



基于外海环境预报的近岸岛礁桥址区 波高 ANN 推算模型

魏凯¹, 林静¹, 李明阳²

(1. 西南交通大学 土木工程学院, 成都 610031; 2. 中铁二院工程集团有限责任公司, 成都 610031)

摘要:中国跨海桥梁多建于近岸岛礁海域,桥址区的波浪要素随时空演变复杂。桥址区波高的准确推算对于桥梁结构设计和施工组织具有十分重要的意义。提出一种基于外海环境预报数据的近岸岛礁桥址区波高人工神经网络(ANN)推算模型,并以平潭海峡公铁两用大桥桥址海域为研究对象,运用 ANN 算法中常用的 BP 神经网络对外海海洋预报台提供的波高、风速数据以及在桥址区实测波高数据进行训练,建立二者之间的映射关系及 ANN 推算模型。为验证推算模型的可行性和有效性,运用上述模型对桥址区连续 80 d 的海浪波高进行推算,通过对比前人模型和实测数据发现,推算波高和实测波高的变化趋势基本吻合,均方根误差满足预测要求,获得了理想的预测效果。研究表明,提出的波高 ANN 推算模型可以利用外海预报信息进行近岸岛礁桥址区的波高推算,且建模过程较为简单。

关键词:波高;人工神经网络;近岸岛礁桥址区;外海环境;跨海桥梁

中图分类号:TU528.41 **文献标志码:**A **文章编号:**2096-6717(2019)06-0089-06

ANN model of wave height in nearshore island area for sea-crossing bridge based on open ocean environmental forecasting

Wei Kai¹, Lin Jing¹, Li Mingyang²

(1. School of Civil Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, P. R. China;

2. China Railway EYuan Group Co., Ltd., Chengdu 610031, P. R. China)

Abstract: Sea-crossing bridges in China are mainly built in nearshore island area where wave condition varies spatially. The accurate estimation of the wave height in the bridge site is of great significance for bridge design and construction organization. An artificial neural network (ANN) estimation model of wave height in nearshore island area was developed based on open ocean environmental forecasting data. Pingtan Strait sea-crossing bridge site was selected as the research object. The BP neural network commonly used in the ANN was adopted to train the data provided by the open ocean forecasting station and the measured wave height data in the bridge site area. In order to verify the feasibility of the model, the wave height in the bridge site for 80 consecutive days was estimated. By comparing the results of previous model and the measured data, it is found that the trend of the estimation and the measured value is generally consistent.

收稿日期:2019-03-18

基金项目:国家自然科学基金(51708455)

作者简介:魏凯(1984-),男,副教授,主要从事深水大跨桥梁研究, E-mail:kaiwei@swjtu.edu.cn.

Received:2019-03-18

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (No. 51708455)

Author brief: Wei Kai (1984-), associate professor, main research interest: sea-crossing bridge, E-mail:kaiwei@swjtu.edu.cn.

The root mean square error satisfies the prediction requirements and the ideal prediction effect is obtained. The research showed that the proposed ANN estimation model can use the open ocean forecasting information to effectively estimate the wave height of the nearshore island area for sea-crossing bridge with a relatively simple modeling process.

Keywords: wave height; ANN; nearshore island area; open ocean environment; sea-crossing bridge

中国跨海桥梁多建于风大浪高的近岸岛礁海域,在施工和运营期间常常面临恶劣的极端海洋环境。其中,波浪是影响跨海桥梁结构设计、施工安全和组织安排的关键环境要素之一^[1-2]。但是,与深水、开阔海域相比,近岸岛礁桥址区海床地形起伏多变,水深变化剧烈,波浪时空演变十分复杂^[3-4]。同时,中国海洋观测站大多分布于外海,与跨海桥梁所在的近岸岛礁区域距离较远,缺乏对近岸岛礁桥址区波高的长期观测^[5],这大大增加了桥址区波浪高度(简称波高)预测的难度。因此,对近岸岛礁桥址区的波高模型开展研究具有重要的理论和工程实用价值。

