

基于BP神经网络优化模型的不同退化程度 刺槐树干液流动态模拟

马世杰¹, 焦炳忠², 韩磊³, 马军¹, 马自良⁴, 马云蕾³, 王苑³, 曹建华³

(1. 宁夏大学 林业与草业学院, 银川 750021; 2. 宁夏回族自治区水利科学研究院, 银川 750021;

3. 宁夏大学 地理科学与规划学院, 银川 750021; 4. 海原县林业技术推广服务中心, 宁夏 中卫 755200)

摘要: [目的] 研究并模拟不同退化程度刺槐(*Robinia pseudoacacia*)人工林树干液流动态变化及其对环境因子的响应, 为预测林木蒸腾耗水、解析人工林退化机制及林分结构调整提供科学依据。[方法] 利用热扩散式茎流计持续监测宁夏河东沙区不同退化程度刺槐树干液流, 采用神经网络模型模拟研究不同林分林木树干液流对环境因子的响应过程及差异, 对比分析了不同模型的适用性。[结果] (1) 相较于未退化刺槐林, 中度退化刺槐树干液流速率与太阳辐射、气温变化的相关性增加, 与相对湿度、饱和水汽压差变化的相关性降低; 而重度退化刺槐液流速率与太阳辐射变化的相关性降低, 但与相对湿度、饱和水汽压差的相关性分别增加了22.0%和18.3%。(2) 不同退化程度刺槐液流速率与大气环境因子之间呈现“时滞回环”关系, 随着退化程度加剧, 叶片气孔的自我调节能力逐渐失衡, 对环境因子变化的响应过程更加复杂。(3) 相比传统的BP神经网络模型, 引入麻雀搜索算法后的优化模型预测未退化、中度退化刺槐液流速率, 纳什效率系数分别提高了27.9%, 38.5%, 决定系数分别提高了24.0%, 38.1%; 加入遗传算法的BP神经网络优化模型预测重度退化刺槐液流速率, 纳什效率系数和决定系数分别提高了17.3%, 11.3%。[结论] 引入麻雀搜索算法和遗传算法能够显著降低神经网络模型预测误差, 可以更好地模拟和预测不同退化程度刺槐人工林液流动态变化过程, 具有较强的适用性。

关键词: 退化; 树干液流; 神经网络; 刺槐

中图分类号: S792.26; S715.2

文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2026)02-0333-12

Simulation of stem sap flow dynamics of *Robinia pseudoacacia* with different degrees of degradation based on BP neural network optimized model

Ma Shijie¹, Jiao Bingzhong², Han Lei³, Ma Jun¹, Ma Ziliang⁴, Ma Yunlei³, Wang Yuan³, Cao Jianhua³

(1. School of Forestry and Grassland Science, Ningxia University, Yinchuan 750021, China; 2. Ningxia Academy of Water Resources Science, Yinchuan 750021, China; 3. School of Geography and Planning, Ningxia University, Yinchuan 750021, China; 4. Forestry Technology Extension and Service Center of Haiyuan County, Zhongwei, Ningxia 755200, China)

Abstract: [Objective] This study investigates and simulates the dynamic changes in stem sap flow of *Robinia pseudoacacia* artificial forests with different degrees of degradation and their responses to environmental factors, so as to provide a scientific basis for predicting forest transpiration water consumption, analyzing the degradation mechanism of *R. pseudoacacia* artificial forests, and adjusting stand structure. [Methods] The thermal dissipation sap flow meter was employed to continuously monitor the stem sap flow of *R. pseudoacacia* with different degrees of degradation in the Hedong Sandy Area of Ningxia. A neural network model was utilized to simulate and investigate the response processes and differences of stem sap flow in trees of different stands to environmental

收稿日期: 2025-05-18

修回日期: 2025-05-29

接受日期: 2025-06-04

资助项目: 国家自然科学基金(32460426, 31760236); 宁夏自然科学基金(2023AAC03056)

第一作者: 马世杰(1997—), 男, 甘肃广河人, 硕士研究生, 研究方向水土保持与荒漠化防治。E-mail: m1217834945@163.com

通信作者: 韩磊(1985—), 男, 宁夏石嘴山人, 博士, 研究员, 主要从事生态水文过程研究。E-mail: layhan@163.com

<https://stbeyj.publish.founderss.cn>

factors. Additionally, the applicability of different models was comparatively analyzed. [Results] (1) Compared with non-degraded *R. pseudoacacia* forests, the correlation between the stem sap flow rate of moderately degraded *R. pseudoacacia* and solar radiation and air temperature increased, while the correlation with relative humidity and saturated vapor pressure deficit decreased. In contrast, the correlation between the sap flow rate of severely degraded *R. pseudoacacia* and solar radiation decreased, but the correlations with relative humidity and saturated vapor pressure deficit increased by 22.0% and 18.3% respectively. (2) There was a ‘time-lag hysteresis loop’ relationship between the sap flow rates of *R. pseudoacacia* at different levels of degradation and atmospheric environmental factors. As the degradation level intensified, the self-regulatory ability of leaf stomata gradually became imbalanced, and the response to changes in environmental factors became more complex. (3) Compared with the traditional BP neural network model, when predicting the sap flow rates of non-degraded and moderately degraded *R. pseudoacacia*, the Nash-Sutcliffe efficiency coefficients of the model integrated with the sparrow search algorithm increased by 27.9% and 38.5% respectively, and the coefficients of determination were increased by 24.0% and 38.1% respectively. When predicting the sap flow rate of severely degraded *R. pseudoacacia*, the Nash-Sutcliffe efficiency coefficient and the coefficient of determination of the BP neural network optimized model with the genetic algorithm added were increased by 17.3% and 11.3% respectively. [Conclusion] The introduction of the sparrow search algorithm and the genetic algorithm can significantly reduce the error of the neural network model, better simulate and predict the dynamic changes of sap flow in *R. pseudoacacia* artificial forests with different degrees of degradation, and demonstrates strong applicability.

Keywords: degradation; stem sap flow; neural network; *Robinia pseudoacacia*

在陆地生态系统中,水循环尤为重要,因为它通过同一途径(即气孔)在生物圈和大气之间进行交换^[1]。蒸腾作用是植物根系从土壤吸收水分并扩散到大气中的过程,是土壤-植物-大气连续体(SPAC)中的关键环节,对系统理解荒漠植物生理生态特性和水文循环具有极为重要的意义^[2]。刺槐(*Robinia pseudoacacia*)根系生长旺盛且快速、能够适应干旱环境,是黄土高原地区主要的造林树种。随着全球的气温上升,严重或持续的干旱事件频发,许多植被的生存面临着严重威胁,刺槐这种速生、高耗水型的引进树种在干旱半干旱地区的广泛种植,生态适应性随林龄增加和气候变化不断降低,同时因土壤水分过度消耗而出现土壤干层,导致土壤供水能力大大下降,刺槐人工林出现大面积生长衰退^[3]。植物通过蒸腾引起树干内液流的上升,蒸腾耗水是植物利用水分的主要环节^[4]。研究发现,植物蒸腾所需 99.8% 的水分供给来源于树干液流,植物液流量的变化能够反映植物自身的水分生理特性以及水分消耗利用规律^[5]。环境因子作为影响树干液流的重要方面,对树干液流的调控机制在不同林地水文气象条件因子中存在巨大差异,有研究认为树干液流主要受林地环境因子的综合调控,Chen 等^[6]研究表明,樟子松(*Pinus sylvestris* var. *mongolica*)林液流速率在土壤干旱时主要受到饱和水汽压差与土壤相对有效含水

率的共同调控,而在大气干旱时主要受太阳辐射与大气温度的限制;而王轶浩等^[7]分析了马尾松(*Pinus massoniana*)树干液流变化规律,表明太阳辐射是影响液流速率的主要调控因子。然而树干液流对环境因子响应的敏感性在不同立地条件下也存在差异,在干旱地区,长期干旱会降低树干液流对饱和水汽压差响应的敏感性^[8],而在热带湿润地区,区域干旱程度的增加可能会增加树干液流对饱和水汽压差响应的敏感性^[9]。由于树木自身的生理及结构差异,对于外界环境因子的响应存在时滞现象,Li 等^[10]研究发现黑河流域下游胡杨(*Populus euphratica*)液流速率峰值提前于饱和水汽压差约 0.5 h,滞后于光合有效辐射 1.0~1.5 h;武鹏飞等^[11]也发现速生杨(*Populus cathayana*)树干液流与大气环境因子存在时滞效应,树干液流相较太阳辐射滞后 40 min,而相较气温、相对湿度和饱和水汽压差提前 60 min。因此,不同的立地条件和树种所受环境因子的调控机制和敏感性不同,且存在时滞现象。本文通过研究并模拟不同退化刺槐树干液流速率,旨在了解西北干旱半干旱地区退化人工刺槐林液流变化规律及其对环境因子的响应过程,为不同退化程度人工林由单株液流到林分蒸腾耗水的尺度转换提供参考,同时也为解析刺槐人工林退化机制及林分结构调整提供科学依据。

