Journal of Computer Applications
计算机应用,2021,41(1):225 - 230
ISSN 1001-9081
CODEN JYIIDU
2021-01-10
http://www.joca.cn

文章编号:1001-9081(2021)01-0225-06
DOI:10.11772/j.issn.1001-9081.2020060919

基于经验模态分解和长短期记忆神经网络的短期交通流量预测

张晓晗[1],冯爱民[1,2*]
(1. 南京航空航天大学 计算机科学与技术学院,南京 210000; 2. 南京航空航天大学 人工智能学院,南京 210000)
(*通信作者电子邮箱amfeng@nuaa.edu.cn)

摘　要:交通流量预测作为智能交通的重要一环,所要处理的交通数据具有非线性、周期性和随机性的特点,导致在数据预测时,不稳定的交通流量数据依赖于长期数据范围,且由于一些外部因素使得原始数常包含一些噪声,可能导致预测性能的进一步下降。针对上述问题提出了一种能够去噪且能处理长时依赖的预测算法——EMD-LSTM。首先,通过经验模态分解(EMD)算法将交通时序数据中的不同尺度分量逐级分解出来,生成一系列具有相同特征尺度的本征模函数,从而去除一定的噪声影响;然后,借助长短期记忆(LSTM)神经网络解决数据的长期依赖问题,从而使所提算法在长时间视野预测方面表现更为突出。对实际数据集进行短期预测的实验结果表明,EMD-LSTM的平均绝对误差(MAE)比LSTM低了1.916 32,平均绝对百分误差(MAPE)比LSTM降低了4.645 45个百分点,可见所提出的混合模型使预测准确性得到显著提高,能够有效解决交通数据的问题。

关键词:交通时序数据;噪声;经验模态分解;长短期记忆神经网络;交通流量控制策略
中图分类号:TP181　　**文献标志码:**A

Short-term traffic flow prediction based on empirical mode decomposition and long short-term memory neural network

ZHANG Xiaohan[1], FENG Aimin[1,2*]
(1. *College of Computer Science and Technology*, *Nanjing University of Aeronautics and Astronautics*, *Nanjing Jiangsu* 210000, *China*;
2. *College of Artificial Intelligence*, *Nanjing University of Aeronautics and Astronautics*, *Nanjing Jiangsu* 210000, *China*)

Abstract: Traffic flow prediction is an important part of intelligent transportation. The traffic data to be processed by it are non-linear, periodic, and random, as a result, the unstable traffic flow data depend on long-term data range during data prediction. At the same time, due to some external factors, the original data often contain some noise, which may further lead to the degradation of prediction performance. Aiming at the above problems, a prediction algorithm named EMD-LSTM that can denoise and process long-term dependence was proposed. Firstly, Empirical Mode Decomposition (EMD) was used to decompose different scale components in the traffic time series data gradually to generate a series of intrinsic mode functions with the same feature scale, thereby removing certain noise influence. Then, with the help of Long Short-Term Memory (LSTM) neural network, the problem of long-term dependence of data was solved, so that the algorithm performed more outstanding in long-term field prediction. Experimental results of short-term prediction of actual datasets show that EMD-LSTM has the Mean Absolute Error (MAE) 1.916 32 lower than LSTM, and the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) 4.645 45 percentage points lower than LSTM. It can be seen that the proposed hybrid model significantly improves the prediction accuracy and can solve the problem of traffic data effectively.

Key words: traffic time series data; noise; Empirical Mode Decomposition (EMD); Long Short-Term Memory (LSTM) neural network; traffic flow control strategy

0　引言

随着社会经济发展,私家车和人均汽车保有量激增,交通拥堵问题日益严重,交通管理部门面对当前交通压力,提出两种有效解决方案:其一,可通过扩大车道数量以增大道路汽车容量。但由于额外的土地成本和政府巨额支出,通常在许多地区并不可行。基于此,使用流量控制策略以有效利用现有道路网络成为主要技术手段,不仅开支较低且多数情况下均可行,因此更为实用。本文提出一种流量控制策略以合理分配交通资源,从而节省时间并避免交通拥堵。

本文的主要工作如下:

1)长短期记忆神经网络解决了数据长期依赖问题,通过寻找长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)神经网络最优参数,可提高交通时序数据预测准确性;

2)将原始交通数据流经过经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)降噪,降低交通数据噪声对预测的影响;

3)应用在实际交通数据集的实验结果表明提出的EMD-LSTM算法可有效提高交通数据预测精度。

收稿日期:2020-05-30;**修回日期:**2020-07-30;**录用日期:**2020-08-03。
作者简介:张晓晗(1995—),女,安徽淮南人,硕士研究生,主要研究方向:机器学习、数据挖掘; 冯爱民(1971—),女,江苏南京人,副教授,CCF会员,主要研究方向:机器学习、数据挖掘、异常检测、系统结构。

