

doi:10.3969/j.issn.1006-8023.2024.02.016

基于隐马尔可夫模型的火灾风险评估研究

闫胜良¹, 马继东^{1*}, 田静²

(1. 东北林业大学 机电工程学院, 哈尔滨 150040; 2. 黑龙江工程学院 测绘工程学院, 哈尔滨 150050)

摘要:近年来全球气候变化越来越复杂,自然灾害频发,森林防火形式日益严峻,森林火灾风险评估工作越来越重要。为此,基于隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model, HMM)提出一种森林火灾风险评估模型。首先构建森林火灾风险指标体系,将其分为气象条件、森林特征以及防火意识和能力3类12个指标,并根据层次分析法计算指标权重。同时,针对HMM模型求解过程中Baum-Welch算法对初始值有较强的依赖性且容易陷入局部最优的问题,提出通过粒子群优化算法搜索全局最优解作为HMM初始值,再使用Baum-Welch算法进行局部校正,使其快速收敛到全局最优解。利用优化前后的2个模型分别对重庆市森林火灾风险数据开展评估,验证优化后的模型能够有效地评估森林火灾风险,并且与改进前相比更精确,可为区域森林防火工作提供有效指导。

关键词:森林火灾; 风险评估; 火险指标体系; 隐马尔可夫模型; 粒子群优化算法

中图分类号: S762.1; X43

文献标识码: A

文章编号: 1006-8023(2024)02-0151-08

Research on Fire Risk Assessment Based on Hidden Markov Model

YAN Shengliang¹, MA Jidong^{1*}, TIAN Jing²

(1. College of Mechanical and Electric Engineering, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China;
2. College of Surveying and Mapping Engineering, Heilongjiang Institute of Technology, Harbin 150050, China)

Abstract: In recent years, global climate change is becoming more and more complicated, natural disasters occur frequently, forest fire prevention forms are becoming more and more severe, and forest fire risk assessment is becoming more and more important. A forest fire risk assessment model based on Hidden Markov Model (HMM) was proposed. Firstly, a forest fire risk index system was constructed, which was divided into 12 indexes in 3 categories: meteorological conditions, forest characteristics, and fire prevention awareness and ability, and the index weight was calculated according to the analytic hierarchy process. At the same time, in view of the strong dependence of the Baum-Welch algorithm on initial values and the problem of easily falling into local optimum during the solution process of HMM model, this paper proposed to search for the global optimal solution as the initial value of HMM through particle swarm optimization algorithm, and then used the Baum-Welch algorithm for local correction, so as to make it converge quickly to the global optimal solution. Using two models optimized before and after, the evaluation of forest fire risk data in Chongqing was conducted. It was verified that the optimized model could effectively evaluate forest fire risk and was more accurate compared to the original version. This can provide effective guidance for regional forest fire prevention work.

Keywords: Forest fire; risk assessment; fire risk index system; Hidden Markov Model; particle swarm optimization algorithm

0 引言

森林是陆地生态系统的主体,对全球生态环境

收稿日期: 2023-05-12

基金项目: 国家自然科学基金(项目号 31870537); 黑龙江省自然科学基金项目(LH2021D016)。

第一作者简介: 闫胜良, 硕士研究生。研究方向为系统设计与优化。E-mail: yanshengliang1323@163.com

*通信作者: 马继东, 博士, 副教授。研究方向为工业工程、项目管理、系统设计与优化。E-mail: David_nefu@163.com

引文格式: 闫胜良, 马继东, 田静. 基于隐马尔可夫模型的火灾风险评估研究[J]. 森林工程, 2024, 40(2): 151-158.

YAN S L, MA J D, TIAN J. Research on fire risk assessment based on Hidden Markov Model[J]. Forest Engineering, 2024, 40(2): 151-158.

的改善有着极其重要的作用,但森林经常受到各种灾害的影响,其中森林火灾的危害最大。森林火灾常常由高温、干旱、雷击或人类活动等多种条件导致,由于其具有难以预测、着火面积大、难以控制和扑灭等特点,往往会造成巨大的环境破坏和经济损失^[1-3]。由于全球气候与环境的愈发复杂多变,世界各地林火频发。2022年,我国共发生森林火灾700余起,相比2021年增加了15%;2022上半年,欧洲遭受森林火灾的面积约70万hm²,是过去15a平均水平的4倍^[4]。

因此,进行森林火灾评价模型研究,对于防范森林火灾具有重要意义。近年来,有多位国内外学者开展了相关研究,主要研究方法是根据气候、水文、地形和人文环境等方面确定林火发生因子,利用遥感技术、模型模拟和人工智能算法等^[5],对森

林火灾发生的可能性以及发生后带来的社会、经济和环境损失进行评估和预测^[6-7],例如主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)、层次分析法(Antalytic Hierarchy Process, AHP)、地理加权逻辑斯蒂回归模型(Geographically Weighted Logistic Regression Models, GWLR)和Gompit回归模型和随机森林算法(Random Forest, RF)等^[8]。

