浅谈深度学习技术在交通态势预测中的应用

邓　亮[1]　俞佳成[2]　徐　雷[2]　周晨阳[2]

（1. 浙江省甬台温高速有限公司　台州　318000；2. 浙江省交通规划设计研究院有限公司　杭州　310030）

［摘　要］随着区域经济的增长，公路通行需求呈爆炸式增长。高速公路作为区域的主干道和大动脉，路网通行能力和通行需求之间的矛盾越来越突出，拥堵成为高速公路运营管理最大的痛点之一。高速道路运营单位、政府管理部门亟需一种实时性强、可靠性高的路况分析技术为拥堵治理提供服务。传统的分析技术（如机器学习、统计学方法等）无法满足处理海量的多源异构数据的需求。随着近十年来大数据技术和 GPU 计算能力的发展，深度学习技术这门新信息技术日益成熟，拥有强大的数据处理能力。在交通态势预测领域，借助深度学习技术处理海量的交通数据可以实现道路通畅度的高精准、高可靠性预测，再辅以主动管控和车路协同技术来提升高速路网的通畅性和安全性。文章首先简要介绍深度学习技术的发展历史和交通态势预测领域的发展现状，再浅析深度学习在智慧高速中的应用场景，最后分析深度学习技术面临的隐患并进一步对深度学习进行展望。

［关键词］深度学习；交通预测；循环神经网络；图神经网络；智慧高速

1　引言

近年来，随着计算机并行处理技术和 GPU 计算能力的大力发展，深度学习技术的应用也越来越广泛。与传统机器学习相比，深度学习技术通过训练多层隐藏网络得以实现对数据的特征提取和分类。深度学习通过学习得到数据的底层特征，然后组合底层特征形成高层特征，最终发现数据的分布式特性。这种学习能力使得深度学习对数据特征带有记忆力，在分类、时序数据预测、自然语言处理和图像处理等任务中取得了卓越的成效[1]。

在深度学习的高速发展期，为了更好的处理有依赖性的序列数据，循环神经网络被越来越多的使用和发展。循环神经网络以序列数据作为输入，网络训练过程中会对数列的前序特征进行处理并应用到输出当中，是一种带记忆性的递归神经网络。被广泛的运用在语言建模、文本生成、机器翻译、语音识别等自然语言处理任务和图像描述、图像识别等计算机视觉任务当中。

作为深度学习的一个分支，循环神经网络以其强大的序列数据处理能力，被广泛应用到智能交通系统（ITS）中的各个任务中。循环神经网络相比于传统的统计学习方法有着不可替代的优势：

1）相比与传统机器学习如支持向量机等浅层模型，循环神经网络的模型更加深层，能挖取底层的数据特征，并且能处理一些高维和非线性的数据。在智能交通系统的发展期，交通数据的数量和维度都呈量级增长，往往呈现高维和非线性的特征，神经网络方法在这类数据上的处理相较传统的统计学习方法有着显著的优势；

2）循环神经网络在序列数据处理过程中，前序序列的数据信息影响着当前数据的输出，增强了预测预判任务中输入和输出之间的依赖性。交通速度数据和交通流量数据呈时间依赖特性，循环神经网络的使用可以提升在交通态势的预测中。

但循环神经网络模型也有着一些弊端，比如说数据需求量大、数据质量要求高，当数据量不足、数据缺失或者数据异常等情况发生的

收稿日期：2020-10-19

作者简介：邓亮（1982-　），男，工程师，主要从事高速智慧化相关技术研究。

时候，神经网络模型的准确性也会随之降低，甚至不如使用传统的统计学习方法。故在使用神经网络模型时，数据的预处理、分析和融合是不可或缺的一部分。目前主流的数据处理神经网络方法主要为提取卷积特征的卷积神经网络和提取时序特征的循环神经网络，但是两类方法均无法提取交通数据时空序列上的特征。其中卷积神经网络是二维结构的神经网络，其核心是卷积核运算，而循环神经网络是一维结构的神经网络，专门针对具有时序特征的数据。这两者处理的数据都属于结构规则的欧式空间数据，但在交通数据中存在不规则的非欧式数据结构，如图结构（拓扑结构）。图结构数据具有不规则、无限维度等特性，故独立运用以上两类神经网络模型进行数据处理均难以得到最佳效果。目前有一部分研究将循环神经网络用在交通数据的补全和多源数据融合等任务中，但循环神经网络无法提取数据的空间特性，交通多源数据由于其在空间维度上的非线性，给数据融合分析带来了极大的挑战。因此图神经网络在近五年得到了越来越多的关注。图神经网络是一种直接在图结构数据上运行的神经网络，是一种连接模型，通过图的节点之间的消息传递来捕捉图数据之间的依赖关系。与标准神经网络不同的是，图神经网络保留了一种可以表示来自其邻域的具有任意深度的信息状态。

