

DOI:10.7522/j.issn.1000-0240.2020.0045

JIA Dongyu, LI Kaiming, NIE Xiaoying, et al. Prediction model of summer land surface temperature in the Shiyang River basin based on the wavelet transform and neural network[J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2020, 42(2):412-422. [贾东于, 李开明, 聂晓英, 等. 基于小波变换与神经网络的石羊河流域夏季地温预测模型研究[J]. 冰川冻土, 2020, 42(2):412-422.]

基于小波变换与神经网络的石羊河流域 夏季地温预测模型研究

贾东于, 李开明, 聂晓英, 袁春霞, 李清峰, 高福元

(兰州城市学院地理与环境工程学院, 甘肃兰州 730070)

摘要: 地温变化在气候反馈效应中起着重要作用, 理解地温及其与影响因素之间的时空关系对预测全球温度变化至关重要。利用1998–2017年石羊河流域的逐日常规气象观测资料, 采用小波分析结合BP(Back Propagation)神经网络构建了石羊河流域夏季地温预报模型, 结果表明: 日平均地温预测效果在不同站点均为最佳, 其中预测值和观测值的相关系数均大于0.87, 3℃以内的预测概率均大于84%。其中, 民勤地区地温预测效果最好, 预测值和观测值的相关系数达到0.91, 3℃以内的预测概率达到86%。日最高地温的预测值与观测值的相关系数高于0.8, 但误差平方和、标准差较大。永昌地区日最高地温的模拟效果最好, 3℃以内的预测概率达到83%。日最低地温的预测与观测值的平均相关系数高于0.66, 3℃以内的预报概率高于83%, 但预测值略低。其中, 武威地区日最低地温的预测效果最好, 预测值与观测值的相关系数为0.72, 3℃以内的预测概率达到94%。研究成果可为有效弥补干旱、半干旱区地温观测资料缺失和探讨其与局地气候的关系提供一些参考。

关键词: 地温; 石羊河流域; 小波变换; 神经网络; 预测

中图分类号: P468.0*21 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-0240(2020)02-0412-11

0 引言

地表温度(LST, Land Surface Temperature)对研究水平衡物理过程和地表能量平衡至关重要, 其空间分布和时间演化对水文、气象及气候应用的研究是至关重要的^[1-3]。地温已被广泛应用于森林火灾评估^[4]、城市热岛(UHI, Urban Heat Island)^[5-6]和多年冻土^[7]的监测研究中。同时, 地表温度的升高或降低可能改变环境气候的影响因子(例如加速融雪、沙漠化及增加降水), 而反过来又可以增强(正反馈)或减弱(负反馈)这种变化。因此, 地温变化在气候反馈效应中起着重要作用。另外, 在气候变化研究中, 理解地温及其与影响因素之间的时空关系对预测全球温度变化至关重要^[8]。李帅等^[9]和吉

春荣等^[10]指出, 浅层地温会显著影响到农作物的耕种, 由于浅层地温会受到土壤性质、土壤含水量以及辐射等诸多因素的影响, 成为预报中的难点。同时, 日平均、日最高和日最低地温也被广泛应用在各种生态模型和陆面模型中, 是模型中的重要参数之一^[11]。

目前, 对地温的研究主要集中在三个方面: 影响气候变化^[12-14]、预报预测和遥感反演^[15-16]。其中, 地温预报主要是通过气象因子构建地温预报模型来进行研究^[12]。宋晓巍等^[17]利用气温建立了不同深度地温的预测模型, 研究发现在气温变化较大时, 模拟值与实测值误差较大, 这有可能是由于地温的延迟效应。Maduako等^[16]首先利用遥感图像(Landsat 7 ETM)得到地温, 之后采用

收稿日期: 2018-10-11; 修订日期: 2020-02-15

基金项目: 国家自然科学基金项目(41661014); 甘肃省科技计划资助项目(18JR3RA221)资助

作者简介: 贾东于(1989–), 男, 河北邢台人, 讲师, 2018年在中国科学院西北生态环境资源研究院获博士学位, 从事陆面过程与数值模拟研究. E-mail: jdy890719@lzb.ac.cn

通信作者: 李开明, 教授, 从事寒旱区水资源及冰川变化研究. E-mail: lkm_wd@126.com.

神经网络算法利用过去的地温值预测尼日利亚伊科姆市未来的地温, 其研究结果证实了神经网络在学习、理解非线性复杂数据集和准确预测方面的有效性。吴春晓等^[18]利用神经网络算法建立了浅层、深层地温的推演模型, 研究发现 70% 以上的平均反演误差在 $0.5\text{ }^{\circ}\text{C}$ 以下。同时, 在对日最低地表温度和日最高地表温度的模拟中发现神经网络的模拟效果明显好于逐步回归。Alihsand 等^[19]利用人工神经网络(ANN)和 Landsat-8 卫星影像的时间序列分析, 在干旱环境的局部尺度上模拟地表温度日变化(LST), 结果表明神经网络方法将是预测和模拟干旱环境中昼夜地表温度变化的有力工具。Zhan 等^[20]利用三个输入节点和三个输出节点构造了一个两层 BP 神经网络模型, 成功地利用气象观测数据得到了青海省青海湖附近的地温数据。Bozorgi 等^[21]以大伊斯法罕市为例, 利用人工神经网络算法, 探讨城市地温与绿地覆盖空间格局之间的非线性关系, 研究发现神经网络算法能比较好的估算出城市地温。综上所述, 神经网络方法能够比较准确的模拟地温, 但目前研究主要关注浅层日平均地温, 并未对日最高、日最低地温的预测进行探讨, 尤其缺乏对地气温差显著的干旱、半干旱地区(例如石羊河流域)的研究。

本文利用小波变换结合 BP(Back Propagation)神经网络的方法, 通过常规气象观测资料来预测石羊河流域地温(日平均地温, 日最低地温和日最高地温)的变化趋势。同时, 对预测效果及误差也进行了分析, 希望能为有效弥补干旱、半干旱区地温观测缺失及其与局地气候的关系提供一些参考。

1 资料与研究方法

1.1 研究区域概况

石羊河主要发源于祁连山, 消失于腾格里和巴丹吉林沙漠之间的民勤北部荒漠地区, 平均海拔 $1\,300\sim 5\,000\text{ m}$, 其是河西走廊内陆河中重要的水系之一。该流域地势南高北低, 南部为祁连山褶皱, 中部为走廊凹陷, 北部为阿拉善台地及北山断块(图 1)。由于地处中国内陆地区, 该流域主要受温带大陆性气候作用, 干旱少雨^[22]。其中, 流域上游年均气温低于 $6\text{ }^{\circ}\text{C}$, 年降水量 $400\sim 600\text{ mm}$, 年蒸发量 $700\sim 1\,200\text{ mm}$; 中游年均气温低于 $6\sim 8\text{ }^{\circ}\text{C}$, 年降水量 $150\sim 300\text{ mm}$, 年蒸发量 $1\,300\sim$