森林火灾风险因子的时空分布是评估其风险的主要内容,但是森林火灾的发生是一个错综复杂的过程,只关注火险因子很可能会忽略因子间的随机性,形成简单的线性关系^[12]。Saidi等^[13]提出使用地形形态指数、气候指数和人类指标3个指标评估和绘制火灾风险。对于每个指标,选择坡度、形态、暴露、火灾数量、地下水储量和蒸散量等子指标,汇总并组织在一个地理信息系统框架中,生成了比塞大地区(突尼斯的一个地区)的森林火灾风险指数。该方法虽然能够确定出各个指标和其子指标间的权重及依赖程度,但没有挖掘出风险指标在时间序列上的关系,且未推断出其转移状态。因此,本研究基于隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model, HMM)构建一种森林火灾风险的评估方法,将森林火灾风险作为一个隐藏状态序列的生产过程,反映出火险因子在时间序列上的关系,并推导其转移状态。在对模型训练后,利用重庆市的森林火灾风险数据进行算例分析,并进行模型优化前后的对比分析。森林火灾风险评估研究流程如图1所示。

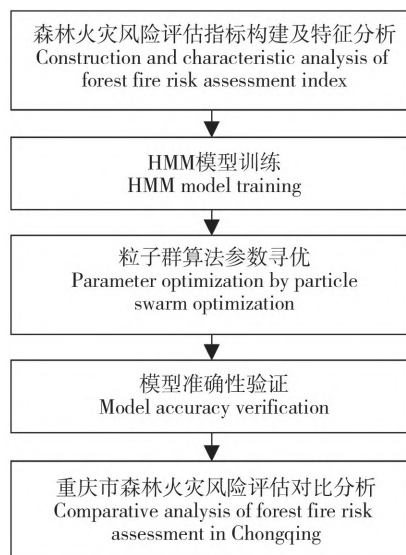


图1 森林火灾风险评估流程图

Fig. 1 Forest fire risk assessment flowchart

1 森林火灾风险评估指标体系

导致森林火灾发生的风险因子众多,并且风险因子之间关系复杂多变。因此,在进行林火风险建模评估时,必须建立一套科学的评估指标体系。查阅国内外相关文献,考虑火灾是在综合因素作用下发生和发展的,与地形、气象、植被特征、应急能力和人类活动都存在一定关系^[14-15]。通过采取专家咨询法等多种指标选取方法,基于气象条件、森林特征以及防灾意识和能力3个一级指标,选取12个二级指标,构建森林火灾风险评估指标体系,见表1。

表1 森林火灾风险评估指标

Tab. 1 Forest fire risk assessment indicators

一级指标 Primary indicators	二级指标 Secondary indicators
气象条件 Weather condition	降水量
	日平均最高温
	平均风速
森林特征 Forest features	相对湿度
	森林覆盖率
	植被种类构成
防火意识和能力 Fire awareness and ability	枯落物量
	历史火灾次数
	人均GDP
	人口密度
	文化水平
	防火监测设备

指标体系中通过降水量、日平均最高温、平均风速和相对湿度量化气象条件对森林火灾风险的影响。森林特征指标主要研究森林覆盖率、森林的植被种类以及林下枯落物量,植被种类的差异也会导致其燃烧特性的不同,常绿阔叶林、落叶阔叶林、针阔混交林和针叶林的易燃性程度依次升高。在防火意识和能力中包含历史火灾次数、人均GDP、人口密度、文化水平和防火监测设备,有研究表明,经济的发展和人口素质也会影响森林火灾的发生,经济发展水平越高、防火监测设备越先进,林火发生率越低;防火意识越高,林火发生率也越低。

利用层次分析法构建矩阵求取权重。AHP是将复杂问题分解为各影响因素,并将这些因素按支配关系建立层次结构模型。通过对每层次各因素进行两两比较,判断其相对重要性,再根据结果建

立判断矩阵并求解各(级)指标权重。下面以二级指标中的防火意识和能力为例进行分析。表 2 为其

重要性等级表,其中参数等级来源于 2 名做森林火灾类项目的高校老师及参考文献中专家评分。

表 2 森林火灾风险二级指标重要性等级表

Tab. 2 Importance scale of forest fire risk secondary indicators

二级指标 Secondary indicators	历史火灾次数 Number of historical fires	人均 GDP GDP per capita	人口密度 Population density	文化水平 Education level	防火监测设备 Fire monitoring equipment
历史火灾次数 Number of historical fires	1	2	2	2	1/3
人均 GDP GDP per capita	1/2	1	1/2	1/2	1/3
人口密度 Population density	1/2	2	1	1/2	1/2
文化水平 Education level	1/2	2	2	1	1/3
防火监测设备 Fire monitoring equipment	3	3	2	3	1

