

光合有效辐射预测模型的核函数组合优化*

武海巍^{1,2} 于海业¹ 张 蕾¹

(1. 吉林大学工程仿生教育部重点实验室, 长春 130025; 2. 北华大学电气信息工程学院, 吉林 132021)

【摘要】 以林下参种植基地光合有效辐射(PAR)、散射辐射(PFDdif)和直射辐射(PFDdir)为研究对象,以支持向量机 linear 核函数(k_1)、polynomial 核函数(k_2)、radial basis function 核函数(k_3)为基础,构建新核函数。使用 K-fold 交叉验证方法,利用粒子群算法(PSO)对惩罚参数 c 和 g 值优化。试验结果表明,利用 grid search 算法设定惩罚参数 c 为 16 和 g 值为 1 时,通过比较相关系数及符合拟合均衡原则下,选出以 $0.2k_1 + 0.8k_2$ 核函数而构建的光合有效辐射预测模型效果最佳,对由 PAR、PFDdir 和 PFDdif 数据组成的预测集 1 和预测集 2 拟合程度分别为 89.213 2% 和 81.789 6%。利用粒子群算法对惩罚参数 c 和 g 值优化后,预测模型对预测集 1 拟合程度达到 92.156 0%,对预测集 2 拟合程度达到 90.036 0%。可见,采用 $0.2k_1 + 0.8k_2$ 核函数和 PSO 的支持向量机预测模型对 PAR 具备预测能力。

关键词: 光合有效辐射 预测模型 支持向量机 核函数 粒子群算法
中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2011)06-0167-07

Optimized Photosynthetic Active Radiation Prediction Model
Based on Kernel Function Combination

Wu Haiwei^{1,2} Yu Haiye¹ Zhang Lei¹

(1. Key Laboratory of Bionic Engineering, Ministry of Education, Jilin Universtiry, Changchun 130025, China
2. School of Electrical and Information Engineering, Beihua University, Jilin 132021, China)

Abstract

Using the photosynthetic active radiation (PAR), scattering radiation (PFDdif) and direct radiation (PFDdir) from the ginseng base in forest as research object, a support vector machine model about photosynthetic active radiation based on linear function (k_1), polynomial function (k_2) and radial basis function (k_3) was constituted. By using K-fold cross validation method, penalty parameter c and g numerical value were optimized by particle swarm optimization. Penalty parameter c and g numerical value of photosynthetic active radiation support vector machine model were configured 16 and 1 by grid search algorithm. $0.2k_1 + 0.8k_2$ kernel function was chosed to construct the predict PAR model by related coefficient and the fitting equilibrium principle. Fitting index of predicting set 1 and 2 was separately 89.213 2% and 81.789 6% based on the predicting model. By using particle swarm algorithm, the two predicting models' parameters were optimized. Fitting index of predicting set 1 and 2 was separately 92.156 0% and 90.036 0%. The predicting model based on $0.2k_1 + 0.8k_2$ and particle swarm algorithm showed ability to predict PAR variation trend.

Key words Photosynthetic active radiation, Prediction model, Support vector machine, Kernel function combination, Particle swarm algorithm

收稿日期: 2010-11-29 修回日期: 2011-01-05
* 国家自然科学基金资助项目(30871452)
作者简介: 武海巍, 博士生, 北华大学讲师, 主要从事模式识别与智能系统、生物环境工程研究, E-mail: wuhwjlu08@mails.jlu.edu.cn
通讯作者: 于海业, 教授, 博士生导师, 主要从事模式识别与智能系统、生物环境与能源工程研究, E-mail: haiye@jlu.edu.cn

引言

支持向量机(SVM)是近年来机器学习研究的重大成果,泛化能力强、全局寻优的特点令其在各个领域越来越受到重视^[1]。SVM利用松弛变量和核函数,将低维空间的输入变换到一个高维空间,在高维空间求得样本数据线性不可分时的最优分类面^[2]。SVM计算和存储数据不受输入维数的限制^[3~4],这更符合林下参复杂光环境的实际情况^[5]。

光合有效辐射(PAR)决定林下参株高和茎粗等形态特征,是影响林下参光合作用及干物质产量最主要因子。林下PAR的异质性主要是由冠层分布特征的差异及冠层对PAR吸收的影响决定的^[5]。可见,对PAR的预测对分析林下参其他生理指标具有重要指导意义。国内外对PAR的研究多集中在气候学方面的PAR日总量、月总量的估算^[6~7],在地面生态系统中,对PAR小时值估算显得不足,并且PAR测量不如总辐射测量那样普及,卫星对地面PAR的反演也需地面高精度PAR的验证。林下光合有效辐射不仅受太阳轨迹、风、云、雨等天文或气象因素的影响,还随林窗大小、冠层高度、冠层叶面积和冠层光特性等林冠特性的变化而改变,因而这方面的研究一直十分困难^[8]。本文利用林下太阳辐射值进行快速而有效的光合有效辐射预测,对研究林下参生态系统具有重要意义。