1 相关工作

目前,基于流量控制策略人们提出了大量的流量预测模型,以关注不同模型结构的预测性能,它们可以分为两类:参数方法和非参数方法。参数方法包括历史平均值[1]、灰色预测模型[2]、指数平滑方法[3]、卡尔曼滤波方法[4-6]、自回归综合移动平均值(AutoRegressive Integrated Moving Average, ARIMA)[7]模型、季节性自回归综合移动平均值(Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average, SARIMA)[8]、多元时间序列模型[9-10]、频谱分析[11-12]和结构时间序列模型[13]等。而非参数模型包括人工神经网络(Artificial Neutral Network, ANN)[14]、非参数回归模型[15]、模糊逻辑系统方法[16-17]、支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)[18-20]等。这些算法在某些特定应用中表现出高性能,然而也各自有局限性,比如当交通状况急剧变化时,历史平均方法在应对意外事件方面具有关键缺陷;卡尔曼滤波方法容易产生过冲,从而降低预测精度值。非参数法中如刘明宇等[21]、罗文慧等[22]基于深度学习的神经网络结构,交叉验证法了非参数模型的预测性能,具有较高的精准度。而非参数模型采用未指定数量的参数来隐式存储交通数据的微妙方面,由于运输系统的外部环境复杂以及交通系统时空变化的不确定性,从检测器收集的原始交通数据可能会受到一些不可观察的因素干扰,这些干扰,称之为噪声,非参数模型不可避免地包括噪声,这些噪声将导致交通流量预测的可靠性和准确性下降,严重影响预测性能,所以非参数模型需要更多的时间和计算量来学习最佳参数。

因此,原始数据增加去噪过程是提高交通流量预测准确度的有效手段。本文提出了一种短期交通预测算法称之为EMD-LSTM,可预测短期内的交通量,经验模态分解(EMD)可以帮助确定复杂的非线性时间序列的特征,将原始时间序列信号分解为少量的振荡模式以达到降噪目的,这些振荡模式可以表示为某些本征模函数(Intrinsic Mode Function, IMF)和残差,IMF和残差会保留原始信号的非周期性趋势以及任何周期性波动。长短期记忆神经网络在长时间视野预测方面较其他通用的机器学习算法如ARIMA、ANN等表现更为突出。

2 方法及原理

本章主要介绍实验方法以及原理,包括经验模态分解以及长短期记忆神经网络。

2.1 经验模态分解(EMD)

经验模态分解(EMD)是一种将瞬时数据分解为多个本征模函数(IMF)和一个残差$\boldsymbol{r}(t)$同时获得瞬时频率模式的方法,这是Huang等[23]在1998年提出的一种时频分析的自适应方法。EMD不仅突破了傅里叶变换的局限性,而且在确定小波基函数时避免了小波变换的主要问题。EMD具有良好的时频分辨率和适应性,能够完美地重建原始信号,同时具有突出信号中可能忽略的精细结构的潜力。在噪声抑制方面,EMD可以在将包含噪声的信号分解后,将噪声和有效信号分离为不同的本征模式函数和残差,IMF分量反映了原始时间序列的不同时间尺度的振荡特性,残差反映了原始数据的长期趋势。也可以通过合理选择IMF来重构信号来达到消除噪声的目的。分解后的IMF与原始交通数据序列相比具有更强的规律性,去除了一定噪声影响。EMD已应用于图像分析[24]、短期负荷数据降噪[25]、变速箱故障诊断[26]等许多领域,经验模态分解方法完全基于顺序数据的固有信息,不同于傅里叶变换以及小波变换,该方法无需任何预定义的模式,并由于其具有数据自适应功能而取得了巨大的成功。EMD方法可以处理分析非线性、非平稳数据,这对于探索交通预测模型的隐藏时间序列关系起了至关重要的作用,该方法有助于揭示复杂的非线性时间序列的特征。IMF由以下步骤确定。

对于原始时序数据$\boldsymbol{x}_0(t)$,根据其上下极值点,分别确定其上包络线$\boldsymbol{u}_0(t)$和下包络线$\boldsymbol{l}_0(t)$,如图1所示。

