#### DOI: 10.20103/j.stxb.202304270878

闫明,陈艳梅,闫静,奚为民.基于广义线性混合效应模型的森林树木死亡研究.生态学报,2024,44(6):2420-2436. Yan M, Chen Y M, Yan J, Xi W M.Studying forest tree mortality based on a generalized linear mixed-effects model.Acta Ecologica Sinica,2024,44(6): 2420-2436.

# 基于广义线性混合效应模型的森林树木死亡研究

闫明<sup>1,2</sup>,陈艳梅<sup>1</sup>,闫静<sup>1</sup>,奚为民<sup>3,\*</sup>

1山西师范大学生命科学学院,太原 030031

2 山西师范大学现代文理学院,临汾 041000

3 Department of Biological and Health Sciences, Texas A&M University-Kingsville, Kingsville, TX 78363, USA

摘要:基于计数模型方法,同时考虑样地的随机效应,构建林分水平死亡模型,探究影响树木死亡的因素,以期为森林资源的监测与管理提供参考依据。以美国德州东部森林连续清查的样地数据为数据源,按4:1的比例将其进行随机抽样,划分为训练集和验证集数据,将立地因子、林分因子和气候因子作为模型的自变量,林木死亡株数则作为模型的因变量,运用计数模型和混合效应模型方法进行模型的构建,并分析影响林木死亡株数的因子。使用赤池信息准则(AIC)、贝叶斯信息准则(BIC)和-2倍对数似然函数值(-2logL)3种模型评价指标评估各模型间的拟合效果;采用平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)2种评价指标评估其预测效果,以便筛选出最佳的林分水平死亡模型。结果表明:立地因子方面,林木死亡株数与海拔(P<0.01)呈显著的负效应,与坡度(P<0.05)呈显著的正效应,说明林木死亡株数随海拔的升高而减少,随坡度的增加而增多;林分因子方面,林木死亡株数与林分年龄(P<0.001)和树木基面积(P<0.001)呈显著的正效应,与林分平方平均胸径(P<0.001)和林分密度(P<0.05)呈显著的负效应,说明林木死亡株数与SPEI(P<0.05)、干旱长度(P<0.001)、年平均温度(P<0.001)和夏季平均降雨量的增加而减少,在基础计数模型中,零膨胀负二项(ZINB)模型的拟合精度明显有所提高。基于所有模型模拟结果的比较,得出德州东部森林的林分水平死亡模型以ZINB-mixed 模型为最优模型。

关键词:树木死亡;计数模型;混合效应模型;影响因子

# Studying forest tree mortality based on a generalized linear mixed-effects model

YAN Ming<sup>1,2</sup>, CHEN Yanmei<sup>1</sup>, YAN Jing<sup>1</sup>, XI Weimin<sup>3,\*</sup>

1 School of Life Sciences, Shanxi Normal University, Taiyuan 030031, China

3 Department of Biological and Health Sciences, Texas A&M University-Kingsville, Kingsville, TX 78363, USA

Abstract: This study used count-data model, combined with random effects of the survey plots, to develop forest stand level tree mortality models and to investigate the factors influencing tree mortality. The aim of the study was to provide a baseline for forest health monitoring and resource management. The data were consists of forest inventory plots from the continuous inventory of the eastern Texas forests, USA. The data were randomly divided into a ratio of 4:1 for training and validation. The generalized linear models were developed using count-data method with a mixed-effect model to analyze the factors affecting tree mortality, used site factors, stand factors, and climate factors as independent variables, with the number of

基金项目:国家自然科学基金项目(41801027);山西师范大学现代文理学院基础研究基金项目(2020JCYJ14);USDA Forest Service Forest Health Monitoring (FHM) Award (19-DG11083150-030)

