

陶齐宇, 余传锦, 李永乐, 等. 基于经验值分解及 Elman 神经网络的桥址区风速预测[J]. 灾害学, 2017, 32(4): 85-89.
[TAO Qiyu, YU Chuanjin, LI Yongle, et al. Wind Speed Forecasting for Bridge Sites Based on Empirical Mode Decomposition and Elman Neural Network [J]. Journal of Catastrophology, 2017, 32(4): 85-89. doi: 10.3969/j.issn.1000-811X.2017.04.014.]

基于经验值分解及 Elman 神经网络的桥址区风速预测*

陶齐宇¹, 余传锦², 李永乐², 张明金², 蒋劲松¹

(1. 四川省交通运输厅公路规划勘察设计研究院, 四川 成都 610041; 2. 西南交通大学 桥梁工程系, 四川 成都 610031)

摘要: 准确的风速预测对于保障强风区的桥梁及行车安全是十分必要的。但因风速波动性大, 非平稳性质强, 准确预测较为困难。为提高预测精度, 研究中采用 EMD-Elman 预测模型。将预测性能良好的 Elman 神经网络融入经验值分解技术, 以降低风速时程的非平稳性质。以大渡河大桥桥址区的实测风速作为算例验证。系统地研究了 EMD-Elman 模型的预测效果, 并将其与 Elman 神经网络及被广泛采用的持续法和差分自回归移动平均模型进行对比。结果显示, 融入经验值分解技术后, EMD-Elman 模型预测性能有大幅提升; 较 Elman 神经网络、持续法和差分自回归移动平均模型而言, EMD-Elman 模型预测性能最为优越, 可用于桥址区风速预测。

关键词: 经验值分解; Elman 神经网络; 桥址区; 风速; 预测模型

中图分类号: TU398; X43 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-811X(2017)04-0085-05

doi: 10.3969/j.issn.1000-811X.2017.04.014

近几年来, 随着我国山区高速公路的大规模建设, 风致车辆事故, 尤其在桥上的事故明显增加。内陆强风区风环境恶劣, 线路沿线桥梁主梁断面各异^[1]、形式艰险, 强风作用下车辆的安全隐患大大增加^[2]。故针对强风作用下的车辆的行车安全建立可靠的大风预警系统的需求日益迫切。大风预警系统以风速的精准预测为基础核心。但由于风速波动性大, 非平稳性质强, 准确预测较为困难。预测方法主要包括了: 统计法、智能算法及组合模型, 其中以基于信号分解技术(小波分解^[3-4]及经验值分解(EMD)^[5]等)的组合模型运用最为广泛。由于 EMD 简单又易于接受, 故被广泛采用。最近几年来, Liu 等^[6]将风速序列利用 EMD 进行分解后, 再将所有的子序列利用差分自回归移动平均模型 (ARIMA) 进行预测并最后累加得到最后的预测值。Ren 等^[7]和 Hong 等^[8]利用了 EMD 及 BP 神经网络提前 1 h 的风速进行预测。Fei^[9]提出了 EMD 与多核相关向量拟合法结合的风速预测方法。

以上对风速预测的研究基本是围绕于风电场, 对桥址区风速的预测研究几乎空白。又考虑到 Elman 神经网络的预测性能优越, 但其尚未在桥址区风速预测研究中被检验。鉴于此, 结合 EMD, 以 EMD-Elman 模型为基础, 本文对大渡河大桥桥址

区的风速预测展开深入研究, 以对后期该桥址区的防灾减灾及预警系统的建立奠定坚实基础。

1 预测方法

1.1 经验值分解

经验值分解 (EMD) 被广泛运用于平稳和非平稳时间序列的处理。其核心思想就是将时间序列分成一系列本质模态函数。主要步骤包括了:

