# 摘要

交通流量预测这一和人们日常生活息息相关的问题，长期受到人们的关注，但是在机器学习和神经网络出现之前，预测的方式还不能满足人们的要求（列举）。目前随着人口数量逐渐增加，车辆的数量也迅速增长，同时如何选择一条合适的出行道路也是人们越来越来希望得到的答案。目前很多人将目光放在了机器学习和神经网络上，希望通过这一方式解决交通流量预测这一难题。本文通过研究当前已有的流量预测方式，选择使用卷积神经网络来实现交通流量的预测，在传统卷积神经网络的基础之上，本文采用XXXXX-卷积神经网络，成功加快了交通流量预测的速度，同时也一定程度上保证了预测准确性，通过后续的实验验证，明确了本文研究成果的有效性。

本文主要完成一下两个工作：1）针对使用的数据集建立了xxx-卷积神经网络，提升了各方面性能；2）通过设计实验并测试1中结论的有效性。

# 一、绪论

## 1.1 研究背景

随着城市中的人越来越多，伴随而来的是各种问题的出现，其中一个与人们生活息息相关的问题就是交通问题。交通问题无疑是在城市中生活的有车一族们比较关注的一个问题。面对这一问题，人们有着很多不同的解决方案，目前解决交通拥堵问题的政策有限号、摇号等措施，但是这些方法只是治标不治本，随着车辆数目的不断增加，如何更有效的将交通问题解决就成了人们不断研究和探索的问题。随着大数据、深度学习的应用不断深入，人们又陆续提出其他各种基于强大计算机硬件支持的方案来更好的解决交通问题，这使问题的归属有了一个新的定义——交通流量预测。目前应用效果最佳的是短时交通流量预测，基于预测结果形成的智能交通系统也可以更好的疏导交通，提升交通的畅通性。

现代智能交通系统的核心是短时交通流量。交通流量预测的长时性预测和短时性预测。长时性的交通预测在目前迅速发展的交通状况中并不能很好的解决人们所面临的交通拥堵问题，所以研究的重点被人们放在了短时性预测。

短时性交通预测的实现随着计算机硬件的发展和人们对深度学习的研究的深入而得以实现。其中涉及的庞大的运算量随着计算机硬件的提升有了解决的可能性。但是目前人们应用在短时交通流量预测上的方法仍然存在不少的弊病，这就需要我们对短时交通流量预测方法进行更加深入的研究，本文希望能够找到一种更加高效、准确、可靠的预测方式，建立相关的预测模型，进一步为交通信息指挥调度做出贡献。

## 1.2 国内外研究现状

交通预测方式的发展可以说从很多年前就已经开始了，从交通逐渐出现拥堵的时候开始，就不断就研究人员致力于希望通过预测的方式指导当前交通，实现道路的最大化利用，将车辆以及行人更加合理的分配在各个道路上。人们的尝试从未减少过。在初期，研究人员更多的希望可以通过历史交通流来预测当前交通情况。人们对于事物的研究往往都是由简单到复杂，由单一到多种多样，首先出现在人们面前的是一批以单一路段或者单一检测器的交通流量预测，这样预测的样本以及预测问题的难度就降低了，应运而生的预测方法有历史均值法、时间序列法、卡尔曼滤波法等，其中卡尔曼滤波法在被R.E.Kalman **[1]**提出之时，具有可以在不断迭代过程中调整系统的权重，动态的调整参数以及权重无疑增加了整个系统的健壮性，从而可以使得系统更好地发挥功能。

但是期初的卡尔曼滤波法只是运用在单一路段上，随着人们对交通流研究的深入，人们逐渐发现，一条路段上的流量情况往往会受到与之相关的路段的影响，毕竟道路是四通八达的，这一点也正是现代交通流预测也要面对的重要问题之一。在Stephanedes **[1]**在随后将卡尔曼滤波模型进行了改进，在模型之中加入了相关联的路段对目标路段的影响因素，这无疑是对整个模型其产出结果的一个优化；之后在Stephanedes的研究之上，国内不少研究人员通过更加深入的研究，对影响目标路段的因素进行了进一步划分，从而明确了上游和下游车辆对于当前研究路段的影响程度是不一样的，这一影响程度的不同，又进一步的优化了该预测模型[2][3]。之后在卡尔曼滤波法的基础之上，谷远利[4]等人尝试了将其用在空间数学模型上，进一步丰富了建立在卡尔曼滤波法之上的预测方式。

