

DOI:10.16788/j.hddz.32-1865/P.2021.04.004

引用格式:伍剑波,王赫生,张泰丽,等. 台风暴雨型滑坡地下水位动态特征及预测[J]. 华东地质,2021,42(4):390-397.

台风暴雨型滑坡地下水位动态特征及预测

伍剑波,王赫生,张泰丽,孙 强,朱延辉

(中国地质调查局南京地质调查中心,江苏 南京 210016)

摘要: 台风暴雨常引起强烈的地下水位波动,间接影响了地质体的稳定性,是东南沿海地区滑坡发生的主要诱因,准确预测降雨作用下的地下水位对该类滑坡的防治及预警预报具有重要意义。RBF神经网络通过对样本数据进行人工智能分析,可无限逼近任意非线性函数值,适用于滑坡地下水位动态预测。该文基于浙江中林滑坡位移、降雨、地下水位等长期监测数据,分析台风暴雨型滑坡渗流与形变特征,探讨降雨与地下水位之间响应关系。通过 MATLAB 软件平台确定径向基的宽度,并建立地下水位动态预测模型。通过对地下水位实测值与预测值进行对比分析,得出实测值与预测值的偏差最小值为 0.01 m,最大值为 3.13 m,平均值为 0.46 m;同级别降雨量的样本数量越多,预测结果越精确。研究表明,RBF神经网络在地下水位预测方面具有一定的实际应用意义。

关键词: 台风暴雨型滑坡;地下水位动态;RBF神经网络;降雨;预测

中图分类号: P694;9641.2

文献标识码: A

文章编号: 2096-1871(2021)04-390-08

作为塑造地貌最活跃的外营力之一,地下水主要通过物理、化学、力学等形式参与地质体的水-岩(土)相互作用,促进地质体向不良方向演变,并在某种程度上诱发了地质体灾变的发生^[1-5]。台风暴雨常引起强烈的地下水位波动及斜坡地质体结构变化,从而使地质体发生滑移、拉张变形等,这类滑坡称为台风暴雨型滑坡。台风暴雨型滑坡多见于我国东南沿海地区,台风暴雨与一般降雨诱发滑坡的成因机理相似,但又与一般降雨形成的滑坡存在显著差异^[6]。台风暴雨型滑坡具有规模小、厚度浅、突发性(或突变性)强等特征,属于典型的降雨诱发型滑坡,其灾变过程与滑坡体地下水位波动密切相关^[7-11]。由于台风期暴雨持续时间长、强度大、降雨量集中,所以滑坡在其作用下具有地下水反应灵敏、渗流速度快、波动幅度大等特点^[12]。因此,掌握地下水位动态规律,高效和准确地预测水位趋势,对于台风暴雨型滑坡的防治、预警预报、稳定性评价等具有重要的理论价值与实际意义。

目前,地下水位动态变化分析预测的方法主要有物理模型法、数值模拟法和数理统计模型法等^[13-21]。物理模型法是反映含水系统和理解其物理过程的主要手段^[21],如坡地水文模型,主要基于大量观测资料和相关水文地质参数得出较精确的预测结果,建模需简化相关条件。数值模拟法能准确模拟不同降雨模式和复杂地层结构条件下地下水的变化,如有限差分法、边界元法,但数值模拟预测滑坡区域地下水位变化时,无法模拟隐藏裂隙产生的优先流,且存在降雨入渗补给滞后性的处理问题^[22]。数理统计模型法是基于已有的自变量和因变量数据确定两者之间的关系函数,进而进行因变量的预测,如回归分析模型、灰色动态模型、时间序列分析模型等已广泛应用于地下水位预测。但是回归分析模型多以线性理论为基础,考虑问题简单化,灰色动态模型很难反映地下水周期性波动的特点^[20],时间序列分析模型当含水系统水动力条件发生变化时,已建立的模型将不再适用,无法适应非