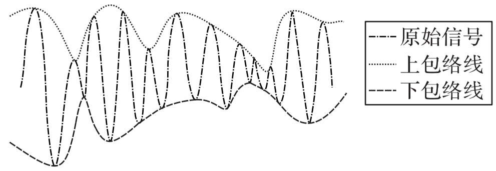


图1 原始信号的上下包络线

Fig. 1 Upper and lower envelopes of original signal

a)平均包络线$\boldsymbol{m}_0(t)$是上包络线与下包络线的平均值,通过计算原始数据$\boldsymbol{x}_0(t)$和平均包络线$\boldsymbol{m}_0(t)$的差异,得出第一个IMF,即$\boldsymbol{c}_0(t)$以及第一个残差$\boldsymbol{r}_0(t)$。

$$\boldsymbol{m}_0(t) = \frac{1}{2}\left[\boldsymbol{u}_0(t) + \boldsymbol{l}_0(t)\right] \tag{1}$$

$$\boldsymbol{c}_0(t) = \boldsymbol{x}_0(t) - \boldsymbol{m}_0(t) \tag{2}$$

$$\boldsymbol{r}_0(t) = \boldsymbol{m}_0(t) \tag{3}$$

b)残差$\boldsymbol{r}_0(t)$将会作为下一轮的原始数据,返回式(1)、(2)计算,得到一系列残差,如式(4)所示,原始数据将被分解成一系列IMF和一个残差$\boldsymbol{r}_n$:

$$\boldsymbol{x}(t) = \sum_{i=0}^{n-1}\boldsymbol{c}_i + \boldsymbol{r}_n \tag{4}$$

2.2 长短期记忆神经网络

LSTM神经网络是一种特殊类型的递归神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)架构,以解决长期依赖问题。LSTM神经网络在确定时间序列之间的影响的基础上,在长时间预测方面比其他非参数模型表现更好。长短期记忆神经网络引入了三个门来控制和保护存储单元中的信息。门定义为输入门、输出门和遗忘门,每个门的状态由变量通过梯度下降的训练来控制。LSTM模型中的每个门都有独特的功能,遗忘门以一定的概率控制是否遗忘上一层的细胞状态$\boldsymbol{h}_{(t-1)}$,而输入和输出门控制输入数据的流动方向。$\boldsymbol{y}_t$的每个输出都取决于外部输入$\boldsymbol{x}_t$和前单元细胞的输出$\boldsymbol{y}_{t-1}$,图2为LSTM细胞单元更新详细过程。式(5)列出了LSTM更新公式,运算符和×和+表示矩阵与元素的乘法和加法,$\boldsymbol{W}_i(i = \mathrm{f, h, u, o})$是$\boldsymbol{R}_i(i = \mathrm{f, h, u, o})$对应门的权重度量,相应偏差是$\boldsymbol{b}_i(i = \mathrm{f, h, u, o})$。

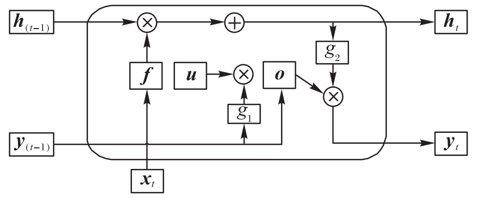


图2 LSTM细胞单元更新详细过程

Fig. 2 Detailed process of LSTM cell unit update

遗忘门: $\boldsymbol{f}_t = \sigma(\boldsymbol{W}_{\mathrm{f}}\boldsymbol{x}_t + \boldsymbol{R}_{\mathrm{f}}\boldsymbol{y}_{t-1} + \boldsymbol{b}_{\mathrm{f}})$ (5)

更新状态: $\boldsymbol{u}_t = \sigma(\boldsymbol{W}_{\mathrm{u}}\boldsymbol{x}_t + \boldsymbol{R}_{\mathrm{u}}\boldsymbol{y}_{t-1} + \boldsymbol{b}_{\mathrm{h}})$ (6)

候选状态: $\boldsymbol{h}_t{}' = g_1(\boldsymbol{W}_{\mathrm{h}}\boldsymbol{x}_t + \boldsymbol{R}_{\mathrm{h}}\boldsymbol{y}_{t-1} + \boldsymbol{b}_{\mathrm{u}})$ (7)

细胞状态: $\boldsymbol{h}_t = \boldsymbol{f}_t \times \boldsymbol{h}_{t-1} + \boldsymbol{u}_t \times \boldsymbol{h}_t{}'$ (8)

输出门: $\boldsymbol{o}_t = \sigma(\boldsymbol{W}_{\mathrm{o}}\boldsymbol{x}_t + \boldsymbol{R}_{\mathrm{o}}\boldsymbol{y}_{t-1} + \boldsymbol{b}_{\mathrm{o}})$ (9)