BP神经网络是非线性统计性的一种数据建模工具,主要利用输入与输出变量间的复杂关系进行模型构建。由于其具有分布并行处理、非线性映射和自适应学习能力等独特优点,为模拟和评判非线性复杂系统过程提供了新的思路和方法^[12]。麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)已成为一种新型的群智能优化算法,近年来在优化问题中表现出色。其灵感来源于麻雀的觅食行为,通过模拟麻雀种群中个体的自适应行为和社交互动,实现全局最优解的搜索^[13]。将SSA引入到BP神经网络的优化中,可以有效提升网络的训练效果和泛化能力。相比传统的种群算法,麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)具有更好的寻优精度,同时结合BP神经网络模型可以克服传统BP神经网络易陷入局部最小值、预测精度低等问题,可直接应用于各种预测的场景,如时间序列预测、分类问题、回归问题等。通过对比优化前后的BP神经网络模型的预测性能评估指标,可以评估SSA算法的优化效果。而遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是有向性的半随机化搜索算法,具有全局搜索能力强,可扩展性广,容易与其他算法结合。在面对先验知识缺乏、希望寻找最优解且搜索空间不连续不全面的问题时,该算法能够迅速解决且能更好地在复杂的搜索空间中有效地进行全局搜索,避免陷入局部最优解进而做到全局优化。由于出现退化现象后的树木液流速率变化复杂,受气象因子和土壤水分条件的响应解耦,对环境因子变化响应的敏感性降低^[14],传统的单一算法因学习效率低,训练成本高,预测精度低,不能很好地做到全局优化,因而通过遗传算法进行模型的训练和优化后,便能得到精度较高和可靠性较强的结果,即得到优化问题的全局最优解或次优解。

由于退化树木的液流速率变化规律较为复杂,其模型模拟较未退化正常生长的树木更为复杂,退化加剧时仅通过建立回归模型或经验模型不能更好地解释因变量与自变量之间复杂的关系,因此使用神经网络模型解释不同退化程度下树干液流及其影响变量间的复杂关系,并筛选出不同退化刺槐人工林树干液流模拟最适模型,对量化和预测不同林分林木蒸腾耗水具有重要意义。因此,本研究通过热扩散式茎流计实时监测刺槐人工林树干液流速率,通过BP神经网络模型构建树干液流速率预测模型;利用麻雀搜索算法和遗传算法对已建立的神经网络模型进行优化,同时进行模型预测和验证,为退化人工林树干液流和蒸腾耗水的预测与模拟提供新的思路和研究视角。

1 研究区与研究方法

1.1 研究区概况

研究区位于宁夏回族自治区灵武市白芨滩(38°03'N, 106°22'E),海拔1 200 m,属温带大陆性气候,年均降水量192.9 mm,主要集中在7—9月。年日照时数2 955 h,年均气温8.5℃,无霜期176 d,年均蒸发量1 000~1 550 mm,干燥度指数5.2~8.1。人工植被群落结构单一,自然植被主要有砂蓝刺头(*Echinops gmelini*)、沙蒿(*Artemisia desertorum*)、苦豆子(*Sophora alopecuroides*)、沙蓬(*Agriophyllum squarrosum*)等。土壤以风沙土和灰钙土为主。在刺槐种植区域(面积约40 hm²),随机布设6个20 m×20 m刺槐人工林地标准样地,分别调查树高、胸径、冠幅、郁闭度、边材面积和单株枯梢率等指标,将刺槐人工林划分为未退化(ND)、中度退化(MD)和重度退化(SD)(表1),划分依据见文献^[14]。刺槐为同一年栽种,林龄为20 a,株行距3 m×3 m,即1 111株/hm²。

表1 退化程度划分

Table 1 Classification of degradation degrees

样地	退化指标			
	枯死木比例/%	单株枯梢率/%	防护功能	郁闭度
ND	≤5	≤10	良好	≥0.5
MD	10~40	10~40	较好	0.3~0.5
SD	>40	≥40	较差	≤0.3

1.2 气象因子的测定

采用Vantage Pro 2自动气象站(Davis Inc., USA)每隔15 min实时记录相对湿度(RH,%)、风速(m/s)、气温(T ,℃)、太阳辐射(W/m^2)和降水量(mm)等气象要素。气象站安装高度为3 m且距林地50 m左右的空旷地内。饱和水汽压差(VPD, kPa)计算公式如下:

$$VPD = 0.611e^{\frac{17.502T}{T+240.97}}(1 - RH) \quad (1)$$

1.3 树干液流的测定

在不同退化刺槐样地内分别选取3株胸径较为一致的样木(表2),采用热扩散式茎流计(SF-G, Ecomatic Ltd., Germany)进行树干液流速率的持续监测。茎流计由12 V胶体电池和太阳能板24 h不间断供电,保证仪器正常工作,每组分别由2根直径1.5 mm、长35 mm探针组成传感器。为避免阳光直射导致引发热效应,在树干北部1.3 m高处安装探针并外裹铝箔,两针相距10 cm,方法具体见文献^[15]。采用CR-1000(Campbell Scientific Co. Ltd., USA)每隔15 min自动记录一次液流数据,数据记录频次与气象因

子同步,观测时间为 2023 年 5 月 1 日—10 月 31 日。树干液流速率(J_s , cm/h)根据如下公式计算^[16]:

$$J_s = 0.0119 \times \left(\frac{T_{i_{\max}} - T_i}{T_i} \right)^{1.231} \times 3600 \quad (2)$$

式中: $T_{i_{\max}}$ 为树干木质部液流为零时两探针间的温差; T_i 为两探针间瞬时温差。

表 2 样木基本特征

Table 2 Basic characteristics of sample trees

样地	样树编号	边材面积/cm ²	树高/m	冠幅/m ²	胸径/cm
ND	N ₁	32.44	3.20	8.36	6.70
	N ₂	30.49	2.95	8.31	6.64
	N ₃	31.38	2.86	7.86	6.55
MD	M ₁	29.03	3.12	8.03	6.42
	M ₂	28.24	3.02	7.76	6.36
	M ₃	30.87	2.89	7.83	6.53
SD	S ₁	31.06	3.25	7.13	6.80
	S ₂	28.82	3.15	6.88	6.35
	S ₃	28.13	2.91	6.25	6.25

1.4 基于麻雀搜索算法和遗传算法优化 BP 神经网络预测模型的构建与优化

遗传算法通过初始化种群:随机生成一组初始解(称为“个体”或“染色体”);编码表示:

将问题的解表示为染色体(通常使用二进制串,但也可以是其他形式);适应度函数:定义一个评估函数(适应度函数)来衡量每个个体的优劣;选择操作:从当前种群中选择较优的个体用于繁殖下一代;交叉操作(重组):随机选择两个父代个体,交换它们部分染色体产生新个体;变异操作:以较小概率随机改变染色体上的某些基因保持种群多样性,避免早熟收敛;终止条件:适应度在连续几代没有显著改进时终止条件等流程来建立模型并优化。

麻雀搜索算法中,麻雀种群包含发现者、加入者和侦察者。发现者的位置更新如下:

$$x_{mn}(k+1) = \begin{cases} x_{mn}(t) \cdot \exp\left(\frac{-m}{\alpha \cdot T}\right) & r_2 < ST \\ x_{mn}(t) + Q \cdot L & r_2 \geq ST \end{cases} \quad (3)$$

式中: t 为当前迭代次数; T 表示最大迭代次数; $x_{mn}(t)$ 为第 m 只麻雀在第 n 维迭代次数为 t 时的位置信息值; α 为 $[0, 1]$ 的随机数; r_2 ($r_2 \in [0, 1]$)为预警值; ST ($ST \in [0.5, 1]$)为安全值; Q 为服从正态分布的随机数; L 表示一个 $1 \times d$ 的矩阵,其中内部每个元素都为 1。