卡尔曼滤波法虽然对于交通预测做出了不小的贡献，但是随着当前城市交通日益复杂化，主要体现在问题的描述日益变得复杂、预测结果到得计算上也变得越来越困难，这都催促着人们不断在短时交通流量预测中投入更多的时间和精力。卡尔曼滤波法究其根本是一种线性的估计模型，并且在运用过程中限制条件也很明确，对于数据集的线性要求较高，数据的时间变化间隔也要大于5分钟，所以随着神经网络这一新宠儿走进人们的世界，立即成为了研究的热点。由于神经网络学习不要人们过多的干涉，其本身的机制就可以完成很多之前需要人来解决的工作，比如一些参数和权值的设定，用来对数据的分类预测有着天然的优点。

起初人们利用神经网络预测过程也遭受了不少的挫折，由于神经网络本身规范性不强、不需要输入大量参数的特点，这就导致了Cobbett等人[5]在利用BP神经网络进行短时交通流量预测时未能得到想要的结果，并没有得到想要预测的机动车车速、机动车车量占有情况等数据。随着人们对于神经网络的深入了解，并将相关的预测模型的逐渐优化，之后的一些研究者还是在神经网络预测中尝到了甜头，其中Van Lint、Park B等人[6][7]分别在利用神经网络预测高速交通流量和基于神经网络的交通流量预测方法对比中肯定了神经网络其重要性。目前也还有很多研究人员希望在利用神经网络上进行交通流量预测的突破，从而翻开短时交通流量预测新的篇章，使其可以进入一个更高的平台。

目前，全球各个国家的研究人员们依然在短时交通流量预测中投入大量的时间和精力，这一投入有着很强的实际意义和研究价值，一来随着城市的不断发展和扩张，交通这一与人们生活息息相关的问题，始终无法离开人们的视线；同时将研究成果如何和实际情况结合起来，这也是研究人们希望给出的结果，毕竟实践是检验真理的唯一标准，只有将他们的研究成果运用在可以体现出其价值的地方，其研究成果才可以更好的延续，而不是摊在图书馆里与灰尘同眠。纵观人们预测交通流量的历史我们可以看到，最开始的单一路段到目前预测问题涉及的往往是整个城市路网，那么，各国的研究人员们也同时致力于通过数据挖掘的手段从路网中获取更多有用的信息，将整个城市路网作为一个整体来进行预测，这其中的困难和不易可想而知。其中，杨兆生[8]以有无检测器（路口或者路段上）将城市道路进行分类，然后通过数据挖掘手段进一步研究这二者之间的相互作用关系，进而辅助预测城市路段的交通流，获得了一定的成果。张赫和龚晓燕[8][9]在利用数据挖掘进行相关路段关联性研究中也获得了一些成果，从而辅助交通流量的预测，但是这样的结果，预测精度并没有很好的满足最开始所期望的。

目前，我们已经进入了一个信息高速传输和发展的时代，如果说10年前网络的传输速度不能满足一个数据中心在全球提供服务，那么当前各大网络公司遍布全球的数据中心无疑已经将人们对于数据的传输和存贮放到了一个新的高度。而且我们可以发现，很多的数据都是可以共享的，一个开放的网络时代正在逐步形成。面对大量的数据，人们如何更好的从其中提取到所需要的特征值，这也是一个要必须面对的问题了。相对于传统的人工提取方式，是否能够通过神经网络的方式去更好的摆脱人工去寻找更加有用的数据。神经网络给出了答案，神经网络通过其对非线性数据强大的处理能力，不需要对数据进行复杂的预处理，强大的学习能力，可以帮助人们更好的寻找特征值。

Hinton等[10]首次使用深度学习信念网络模型识别数据图形；Kuremoto[11]将波尔兹曼机模型与深信度网络模型组合。Huang等[12]利用深信度网络对流量数据进行多任务输出的交通流预测。将自编码算法应用到交通预测领域。

随着人们对于神经网络更加深入的学习和理解，短时交通流量预测这种计算量庞大，数据集非线性强的预测问题必然会得到更好的解决。

随着智能交通系统（Intelligent Transport System， ITS）的发展[13]，我国在不断更新完善交通信息采集装备，使交通状况处理成为可能。ITS是未来交通系统的发展方向，它是将先进的信息技术、数据通讯传输技术、电子传感技术、控制技术及计算机技术等有效地集成运用于整个地面交通管理系统而建立的一种在大范围内、全方位发挥作用的，实时、准确、高效的综合交通运输管理系统。ITS可以有效地利用现有交通设施、减少交通负荷和环境污染、保证交通安全、提高运输效率，因而，日益受到各国的重视。21世纪将是公路交通智能化的世纪，人们将要采用的智能交通系统，是一种先进的一体化交通综合管理系统。在该系统中，车辆靠自己的智能在道路上自由行驶，公路靠自身的智能将交通流量调整至最佳状态，借助于这个系统，管理人员对道路、车辆的行踪将掌握得一清二楚。随着对ITS的不断研究，我国目前绝大部分城市都已经实现了全路段检测，路段上普遍安装有具有录像功能的电子监控设备，并可以实时的返回当前交通状况，并将交通违章记录在案。而准确的路况信息是实现准确预测的基础，因此，随着检测设备的逐步完善，相信可以为交通流量预测提供更可信的数据基础。