* 收稿日期:2020-05-12 修订日期:2020-09-20 责任编辑:谭桂丽

基金项目:中国地质调查局“浙江丽水地区灾害地质调查(编号:DD20190648)”项目资助。

第一作者简介:伍剑波,1987年生,男,助理研究员,硕士,主要从事地质灾害调查及评价工作。Email:jianbowu0724@163.com。

通信作者简介:王赫生,1984年生,男,工程师,硕士,主要从事环境地质调查及研究工作。Email:411099641@qq.com。

稳定变量的观测序列^[23]。

径向基函数神经网络(Radical Basis Function Neural Network,简称 RBFNN 或 RBF 神经网络)能逼近任意的非线性函数,可以处理系统内难以解析的规律性,具有良好的泛化能力、较快的学习收敛速度及较强的非线性映射功能^[24],通过对数据样本进行深度学习,可无限逼近真实值。RBF 神经网络的主要优势是能够模拟非线性系统,可定量表示变量间复杂的函数关系,可以在没有任何假设的条件下模拟水文地质变量间复杂的非线性关系^[24]。因此,该模型更适用于滑坡地下水位在时间序列上动态波动的预测^[23,25-28]。目前,地下水位预测模型多用于地下水位变幅或大时间尺度(年、月)水位值的预测,而对日水位值的预测较少。本文基于长期监测的水文地质数据,分析降雨对地下水位变化的影响,通过构建 RBF 神经网络模型对地下水位动态进行预测,探讨各种降雨条件下地下水位动态特征及预测效果。

1 RBF 神经网络模型

1.1 RBF 神经网络简介

径向基函数(RBF)是某种沿径向对称的标量函数,通常定义为空间中任一点 x 到某一中心 c 之间欧氏距离的单调函数,记作 $k(\|x-c\|)$,其作用往往是局部的,即当 x 远离 c 时函数取值很小。常用的 RBF 函数^[29]如下。

$$f(x) = \exp^{-(x/\sigma)^2}, \quad (1)$$

$$f(x) = \left(\frac{1}{\sigma^2 + x^2} \right)^\alpha, \alpha > 0, \quad (2)$$

$$f(x) = (\alpha^2 + x^2)^\beta, \alpha < \beta < 1. \quad (3)$$

RBF 神经网络是基于径向基函数建立的一种人工神经网络^[30],属于前向神经网络类型,能够以任意精度逼近任意连续函数。

1.2 RBF 神经网络结构及运算

RBF 神经网络由 3 层结构组成(图 1)。第一层为输入层(X),由信号源结点组成;第二层为隐含层(H),隐单元数根据描述问题的需要而定,隐单元的变换函数是径向基函数,是对中心点径向对称且衰减的非负非线性函数;第三层为输出层(Y),对输入模式的作用给出响应。从输入层节点只传递输入信号到隐含层,隐含层节点由像高斯函数(公式(4))辐射状作用函数构成,是非线性的,从隐含层节点到输出层节点变换是简单的线性函数。

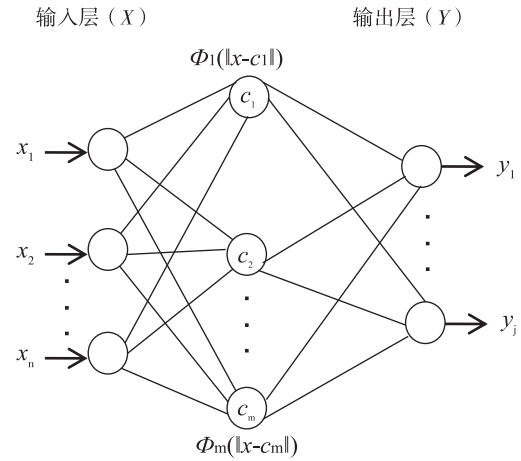


图 1 RBF 神经网络结构

Fig. 1 Structure of RBFNN

本文建立的 RBF 神经网络采用高斯分布函数^[29]

$$R_i(x) = \exp \left[-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2} \right] \quad i=1,2,\dots,m, \quad (4)$$

式中: x 为 n 维输入向量; c_i 为第 i 个基函数的中心,与 x 具有相同维数的向量; σ_i 为第 i 个感知的变量,决定基函数围绕中心点的宽度; m 为感知单元的个数(隐含层节点数)。 $\|x - c_i\|$ 为向量 $x - c_i$ 的范数,通常表示 x 与 c_i 之间的距离; $R_i(x)$ 为径向对称的非线性函数值,其值越大代表预测值越接近真实值。

$R_i(x)$ 在 c_i 处有 1 个唯一的最大值,随着 $\|x - c_i\|$ 增大, $R_i(x)$ 迅速衰减至 0,对于给定的输入 $x \in R^n$,只有小部分靠近 x 的中心被激活。