传统SVM模型中多采用基本型核函数^[9~10]。本文以基本型核函数中linear核函数(k_1)、polynomial核函数(k_2)和radial basis function核函数(k_3)为基础,构建新核函数,同时利用粒子群算法(PSO)进行参数优化,将新核函数和参数优化两者相结合,构建出具有更强泛化能力的支持向量机预测模型,用于林下参光合有效辐射的预测。

1 试验数据获取及处理

1.1 样本来源

研究样本来源于吉林省梅河口林场林下参种植基地,地理位置东经125.5°,北纬42.2°,海拔514 m。所选试验样地为20年生同龄人工落叶松林,坡向172°,坡度13°,林分郁闭度0.8,平均树高14.8 m。

1.2 数据测定

光合有效辐射采用精度为5 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 的美国CI-310便携式光合作用测定系统进行测定,直射辐射(PFDdir)和散射辐射(PFDdif)采用灵敏度为7.2~14.3 $\mu\text{V}/\text{m}^2$ 的长春气象仪器厂DFY-2型天空辐射表测量。测试区域为林下参基地随机选取的

8个4 m²试验单位,平均密度为4株/m²。测试时间为2010年7月1~30日的9:00~16:00,测试时间间隔为0.5 h。每个测试时刻,利用CI-310仪器在每个试验单位内测定5个固定点,每个点测定2次,取平均值作为该试验单元PAR值,每组测量在5 min内完成,取该8个试验单元PAR平均值作为林下参基地在该时刻的PAR值。利用DFY-2型仪器按此方法进行PFDdir和PFDdif测定。7月1~30日测试阶段,林下参基地PAR、PFDdir和PFDdif变化曲线如图1和图2所示。

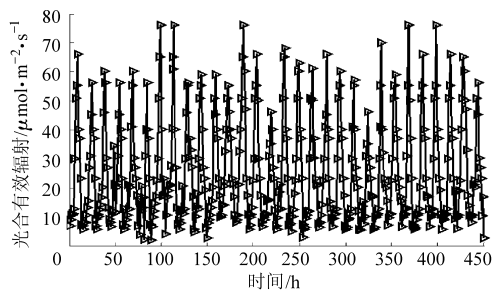


图1 PAR变化曲线

Fig. 1 Variation curves of PAR

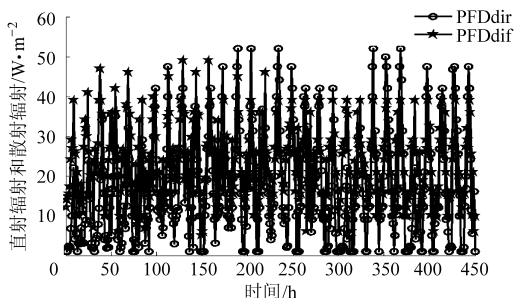


图2 PFDdir和PFDdif变化曲线

Fig. 2 Variation curves of PFDdir and PFDdif

1.3 数据处理

光合有效辐射的数值单位为 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$,直射辐射和散射辐射数值单位为 W/m^2 ,单位不同,会引起数据数量级差异。在所测试数据中,出现一些奇异样本数据,从中随机抽取两个,分别为[2.645 6, 0.9, 1.986 5]和[52, 45.783, 40.985],两者数量级相差达到23倍以上。训练数据中出现奇异样本数据,会引起模型训练时间过长、训练过程中网络无法收敛等情况,导致预测精度下降^[3~4]。在本文中,对所测PAR、PFDdir和PFDdif数据进行[0,1]归一化,使所测数据归为一个数量级。如图3所示。

