

其他水系统研究与应用

朱健. LSTM 模型在海绵城市建设中的应用[J]. 净水技术, 2022, 41(2):103-110.

ZHU J. Application of LSTM model in sponge city construction[J]. Water Purification Technology, 2022, 41(2):103-110.



扫我试试?

LSTM 模型在海绵城市建设中的应用

朱 健

(上海视觉艺术学院视觉德稻设计学院, 上海 201620)

摘 要 针对海绵城市给排水规划设计中排水性路面建设难、流体管网充满度预测不准确等问题,提出了一种渗透性路面来解决城市内涝问题,并对其建设方式和使用材料进行了说明,同时为了对规划流体管网的排水能力进行预测,将 LSTM 神经网络和卷积神经网络结合,提出一种改进的 LSTM 模型对流体管网充满度进行预测。最后,对文中的透水性路面性能和流体管网充满度预测算法进行试验。试验结果表明,渗透性路面的排水能力和降噪能力效果显著,改进后的 LSTM 模型预测结果准确度提高了 2%。预测时间缩短了 3 倍,大大提高了预测效率。

关键词 海绵城市 城市给排水 渗透性路面 流体管网充满度 LSTM 模型

中图分类号: TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-0177(2022)02-0103-08

DOI: 10.15890/j.cnki.jsjs.2022.02.016

Application of LSTM Model in Sponge City Construction

ZHU Jian

(SIVA Detao School of Design, Shanghai Institute of Visual Arts, Shanghai 201620, China)

Abstract Aiming at the problems of difficulty in constructing drainage pavement and inaccurate prediction of fluid filling degree of fluid pipe network in the planning and design of sponge city water supply and drainage, a permeable pavement was proposed to solve the problem of urban waterlogging, and explained its construction methods and materials used. In addition, in order to predict the drainage capacity of planned fluid pipe network, an improved LSTM model was proposed by combining LSTM neural network and the convolutional neural network to predict fluid filling degree of fluid pipe network. Finally, the prediction algorithm of permeable pavement performance and the fluid fullness of fluid pipelines were tested in this paper. Test results showed that the drainage capacity and noise reduction ability of permeable pavement were significant, and the accuracy of the improved LSTM model was improved 2%. The forecast time has been shortened by 3 times. The prediction efficiency is greatly improved.

Keywords sponge city urban water supply and drainage permeable pavement fluid pipelines fullness LSTM model

随着可持续发展理念的不断发展,国家开始大力推进海绵城市建设,自 2015 年开始在 16 个试点城市建设到现在,全国已经有 130 多个城市制定了海绵城市的建设方案,海绵城市的建设核心是使得

70%的降水能够就地消纳和利用,为此,根据降水量和当前时刻的流体管道充满度来预测下一时刻的流体管道充满度,进而计算管道的降雨消纳能力和降雨利用能力。

在现有的雨水管道充满度预测研究中,盛政等^[1]中采用 BP 神经网络对雨水管网填充度进行了预测,该技术能够对输入的信息进行学习及训练,虽然也能够实现雨水管网填充度的预测,但是在应用

[收稿日期] 2020-09-11

[基金项目] 上海视觉艺术学院预研究项目支持

[作者简介] 朱健(1970—),男,硕士,研究方向为城市设计、旧建筑改造等,E-mail:304720316@qq.com。

过程中,需要大量的训练样本,其输出结果太过依赖时间序列,很容易导致预测结果不准确。李爱莲等^[2]采用了 LMST 模型对焦炉火道温度进行了预测,该技术需要对现场的工况数据信息进行采集,并需要提取工况特征,这些步骤耗费时间长,该研究又采用相关分析法计算出炉温的温度变化影响量,虽然能够实现实时、在线监测,计算精度好,误差小,但是该技术仍旧存在一些不足,比如时间序列数据的预测精确度、流体管道承载能力预测和就地消纳利用等计算问题。

针对上述技术的不足,本文采用改进 LMST 模型对海绵城市建设中的流体管网充满度进行预测。该模型能有效地解决海绵城市建设中存在的上述问题^[3]。

1 海绵城市理念的具体应用方式

本研究利用海绵城市的理念,能够在雨季蓄水、旱季排水,实现水资源的合理调配^[4]。本研究的排水方式与传统城市的排水方式相比,需要考虑到排水量,排水过多或者过少对生态环境的稳定性都有影响。

由图 1 可知,现有技术中的城市给排水规划考虑面太窄,例如仅仅在通畅方面考虑排水效率,很少考虑到水量的二次应用或者回收、渗透方面流体。这种方式会存在诸多技术弊端,比如在多雨季节时,流体滞留地表,造成城市交通障碍等^[5]。