RBF 神经网络学习分为两步:第一步通过聚类算法得到初始权值;第二步根据训练数据训练网络权值。

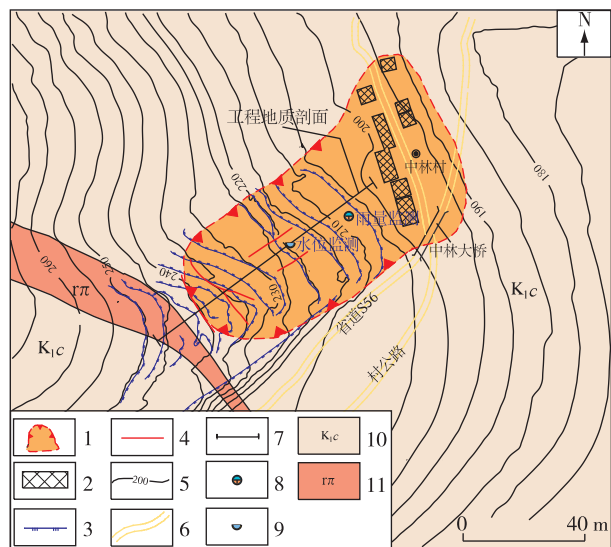
2 台风暴雨型滑坡地下水位动态

2.1 台风暴雨型滑坡渗流与变形特征

台风暴雨诱发的滑坡可以分为突变型滑坡和缓动型滑坡,缓动型滑坡相对于突变型滑坡发生率更低、规模更大,危害范围更广^[6]。

中林滑坡位于浙江省文成县 56 省道中林大桥北侧,常年受台风暴雨影响。受台风“泰利”影响,该滑坡于 2012 年 6 月 19 日下午 6 时发生变形破坏,滑坡中上部出现多处裂缝,裂隙长 10~30 m,宽 2~30 cm。前缘公路边坡及坡脚处发生连续滑塌,规模约 300 m³。滑坡位于斜坡中下部,呈长舌状,

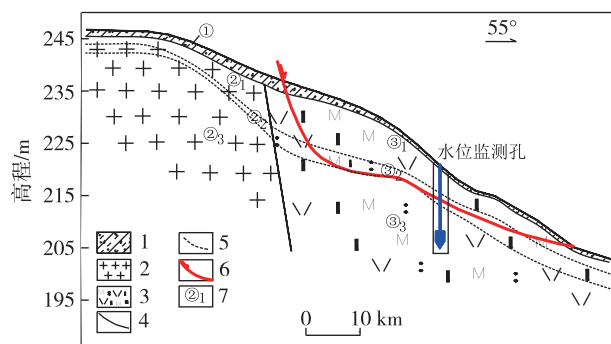
滑坡前缘高程 198~203 m,后缘高程 238~241 m,滑坡高差约 58 m,水平投影长约 107 m,宽约 47 m,滑体厚 2.5~8.0 m,规模约 14 000 m³。滑坡呈上陡下缓之势,坡度为 31°~24°,呈梯田台坎状,台坎高 1~2 m(图 2)。滑坡发育于白垩纪朝川组中,滑体物质主要为呈散裂结构和碎裂结构的强-全风化凝灰岩,滑床为中等风化凝灰岩(图 3)。



1.滑坡范围;2.威胁房屋;3.陡坎;4.裂缝;5.等高线;6.公路;7.工程地质剖面;8.雨量计位置;9.水位计位置;10.早白垩世朝川组;11.钾长花岗岩脉

图 2 中林滑坡平面示意图

Fig. 2 Plane diagram of the Zhonglin landslide



1.含角砾粉质黏土;2.花岗岩;3.流纹质熔结凝灰岩;4.地层界线;5.风化层界线;6.潜在滑动面;7.工程地质分层编号(①为残坡积层;②₁、③₁为全风化层;②₂、③₂为强风化层;②₃、③₃为中风化层)

图 3 中林滑坡工程地质剖面

Fig. 3 Engineering geological section of the Zhonglin landslide

对该滑坡模拟了台风暴雨的等强度降雨、渐变强度降雨两种常见工况下滑坡地下水的暂态渗流场及稳定性^[6],结果显示两种工况下滑坡地下水渗流特征基本相同。随着降雨的进行,4.8 h 后地下水位上升明显,滞后时间短,24 h 内地下水位达到强风化和中风化接触面附近,且在坡脚形成溢流,而天然降雨状态下,地下水位位于滑动面以下。随着地下水位上升,稳定系数快速下降;水位稳定以后,稳定系数下降速度减慢。

通过对位移、地下水位、雨量等历史监测数据进行分析(图 4,图 5),发现滑坡中部位移有突变现象,与降雨、地下水存在明显的关联性。“莫兰蒂”台风期间,9 月 14 日该区降雨量为 225 mm,地下水位上升至 8.86 m,为历史高水位(达到滑面附近);9 月 15 日滑坡累计位移发生第一次突变。“鲑鱼”台风期间,9 月 28 日该区降雨量为 368.5 mm,地下水位上升至 7.1 m,为历史最高水位(超过滑动面位置);9 月 29 日滑坡累计位移发生第二次突变,位移变幅达到历史最高值(图 5);位移突变比地下水位突变滞后 1 天,地下水位达到滑动面附近才引发位移突变。因此,监测数据进一步佐证了文献^[6]模拟结果,台风暴雨期地下水位达到滑动面附近,基质吸力降低、孔隙水压力增加是滑坡产生变形破坏的主要原因。