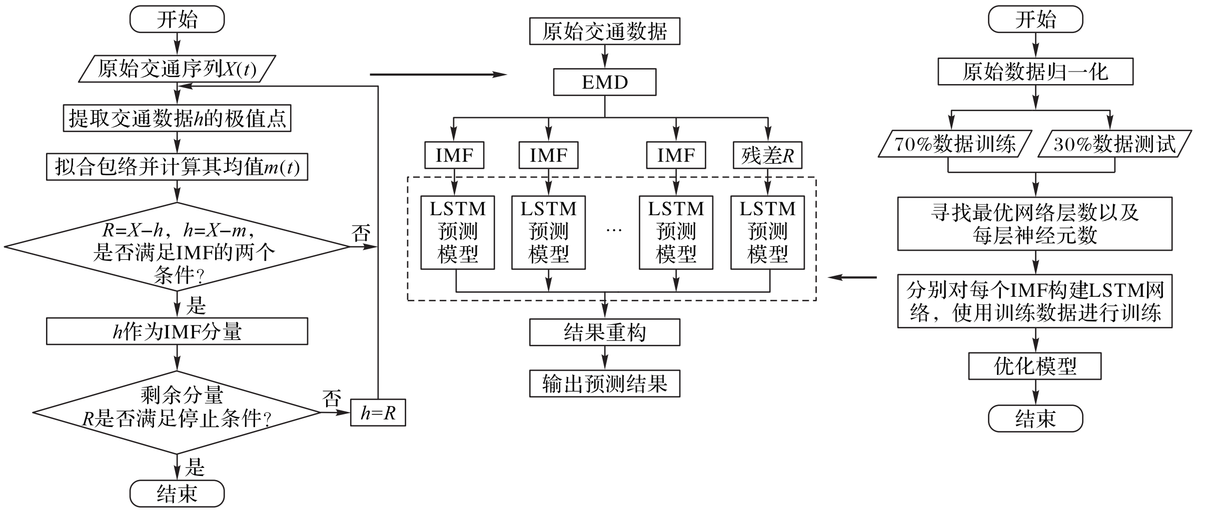
输出: $\boldsymbol{y}_t = \boldsymbol{o}_t \times g_2(\boldsymbol{h}_t)$ (10)

3 EMD-LSTM 的预测模型

本章将原始数据进行了经验模态分解,根据分解得到的 IMF 以及残差构建了基于 EMD-LSTM 预测模型。

3.1 模型流程及建模过程

使用图 3 所示的 EMD-LSTM 预测模型,实现步骤如下所示:



(a) EMD步骤　(b) EMD-LSTM预测流程　(c) LSTM模型构建步骤

图3　LSTM-EMD 预测模型

Fig. 3　LSTM-EMD prediction model

输入　原始时序数据 $\boldsymbol{x}_0(t)$。

1)　$\boldsymbol{r}_0 = \boldsymbol{x}(t), i = 1, j = 1$

Repeat

2)　$\boldsymbol{h}_{j-1} = \boldsymbol{r}_{i-1}(t), m = 0$

Repeat

3)　$\boldsymbol{m}_{j-1}(t) = \dfrac{(\boldsymbol{e}_{\max}(t) + \boldsymbol{e}_{\min}(t))}{2}$;

4)　$\boldsymbol{h}_j(t) = \boldsymbol{h}_{j-1}(t) - \boldsymbol{m}_{j-1}(t)$;

5)　$\boldsymbol{r}_i(t) = \boldsymbol{r}_{i-1}(t) - \boldsymbol{imf}_i(t)$;

6)　if $\boldsymbol{r}_j(t)$ 在整个时间范围内,局部极值点和过零点的数目必须相等,或最多相差一个,并且在任意时刻点,局部最大值的包络(上包络线)和局部最小值的包络(下包络线)平均为零

$\boldsymbol{imf}_i = \boldsymbol{h}_j(t), m = 1$;

Until $m = 1$

Until $\boldsymbol{r}_i(t)$ 极值点小于 2

7)　$\boldsymbol{r}_n = \boldsymbol{r}_i(t)$;

8)　对不同时间尺度的 IMF 以及 $\boldsymbol{r}_n$ 分别构建 LSTM 模型分别用于预测,预测值为 $P_1, P_2, \cdots, P_r$;

9)　$P = \sum_{i=1}^{n} P_i + P_r$;

输出　预测值 P。

3.2 EMD 结果

以 3 个周期的数据为例,原始交替数据经过 EMD 如图 4 所示。从图 4 可以看出:IMF1、IMF2、IMF3 频率较高,为交通数据中高频分量;IMF4、IMF5、IMF6 周期性明显,为交通数据中低频分量;残差 R 为整体变化趋势,为交通数据中的趋势分量。EMD 分解了 3 个周期的交通数据,表明 IMF 比原始数据更稳定。