2 光合有效辐射预测模型

2.1 支持向量机建模

本文基于Mercer原理^[3],利用 k_1 、 k_2 和 k_3 ,通过线性组合法、张量机法、凸组合法,构建出新核函数,

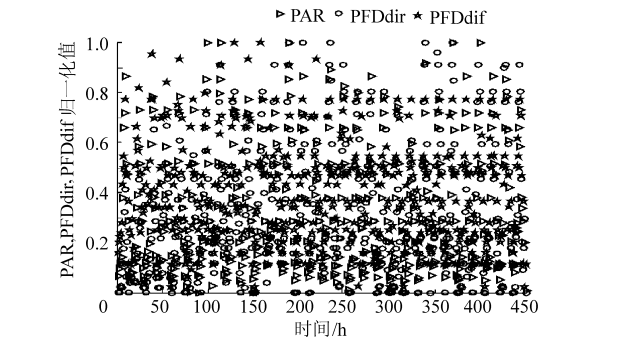


图 3 归一化后的 PAR、PFDdir 和 PFDdif

Fig.3 Curves of PAR、PFDdir and PFDdif normalized

依次为 $k_1 + k_2$ 、 $k_1 + k_3$ 、 $k_2 + k_3$ 、 $k_1 + k_2 + k_3$ 、 $k_1 k_2$ 、 $k_1 k_3$ 、 $k_2 k_3$ 、 $k_1 k_2 k_3$ 、 $\sum_{i=1}^3 a_i k_i$ ，其中 $\sum_{i=1}^3 a_i = 1$ 且 $a_i \geq 0$ ，步长为 0.1。利用 k_1 、 k_2 、 k_3 及新核函数构建支持向量机预测模型，在其中寻找泛化能力最强的模型。将 7 月 1 ~ 20 日 PAR、PFDdir 和 PFDdif 数据作为训练集，将 7 月 21 ~ 30 日 PAR、PFDdir 和 PFDdif 数据作为预测集 1，将 7 月 1 ~ 30 日 PAR、PFDdir 和 PFDdif 数据作为预测集 2，对两种预测集均进行预测。采用 K-fold 交叉验证方法，训练集分为 3 组，对支持向量机惩罚参数 c 和 g 值采用粒子群算法进行参数寻优。

2.2 模型结果分析

利用 grid search 算法进行 c 和 g 值设定，如图 4 所示。

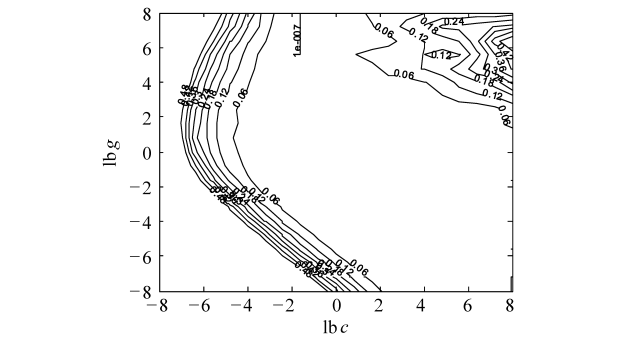


图 4 Grid search 算法设定支持向量机参数

Fig.4 Configure support vector machine parameters based on grid search algorithm

由图 4 可见，最佳惩罚参数 c 为 16， g 值为 1。预测模型采用基本型 k_1 、 k_2 、 k_3 核函数时，训

练集、预测集 1 和预测集 2 数据相关系数如表 1 所示。

表 1 基本型核函数下训练集、预测集 1 和预测集 2 的相关系数

Tab.1 Related parameters of training set, predicting set 1 and 2 based on basic kernel function %			
项目	k_1	k_2	k_3
训练集	73.797 3	52.896 2	75.849 0
预测集 1	78.965 7	83.956 0	79.446 0
预测集 2	62.593 9	65.256 8	68.192 1

由表 1 可见，预测模型采用 k_2 核函数时，预测集 1 相关系数较高，达到 83.956 0%，训练集相关系数为 52.896 2%，两者出现较大反差。这一情况并非说明采用 k_2 核函数的预测模型泛化能力强，而在于训练集和预测集 1 均采用的是原始测量数据，未进行数据奇异点剔除。影响 PAR 的因素并非只有 PFDdir 和 PFDdif^[11]，“奇异点”数据并非都是测量误差和仪器误差所带来，其中包含影响 PAR 且独立于 PFDdir 和 PFDdif 的其他因素，有待于进一步研究。本文中训练集数据多于预测集 1 数据，采用 k_2 核函数时，训练集奇异点多于预测集 1，在此训练集中训练出相关系数较低的预测模型，其支持向量受奇异点影响较大，而支持向量恰巧较好支撑预测集 1 中的数据，故出现该模型泛化能力强的假象。该模型在对预测集 2 数据进行预测时，对应相关系数为 65.256 8%，难以令人满意。建立模型过程中，要综合考虑预测集数据与训练集数据相关系数。根据经验^[1-2]，两者反差并不大于 10%，且相关系数大于 80% 时，模型预测效果较好，称为拟合均衡。本文进行核函数选择时，充分考虑拟合均衡原则。由表 1 可见，在基本型核函数选择范围内和拟合均衡原则条件下，预测模型采用 k_3 核函数，预测集 1 和预测集 2 达到最佳预测效果，相关系数分别为 79.446 0% 和 68.192 1%。