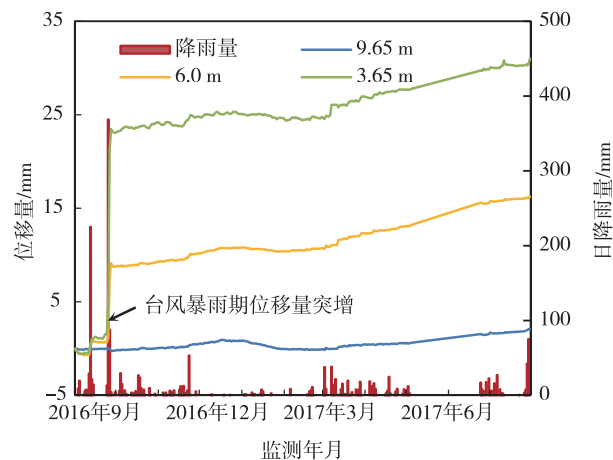


图 4 日降雨量与滑坡中部不同深度位移变化图

Fig. 4 Relation between daily rainfall and displacement variation of different depths in the middle of the landslide

综上所述,推断中林滑坡为拉裂-蠕滑变形破坏模式,降雨是其主要诱发因素,属于典型的缓变型台风暴雨滑坡。

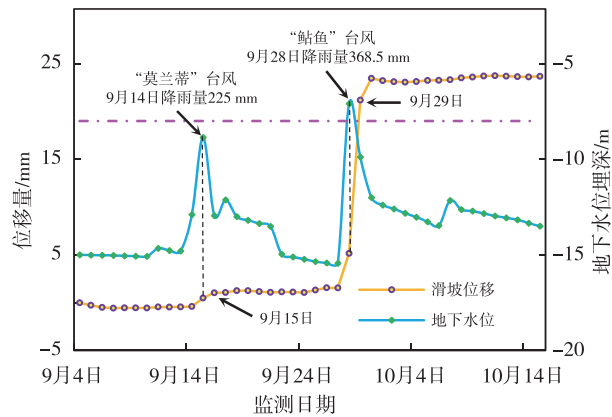


图5 地下水位与滑坡位移变化图

Fig. 5 Relation between groundwater level and landslide displacement

2.2 数据采集与预处理

滑坡的岩土体物质组成不会随降雨量的变化而变化,仅物理力学参数发生改变,属于固定的参数值,对地下水位动态预测无实用意义,因此本文预测时不作考虑。降雨与地下水位之间的关系密切,相互影响处于动态变化,所以,这两种水文参数可以作为模型的训练学习样本。

中林滑坡中部位移变形最明显(图4),滑坡地下水位计(带气压校正计,型号为DI601,量程为20 m,精度为2 mm)安装于滑体中部(图2,图3)。由于滑坡面积尺度小,四周开阔无遮挡物,滑坡区不存在小气候现象,降雨量多均匀分布,考虑设备安装条件,雨量计(型号为SRY-1,量程为5 mm/min,精度为0.1 mm)置于滑体中下部(图2)。地下水位计和雨量计分别用于监测地下水位和降雨量,其中水位采集频率为4 h/次,降雨量每测0.5 mm精度自动记1次。

本次分析的数据以天为时间尺度,当日24时的观测水位值与前一日24时至当日24时的累计降雨量值相对应。降雨量和水位观测从2016年1月1日—2018年6月28日,监测时长910天,数据样本共910组。

2.3 降雨与地下水位响应关系

中林滑坡位于台风主要影响区,通过统计2016—2017年的降雨数据(图6),发现其年平均降雨量为2 168.5 mm,年度无雨期<198天,中雨以上的降雨期>50天。2016年各级别的降雨天数均大于2017年各级别的降雨天数。2016年9月15