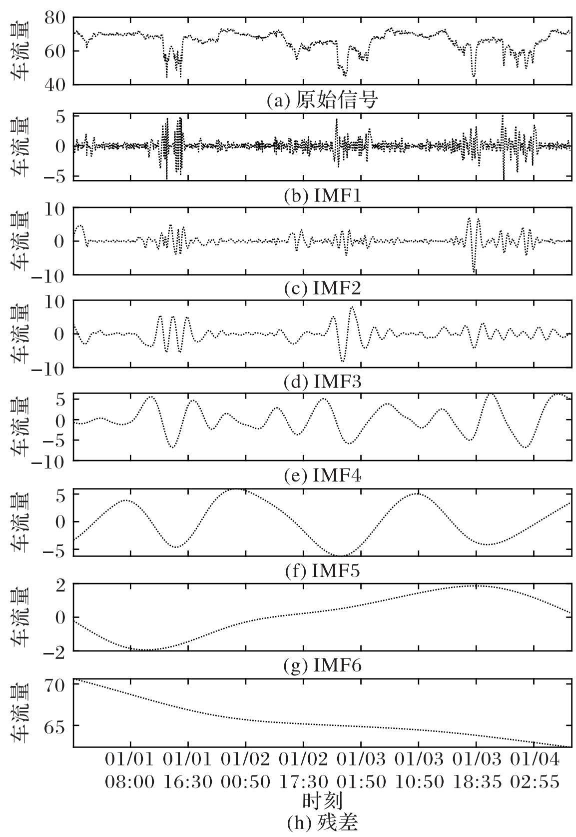


图4　EMD 结果

Fig. 4　Results of EMD

4 实验分析

本章主要介绍实验数据集、实验评价指标、实验设置,将

参数法ARIMA和ANN与LSTM分别对比分析，解决数据长期依赖问题，将LSTM与EMD-LSTM混合模型进行对比预测，并在不同时间步中分析预测结果。

4.1 实验数据集

本实验使用加利福尼亚州所有高速公路交通数据集，如图5所示，其中包含部分路段2000年至今近20年的流量监测数据。该数据集由加州Caltrans性能测量系统（PeMS）每30 s实时采集一次，截止目前该系统在加州各大城市的高速公路上部署了约4.5万个探测器。数据集提供聚合以后的5 min粒度的数据，主要字段包括流量、速度、占有率等，也包含传感器站的地理信息。

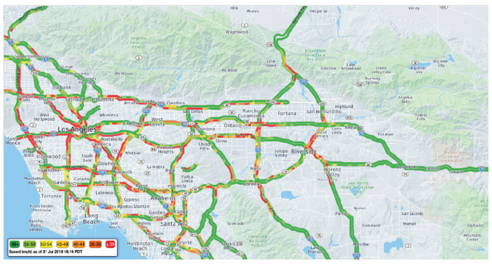


图5 加利福尼亚交通数据集

Fig. 5 California traffic dataset

数据集部分特征值如表1所示，时间一列记录间隔开始的日期和时间，例如，时间08:00:00表示聚合包含在08:00:00和08:04:59之间收集的数据信息；方向一列代表公路的方向；道路类型一列表示公路类型，比如ML（Mainline）表示主干道，OR（On Ramp）表示斜道等；车流量一列表示5 min内所有车道的流量总和；车道平均占用率一列表示所有车道的平均占用率，取值为0到1之间；平均速度一列表示所有车道在5 min内的流量加权平均速度。

表1 实验数据集部分特征值

Tab. 1 Some engenvalues of experimental dataset

时间	方向	道路类型	车流量	车道平均占用率	平均速度/(km·h^{-1})
2019-01-01T00:00	S	ML	49	0.0072	69.0
2019-01-01T00:05	N	ML	139	0.0196	71.3
2019-01-01T00:10	S	OR	89	0.0129	70.6

4.2 实验评价评价指标

1）平均绝对误差（Mean Absolute Error，MAE）。平均绝对误差能更好地反映预测值误差的实际情况，公式如下：

$$MAE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|(f_i - y_i)\right| \tag{11}$$

其中：f_i为预测值，y_i为真实值。

2）平均绝对百分误差（Mean Absolute Percentage Error，MAPE）：范围为$[0,+\infty)$，MAPE越小表示模型效果越好。公式如下：

$$MAPE = \frac{100\%}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\frac{f_i - y_i}{y_i}\right| \tag{12}$$