- (1) 对于信号 $X(t)$, 求得其局部最大值及局部最小值的包络线平均值 m_1 ;
- (2) 获取第一个分量 $h_1: h_1 = X(t) - m_1$;
- (3) 对 h_1 进行处理, 得到 h_1 的上下限包络值 m_{11} , 并得到 $h_{11} = h_1 - m_{11}$;
- (4) 重复这个过程 k 次, 直到 $h_{1(k-1)} - m_{1k} = h_{1k}$ 满足本质模态函数要求;
- (5) 将 h_{1k} 记为 c_1 , 即得到第一个 IMF 分量 (IMF1), 并获取序列的剩余部分: $X(t) - c_1 = r_1$;
- (6) 重复计算 $r_j: r_1 - c_2 = r_2, \dots, r_{n-1} - c_n = r_n$, 即可完成对 $X(t)$ 的分解。

通过 EMD, $X(t)$ 被分解成 n 个本质模态函数及一个趋势函数:

* 收稿日期: 2017-03-31

修回日期: 2017-05-24

基金项目: 交通运输部建设科技计划项目 (2014318800240); 四川省创新研究团队 (2015TD0004)

第一作者简介: 陶齐宇 (1971-), 男, 山东巨野人, 博士, 高级工程师, 研究方向为大跨度桥梁设计理论及方法。

E-mail: tqcy1997@163.com

$$X(t) = \sum_{i=1}^n c_i + r_n \circ \tag{1}$$

1.2 Elman 神经网络

Elman 神经网络(ENN)是一种简单的循环神经网络,它被广泛运用于实践序列的预测^[8]。如图 1 所示,典型的 ENN 结构主要分为 4 个部分,分别是,输入层、隐藏层、关联层及输出层。关联层储存了隐藏层的上一步输入并在下一步计算的时候再将其传入隐藏层。因此由于关联层的存在,较被广泛采用的 BP 神经网络^[10-11],ENN 具有了处理时变数据的能力。

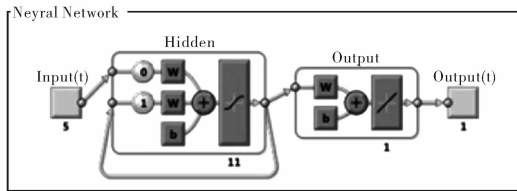


图 1 在 Matlab 中 ENN 的典型结构

1.3 预测模型

针对桥址区的风速预测研究,本文采用 EMD - Elman 的风速预测混合模型。其预测流程图 2 所示。概括而言,可以分为 3 个步骤:

- (1) 将获取的风速时程了利用 EMD 进行分解得到多个子序列 (IMF1、IMF2、……、IMFn 和 Residue);
- (2) 针对 (1) 中得到所有子序列 (IMF1、IMF2、……、IMFn 及 Residue),建立 $n + 1$ 个 Elman 神经网络模型;
- (3) 将(3)中得到的所有子序列的预测值累加作为最后的预测结果。

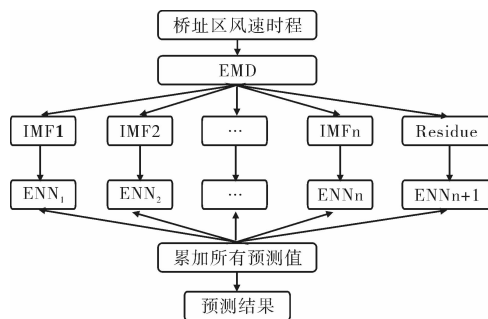


图 2 桥址区风速预测 EMD - Elman 模型流程图

2 桥址区概况

大渡河大桥距离泸定县城约 5 km。大桥地处高山峡谷之间,桥面距离大渡河沟底约 300 m,连接桥梁两端的均是陡峭的山脉。桥位处每天都会出现大风。与常规的季风或强对流天气出现的大风不同,是由于局部温差、局部地形和日照不均

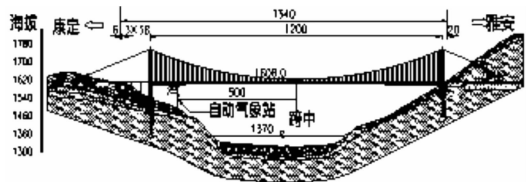
匀共同作用形成的局部小尺度大风^[12]。

2.1 观测概要

为观测大渡河桥址区的大风,以便对桥址区风速预测展开研究,如图 3 所示,桥位处安装了 1 套四要素自动气象站(CAW600 - RT)。该观测站点基本位于大桥纵向中心轴线上,在大桥上游约 30 m 处,大桥跨中偏离康定侧桥塔约 100 m,风速、风向传感器的海拔高程为 1 530 m,距离桥面设计高度 78 m^[13]。