加入者的位置更新如下:

$$x_{mn}(t+1) = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{x_w(t) \cdot x_{mn}(t)}{m^2}\right) & m > \frac{n}{2} \\ x_{bn}(t+1) + |x_{mn}(t) - x_{bn}(t+1)| \cdot A^+ \cdot L & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $x_w(t)$ 表示当前全局最差位置; $x_{mn}(t)$ 表示发现者占据的最佳位置; $A^+ = A T (A A T)^{-1}$, A 表示一个内部元素随机分配 1 或 -1 的 $1 \times d$ 矩阵, $A T$ 为 A 的转置。

侦察者一般占种群的 10%~20%,位置更新公式如下:

$$x_{mn}(t+1) = \begin{cases} x_{bn}(t) + \beta |x_{mn}(t) - x_{bn}(t)| & f_m > f_g \\ x_{mn}(t) + K \left(\frac{|x_{mn}(t) \cdot x_{wn}(t)|}{(f_m - f_w) + e} \right) & f_m = f_g \end{cases} \quad (5)$$

式中: $x_{bn}(t)$ 表示当前全局最佳位置; β 表示服从均值为 0、方差为 1 的正态分布随机数的步长控制; $K \in [-1, 1]$ 表示麻雀运动方向,也是步长控制参数; f_m 表示当前麻雀的适应度值; f_g 和 f_w 分别表示当前全局最优值和最差值; e 为一个常数,是为避免分母为 0。

1.5 预测模型数据预处理

由于各指标间存在数量级差异,为充分反映各因子与树干液流速率之间的相互关系,降低误差分布对预测结果的影响,对输入数据采用归一化法进行处理,本文采用 max-min 归一法,将数据大小归到 $[0, 1]$ 区间范围内,计算公式如下:

$$Y_i = \frac{Y - Y_{\min}}{Y_{\max} - Y_{\min}} \quad (6)$$

式中: Y 和 Y_i 分别为归一化前后的变量; Y_{\max} 和 Y_{\min} 分别为某一变量的最小值和最大值。

隐含层节点数是指神经网络中隐藏层的神经元个数,直接影响到模型的学习能力和泛化性能,采用经验公式:

$$h = \sqrt{(m+n)} + a \quad (7)$$

式中: h 为隐含层神经元个数; m 为输入层节点个数; n 为输出层节点个数; a 一般取 1~10 的整数。

1.6 模型评价指标

模型预测结果的精度检验采用的评价指标包括平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)、均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)、平均相对误差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)和纳什效率系数(Nash - Sutcliffe Efficiency, NSE)、决定系数(Coefficient of Determination, R^2),同时模型适用性采用综合评价指标(General Performance Index, GPI)进行分析。计算公式如下:

$$MAE = |ET_s - ET_M| \quad (8)$$

$$MAPE = \left| (ET_s - ET_M) / ET_M \times 100\% \right| \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (ET_s - ET_M)^2}{N_s}} \quad (10)$$

$$NSE = 1.0 - \frac{\sum (ET_s - ET_M)^2}{\sum (ET_M - ET_{AVE})^2} \quad (11)$$

$$GPI = \sum_{i=1}^5 \alpha_i (Z_i - \bar{Z}_i) \quad (12)$$

式中: N_s 为样本数; ET_s 为模拟值; ET_M 为实测值; ET_{AVE} 为 ET_M 的平均值。 Z_i 为 MAE, RMSE, R^2 , NSE, MAPE 归一化后的值; \bar{Z}_i 为 5 个指标的中位数; 当 Z_i 为 R^2 , NSE 时, α_i 等于 1, 当为其他指标时, α_i 等于 -1。 GPI 越大, 说明拟合度越好, 模型的效率越高, 适用性越强。

1.7 数据处理

采用 SPSS 23 进行数据统计分析, 利用 Origin 2021 软件绘图, 林木液流速率与气象因子间的关系采用 Pearson 相关性进行分析。神经网络模型构建与训练采用 Matlab R 2024 a 软件进行。

采用因子重要度分析法即利用输入层到隐含层的连接权值和隐含层到输出层的连接权值对模型的各输入变量对输出变量的重要程度进行计算, 公式如下:

$$S_i = \frac{\sum_{j=1}^m \omega_{ij} - \omega_{jk}}{\sum_{i=1}^l \omega_{ij} - \omega_{jk}} \quad (13)$$

$$C_i = \frac{S_i}{\sum_{i=1}^l S_i} \times 100\% \quad (14)$$

式中: S_i 和 C_i 分别表示第 i 个输入对第 k 个输出的绝对贡献和相对贡献; l, m, n 分别表示输入层、隐含层和输出层的神经元个数; i, j, k 分别表示输入层、隐含层和输出层神经元序号; W 表示连接权值。

2 结果与分析

2.1 不同退化程度刺槐液流速率及气象因子动态变化规律

观测期间日平均气温为 30.53 °C, 日平均相对湿度为 54.43%, 日平均风速 0.84 m/s。太阳辐射及饱和水汽压差的整体变化趋势相似, 日平均太阳辐射为 224.25 W/m², 日平均 VPD 为 1.44 kPa。累计发生降雨事件 25 次, 主要集中在 5—10 月, 降雨量为 64.6 mm (图 1)。不同退化程度刺槐树干液流速率日平均值分别为 2.40 cm/h (ND), 0.74 cm/h (MD), 0.45 cm/h (SD)。最大值和最小值分别出现在 6 月和 9 月, 表现出明显的季节差异 (图 2)。

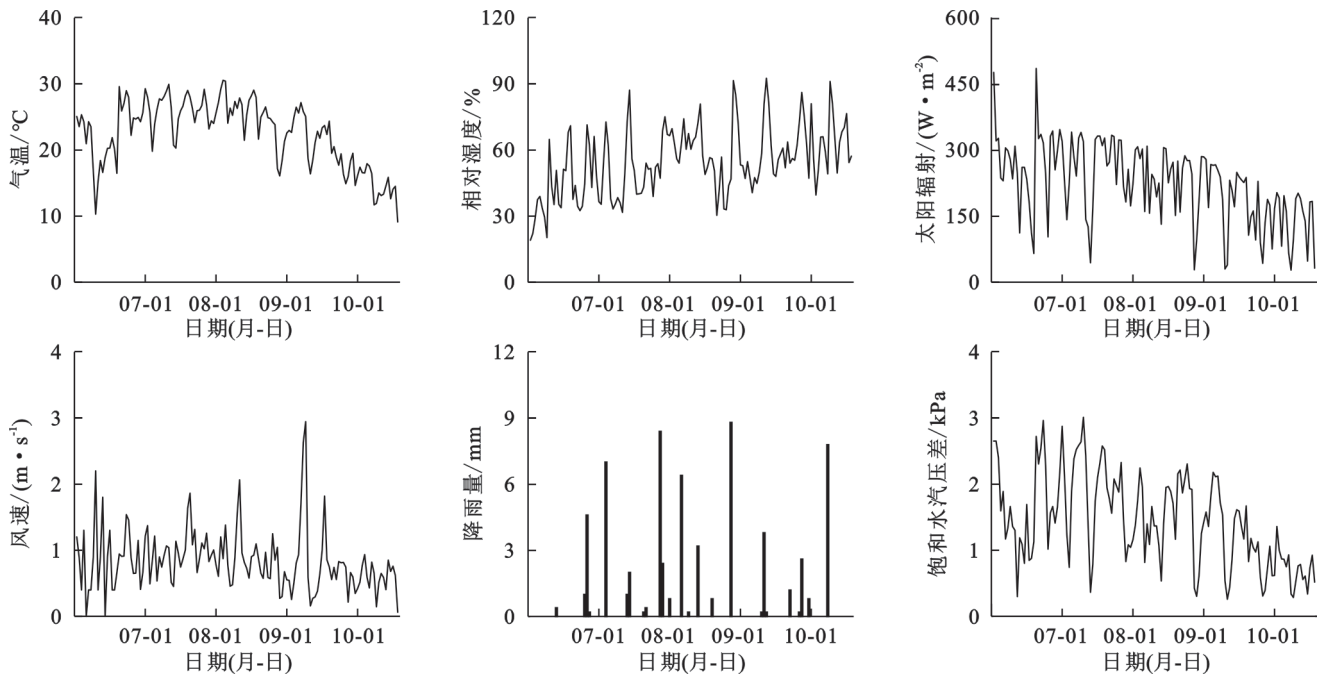


图 1 气象因子连续日变化

Fig. 1 Continuous daily variation of meteorological factors

由图 3 可知, 同一月份不同林分之间, 各月液流速率均表现为 ND > MD > SD, 其中 5 月、6 月、7 月、8 月不同林分间液流速率差异显著, 9 月与 10 月不同林分间液流速率差异不显著。其中, 8 月 SD 液流速率相较于 ND 液流速率, 降低了 82.6%; 同一林分不同