## 1.3 研究意义

目前，构建交通流诱导系统是解决城市交通拥堵和提高路网通行效率的最有效方式。而智能交通系统要实现实时的交通控制和诱导，就必须要有及时、准确的短时交通流预测为其提供支持，因此短时交通流预测己经成为智能交通系统的研究热点。预测未来短期内的交通流量，不仅可以方便出行者选择最优的出行路线，还可以为均衡交通流、优化交通管理方案、改进交通控制等方面提供基础依据。这对于缓解交通拥挤和避免资源的浪费有着重要的意义和应用价值。

近年来，人们对神经网络在交通流预测领域中的应用开始了深入的研究。短时交通流预测问题是高度非线性的，可获得的数据通常是大量的、复杂的，而神经网络具有识别复杂非线性系统的特性，因此使用神经网络处理交通流预测问题有着巨大的优越性，国内外大量的研究成果也验证了这一点。虽然神经网络在短时交通流预测方面的应用已取得一定的成效，但也应该看到其局限性和不足，比如训练过程需要大量的原始数据、训练完成的网络只适用于当前研究路段等，并且还存在局部极小、收敛速度慢、推广能力差以及难以实现在线调整等问题。现有的神经网络模型在预测精度或是计算时间方面总是存在一定的缺陷，并且精度容易受到训练数据中噪声的影响。本文尝试对现有神经网络模型进行改进，在提升精度的同时尽可能减少计算量，并且降低训练数据中噪声对预测精度的影响。

此外，深度学习(Deep Learning)是最近非常流行的研究方向，而卷积神经网络（Convolutional Neural Networks, CNNs）作为深度学习的重要组成部分也得到了广泛的关注。相比一般的神经网络，卷积神经网络具有更多的隐含层，因此其特征学习能力更加优秀。

目前，对于卷积神经网络的应用主要集中在模式识别领域，而在预测方面的相关研究较少。本文尝试将卷积神经网络应用到短时交通流量预测领域，以提升预测精度。

## 1.4 本文主要工作

本文主要完成通过卷积神经网络实现对交通流量的短时预测，本文的切入点在于对卷积神经网络的调整与优化上，通过结合相关实际情况，设计并优化神经网络，使其可以更好的解决短时交通流量预测的问题，主要工作有如下：1）卷积神经网络的设计以及优化；2）结合实际完成预测模型的搭建；3）通过实验验证本文提出的理论模型的实际有效性。

## 1.5 文章组织结构

本篇论文共分为五个章节对短时交通流量预测进行研究。第一章为绪论，详细介绍目前需要进行交通流量预测的必要性以及迫切性，同时对国内为相关的研究进行介绍，深入的了解在短时交通流量预测这个领域中国内外的研究现状以及相关的研究成果；第二章着重对已知的预测方式进行描述，并研究其原理等，同时对本文需要用到的卷积神经网络以及相关的内容进行深入研究；在完成相关内容研究之后，在第三章将展开我们对于短时交通流量预测在卷积神经网络中的研究以及对结果进行理论性论证，证明相关研究的理论可行性以及有效性；第四章内容在第三章内容上通过实验进一步验证本文研究成果的实际作用；第五章将通过对本文研究内容的总结以及相关成果的展望，指出进一步完善本文研究成果的方向，为将来的研究奠定基础。

# 二、相关工作介绍

在本章，将从两个方面展开叙述。首先将介绍短时交通预测的相关内容，对短时交通预测问题进行系统的分析；其次将深入对目前在短时交通流量预测方面使用的研究方法以及相关的内容进行分析，这其中包括BP神经网络、卷积神经网络、模糊C均值聚类等，详细阐述了相关的理论，并对其原理进行推导。这些理论将作为预备知识，为下一章中搭建相关的理论模型提供支持。

## 2.1 短时交通流量预测

交通流在当前相关研究中通常被定义为机动车在行驶过程中形成的，当然，我们研究的并不是单一车辆的行为，而是各种车辆在某一个时间段内的车流情况，在目前的研究背景中，行人以及机动车辆的共同作用无疑将这一问题复杂化，在预测过程产生大量的计算。影响交通流的因素有很多，比如天气情况，出行人的个人喜好或者临时出现的状况（交通事故）等因素都会对交通流产生或多或少的影响。