(a)平面图



(b)立面图

图 3 观测点布置 (单位: m)

3 算例验证

3.1 数据描述

本文采用了来自于四川省大渡桥桥址区的某一个月实际风速数据 $\{X_{1t}\}$ 和 $\{X_{2t}\}$ 作为研究对象。如图 4 所示, $\{X_{1t}\}$ 和 $\{X_{2t}\}$ 均包括了 1 个月内的每小时风速。其中最后 7 d, 168 个样本数据用来验证所建立的预测模型的性能,其余数据用做训练集。

3.2 误差指标

为验证模型性能,研究采用如表 1 中的 3 种误差指标,平均绝对误差 (MAE),平均相对误差 (MAPE),均方根误差 (RMSE),计算如表 1 所示。

表 1 误差指标

误差指标	计算
MAE	$\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N X(t) - \hat{X}(t) $
MAPE	$\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left \frac{X(t) - \hat{X}(t)}{X(t)} \right $
RMSE	$\sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{t=1}^N [X(t) - \hat{X}(t)]^2}$

注: $X(t)$ 是实际风速, $\hat{X}(t)$ 是风速预测值, N 是序列数目。

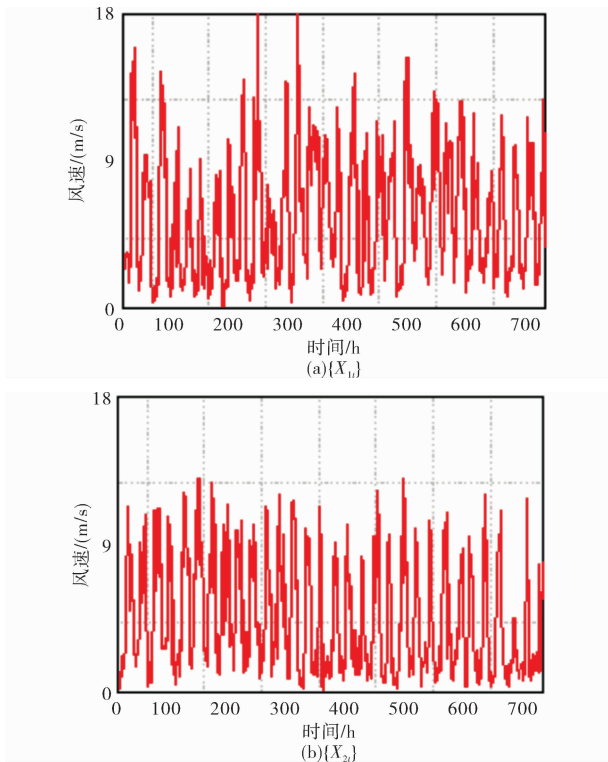


图4 大渡河桥址区的某一个月内的实际风速时程 $\{X_{1t}\}$ 和 $\{X_{2t}\}$

3.3 预测结果及对比分析

将 $\{X_{1t}\}$ 利用 EMD - Elman 模型进行预测。为验证该模型的性能,被广泛采用的持续法,差分自回归移动平均模型 (ARIMA) 及单个 Elman 神经网络模型 (ENN),也用作对 $\{X_{1t}\}$ 的预测。图5为相关的预测结果。经计算,误差指标如表2所示。从表2可以看到:

(1) 在提前一步预测时,持续法、ARIMA 及 ENN 的预测平均绝对误差 MAE 分别是 1.66m/s、1.52 m/s 及 1.56 m/s, 平均相对误差 MAPE 分别是 37.3%、37.1% 及 37.4%, 至于均方根误差 RMSE 情况类似。在提前两步与三步预测时,总体说来,这三个模型的预测误差指标均相差不大。因此持续法、ARIMA 及 ENN 几个模型的预测能力相当。