同时得出该层次单排序判断矩阵

$$B = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 2 & 2 & 1/3 \\ 1/2 & 1 & 1/2 & 1/2 & 1/3 \\ 1/2 & 2 & 1 & 1/2 & 1/2 \\ 1/2 & 2 & 2 & 1 & 1/3 \\ 3 & 3 & 2 & 3 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

由于在实际中人们对森林火灾风险的认识可能出现偏差,其风险指标的权重设置也可能存在不一致的情况,所以需要进行一致性检验。一致性比率(Consistent Ratio, CR, 式中记为 C_R)公式为

$$C_R = \frac{C_1}{R_1} \quad (2)$$

式中: R_1 为随机一致性指标,代表了一个随机生成的判断矩阵的一致性水平,不同阶数的一致性指标 R_1 值见表 3; C_1 为一致性指数,是通过计算实际判断矩阵与其对应最大特征向量之间的最大特征值 λ_{max} 的差异程度来确定的,反映了判断矩阵的一致性水平。如果 $C_R < 0.1$,表示判断矩阵的一致性可以

接受; $C_R \geq 0.1$,则表示偏差过大,矩阵需修正直至通过一致性检验。

二级指标防火意识和能力的判断矩阵检验结果: $C_R = 0.0536 < 0.1$,一致性指标符合要求。同样通过该方法对另外的指标进行检验,结果见表 4,并进一步计算各个森林火险指标权重,结果见表 5。

2 森林火险评估方法

2.1 研究方法

本研究对森林火灾的发生风险进行评估,以《中国统计年鉴》和《中国林业统计年鉴》中的数据为基础,林火发生状态的各数据以时间为顺序,以月为单位,获得学习状态数据。采用隐马尔可夫模型,获得森林火灾风险状态矩阵,使用 Baum-Welch 算法进行参数寻优,并利用 HMM 将观测状态的森林火险状态数据映射成隐藏状态趋势,利用 Viterbi 算法求出隐藏状态,再依据森林火灾风险指标数据的评价方法算出分数,并根据实际森林火灾情况进行模型验证。

表 3 不同阶数矩阵随机一致性指标

Tab. 3 Stochastic consistency indexes for different order matrices

阶数(n) Order	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
R_1	0	0	0.58	0.90	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45	1.49

表 4 各指标一致性检验结果

Tab. 4 Consistency test results of each indicator

指标 Indicators	森林火险评估指标 Forest fire risk indicators	气象条件 Weather condition	森林特征 Forest features	防火意识和能力 Fire awareness and ability
R_1	0.008 9	0.049 6	0.053 6	0.051 7

表5 各森林火险指标权重

Tab. 5 The weight of each forest fire risk indicator

一级指标 Primary indicators	二级指标 Secondary indicators	权重 Weight
气象条件 Weather condition	降水量	0.216 9
	日平均最高温	0.108 8
	平均风速	0.048 9
	相对湿度	0.164 3
森林特征 Forest features	森林覆盖率	0.058 7
	植被种类构成	0.145 8
	枯落物量	0.092 7
防火意识和能力 Fire awareness and ability	历史火灾次数	0.035 0
	人均GDP	0.015 1
	人口密度	0.022 8
	文化水平	0.027 3
	防火监测设备	0.063 6

2.2 HMM 模型及其假设

由于导致森林火灾的风险因素复杂多样,例如区域气象条件、当地森林特征以及区域防火意识和能力等,这使得森林火灾风险的变化符合随机过程的典型表现。同时,森林火灾风险的改变一般只和前一个时期的状态相关联。森林火灾的风险变化如果只受到前一状态影响,则为一阶马尔可夫模型;如果受前 n 状态影响则为 n 阶马尔可夫模型^[16]。

在马尔可夫模型中,每个状态代表 1 个可观察事件,这将其使用限制在事件不易观察的某些状态。在评估林火风险时,如果下一状态尚未出现,森林管理者可以通过温度、风速和枯落物量等来计算风险的下一状态。如果把森林火灾风险作为隐藏状态,则森林火灾风险指标是观测状态,因此可以通过跟踪森林火灾风险指标并利用马尔可夫假设来估计后续的森林火灾风险,该算法就是隐马尔可夫模型。

HMM 包含 2 个基本假设。齐次马尔可夫性假设,即隐藏的马尔可夫链在任意时刻 t 的状态只依赖于其前一时刻的隐藏状态;观测独立性假设,即某时刻的观测状态只由该时刻的马尔可夫链状态决定,与其他时刻的状态相互独立^[17]。

隐马尔可夫模型由 3 个概率确定,初始概率分布,记为 π ; 状态转移概率分布,记为 A ; 观测概率分布,记为 B 。这 3 个概率分布为隐马尔可夫模型的参数,而根据这 3 个概率,能够确定 1 个隐马尔可夫模型 $\lambda = (A, B, \pi)$ 。