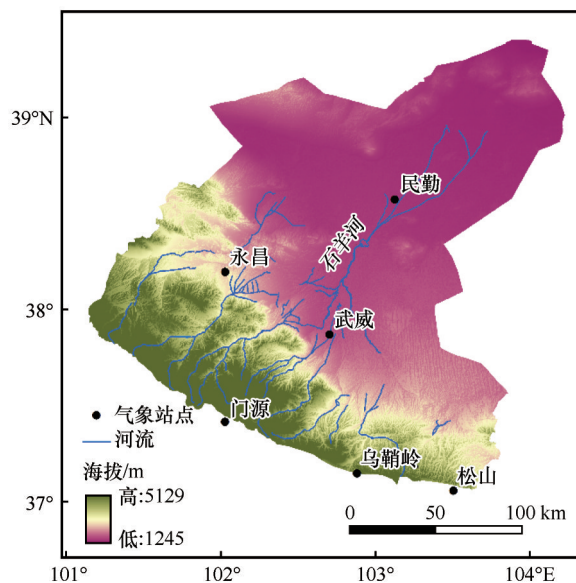


图 1 石羊河流域及气象站点

Fig. 1 Map showing the Shiyang River basin and the meteorological observation stations

$2\,000\text{ mm}$; 下游年均气温高于 $8\text{ }^{\circ}\text{C}$, 年降水量小于 150 mm , 年蒸发量 $2\,000\sim 2\,600\text{ mm}$ ^[22-24]。

1.2 数据与方法

1.2.1 数据介绍

气象数据来自国家气象信息中心制作的中国地面气候资料日值数据集(V3.0), 选取石羊河流域的民勤、永昌、武威三个国家基准、基本气象站的观测数据。日平均气温、相对湿度、 0 cm 地温均为 4 次定时(02:00、08:00、14:00、20:00, 北京时间, 下同)观测值的平均值, 其数据均进行了严格的质量控制。本文所选取的气象资料主要来自于石羊河流域的肃南、永昌、武威、民勤、古浪气象站 1998–2017 年 6–8 月的日观测数据。

由图 2 所示, 石羊河流域地表下垫面主要由沙壤土为主, 主要植被为梭梭、白刺等。根据文星等^[24]的研究可知, 武威为绿洲平原地貌, 海拔较低, 植被覆盖度较好; 永昌属于山区, 植被覆盖较低, 降水较多; 而民勤地区地处沙漠边缘, 海拔较低, 降雨少, 植被覆盖度低, 地气温差显著。从地理分布来说, 武威处于石羊河流域南部, 永昌处于西部, 民勤处于北部, 三个站点基本能反应石羊河流域的整体情况。

根据图 3 可知, 石羊河流域不同观测站点的气候特征差异显著, 武威、民勤的气温明显大于其余各地。其中, 两地的日平均气温、日最高气温和日最低气温与永昌地区均相差 $3\sim 5\text{ }^{\circ}\text{C}$ 。武威和民勤

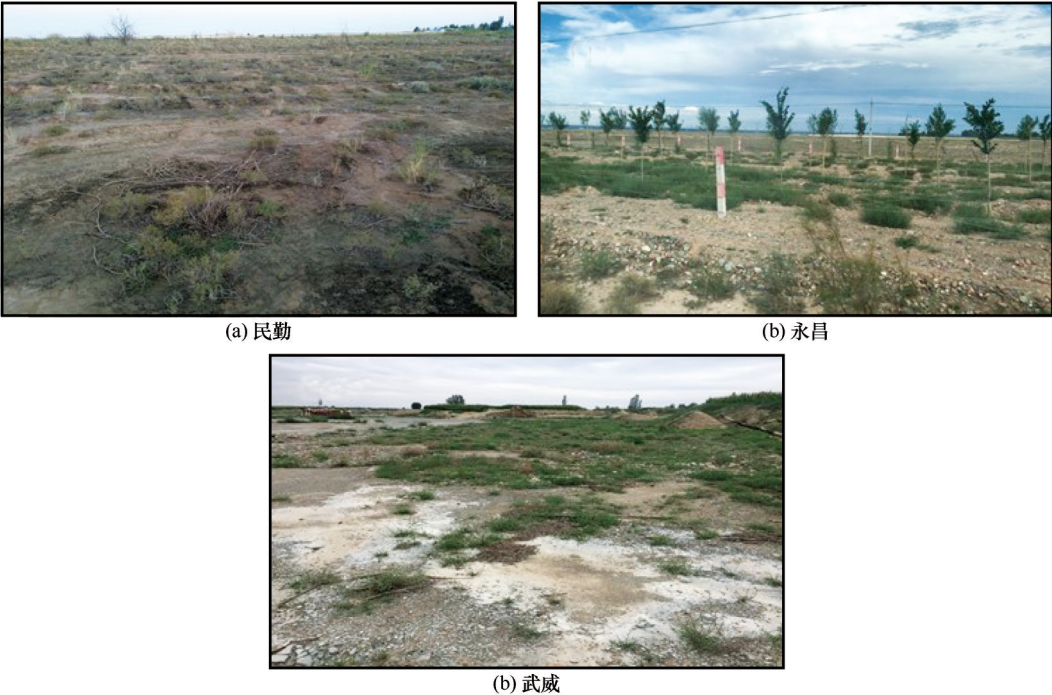


图2 石羊河流域地表下垫面特征

Fig. 2 The underlying surface in the Shiyang River basin; Minqin (a), Yongchang (b) and Wuwei (c)