在预测交通流的问题领域内，关于预测划分通常以15分钟为界限，也就是当预测时间不超过15分钟时将该预测称为短时交通流预测(Short-term traffic flow Forecasting)，由于交通预测实时性的要求，短时交通流的预测也就更具实际意义。而预测时间的缩短，无疑会增加预测的难度。

### 2.1.1短时交通流的特性

1. 交通流的网状特性：研究问题中的城市道路网是立体的。在现代城市中，道路交错纵横，四通八达，并且在某个时间段内每一条道路上的交通流具有一定的相关性，从而具有立体性和流动性。

2. 交通流的时间和空间特性：交通流的出现在不同的时间和空间作用下具有差异性，并且这些不同的交通交通流之间不可以相互重叠。

3. 交通流的随机性和时变特性：由于道路的相互连通，这就造成交通流在变化的时候，拥有很强的随机性，并不是按照一定规律来变化的，同时在受到交通事故、道路拥堵等因素的影响下，也会出现很大的变化性，所以交通流还具有一个随着时间变化而可能随时变化的特性。

4. 交通流具有周期性：交通流受环境及时间的影响很大，使交通流具有很强的周期性，这一点主要是受到上下班，节假日等因素的影响，比如每天在上下班时间，集中的车辆变化造成上下班高峰期，在关键路段，总是能看到长长的拥堵情况，在节假日人们集中出行的时候，也会造成交通流量的增大。

5. 交通流的相关性：交通流的出现并不是单一的，而是相互影响的。为了是人们的出行更加方便，道路的规划目前已经遍布了城市的每个地方，随着城市的扩展，交通的连通性也越来越强，所以就造成了某一个路段的交通流往往会受到很多其他路段交通流的影响。

### 2.1.2 短时交通流预测模型

纵观短时交通流量预测的发展历史，总体分为两个阶段，第一个阶段是对于单一路段的预测，这一阶段的出现是人们在开始接触交通流量预测时采用的方式，但是这一方式有着很大的弊病，特别是随着交通问题的复杂化，从上一小节的内容可以知道短时交通流量预测的一些特性，从而可以得知，单一路段的预测在实际应用中并不能满足人们的需求，这样就有了第二阶段模型的出现，在这一阶段中，预测从单一路段或者路口扩展到多个或者说整个路网的交通流量预测中来，而这一预测方式需要解决的问题也是显而易见的，那就是短时间（15min）内进行需要进行庞大的计算，从而完成预测，目前进行预测的方式中，能够短时间内完成大量运算也是模型必须要达到的要求。

### 2.1.3短时交通流预测的方法特点

根据上一节中对短时交通流的介绍，我们了解到短时交通流具有的一些特性，相应的，如果要对短时交通流进行预测，那么应该充分考虑到其中的特性。短时交通流量预测和传统的以小时以上为单位的预测方式是不同的，其中有几点特性应该着重受到关注：

1）实时性：根据短时交通流预测划分界限是15min这一点时间特性，同时对应的也是实际需求，因为只有可以对实时交通流做出及时预测的预测方式才是满足人们需求的，这样的结果才可以更加有效的将信息传递给交通系统，辅助交通系统更好的规划人们的出行路线。

2）准确性：预测不仅需要快速性，同时准确性也是不可缺少的原因之一，因为只有准确的预测才是有意义的，而不准确的预测反而会造成灾难，给人们的出行造成更大的困扰，特别是在路况拥挤的时候，如果不能正确的调整路况，无疑会造成更为严重的拥堵，甚至是交通事故的发生。

3）稳定性：由于交通流的时空特性，并且实际环境也具有很强的时空性这一点特性，所以，再设计模型的时候，往往就需要考虑到很多的情况，同时这也是为了保证预测的可稳定性，一个健壮的预测模型需要通过各种实际情况的检验，才能更好的指导实际交通情况。

4）兼容性：模型的建立与搭建往往要耗费巨大的人力物力，而模型一旦搭建完成，随着时间的推移，就很可能有新的情况的发生，这个时候，就需要对模型进行调整升级，那么原有模型上如果不能支持一定的兼容性，每一次模型的升级就相当于重新搭建，又需要耗费财力物力，因此，优秀的模型应该具有一定的兼容性，降低模型升级的消耗。

## 2.2 相关预测方法介绍

本节将着重介绍目前使用的几种相关的预测方法，通过分析以下几种预测方式，为下一章模型的建立提供一定思路和理论支撑。

### 2.2.1 BP神经网络

1. BP神经网络简介

BP（(Back Propagation)）神经网络能够成为人工神经网络中应用最广泛的算法模型之一[14]，原因不仅仅因为其结构简单，还包括具备完备的理论体系和学习机制。BP神经网络模仿生物神经元对外部刺激信号的反应过程，构建出多层的感知器模型，并采用信号正向传播和误差反向调节的学习方式，通过多次迭代调整其参数，学习到输入数据中潜在的非线性特征，从而可用于分类和预测等机器学习领域。