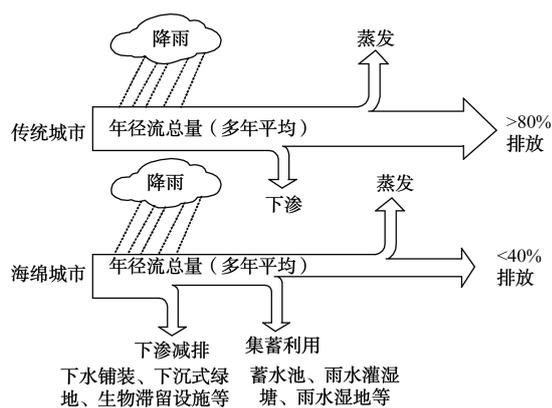


图 1 海绵城市与传统城市给排水对比

Fig. 1 Comparison of Water Supply and Drainage between Sponge City and Traditional City

海绵城市的基本思想是协调城市发展建设和自然生态环境之间的关系^[6],海绵城市的给排水在流体的渗透、集蓄、滞留、净化和循环等综合方面都能

够得到充分地利用,并能提高流体资源的综合利用率和污水污染的处理率^[7]。海绵城市的给排水主要采用下渗减排和集蓄利用等方法来对流体进行截留,以便在旱季利用。下渗减排主要采用渗透性路面来实现,流体通过渗透性路面下渗到下方的管道设备,实现水资源的有效利用^[8];集蓄利用主要采用蓄水池、流体灌溉塘和流体湿地等方式来实现,通过对流体回收利用设施进行合理的布局规划,能够解决多雨季节城市内涝,保证城市建设过程中水文特征不变。

2 关键技术设计

基于上述概述和对比分析,在海绵城市的给排水规划方案上进行设计、研究渗透性路面技术和管道流体填充度预测技术。

2.1 渗透性路面设计

本研究的渗透性路面通过空隙较大的混合材料进行构建^[9],这种材料能够使路面的透水性能比较好,流体能够透过混合材料中的不同结构层流入路面或者路基。在该渗透性路面的基础上,引用 LSTM 模型能够通过渗透性路面输出的数据信息(比如水流方向、土基、垫层、隔水层等蕴含其他材料信息)评估海绵城市给排水方式。由于海绵城市是一个比较大的范畴,基于本研究篇幅的限制,仅仅以该渗透性路面作为构建海绵城市的示例性说明。本研究的渗透性路面结构如图 2 所示。

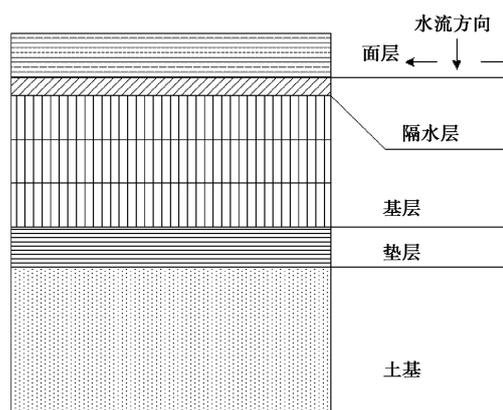


图 2 渗透性路面结构

Fig. 2 Permeable Pavement Structure

城市道路一般都由面层、基层、垫层和土基 4 层组成,面层采用空隙率大的材料修建,地表水透过面层,从而进行引流排放。对于流体较多的地区,可以适当增高面层的厚度来缓冲^[10]。上述信息可以作

为 LSTM 模型输入的数据信息。由于渗透性路面的材料对透水性能具有至关重要的影响,当前,渗透性路面大多数采用沥青路面^[11]。影响渗透性路面的性能中重要的因素是路面的空隙率,所以当空隙率在 20%~25% 且在雨天时,能够避免道路表面因雨水积蓄而构成的水膜,这样能够提升路面的摩擦系数和粗糙度,使得车辆行驶过程中,能够牢牢抓地,保证车辆行驶安全性能。不同国家采用的空隙率数据对比如表 1 所示。