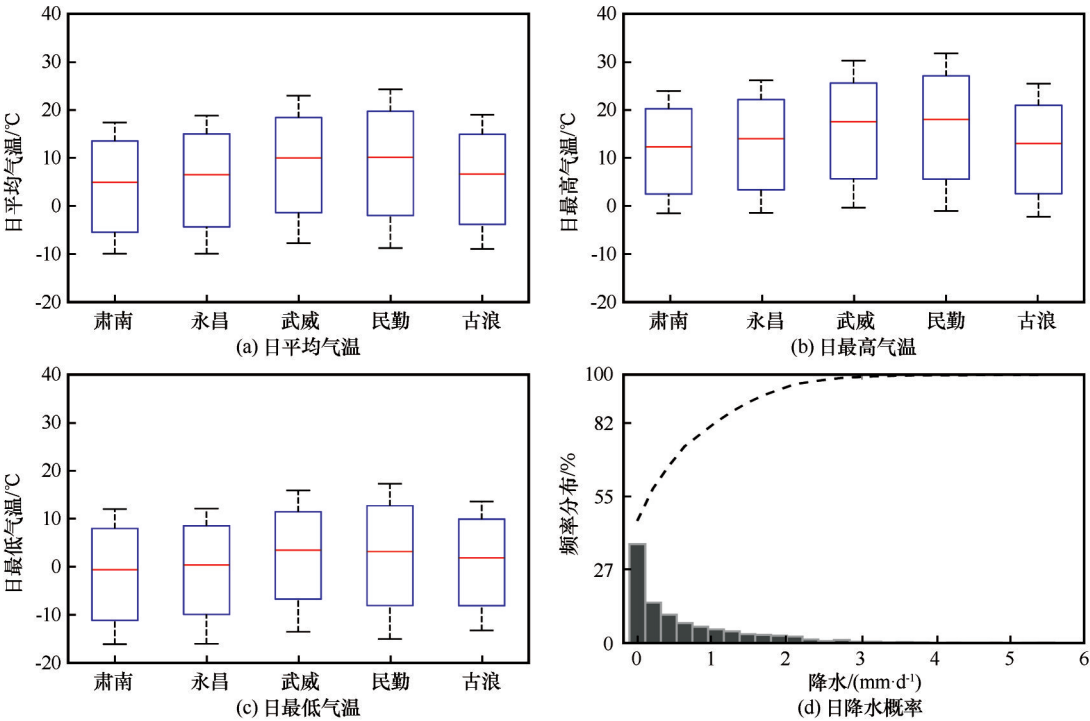


图3 石羊河流域的日平均气温(a)、日最高气温(b)、日最低气温(c)和日降水概率(d)

Fig. 3 Variation ranges of daily mean temperature (a), daily maximum temperature (b) and daily minimum temperature (c), and daily precipitation probability distribution (d) in the Shiyang River basin

地区气温虽然相近,但影响因素不同,其中武威地区人为活动对气温有较大影响。同时,由图3(d)可知,研究区域的日降水量不大,降水主要集中在 $2\text{ mm}\cdot\text{d}^{-1}$ 以内。而永昌、民勤和武威这三个观测站

的夏季日观测资料较为连续且气象站未做迁移,其分别对应不同气候、人口和下垫面的情况。三个观测站点在石羊河流域具有代表性,能够满足研究需要。

1.2.2 研究方法

图4为小波神经网络预测地温的流程图。在本研究中通过对地温使用三层小波分解,即得到逼近信号A3和细节信号D3、D2和D1。经过相关性分析(表1),本文选取与地温相关系数大于0.5的变量(空气温度、气压、相对湿度和蒸发量)作为训练样本的输入参数。训练样本为1998–2012年石羊河流域三个站点6–8月的日观测资料,测试样本为2013–2017年6–8月地温的日观测资料。本文对神经网络模型选择的隐层节点数为7个。采用Matlab 2018a进行预测程序的建模,将预测数值通过小波重构,最终分别获得2013–2017年三个台站日平均地温、日最高地温和日最低地温的预测值。其中,小波变换和小波神经网络方法在下文详细阐述。

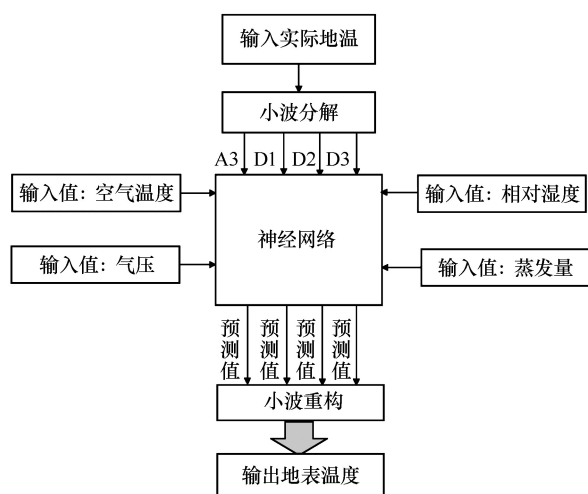


图4 小波神经网络预测地温流程

Fig. 4 The forecasting process of LST by wavelet transform and neural network

表1 石羊河流域地温与气象要素的相关系数

Table 1 Correlation coefficient between land surface temperature and meteorological elements in Shiyang River basin

气象要素	日平均地温	日最高地温	日最低地温
蒸发量/mm	0.62	0.54	0.09
气压/hPa	0.62	0.46	0.34
气温/℃	0.88	0.71	0.41
相对湿度/%	0.67	0.70	0.18
降水/mm	0.35	0.40	0.03
风速/(m·s ⁻¹)	0.02	0.12	0.22
水平辐射	0.15	-0.12	0.06

(1) 小波变换

小波变换是将母小波通过时间轴上的位移与

缩放分解成一系列子信号序列。由于小波变换能体现傅里叶分析不能得到的局部数据信息,因此其有较好的过滤信号的能力。小波被归类为实数或复解析小波。实数小波经常被用来检测过滤尖锐的信号,由于它可以分离振幅和相位分量,因此复杂的解析小波常被用来测量频率的瞬变和时间演化^[26]。在小波分析中应用最广泛的母小波之一是Morlet小波。该小波表示如下^[25]:

$$\psi(t) = \exp\left(\frac{-t^2}{2}\right) \exp(ict) \quad (1)$$

式中: c 是母小波的频率, i 表示虚数。它的傅里叶变换如下:

$$\Psi(w) = \sqrt{2\pi} \exp\left[-\frac{(w-c)^2}{2}\right], \quad w \geq 0 \quad (2)$$

对于任意函数 $f(t)$ 的连续小波,小波分解算法的表达式如下^[26]:

$$A_j(n) = \sum_k h(k-2n)A_{j-1}(k) \quad (3)$$

$$D_j(n) = \sum_k g(k-2n)A_{j-1}(k) \quad (4)$$

式中: n 为 $f(t)$ 的初始数据序列; j 为分解层数; A_j 为 $f(t)$ 函数在第 j 层逼近信号的小波系数; D_j 为 $f(t)$ 在第 j 层细节信号的小波系数; $j, k \in Z$ 。

图5为小波分解实例,以民勤地区日平均地温为例进行小波变换,选用的小波函数为Morlet小波,分解层数为5层,其中横坐标为采样次数,采样时间为1天一次。图5(a)中为原始地温。由图5(b)可知, A_5 为第五层逼近信号,反映地温的内在变化趋势。由图5(c)~5(g)可知, D_5 、 D_4 、 D_3 、 D_2 、 D_1 均为地温的细节信号,反映了随机扰动信号,即高频信号的变化。

(2) 小波BP神经网络

本文采用小波分析结合BP(Back Propagation)神经网络模型。人工神经网络视为能够模拟生物神经系统某些行为的数学模型^[25]。这个术语的现代定义是一种人工构造,其行为是基于简单的神经元网络。神经元与权重连接在一起,以便它们可以协作地处理信息并将这些信息存储在这些权重上。神经网络与其他模型相比有很多优点,主要包括:(1)能学习高度复杂的模型并对噪声进行稳健的训练。同时,少量的观测误差对模型影响不大。(2)具有较强适应能力^[28]。这些特性使得神经网络成为一种重要的人工智能技术。BP神经网络是一种前馈神经网络,其中神经元是分层的,每个神经元只能与下一层神经元连接。因此,在这样的网络