采用新核函数 $k_1 + k_2$ 、 $k_1 + k_3$ 、 $k_2 + k_3$ 、 $k_1 + k_2 + k_3$ 、 $k_1 k_2$ 、 $k_1 k_3$ 、 $k_2 k_3$ 、 $k_1 k_2 k_3$ 时，训练集、预测集 1 和预测集 2 数据相关系数如表 2 所示。

表 2 不同新核函数下训练集、预测集 1 和预测集 2 对应的相关系数

Tab.2 Related parameters of training set, predicting set 1 and 2 based on different new kernel functions %								
项目	$k_1 + k_2$	$k_1 + k_3$	$k_2 + k_3$	$k_1 + k_2 + k_3$	$k_1 k_2$	$k_1 k_3$	$k_2 k_3$	$k_1 k_2 k_3$
训练集	79.232 0	70.231 9	72.675 0	74.438 0	40.008 7	$5.920 0 \times 10^{-14}$	$7.209 5 \times 10^{-14}$	$7.219 0 \times 10^{-14}$
预测集 1	82.621 3	63.966 1	73.292 1	77.619 0	76.342 0	$-9.896 0 \times 10^{-15}$	$7.872 1 \times 10^{-15}$	$1.988 0 \times 10^{-16}$
预测集 2	82.098 2	59.532 5	65.729 0	76.036 0	58.543 0	$4.053 0 \times 10^{-15}$	$-2.894 2 \times 10^{-13}$	$1.090 0 \times 10^{-15}$

由表 2 可见,在上述新核函数范围内,预测模型采用 $k_1 + k_2$ 核函数时,训练集相关系数为 79.232 0%,预测集 1 数据相关系数为 82.621 3%,预测集 2 数据相关系数为 82.098 2%,符合拟合均衡原则,且预测效果最佳。

衡量预测模型采用 k_3 核函数与核函数组合 $k_1 + k_2$ 核函数时,对比训练集、预测集 1 和预测集 2 相关系数,易得采用 $k_1 + k_2$ 核函数的模型预测效果最佳。拟合效果图如图 5~7 所示。

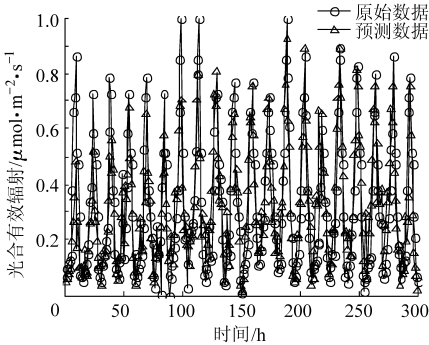


图 5 $k_1 + k_2$ 核函数下训练集数据拟合曲线

Fig.5 Fitting curves of training set based on $k_1 + k_2$ kernel function

当 $\sum_{i=1}^3 a_i = 1, a_1$ 以 0 为起点,步长 0.1,终点为 0.9,采用 $\sum_{i=1}^3 a_i k_i$ 核函数的预测模型时,训练集和预测集 1 相关系数如表 3、4 所示。

表 3、4 中 $0.5k_1 + 0.5k_2$ 核函数、 $0.5k_2 + 0.5k_3$ 核函数和 $0.5k_1 + 0.5k_3$ 核函数亦可利用 $k_1 + k_2$ 核函数的系数倍增法^[5]构建。采用 $0.5k_1 + 0.5k_2$ 核函数的预测模型时预测集 1 相关系数为

表 3 $\sum_{i=1}^3 a_i k_i$ 核函数下训练集的相关系数

Tab.3 Related parameters of training set based on $\sum_{i=1}^3 a_i k_i$ kernel function %										
a_2	a_3									
	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
0		77.982 1	78.673 0	76.721 0	77.830 9	78.921 2	79.803 2	79.968 7	81.002 1	82.009 8
0.1	80.009 8	77.023 2	78.271 0	77.632 1	77.652 0	78.897 0	79.932 0	79.798 0	82.503 0	81.987 6
0.2	80.291 1	77.032 1	78.602 0	76.701 8	77.406 0	77.397 7	78.765 6	79.237 8	82.309 9	
0.3	80.891 2	78.021 9	78.118 0	76.491 2	77.092 0	77.197 8	78.210 9	79.092 6		
0.4	81.281 9	76.990 8	77.712 0	76.460 8	76.698 0	76.943 0	78.985 0			
0.5	81.398 2	76.091 1	77.509 6	76.309 8	76.262 9	76.129 0				
0.6	81.581 9	76.698 0	77.892 1	76.591 2	76.098 7					
0.7	81.775 9	79.081 0	77.291 2	75.541 2						
0.8	82.292 8	76.019 0	77.401 2							
0.9	76.982 1	79.231 0								