人工神经网络无需事先确定输入输出之间映射关系的数学方程，仅通过自身的训练，学习某种规则，在给定输入值时得到最接近期望输出值的结果。作为一种智能信息处理系统，人工神经网络实现其功能的核心是算法。BP神经网络是一种按误差反向传播(简称误差反传)训练的多层前馈网络，其算法称为BP算法，它的基本思想是梯度下降法，利用梯度搜索技术，以期使网络的实际输出值和期望输出值的误差均方差为最小。

基本的BP算法包括信号的前向传播和误差的反向传播两个过程。即计算误差输出时按从输入到输出的方向进行，而调整权值和阈值则从输出到输入的方向进行。正向传播时，输入信号通过隐含层作用于输出节点，经过非线性变换，产生输出信号，若实际输出与期望输出不相符，则转入误差的反向传播过程。误差反传是将输出误差通过隐含层向输入层逐层反传，并将误差分摊给各层所有单元，以从各层获得的误差信号作为调整各单元权值的依据。通过调整输入节点与隐层节点的联接强度和隐层节点与输出节点的联接强度以及阈值，使误差沿梯度方向下降，经过反复学习训练，确定与最小误差相对应的网络参数(权值和阈值)，训练即告停止。此时经过训练的神经网络即能对类似样本的输入信息，自行处理输出误差最小的经过非线形转换的信息。

在BP神经网络中，单个样本有个输入，有个输出，在输入层和输出层之间通常还有若干个隐含层。一个三层的BP网络就可以完成任意的维到维的映射。即这三层分别是输入层（I），隐含层（H），输出层（O）。如图2.1所示：

**输入层**（I）

**隐含层**（H）

**输出层**（O）

图2.1 BP神经网络结构示意图

BP 算法是一个迭代算法，它的基本思想为：

(1) 先计算每一层的状态和激活值，直到最后一层（即信号是前向传播的）；

(2) 计算每一层的误差，误差的计算过程是从最后一层向前推进的（反向传播算法名字也是由此而来）；

(3) 更新参数（目标是误差变小），迭代前面两个步骤，直到满足停止准则（比如相邻两次迭代的误差的差别很小）。

下面以三层感知器（即只含有一个隐藏层的多层感知器）为例来介绍“反向传播算法（BP 算法）”。3层感知器如图2.2所该例中，输入数据 是 3 维的（对于第1层，可以认为，唯一的隐藏层有 3 个节点，输出数据是 2 维的。

|

|

|

|

|

+1

输入层

隐藏层

输出层

+1

Layer1

Layer2

Layer3

图2.2 3层感知器实例

2．信息前向传播

信息前向传播是通过已知的各个神经元参数得到神经网络的输出。

显然，图 2.2 所示神经网络的第 2 层神经元的状态及激活值可以通过下面的计算得到：

其中，为激活函数。

类似的，第 3 层神经元的状态及激活值可以通过下面的计算得到：

可总结出，第 *l* (2 ≤ l ≤ L) 层神经元的状态及激活值为（下面式子是向量表示形式）：

对于 *L* 层感知器，网络的最终输出为 。前馈神经网络中信息的前向传递过程如下：

3. 误差反向传播

误差反向传播算法解决的问题就是通过神经网络的输出得到各个神经元的参数。假设训练数据为，即共有 N 个。又假设输出数据为维的，即 。对某一个训练数据 来说，其代价函数可写为：

其中，为期望的输出（是训练数据给出的已知值），为神经网络对输入 产生的实际输出。以图2.2所示神经网络为例，， ，从而有

如果展开到隐藏层，则有

还可以进一步展开到输入层（替换掉 ，，即可），最后可得：代价函数 仅和权重矩阵和偏置向量相关，调整权重和偏置可以减少或增大代价（误差）。

显然，所有训练数据的总体（平均）代价可写为：

最终的目标就是调整权重和偏置使总体代价（误差）变小，求得总体代价取最小值时对应的各个神经元的参数（即权重和偏置）。

4. 隐含层的选取

在BP神经网络中，输入层和输出层的节点个数都是确定的，而隐含层节点个数不确定，那么应该设置为多少才合适呢？实际上，隐含层节点个数的多少对神经网络的性能是有影响的，有一个经验公式可以确定隐含层节点数目，如下