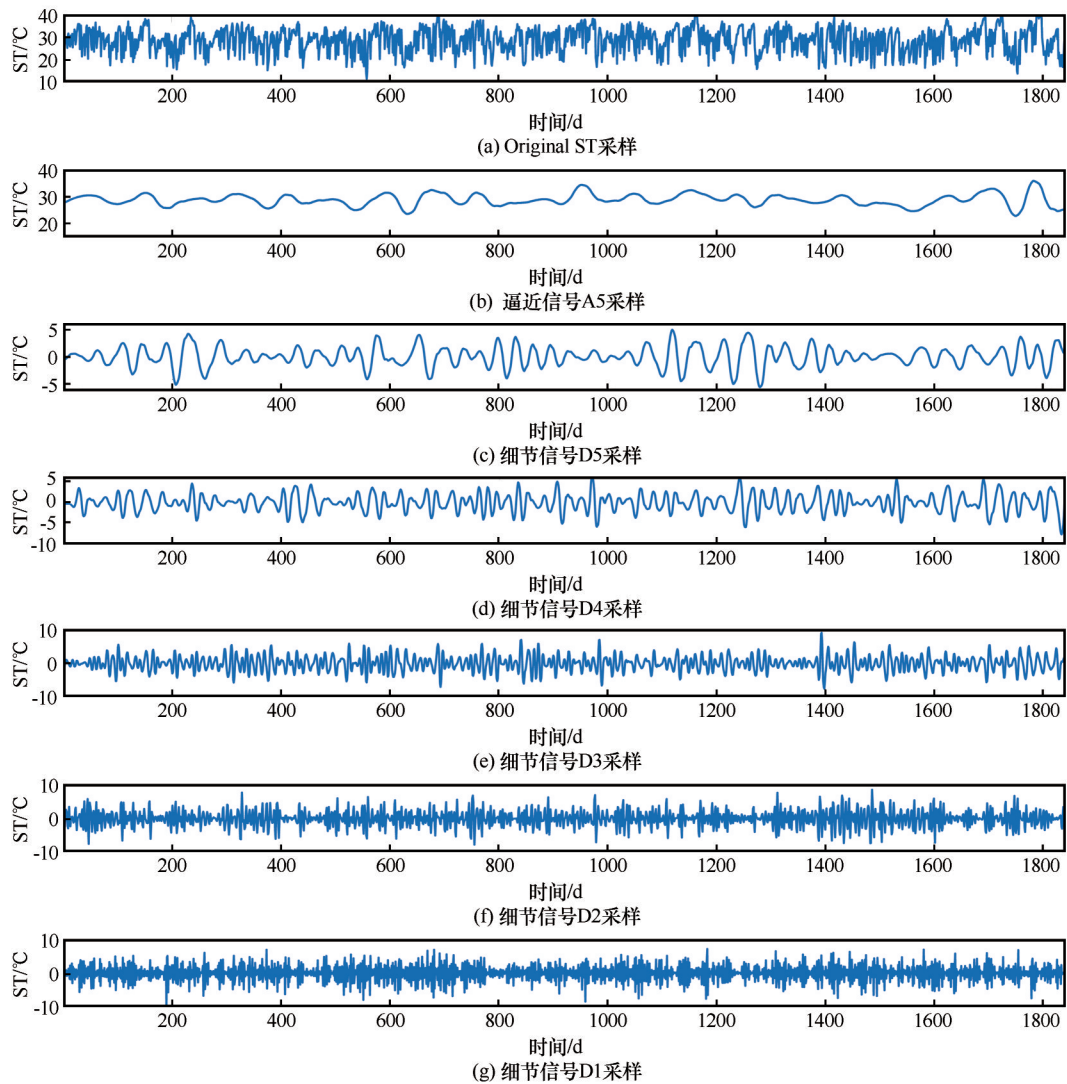


图 5 民勤日平均地温的小波分解

Fig. 5 Wavelet decomposition of the daily average land surface temperature in Minqin

中不存在定向循环。

在本文中，BP小波神经网络为三层网络结构，主要包括：输入层、隐藏层和输出层。输入层和隐藏层通过权重矩阵连接，隐藏层和输出层也一样。文中采用的小波神经网络的结构如图6所示。隐藏层的激活函数是Morlet^[27,29]小波函数，如式(5)所示。

$$\psi(t) = e^{(-\frac{t^2}{2})} \cos(1.75t) \tag{5}$$

输出层的激活函数 $f(x)$ 是log-sigmoid函数， $f(x)$ 的形式见式(6)。

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{6}$$

BP网络可以从一组样本数据(包括输入和相应的预期输出)中学习复杂的非线性输入-输出函数。图6显示了BP神经网络的结构。

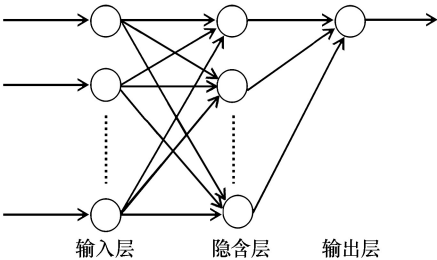


图 6 神经网络的三层结构图

Fig. 6 The three-layers artificial neural network

2 结果与分析

石羊河流域的武威、永昌和民勤三地分布在石羊河流域的三个主要区域，其下垫面地表类型和人口数量也有所差异，因此，选取这三个观测点能够较好反映该方案在整个石羊河流域的适用性。

其中，图7~9为武威、民勤、永昌三地地温预

测值和观测值的比较, 图9为日平均、日最高和日最低地温预测的误差概率分布图。由图7~9可知, 三个气象站日平均地温的预测均为最佳, 其中预测值和观测值的相关系数均大于0.87, 其预测效果优于日最高和日最低地温。同时, 结合图10(a)可知, 三个站点90%以上的平均地温预测误差分布在 $-4 \sim 4$ °C之间, 3 °C以内的预报概率均大于84%, 误差区间较小并呈现标准正态分布。其中, 人口密度较少和地表植被覆盖度较少的民勤地区预测效果最好, 这主要是因为该地区人为活动对地温的影

响较小, 地温和气象因子关系密切。民勤地区日平均地温的预测值和模拟值的相关系数达到0.91, 3 °C以内的预测概率达到86%, 而误差平方和、均方根误差为三个站点中的最小值。永昌地区日平均地温预测值和观测值的相关系数虽然只有0.87, 但是预报误差在3 °C以内的概率达到96%, 说明对该区域地温数值大小的预测效果较好。而武威地区日平均地温预测值和观测值的相关系数达到0.91, 说明预测值与观测值的变化趋势能够基本吻合。