收稿日期:2023-04-27; 网络出版日期:2023-12-22

\* 通讯作者 Corresponding author.E-mail: weimin.xi@ tamuk.edu

<sup>2</sup> Modern College of Humanities and Sciences of Shanxi Normal University, Linfen 041000, China

dead trees as dependent variable. Three model evaluation metrics, including Akaike information criterion (AIC), Bayesian information criterion (BIC), and -2-fold log-likelihood function value (-2logL), were used to assess the fitting effect among models. Two more evaluation metrics, mean absolute error (MAE) and root mean squared error (RMSE), were used to assess the prediction effect in order to screen out the optimal forest stand level mortality models. The results showed significantly negative correlation with elevation (P < 0.01) and positive correlation with slope (P < 0.05) between site factors and the number of dead trees. This indicates that the number of dead trees decreases with increasing elevation and increases with increasing slope. For the stand factors, the number of dead trees was significantly positively correlated with both stand age (P < 0.001) and tree basal area (P < 0.001), while it was significantly negatively correlated with stand squared mean diameter at breast height (P < 0.001) and stand density (P < 0.05). This suggests that the number of dead trees increases with the increase in stand age and tree basal area, while decreases with an increase in stand squared mean diameter at breast height and stand density. As for climate factors, the number of dead trees had significantly negative correlation with standardized precipitation evapotranspiration index (P < 0.05), drought length (P < 0.001), mean annual temperature (P < 0.05) (0.001), and the mean summer precipitation (P < 0.05), but showed significantly positive correlation with mean summer temperature (P < 0.001). This implies that the number of dead trees increases as drought intensity and mean summer temperature rise, whereas the numbers decrease as drought length, mean annual temperature, and mean summer precipitation increase. Among all base-count models, the zero-inflated negative binomial (ZINB) model had the best fit. The fitting accuracy of the mixed-effects model was significantly improved by adding the sample random effect. Based on the comparison of all model simulation results, we concluded that the ZINB-mixed model was the optimal model for the standlevel mortality model in the east of Texas forests.

Key Words: tree mortality; count-data models; mixed effect models; influencing factors

树木死亡是森林树木生长过程中极其重要的组成部分之一,影响着整体林分动态的变化;它是一个复杂的自然生态过程,不仅受自身条件的影响,同时也受外界环境条件的影响<sup>[1-2]</sup>。而树木死亡可以描述为规律性和非规律性死亡两类;规律性死亡主要是由于树木在发育过程中对生存资源所产生的竞争而导致的树木死亡,一般发生在局部范围内;非规律性死亡则主要是由于人为或自然灾害干扰(干旱、火灾、病虫害等)所导致的树木死亡,一般发生在较大范围内,如大面积的火灾、病虫害爆发会改变森林的演替进程<sup>[3-4]</sup>。

近年来,关于树木死亡模型的研究主要集中在单木死亡模型和林分死亡模型两类上。单木死亡模型是通 过计算每棵树的死亡概率,然后经过阈值分析,判定树木死亡与否<sup>[5]</sup>。大多数学者采用 Logistic 回归方法构 建该模型,分析树木存活状态与其调查因子之间的关系<sup>[6-9]</sup>。虽然,单木死亡模型的预测效果不错,但其存在 的问题在于概率阈值的选择尚无公认的标准<sup>[10]</sup>。而林分死亡模型则是针对林分死亡情况进行相关建模与分 析<sup>[11]</sup>。从林分死亡株数的数据结构来看,它具有计数数据的特点;而且数据中存在不少的零值,可能是由于 部分调查样地上并没有发生树木死亡所致<sup>[12]</sup>。其中,关于计数模型在林木研究上的应用主要集中在森林火 灾方面<sup>[13-16]</sup>,而在林分死亡建模研究方面的应用较少。如张雄清等<sup>[17]</sup>利用 20 块落叶松重复调查的固定样 地数据,通过添加林分因子,然后应用 Poisson 模型、NB 模型、ZIP 模型和 HP 模型方法构建林分死亡模型,发 现林木死亡株数受林分年龄、林分密度和林分断面积的影响,且 HNB 模型的拟合效果最好。韩培武<sup>[18]</sup>利用 49 块落叶松重复调查的固定样地数据,以 ZINB 模型为基础模型,通过添加林分因子和气候因子构建林分死 亡模型;发现林木死亡株数与林分断面积、胸径、温度和降水有关,且加入气候变量后的 ZINB 模型的拟合效 果更好。刘军等<sup>[19]</sup>利用 1793 块杉木样地数据,通过添加立地、林分和气候因子,以 ZIP 模型和 HP 模型为基 础模型对杉木林的林分死亡进行研究,发现林木死亡株数与海拔、林分年龄和密度显著相关,且 ZINB 模型为 最佳的林分死亡模型。