中国《港口与航道水文规范》(JTS 145—2015)^[6]建议根据远海波高,通过规范中的浅化和折射系数来推算近岸波高。然而,Ti等^[7]通过对比近岸岛礁区域波高实测值和规范推算值发现,按规范法推算得到的波高值明显大于实测值。虽然,现场实测是研究近岸岛礁区域波高的有效手段,但周期长、花费大,难以大规模应用^[8]。因此,若能建立外海环境数据和桥址区海域波高的关系,则可以非常方便地根据外海环境推算桥址区波高。冯卫兵等^[9]根据外海深水的风浪关系推算外海的波高,再类推到工程区域的波高,研究了复杂地形条件下的波高特性。Ti等^[10]通过引入反应面法推导波高预测方程,利用外海数据进行桥址区波高推算。近年来,人工智能算法,特别是人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)技术逐步在海洋预测中得以应用^[11-12],例如,沿海港口结构的波浪反射系数预测^[13]、近岸波浪势能预测^[14]等。Deo等^[15]采用ANN算法进行波浪预测,并与自回归模型进行比较,发现自回归模型正确率略低于神经网络算法。Jain等^[16]在海洋工程神经网络的应用中表示,神经网络算法可以替代统计回归、时间序列分析等方法,且ANN算法更准确、高效、简单。

鉴于ANN算法的上述优势,本文提出基于外海海域风浪预报数据,运用ANN算法建立外海预报数据与桥址区海域实测数据的对应关系,进而进行桥址区波高推算的方法。以平潭海峡公铁两用大桥桥址海域为例,根据外海预报和桥址区实测数据,

采用本文方法建立桥址区波高推算模型,并结合现场实测以及对比前人方法,验证上述模型的有效性。

1 桥址区波高 ANN 推算模型

1.1 ANN 算法原理及方法

ANN是人工智能领域中一种重要的计算机算法,可以对人脑进行仿真模拟,建立一种类似神经元相互连接的网络模型,对信息进行处理和非线性转换。作为目前应用最为广泛和成熟的ANN算法之一,BP神经网络的主要特点是信号前向传递,误差反向传递。在前向传递中,输入信号从输入层经隐含层逐层处理,直至输出层。每一层的神经元状态只影响下一层神经元状态。如果输出层得不到期望输出,则转入反向传播,根据预测误差调整网络权值和阈值,从而使预测输出不断逼近期望输出。

根据文献[14-17],BP神经网络算法基本理论如下:

BP神经网络中, x_i 为输入层节点值,输入层的节点数为 n 。隐含层表达为

$$h_j = f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - a_j\right), \quad j = 1, 2, \dots, l \quad (1)$$

式中: h_j 为隐含层节点值; l 为隐含层节点数; f 为隐含层激励函数。输出层表达为

$$o_k = \sum_{j=1}^l H_j \omega_{jk} - b_k, \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

式中: o_k 为输出层节点值; m 为输出层节点数。网络预测误差表达为

$$e_k = y_k - o_k \quad k = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

式中: e_k 为网络误差节点值。

网络连接权值表达为

$$\omega_{ij} = \omega_{ij} + \eta h_j (1 - h_j) x(i) \sum_{k=1}^m \omega_{jk} e_k \quad (4)$$

$$\omega_{jk} = \omega_{jk} + \eta h_j e_k \quad (5)$$

式中: η 为网络误差节点值。

网络节点阈值表达为

$$a_j = a_j + \eta h_j (1 - h_j) x(i) \sum_{k=1}^m \omega_{jk} e_k \quad (6)$$

$$b_k = b_k + e_k \quad (7)$$

通过迭代计算确定网络连接权值 ω_{ij} 、 ω_{jk} 及网络

节点阈值 a 、 b ,使误差指标(本文的计算指标为均方误差)满足精度要求。

1.2 推算模型建模流程

根据 BP 神经网络训练原理,近岸岛礁桥址区波高推算模型的建模流程主要包括:

1)外海、桥址区环境资料准备 通过海洋预报台等收集外海海域预报数据(包括外海海域预报最小风级、最大风级、最小波高、最大波高、风向),通过在桥址区建立测站,对近岸岛礁桥址区海域波高数据进行实测。

2)输入数据选择 根据外海海域预报数据和近岸岛礁桥址区实测数据,建立外海环境与近岸岛礁桥址区波高相关性关系。选择与桥址区波高数据相关性较强的外海环境数据作为输入数据,为桥址区海域海浪波高推算做准备。

3)数据预处理 在使用样本数据训练之前,对样本数据进行预处理,即归一化。归一化处理指的是对网络输入和输出数据进行一定的映射变换,将其一一映射到 $[-1,1]$ 的区间内。