日和9月28日,分别受台风14号“莫兰蒂”和17号“鲇鱼”影响,该区普降大暴雨、特大暴雨,日降雨量百年一遇,地下水位响应迅速,当日出现年度最大涨幅(图7)。

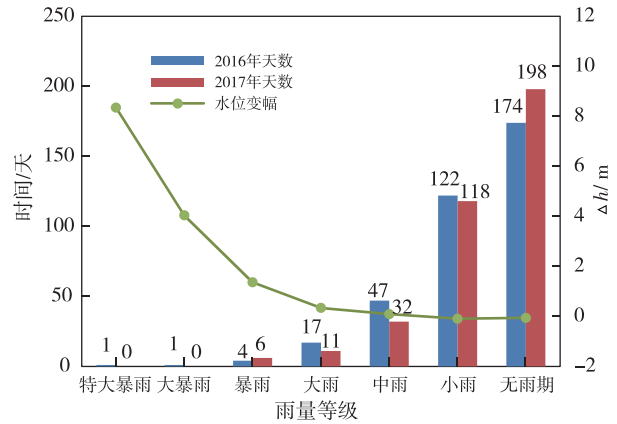


图6 不同级别降雨天数与地下水位变幅统计图

Fig. 6 Variation statistics of groundwater level on different rainy days

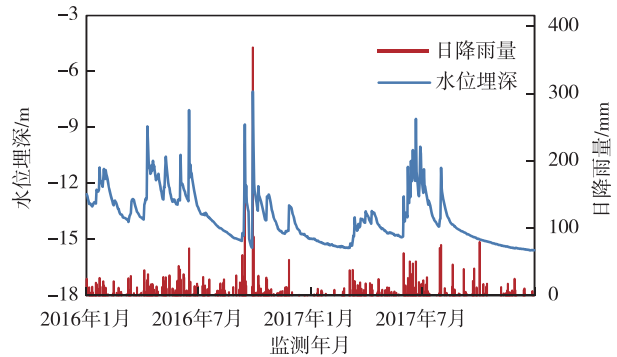


图7 日降雨量与地下水位变化关系图

Fig. 7 Relation between daily rainfall and groundwater level

由图6可知,地下水位变幅与降雨级别呈正相关,降雨量越大,地下水位涨幅越大。由于小雨下渗的水量少,其形成的湿润锋面难到达地下水位界面,因此对水位影响微弱。

随时间的波动,降雨量与地下水位表现出较好的一致性。暴雨条件下地下水位变化最大,其次是连续性降雨,地下水位与降雨量之间呈明显的正相关(图7)。

为了分析降雨对地下水位的滞后影响,对降雨量和地下水位数据作进一步处理。借鉴文献[19]的处理方法,地下水位变幅 $\Delta h(t)$ 与地下水位 $h(t)$

关系式为

$$\Delta h(t) = h(t) - h(t-1). \quad (5)$$

根据公式(5)求出每天水位变幅, $\Delta h(t)$ 与 $h(t)$ 之间存在一定的相关性(图 7), 下界包络线表示在无雨情况下的观测孔水位下降曲线 $f(h)$ (图 8)。通过 $\Delta h(t)$ 减去对应的 $f(h)$, 排除自然排水过程对水位变化造成的影响, 最后得到受降雨影响的地下水位变化值 $\Delta Y(t)$ 。

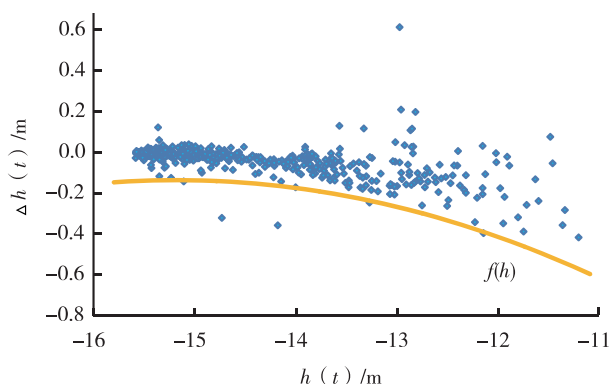


图 8 地下水位与地下水位变幅关系图

Fig. 8 Diagram of groundwater level and groundwater level variation

$\Delta Y(t)$ 与前 30 天(降雨当天为第 1 天)影响期为 τ 时的降雨量 $X(t-\tau)$ 作偏相关分析, 二者积差相关性系数 r 如图 9 所示。相关性系数 r 呈波动性减小, 第 1 天相关系数最大, 显著性明显; 第 2 天以后相关系数大幅减小, 3~6 天相关系数均 < 0.1 , 显著性不明显; 第 10 天相关系数增大, 主要为降雨周期的叠加效益。因此, 降雨对中林滑坡当天的地下水位影响最显著, 第二天降雨对地下水位影响减小, 滞后周期为 1 天。出现此现象的原因是, 该滑坡属于浅层滑坡, 强、全风化凝灰岩与浅表坡积层组成的滑体透水性好, 雨水下渗速度快, 地下水位响应迅速。此外, 滑坡位于斜坡中下部, 呈台坎形, 坡度陡, 前缘为屋后切坡, 正地形, 这些因素导致地下水补给排系统反应快速。