HMM 模型常用于解决 3 种问题。一是评估问题,已知 HMM 模型 $\lambda = (A, B, \pi)$ 和观测序列 $O =$

(O_1, O_2, \dots, O_T) , 如何计算该观测序列产生的概率 $P = (O|\lambda)$, 即概率计算问题; 二是学习问题(训练问题), 已知观测序列 $O = (O_1, O_2, \dots, O_T)$, 如何调整模型参数 λ , 使观察序列出现的概率最大; 三是解码问题, 已知 HMM 模型 $\lambda = (A, B, \pi)$ 和观测序列 $O = (O_1, O_2, \dots, O_T)$, 求隐藏序列。

森林火灾风险评估属于 HMM 的学习问题与解码问题。学习问题通过最大期望值算法(Expectation Maximization Algorithm, EM) 计算求解, 解码问题通过基于动态规划的 Viterbi 算法计算求解。模型及参数 $\lambda = (A, B, \pi)$ 通过 EM 算法求解并结合已有的风险指标状态 $O = (O_1, O_2, \dots, O_T)$, 求解概率最大的森林火灾风险状态序列 $I^* = \{i_1^*, i_2^*, \dots, i_T^*\}$, 即 $P(I^*/O)$ 最大化。

2.3 HMM 模型的优化方法

Baum-Welch 算法是求解隐马尔可夫模型参数的一种重要方法, 在无法得出隐藏序列时使用。但是 Baum-Welch 算法对初始值有较强的依赖性, 所以本研究通过粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)对 HMM 初始参数 $\lambda = (A, B, \pi)$ 寻优求解, 之后利用 Baum-Welch 算法进行局部修正并使模型参数迅速收敛到全局最优。

PSO 算法是一种通过模拟自然群体生物的行为来寻找最优解的智能优化算法。在 PSO 算法中, 每个搜索代理(也称为粒子)维护一个位置和速度向量。这些粒子根据当前最优解和个体历史最优解, 来调整自己的速度和位置, 从而不断寻找更优的解决方案, 因此其全局搜索能力非常强^[18]。PSO 算法常用方法为线性递减权值策略(Linearly Decreasing Weight, LDW), 表达式为

$$\omega(g) = (\omega_{ini} - \omega_{end})(G_k - g)/G_k + \omega_{end} \quad (3)$$

式中: G_k 为最大迭代次数; g 为当前迭代次数; ω_{ini} 为初始惯性权值; ω_{end} 为迭代至最大进化代数时的惯性权值。

3 算例分析

3.1 模型参数

根据上述森林火险指标加权平均后将森林火灾风险分为 5 类, 第 1 类为极低风险 $[0, 0.2]$, 第 2 类为低风险 $(0.2, 0.4]$, 第 3 类为中风险 $(0.4, 0.6]$, 第 4 类为高风险 $(0.6, 0.8]$, 第 5 类为极高风险 $(0.8, 1]$ 。本研究以重庆市 2010—2020 年的森林火灾风险统计数据集为例^[19], 进行森林火灾风险的评估训练, 寻

找并优化参数。为了对 PSO-HMM 方法的优越性进行验证,将优化后的 HMM 方法与未优化的 HMM 方法进行了对比分析。

求解 HMM 参数有 2 种方法,最大似然求解用于已知观测序列和隐藏状态序列的情况; Baum-Welch 算法用于观测序列对应隐藏状态序列未知情况下的求解。本研究中的问题需要用 Baum-Welch 算法求

解,由于 Baum-Welch 算法对初始值有较强的依赖性,所以先通过粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)进行全局搜索,寻找最优的 HMM 初始参数^[20]。HMM 模型初始参数 $\lambda = (A, B, \pi)$, 见式 (4)一式(6)。

$$\pi = [0 \quad 1 \quad 0 \quad 0 \quad 0]^T \quad (4)$$

$$A = \begin{bmatrix} 0.153 & 1 & 0.268 & 0 & 0.367 & 5 & 0.010 & 3 & 0.108 & 4 \\ 0.142 & 3 & 0.190 & 4 & 0.185 & 6 & 0.251 & 4 & 0.230 & 3 \\ 0.268 & 5 & 0.290 & 0 & 0.151 & 0 & 0.230 & 2 & 0.060 & 3 \\ 0.230 & 1 & 0.258 & 0 & 0.174 & 6 & 0.290 & 1 & 0.147 & 2 \\ 0.049 & 3 & 0.096 & 1 & 0.364 & 8 & 0.196 & 5 & 0.293 & 3 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$B = \begin{bmatrix} 0.294 & 6 & 0.125 & 3 & 0.234 & 0 & 0.094 & 1 & 0.252 & 0 \\ 0.178 & 4 & 0.261 & 7 & 0.027 & 0 & 0.217 & 6 & 0.315 & 0 \\ 0.021 & 0 & 0.374 & 1 & 0.033 & 1 & 0.120 & 2 & 0.478 & 6 \\ 0.021 & 3 & 0.375 & 4 & 0.295 & 8 & 0.184 & 0 & 0.123 & 5 \\ 0.309 & 1 & 0.113 & 0 & 0.279 & 4 & 0.261 & 9 & 0.036 & 6 \end{bmatrix} \quad (6)$$