87.781 2%,大于采用 $k_1 + k_2$ 核函数的预测模型时预测集 1 相关系数 82.621 3%,采用 $0.5k_2 + 0.5k_3$ 核函数的预测模型时预测集 1 相关系数为 73.029 1%,低于采用 $k_2 + k_3$ 核函数的预测模型时预测集 1 相关系数 73.292 1%,采用 $0.5k_1 + 0.5k_3$ 核函数的预测模型时预测集 1 相关系数为

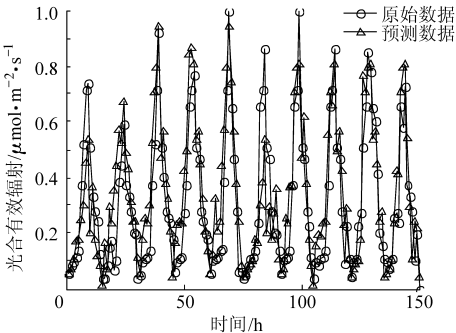


图 6 $k_1 + k_2$ 核函数下预测集 1 数据拟合曲线

Fig.6 Fitting curves of predicting set 1 based on $k_1 + k_2$ kernel function

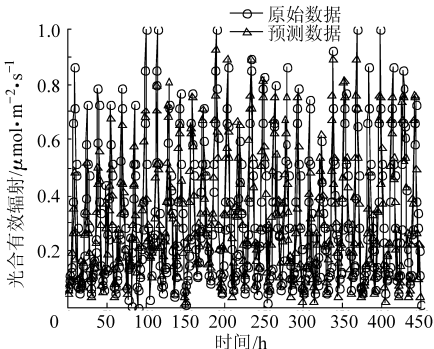


图 7 $k_1 + k_2$ 核函数下预测集 2 数据拟合曲线

Fig.7 Fitting curves of predicting set 2 based on $k_1 + k_2$ kernel function

72.911 0%,大于采用 $k_1 + k_3$ 核函数的预测模型时预测集 1 相关系数 63.966 1%。可见,利用系数倍增法构建新核函数对预测模型的预测能力有一定影响,影响关系有待于进一步研究。比较表 3、4 中相

关系数,综合拟合均衡原则,可见, $a_1 = 0.2, a_2 = 0.8, a_3 = 0$ 为最佳组合。采用该核函数的预测模型对预测集 2 数据进行拟合,其相关系数为 81.789 6%。拟合曲线如图 8~10 所示。

表 4 $\sum_{i=1}^3 a_i k_i$ 核函数下预测集 1 的相关系数

Tab. 4 Related parameters of predicting set 1 based on $\sum_{i=1}^3 a_i k_i$ kernel function										%
a_2	a_3									
	0	0. 1	0. 2	0. 3	0. 4	0. 5	0. 6	0. 7	0. 8	0. 9
0		76. 652 0	72. 231 0	72. 239 1	72. 193 0	72. 911 0	72. 912 5	71. 823 0	71. 832 0	72. 465 0
0. 1	85. 628 7	71. 983 2	71. 912 5	72. 192 0	72. 531 2	72. 621 0	71. 239 6	71. 768 6	71. 768 8	73. 881 2
0. 2	86. 378 7	72. 013 2	72. 781 2	72. 523 2	72. 002 1	72. 215 0	71. 119 7	72. 903 2	73. 438 9	
0. 3	86. 647 3	72. 529 0	72. 892 0	72. 202 0	71. 983 2	72. 219 0	73. 008 0	73. 531 6		
0. 4	87. 001 3	72. 891 0	72. 902 1	72. 072 6	71. 948 2	72. 998 0	73. 673 9			
0. 5	87. 781 2	73. 003 0	72. 239 1	72. 197 8	72. 452 3	73. 029 1				
0. 6	87. 981 0	73. 981 0	73. 019 2	73. 922 0	73. 009 8					
0. 7	88. 562 0	74. 942 1	73. 237 0	74. 019 0						
0. 8	89. 213 2	75. 014 9	74. 092 0							
0. 9	88. 215 0	75. 929 1								