其中：f_i为预测值，y_i为真实值。MAPE只比MAE多个分母，MAE考量绝对误差，MAPE考量相对误差。

4.3 实验设置

当使用1 h的交通数据预测时间步长为1即5 min后的交通流量时，表2显示了LSTM神经网络使用不同数量的层和神经单元个数时训练集以及测试集不同MAPE，可以得出，采用如图6所示的LSTM神经网络（每层有32个神经单元的3层网络）能够在训练集上产生非常低的误差，再持续增加层数和神经元只会改善训练集的精度，不仅不会提高测试数据的性能，还会增加算法时间复杂度，增加模型训练时长。为了提高测试数据，采用Dropout为正则化方法，优化器使用RMSProp[27]，损失函数使用可使模型有效收敛的MSE指标，其余参数包括学习速率等使用默认参数，迭代1000次得到训练模型。数据集70%用于训练数据，30%用于测试。

表2 不同网络框架下的流量预测MAPE

Tab. 2 Traffic prediction MAPE under different network frameworks

层数	神经元数	MAPE/%	
		训练集	测试集
1	32	1.47607	3.43991
	64	1.40106	3.41080
	128	1.36445	3.06328
2	32	1.31988	2.97055
	64	1.16082	2.91167
	128	1.12431	2.67448
3	32	1.31700	2.65600
	64	1.10921	2.78691
	128	0.87561	2.73013

当输入为12维、步长为1的LSTM最优网络结构如图6所示。

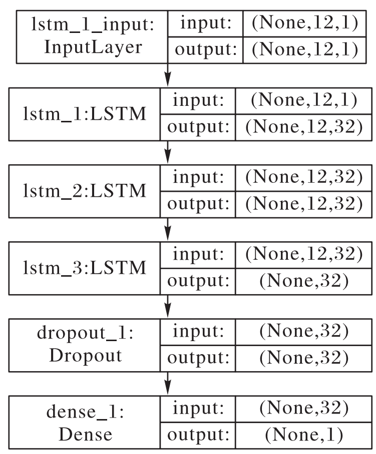


图6 步长为12的LSTM神经网络结构

Fig. 6 LSTM neural network structure with step size of 12

4.4 实验结果

首先解决交通数据长期依赖的问题。为了比对预测结果，此处选用了参数法ARIMA和非参数法ANN与LSTM进行交通流量预测，而考虑到实际应用场景，这里使用1 h的流量数据分别预测5 min后以及1 h后的流量，结果如表3所示。

表3 ARIMA、ANN、LSTM交通流量预测结果对比

Tab. 3 Comparison of ARIMA, ANN, LSTM traffic flow prediction results

算法	5 min		1 h	
	MAE	MAPE/%	MAE	MAPE/%
ARIMA	4.03666	5.67235	5.48994	7.78408
ANN	1.27700	2.16487	1.52840	2.60475
LSTM	1.23447	2.05887	1.45900	2.46100

如实验结果可见，在预测5 min的交通时序数据上，LSTM算法的MAE比ARIMA以及ANN的分别低了2.80219和

0.042 53,MAPE比ARIMA以及ANN的分别低了3.613 48个百分点和0.106个百分点;在预测1 h的交通时序数据上,LSTM算法的MAE比ARIMA以及ANN的分别低了4.030 49和0.069 4,MAPE比ARIMA以及ANN的分别低了5.323 08个百分点和0.143 75个百分点。ARIMA算法较为适用于稳定交通流量预测,当有外界干扰导致数据不稳定时会使预测准确率降低,非参数法比参数法性能更好;LSTM比ANN算法预测精度更高,而且在长时预测中较ANN表现也更为突出。

进一步降低交通数据集的噪声影响,将2019年1月份数据的70%作为的训练集,30%作为测试集,进行EMD得到9个IMF和1个残差,一共10个分量分别进行预测,使用12 h的数据预测1 h后的交通数据,最后进行结果重构。其中1 d后的预测结果如图7所示,实验得到的预测指标如表4所示。

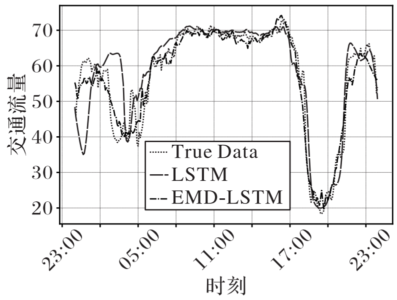


图7　LSTM与EMD-LSTM预测结果

Fig. 7　Prediction results of LSTM and EMD-LSTM

表4　各算法交通流量预测效果对比

Tab. 4　Comparison of prediction effects of different algorithms

算法	MAE	MAPE/%
LSTM	4.632 370	10.188 72
EMD-LSTM	2.716 050	5.543 27
EMD-LSTM(去除IMF1)	2.619 010	5.425 37
EMD-LSTM(去除IMF2)	2.598 738	5.333 58
EMD-LSTM(去除IMF1、2)	2.482 911	5.175 19
EMD-LSTM(去除IMF1、2、3)	5.035 037	11.699 71