(2) 对比 ENN 与 EMD - Elman 模型,可以发现,在提前一步预测时,ENN 的预测平均绝对误差 MAE、平均相对误差 MAPE 及均方根误差 RMSE 分别是 1.56 m/s、37.4% 和 2.14 m/s, 对应的 EMD - Elman 模型的误差指标分别是, 0.93m/s、20.6% 和 1.24 m/s; 在提前两步与三步预测时,同样可以看到, EMD - Elman 的各误差指标较 ENN 都有明显的减小, 及其预测能力较 ENN 有很大的提升。所以将预测模型融入经验值分解技术后,预测能力有很大的提升。

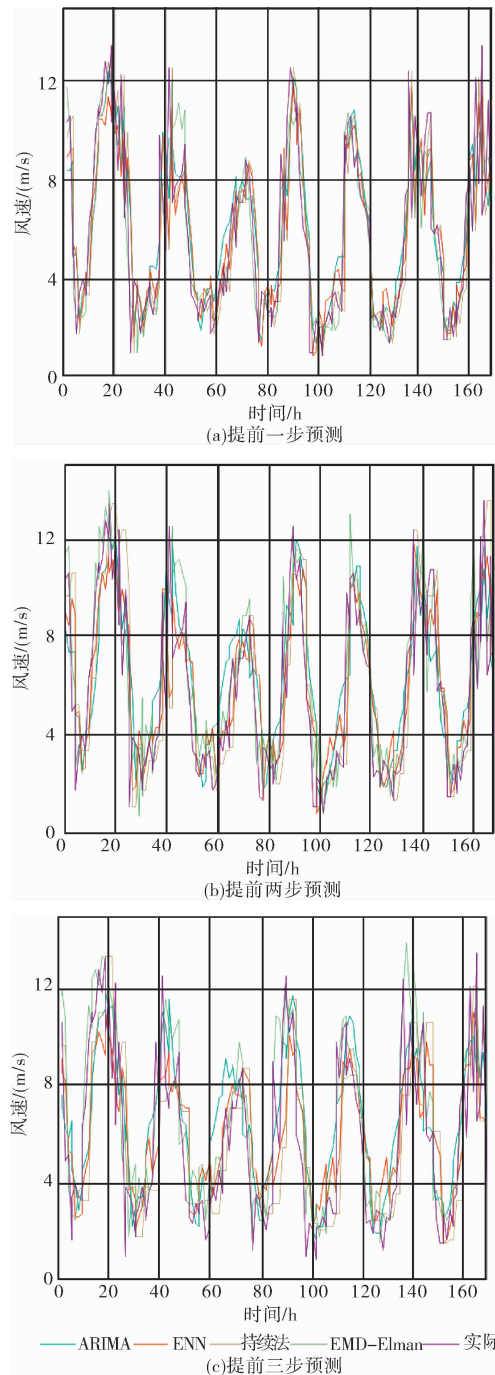


图5 几种方法对 $\{X_{1t}\}$ 的预测结果

(3) 对比不同方法在不同预测步长下的预测效果,可以看到, EMD - Elman 较其他模型的预测误差均是最小。所以本文提出的方法 EMD - Elman 较本文采用的其余方法性能最优,可以在桥址区风速预测中应用。

3.4 进一步验证

同样的,分别利用持续法、ARIMA、ENN 及 EMD - Elman 对 $\{X_{2t}\}$ 进行预测。预测结果及误差分析如图6和表3所示。可以看到: ① 总体说来,持续法、ARIMA 及 ENN,这几个模型的预测能力

仍是相当。② 对比 ENN 与 EMD - Elman 模型，可以发现将预测模型融入经验值分解技术后，预测能力确有很大的提升。③ EMD - Elman 的预测性能仍是最优。

表 2 对 $\{X_{1t}\}$ 利用持续法, ARIMA, ENN 及 EMD - Elman 进行多步预测的误差

预测模型		持续法		
预测步长	1 - step	2 - step	3 - step	
MAE / (m/s)	1.66	1.78	1.99	
MAPE / %	37.3	45.0	48.9	
RMSE / (m/s)	2.40	2.52	2.70	
预测模型		ARIMA		
预测步长	1 - step	2 - step	3 - step	
MAE / (m/s)	1.52	1.67	1.83	
MAPE / %	37.1	46.0	49.7	
RMSE / (m/s)	2.01	2.05	2.19	
预测模型		ENN		
预测步长	1 - step	2 - step	3 - step	
MAE / (m/s)	1.56	1.61	1.83	
MAPE / %	37.4	42.4	49.2	
RMSE / (m/s)	2.14	2.13	2.30	
预测模型		EMD - Elman		
预测步长	1 - step	2 - step	3 - step	
MAE / (m/s)	0.93	1.23	1.37	
MAPE / %	20.6	32.0	36.6	
RMSE / (m/s)	1.24	1.63	1.83	