把 PSO 算法求解得出的最优解作为 Baum-Welch 算法的初始值进行计算,过程如下。

第一步随机初始化所有 $\pi_i, a_{ij}, b_j(k)$ 。

第二步通过前后向算法计算出每个样本的 $r_i^{(d)}(i), \xi_i^{(d)}(i, j)$ 。

第三步进行参数更新,见式(7)一式(9)。

$$\pi_i = \frac{\sum_{d=1}^D r_1^{(d)}(i)}{D} \quad (7)$$

$$a_{ij} = \frac{\sum_{d=1}^D \sum_{t=1}^{T-1} \xi_1^{(d)}(i, j)}{\sum_{d=1}^D \sum_{t=1}^{T-1} r_t^{(d)}(i)} \quad (8)$$

$$b_j(k) = \frac{\sum_{d=1}^D \sum_{t=1}^{T-1} O_t^{(d)} = v_k r_t^{(d)}(i)}{\sum_{d=1}^D \sum_{t=1}^{T-1} r_t^{(d)}(i)} \quad (9)$$

式中: O 为观测序列, $O = (O_1, O_2, \dots, O_T)$; t 为时刻, $t = 1, 2, 3, \dots, T$; d 为样本, $d = 1, 2, 3, \dots, D$; $r_t^{(d)}(i)$ 为给定 λ 和 O , 在时刻 t 的隐藏状态为 q_i 的概率; $\xi_t^{(d)}(i, j)$ 为给定 λ 和 O , 在时刻 t 的隐藏状态为 q_i 、时刻 $(t+1)$ 的隐藏状态为 q_j 概率。

经过上述计算后,如果 $\pi_i, a_{ij}, b_j(k)$ 的结果收敛,则结束计算;如不收敛,需回至第二步再迭代计算至 $\pi_i, a_{ij}, b_j(k)$ 结果收敛。本研究以 120 个训练集数据为例,经过 Baum-Welch 算法局部校正迭代至收敛的结果见式(10)一式(12)。

$$\pi_i = [0.2 \quad 0.2 \quad 0.2 \quad 0.2 \quad 0.2]^T \quad (10)$$

$$a_{ij} = \begin{bmatrix} 0.739 & 4 & 0.000 & 0 & 0.153 & 6 & 0.107 & 0 & 0.000 & 0 \\ 0.000 & 0 & 0.688 & 1 & 0.000 & 0 & 0.102 & 0 & 0.209 & 9 \\ 0.108 & 3 & 0.000 & 0 & 0.640 & 1 & 0.000 & 0 & 0.229 & 1 \\ 0.087 & 2 & 0.000 & 0 & 0.009 & 5 & 0.903 & 3 & 0.000 & 0 \\ 0.000 & 0 & 0.098 & 2 & 0.086 & 6 & 0.000 & 0 & 0.815 & 2 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$b_j(k) = \begin{bmatrix} 0.049 & 4 & 0.323 & 5 & 0.176 & 4 & 0.380 & 2 & 0.070 & 5 \\ 0.000 & 0 & 0.000 & 0 & 0.000 & 0 & 1.000 & 0 & 0.000 & 0 \\ 0.000 & 0 & 1.000 & 0 & 0.000 & 0 & 0.000 & 0 & 0.000 & 0 \\ 0.000 & 0 & 0.000 & 0 & 0.227 & 1 & 0.635 & 8 & 0.137 & 1 \\ 0.950 & 2 & 0.000 & 3 & 0.000 & 0 & 0.049 & 5 & 0.000 & 0 \end{bmatrix} \quad (12)$$

3.2 模型验证

基于森林火灾风险评估模型的评估标准,通过混淆矩阵中 F1-Score(式中记为 $F_{1\text{-Score}}$) 计算模型的准确性^[21],见式(13)。

$$F_{1\text{-Score}} = \frac{2 \times \frac{T_p}{T_p + N_p} \times \frac{T_p}{T_p + F_N}}{\frac{T_p}{T_p + N_p} + \frac{T_p}{T_p + F_N}} \quad (13)$$

式中: T_p 为 True Positive,表示把正类预测为正类; F_p 为 False Positive,表示把负类预测为正类; T_N 为 True Negative,表示把负类预测为负类; F_N 为 False Negative,表示把正类预测为负类。