图7可以看出,本文所提出的EMD-LSTM模型的预测曲线更接近于原始交通曲线。在噪声影响较多的时间段(图中23:00~5:00)的预测准确性远远高于单一模型。在表4中,将通过降噪处理以及未降噪模型进行对比分析,总体精度性能从表4中可以明显看出,EMD-LSTM的MAE比LSTM低了1.916 32,EMD-LSTM的MAPE比LSTM降低了4.645 45个百分点,混合模型的预测效果明显优于单个LSTM神经网络。

进一步研究表明,通过重构结果即去除部分本征函数IMF的影响,如表4所示可进一步提高预测精度,实验证明,去除IMF1和IMF2的效果是最好的,比全预测结果重构的MAPE降低了0.368 08个百分点,而仅去除IMF2之后的任何一个本征模函数都没有全IMF预测重构预测精度高,如图8所示。实验表明EMD方法将含有噪声的数据分成单独的IMF并确定实时序列的总体趋势,降低了交通数据噪声对预测的影响,从而有效地提高了预测性能和模型的鲁棒性。

最后为了验证预测模型在不同时间步中的表现,使用12 h的数据分别预测1 h后、24 h后以及48 h后的交通数据,结果如表5所示。

实验结果所示,准确性随着预测时长增加而降低,EMD-LSTM混合模型的表现均比LSTM好,在短期(1 h)预测上性能提升最明显,较中长期(24 h、48 h)的预测准确性虽有提升,但是不明显。两个不同的预测时间尺度之间的比较表明,虽然LSTM神经网络可以最大限度地提高原始数据的准确性,可解决所预测数据依赖长期的具有时序性输入的问题,但是在短期预测上比长期预测的准确率要高。

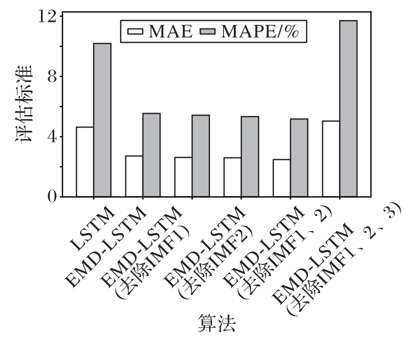


图8　各算法交通流量预测效果对比

Fig. 8　Comparison of prediction effects of different algorithms

表5　不同时间步的交通数据预测效果对比

Tab. 5　Comparison of prediction effects of traffic data with different time steps

算法	1 h		24 h		48 h	
	MAE	MAPE/%	MAE	MAPE/%	MAE	MAPE/%
LSTM	4.632 4	10.188 7	6.898 7	18.446 4	7.613 0	19.963 1
EMD-LSTM	2.716 1	5.543 3	6.551 3	17.210 6	6.952 7	18.465 7

5　结语

本文提出了EMD-LSTM模型,解决了交通数据长期依赖的问题,LSTM在长时间视野预测方面较参数法以及其他人工智能方法表现更为突出。对于高度不稳定的交通流量分布,引入降噪算法EMD,以便在进行预测之前将原始交通数据分解为更多固定的分量,这使原始时间序列信号分解为固定的振荡模式以达到降噪目的,因此只需分别这些分量构建合适预测模型,重构最终预测结果。研究结果表明,将原始交通数据降噪后分别进行预测,预测精度明显优于为降噪处理的单一模型。但是准确性随着预测时长增加而降低,短期预测的效果最优。未来工作将考虑如何优化对于中长期的预测,并且本文研究只考虑了数据的时序性,并没有考虑交通数据的空间性,未来工作将考虑如何加入空间性进一步提高预测精度。

参考文献(References)

[1] ZHOU T, HAN G, XU X, et al. A learning-based multimodel integrated framework for dynamic traffic flow forecasting[J]. Neural Processing Letters, 2019, 49(1): 407-430.

[2] ZENG B, LI C. Improved multi-variable grey forecasting model with a dynamic background-value coefficient and its application[J]. Computers and Industrial Engineering, 2018, 118:278-290.

[3] WILLIAMS B M, DURVASULA P K, BROWN D E. Urban freeway traffic flow prediction: application of seasonal autoregressive integrated moving average and exponential smoothing models[J]. Transportation Research Record , 1998, 1644(1): 132-141.

[4] XIE Y C, ZHANG Y, YE Z. Short-term traffic volume forecasting

using Kalman filter with discrete wavelet decomposition [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2007, 22(5): 326-334.