3 滑坡地下水位预测

3.1 RBF 神经网络模型的建立

本文采用降雨量、地下水位 2 个因子进行地下水位动态预测。RBF 神经网络模型进行训练学习时, 降雨量作为输入变量, 地下水位作为输出目标

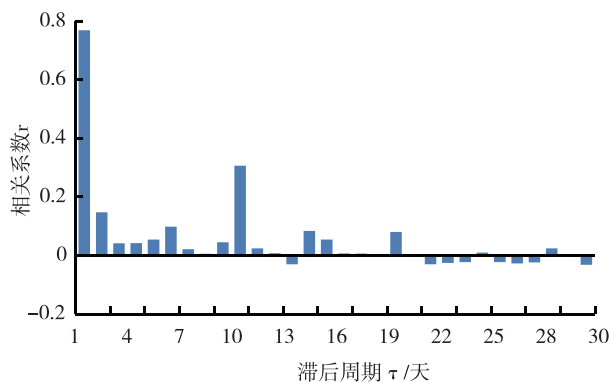


图 9 地下水位变幅与降雨量关系图

Fig. 9 Relation between groundwater level variation and rainfall

变量。考虑实测数据的完整性, 选用 2016 年 1 月 1 日—2018 年 2 月 28 日的 790 组数据作为训练样本, 2018 年 3 月 1 日—2018 年 6 月 28 日的 120 组后期数据用于测试样本。

基于 Matlab 工具箱中 newrb 函数创建 RBF 神经网络。函数格式为 $\text{net} = \text{newrb}(P, T, \text{GOAL}, \text{SPREAD}, \text{MN}, \text{DF})$ 函数中 P 为由降雨量组成的输入向量集; T 为由地下水位组成的目标向量集; GOAL 为均方误差, 设为 10^{-8} ; SPREAD 为径向基函数分布密度, 参数通过样本数据训练, 不断修正初始值获得最佳值, 本文取值为 100.82。MN 为神经元最大数量, 一般取输入样本数量, 本文取值为 790。DF 为两次显示之间添加的神经元神经数目, 设为 1。

3.2 地下水位动态预测

基于 RBF 神经网络模型预测的地下水位动态预测值与实测值对比结果如图 10 所示。相同降雨条件下, 预测曲线与实测值曲线形态较一致, 峰值发展趋势较贴近。对比测试样本中的地下水位与降雨量, 发现实测的部分强降雨不一定引起地下水位大幅度波动, 如监测时间 45 天和 68 天(图 10), 降雨之前均有 > 5 天的无雨期或少雨期, 加之土地利用类型为耕地, 正属于春季耕种期, 植被干枯少水, 坡体内非饱和区范围大, 土壤含水率低, 下渗的水体多被土壤包气带吸收, 降雨形成的湿润锋面难到达地下水位界面, 导致强降雨引起的地下水位变幅 < 0.1 m, 而预测水位波动明显, 预测值与实测值不一致。

3.3 预测精度分析

3.3.1 精度

(1) 以年、月为时间尺度, 大部分预测精度较

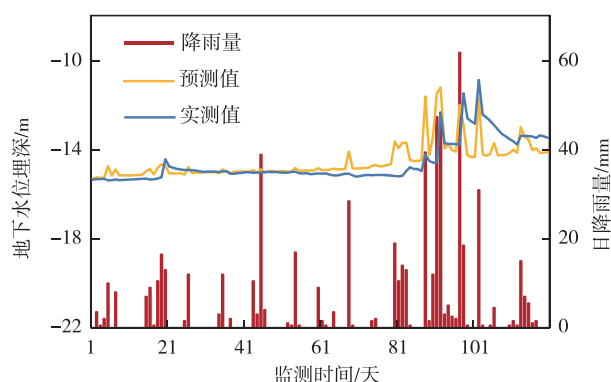


图 10 RBF 神经网络模型预测值与实测值关系图

Fig. 10 Relation diagram of RBF neural network model predicted value and measured value

高,但不能较好地表达地下水动态变化特征。

(2)以日、小时为时间尺度,以水位变幅值、水位值为预测对象,变幅值预测结果偏差多 <0.5 m,水位值预测结果偏差多为 $2\sim 5$ m。基于水位变幅值进行预测,结果存在的问题是变幅值转换为水位值时,变幅偏差值(实测值与预测值之间差值的绝对值)的累计值可能导致预测值与真实值偏离较大。