为对比分析传统 HMM 模型和优化后 HMM 模型的性能,根据式(13)计算 2 种模型在不同阈值的 F1-Score^[22],结果如图 2 所示。

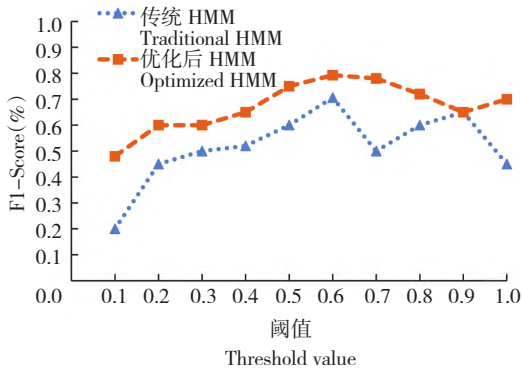


图 2 2 种 HMM 模型在不同阈值水平上的 F1-Score

Fig. 2 F1-Score of two HMM models at different threshold levels

由图 2 可知,优化后 HMM 模型的 F1-Score 在不同的阈值水平上均不低于传统 HMM 模型,两者在阈值 0.6 时达到峰值,分别为 79.3% 和 70.5%;在阈值 0.9 时,两者的 F1-Score 同时为 65%,且优化后 HMM 模型的积分面积大于传统 HMM 模型,证明了 PSO 算法优化后的 HMM 模型性能更佳。

接下来通过维特比算法(Vitabi 算法)对优化后的模型进行森林火灾风险评估。Vitabi 算法是一种基于动态规划的求序列最短路径的解码算法,在 HMM 中其求解步骤如下。

第一步局部状态初始化。

$$\delta_1(i) = \pi b_i(O_1), i=1,2,3,\dots,N. \quad (14)$$

式中, $\delta_t(i)$ 为 t 时刻隐藏状态 i 所有转移路径中的概率最大值。

$$\varphi_1(i) = 0, i=1,2,3,\dots,N. \quad (15)$$

式中, $\varphi_t(i)$ 为 t 时刻隐藏状态 i 所有转移路径中的概率最大值的前一个节点隐藏状态。

第二步进行动态规划递推时刻 t ($t=1,2,3,\dots,T$) 的局部状态。

$$\delta_t(i) = \max_{1 \leq j \leq N} [\delta_{(t-1)}(j) \times a_{ji}] b_i(O_t), i=1,2,3,\dots,N. \quad (16)$$

$$\varphi_t(i) = \arg \max_{1 \leq j \leq N} [\delta_{(t-1)}(j) \times a_{ji}], i=1,2,3,\dots,N. \quad (17)$$

第三步求解 T 时刻 $\delta_T(i)$ 最大出现的概率,并求解 T 时刻最大 $\varphi_T(i)$ 。

$$P^* = \max_{1 \leq j \leq N} \delta_T(i). \quad (18)$$

$$i_T^* = \arg \max_{1 \leq j \leq N} \delta_T(i). \quad (19)$$

第四步通过 $\varphi(i)$ 开始回溯。即

$$i_t^* = \varphi_{t+1}(i_{t+1}^*); t = T-1, T-2, \dots, 1. \quad (20)$$

得出概率最大的隐藏状态序列

$$I^* = \{i_1^*, i_2^*, \dots, i_T^*\}. \quad (21)$$

$$\delta_t(i) = \max_{i_1, i_2, \dots, i_{t-1}} P(i_t = i, i_1, i_2, \dots, i_{t-1}, O_t,$$

$$O_{t-1}, \dots, O_1 | \lambda), i=1,2,3,\dots,N. \quad (22)$$

得出 δ 的递推表达式为

$$\delta_{t+1}(i) = \max_{i_1, i_2, \dots, i_{t-1}} P(i_{t+1} = i, i_1, i_2, \dots, i_{t-1}, O_t,$$

$$O_{t-1}, \dots, O_1 | \lambda) = \max_{1 \leq j \leq N} [\delta_t(j) \times a_{ji}] b_j(O_{t+1}),$$

$$i=1,2,3,\dots,N. \quad (23)$$

故 φ 的递推表达式为

$$\varphi_t(i) = \arg \max_{1 \leq j \leq N} [\delta_{(t-1)}(j) \times a_{ji}], i=1,2,3,\dots,N. \quad (24)$$

通过 Vitabi 算法分别求解传统 HMM 模型和优化后 HMM 模型在 2010—2022 的重庆市森林火灾风险评估结果,并与实际森林火灾发生的真实值进行对比,如图 3 所示。

由图 3 可知,优化后 HMM 模型的林火风险评估结果比传统 HMM 模型更接近真实值,这说明使用 PSO 算法优化 HMM 模型的初始参数可以避免陷入局部最优,从而更快寻找全局最优解,并且可以有效评估森林的火灾风险。