月份之间, ND 液流速率和 MD 液流速率各月之间差异显著, SD 液流速率各月之间差异不显著, ND 液流速率 6 月最大, 10 月最小, 其中 6 月为 10 月的 1.73 倍, MD 液流速率 6 月最大, 9 月最小, 其中 6 月为 9 月的 2.9 倍。

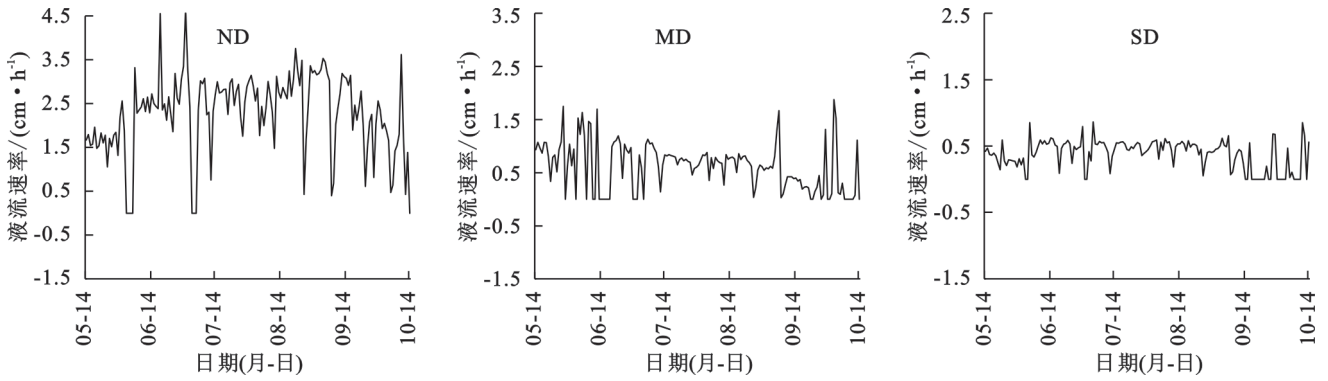
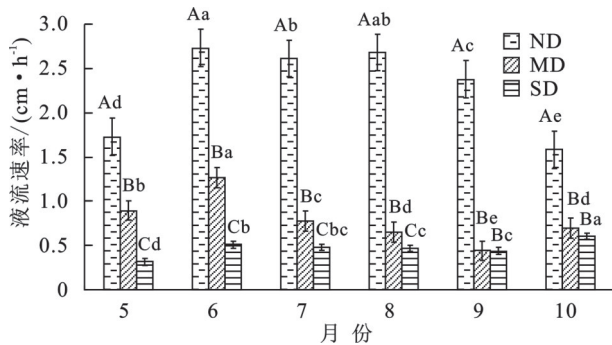


图 2 不同退化程度刺槐液流速率连续日变化

Fig. 2 Continuous daily variations in sap flow velocity at different degradation levels



注:图中不同大写字母表示同一月份不同林分间差异显著性,不同小写字母表示同一林分不同月份间差异显著性($p < 0.05$)

图 3 不同退化程度刺槐液流速率月变化

Fig. 3 Monthly variations in sap flow velocity of *Robinia pseudoacacia* with different degrees of degradation

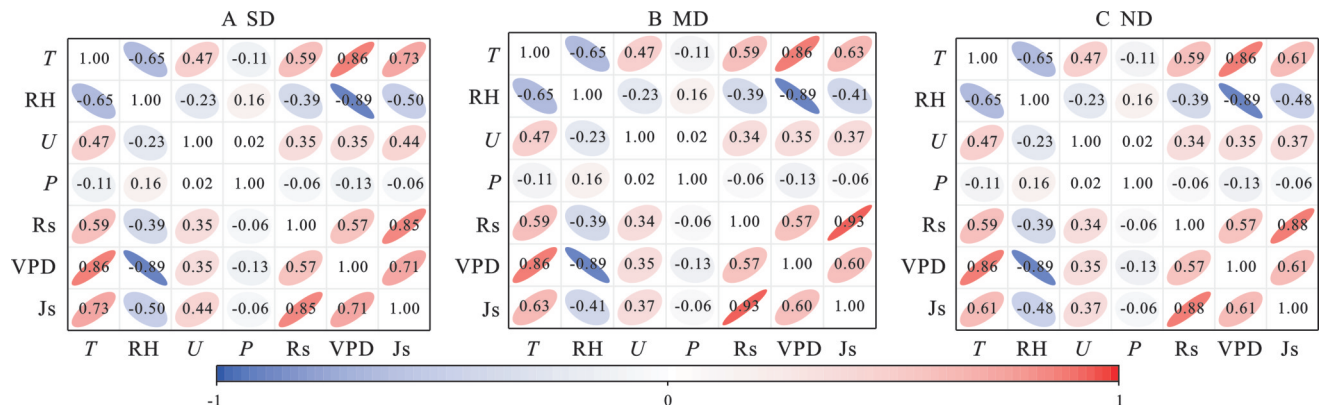
2.2 不同退化程度刺槐液流速率与气象因子影响分析

2.2.1 不同退化程度刺槐液流速率与气象因子相关性分析

相关性分析表明(图 4),相较于未退化刺槐

林,中度退化刺槐树干液流速率与太阳辐射、气温的相关性增加,与相对湿度、饱和水汽压差相关性降低;而重度退化刺槐液流速率与太阳辐射的相关性降低,但与相对湿度、饱和水汽压差的相关性分别增加了 22.0% 和 18.3%。

2.2.2 不同退化程度刺槐液流速率对大气环境因子的响应 随着退化程度的加剧,刺槐液流速率对同一环境因子的响应处于不同轨迹的回环状态;且不同环境因子对同一退化程度刺槐液流速率的影响也处于不同轨迹的回环状态(图 5)。在瞬态液流(15 min)尺度上,不同退化程度刺槐液流速率与气温、太阳辐射、风速、饱和水汽压差的响应过程呈现顺时针“时滞回环”关系,与相对湿度的响应过程呈现逆时针“时滞回环”关系,即随着气温、太阳辐射、风速、饱和水汽压差的上升,相对湿度下降,不同退化程度刺槐液流速率上升;反之液流速率下降。



注: T 为气温; RH 为相对湿度; U 为风速; P 为降雨量; Rs 为太阳辐射; VPD 为饱和水汽压差; Js 为液流速率。

图 4 不同退化程度刺槐液流速率与环境因子的相关性

Fig. 4 Correlation between sap flow velocity of *R. pseudoacacia* with different degrees of degradation and environmental factors

然而,不同退化程度刺槐液流速率对环境因子响应的上升阶段与下降阶段的轨迹不同步。随着退化程度的加剧,刺槐树干液流对大气温度响应的阈值降低,依次为 30 °C(ND), 28 °C(MD) 和 25 °C(SD);而对大气相对湿度响应的阈值增大,分别为

47%(ND), 53%(MD) 和 62%(SD)。此外,当太阳辐射分别达到 660 W/m²(ND), 650 W/m²(MD) 和 430 W/m²(SD) 时,刺槐液流速率开始下降。而饱和水汽压差分别达到 2.2 kPa, 1.7 kPa 时,未退化和中度退化刺槐液流速率开始下降,而重度退化刺槐

树干液流速率对 VPD 的响应则分别在 VPD > 1.2 kPa 和 2.3 kPa 时出现 2 个液流速率下降“拐点”。以上结果表明,随着退化程度加剧,叶片气孔的自我

