jingbo Shang, Yu Zheng, Wenzhu Tong, Eric Chang, and Yong Yu. Inferring gas consumption and pollution emission of vehicles throughout a city. pages 1027–1036, 2014.
- [7] Yilun Wang, Yu Zheng, and Yexiang Xue. Travel time estimation of a path using sparse trajectories. pages 25–34, 2014.
- [8] Philip W Anderson. More is different. *Science*, 177(4047):393–396, 1972.
- [9] Jing Yuan, Yu Zheng, and Xing Xie. Discovering regions of different functions in a city using human mobility and pois. pages 186–194, 2012.
- [10] Charu C Aggarwal. Data streams: Models and algorithms (advances in database systems). 2006.
- [11] Wang-Chien Lee, John Krumm, Ke Deng, Kexin Xie, Kevin Zheng, Xiaofang Zhou, Goce Trajcevski, Chi-Yin Chow, Mohemad F. Mokbel, and Hoyoung Jeung. Computing with spatial trajectories. *Computing with Spatial Trajectories*, 2011.

- [12] Renzo Angles and Claudio Gutierrez. Survey of graph database models. *ACM Computing Surveys*, 40(1):1–39, 2008.
- [13] Liang Hong, Yu Zheng, Duncan Yung, Jingbo Shang, and Lei Zou. Detecting urban black holes based on human mobility data. *advances in geographic information systems*, page 35, 2015.
- [14] Yu Zheng, Yanchi Liu, Jing Yuan, and Xing Xie. Urban computing with taxicabs. pages 89–98, 2011.
- [15] Yu Zheng, Furui Liu, and Hsun Ping Hsieh. U-air:when urban air quality inference meets big data. In *ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pages 1436–1444, 2013.
- [16] David Goldberg, David A Nichols, Brian M Oki, and Douglas B Terry. Using collaborative filtering to weave an information tapestry. *Communications of The ACM*, 35(12):61–70, 1992.
- [17] Atsuyoshi Nakamura and Naoki Abe. Collaborative filtering using weighted majority prediction algorithms. pages 395–403, 1998.
- [18] Tamara G Kolda and Brett W Bader. Tensor decompositions and applications. *Siam Review*, 51(3):455–500, 2009.
- [19] Kamal Nigam and Rayid Ghani. Analyzing the effectiveness and applicability of co-training. pages 86–93, 2000.
- [20] 郑宇. 城市计算概述. *武汉大学学报(信息科学版)*, 40(1):1–13, 2015.
- [21] Peter Whittle. Prediction and regulation by linear least-square methods. *Journal of the American Statistical Association*, 61(313):268, 1966.
- [22] E. J Hannan. Multiple time series. *John Wiley and Sons, Inc., New York-London-Sydney*, 1970.
- [23] Junbo Zhang, Yu Zheng, and Dekang Qi. Deep spatio-temporal residual networks for citywide crowd flows prediction. 2016.
- [24] S. Swain, S. Nandi, and P. Patel. Development of an arima model for monthly rainfall forecasting over khordha district, odisha, india. In Pankaj Kumar Sa, Sambit Bakshi, Ioannis K. Hatzilygeroudis, and Manmath Narayan Sahoo, editors, *Recent Findings in Intelligent Computing Techniques*, pages 325–331, Singapore, 2018. Springer Singapore.
- [25] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Identity mappings in deep residual networks. In *European conference on computer vision*, pages 630–645. Springer, 2016.

- 
- [26] Jerome Friedman, Trevor Hastie, and Robert Tibshirani. *The elements of statistical learning*, volume 1. Springer series in statistics New York, NY, USA:, 2001.