表 1 不同国家采用的空隙率数据

Tab. 1 Void Ratio Adopted by Different Countries

项目	美国	日本	西班牙	中国
高黏沥青质量分数	6%~6.5%	4%~6%	5%	4%~4.5%
空隙率	18%~20%	约 20%	20%	18%~20%

面层是本文渗透性路面最重要的部分,为了保证渗透性路面的强度和空隙率,对面层材料的选用加以说明。面层的组成材料是粗细集料、沥青和矿粉等^[12],粗集料需要选用高品质、干净、强度高、耐久性高的碎石,通过粗粒料之间的相互嵌挤形成强度足够的面层^[13]。骨料是路面的骨架,骨架的力学性能也影响着路面的强度,粗骨料选用颗粒较小(5~10 mm)的单一粒径级配。增加适量的矿粉能够提高路面的强度,选用水泥粉作为矿粉,含量不超过 5%。面层的空隙会导致道路的耐久性下降,为了提高路面的耐久性,可以添加纤维加以改善,也可以添加少量的黏结剂或者两者并用,让空隙表面生成足够厚的沥青膜,增加路面的耐久性,本研究采用高黏沥青或者橡胶沥青来提高混合料的黏度。另外,在 SBS 和 A 级道路石油沥青中添加多种高聚物添加剂,可以在 60 ℃ 时形成动力黏度达到 60 000 Pa·s 以上的特种沥青材料^[14],纤维可以选用矿物纤维,如岩棉(slag wool)或矿渣棉(rock wool)纤维,纤维长度小于 6 mm,厚度小于 0.005 mm。

基于上述渗透性路面性能特征的分析,下文引入改进后的 LSTM 模型,以实现流体管网充满度预测。

2.2 基于改进 LSTM 模型的流体管网充满度预测

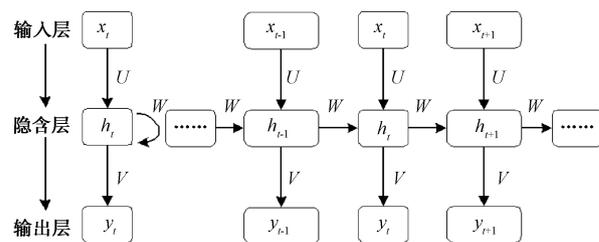
基于上述渗透性路面特征分析,在引用改进后的 LSTM 模型时,将上述的面层、基层、垫层和土基

等数据的排水能力及信息作为 LSTM 模型的输入信息进行处理,然后结合渗透性路面的实际情况构建预测模型,对流体管道的流体填充度进行预测,进而评估流体管网的排水能力,以解决城市内涝和旱季缺水问题。

为了提高模型的评估能力,下面仅通过渗透性路面的关键特征量作为分析对象,下面分步骤进行说明。

(1)确定输入量。将所在地区最大降雨量的时间序列和当前时刻的流体管网的流体填充度作为输入量,通过该模型计算,则可以输出为下一时刻的流体管网充满度。

(2)构建 LSTM 模型。该模型的特点在于时间序列数据的预测,通过采用改进的循环神经网络(RNN)进行计算。在应用 RNN 时,其系统架构包括输入层、隐含层和输出层,隐含层在整个数据模型中处于核心位置,也是计算和评估的关键^[15]。RNN 模型构建如图 3 所示,隐含层如图 4 所示。



注: \$x_t\$ 为输入序列, \$h_t\$ 为隐含层序列, \$y_t\$ 为输出序列

图 3 RNN 结构

Fig. 3 RNN Structure

RNN 模型计算如式(1)~式(2)。

$$h_t = f_a(Ux_t + Wh_{t-1} + b_h) \quad (1)$$

$$y_t = f_y(Vh_t + b_y) \quad (2)$$

其中: \$f_a, f_y\$——激励函数;

\$b_h\$——隐含层的偏置向量;

\$b_y\$——输出层的偏置向量;

\$U, W, V\$——权重矩阵;

\$x_t\$——输入信息;

\$h_t, h_{t-1}\$——隐含层的自输入、输出信息;

\$y_t\$——输出信息。

采用 RNN 的原因是该模型具有较强的记忆功能,在处理关于时间序列数方面有突出的技术优势,但是容易出现梯度消失、梯度紊乱、记忆时间短等技

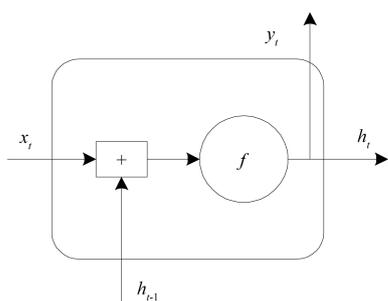
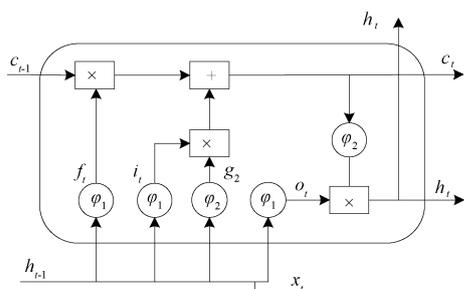