调节能力逐渐失衡,对环境因子变化的响应过程愈发复杂,不能仅用单一的回归模型或经验模型进行描述。

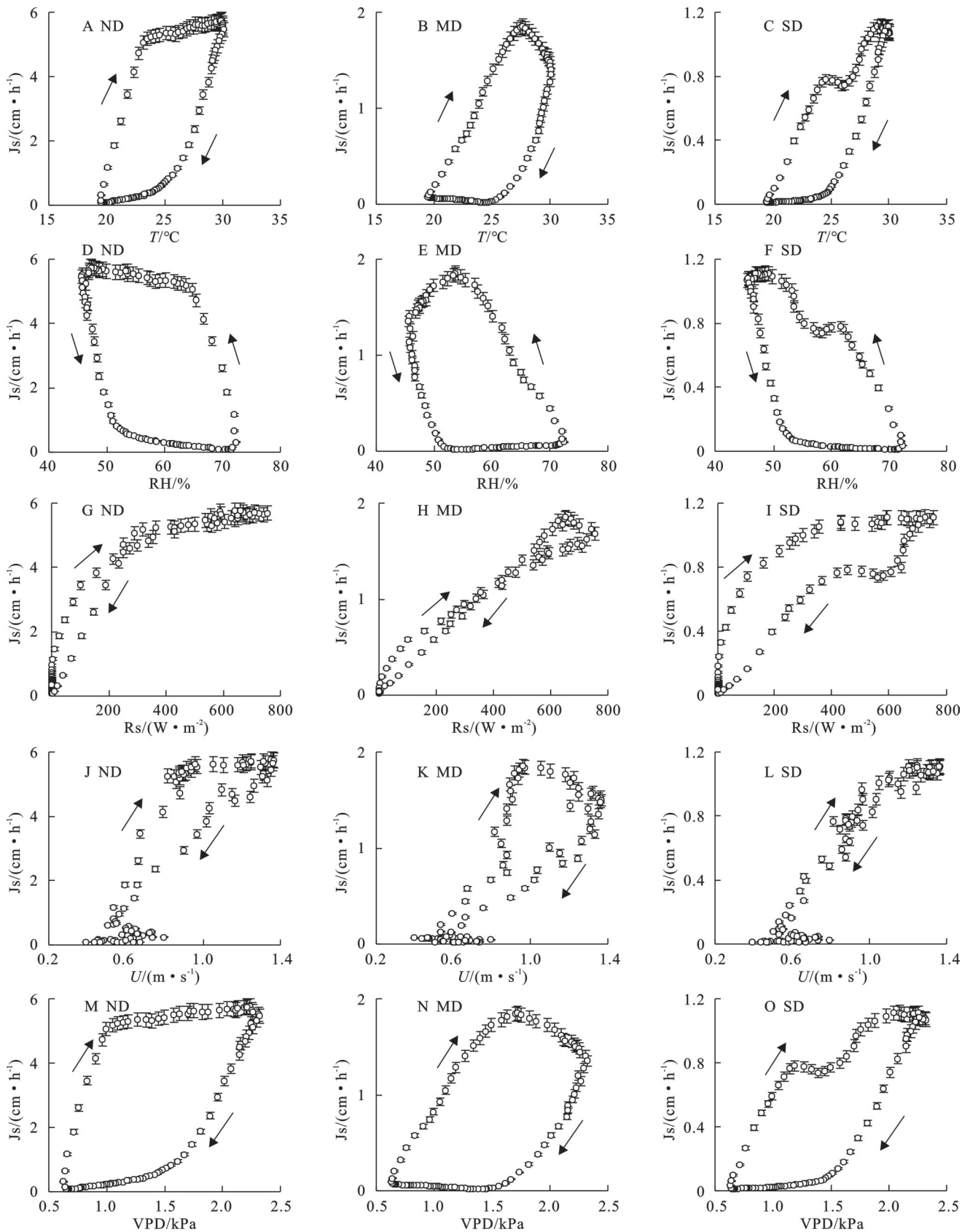


图 5 不同退化程度刺槐液流速率对环境因子的响应

Fig. 5 Responses of sap flow velocity of *R. pseudoacacia* with different degrees of degradation to environmental factors

2.3 不同退化程度刺槐液流速率神经网络模型构建

采用BP, SSA-BP, GA-BP神经网络模型对不同退化程度刺槐连续瞬态液流速率(15 min)数据进行模拟预测,模型由输入层,隐藏层和输出层构成;选取因子重要度>15%环境因子作为模型的最优输入参数。如图6所示,未退化输入层依次包括饱和水汽压差、大气温度、相对湿度、风速参数,中度退化输入层依次包括太阳辐射、大气温度、饱和水汽压差、风速参数,重度退化输入层依次包括饱和水汽压差、

大气温度、太阳辐射、相对湿度参数;输出层为不同退化程度刺槐液流速率,隐藏层通过试错法确定。模型学习速率确定为0.01,训练目标最小误差为0.000 001,最大迭代次数为1 000,显示频率为25。输入层激活函数采用Sigmoid函数,隐藏层激活函数采用logsig函数,输出层激活函数采用pureline函数,采用Levenberg-Marquardt算法(trainlm)作为网络的训练函数,以此提高模型的精度和训练的收敛速度。

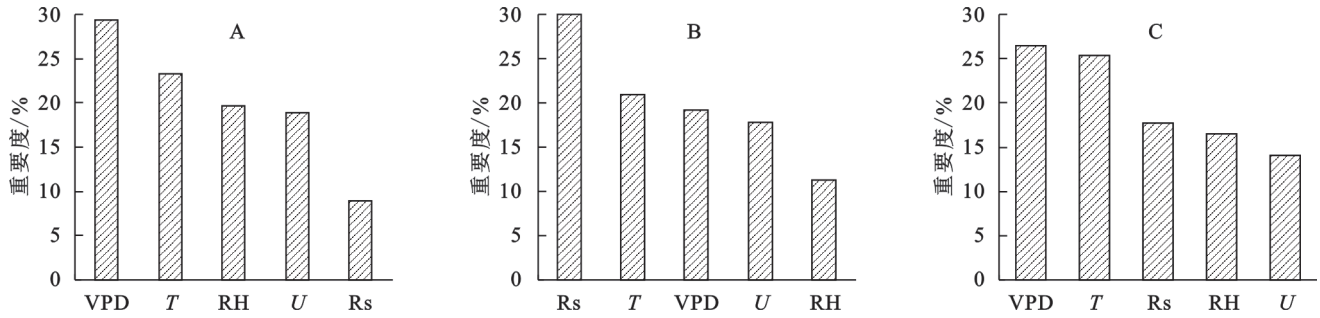


图6 不同退化程度刺槐液流速率与环境因子的重要度

Fig. 6 Significance of environmental factors on sap flow velocity of *R. pseudoacacia* at different degrees of degradation

2.4 不同退化程度刺槐液流速率预测模型训练与检验

模型训练采用连续瞬态液流数据,不同林分样本数据均为2 976组,其中,训练样本1 976组,检验样本1 000组。整体来看,未退化与中度退化刺槐液流采用SSA-BP模型的GPI最大,NSE达到95%以上,说明SSA-BP模型优化后的模拟效率较高,拟合精度较高,重度退化刺槐液流采用GA-BP模型的GPI最大,NSE达到95%以上,说明GA-BP模型优化后的模拟效率较高,拟合精度较高。模型的预测值与实测值的拟合结果如图7,9,11所示,未退化与中度退化刺槐液

流采用SSA-BP模型MAE, RMSE, MAPE均最小,相较于单一的BP神经网络模型,误差分别降低了75.6%, 73.4%, 80.7%和80.6%, 77.7%, 94.9%;重度退化刺槐液流采用GA-BP模型MAE, RMSE, MAPE均最小,相较于单一的BP神经网络模型,误差分别降低了72.7%, 69.3%, 92.0%。由此可知,优化后的神经网络模型精度均显著提高,拟合效率更高,误差普遍更小(表3),说明SSA-BP优化模型能够更好地拟合和预测未退化、中度退化刺槐液流速率变化规律,但对于重度退化刺槐液流速率模拟,GA-BP优化模型的模拟预测效果更佳(图8, 10, 12)。