表 3 对 $\{X_{2t}\}$ 利用持续法, ARIMA, ENN 及 EMD - Elman 进行多步预测的误差

预测模型		持续法		
预测步长	1 - step	2 - step	3 - step	
MAE / (m/s)	1.2208	1.4970	1.6470	
MAPE / %	48.72	61.05	62.97	
RMSE / (m/s)	1.7345	2.1571	2.5216	
预测模型		ARIMA		
预测步长	1 - step	2 - step	3 - step	
MAE / (m/s)	1.1863	1.5849	1.7893	
MAPE / %	52.63	68.79	76.39	
RMSE / (m/s)	1.6169	2.0912	2.2794	
预测模型		ENN		
预测步长	1 - step	2 - step	3 - step	
MAE / (m/s)	1.1950	1.4361	1.5693	
MAPE / %	56.33	70.72	77.60	
RMSE / (m/s)	1.6177	1.9227	2.1717	
预测模型		EMD - Elman		
预测步长	1 - step	2 - step	3 - step	
MAE / (m/s)	0.7387	0.8448	0.9829	
MAPE / %	27.53	33.82	42.44	
RMSE / (m/s)	1.0622	1.1560	1.3356	

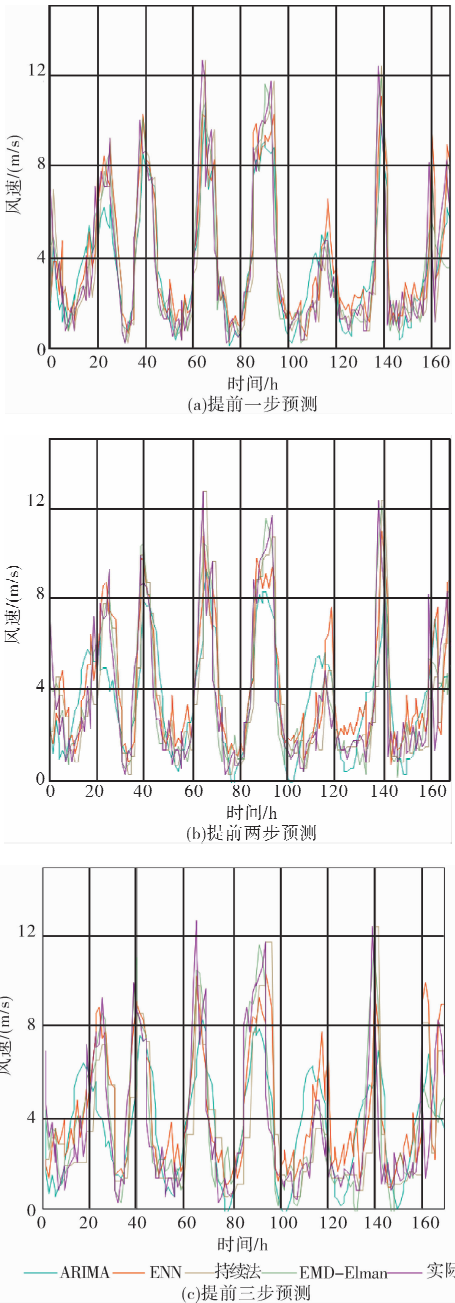


图 6 几种方法对 $\{X_{2t}\}$ 的预测结果

4 结论

本文围绕着桥址区大风预警系统的建立，对桥址区风速预测展开研究。基于 EMD-Elman 预测模型，以大渡河大桥桥址区实际风速时程进行预测，并将其预测效果与被广泛采用的持续法、ARIMA 及 ENN 进行对比，得到了以下结论：持续法、ARIMA 及 ENN 几个模型的预测能力相当；预测模型融入经验值分解技术后，预测能力有很大的提升；较持续法、ARIMA 及 ENN 而言，EMD-Elman 性能最优，可以在桥址区风速预测中应用。