本文以日地下水位值为预测对象,通过对比分析预测值与真实值,得出 RBF 神经网络模型预测的偏差最小值为 0.01 m,最大值为 3.13 m,平均值为 0.46 m。与上述其他预测模型预测精度相比,RBF 神经网络模型的预测精度能达到水位变幅的预测精度,高于其他水位值的预测精度,能较好地反映地下水位动态。

3.3.2 精度影响因素

在不同降雨工况条件下,地下水位预测难易程度不同,预测精度也有一定差别。在连续性强降雨条件下(图 10),预测曲线与实测曲线贴合最差,如监测时间 $16\sim 20$ 天、 $80\sim 83$ 天、 $88\sim 102$ 天;不同降雨量或不同降雨类型预测值的平均偏差不同,降雨量越大,平均偏差越大,暴雨平均偏差为 1.786 m、大雨平均偏差为 1.481 m、中雨平均偏差为 0.747 m、小雨平均偏差为 0.369 m、无雨期平均偏差为 0.328 m(表 1)。同类降雨级别样本越少,预测精度越低;无雨期样本数量最多,预测精度最高;暴雨期样本数量最少,预测精度最低。

出现上述现象的原因为:①与参与模型训练的样本分布有关,有限的样本制约了模型反应变量之间相互作用的关系;②地下水循环系统复杂多

变,RBF 神经网络模型仅考虑了降雨量,未考虑其他地质参数;③监测设备误差可能导致原始数据偏离真实数据,间接影响模型预测精度。

表 1 不同类型降雨预测精度与样本数量关系

Table 1 Relation between prediction accuracy of different types of rainfall and sample size

降雨类型	平均偏差	样本数量占比/%
暴雨	1.786	1.57
大雨	1.481	2.61
中雨	0.747	9.04
小雨	0.369	32.52
无雨	0.328	54.26

4 结论

(1)排除自然泄水影响因素,地下水位对降雨的响应滞后期 <1 天,即地下水位变化主要与当天降雨量有关。地下水位变幅与降雨级别呈正相关,尤其台风作用下极端降雨引起地下水位迅速上升至滑面,是滑坡位移突变的主要因素,也是台风暴雨型滑坡的主要特点之一。

(2)RBF 神经网络模型预测结果显示:预测值曲线与实测值曲线形态较一致,峰值发展趋势也较相近,可较好地体现地下水位非线性动态变化特征,预测值的平均偏差为 0.46 m,能准确模拟短时间尺度、长时间序列地下水位涨落过程。

(3)与其他地下水位预测方法相比,基于 MATLAB 软件建立的 RBF 神经网络模型方法简单、学习速度快、使用便捷,可以通过有限的观测资料获得理想的预测结果,实用性较好。

参考文献

- [1] 徐则民,黄润秋,范柱国.滑坡灾害孕育-激发过程中的水-岩相互作用[J].自然灾害学报,2005,14(1):1-9.
- [2] 黄润秋,徐则民,许模.地下水的致灾效应及异常地下水诱发地质灾害[J].地球与环境,2005,33(3):1-9.
- [3] 孙红月,尚岳全.浙江上三公 6# 滑坡的地下水作用与控制[J].岩石力学与工程学报,2006,25(3):505-510.
- [4] 黄承忠.考虑地下水作用的滑坡时间预测研究[J].工程地质学报,2011,19(6):816-822.
- [5] 王智磊,孙红月,尚岳全.基于地下水位变化的滑坡预测时序分析[J].岩石力学与工程学报,2011,30(11):2276-2284.