表3 液流速率模拟结果

Table 3 Simulation results of sap flow velocity

退化程度	模型	MAE	RMSE	MAPE	NSE	GPI排序
ND	BP	1.7357	2.2279	12.3791	0.6891	3
	SSA-BP	0.4229	0.5937	2.3959	0.9564	1
	GA-BP	1.0085	1.1416	2.3969	0.9166	2
MD	BP	0.4708	0.6401	11.7995	0.5939	3
	SSA-BP	0.0912	0.1425	0.6042	0.9660	1
	GA-BP	0.1829	0.2734	1.5538	0.9526	2
SD	BP	0.2210	0.3015	6.9561	0.7989	3
	SSA-BP	0.0929	0.1325	2.1723	0.9611	2
	GA-BP	0.0604	0.0925	0.5575	0.9655	1

3 讨论

3.1 不同退化程度刺槐树干液流速率对环境因子的响应分析

多数研究表明太阳辐射和大气水分亏缺是驱动

树木液流过程的主导环境因子^[17],但张星宇等^[18]研究发现在干旱环境下,土壤含水量是影响杨树(*Populus L.*)液流速率变化的主导因子,其次是饱和水汽压差。Kim等^[19]也发现,树干液流速率的变化与风速有不容忽视的关系。本研究结果表明,随着

退化程度加剧,除太阳辐射外,其他环境因子如饱和水汽压差、大气温度、相对湿度和风速对刺槐液流速率的影响增加。有研究发现林木树干液流对大气环境因子变化响应的敏感性下降,则会面临更高的衰退和枯死风险,同时树木的水分运输能力会受到持久干旱胁迫的影响,也会加剧退化。如生长在较干旱气候区的桉树(*Eucalyptus* spp.)气孔对空气水汽压亏缺的敏感性较低,并且蒸腾作用也相应较弱。但有研究认为持续加剧的干旱利于植物提升自身应对水分胁迫的能力,Chen等^[20]研究发现干旱胁迫会提高油松(*Pinus tabulaeformis*)叶片气孔的调节能力,对大气水汽压亏缺的敏感性也相应增高,本研究也发现随着退化程度的加剧,刺槐液流速率对大气环境因子变化响应的敏感性逐渐增加。李亚楠等^[21]发现麻栎(*Quercus acutissima*)受到干旱胁迫时不仅不会造成“碳饥饿”现象,反而可以显著提高植物非结构性碳水化合物含量,并认为积累是植物应对干旱胁迫的策略之一。李树斌等^[22]也发现杉木(*Cunninghamia lanceolata*)在面对干旱胁迫时,会通过改变水分在体内的运输方式以及自身外在形态等

来减少自身水分损失和消耗,或通过提高水分运输能力改变其生存策略。也有研究发现干旱胁迫加剧会导致影响树干液流的主导因子发生改变,高连炜等^[23]认为树干液流密度的影响因子数量随土壤水分胁迫程度加剧而减少,一定程度上改变了植物自身的气孔调节能力和水分运输方式,导致其对环境因子变化的响应过程更加复杂。

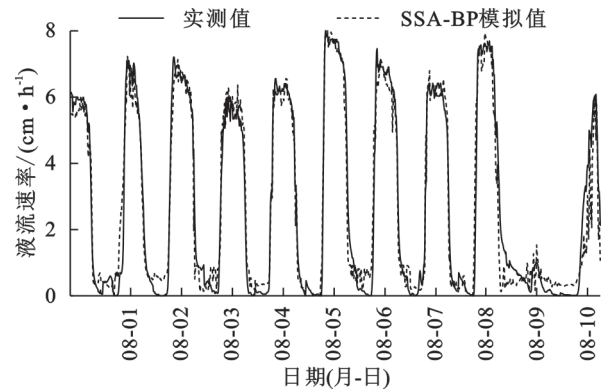


图 7 基于 SSA-BP 优化模型的未退化刺槐液流速率预测结果对比

Fig. 7 Comparison of prediction results of sap flow velocity of non-degraded *R. pseudoacacia* based on SSA-BP optimization model

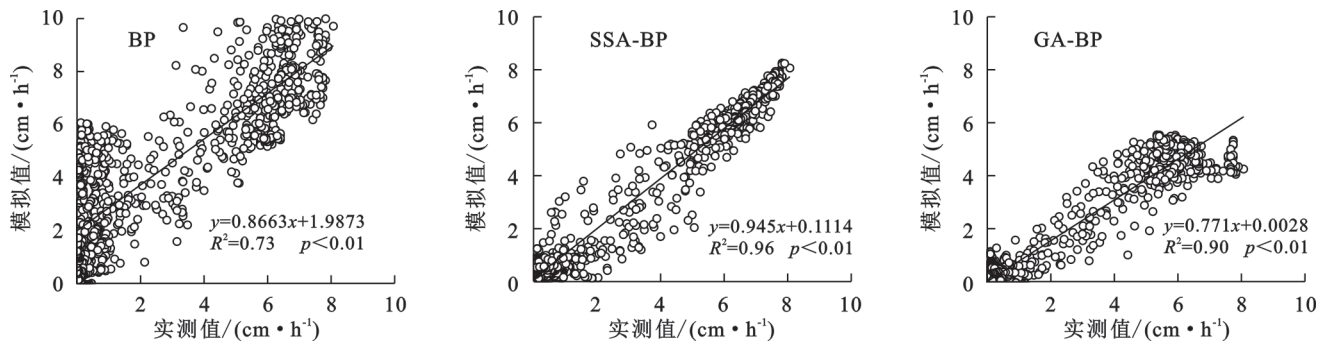


图 8 未退化刺槐液流速率实测值与模拟值的拟合

Fig. 8 Fitting of measured and predicted sap flow velocity of non-degraded *R. pseudoacacia*

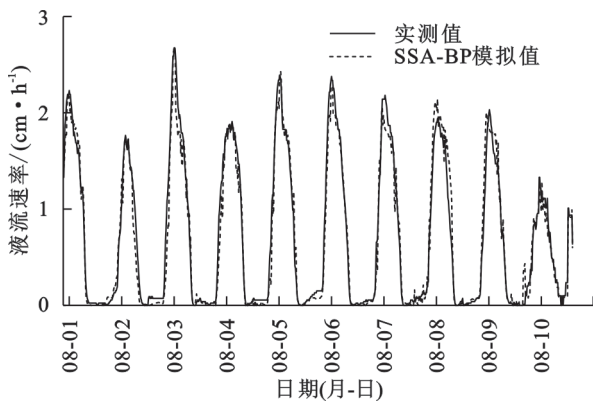


图 9 基于 SSA-BP 优化模型的中度退化刺槐液流速率预测结果对比

Fig. 9 Comparison of prediction results of sap flow velocity of moderately degraded *R. pseudoacacia* based on SSA-BP optimization model

随着退化程度的加剧,刺槐树干液流速率与环境因子存在时滞现象,呈现“时滞回环”的复杂关系,以往的研究采用回归模型进行分时段拟合存在偶然性和不确定性。此外,由于各环境因子间并非孤立存在,林木树干液流与环境因子之间的“联动效应”使得相互之间的关系更加复杂,特别是当林木出现退化特征后,该动态响应过程也因自身的水分生理特征的变化发生改变^[24]。模型模拟不同退化程度树木树干液流,对量化和评估林分蒸腾耗水及其稳定性维持机制具有重要意义。传统模型受制于对复杂变量的计算效率低、误差大等问题,BP神经网络虽有自学习和自适应能力,但由于自身存在过拟合、对数据质量依赖性强等缺陷,导致在预测不同退化程度刺槐液流速率与环境因子间的复杂关系时可靠性下降。

3.2 不同优化 BP 神经网络模型对不同退化程度刺槐树干液流速率拟合的适用性

BP 神经网络模型引入麻雀搜索算法和遗传算法为模拟和预测树干液流提供了一种新的思路。基于麻雀搜索算法、遗传算法模拟不同退化程度刺槐

液流速率, 相比较传统的多元线性回归建模, 具有快速优化, 高效拟合和强大的全局搜索及局部开发能力等优点。传统的神经网络模型难以精确迭代次数且容易因迭代次数过多或过少而出现过拟合、误差大等问题^[25]。