[5] GUO J, HUANG W, WILLIAMS B M. Adaptive Kalman filter approach for stochastic short-term traffic flow rate prediction and uncertainty quantification [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2014, 43(Pt 1): 50-64.

[6] WANG Y, VAN SCHUPPEN J H, VRANCKEN J. Prediction of traffic flow at the boundary of a motorway network [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2014, 15(1): 214-227.

[7] COMERT G, BEZUGLOV A. An online change-point-based model for traffic parameter prediction [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(3): 1360-1369.

[8] ZHANG X, PANG Y, CUI M, et al. Forecasting mortality of road traffic injuries in China using seasonal autoregressive integrated moving average model[J]. Annals of Epidemiology, 2015, 25(2): 101-106.

[9] MIN W, WYNTER L. Real-time road traffic prediction with spatio-temporal correlations [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2011, 19(4):606-616.

[10] MA T, ZHOU Z, ABDULHAI B. Nonlinear multivariate time-space threshold vector error correction model for short term traffic state prediction [J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2015, 76: 27-47.

[11] TCHRAKIAN T T, BASU B, O'MAHONY M, et al. Real-time traffic flow forecasting using spectral analysis [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(2): 519-526.

[12] ZHANG Y, ZHANG Y, HAGHANI A. A hybrid short-term traffic flow forecasting method based on spectral analysis and statistical volatility model[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2014, 43(Pt 1): 65-78.

[13] GHOSH B, BASU B, O'MAHONY M. Multivariate short-term traffic flow forecasting using time-series analysis [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2009, 10(2): 246-254.

[14] HU X, XU X, XIAO Y, et al. SINet: a scale-insensitive convolutional neural network for fast vehicle detection[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(3): 1010-1019.

[15] CAI P, WANG Y, LU G, et al. A spatiotemporal correlative k-nearest neighbor model for short-term traffic multistep forecasting [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2016, 62: 21-34.

[16] ABU ARQUB O, ABO-HAMMOUR Z S. Numerical solution of systems of second-order boundary value problems using continuous genetic algorithm[J]. Information Sciences, 2014, 279: 396-415.

[17] ABU ARQUB O, AL-SMADI M, MOMANI S, et al. Application of reproducing kernel algorithm for solving second-order, two-point fuzzy boundary value problems [J]. Soft Computing, 2017, 21(23): 7191-7206.

[18] CAI W, YU D, WU Z, et al. A hybrid ensemble learning framework for basketball outcomes prediction [J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2019, 528: No. 121461.

[19] CHENG A, JIANG X, LI Y, et al. Multiple sources and multiple measures based traffic flow prediction using the chaos theory and support vector regression method [J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2017, 466: 422-434.

[20] XIAO J, WEI C, LIU Y. Speed estimation of traffic flow using multiple kernel support vector regression [J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2018, 509: 989-997.

[21] 刘明宇,吴建平,王钰博,等. 基于深度学习的交通流量预测[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(11): 4100-4105, 4114.(LIU M Y, WU J P, WANG Y B, et al. Traffic flow prediction based on deep learning[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(11): 4100-4105, 4114.)

[22] 罗文慧,董宝田,王泽胜. 基于CNN-SVR混合深度学习模型的短时交通流预测[J]. 交通运输系统工程与信息, 2017, 17(5): 68-74.(LUO W H, DONG B T, WANG Z S. Short-term traffic flow prediction based on CNN-SVR hybrid deep learning model [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2017, 17(5): 68-74.)

[23] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings of the Royal Society A: Mathematical Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.

[24] NUNES J C, BOUAOUNE Y, DELECHELLE E, et al. Image analysis by bidimensional empirical mode decomposition [J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(12): 1019-1026.

[25] 叶林,刘鹏. 基于经验模态分解和支持向量机的短期风电功率组合预测模型[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(31):102-108.(YE L, LIU P. Combined model based on EMD-SVM for short-term wind power prediction[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(31): 102-108.)

[26] LIU B, RIEMENSCHNEIDER S, XU Y. Gearbox fault diagnosis using empirical mode decomposition and Hilbert spectrum [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(3): 718-734.

[27] YILDIRIM S, JOTHIMANI D, KAVAKLIOĞLU C, et al. Deep learning approaches for sentiment analysis on financial microblog dataset [C]// Proceeding of the 2019 IEEE International Conference on Big Data. Piscataway: IEEE, 2019: 5581-5584.

ZHANG Xiaohan, born in 1995, M. S. candidate. Her research interests include machine learning, data mining.

FENG Aimin, born in 1971, Ph. D., associate professor. Her research interests include machine learning, data mining, anomaly detection, system structure.