此外,构建林分死亡模型时,考虑样地的随机效应问题不容忽视[20],可以通过在基础计数模型上构建混

合效应模型,进一步提高模型的模拟精度<sup>[21]</sup>。然而,目前在林分死亡建模研究中考虑样地随机效应的有关报 道寥寥无几。国外就 Zhang 等<sup>[22]</sup>基于样地的随机效应,利用 Poisson 模型、ZIP 模型和 HP 模型方法研究林分 死亡;发现林木死亡株数与直径和优势高有关,且栅栏混合效应模型为最优的林分死亡模型。而国内只有李 春明<sup>[23]</sup>和周潇<sup>[24]</sup>在研究林分死亡时考虑了样地的随机效应;前者的研究指出林木死亡株数受株数、林分断 面积和温度的影响,且含随机效应的 ZINB 模型为最佳林分死亡模型;后者的研究指出林木死亡株数受林分 断面积、平均直径和林分优势高的影响,且含随机效应的 HP 模型为最优林分死亡模型。所以,在以往林分死 亡建模研究中,是否考虑样地的随机效应,研究者们得出的结论也不尽相同。

综上所述,在以往林分死亡模型的研究中,关于林分死亡模型的建模方法,主要还是集中在不考虑随机效 应的基础计数模型方法上,而加入随机效应的计数模型方法明显能够提高模型的拟合精度,但目前在林分死 亡模型的研究应用上鲜少。其次,有关林分死亡模型的研究中,混合效应模型是以泊松分布为主的计数模型 (Poisson 模型、ZIP 模型和 HP 模型)或是以负二项分布为主的计数模型(NB 模型、ZINB 模型和 HNB 模型)基 础上加入随机效应进行建模,然后与相对应的无随机效应的基础计数模型进行比较。以此为切入点,考虑利 用常见的 6 种基础计数模型(Poisson 模型、NB 模型、ZIP 模型、ZINB 模型、HP 模型和 HNB 模型),在此基础上 添加随机效应,构建相应的混合效应模型,然后与相对应的无随机效应的基础计数模型进行比较,以便筛选出 最优的模型,不失为一种全面的建模方法。

为此,本研究基于美国德克萨斯州东部森林的四次清查周期(第七、八、九和十周期)的固定样地数据,将 其按4:1的比例进行随机抽样划分成两部分,即训练集(80%)作为模型的建模数据,验证集(20%)作为模型 的验证数据。基于模型的建模数据,以林木死亡株数作为模型的因变量,立地因子、林分因子和气候因子作为 模型的自变量,利用 Poisson 模型、NB 模型、ZIP 模型、ZINB 模型、HP 模型和 HNB 模型 6 种基础计数模型和加 入样地随机效应的混合效应模型方法(Poisson-mixed 模型、NB-mixed 模型、ZIP-mixed 模型、ZINB-mixed 模型、 HP-mixed 模型和 HNB-mixed 模型)构建林分水平死亡模型。使用方差膨胀因子检验法排除各因子间的多重 共线性,采用 AIC、BIC 和-2logL 三种评价指标筛选出拟合效果最优的模型。然后,使用验证数据进行模型的 检验,采用均方根误差和平均绝对误差 2 种指标评估模型的预测效果。本研究拟解决以下问题:(1)通过比 较各模型的拟合精度,德州东部森林的最优林分死亡模型是怎样的?(2)加入样地的随机效应后,模型的拟 合精度是否提高?(3) 立地因子、林分因子和气候因子对德州东部森林的树木死亡影响如何?

#### 1 研究区概况与数据来源

#### 1.1 研究区概况

研究区域为美国德克萨斯州东部森林(图1)。该区域气候属于中纬度亚热带气候,夏季炎热,冬季温和; 年平均气温大约在 17—21℃ 的范围内变化,年平均降水量大约在 680—1700mm 之间,无霜期约为 220— 365d。最高海拔约为 200m,地势较为平坦,土壤有淋溶土、壤土、粘土等类型;森林树种多以针叶和阔叶树种 为主。