提升交通的安全性和通畅性是智慧交通发展和落地的一个关键点，进而交通动态预测、车流速度预测、交通事故检测、交通事故预判和多源交通数据融合等预测判别任务显得极为重要。

当前交通态势预测最新趋势是结合循环神经网络、图神经网络和注意力机制开发多模态的交通态势预测模型，模型以多维度交通数据作为输入，三种方法的结合使得模型同事兼备了对交通态势在时间、空间和交通三方面特征的处理能力，从而提升路况评估和预测的精准度。文章接下来简要介绍循环神经网络、图神经网络理论和两者联合应用探索，进而浅析深度学习技术在智慧交通领域的应用，最后分析深度学习技术的瓶颈并进一步对深度学习的未来发展进行展望。

2 深度学习技术

2.1 交通数据分析

交通数据主要是指高速终端设施（例如卡口系统、车检器等）采集的高速相关视频图像、交通流参数、交通异常事件、天气、收费数据等多源数据，因此交通数据往往呈现不规则性。除此之外受设备和天气的影响，交通数据存在缺失值、异常值等不良数据，故对交通数据的预处理和分析能显著的提高交通预测模型的准确性和鲁棒性。

传统的数据处理方法会使用线性滤波和非线性滤波做数据去噪、使用均值填补确实值、使用小波分析做数据滤波和数据的多尺度分析[1]。近年来，随着机器学习和深度学习的发展，出现了许多处理交通流数据的新方法，年 Ritchie 等人[3]提出了基于张量分析的交通数据修复方法，张量是可以连接不同维度空间数据的多维矩阵，根据该特性可以解决在多维空间下的交通流缺失数据。年 Tang 等人[4]提出了使用遗传算法优化 c 均值的交通流数据修复方法，通过矩阵运算来修复数据缺失长短不一的问题。随后，将深度学习运用到数据修复上的研究越来越多，利用循环神经网络和卷积神经网络融合数据也取得了显著的效果。

对交通流数据的修复处理也是一个重要的研究方向，对数据的有效处理和合理利用，能有效地提升交通流预测的准确性，大大提升该任务在如高速智能车辆分流、交通事故检测和拥堵路况预判等实际场景中的应用。

2.2 循环神经网络

循环神经网络（Recurrent Neural Network，RNN）是近两年兴起的在时间序列处理任务发挥巨大作用的深度学习模型。时间序列数据是指在不同时间点上收集的数据，反映了某一事物随时间变化的状态规律，该类数据前序数据的规律影响着后序数据的输出。神经网络的基础结构由输入层、隐层、输出层组成，其中层与层之间通过权值连接。在使用神经网络进行

预测任务时，首先将训练集输入网络中进行参数训练，不断更新网络中的参数，得到由最优化的参数模型。相比于一般的神经网络，RNN在网络模型中加入了时序的特征，也就是在层与层之间有权值的基础上，在隐层之间也建立权值连接，如图2.1所示。

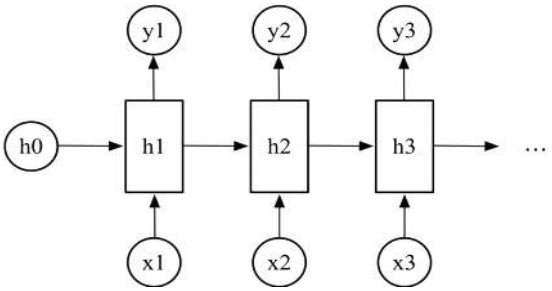

图2.1　循环神经网络（RNN）结构

其中 $X=\{x1, x2, x3, \cdots\}$ 为输入的时序序列，$Y=\{y1, y2, y3, \cdots\}$ 为预测的结果序列，$\{h0, h1, h2\cdots\}$ 为循环神经网络的隐藏层，隐藏层之间有着权值连接。则RNN的输出计算公式为

$$y=f(h, x) \tag{2.1}$$

RNN有卓越的效果，但是在处理长序列数据的过程中RNN学习信息的能力会减弱，出现梯度消失和梯度爆炸问题，导致模型的不稳定性。为了解决这个问题，一种循环神经网络的变体-长短期记忆网络（long shot-term memory，LSTM）被提出[5]。

LSTM通过门控状态来控制传输状态，记录需要长时间记忆的特征信息，忘记不重要的信息，如图2.2所示长短时记忆单元（LSTM）结构所示，LSTM在输入、输出和隐藏态三个层面设置了控制数据输入的逻辑门，即输入门、输出门和忘记门，用来选择性记忆误差函数随梯度下降修正的参数。当忘记门被打开时（如图2.1长短时记忆单元（LSTM）结构中的行为），自己连接权值为1，记忆单元将内容写入自身。当忘记门输出为0时，记忆单元会清除之前的内容。输出门允许在输出值为1的时候，神经网络的其它部分将内容记入记忆单元，而输入门则允许在输出值为1的时候，神经网络的其它部分读取记忆单元。