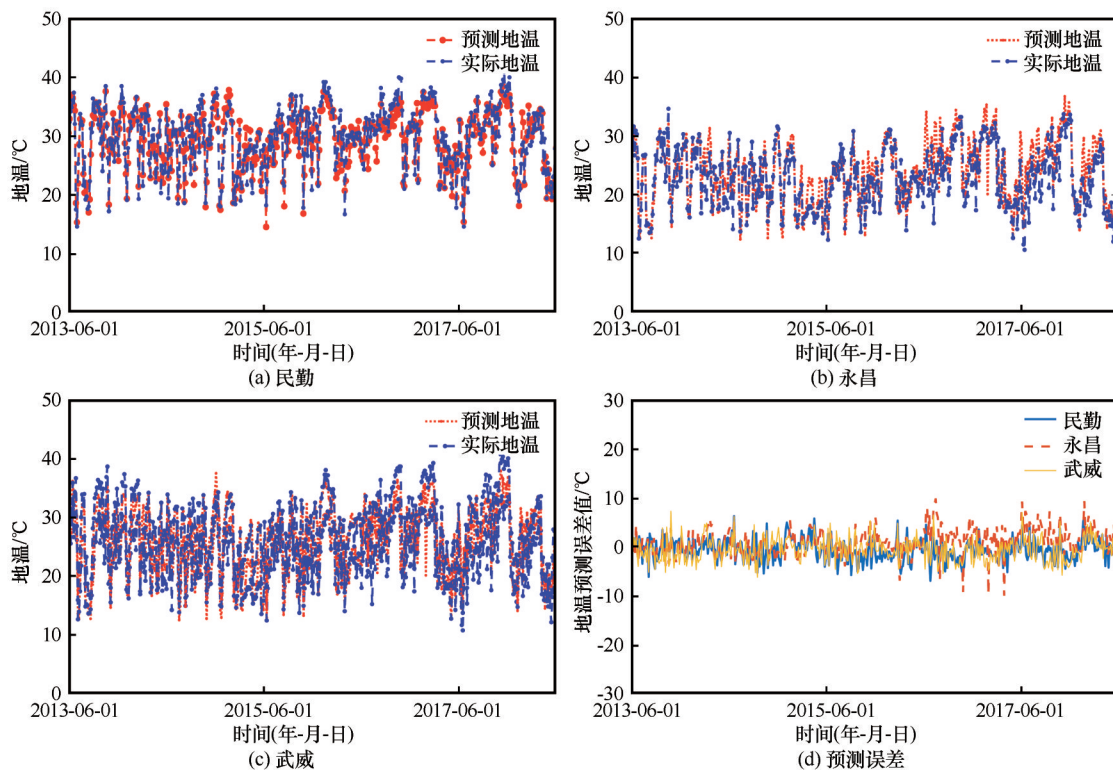


图7 小波神经网络预测石羊河流域日平均地温效果

Fig. 7 The simulated and measured summer daily average land surface temperatures in Minqin (a), Yongchang (b), Wuwei (c) and the simulated error of land surface temperatures (d) in the Shiyang River basin

日最高地温的预测结果显示, 模型对日最高地温的变化趋势也有较好的模拟效果。其中, 民勤、永昌和武威地区预测值与观测值的相关系数分别为0.82、0.83和0.84。结合表2可知, 永昌地区的模拟效果最好, 3 °C以内的预测概率达到83%。但是由图8(b)可知, 在2016年后模型对永昌地区日最高地温高估的概率较大, 其中的原因还值得更深入的探究。而民勤、武威两地的日最高地温的变化区间较大, 变化范围为15.2~74.3 °C, 因此预测值与实际观测数值的误差平方和、标准差也较大。同时观察图8(c)可知, 对武威地区的日平均地温出现

较多低估, 参考城市和人口规模可知, 这是由于武威地区的人口规模远大于永昌和民勤地区, 城市热岛效应会对地表温度也产生一定影响, 因此对武威地区的地温预估仅利用气象因子会出现一定偏差, 未来应当加入人为活动因子来修正该区域的地温预测。

根据图7~9可知, 日最低地温的预测效果一般, 但是相关系数仍在0.7左右, 说明该方法能够较好模拟出日最低地温的变化趋势。同时结合图10(c)可知, 模型对最低地温的预测存在较大概率的低估。这主要与日平均气象要素的分辨率较粗

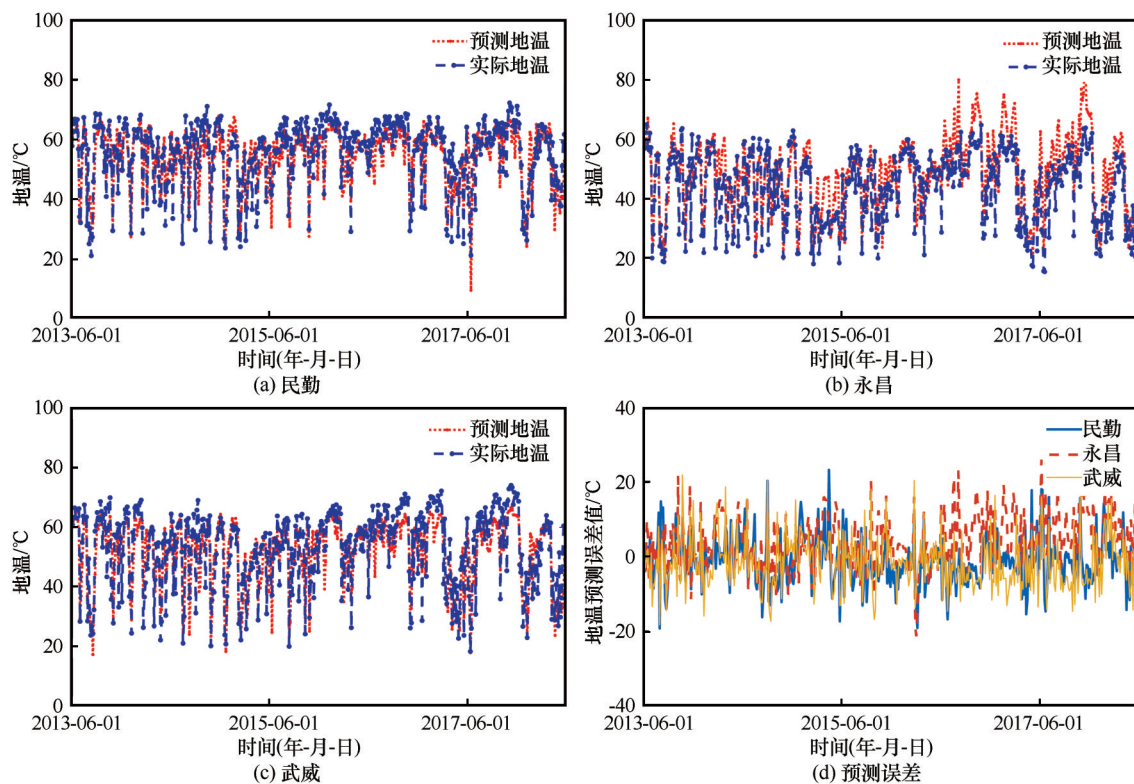


图8 小波神经网络预测石羊河流域日最高地温效果

Fig. 8 The simulated and measured summer daily maximum land surface temperatures in Minqin (a), Yongchang (b), Wuwei (c), and the simulated error of summer daily maximum temperatures (d) in the Shiyang River basin