#### 1.2 数据来源

FIA(Forest Inventory and Analysis)是美国林业局对全美森林资源开展的清查项目。德州东部 FIA 项目自 1935年开始到 1992年已完成 6 轮清查。2000年美国统一森林清查与分析的标准后,完成了第七周期 (2001—2003)的森林资源清查。自 2003年开始,美国对 FIA 的调查体系进行了调整,将定期清查改为每年调 查一次约 20%的固定样地,5年完成一轮清查;目前已完成第八周期(2004—2008)、第九周期(2009—2013)和 第十周期(2014—2018)的森林资源清查<sup>[25]</sup>。FIA 数据可供研究人员公开使用<sup>[26]</sup>,其全部数据可在美国林业 局官方网站(http://fiatools.fs.fed.us)免费下载获取。

FIA 极其重视数据的质量控制,不仅对野外所调查的数据进行抽查和检验,而且对录入计算机的野外调查数据也进行了实时检查;最后将准确无误的相关数据纳入有关的出版资料中,所以其数据详实可靠<sup>[27]</sup>。该



图 1 美国德州东部森林研究区域及 1798 个样地 Fig.1 Study area of forests and 1798 sample plots in east Texas, USA

项目的抽样则是使用三阶抽样方法;第一阶是利用遥感 技术获取卫星图像进行林地和非林地的划分;第二阶则 是进行地面样地调查,调查的主要内容包含每木调查、 生长、死亡、立地、林分情况等因子;第三阶则是进一步 扩增了第二阶的样地调查内容,如土壤、枯枝落叶、树 冠、苔藓群落等调查因子<sup>[28]</sup>。而本研究使用的样地调 查数据主要源于第二阶调查;样地设计如图 2 所示,一 个标准的 FIA 样地是由 4 组样圆构成;每组样圆又由 3 个半径 不同的样圆构成,分别为小样地(半径为 2.07m)、子样地(半径为 7.32m)和大样地(半径为 17.95m);小样地是测量胸径小于 12.7cm 的树木,子样地 是测量胸径大于且等于 12.7cm 的树木,大样地则是测量 更大的树木(胸径>61cm 或>76cm)<sup>[29]</sup>;而 1 号子样地处





于中心,其他三个子样地(2、3、4)则位于距1号子样地(方向角分别是 360°、120°和 240°)的 36.58m 处。

本研究所使用的数据来源于德州东部森林四个清查周期(第七、八、九和十周期)的四次清查数据,调查 样地共计 1798 个,每个样地系统的面积为 0.0672hm<sup>2</sup>,调查样地的总面积为 120.8256 hm<sup>2</sup>。设置筛选条件: (1)胸径≥12.7cm 的树木;(2)为了避免死树重复统计的情况,选择各周期死树时以本周期为死树,上一周期 为活树的条件筛选。然后计算林分密度、树木基面积和林分平方平均胸径相关变量的值,计算公式见(1)、 (2)和(3)。最终选出的样地数为 5249 个;将其进行随机抽样,则有 4200 个样地作为模拟样本(80%)用于模 型的构建,1049 个样地作为验证样本(20%)用于模型的验证。林分死亡株数直方图见图 3。由图 3 可以看 出,数据结构存在大量的零值,呈现较为离散的状态。

$$SD = \frac{N}{S} \tag{1}$$

$$BA = \frac{B}{S} \tag{2}$$

$$SSMDBH = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} \frac{d_i^2}{N}}$$
(3)

式中, SD 表示林分密度(株/hm<sup>2</sup>), N 表示样地上所有 树木的株数(株), S 表示样地面积(hm<sup>2</sup>); BA 表示树木 基面积(m<sup>2</sup>/hm<sup>2</sup>), B 表示单位面积上所有树木的胸高 断面积(m<sup>2</sup>)之和; SSMDBH 表示林分平方平均胸径 (cm),  $d_i^2$ 表示第 i 株树的胸径的平方。

2 研究方法

2.1 模型自变量的选取

林木死亡主要受立地、林分和气候因子的影响,所 以本研究将从立地、林分和气候三个方面选取模型的自 变量。

~<sub>王</sub>。 2.1.1 立地因子

选取的立地因子为海拔(Elevation)、坡度(Slope)和坡向(Aspect)三个指标。这些因子影响着树木生长过程中需要的水热条件和土壤条件,推动着森林资源的林分发展与演替<sup>[30-32]</sup>。

2.1.2 林分因子

林木死亡主要受林分因子的影响,而林分因子可以用林分年龄、林分密度、林分平方平均胸径和树木基面 积等因子来量化<sup>[33-35]</sup>。因此,选择林分年龄、林分密度、林分平方平均胸径和树木基面积四个指标作为林分 因子(表1)。