最后需要指出的是, 本文的工作还需进一步加强, 例如该组合模型对不同风速样本, 更多预测步长的适用性, 及如何提高单个模型的预测能力都是以后研究的重点。

参考文献:

- [1] 汪斌, 李永乐, 郝超, 等. 大跨度连续刚构桥钝化主梁气动特性数值分析[J]. 四川建筑科学研究, 2008, 34(5): 29–33.
- [2] 刘艳, 阮慧华, 何清. 新疆拟建铁路沿线雪风灾分区和致灾性分析[J]. 灾害学, 2012, 27(2): 54–57.
- [3] Akintascikaraoglu, Sanandaji B M, Kameshwarpoolla, et al. Exploiting sparsity of interconnections in spatio-temporal wind speed forecasting using wavelet transform[J]. Applied Energy. 2016, 165: 735–747.
- [4] Kiplangat D C, Asokan K, Satheeshkumar K. Improved week-ahead predictions of wind speed using simple linear models with wavelet decomposition[J]. Renewable Energy. 2016, 93: 38–44.
- [5] Ri S, Hshih H, Yi C N, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. 1998: 903–995.
- [6] Huiliu, Qitian H, Feili Y. An EMD-recursive ARIMA method to predict wind speed for railway strong wind warning system[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics. 2015.
- [7] Yeren, Suganthan P N, Narasimalusrikanth. A comparative study of empirical mode decomposition – based short – term wind speed forecasting methods[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy. 2015, 6(1): 236–244.
- [8] Yihong Y, Hsuanyu T, Yunliu C. Hour-Ahead Wind Speed and Power Forecasting Using Empirical Mode Decomposition[J]. Energies. 2013, 6: 6137–6152.
- [9] Weifei S. A hybrid model of EMD and multiple-kernel RVR algorithm for wind speed prediction[J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems. 2016.
- [10] 叶小岭, 施珮, 匡亮. 基于粒子群优化 BP 神经网络的台风灾损预测模型研究[J]. 灾害学, 2013, 28(4): 11–15.
- [11] 贺炳彦, 崔建军. 基于 BP 神经网络的地裂缝活动强度预测——以西安地裂缝为例[J]. 灾害学, 2010, 25(4): 38–42.
- [12] 李永乐, 张明金, 徐昕宇, 等. 高海拔高温差深切峡谷桥址区日常大风成因[J]. 西南交通大学学报, 2014(6): 935–941.
- [13] 张明金, 李永乐, 唐浩俊, 等. 高海拔高温差深切峡谷桥址区风特性现场实测[J]. 中国公路学报, 2015(3): 60–65.

Wind Speed Forecasting for Bridge Sites Based on Empirical Mode Decomposition and Elman Neural Network

TAO Qiyu¹, YU Chuanjin², LI Yongle², ZHANG Mingjin² and JIANG Jinsong¹

(1. Institute of Highway Planning and Design of Sichuan Provincial Department of Communications and Transportation, Chengdu 610041, China; 2. Department of Bridge Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: It is necessary to make accurate wind speed forecasting to ensure safety of bridges and vehicles under strong wind. However, resulting from the great fluctuations and non-stationary of wind speeds, it is difficult to achieve precise predictions. To improve forecasting accuracy, EMD-Elman model is proposed, combined with Empirical Mode Decomposition (EMD) and Elman neural network, to reduce the non – stationary nature. Real wind speed series collected from the Dadu River bridge site are taken as the experiment subjects. The prediction performance of EMD-Elman model is systematically studied. It is compared with that of the Elman neural network, the persistence method and the autoregressive integrated moving average model, which are all generally used. The results show that the performance of EMD-Elman has a significant enhancement after EMD employed; compared with the others, EMD-Elman is the best and can be employed for wind speed forecasting for bridge sites.

Key words: empirical mode decomposition; elman neural network; bridge sites; wind speed forecasting model