- [6] 张泰丽,周爱国,孙强,等.台风暴雨条件下滑坡地下水渗流特征及成因机制[J].地球科学,2017,42(12):2354-2362.
- [7] 张泰丽,孙强,伍剑波,等.助力提升台风暴雨影响区重大地质灾害识别精度[J].华东地质,2020,41(1):26.
- [8] 王赫生,伍剑波,张泰丽,等.基于 SHALSTAB 模型的地质灾害易发性动态评价[J].华东地质,2020,41(1):88-95.
- [9] 孙强,张泰丽,伍剑波,等.基于 GIS 与层次分析法的龙溪流域滑坡风险评价[J].华东地质,2018,39(3):227-233.
- [10] 孙强,张泰丽,伍剑波,等.浙南花岗岩残积土物质结构及工程地质特性研究[J].地质论评,2020,66(增刊):163-166.
- [11] 刘艳辉,温铭生,苏永超,等.台风暴雨型地质灾害时空特征及预警效果分析[J].水文地质工程地质,2016,43(5):119-126.
- [12] 韩俊.温州地区台风滑坡形成机理物理模拟研究[D].成都:成都理工大学,2012.
- [13] 赵晓东,蒋宇静,鹿儿岛陡倾边坡地区地下水 tank 模型构模及应用[J].岩石力学与工程学报,2008,27(12):2523-2527.
- [14] 洪勇,日浦启全,栾茂田.Tank 模型在模拟滑坡地下水位中的应用[J].吉林大学学报:地球科学版,2006,36(增刊):69-74.
- [15] 黄发明,殷坤龙,张桂荣,等.多变量 PSO-SVM 模型预测滑坡地下水位[J].浙江大学学报:工学版,2015,49(6):1193-1200.
- [16] 孙强,张泰丽,张纱莎,等.基于 ARDL 模型的滑坡地下水位预测[J].水文地质工程地质,2016,43(2):147-152.
- [17] 金菊良,杨晓华,金宝明,等.基于遗传算法的地下水位动态预测双线性模型[J].水科学进展,2001,12(3):361-366.
- [18] 王宇博,梁秀娟,乔雨,等.地下水位预测模型对比分析研究[J].节水灌溉,2015(7):58-61.
- [19] 王智磊,孙红月,刘永莉,等.降雨与边坡地下水位关系的时间序列分析[J].浙江大学学报:工学版,2011,45(7):1301-1308.
- [20] 朱新国,张展羽,刘莉.基于混沌优化 GMDH 网络的灌区地下水水位预测[J].河海大学学报:自然科学版,2010,38(3):317-321.
- [21] 邢译心,鲍新华,吴永东,等.基于 Visual MODFLOW 的尚志市水源地下水资源预测与开采利用[J].水电能源科学,2015,33(2):42-45.
- [22] 钱静,王旭升,陈添斐.滞后补给权函数与包气带的关系[J].水文地质工程地质,2013,40(3):1-5.
- [23] 张建锋,刘见宝,崔树军,等.小波-神经网络混合模型预测地下水水位[J].长江科学院院报,2016,33(8):18-21.
- [24] LI J, CHEN Y, PEPPER D. Radial basis function method for 1-D and 2-D groundwater contaminant transport modeling [J]. Computational Mechanics, 2003, 32:10-15.
- [25] 蒋中明,徐卫亚,张新敏.滑坡地下水位动态预测的径向基函数法[J].岩石力学与工程学报,2003,22(9):1500-1504.
- [26] 刘博,肖长来,梁秀娟.SOM-RBF 神经网络模型在地下水位预测中的应用[J].吉林大学学报:地球科学版,2015,45(1):225-231.
- [27] 曹文洁,肖长来,梁秀娟,等.RBF 神经网络在地下水动态预测中的应用[J].水利水电技术,2018,49(2):43-48.
- [28] 张殷钦,刘俊民,郝健.正则化 RBF 网络模型在地下水位预测中的应用[J].西北农林科技大学学报:自然科学版,2011,39(10):204-208.
- [29] 周俊武,孙传尧,王福利.径向基函数(RBF)网络的研究及实现[J].矿冶,2001,10(4):71-75.
- [30] SCHILLING R J, ARROLL J J, AI-AJLOUNI A F. Approximation of nonlinear systems with radial basis function neural networks [J]. IEEE Transactions on neural networks, 2001, 12(1): 1-15.

Analysis and prediction of the groundwater dynamics of landslide induced by typhoon rainstorm

WU Jianbo, WANG Hesheng, ZHANG Taili, SUN qiang, ZHU Yanhui

(*Nanjing Center, China Geological Survey, Nanjing 210016, Jiangsu, China*)

Abstract: Strong fluctuation in groundwater level are often caused by typhoon rainstorm, which indirectly affects the stability of geological bodies, and was the primary cause of landslides in southeastern coast area. Therefore, an accurate prediction of groundwater level under rainfall was of critical significance to prevent and early warn of this type of landslides. RBF neural network, that could infinitely approximate any nonlinear function value with AI analysis of sample data, was suitable for dynamically predicting landslides' groundwater level. Based on the long-term monitoring data of Zhonglin landslide, such as displacement, rainfall and groundwater level, this paper analyzed the seepage and deformation characteristics of typhoon rainstorm-type landslide, discussed the corresponding relation between rainfall and groundwater level. The width of radial base was determined by MATLAB software training, and a dynamic prediction model of groundwater level was established thereby. Then, through the comparison between measured and predicted values of the groundwater level, it was concluded that a minimum deviation value between measured and predicted was 0.01 m, a maximum value 3.13 m, and a mean value 0.46 m. In addition, the more the number of samples at the same rainfall level was, the more accurate the predicted result would be. The research showed that RBF neural network was of practical significance in groundwater level prediction.

Key words: landslide induced by typhoon rainstorm; groundwater level; RBF neural network; precipitation; prediction