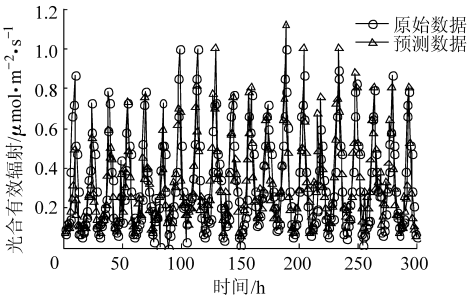


图 8 $\sum_{i=1}^3 a_i k_i$ 核函数下训练集数据拟合曲线

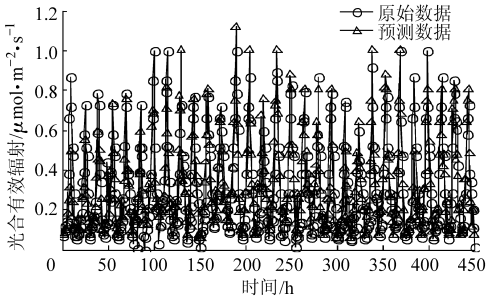


图 10 $\sum_{i=1}^3 a_i k_i$ 核函数下预测集 2 数据拟合曲线

Fig. 8 Fitting curves of training set based on $\sum_{i=1}^3 a_i k_i$ kernel function

Fig. 10 Fitting curves of forecasting set 2 based on $\sum_{i=1}^3 a_i k_i$ kernel function

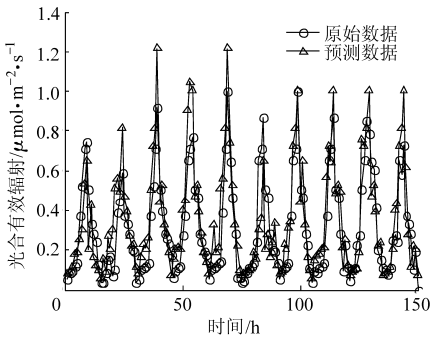


图 9 $\sum_{i=1}^3 a_i k_i$ 核函数下预测集 1 数据拟合曲线

Fig. 9 Fitting curves of forecasting set 1 based on $\sum_{i=1}^3 a_i k_i$ kernel function

PSO 是一种进化计算技术,用作寻找最优解,本文利用该算法对惩罚参数 c 和 g 值进行寻优。设定 PSO 其局部搜索能力参数为 1.5,全局搜索能力参

数为 1.7,最大进化数量为 200,种群最大数量为 20,变化范围为 $[0.1, 1.0]$ 的速率和位置对应系数初始为 0.6,变化范围为 $[0.8, 1.2]$ 的速率更新公式中速度前面的弹性系数初始为 1, Cross Validation 参数为 3。PSO 寻优结果如图 11 所示。

由图 11 可见,惩罚参数 c 最优解为 10, g 值最优解为 0.01。利用 PSO 优化参数得出的参数 c 值小于利用 grid search 算法得出的参数 c 值。惩罚参数 c 值越小,预测模型的泛化能力越强^[5]。故采用 PSO 算法对 PAR 预测模型参数进行寻优。

利用 PSO 分别对采用 $k_1 + k_2$ 核函数和 $\sum_{i=1}^3 a_i k_i$ ($a_1 = 0.2, a_2 = 0.8, a_3 = 0$) 核函数的预测模型进行参数优化,对训练集、预测集 1 和预测集 2 进行数据拟合,对应相关系数如表 5 所示。

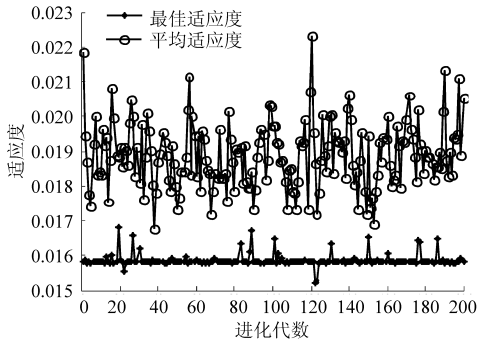


图 11 粒子群算法优化支持向量机参数

Fig. 11 Optimized support vector machine parameters based on particle swarm optimization

表 5 PSO 优化参数后训练集和预测集对应的相关系数

Tab.5 Related parameters of training set and forecasting set based on PSO %

核函数	训练集	预测集 1	预测集 2
$k_1 + k_2$	81.925 6	88.045 0	84.991 2
$\sum_{i=1}^3 a_i k_i$	87.029 0	92.156 0	90.036 0

由表 5 可见,预测模型采用 $\sum_{i=1}^3 a_i k_i$ ($a_1 = 0.2$, $a_2 = 0.8$, $a_3 = 0$) 核函数时,对预测集 1 和预测集 2 的预测能力均高于采用 $k_1 + k_2$ 核函数时对应的预测能力,其数据拟合曲线如图 12、13 所示。