其中为隐含层节点数目，为输入层节点数目，为输出层节点数目，为之间的调节常数。

5. BP神经网络的缺陷

BP神经网络一般用于分类或者逼近问题。如果用于分类，则激活函数一般选用Sigmoid函数或者硬极限函数，如果用于函数逼近，则输出层节点用线性函数，即：

BP神经网络在训练数据时可以采用增量学习或者批量学习。增量学习要求输入模式要有足够的随机性，对输入模式的噪声比较敏感，即对于剧烈变化的输入模式，训练效果比较差，适合在线处理。批量学习不存在输入模式次序问题，稳定性好，但是只适合离线处理。标准BP神经网络的缺陷：

1）容易形成局部极小值而得不到全局最优值。BP神经网络中极小值比较多，所以很容易陷入局部极小值，这就要求对初始权值和阀值有要求，要使得初始权值和阀值随机性足够好，可以多次随机来实现；

2）BP算法的学习速度很慢，其原因主要有：由于BP算法本质上为梯度下降法，而它所要优化的目标函数又非常复杂，因此，必然会出现“锯齿形现象”，这使得BP算法低效；存在麻痹现象，由于优化的目标函数很复杂，它必然会在神经元输出接近0或1的情况下，出现一些平坦区，在这些区域内，权值误差改变很小，使训练过程几乎停顿；为了使网络执行BP算法，不能用传统的一维搜索法求每次迭代的步长，而必须把步长的更新规则预先赋予网络，这种方法将引起算法低效；

3）网络训练失败的可能性较大：从数学角度看，BP算法为一种局部搜索的优化方法，但它要解决的问题为求解复杂非线性函数的全局极值，因此，算法很有可能陷入局部极值，使训练失败；网络的逼近、推广能力同学习样本的典型性密切相关，而从问题中选取典型样本实例组成训练集是一个很困难的问题。难以解决应用问题的实例规模和网络规模间的矛盾。这涉及到网络容量的可能性与可行性的关系问题，即学习复杂性问题；

4）网络结构的选择尚无一种统一而完整的理论指导，一般只能由经验选定。为此，有人称神经网络的结构选择为一种艺术。而网络的结构直接影响网络的逼近能力及推广性质。因此，应用中如何选择合适的网络结构是一个重要的问题；

新加入的样本要影响已学习成功的网络，而且刻画每个输入样本的特征的数目也必须相同；

5）网络的预测能力（也称泛化能力、推广能力）与训练能力（也称逼近能力、学习能力）的矛盾。一般情况下，训练能力差时，预测能力也差，并且一定程度上，随训练能力地提高，预测能力也提高。但这种趋势有一个极限，当达到此极限时，随训练能力的提高，预测能力反而下降，即出现所谓“过拟合”现象。此时，网络学习了过多的样本细节，而不能反映样本内含的规律。

### 2.2.2 卷积神经网络

卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）依旧是层级网络，只是层的功能和形式做了变化，可以说是传统神经网络的一个改进。卷积神经网络与普通神经网络的区别在于，卷积神经网络包含了一个由卷积层和子采样层构成的特征抽取器。在卷积神经网络的卷积层中，一个神经元只与部分邻层神经元连接。在CNN的一个卷积层中，通常包含若干个特征平面(Feature Map)，每个特征平面由一些矩形排列的神经元组成，同一特征平面的神经元共享权值，这里共享的权值就是卷积核。卷积核一般以随机小数矩阵的形式初始化，在网络的训练过程中卷积核将学习得到合理的权值。共享权值（卷积核）带来的直接好处是减少网络各层之间的连接，同时又降低了过拟合的风险。子采样也叫做池化（Pooling），通常有均值子采样（Mean Pooling）和最大值子采样（Max Pooling）两种形式。子采样可以看作一种特殊的卷积过程。卷积和子采样大大简化了模型复杂度，减少了模型的参数。卷积神经网络的基本结构如图2.3所示：

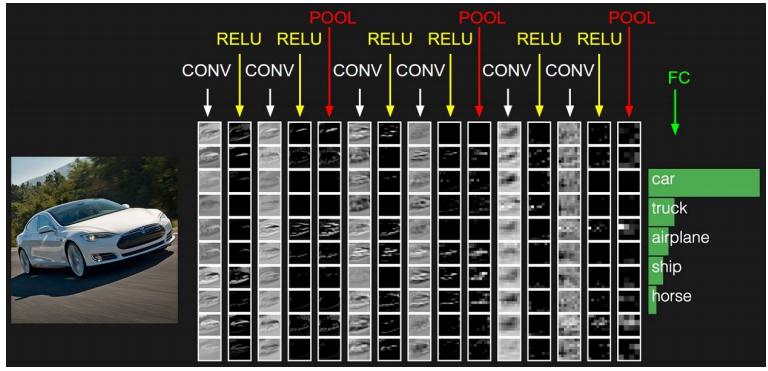


图2.3 卷积神经网络示意图

卷积神经网络的层级结构：数据输入层（Input Layer）、卷积计算层（CONV Layer）、激励层（ReLU layer）、池化层（Pooling Layer）、全连接层 （FC Layer）。