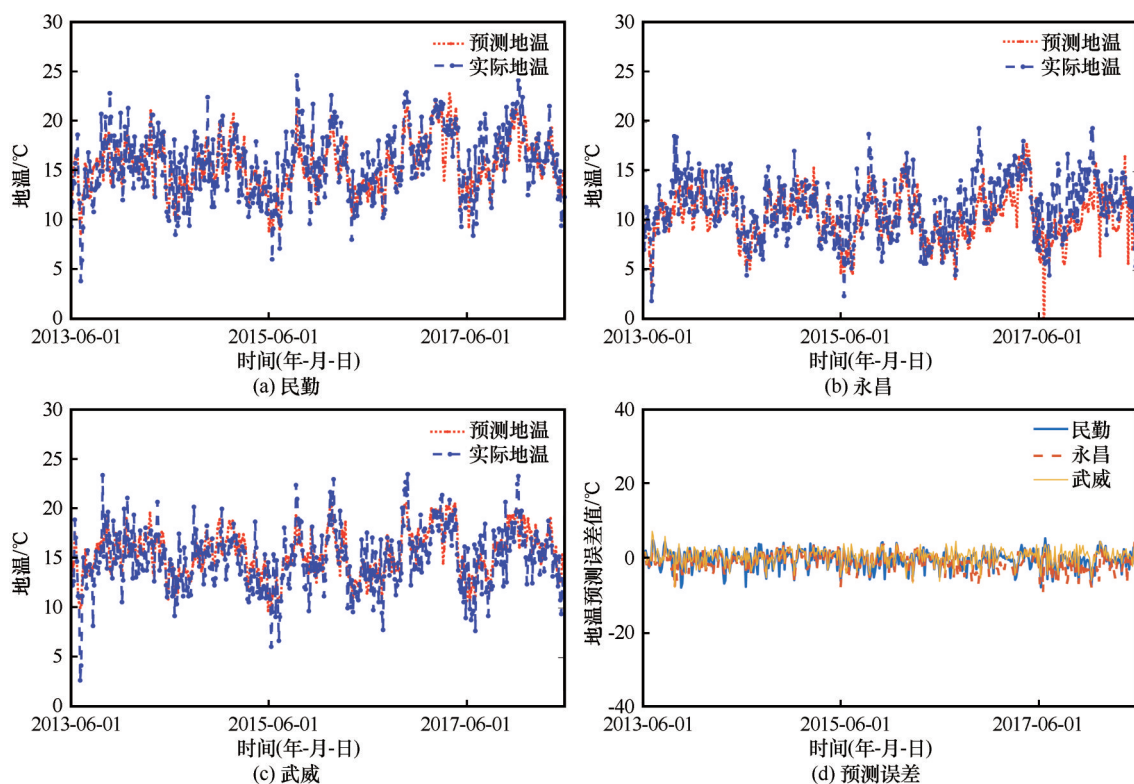


图9 小波神经网络预测石羊河流域日最低地温效果

Fig. 9 The simulated and measured summer daily minimum land surface temperatures in Minqin (a), Yongchang (b), Wuwei (c), and the simulated error of summer daily minimum temperatures (d) in the Shiyang River basin

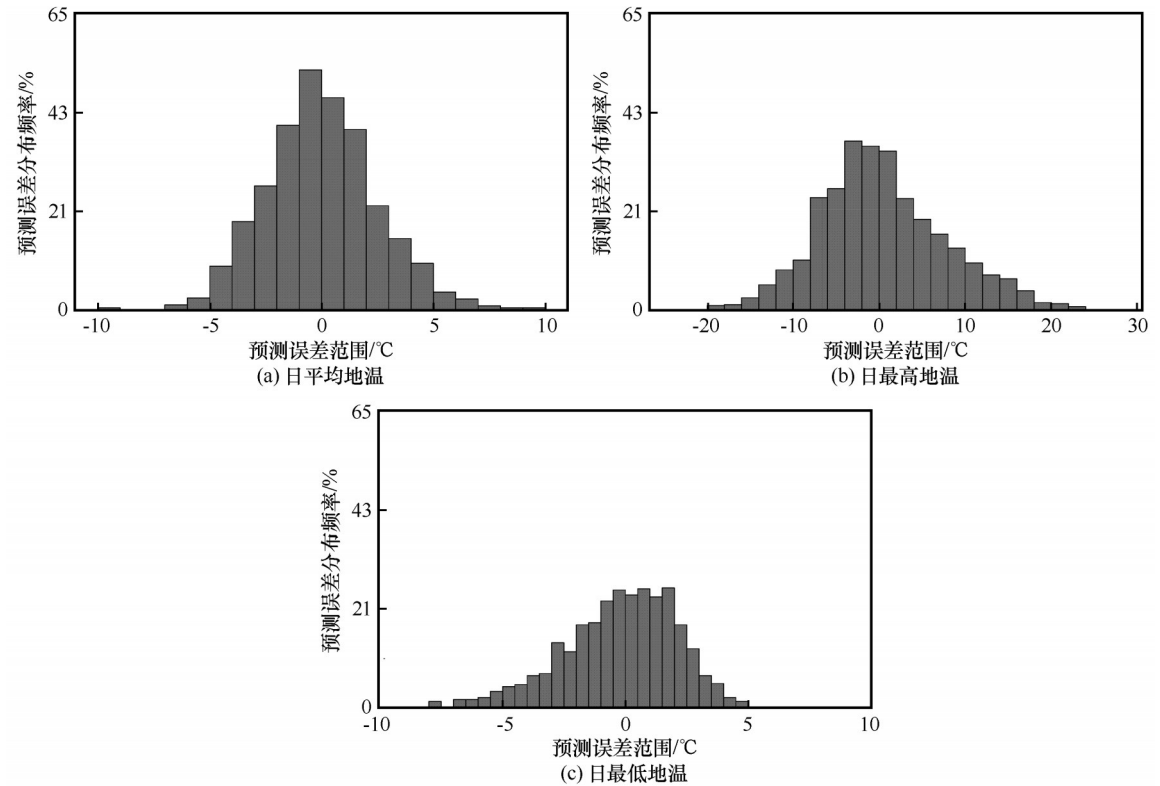


图 10 石羊河流域地温预测误差正态分布

Fig. 10 Normal distribution of land surface temperature prediction error in the Shiyang River basin: daily average land surface temperature (a), daily maximum land surface temperature (b), daily minimum land surface temperature (c)

表 2 石羊河流域地温预报的准确性评估

Table 2 The accuracy evaluation of land surface temperature prediction in the Shiyang River basin

预报变量	相关系数 R	误差平方和 SSE	标准差 RMSE	预测误差 3℃以内
民勤日平均地温	0.91	2 294	2.238	86%
民勤日最高地温	0.82	19 270	6.486	61%
民勤日最低地温	0.71	2 629	2.396	87%
永昌日平均地温	0.87	2 872	2.504	96%
永昌日最高地温	0.83	21 750	6.891	83%
永昌日最低地温	0.66	2 372	2.276	83%
武威日平均地温	0.91	2 655	2.408	84%
武威日最高地温	0.84	22 930	7.075	52%
武威日最低地温	0.72	2 055	2.118	94%