图 4 RNN 隐含层结构

Fig. 4 RNN Hidden-Layer Structure

术弊端^[16]。

(3) 采用模型进行计算。研究采用改进型 LSTM 循环神经网络^[17], 能够对 RNN 的隐含层进行技术升级, 改进型 LSTM 循环神经网络中的隐含层架构如图 5 所示。



注: 1. f_t 为输入门, i_t 为遗忘门, o_t 为输出门; 2. φ_1 为 sigmoid 函数, φ_2 为 tanh 函数; 3. c_t 为 t 时刻的细胞输出信息, c_{t-1} 为 $t-1$ 时刻的细胞输出信息; 4. h_t, h_{t-1} 为隐含层 t 和 $t-1$ 时刻的输出信息; 5. g_2 为 h_{t-1} 的 tanh 函数处理结果; 6. x_t 为 t 时刻输入信息; 7. 方框内 \times 和 $+$ 为信息的乘和加运算符

图 5 LSTM 隐含层结构

Fig. 5 LSTM Hidden-Layer Structure

在新型的架构设计中, 在 LSTM 隐含层中融合多种智能控制门的计算, 比如输入门、遗忘门和输出门等。输入门的作用是控制信息的输入; 遗忘门的作用是对输入的数据进行预处理; 输出门的作用则是控制信息的输出。 h_{t-1} 经过函数 φ_1, φ_2 处理能够得到 t 时刻的细胞输出信息 c_t, h_t 。

本研究的输入层为降雨量时间序列和当前时刻的流体管网充满度, 流体充满度计算如式(3)。

$$\eta = \frac{h_1 - h_2}{h} \quad (3)$$

其中: η ——流体管网充满度;

h_1 ——测量的液面高度, m;

h_2 ——管道底部高度, m;

h ——管道高度, m。

选择流体填充度作为标准进行训练的原因是流体填充度的收缩性好, 能够减少训练的时间, 输出层则为下一时刻的流体管网充满度。

但是 LSTM 模型没有解决 RNN 模型的预测滞后问题, 而流体管网流体填充度预测结果是不能滞后的。因此, 需要对 LSTM 模型进行改造, 卷积神经网络(CNN)的优势在于能够从输入的信息中提取到更高阶的信息, 同时把无用信息剔除^[18]。基于此, 本研究提出用 CNN 对输入的时间序列信息进行降维处理, 体现更高阶的特征, 再输入到 LSTM 模型中进行训练, 这样训练速度就会大大加快, 从而解决了预测滞后问题, 同时 CNN 和 LSTM 使用相同的初始权重, 不仅能够增强网络记忆模块的性能, 还能减轻网络负载^[19], 具体结构如图 6 所示。

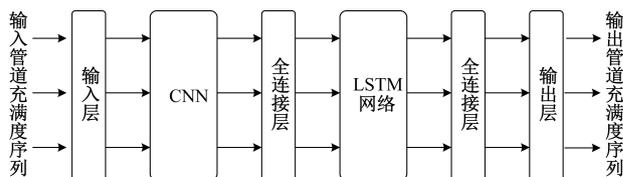


图 6 改进 LSTM 模型结构

Fig. 6 Improved LSTM Model Structure

改进后的 LSTM 模型是在 RNN 模型的基础上改进而来, 在 RNN 模型中的隐含层融入多种智能控制门, 采用 CNN 与 LSTM 模型相同的全连接层, 对输入层的数据进行预处理, 从而解决了 RNN 模型的信息紊乱、预测滞后的问题^[20]。

(4) 模型计算输出。通过上述模型, 输出预测结果。在海绵城市建设中, 透水性路面的建设已经具有了良好的研究基础, 但是对比管道的建设以及排水规划, 还需要进行深入的研究。以某一城市为例, 在建设海绵城市的过程中, 根据设计好的管道网进行建模仿真, 输入管道充满度时间序列, 通过 CNN 对数据进行降维, 然后通过 LSTM 对管道的下一时刻充满度进行预测。根据预测结果, 对海绵城市的蓄水建设提供相应的数据支持, 比如根据实时的管道充满度预测, 并通过人工智能技术关闭或打开管道的开关, 又或者利用阀门, 以实现雨水的合理