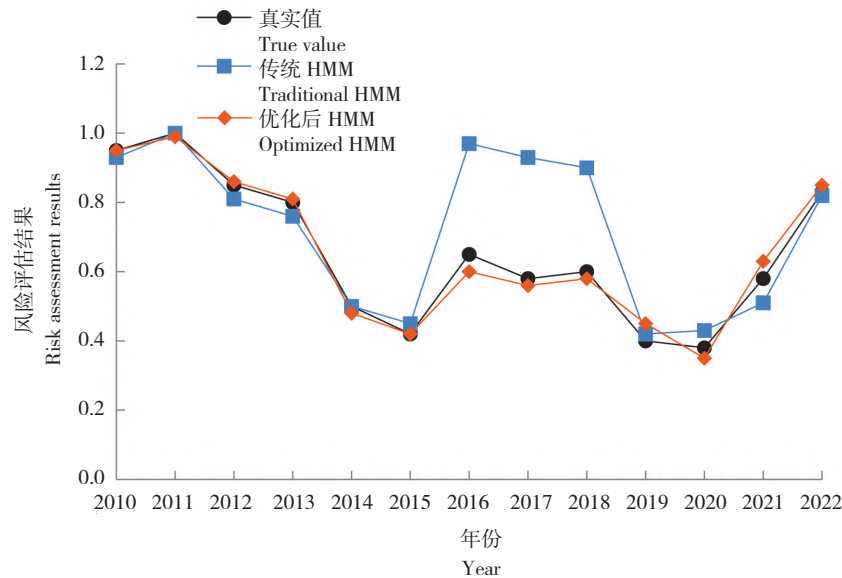


图 3 优化前后风险评估结果对比

Fig. 3 Comparison of risk assessment results before and after optimization

4 结论

本研究提出一种将隐马尔可夫模型和粒子群优化算法相结合的森林火灾风险评估方法,通过粒子群优化算法全局寻优找出隐马尔可夫模型初始值,再使用 Baum-Welch 算法局部校正,使初始值快速收敛到全局最优解。经过验证,在不同的阈值水平上,优化后 HMM 模型的 F1-Score 均不低于传统 HMM 模型,并且对重庆市林火历史数据的评估结果表明该方法比未改进前更准确和有效。

该森林火灾风险评估模型当前处于试验阶段,根据当前森林火灾风险评估方法中存在的不足,可以结合以下方向进行研究。一是根据区域应急管理机制和能力对森林火灾管理和控制进行探讨,并加入林火风险指标体系;二是在全局寻优过程中,PSO 算法存在收敛速度慢的问题,应该对 PSO 算法进行优化改进。后续工作将模型扩展至其他区域的森林火灾风险评估工作中,并结合国内外森林火灾的新情况、新问题与林火预测评估领域的新研究、新变化,不断验证改进,并在实际应用中继续完善模型。

【参 考 文 献】

- [1] 龙腾腾,殷继艳,欧朝蓉,等. 云南省森林火灾风险综合评价及空间格局研究[J]. 中国安全科学学报,2021,31(9):167-173.
LONG T T, YIN J Y, OU Z R, et al. Comprehensive as-

essment and spatial pattern study on forest fire risk in Yunnan Province [J]. China Safety Science Journal, 2021, 31(9): 167-173.

- [2] 白磊,李国辉,许行健,等. 土壤有效磷含量对滇中 3 种常见草本植物燃烧性的影响[J]. 西部林业科学,2023,52(1):122-129,181.
BAI L, LI G H, XU X J, et al. Effects of soil available phosphorus content on the combustibility of three common herbaceous plants in central Yunnan[J]. Journal of West China Forestry Science, 2023, 52(1): 122-129, 181.
- [3] 郗亚微,谢涛. 基于北斗卫星导航技术的森林火灾危险点自动预测方法[J]. 自动化技术与应用,2022,41(5):88-91.
QIE Y W, XIE T. Automatic prediction method of forest fire hazard points based on Beidou satellite navigation technology[J]. Techniques of Automation and Applications, 2022, 41(5): 88-91.
- [4] 吴月圆,舒立福,王明玉,等. 近年世界森林火灾综述[J]. 温带林业研究,2022,5(4):49-54.
WU Y Y, SHU L F, WANG M Y, et al. A review of forest fires worldwide in recent years[J]. Journal of Temperate Forestry Research, 2022, 5(4): 49-54.
- [5] 高超,林红蕾,胡海清,等. 我国林火发生预测模型研究进展[J]. 应用生态学报,2020,31(9):3227-3240.
GAO C, LIN H L, HU H Q, et al. A review of models of forest fire occurrence prediction in China [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2020, 31(9): 3227-3240.
- [6] NUTHAMMACHOT N, STRATOULIAS D. Multi-criteria decision analysis for forest fire risk assessment by coupling AHP