4)BP 神经网络训练 采用外海海域预报数据(下文中简称“外海海域预报值”)以及桥址区海域实测的波高数据(下文中简称“桥址海域实测值”),运用 BP 神经网络算法,对外海海域预报值和桥址海域实测值进行训练,建立二者之间的网络关系。

5)建立推算模型 通过训练好的 ANN,使用外海海域新的预报值,推算出桥址区海域的海浪波高(下文简称“桥址海域推算值”)。后期将桥址海域推算值和桥址海域新的实测值进行对比,判断推算的准确性。如果二者接近,则认定推算成功,模型可信;如果二者不接近,则需要在输入数据中补充新的观测数据,重新进行步骤 3)~4)训练 BP 模型。

为实现上述算法,可利用 Matlab 软件内置的神经网络工具箱(Neural Net Toolbox),根据图 1 所示流程编写计算程序,使用工具箱提供的 Premnmx 和 Postmnmx 函数对输入数据进行预处理,基于输入数据训练神经网络,建立近岸岛礁桥址区波高推算模型。

选取平潭海峡公铁两用大桥所在的近岸岛礁海域(如图 2 所示)做为算例海域。目前,作者掌握的数据包含从 2015 年 1 月 1 日至 2016 年 3 月 28 日共计 426 d 的外海波高和桥址区波高数据。其中,外海海域预报值来源于福建省海洋预报台网站(www.fjmf.gov.cn)提供的由闽中海域浮标测得的风级、日最大波高等数据。桥址区波高、风速数据则通过在平潭海峡公铁两用大桥 6# 施工平台附近(东

经 119.6 度,北纬 25.7 度)建立测站实测得到,测试仪器及数据处理方法详见文献[5]。

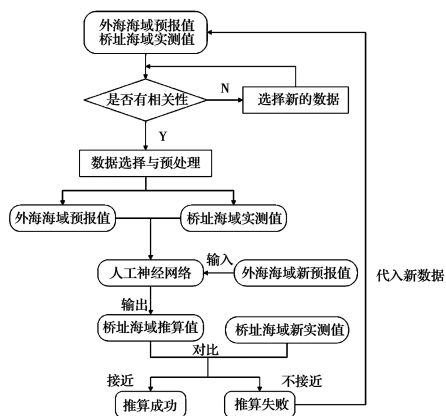


图 1 波高推算模型建模流程

Fig. 1 Modeling process of wave height estimation model

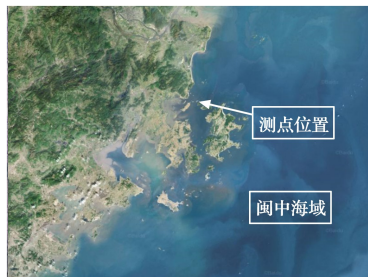


图 2 测点位置示意图

Fig. 2 Location of the measuring point

2 桥址区波高推算算例分析

2.1 算例数据分析

图 3 和图 4 分别给出了近岸岛礁桥址海域实测日最大波高、闽中海域预报日最大波高以及预报风级的关系图。由图 3、图 4 可知,桥址区实测日最大波高与外海预报最大波高及闽中海域预报风级都存在正相关关系。外海波高越大、预报风级越大,桥址区实测波高越大。但外海预报数据与实测波高散点图的高散度较大。如果仅仅利用简单的公式建立外海风、浪预报数据及桥址区波高的关系(图 3、图 4 中实线所示),预测值的置信区间比较大,无法满足工程要求,必须借助其他复杂模型进行波高推算。

考虑到数据量有限,算例将首先采用 2015 年 1 月 1 日至 2015 年 12 月 31 日共 346 d 的数据作为样本进行神经网络训练;ANN 模型建立后,再采用该模型推算 2016 年 1 月 1 日至 2016 年 3 月 28 日共 80 d 的桥址区日最大波高。

2.2 BP 神经网络训练

将外海海域每天的风级、风向和波高的大小即外海海域预报最小风级、最大风级、最小波高、最大

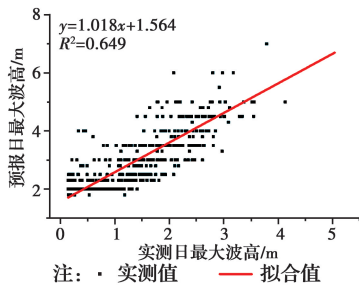


图3 桥址海域实测日最大波高与闽中海域预报波高相关性
Fig. 3 Correlation between the maximum daily measured wave height and the maximum forecasting wave height