排放以及存储。此外,不断改变降水量,根据预测结果可得管道网的最大降雨承载量,然后对比城市历年的最大降水量,对管道网进行相应的改进,以满足使用需求。上述流体管网充满度预测除了能够应用在海绵城市的雨水建设中,还能在此基础上进行一定的改进,用于其他行业、流体的预测上,为其他的行业提供一定的思路和技术支持。

3 试验结果与分析

本研究的渗透性路面性能和改进 LSTM 模型进行如下仿真试验,试验的硬件环境为 CPU inter i7-9700 h,运行内存为 16 G,硬盘内存为 2 T。

3.1 渗透性路面性能分析

采用 ANSYS 有限元分析软件对本研究的渗透性路面性能进行分析,同时分别对渗透性路面和常规路面进行建模,选用的材料保持一致,设置相同的载荷,对 ANSYS 的分析结果进行整理,得到试验数据(表 2)。

表 2 试验数据
Tab. 2 Test Data

不同类型	渗透性路面的应力/Pa	常规路面的应力/Pa
载荷 1	12 568	11 347
载荷 2	36 568	32 589
载荷 3	68 574	65 472

其中,载荷 1 为 10 000 N,载荷 2 为 30 000 N,载荷 3 为 50 000 N。由表 2 可知,在相同载荷的情况下,渗透性路面的应力会比常规路面稍大,通过计算对渗透性路面和常规路面的应变进行对比(图 7)。

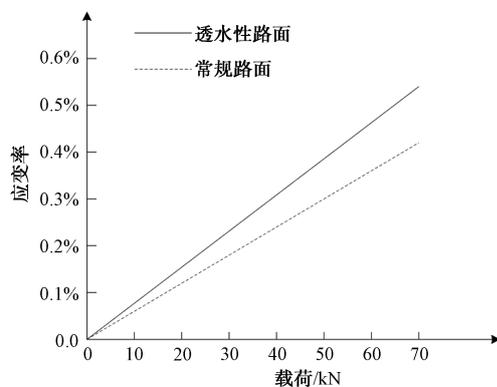


图 7 应变对比

Fig. 7 Strain Comparison

由图 7 可知,随着载荷的增加,渗透性路面的应变率要比常规路面大,设置渗透性路面的空隙率为 20%,对渗透性路面的排水率、降噪能力进行验证,经过 5 次试验,对试验数据进行整理(表 3)。与常规路面相比,渗透性路面的排水率可以达到 90%左右,降噪率可以达到 60%左右。

表 3 性能数据
Tab. 3 Performance Data

试验序号	排水率	降噪率
试验 1	90.12%	60.21%
试验 2	89.25%	61.24%
试验 3	91.14%	60.89%
试验 4	90.58%	62.47%
试验 5	92.65%	60.28%

综上,渗透性路面虽然在强度上有所欠缺,但是具有常规路面没有的排水功能,并且排水能力较好。

3.2 改进 LSTM 模型的流体管网充满度预测分析

采用 Python 语言和基于 Google 开源框架的第二代人工智能学习系统 TensorFlow,构建 LSTM 模型,TensorFlow 具有效率高、使用方便等特点^[21]。降雨量的时间序列来源为历年雨量计采集数据的平均值,采集间隔 3 min,雨管液面高度采用液位传感器监测。训练样本采用某市 2020 年 6 月—8 月的 8 场降雨资料,降雨时间分别为 6 月 9 日、6 月 20 日、7 月 3 日、7 月 10 日、7 月 23 日、8 月 9 日、8 月 17 日和 8 月 28 日,实测降雨数据如表 4 所示。

表 4 降雨数据
Tab. 4 Rainfall Data

日期	总降雨量/mm	降雨历时/h	雨强峰值/(mm·h ⁻¹)
2020 年 6 月 9 日	117.56	11	68.32
2020 年 6 月 20 日	30.21	6	34.25
2020 年 7 月 3 日	6.21	1	10.63
2020 年 7 月 10 日	18.30	3	26.31
2020 年 7 月 23 日	26.50	4	32.68
2020 年 8 月 9 日	98.80	9	70.54
2020 年 8 月 17 日	60.70	7	40.69
2020 年 8 月 28 日	40.10	5	50.65

以 2020 年 8 月 9 日的降雨数据为例对数据进行说明,如表 5 所示。其中,00:33 时刻的流体填充度为 16.52%,00:36 时刻的流体填充度为 17.56%。