由图 12、13 可见,经过 PSO 优化参数 c 和 g 值后,采用核函数 $\sum_{i=1}^3 a_i k_i$ ($a_1 = 0.2$, $a_2 = 0.8$, $a_3 = 0$) 的预测模型对预测集 1 相关系数达到 92.156 0%,对预测集 2 相关系数达到 90.036 0%。

3 结束语

采用 k_1 、 k_2 、 k_3 、 $k_1 + k_2$ 、 $k_1 + k_3$ 、 $k_2 + k_3$ 、 $k_1 + k_2 + k_3$ 、 $k_1 k_2$ 、 $k_1 k_3$ 、 $k_2 k_3$ 、 $k_1 k_2 k_3$ 和 $\sum_{i=1}^3 a_i k_i$ 核函数构建支持向量机预测模型,通过对 7 月 1 ~ 20 日的 PAR、PFDdir、PFDdif 数据学习,对 7 月 21 ~ 30 日 PAR 数据和 7 月 1 ~ 30 日 PAR 数据进行预测,经 PSO 优化

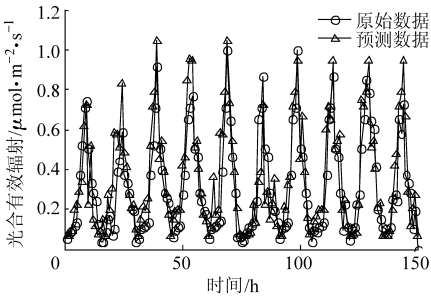


图 12 PSO 和 $\sum_{i=1}^3 a_i k_i$ 核函数下预测集 1 数据拟合曲线

Fig. 12 Fitting curves of predicting set 1 based on PSO

and $\sum_{i=1}^3 a_i k_i$ kernel function

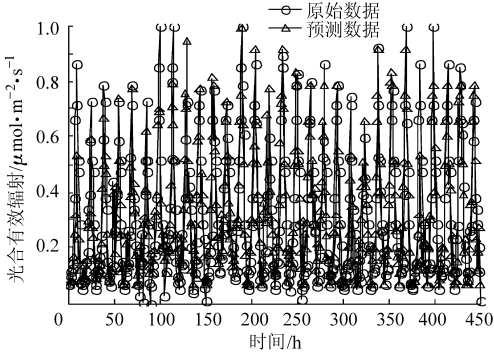


图 13 PSO 和 $\sum_{i=1}^3 a_i k_i$ 核函数下预测集 2 数据拟合曲线

Fig. 13 Fitting curves of predicting set 2 based on PSO

and $\sum_{i=1}^3 a_i k_i$ kernel function

惩罚参数 c 和 g 值后,对比相关系数,得知 $\sum_{i=1}^3 a_i k_i$ ($a_1 = 0.2$, $a_2 = 0.8$, $a_3 = 0$) 核函数预测模型的预测能力最佳,预测值与实测值之间相关系数达到 90% 以上。结果表明,仅利用林下参光环境中 PFDdir 和 PFDdif,即可对光环境中 PAR 进行有效预测,从而对分析林下参形态特征、干物质产量等变化提供判断依据,为林下参光环境中人参个体和群体受光动态模型的进一步分析提供理论依据、技术支持和试验方法。

参 考 文 献

1 李先锋,朱伟兴,纪滨,等. 基于特征优化和 LS-SVM 的棉田杂草识别[J]. 农业机械学报,2010,41(11):168 ~ 172.
Li Xianfeng,Zhu Weixing,Ji Bin,et al. Weed identification based on features optimization and LS-SVM in the cotton field[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2010,41(11):168 ~ 172. (in Chinese)

2 田有文,张长水,李成华. 基于支持向量机和色度矩的植物病害识别研究[J]. 农业机械学报,2004,35(5):95 ~ 98.
Tian Youwen,Zhang Changshui,Li Chenghua. Study on plant disease recognition using support vector machine and chromaticity moments[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2004,35(5):95 ~ 98. (in Chinese)