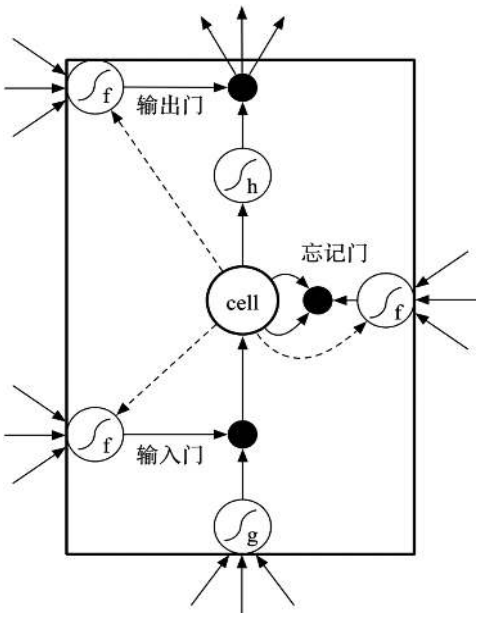

图2.2　长短时记忆单元（LSTM）结构

改进后的网络结构可以有效解决RNN对长时信息抓取能力弱的弊端，并且可以避免梯度消失问题的产生。基于长短时记忆单元在长时记忆序列处理上的显著效果，越来越多研究者将其应用到交通数据特征提取、交通流预测等智能交通相关的任务中。Ma等人[5]首次使用长短时记忆单元网络应用到交通流预测任务中，文章使用同一路段上不同时刻的交通微波传感器数据，根据长短时记忆网络的时序性对非线性的交通数据进行预测。Yan Tian等人[6]提出的一种短时小规模预测的模型，在破损数据处理和模型结构上都进行了优化改进。除此之外有学者提出了一种优化的LSTM模型-LSTM-M，并且使用了一种多尺度的时间平滑方法来复现填充丢失数据和提前预估数据。随着深度学习的发展，除了基础的长短时记忆网络单元，多种多样的LSTM改进模型涌现出来，比如双向长短时记忆循环神经网络（Bi-directional LSTM，bi-LSTM）、带注意力机制的LSTM，均有效应用在交通态势估计中的相关任务中。Cui Z等人[7]首次提出将双向长短时记忆网络应用到交通速度预测当中，在LSTM网络结构和Bi-LSTM

网络结构的基础上，提出了一种新的网络结构SBU-LSTM。Bi-LSTM 可以提取序列中正序的特征也可以提取逆序的特征，提高序列预测的准确性。Bi-LSTM 在提取双向的数据序列信息的同时，融合了不同维度的数据，在大规模路网的预测任务中能取得更佳的效果，具有更好的普适性。

2.3 图神经网络

交通流数据由卡口过车数据、交警数据、ETC 数据等多源组成，其分布呈非欧式结构。这些多源的数据实际上可能互不相通，因此传统的卷积神经网络和循环神经网络网络不能准确获取其空间信息。多源数据可以被处理抽象成图结构数据，使用图卷积神经网络可以有效对交通流数据进行融合并提取其特征。逐渐有学者开始将图神经算法及其衍生算法应用到交通流数据处理中，Li 等人[8]提出 DCRNN 模型使用扩散图卷积对每个时间步上的隐藏层的空间关联性进行捕获，获得图数据的特征表示。然后将这些表示放入时间序列模型 GRU 中，再通过编码解码结构，对空间组件和时间组件的编码信息进行解码，得到预测值。Yu 等人[9]提出 STGCN 模型则是使用切比雪夫图卷积和基础的二维卷积实现对图结构数据的空间、时间特征进行提取。Zhang 等人[10]提出的 AGC-seq2seq 模型通过序列到序列模型（Seq2Seq）模型和图卷积网络对空间和时间依赖性进行建模。在此基础上为了克服多步预测中的计算困难，进一步捕获交通模式的时间异质性，提出了一种基于 Seq2Seq 架构的训练方法的注意力机制算法。更有学者结合了以上算法的精华提出异构图注意力机制提取高速卡口过车数据之间的时空特性。以上这些模型都利用图卷积神经网络在交通流预测性能上取得了较大提升。