表 5 8 月 9 日降雨数据
Tab. 5 Rainfall Data on 9th August

项目	时刻	降雨量/mm
时刻 1	00:00	0.20
时刻 2	00:03	0.10
时刻 3	00:06	0.15
时刻 4	00:09	0.20
时刻 5	00:12	0.50
时刻 6	00:15	0.20
时刻 7	00:18	0.10
时刻 8	00:21	0.30
时刻 9	00:24	0.40
时刻 10	00:27	0.15
时刻 11	00:30	0.25
时刻 12	00:33	0.10

为了验证本研究改进算法的有效性,采用 RNN 模型和 LSTM 模型进行对照,输入上述 8 场降雨时间序列和当前时刻的流体管网充满率。通过上述 3 种模型预测下一时刻的流体管网充满度,将 6 月、7 月的数据作为训练集,8 月的数据作为测试集。

训练过程中,为了减少网络损失,采用 Adam 对 LSTM 的网络进行优化,同时为了解决过拟合问题,采用 Dropout 方法对神经网络进行正归化^[22]。本研究采用均方根误差(RMSE)和判定系数(R^2)2 个指标来判定预测结果的精度,计算如式(4)~式(5)。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [y_p(i) - y_t(i)]^2} \quad (4)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n [y_p(i) - y_t(i)]^2}{\sum_{i=1}^n [y_p(i) - y_m]^2} \quad (5)$$

其中: $y_p(i)$ ——时间序列预测结果;
 $y_t(i)$ ——即将要进行预测的时间序列样本;
 y_m ——预测结果的均值,一般情况下, R^2 越大, RMSE 越小,预测结果越准确。

根据 3 种模型的预测结果,通过式(4)~式(5) 计算,得结果如表 6 所示。

表 6 3 种模型的预测结果对比
Tab. 6 Comparison of Prediction Results of Three Models

模型	训练 R^2	测试 R^2	RMSE
RNN	0.979	0.977	0.003 071
LSTM	0.979	0.978	0.003 042
改进后 LSTM	0.982	0.978	0.002 083

由表 6 可知,3 种模型都有一定的预测效果,但是改进 LSTM 的预测结果更准确。对 3 种模型的预测时间进行对比,在达到相同的训练集数据情况下,得到迭代次数对比(图 8)。

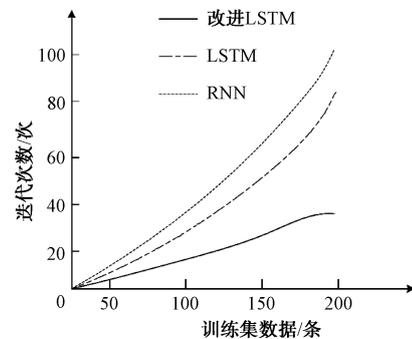


图 8 3 种模型的迭代次数对比

Fig. 8 Comparison of Number of Iterations of Three Models

由图 8 可知,在处理相同的数据时,改进后 LSTM 模型的迭代次数要少于 RNN 模型和 LSTM 模型。为了更直观地表现模型的预测准确度和预测消耗时间,对 6 月—8 月的剩余 7 场降雨的雨水管网充满度进行预测,统计预测的准确率与消耗时间,数据如表 7 所示。

由表 7 可知,在大量数据的支持下,改进后的 LSTM 模型的预测时间相比 RNN 模型缩短了 3 倍左右,预测准确度提高了 2% 左右。

综上,改进后 LSTM 模型的预测结果更准确,预测需要的时间更短,能够对海绵城市中的雨水管道建设提供有力的数据支持。

4 结论

本研究针对现有城市给排水规划和设计的不足,结合海绵城市理念,对城市的道路进行了改造,并利用改进 LSTM 模型对城市流体管网的流体填充度进行了预测,得出以下结论。

表 7 3 种模型的预测准确率与预测时间对比
Tab. 7 Comparison of Prediction Accuracy and Time of Three Models

日期	RNN 模型		LSTM 模型		改进 LSTM	
	准确率	消耗时间/s	准确率	消耗时间/s	准确率	消耗时间/s
2020 年 6 月 9 日	91.23%	6.23	93.25%	6.12	93.26%	2.05
2020 年 6 月 20 日	91.32%	6.33	93.35%	6.31	93.34%	2.14
2020 年 7 月 3 日	91.15%	6.35	93.21%	6.32	93.22%	2.11
2020 年 7 月 10 日	91.36%	6.28	93.35%	6.25	93.37%	2.09
2020 年 7 月 23 日	91.03%	6.21	93.05%	6.23	93.06%	2.08
2020 年 8 月 17 日	91.12%	6.41	93.14%	6.43	93.13%	2.12
2020 年 8 月 28 日	91.41%	6.38	93.42%	6.37	93.43%	2.01
平均值	91.23%	6.31	93.25%	6.29	93.26%	2.09