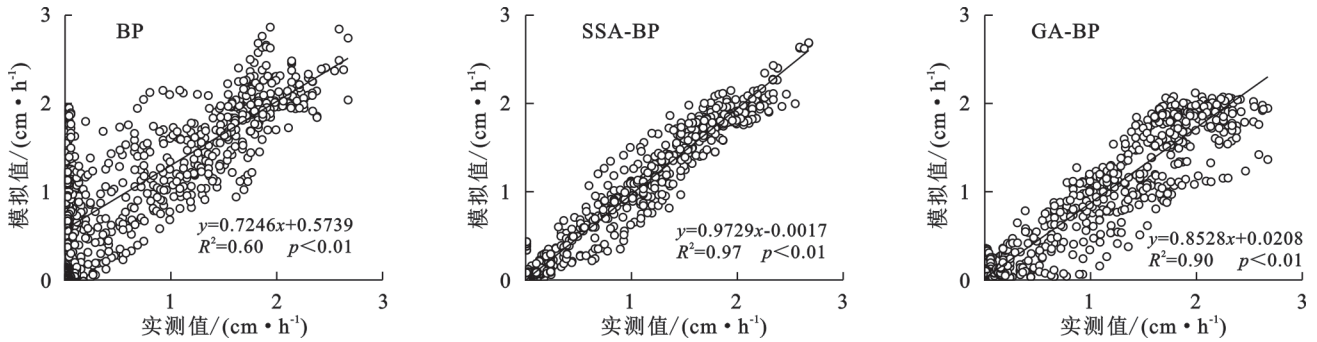


图 10 中度退化刺槐液流速率实测值与模拟值的拟合

Fig. 10 Fitting of measured and predicted sap flow velocity of moderately degraded *R. pseudoacacia*

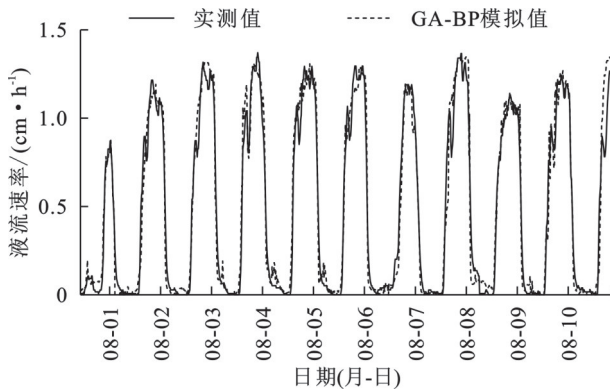


图 11 基于 GA-BP 优化模型的重度退化刺槐液流速率预测结果对比

Fig. 11 Comparison of prediction results of sap flow velocity of severely degraded *R. pseudoacacia* based on GA-BP optimization model

另外, 训练神经网络是不断修正模型连接权值与连接阈值从而减小误差的过程, 易陷入局部最优而无法做到全局最优。有研究表明, 加入优化算法能够有

效提高神经网络模拟能力和增强预测结果的稳定性与精确性。麻雀搜索算法^[13]以收敛精度高、收敛速度快、鲁棒性强等特点, 受到大量学者的青睐。在输油管道泄漏检测问题中, 为了对不同卷积核大小核不同池大小的分类进行比较, 使用麻雀搜索算法优化卷积神经网络的参数, 显著提高了检测的准确率。吴泽鑫等^[26]引入麻雀搜索算法与 BP 神经网络结合预测边坡位移, 提高了 BP 神经网络的迭代速度和寻优能力。Kisi^[27]构建了基于遗传算法的区域 ET₀ 简化计算模型, 在相同参数输入条件下, 机器学习模型精度远高于经验模型。金菊良等^[28]对无受旱的大豆作物系数及水分胁迫系数利用遗传算法进行求解, 构建大豆作物系数模型, 其对未受到干旱胁迫大豆的蒸散量预测误差均小于 0.3 mm/d。因此, 利用遗传算法优化 BP 神经网络模型, 把初始最优权值和阈值赋给神经网络, 能够有效改善模型预测的稳定性和精确度。

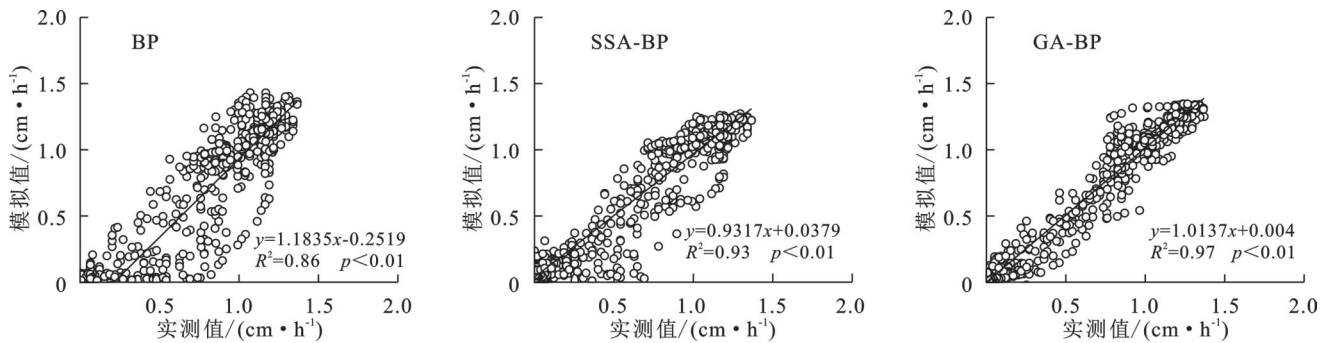


图 12 重度退化刺槐液流速率实测值与模拟值的拟合

Fig. 12 Fitting of measured and predicted sap flow velocity of severely degraded *R. pseudoacacia*

本研究在 BP 神经网络的基础上, 加入麻雀搜索算法和遗传算法后对预测结果的影响分析, 发现与单一的 BP 神经网络不同的是在退化加剧时更能反

映液流速率的动态变化过程, 提高了模型的精准度与可靠性。本研究还发现麻雀搜索算法优化模型能够更好地拟合预测未退化、中度退化刺槐液流速率变化

规律,重度退化刺槐液流速率变化规律更好地拟合预测适用遗传算法优化模型,冯禹等^[29]在仅输入温度资料条件下基于遗传算法模型对川中丘陵区ET₀进行了估算,并证明了该模型的适用性。同时周鹏等^[30]也发现模拟预测丝棉木瞬态液流时,麻雀搜索算法模型能更好地反映液流速率与气象因子间的联系。这均说明优化后的人工神经网络模型具有高度泛化能力和学习能力。本研究通过对BP神经网络的优化分析发现,加入麻雀搜索算法和遗传算法后对预测的结果拟合度高,运行速度快,误差小;进一步表明,与传统单一的BP神经网络相比,解决了该模型无法做到全局最优和不确定性的难题,具有更强的学习和优化能力,更能提高神经网络模型的可靠性和精确反映不同退化程度刺槐液流速率变化规律。

4 结论

未退化刺槐液流速率的主要影响因素依次为饱和水汽压差>气温>相对湿度>风速,中度退化刺槐液流速率主要影响因素为太阳辐射>气温>饱和水汽压差>风速,重度退化刺槐液流速率主要影响因素为饱和水汽压差>气温>太阳辐射>相对湿度。不同退化程度刺槐液流速率对大气环境因子变化的响应呈现“时滞回环”关系,且随着退化加剧,叶片气孔的自我调节能力也逐渐失衡,对环境因子的响应过程愈发复杂,不能仅用单一的回归模型或经验模型进行描述。与传统BP神经网络模型相比,优化后的BP神经网络模型能更好地反映退化加剧时刺槐液流速率与环境因子间的复杂关系。麻雀搜索算法优化模型能够更好地模拟预测未退化、中度退化刺槐液流速率变化规律,而对于重度退化刺槐液流速率模拟,遗传算法优化模型具有更好的学习效率和稳定性,有效提高了预测精度和适用性。

参考文献(References):