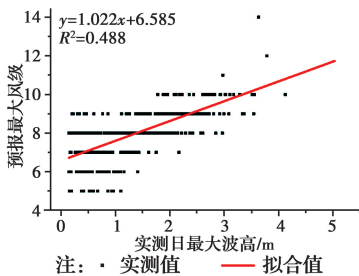


图4 桥址区海域实测日最大波高与闽中海域预报风级相关性
Fig. 4 Correlation between the maximum daily measured wave height and the maximum forecasting wind level

波高、风向 5 个因素作为输入向量。近岸岛礁桥址区海域每天的最大波高作为网络的输出向量。

采用 3 层网络结构的 BP 网络,分别是输入层、隐含层、输出层。输入层的节点数量 $n=5$; 输出层的节点数量 $m=1$ 。隐含层的节点数量 l 根据前人研究^[14]应满足

$$l < \sqrt{n+m} + \eta \quad (8)$$

式中: η 为 1~10 之间的常数。由式(8)可得隐含层的节点数量,可取范围为 4~10 个。由于 ANN 的性能与隐节点数密切相关,研究采用试凑法,即只改变隐节点数而不改变网络其他参数来确定最佳节点数。分别取 $l=4, 6, 8, 10$ 个隐节点,建立 4 个 BP 神经网络,推算 80 d 的海浪波高。不同的隐节点数相对应的推算值与实测值的均方根误差如表 1 所示。

表 1 推算均方根误差与隐节点数关系

Table 1 Relationship between root mean square error and hidden node number

隐节点数	均方根误差/m
4	0.53
6	0.50
8	0.52
10	0.66

根据表 1 计算结果,当选取 6 个隐节点时,均方

根误差最小,故文中 BP 神经网络设置 6 个隐节点。由于海浪的变化具有高度非线性,因此,BP 网络的传递函数选为双曲正切 S 型函数 Tansig 函数和线性函数 Purelin 函数。

BP 网络的训练过程是一个不断对实测值拟合的过程,每一次拟合都会产生一组训练值,网络计算出训练值和实测值的均方误差向着拟合均方误差减小的方向发展。最终,网络训练的均方误差为 0.016 2。图 5 为网络最终得到的训练值和实测值的关系图,从图中可以看出,网络训练值和实测值的变化趋势吻合良好,训练成功。

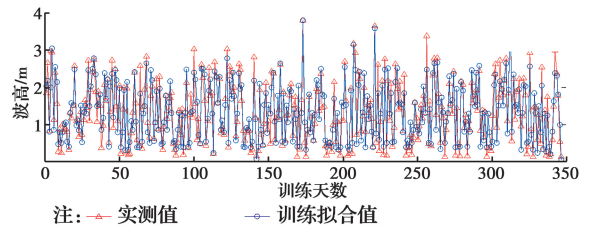


图5 网络训练值与实测值对比图
Fig. 5 Comparison between network training value and measured value

3 方法验证与讨论

利用训练好的 ANN 推算模型,将 2016 年 1 月 1 日至 2016 年 3 月 28 日共 80 d 的福建省海洋预报台外海预报数据(波高、风速)输入到训练好的 ANN 中进行推算,得到桥址区 80 d 的波高,见图 6。

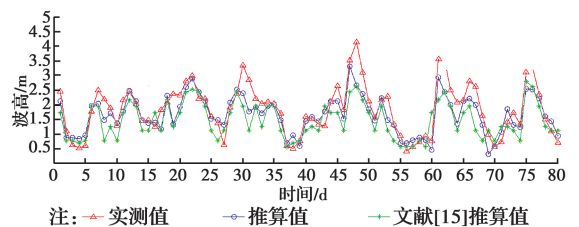


图6 网络的推算波高与实测波高对比
Fig. 6 Comparison between estimated network value and measured value