3 Vapnik V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York:Springer Press,1995.

4 Evgeniou T,Pontil M. Machine learning and its application[M]. New York: Springer,2005.

- 5 Wu Haiwei, Yu Haiye, Yang Haoyu, et al. Communication protocols realization of the prediction and evaluation light environment embedded systems[C] //2010 International Conference on Machine Vision and Human-Machine Interface, 2010; 109 ~ 112.
- 6 Zhang X Z, Zhang Y G, Zhou Y H. Measuring and modeling photosynthetically active radiation in Tibet Plateau during April-October[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2000, 102(2): 207 ~ 212.
- 7 马金玉, 刘晶淼, 李世奎, 等. 基于试验观测的光合有效辐射特征分析[J]. 自然资源学报, 2007, 22(5): 673 ~ 682.
Ma Jinyu, Liu Jingmiao, Li Shikui, et al. Photosynthetic active radiation characteristic analysis based on test observation[J]. Journal of Natural Resources, 2007, 22(5): 673 ~ 682. (in Chinese)
- 8 白建辉, 陈洪滨, 王勇, 等. 香河地区光合有效辐射的测量和计算[J]. 气象与环境学报, 2009, 25(1): 6 ~ 14.
Bai Jianhui, Chen Hongbin, Wang Yong, et al. Measurement and calculation of photosynthetically active radiation in Xianghe[J]. Journal of Meteorology and Environment, 2009, 25(1): 6 ~ 14. (in Chinese)
- 9 Dumais S, Plantt J, Heckerman D, et al. Inductive learning algorithms and representations for text categorization[C] // Proceedings of the 7th International Conference on Information and Knowledge Management, 1998; 148 ~ 152.
- 10 Leopold, Kindermann J. Text categorization with support vector machines: how to represent texts in input space[J]. Machine Learning, 2002, 46(1): 423 ~ 444.
- 11 于海业, 张蕾. 人参生长光环境研究进展[J]. 生态环境, 2006, 15(5): 1 101 ~ 1 105.
Yu Haiye, Zhang Lei. Research progress in light environment of panax ginseng growth[J]. Ecology and Environment, 2006, 15(5): 1 101 ~ 1 105. (in Chinese)
- 12 郑健, 蔡焕杰, 王健, 等. 日光温室内光合有效辐射基本特征分析[J]. 农业机械学报, 2009, 40(12): 164 ~ 168, 176.
Zheng Jian, Cai Huanjie, Wang Jian, et al. Features of photosynthetic active radiation (PAR) in greenhouse[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(12): 164 ~ 168, 176. (in Chinese)

(上接第 187 页)

- 7 Adsvakulchai S, Baimai V, Prachyabrued W, et al. Morphometric study using wing image analysis for identification of the *bactrocera dorsalis* complex (Diptera: Tephritidae) [J]. The World Wide Web Journal of Biology, 1998, 3: 1 ~ 6.
- 8 White R J, Winokur L. Quantitative description discrimination of butterfly wing patterns using moment invariant analysis[J]. Bulletin of Entomological Research, 2003, 93(4): 361 ~ 374.
- 9 Zayas I Y, Flinn P W. Detection of insects in bulk wheat samples with machine vision[J]. Transaction of the ASAE, 1998, 41(3): 883 ~ 888.
- 10 Ridway C, Davies E R, Chambers J. Imaging for the high-speed detection of pest insects and contaminants in cereal grain in transit[C]. ASAE Meeting Paper 01 - 3056, 2001.
- 11 Weeks P J D, O'Neill M A, Gaston K J, et al. Automating insect identification: exploring the limitations of a prototype system [J]. Journal of Applied Entomology, 1999, 123: 1 ~ 8.
- 12 Pajak M. Identification of british bombus and megabombus using DAISY[D]. Oxford: Oxford University, 2000.
- 13 Watson A T, O'Neill M A, Kitching I J. A qualitative study investigating automated identification of living macrolepidoptera using the digital automated identification system (DAISY) [J]. Systematic Biology, 2003, 1(3): 287 ~ 300.
- 14 杨宏伟, 张云. 计算机视觉技术在昆虫识别中的应用进展[J]. 生物信息学, 2005, 3(3): 133 ~ 136.
Yang Hongwei, Zhang Yun. Application and prospect of computer vision technique in identifying insect[J]. China Journal of Bioninformatics, 2005, 3(3): 133 ~ 136. (in Chinese)
- 15 徐鹏, 陈乃中, 杨定. 自动识别技术在昆虫分类鉴别中的应用[J]. 昆虫知识, 2010, 47(2): 256 ~ 262.
Xu Peng, Chen Naizhong, Yang Ding. Automatic identification of insects[J]. Chinese Bulletin of Entomology, 2010, 47(2): 256 ~ 262. (in Chinese)
- 16 高兴荣, 张培毅. 夜间收集趋光性昆虫的方法[J]. 昆虫知识, 2010, 47(1): 210 ~ 212.
Gao Xingrong, Zhang Peiyi. The method of collecting phototoxic insects at night[J]. Chinese Bulletin of Entomology, 2010, 47(1): 210 ~ 212. (in Chinese)