- [1] Yu G R, Song X, Wang Q F, et al. Water-use efficiency of forest ecosystems in eastern China and its relations to climatic variables[J]. *New Phytologist*, 2008, 177(4): 927-937.
- [2] Cheng Y B, Feng W, Zhan H B, et al. An experimental investigation of precipitation utilization of plants in arid regions [J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2022, 504:160-170.
- [3] 王力,邵明安,张青峰. 陕北黄土高原土壤干层的分布和分异特征[J]. *应用生态学报*, 2004, 15(3):436-442.
Wang L, Shao M A, Zhang Q F. Distribution and characters of soil dry layer in north Shaanxi Loess Plateau[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2004, 15(3):436-442.
- [4] 张继澍. 植物生理学[M]. 北京:高等教育出版社, 2006.
Zhang J S. *Plant physiology*[M]. Beijing: Higher Education Press, 2006.
- [5] Granier A, Bobay V, Gash J H C, et al. Vapour flux density and transpiration rate comparisons in a stand of Maritime pine (*Pinus pinaster* Ait.) in Les Landes forest [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 1990, 51(3/4): 309-319.
- [6] Chen S N, Zhang Z Q, Chen Z, et al. Responses of canopy transpiration and conductance to different drought levels in Mongolian pine plantations in a semiarid urban environment of China[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2024, 347:109897.
- [7] 王轶浩,张佳怡,王彦辉. 重庆铁山坪马尾松树干液流变化规律及其个体差异[J]. *中国水土保持科学(中英文)*, 2023, 21(3):1-8.
Wang Y H, Zhang J Y, Wang Y H. Variation of stem sap flows of *Pinus massoniana* forest and its differences among individual trees at Tieshanping of Chongqing [J]. *Science of Soil and Water Conservation*, 2023, 21(3):1-8.
- [8] Grossiord C, Sevanto S, Limousin J M, et al. Manipulative experiments demonstrate how long-term soil moisture changes alter controls of plant water use [J]. *Environmental and Experimental Botany*, 2018, 152:19-27.
- [9] Grossiord C, Christoffersen B, Alonso-Rodriguez A M, et al. Precipitation mediates sap flux sensitivity to evaporative demand in the neotropics [J]. *Oecologia*, 2019, 191(3):519-530.
- [10] Li W, Yu T F, Li X Y, et al. Sap flow characteristics and their response to environmental variables in a desert riparian forest along lower Heihe River Basin, Northwest China [J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2016, 188(10):561.
- [11] 武鹏飞,刘云强,李冬梅,等. 环境因子对沙地人工杨树林树干液流的驱动影响[J]. *中国农业气象*, 2021, 42(5):402-411.
Wu P F, Liu Y Q, Li D M, et al. Driving influence of environmental factors on the sap flow of the artificial poplar forest on sandy land [J]. *Chinese Journal of Agrometeorology*, 2021, 42(5):402-411.
- [12] Deswal S, Pal M. Artificial neural network based modeling of evaporation losses in reservoirs [J]. *International Journal of Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2008, 2(4):177-181.
- [13] Xue J K, Shen B. A novel swarm intelligence optimization approach: Sparrow search algorithm [J]. *Systems Science & Control Engineering*, 2020, 8(1):22-34.
- [14] 马军,韩磊,柳利利,等. 不同退化程度刺槐人工林树干液流对环境因子的响应[J]. *水土保持学报*, 2025, 39(2):269-278.
Ma J, Han L, Liu L L, et al. Responses of sap flow to environmental factors in *Robinia pseudoacacia* planta-

- tions with different degrees of degradation[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2025,39(2):269-278.
- [15] 韩磊,何俊,齐拓野,等.宁夏河东沙区侧柏冠层气孔导度对环境因子的响应及其模拟[J].生态学报,2018,37(9):2862-2868.
Han L, He J, Qi T Y, et al. Responses and modeling of canopy stomatal conductance of *Platyclusus orientalis* to environmental factors in Hedong sandy land, Ningxia[J]. Chinese Journal of Ecology, 2018,37(9):2862-2868.
- [16] Granier A. Evaluation of transpiration in a Douglas-fir stand by means of sap flow measurements[J]. Tree Physiology, 1987,3(4):309-320.
- [17] 李浩,胡顺军,朱海,等.基于热扩散技术的梭梭树干液流特征研究[J].生态学报,2017,37(21):7187-7196.
Li H, Hu S J, Zhu H, et al. Characterization of stem sapflow *Haloxyylon ammodendron* by using thermal dissipation technology[J]. Acta Ecologica Sinica, 2017,37(21):7187-7196.
- [18] 张星宇,杨金艳,阮宏华,等.模拟干旱下杨树树干液流特征及其对环境因子的响应[J].水土保持研究,2024,31(2):84-91.
Zhang X Y, Yang J Y, Ruan H H, et al. Characteristics of poplar *Populus deltoides* stem sap flow and its response to environmental factors under simulated drought[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2024,31(2):84-91.
- [19] Kim D, Oren R, Oishi A C, et al. Sensitivity of stand transpiration to wind velocity in a mixed broadleaved deciduous forest[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2014,187:62-71.
- [20] Chen S N, Chen Z, Xu H, et al. Biophysical regulations of transpiration and water use strategy in a mature Chinese pine (*Pinus tabulaeformis*) forest in a semiarid urban environment[J]. Hydrological Processes, 2022,36(2):e14485.
- [21] 李亚楠,张淞著,张藤子,等.干旱-高钙对麻栎幼苗非结构性碳水化合物含量和分配的影响[J].生态学报,2020,40(7):2277-2284.
Li Y N, Zhang S Z, Zhang T Z, et al. Effects of drought-high calcium on non-structural carbohydrate contents of *Quercus acutissima* [J]. Acta Ecologica Sinica, 2020,40(7):2277-2284.
- [22] 李树斌,丁国昌,曹光球,等.不同杉木无性系模拟胁迫下抗旱性综合评价[J].福建农林大学学报:自然科学版,2012,41(5):491-496.
Li S B, Ding G C, Cao G Q, et al. Drought resistance estimation of different Chinese fir clones under simulated water stress[J]. Journal of Fujian Agriculture and Forestry University: Natural Science Edition, 2012,41(5):491-496.
- [23] 高连炜,马子澳,刘春和,等.北京低山区典型人工林树干液流对土壤水分胁迫的响应[J].中国水土保持科学(中英文),2024,22(4):129-136.
Gao L W, Ma Z A, Liu C H, et al. Response of tree stem sap to soil moisture stress in typical plantations in the low mountainous area of Beijing[J]. Science of Soil and Water Conservation, 2024,22(4):129-136.
- [24] 夏银华,章新平,戴军杰,等.亚热带季风区樟树蒸腾与气象因子之间的时滞效应[J].水土保持学报,2021,35(5):194-203.
Xia Y H, Zhang X P, Dai J J, et al. Time-lag effects between meteorological factors and transpiration of *Cinnamomum camphora* in the subtropical monsoon region [J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2021,35(5):194-203.
- [25] 白振华,林威,王伟,等.热镀锌机组圆盘剪工艺参数优化技术的开发[J].钢铁,2022,57(1):159-166.
Bai Z H, Lin W, Wang W, et al. Development of optimization technology for disc shear process parameters of hot-dip galvanizing line [J]. Iron and Steel, 2022, 57(1):159-166.
- [26] 吴泽鑫,张成良,张华超,等.基于SSA-BP的露天矿山边坡位移变形预测[J].有色金属工程,2024,14(6):125-133.
Wu Z X, Zhang C L, Zhang H C, et al. Research on slope displacement prediction of open-pit mine based on SSA-BP[J]. Nonferrous Metals Engineering, 2024, 14(6):125-133.
- [27] Kisi O. Applicability of Mamdani and Sugeno fuzzy genetic approaches for modeling reference evapotranspiration[J]. Journal of Hydrology, 2013,504:160-170.
- [28] 金菊良,侯志强,蒋尚明,等.基于单作物系数和遗传算法的受旱胁迫下大豆蒸发蒸腾量估算[J].黑龙江大学学报,2017,8(1):1-10,12.
Jin J L, Hou Z Q, Jiang S M, et al. Estimation of soybean evapotranspiration under drought stress based on single crop coefficient and genetic algorithm[J]. Journal of Engineering of Heilongjiang University, 2017,8(1):1-10,12.
- [29] 冯禹,崔宁博,龚道枝,等.利用温度资料和广义回归神经网络模拟参考作物蒸散量[J].农业工程学报,2016,32(10):81-89,315.
Feng Y, Cui N B, Gong D Z, et al. Modeling reference evapotranspiration by generalized regression neural network combined with temperature data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016,32(10):81-89,315.
- [30] 周鹏,韩磊,彭苓,等.基于神经网络优化模型的丝绵木瞬态液流模拟[J].应用生态学报,2023,34(8):2123-2132.
Zhou P, Han L, Peng L, et al. Instantaneous sap flow velocity simulation of *Euonymus bungeanus* based on neural network optimization model[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2023,34(8):2123-2132.