Deo 等^[15]提出如下波高 ANN 推算模型:该模型采用 3 层 BP 神经网络,以目标海域两个连续的 3 h 平均风速作为输入层,以桥址区波高和波浪周期作为输出层,采用四节点隐含层对目标海域波高、周期进行推算。为了对比验证本文模型的有效性,作者根据文献[15]方法,采用桥址区实测的风速数据,推算桥址区 80 d 的波高,如图 6 所示。

图 6 对比了本文模型、文献[15]模型推算波高和实测波高随时间的变化规律。由图 6 可知,本文和文献[15]方法推算的波高与对应实测波高的变化

趋势吻合良好。但当实测波高较大时,推算结果较实测值偏小。但相比文献[15]方法,本文模型更加接近实测值。表2给出了指定误差范围时,分别采用文献[15]和本文模型进行波高推算的准确率。本文模型的波高推算结果误差在0.5 m以内的占总数的76%。与文献[15]方法对比,本文模型对于1.5 m以上的波浪推算效果明显优于文献[15]中基于风速数据的ANN推算模型。本文模型与文献[15]模型的最大差别在于,本文模型是以外海波高作为输入层,而文献[15]模型是以目标海域风速作为输入层。对于近岸岛礁桥址区而言,因为地形影响,这类海洋的波高主要受外海涌浪影响^[7],这也是本文模型在近岸岛礁区的大浪推算时具有较好推算精度的原因。但对于一些较大的实测波高,本文模型因为忽略了风对波浪的影响,使得推算波高小于实测波高。

表2 不同方法下指定误差范围内推算值比例对比

Table 2 Comparison of proportion of the estimated values within the specified error range based on different methods

误差范围/m	比例对比/%	
	基于风速数据的 预测模型 ^[15]	基于外海预报的 推算模型(本文)
[-1.0, 1.0]	88	95
[-0.5, 0.5]	59	76
[-0.3, 0.3]	36	56

总的来说,推算波高与实测波高变化趋势基本一致,可满足工程建设的需求。在桥梁施工过程中,可以利用福建省海洋预报台每天发布的闽中海域预报资料和ANN算法对桥址区海域波高进行推算,即本文提出的波高推算模型可以利用外海预报信息有效地进行近岸岛礁桥址区的波高推算,可为大桥后期的施工组织安排和施工安全预警提供指导。

4 结论

提出了基于外海环境预报的近岸岛礁桥址区波高ANN推算模型,以平潭海峡大桥桥址区为研究对象,分析了闽中海域风速、风向、波高等预报数据和桥址区海域实测波高数据,主要结论如下:

1)提出的波高ANN推算模型可以利用外海环境预报信息进行近岸岛礁桥址区的波高推算。

2)通过与前人方法和实测数据对比,采用本模型推算得出的近岸岛礁桥址区波高与实测波高的变化趋势基本吻合,均方根误差较小,且精度高于前人ANN模型。

3)提出的ANN推算模型可以较为准确地模拟波高变化趋势,但由于影响波高变化因素较多,包括风速、风压、海洋洋流运动、海床平面分布、地形地貌特征等,波高变化具有随机性,尤其当极端事件如台风等产生时,模型对波高特别是极端值的推算效果有待提高。使用更长时间的样本以及增加输入层变量是提高ANN模型推算精度的一种有效途径。

4)算例选择了操作较为简单、发展较为成熟的BP神经网络建立波高ANN推算模型。考虑到近岸岛礁桥址区实际波浪要素的复杂性,未来还可采用其他人工智能算法,进一步提高推算效率和精度。

参考文献:

- [1] XU G J, CAI C S. Numerical investigation of the lateral restraining stiffness effect on the bridge deck-wave interaction under Stokes waves [J]. *Engineering Structures*, 2017, 130: 112-123.
- [2] XU G J, CAI C S, HAN Y. Investigating the characteristics of the solitary wave-induced forces on coastal twin bridge decks [J]. *Journal of Performance of Constructed Facilities*, 2016, 30(4): 04015076.
- [3] YU J Q, HUO J, SHI Q, et al. an exploration on the organizational structure design of the Hong Kong-Zhuhai-Macao Bridge authority [C]//The 19th International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2013: 975-985. Doi: 10. 1007/978-3-642-37270-4_93.
- [4] 毛科峰,陈希,王亮. 岛屿岛礁海域海浪能谱模型研究进展[J]. *海洋学报*, 2014, 36(5): 161-169.
MAO K F, CHEN X, WANG L. Research progress of spectral wave mode of archipelago or reef ocean region [J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2014, 36(5): 161-169. (in Chinese)
- [5] 魏凯,梁春明,徐博. 台风灾害下复杂海域桥址区波高特性研究[J]. *防灾减灾工程学报*, 2018, 38(1): 124-130.
WEI K, LIANG C M, XU B. Wave height characteristics at bridge site in the complex coastal area under typhoon disasters [J]. *Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering*, 2018, 38(1): 124-130. (in Chinese)
- [6] 港口与航道水文规范:JTS 145—2015 [S]. 北京:人民交通出版社, 2015.
Code of hydrology for harbour and waterway: JTS145-2015 [S]. Beijing: People's Transportation Press, 2015. (in Chinese)
- [7] TI Z L, WEI K, QIN S Q, et al. Numerical simulation