表 1 林分因子统计								
Table 1     Statistics of stand factors								
周期 Cycle	指标 Index	最小值 Min.	最大值 Max.	平均值±标准误差 Mean±Standard error				
8	林分年龄/a	0	103	34.54±0.46				
	林分密度/(N/hm <sup>2</sup> )	14.87	1397.87	367.52±5.12				
	树木基面积/(m²/hm²)	0.23	71.84	17.64±0.24				
	林分平方平均胸径/cm	8.29	52.81	15.81±0.10				
9	林分年龄/a	0	161	35.93±0.49				
	林分密度/(N/hm <sup>2</sup> )	14.87	1442.48	389.38±5.36				
	树木基面积/(m²/hm²)	0.20	76.39	18.99±0.24				
	林分平方平均胸径/cm	8.13	52.64	16.00±0.10				
10	林分年龄/a	0	100	$35.43 \pm 0.48$				
	林分密度/(N/hm <sup>2</sup> )	14.87	1457.35	411.39±5.51				
	树木基面积/(m²/hm²)	0.19	80.93	20.11±0.25				
	林分平方平均胸径/cm	7.97	47.02	16.11±0.10				

2.1.3 气候因子

影响林木死亡的外在因素主要是气候,气候因子通常由年平均温度、夏季平均温度、年平均降水量、夏季 平均降水量、标准化降水蒸发指数(SPEI)和干旱长度等因子构成<sup>[36–38]</sup>。因此,选取年平均温度、夏季平均温



图 3 林分死亡株数直方图

Fig.3 Histogram of Stand mortality counts

度、年平均降水量、夏季平均降水量、SPEI和干旱长度六个指标作为气候因子(表 2)。而使用的气候数据来 源于 PRISM 中提取的德州东部森林的 1798 个固定样地的气候数据,并通过月平均温度和月平均降水量的数 据计算得出所需的 SPEI。

	Table 2	Statistics of climate factors		
周期	指标	最小值	最大值	平均值±标准误差
Cycle	Index	Min.	Max.	Mean±Standard error
8	标准化降水蒸散指数	-1.88	1.56	$-0.07 \pm 0.02$
	干旱长度/月	0	12	$2.56 \pm 0.08$
	年平均温度/℃	16.46	21.88	19.31±0.02
	夏季平均温度/℃	25.13	29.21	27.17±0.02
	年平均降水量/mm	511.01	2346.21	1298.90±7.53
	夏季平均降水量/mm	65.19	733.09	315.50±2.71
9	标准化降水蒸散指数	-2.34	1.37	$-0.77 \pm 0.02$
	干旱长度/月	0	12	4.98±0.10
	年平均温度/℃	16.44	22.02	$19.39 \pm 0.02$
	夏季平均温度/℃	25.22	30.70	29.08±0.02
	年平均降水量/mm	515.06	2051.06	1130.07±6.85
	夏季平均降水量/mm	32.28	706.81	281.98±2.87
10	标准化降水蒸散指数	-1.15	2.19	$0.58 \pm 0.02$
	干旱长度/月	0	10	0.31±0.02
	年平均温度/℃	16.06	22.38	19.04±0.03
	夏季平均温度/℃	25.30	29.46	27.54±0.02
	年平均降水量/mm	767.75	2832.12	1555.08±8.16
	夏季平均降水量/mm	20.326	1496.829	346.79±5.40

表 2 气候因子统计

#### 2.2 模型的选择

林分死亡株数的数据结构存在离散和零值较多的特点,适用于计数模型进行拟合。而计数模型属于广义线性模型,一般包括 Poisson 模型、NB 模型、ZIP 模型、ZINB 模型、HP 模型和 HNB 模型<sup>[39-41]</sup>。

# 2.2.1 Poisson 模型

泊松模型是用于分析计数类数据最基本的方法,其概率质量函数(PMF)为:

$$P(Y_i = y_i) = \frac{\lambda_i^{y_i} e^{-\lambda_i}}{y_i!}$$
(4)