2.4 路网交通状态预测

循环神经网络能提取交通数据的时间特性，图神经网络提取其空间特性。如何同时提取交通数据中的时间和空间特性是深度学习又一大难点。在时空建模领域，有学者就提出了将循环神经网络与图神经网络融合的算法模型-扩散卷积循环神经网络。如图 2.3 所示该模型将交通路网中的传感器数据建模为带权有向图数据 $G=(V, E, W)$，其中 W 为 $N \times N$ 的带权邻接矩阵，每个顶点（传感器数据）记录的交通数据用 P 维的向量表示。将该带权有向图数据作为模型的输入，模型结构借鉴循环神经网络的思路，训练输出某时刻某一位置的交通状态。该模型实现了时间空间上的兼顾，提升了交通预测的准确性和稳定性。

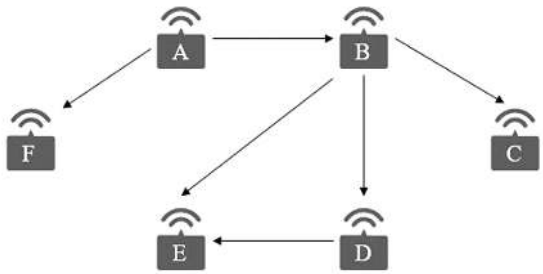

图 2.3 带权有向图数据示例

3 未来与展望

3.1 深度学习的不足

目前深度学习技术研究正在如火如荼的进行，开源框架和工具持续快速更新。交通态势预测领域内的优秀应用案例也层出不穷，但在技术的快速增长期，深度学习也存在着一些隐患，其中现阶段主要面临着以下两方面的问题：

（1）数据安全和隐私

交通领域智慧化研究需要多部门、多行业的数据支持，数据安全和隐私是一个无法回避的话题。为有效推进数据资源共享，共同推进智慧化进程，建议开展联邦学习等技术研究，即数据持有方可对自有数据独立训练生成子模型，平台对各方子模型进行融合分析，生成的结果返回各应用方。该方案在保障各数据持有方自身的数据安全的同时，也可以保障各参与方高效协同推进智慧化研究，从而提高数据安全性和降低数据泄露风险。

（2）缺乏深度学习技术行业标准/指南

随着技术研究的推进，行业内逐步摸索出人工智能技术的应用路线。但是在该阶段行业内还缺乏标准和指南等指导性文件，比如交通

数据交互标准、交通流模型质量评估标准、算法应用指南等。

3.2 展望与总结

深度学习在交通态势预测这项任务中小有成色，交通态势的时序性和非线性使得循环神经网络、图神经网络等在深度学习领域中称霸的模型在交通领域也能取得优秀的应用成果，文章结合实例总结了一些模型在提升交通态势预测方面的应用。做好多源数据融合、处理破损数据、更高效的提取数据的特征是未来亟待努力的一个研究方向。同时，深度学习理论的高速发展，各类高效优质的语言模型推陈出新，将前沿的深度学习更快的与智慧交通相结合，找到更多共赢的结合点也是未来至关重要的努力方向。

参考文献

[1] 谈苗苗．基于 LSTM 和灰色模型集成的短期交通流预测［D］．Diss.

[2] ScarselliF，Gori M，Tsoi A C，et al. The Graph Neural Network Model［J］．IEEE Transactions on Neural Networks，2009，20（1）：p. 61-80.

[3] Ritchie S G．TRANSPORTATION RESEARCH PART C EMERGING TECHNOLOGIES［M］．Intelligent Transportation Systems，1993.

[4] Tang J，Zhang G，Wang Y，et al. A hybrid approach to integrate fuzzy C-means based imputation method with genetic algorithm for missing traffic volume data estimation［J］．Transportation Research Part C，2015，51：29-40.

[5] Ma X，Tao Z，Wang Y，et al. Long short-term memory neural network for traffic speed prediction using remote microwave sensor data［J］．Transportation Research Part C：Emerging Technologies，2015，54：187-197.

[6] Yan Tian，KailiZhang，JianyuanLi，XianxuanLin，Bailin Yang. LSTM-based Traffic Flow Prediction with Missing Data［J］．Neurocomputing，2018，318：297-305.

[7] Cui Z，Ke R，Wang Y. Deep Bidirectional and Unidirectional LSTM Recurrent Neural Network for Network-wide Traffic Speed Prediction［J］．2017：1.

[8] Y. Li，R. Yu，C. Shahabi，Y. Liu. Diffusion Convolutional Recurrent Neural Network：Data-Driven Traffic Forecasting. EprintarXiv；2017.

[9] B. Yu，H. Yin，Z. Zhu. Spatio-temporal graph convolutional networks：a deep learning framework for traffic forecasting. Proceedings of the 27th International Joint Conference on Artificial Intelligence，AAAI Press（2018），pp. 3634-3640.

[10] Zhang Z，Li M，Lin X，et al. Multistep speed prediction on traffic networks：A deep learning approach considering spatio-temporal dependencies［J］．Transportation Research Part C：Emerging Technologies，2019，105：297-322.