并不能完全匹配日最低地温的变化有关。因此，之后研究将考虑添加影响日最低地温的扰动因子，提高模拟效果。此外通过表 2 可知，日平均温度较高地区(例如武威)日最低地温的模拟效果较好，其中预测值与观测值的相关系数为 0.72，3℃以内的预测概率达到 94%，而误差平方和、均方根误差均为三个站点中的最小值。

3 讨论与结论

3.1 讨论

浅层地温会受到土壤性质、土壤含水量以及辐射等诸多因素的影响，是预报中的难点。本研究发现地温的预测与空气温度和太阳辐射等气象要素密切相关，这与倪敏莉等^[30]、张翠荣等^[31]得到的结论相近。同时，研究区域的下垫面人为活动较少，主要受到自然条件因素影响，因此利用气象要素来进行地温预测是可行的。

由于本研究为了实现预测的普适性并未剔除复杂天气条件下的观测数据，而地温与气温等气象要素之间的关系在晴天、多云天和阴雨天时存在较大差异，这就会在一定程度上影响神经网络的学习和预测效果。另外，由于石羊河流域国家基本气象站点分布密度有限，符合本研究的站点较少，故研究结论可能有一定偏差。下一步的研究中，拟将不同的天气类型进行区分，分别进行地温的精细化预报，并将结合遥感数据和野外台站数据，弥补观测台站较少对神经网络训练造成的影响。

3.2 结论

本文利用小波分析结合神经网络通过武威、永

昌、民勤三个气象台站的4种常规气象观测资料来预测石羊河流域夏季地温的变化,分析了石羊河流域日平均、日最高和日最低地温,实现了利用常规气象数据对地温的预测,该方法简明有效,对农业生产十分重要。主要结论如下:

(1) 利用小波变换结合BP神经网络的方法,通过常规气象观测资料预测石羊河流域地温(日平均地温,日最低地温和日最高地温)的整体效果较好,能够反映该研究区域5年夏季地温的变化趋势。其中,3℃以内的预报概率均大于80%,这说明本方法能够准确的预测夏季地温的变化。

(2) 日平均地温的预测效果明显优于日最高和日最低地温。这与输入层中气象要素的时间分辨率密切相关,由于输入的气象数据均为日平均数据,并不能从时间尺度有效对应日最高、日最低地温的变化,因此会造成一些误差。然而,本研究预测结果与实际观测的相关系数均大于0.66,说明本方法仍可以适用于日最高和日最低地温的预测,但在未来需要进行改进。

(3) 石羊河流域地温的预测效果在温度较高区域(例如民勤和武威)优于温度较低区域(例如永昌)。同时,本方法对日最高地温的预测效果优于日最低地温。通过文中分析发现,该方案对石羊河流域的日最低地温存在较大概率的低估,应当在未来研究中考考虑添加其他相关变量,提高对日最低地温预测的准确性。

参考文献(References):

- [1] Han K S, Viau A A, Anctil F. An analysis of GOES and NOAA derived land surface temperatures estimated over a boreal forest [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2004, 25(21): 4761 – 4780.
- [2] Duan S B, Li Z L, Tang B H, et al. Generation of a time-consistent land surface temperature product from MODIS data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 140(140): 339 – 349.
- [3] Jia D, Wen J, Zhang T, et al. Responses of soil moisture and thermal conductivity to precipitation in the mesa of the Loess Plateau [J]. *Environmental Earth Sciences*, 2016, 75(5): 1 – 13.
- [4] Manzodergado L, Sánchezcolón S, Álvarez, R, et al. Assessment of seasonal forest fire risk using NOAA-AVHRR: a case study in central Mexico [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2009, 30(19): 4991 – 5013.
- [5] Chen X L, Zhao H M, Li P X, et al. Remote sensing image-based analysis of the relationship between urban heat island and land use/cover changes [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 104(2): 133 – 146.
- [6] Weng Q, Lu D, Schubring J. Estimation of land surface temperature-vegetation abundance relationship for urban heat island studies [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 89(4): 467 – 483.
- [7] Hachem S, Allard M, Duguay C, et al. Using the MODIS land surface temperature product for mapping permafrost: an application to northern Québec and Labrador, Canada [J]. *Permafrost & Periglacial Processes*, 2010, 20(4): 407 – 416.
- [8] Kerchov V D, Goossens, Lhermitte, et al. Spatio-temporal variability in remotely sensed land surface temperature and its relationship with physiographic variables in the Russian Altay Mountains [J]. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2013, 20(2): 4 – 19.
- [9] Li Shuai, Wang Ping, Chen Liet al. Variation features and prediction of the topsoil (0 ~ 20 cm) ground temperature of spring in Heilongjiang Province [J]. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 2014, 36(1): 55 – 62. [李帅, 王萍, 陈莉, 等. 黑龙江省春季浅层(0 ~ 20 cm)地温变化特征及预报[J]. *冰川冻土*, 2014, 36(1): 55 – 62.]
- [10] Ji Chunrong, Zhang Ling, Yang Mingfeng, et al. The relationship of ground temperature at 5 cm soil depth of plastic mulching with air temperature and its prediction in cotton area of Shihezi Oasis [J]. *Desert and Oasis Meteorology*, 2015, 9(5): 16 – 21. [吉春容, 张玲, 杨明风, 等. 石河子绿洲棉区覆膜内5 cm地温变化与气温的关系及预报[J]. *沙漠与绿洲气象*, 2015, 9(5): 16 – 21.]
- [11] Zhang W, Huang Y, Yu Y, et al. Empirical models for estimating daily maximum, minimum and mean air temperatures with MODIS land surface temperatures [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2011, 32(24): 9415 – 9440.
- [12] Sun L, Sun R, Li X, et al. Estimating evapotranspiration using improved fractional vegetation cover and land surface temperature space [J]. *Journal of Resources & Ecology*, 2011, 2(3): 225 – 231.
- [13] Liu Dongming, Zhang Hong, Zhang Weiwei, et al. Prediction method of land surface temperature based on numerical forecast products [J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2014, 30(17): 222 – 227. [刘东明, 张鸿, 张微玮, 等. 基于数值预报产品的地表温度预报方法研究[J]. *中国农学通报*, 2014, 30(17): 222 – 227.]
- [14] Ifatimehin O O, Musa S D, Adeyemi J O. Managing land use transformation and land surface temperature change in Anyigba Town, Kogi State, Nigeria [J]. *Journal of Geography and Geology*, 2011, 3(1): 77 – 85.
- [15] Zhou Yi, Qin Zhihao, Bao Gang. A preliminary view on the estimation of land surface temperature under cloud cover from thermal remote sensing data [J]. *Scientia Geographica Sinica*, 2013, 33(3): 329 – 334. [周义, 覃志豪, 包刚. 热红外遥感图像中云覆盖像元地表温度估算初论[J]. *地理科学*, 2013, 33(3): 329 – 334.]
- [16] Maduako I, Ebinne E, Zhang Y, et al. Prediction of land surface temperature (LST) changes within Ikom City in Nigeria using artificial neural network (ANN) [J]. *International Journal of Remote Sensing Applications*, 2016, 6: 96.
- [17] Song Xiaowei, Li Linlin, Li Shi, et al. Change characteristics of shallow ground temperature and its prediction during the sowing period in Shenyang area [J]. *Journal of Meteorology and Environment*, 2019, 35(4): 93 – 99. [宋晓巍, 李琳琳, 李石, 等. 沈阳地区浅层地温变化特征及播种期地温预报研究[J]. *气象与环境学报*, 2019, 35(4): 93 – 99.]
- [18] Wu Chunxiao, Xing Hongyan, Zhang Yijun. Ground temperature deduction model based on BP neural network [J]. *Journal of electronic measurement*, 2017, 31(10): 1561 – 1567. [吴春晓, 行鸿彦, 张漪俊. 基于BP神经网络的地温推算模型[J]. *电子测量与仪器学报*, 2017, 31(10): 1561 –