- and GIS; method and case study[J]. *Environment, Development and Sustainability*, 2021, 23(12): 17443-17458.
- [7] WEN H R, GUO Q Z, ZENG Y H, et al. Study on forest fire risk in Conghua district of Guangzhou city based on multi-source data[J]. *Natural Hazards*, 2022, 114(3): 3163-3183.
- [8] 龙腾腾,高仲亮,刘岳峰,等.基于AHP-PCA模型的安宁市森林火灾社会脆弱性评价[J].*西南林业大学学报(自然科学)*,2018,38(2):153-157.
LONG T T, GAO Z L, LIU Y F, et al. Risk assessment on social vulnerability of forest fire in Anning based on AHP-PCA[J]. *Journal of Southwest Forestry University (Natural Sciences)*, 2018, 38(2): 153-157.
- [9] 王双,张贵,谭三清,等.基于空间logistic的湖南省森林火灾风险评价[J].*中南林业科技大学学报*,2020,40(9):88-95.
WANG S, ZHANG G, TAN S Q, et al. Assessment of forest fire risk in Hunan Province based on spatial logistic model[J]. *Journal of Central South University of Forestry & Technology*, 2020, 40(9): 88-95.
- [10] 贾南,陈悦,康可霖,等.基于RF的森林火灾风险评价模型及其应用研究[J].*安全与环境学报*,2020,20(4):1236-1240.
JIA N, CHEN Y, KANG K L, et al. Improved forest fire risk assessment model and its application based on the RF algorithm[J]. *Journal of Safety and Environment*, 2020, 20(4): 1236-1240.
- [11] 朱馨,李建微,郭伟,等.基于机器学习的森林火灾预测模型[J].*中国安全科学学报*,2022,32(9):152-157.
ZHU X, LI J W, GUO W, et al. Forest fire risk prediction model based on machine learning[J]. *China Safety Science Journal*, 2022, 32(9): 152-157.
- [12] 黄琼,司颖,王浩宇.基于加权贝叶斯网络的森林火灾风险评估[J].*消防科学与技术*,2021,40(11):1671-1676.
HUANG Q, SI Y, WANG H Y. Forest fire risk assessment based on weighted Bayesian network[J]. *Fire Science and Technology*, 2021, 40(11): 1671-1676.
- [13] SAIDI S, BEN YOUNES A, ANSELME B. A GIS-remote sensing approach for forest fire risk assessment: case of Bizerte region, Tunisia[J]. *Applied Geomatics*, 2021, 13(4): 587-603.
- [14] 马文苑.大尺度林火驱动因子及预测模型研究[D].北京:北京林业大学,2019.
MA W Y. Study on driving factors and forecast models of forest fire in large-scale areas[D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2019.
- [15] 张志强,殷继艳.西南高山林区森林火灾风险评价研究[J].*中国应急救援*,2021(5):30-35.
ZHANG Z Q, YIN J Y. Research on forest fire risk assessment in high mountain forest areas in southwest China[J]. *China Emergency Rescue*, 2021(5): 30-35.
- [16] DIACONIS P, HOLMES S, NEAL R M. Analysis of a non-reversible Markov chain sampler[R]. Technical Report BU-1385-M, Biometrics Unit, Cornell University, 1997.
- [17] 李航.统计学习方法[M].2版.北京:清华大学出版社,2019.
LI H. *Statistical learning method*[M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2019.
- [18] 柏世兵.基于神经网络和粒子群优化的数据挖掘算法的研究[J].*激光杂志*,2017,38(3):88-92.
BAI S B. Research on data mining algorithm based on neural network and particle swarm optimization[J]. *Laser Journal*, 2017, 38(3): 88-92.
- [19] 中华人民共和国国家统计局.2017年全国投入产出调查方案[M].北京:中国统计出版社,2017.
National Bureau of Statistics. 2017 National input-output survey program[M]. Beijing: China Statistics Press, 2017.
- [20] 张增银,元昌安,胡建军,等.基于GEP和Baum-Welch算法训练HMM模型的研究[J].*计算机工程与设计*,2010,31(9):2027-2029,2069.
ZHANG Z Y, YUAN C A, HU J J, et al. HMM training method based on GEP and Baum-Welch algorithms[J]. *Computer Engineering and Design*, 2010, 31(9): 2027-2029, 2069.
- [21] 吴宗洋,蔡卓雅,郭英,等.黄河流域多源遥感土地覆被数据精度评价与一致性分析[J].*中国生态农业学报(中英文)*,2023,31(6):917-927.
WU Z Y, CAI Z Y, GUO Y, et al. Accuracy evaluation and consistency analysis of multi-source remote sensing land cover data in the Yellow River Basin[J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2023, 31(6): 917-927.
- [22] 王照国,张红云,苗夺谦.基于F1值的非极大值抑制阈值自动选取方法[J].*智能系统学报*,2020,15(5):1006-1012.
WANG Z G, ZHANG H Y, MIAO D Q. Automatic selection method of non-maximum suppression threshold based on F1 score[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2020, 15(5): 1006-1012.