1. 数据输入层

该层要做的处理主要是对原始图像数据进行预处理，其中包括：

1）去均值：把输入数据各个维度都中心化为0，如下图所示，其目的就是把样本的中心拉回到坐标系原点上；

2）归一化：幅度归一化到同样的范围，如下所示，即减少各维度数据取值范围的差异而带来的干扰，比如，我们有两个维度的特征A和B，A范围是0到10，而B范围是0到10000，如果直接使用这两个特征是有问题的，好的做法就是归一化，即A和B的数据都变为0到1的范围。

3）PCA/白化：用PCA降维，白化是对数据各个特征轴上的幅度归一化。

2. 卷积计算层

这一层就是卷积神经网络最重要的一个层次，也是“卷积神经网络”的名字来源。在这个卷积层，有两个关键操作：

1）局部关联。每个神经元视为一个滤波器(Filter)；

2）窗口(Receptive Field)滑动，Filter对局部数据计算。

3. 激励层

在这一层中，将实现卷积层输出结果的非线性映射。CNN采用的激励函数一般为ReLU(The Rectified Linear Unit/修正线性单元)，它的特点是收敛快，求梯度简单，但较脆弱，图像如下：

10

8

6

4

2

10

5

-10

-5

图2.4 激励函数图像

4. 池化层

池化层夹在连续的卷积层中间，用于压缩数据和参数的量，减小过拟合。如果输入是图像的话，那么池化层的最主要作用就是压缩图像。池化层有以下作用：

1）特征不变性：也就是我们在图像处理中经常提到的特征的尺度不变性，池化操作就是图像的Resize，平时一张狗的图像被缩小了一倍我们还能认出这是一张狗的照片，这说明这张图像中仍保留着狗最重要的特征，我们一看就能判断图像中画的是一只狗，图像压缩时去掉的信息只是一些无关紧要的信息，而留下的信息则是具有尺度不变性的特征，是最能表达图像的特征；

2）特征降维，我们知道一幅图像含有的信息是很大的，特征也很多，但是有些信息对于我们做图像任务时没有太多用途或者有重复，我们可以把这类冗余信息去除，把最重要的特征抽取出来；

3）在一定程度上防止过拟合，更方便优化。

5. 全连接层

两层之间所有神经元都有权重连接，通常全连接层在卷积神经网络尾部。也就是跟传统的神经网络神经元的连接方式是一样的：

y

**输入层**（I）

**隐含层**（H）

**输出层**（O）

图2.5 卷积神经网络示意图

### 2.2.3其他方法

目前还有其他一些预测方法：如在**文献【刘芳】**谈到了几种预测方式，刘芳将这些方法分为两种类别，即，基于线性理论的方法和非线性理论的预测方式

1. 线性理论的预测方式

1）历史平均预测方法：该方式的原理主要是通过已知的历史数据来进行预测，产出的结果直接应用到交通管理系统中。该方法的主要缺点是精度差，是一种静态的预测方法，并不能是一种根据当前状况进行预测的模型，对于当前时段发生的不同于历史情况的事件无法给出准确的预测；

2）指数平滑预测方法：该模型由两个输入来决定其预测结果，分别是历史平滑数据和近期观测数据，其预测方程为：

其中，表示平滑因子。该方法有几个明显的缺点：加权系数不随着时间的变化而变化，是一个固定值；该方式使用的数据量不够充分，会忽视很多必要的影响因素，产生的结果误差过大；

3）卡尔曼滤波模型：主要原理是通过假定其模型中状态因子的不同来实现实际问题的解决，这一实现在于其模型之中具有递归的空间状态这一特点。该方法的缺点主要有：计算量过大，每一次在进行运算到的时候都要修改相关权值因子，造成巨大的运算量，这样使得不能及时得到运算结果；在预测时间小于15分钟时，交通流本身的非线性与不确定将增强，而这种线性的预测方式产出的预测结果无疑将变得更差。

2. 非线性理论的预测方式

这其中包括支持向量机回归预测模型、非参数回归预测模型，神经网络等方式，而卷积神经网络是本文将使用到的重点，已经在前两个小结中介绍过了，下面就简单介绍一下支持向量机回归预测模型和非参数回归预测模型这两种非线性的预测方式。

1）支持向量机回归预测模型：支持向量机(SVM)预测模型由于其特性可以在数据样本不是很充分的时候进行预测，这样就形成了在一定的非线性处理上的特殊性，具有一定的发展前景。