(1) 渗透性路面的性能虽然有些许下降,但是相比常规路面多了排水功能和降噪功能,合理的渗透性路面道路规划能够解决多雨城市的内涝问题。

(2) 改进 LSTM 模型相比 RNN 和 LSTM 模型,预测的效果更佳,并且迭代次数少。

(3) 城市给排水的规划和设计应该同大数据分析结合,根据以往的经验对规划的管道效果进行预测。

本研究给城市的给排水建设提供了一些新思路,具有广阔的应用前景,但是城市的给排水需要考虑的问题有很多,仍有待进一步研究。

参考文献

[1] 盛政,王浩正,胡坚. 基于 BP 神经网络的雨水管网充满度预测[J]. 中国给水排水, 2018, 34(23): 130-133.

[2] 李爱莲,张帅. 基于 LSTM 网络的焦炉火道温度预测建模仿真[J]. 计算机仿真, 2020, 37(6): 466-470.

[3] 马超. 融合卷积神经网络和循环神经网络的车轮目标检测[J]. 测绘通报, 2020(8): 139-143.

[4] 高青青. 基于海绵城市理念的城市规划方法探讨[J]. 建材与装饰, 2020(21): 89-90.

[5] 马洪涛. 用海绵城市的理念系统治理城市内涝[N]. 中国建设报, 2020-08-24(7).

[6] 石永亮,王龙. 海绵城市理念对城市规划的作用[J]. 科技经济导刊, 2020, 28(19): 99-99.

[7] 徐晓波. 城市排水建设中海绵城市理念的应用分析[J]. 工程建设与设计, 2020(12): 130-131.

[8] LI L M. Comment on “Numerical study on pore clogging mechanism in pervious pavements” [J]. Journal of Hydrology, 2019, 578: 124094-124094. DOI: 10.1016/j.jhydrol. 2019.

124049.

[9] 刘德林. 浅析海绵城市透水性路面的结构类型和路用性能[J]. 江西建材, 2019(7): 108-109.

[10] 钱宁,王圣博. 透水性路面的性能、应用研究[J]. 中国住宅设施, 2019(6): 70-71.

[11] 孙华. 沥青透水性路面与排水性路面之异同性研究[J]. 山西科技, 2019, 34(5): 36-40.

[12] 王晓静. 透水性路面材料强度影响因素分析[J]. 华东公路, 2019(4): 80-81.

[13] 程菓. 山地海绵城市透水性路面研究与应用[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2018.

[14] KIMH J, HAN H S, et al. Technology development for the ECO asphalt concrete using the special additives[J]. Magazine of the Korea Concrete Institute, 2017, 29(4): 33-38.

[15] 李伟,杨向东,陈昱. 基于 CNN 和 RNN 联合网络的心音自动分类[J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(1): 46-51.

[16] 郭蕴颖,丁云峰. 基于 CNN 和 LSTM 联合预测并修正的电量缺失数据预测[J]. 计算机系统应用, 2020, 29(8): 192-198.

[17] 吴晓欣,何怡刚,段嘉璐,等. 考虑复杂时序关联特性的 Bi-LSTM 变压器 DGA 故障诊断方法[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(8): 184-193.

[18] 吴晓崇,段跃兴,张月琴,等. 基于 CNN 和深层语义匹配的中文实体链接模型[J]. 计算机工程与科学, 2020, 42(8): 1514-1520.

[19] 胡晓丽,张会兵,董俊超,等. 基于 CNN-LSTM 的用户购买行为预测模型[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(6): 59-64.

[20] 王海涛,宋文,王辉. 一种基于 LSTM 和 CNN 混合模型的文本分类方法[J]. 小型微型计算机系统, 2020, 41(6): 1163-1168.

[21] 李俊卿,陈雅婷. LSTM-CNN 网络在同步电机励磁绕组匝间短路故障预警中的应用[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2020, 47(4): 61-70.

[22] SRIVASTAVA N, HINTON G, KRIZHEVSKAYA, et al. Dropout: A simple way to prevent neural networks from over fitting

[J]. Journal of Machine Learning Research, 2014, 15(1): 1929–1958.