1567.]
- [19] Sekertekin A, Arslan N, Bilgili M. Modeling diurnal land surface temperature on a local scale of an arid environment using artificial neural network (ANN) and time series of Landsat-8 derived spectral indexes[J]. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 2020, 206. DOI: 10.1016/j.jastp.2020.105328.
- [20] Zhan Shaobin, Wang Xunan, Bao Yunfei. The study of the land surface temperature retrieval with the proposed neural network model[C]//International Conference on Neural Networks & Signal Processing. IEEE, 2008.
- [21] Bozorgi M, Nejadkoorki F, Mousavi M B. Land surface temperature estimating in urbanized landscapes using artificial neural networks[J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2018, 190(4): 250.
- [22] Xu Zongxue, Li Zhanling, Shi Xiaokun. Long-term trends of major climatic variables and runoff in the Shiyang River basin[J]. *Resources Science*, 2007, 29(5): 121 – 128. [徐宗学, 李占玲, 史晓崑. 石羊河流域主要气象要素及径流变化趋势分析[J]. *资源科学*, 2007, 29(5): 121 – 128.]
- [23] Zhang Tiaofeng, Zhang Bo, Wang Youheng, et al. Drought characteristics in the Shiyang River basin during the recent 50 years based on a composite index[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2013, 33(3): 975 – 984. [张调风, 张勃, 王有恒, 等. 基于综合气象干旱指数的石羊河流域近50年气象干旱特征分析[J]. *生态学报*, 2013, 33(3): 975 – 984.]
- [24] Wen Xing, Duan Hanchen, Mu Jie, et al. Temporal and spatial variation of vegetation index and remote sensing monitoring of desertification in Shiyang River basin[J]. *Journal of Jilin University (Earth Science Edition)*, 2012, 42(Suppl 1): 415 – 422. [文星, 段翰晨, 廖杰, 等. 石羊河流域植被指数时空变化及荒漠化遥感监测[J]. *吉林大学学报(地球科学版)*, 2012, 42(增刊1): 415 – 422.]
- [25] Mallat S. A wavelet tour of signal processing[M]. Academic Press, 1999: 83 – 85.
- [26] Huang M C. Wave parameters and functions in wavelet analysis with filtering[J]. *Ocean Engineering*, 2004, 31(7): 813 – 831.
- [27] Zhu H, Li X, Sun Q, et al. A power prediction method for photovoltaic power plant based on wavelet decomposition and artificial neural networks[J]. *Energies*, 2015, 9(1): 11.
- [28] Fausett L. Fundamentals of neural networks: architectures, algorithms, and applications[M]. Prentice-Hall, 1994.
- [29] Wong W E, Yu Q I. BP neural network-based effective fault localization[J]. *International Journal of Software Engineering and Knowledge Engineering*, 2011, 19(4): 573 – 597.
- [30] Ni Minli, Han Leqiong, Zhao Luqiang. Distribution characteristics of 80 cm ground temperature and prediction method based on solar radiation[J]. *Progress of Meteorological Science and Technology*, 2016, 6(6): 42 – 48. [倪敏莉, 韩乐琼, 赵鲁强. 全国80 cm地温分布特征和基于太阳辐射的预测方法[J]. *气象科技进展*, 2016, 6(6): 42 – 48.]
- [31] Zhang Cuirong. Statistical analysis of the relationship between ground temperature and temperature prediction model in Wuhan[C]//2007 Annual Academic Meeting of Hubei Meteorological Society and Academic Exchange Meeting of Young Meteorological Scientists. Hubei Meteorological Society, Hubei Science and Technology Association, 2007. [张翠荣. 武汉市地气温关系的统计分析与地温预测模型[C]//2007年湖北省气象学会学术年会暨全省青年气象科技工作者学术交流会议学术论文详细文摘汇集. 湖北省气象学会, 湖北省科学技术协会, 2007.]

Prediction model of summer land surface temperature in the Shiyang River basin based on the wavelet transform and neural network

JIA Dongyu, LI Kaiming, NIE Xiaoying, YUAN Chunxia, LI Qingfeng, GAO Fuyuan

(School of Geography and Environmental Engineering, Lanzhou City University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: The change of ground temperature plays an important role in the climate feedback effect, and understanding the spatio-temporal relationship between ground temperature and its influencing factors is crucial to the prediction of global temperature change. The summer land surface temperature (LST) was constructed by wavelet analysis and BP neural network based on the daily observed data of meteorological stations in the Shiyang River basin from 1998 to 2017. The prediction results and the accuracy are tested. The results show that: (1) The prediction effect of daily average land surface temperature is the best at different stations, and the correlation coefficients between the predicted values and the observed values are both greater than 0.87, and the prediction probability within 3 °C is higher than 84%. Among them, Minqin has the best prediction results. The correlation coefficient between predicted and observed values reaches 0.91, and the prediction probability within 3 °C is 86%. (2) The prediction results of daily maximum LST in the Shiyang River basin can reflect its variation trend, and the correlation coefficient between the predicted value and the observed value is higher than 0.8. Among them, the simulation effect in Yongchang is the best, and the prediction probability within 3 °C is 83%. (3) For the daily minimum LST, the average correlation coefficient between the observed and simulated values is higher than 0.66, but it is little underestimated. The prediction probability of daily lowest LST in the Shiyang River basin at different stations within 3 °C is all higher than 83%. Among them, Wuwei has the best forecasting effect, the correlation coefficient between forecasting value and observation value is 0.72, and the forecasting probability within 3 °C reaches 94%. This study can provide some references for making up for the lack of ground temperature observation in arid and semi-arid areas and discussing its relationship with local climate.

Key words: land surface temperature (LST); Shiyang River basin; wavelet transform; neural network; prediction

(责任编辑: 周成林; 编辑: 周成林)