2）非参数回归预测模型：非参数回归模型也被称为多元回归模型，是对单一路段分析时应用分析的一种延伸，也就是说，当多个单一路段在分析过程中被链接起来的时候，可以结合某一条路段上的历史数据与其相关的路段信息，从而实现对目标路段的预测。

# 三、建立预测模型

# 四、预测模型的应用

# 五、总结

# 致 谢

首先，十分感谢我的母校。在这三年的学习生涯中让我的专业技能和理论知识都有了一个极大的提升，这也是让我顺利完成此次课题研究的基础。本文中有关理论性研究和实验仿真的设计对我来说是一个比较大的挑战，不过在老师以及同学们的帮助下我完成了这个挑战，对我的专业技术也有了极大的提升。在学校中，我体会到了良好的学习氛围，学校为我们营造一个良好的学习环境，在琳琅满目的学习资料和学术论文的灌溉下，我逐渐的爱上了这个学校。而这一切硬件与软件的支持，也为了完成毕业论文奠定了坚实的基础。

然后，要衷心感谢我的导师李珺老师。本篇论文之所以能够顺利完成，这个过程中少不了李老师的悉心的指导和热情的帮助。我在李老师身上看到了许多的优秀品德。从论文的选题到研究计划的指定一直到最后论文定稿，一路走来，李老师都给予我很大的帮助，让我能够在迷茫的时候找到方面，在困惑的时候看清道路。李老师一直在鼓励着我，给我推荐了很多有助于完成这次课题的论文和期刊。在论文撰写时，也是不厌其烦的对我进行指导。在论文初步完成时，修改内容中一些缺点也在老师的帮助下顺利修正。

其次，要感谢研究生同班同学在学习和工作方面给与的帮助。同班同学来自于不同的行业以及不同的地域，在平时的学习和日常沟通中，我们之间建立了深厚的友谊，我国的友谊必将成为未来工作和生活中宝贵的财富，值得本人一生去珍惜和维护。

最后，要感谢家人以及公司领导和同时在读研究生期间的支持和帮助。在就读研究生期间，因为学习缘故，在一定程度上对家庭和工作的责任没有做到位，是他们的不断支持和鼓励才能够坚持系统性的读完研究生学业，特此感谢。

# 参考文献

1. Okutani I, Stephanedes Y J. Dynamic prediction of traffic volume through Kalman filtering theory[J]. Transportation Research Part B, 1984, 18(1):1-11.
2. 杨兆升,朱中.基于卡尔曼滤波理论的交通流量实时预测模型[J].中国公路学报,1999(03):63-67.
3. 朱中,杨兆升.基于卡尔曼滤波理论的实时行程时间预测模型[J].系统工程理论与实践,1999,19(9):74-78.
4. 邵春福,张魁麟,谷远利.基于实时数据的网状城市快速路行驶时间预测方法研究[J].土木工程学报,2003,6(1):16-20.
5. Dougherty M S, Cobbett M R. Short-term inter-urban traffic forecasts using neural networks[J]. International Journal of Forecasting, 1997, 13(1):21-31.
6. J. W. C. van Lint, S. P. Hoogendoorn, H. J. van Zuylen, Hoogendoorn S P, Zuylen H J V. FREEWAY TRAVEL TIME PREDICTION WITH STATE-SPACE NEURAL NETWORKS: MODELING STATE-SPACE DYNAMICS WITH RECURRENT NEURAL NETWORKS[M]// Transportation Research Record. 2002.
7. Park B. Hybrid Neuro-Fuzzy Application in Short-Term Freeway Traffic Volume Forecasting[J]. Transportation Research Record Journal of the Transportation Research Board, 2002, 1802(1802):190-196.
8. 杨兆升,张赫,李娟.逐步回归法在无检测器交叉口交通流量预测中的应用[J]. 吉林大学学报(工),2002,32(4):16-19.
9. 宫晓燕,汤淑明.基于非参数回归的短时交通流量预测与事件检测综合算法[J].中国公路学报,2003,16(1):82-86.
10. Hinton G, Osindero S, Teh Y. A fast leaning algorithm for deep belief nets. [J]. Neural Computation, 2006, 18(7):1527-1554.
11. Kuremoto T. Kimura S, Kobayashi K etal. Time seried forecasting using a deep belief network with restricted Boltamann machines[J]. Neural Computation, 2014, 137:47-56.
12. Huang WH, Song GJ, Hong HK, etal. Deep architecture for traffic flow Prediction: deep belief networks with multitask leaning[Jl. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems, 2014, 15(5): 2191-2201.
13. 王志强.城市智能交通系统（ITS）建设项目效益评价分析[D].长安大学,2011.
14. 林海涛.面向短时交通流量预测的神经网络算法研究[D].南京邮电大学,2016.