(上接第 39 页)

度,表明新孟河延伸拓浚工程、新沟河延伸拓浚工程的运行可以有效提升梅梁湾水域水质,为“2016 年太湖 TP 出现反弹”引起的水质问题提供新的解决方案。

(2)通过分析梅梁湾水体在不同季节风向下进行引排水作业时 TP 与 TN 浓度的变化情况,发现在东南风即夏半季的盛行风向下,梅梁湾的 TP 与 TN 降幅大于西北风作用下的降幅,说明在夏半季进行“引江济太”新建工程的引排水作业更有利于降低梅梁湾的营养盐浓度,提升太湖水质。

(3)分析不同工况下梅梁湾左岸、中部、右岸的 TP 与 TN 浓度,当新孟河增加引水量时,梅梁湾 TP 与 TN 下降并不明显,对梅梁湾特别是中心区域的水质影响范围较小,提升梅梁湾水质的效果有限。当新沟河增加排水量时,梅梁湾左岸、中部及右岸的 TP 与 TN 出现较大幅度下降。这说明相较于新孟河引水作业,进行新沟河排水作业时可以更快速地降低梅梁湾 TP 和 TN 的浓度,在短时期内能有效改善梅梁湾的水体环境。

参考文献

- [1] 王燕,刘宁锴,王骏飞. 太湖流域氮磷等大气沉降研究[J]. 环境科学与管理,2015,40(5):103–105.
- [2] 水利部太湖流域管理局. 太湖流域综合规划[R]. 上海:水利部太湖流域管理局,2013.
- [3] 李一平,逢勇,吕俊,等. 太湖富营养化的驱动因子分析[J]. 河海大学学报(自然科学版),2004(6):644–647.
- [4] 曾庆飞,谷孝鸿,周露洪,等. 东太湖水质污染特征研究[J]. 中国环境科学,2011,31(8):1355–1360.
- [5] 胡开明,李冰,王水,等. 太湖流域(江苏省)水质污染空间特征[J]. 湖泊科学,2014,26(2):200–206.

- [6] 梁文广,王冬梅,诸晓华,等. 2008~2013 年太湖蓝藻遥感监测成果分析[J]. 人民长江,2014,45(s2):76–80.
- [7] 翟淑华,张红举,胡维平,等. 引江济太调水效果评估[J]. 中国水利,2008(1):21–23.
- [8] 周小平,翟淑华,袁粒. 2007~2008 年引江济太调水对太湖水质改善效果分析[J]. 水资源保护,2010,26(1):40–43,48.
- [9] 闻欣,邱利,章双双,等. 引江济太入湖污染物通量及其对太湖水质贡献[J]. 四川环境,2014,33(5):67–71.
- [10] 王水,胡开明,周家艳. 望虞河引清调水改善太湖环境定量分析[J]. 长江流域资源与环境,2014,23(7):1035–1040.
- [11] 杨倩倩,吴时强,戴江玉,等. 夏季短期调水对太湖贡湖湾湖区水质及藻类的影响[J]. 湖泊科学,2018,30(1):34–43.
- [12] 戴江玉,吴时强,吕学研,等. 引水对太湖贡湖湾有机污染时空变化的影响[J]. 水生生态学杂志,2016,37(1):39–46.
- [13] 朱广伟,邹伟,国超旋,等. 太湖水体磷浓度与赋存量长期变化(2005–2018 年)及其对未来磷控制目标管理的启示[J]. 湖泊科学,2020,32(1):21–35.
- [14] 陈华鑫,徐兆安,芦炳炎. 2010–2017 年太湖总磷浓度变化趋势分析及成因探讨[J]. 湖泊科学,2019,31(4):919–929.
- [15] 朱喜,李贵宝,王圣瑞. 太湖蓝藻暴发的治理[J]. 水资源保护,2020,36(6):106–111.
- [16] 朱伟,薛宗璞,章元明,等. “引江济太”对 2016 年后太湖总磷反弹的直接影响分析[J]. 湖泊科学,2020,32(5):1432–1445.
- [17] 许旭峰,刘青泉. 太湖风生流特征的数值模拟研究[J]. 水动力学研究与进展 A 辑,2009,24(4):512–518.
- [18] 舒叶华,高晨晨. 太湖风生流及污染物输移扩散数值模拟[J]. 水资源保护,2021,37(2):121–127.
- [19] 杨显. 望虞河引水工程对贡湖湾水质及主要取水口总磷的影响[J]. 净水技术,2020,39(5):80–85.
- [20] 吴时强,周杰,李敏,著. 太湖流域河湖连通工程水环境改善综合调控技术[M]. 中国水利水电出版社,2015:93–94,140–141.
- [21] 吴琼. 大型浅水湖泊生态动力学特性的数值研究[D]. 南京:河海大学,2007.

因本刊为黑白印刷,文中图 3~图 5 彩图可扫描右侧二维码查看电子版。