- of wave conditions in nearshore island area for sea-crossing bridge using spectral wave model [J]. *Advances in Structural Engineering*, 2018, 21(5): 756-768.
- [8] 魏凯, 徐博, 李义强. 基于实测水压力的跨海桥梁围堰波浪力计算 [J]. *桥梁建设*, 2018, 48(3): 50-54.
WEI K, XU B, LI Y Q. Calculation of wave loads on cofferdams for sea-crossing bridge based on field measurement of hydraulic pressure [J]. *Bridge Construction*, 2018, 48(3): 50-54. (in Chinese)
- [9] 冯卫兵, 施凌. 复杂地形条件下的工程波要素确定 [J]. *水运工程*, 2008(3): 4-8, 36.
FENG W B, SHI L. Determination of design wave elements under complicated topographical condition [J]. *Port & Waterway Engineering*, 2008(3): 4-8, 36. (in Chinese)
- [10] TI Z L, ZHANG M J, WU L H, et al. Estimation of the significant wave height in the nearshore using prediction equations based on the response surface method [J]. *Ocean Engineering*, 2018, 153: 143-153.
- [11] DESHMUKH A N, DEO M C, BHASKARAN P K, et al. Neural-network-based data assimilation to improve numerical ocean wave forecast [J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2016, 41(4): 944-953.
- [12] LONDHE S N, SHAH S, DIXIT P R, et al. A coupled numerical and artificial neural network model for improving location specific wave forecast [J]. *Applied Ocean Research*, 2016, 59: 483-491.
- [13] ZANUTTIGH B, FORMENTIN S M, BRIGANTI R. A neural network for the prediction of wave reflection from coastal and harbor structures [J]. *Coastal Engineering*, 2013, 80: 49-67.
- [14] CASTRO A, CARBALLO R, IGLESIAS G, et al. Performance of artificial neural networks in nearshore wave power prediction [J]. *Applied Soft Computing*, 2014, 23: 194-201.
- [15] DEO M C, JHA A, CHAPHEKAR A S, et al. Neural networks for wave forecasting [J]. *Ocean Engineering*, 2001, 28(7): 889-898.
- [16] JAIN P, DEO M C. Neural networks in ocean engineering [J]. *Ships and Offshore Structures*, 2006, 1(1): 25-35.
- [17] 齐义泉, 张志旭, 李志伟, 等. 人工神经网络在波浪数值预报中的应用 [J]. *水科学进展*, 2005, 16(1): 32-35.
QI Y Q, ZHANG Z X, LI Z W, et al. Application of artificial neural network to numerical wave prediction [J]. *Advances in Water Science*, 2005, 16(1): 32-35. (in Chinese)

(编辑 王秀玲)

期刊更名启事

经国家新闻出版署批准,《土木建筑与环境工程》更名为《土木与环境工程学报(中英文)》。《土木与环境工程学报(中英文)》国内统一连续出版物号为 CN50-1218/TU,文种为中英文,主管单位为教育部,主办单位为重庆大学,出版单位为《土木与环境工程学报(中英文)》编辑部(重庆大学内设机构)。《土木与环境工程学报(中英文)》的办刊宗旨:刊载国内外土木工程、环境科学与工程等领域最新研究成果,促进学术交流,培育高级人才,推动相关学科的繁荣发展。

期刊自 2019 年第 1 期正式启用新刊名《土木与环境工程学报(中英文)》,同时停用刊名《土木建筑与环境工程》。

《土木与环境工程学报(中英文)》编辑部
2019 年 2 月 20 日