式中, y<sub>i</sub>表示随机变量, λ<sub>i</sub>表示泊松分布的期望。

**2.2.2** 负二项(negative binomial, NB)模型

负二项模型和泊松模型的不同之处在于多了额外的离散参数来解释数据的异质性,其概率质量函数 (PMF)为:

$$P(Y_i = y_i) = \frac{\Gamma(y_i + \theta^{-1})}{\Gamma(y_i + 1) \Gamma(\theta^{-1})} \left(\frac{\theta^{-1}}{\theta^{-1} + \lambda_i}\right)^{\theta^{-1}} \left(\frac{\lambda_i}{\theta^{-1} + \lambda_i}\right)^{y_i}$$
(5)

式中, $y_i$ 表示随机变量, $\Gamma$ 表示伽马函数, $\theta$ 表示离散参数。

2.2.3 零膨胀(zero-inflated)模型

当计数数据存在零膨胀现象时,常用零膨胀模型进行处理。零膨胀模型主要由零部分和计数部分组成,前者常用 Logit 模型进行拟合,后者常用泊松模型或负二项模型进行拟合。因此,零膨胀模型主要分为零膨胀 泊松(zero-inflated Poisson, ZIP)模型和零膨胀负二项(zero-inflated negative binomial,ZINB)模型。零膨胀泊 松(ZIP)模型和零膨胀负二项(ZINB)模型的概率质量函数(PMF)分别为:

$$P(Y_{i} = y_{i}) = \begin{cases} p + (1 - p) \left(\frac{\theta^{-1}}{\theta^{-1} + \lambda_{i}}\right)^{\theta^{-1}} & y_{i} = 0\\ (1 - p) \frac{\Gamma(y_{i} + \theta^{-1})}{\Gamma(y_{i} + 1) \Gamma(\theta^{-1})} \left(\frac{\theta^{-1}}{\theta^{-1} + \lambda_{i}}\right)^{\theta^{-1}} \left(\frac{\lambda_{i}}{\theta^{-1} + \lambda_{i}}\right) y_{i} & y_{i} > 0 \end{cases}$$
(7)

式中,p表示零部分的概率。

2.2.4 Hurdle 模型

零膨胀计数模型主要以零膨胀模型和 Hurdle 模型为主,用于解决零值过多的数据问题。同零膨胀模型 相似,Hurdle 模型可以分为 Hurdle – Poisson (HP) 模型和 Hurdle – NB (HNB) 模型。Hurdle-Poisson 模型和 Hurdle-NB 模型的概率质量函数(PMF)分别为:

$$P(Y_{i} = y_{i}) = \begin{cases} p & y_{i} = 0\\ \frac{(1 - p) \operatorname{Exp}(-\lambda_{i}) \lambda_{i}^{y_{i}}}{(1 - \operatorname{Exp}(-\lambda_{i})) y_{i}!} & y_{i} > 0 \end{cases}$$
(8)

$$P(Y_{i} = y_{i}) = \begin{cases} p & y_{i} = 0\\ (1 - p) \frac{\Gamma(y_{i} + \theta^{-1})}{\Gamma(y_{i} + 1) \Gamma(\theta^{-1})} \left(\frac{1}{(1 + \theta \lambda_{i})^{\theta^{-1}} - 1}\right) \left(\frac{\lambda_{i}}{\theta^{-1} + \lambda_{i}}\right)^{y_{i}} & y_{i} > 0 \end{cases}$$
(9)

## 2.2.5 连接函数

考虑在基础模型上加入样地水平的随机效应。其中, 泊松、零膨胀和 Hurdle 分布的连接函数, 以及负二项、零膨胀负二项和 Hurdle 负二项分布的连接函数分别为<sup>[23]</sup>:

$$\ln\lambda = X\beta = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n$$
(10)

$$\ln \mu = X\beta = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n$$
(11)

2.3 模型的评价

使用 AIC、BIC 和-2logL 三个评价指标来比较模型之间的拟合效果。其中,AIC、BIC 和-2logL 的值越小, 说明模型的拟合效果越好。此外,由于计数数据的特点不符合正态分布,可以采用 Pearson 残差描述模型的 拟合情况。利用验证数据检验模型时,选择评价模型的指标为平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)。 MAE 和 RMSE 的值越小,说明模型的预测效果越好。

#### 2.4 数据处理

首先,利用 Office 2016 软件对数据进行处理。其次,使用 R 4.2.3 软件中的 MASS 包、pscl 包和 glmmTMB 包完成模型的构建;然后使用 AIC()函数、BIC()函数以及 modelr 包等完成模型的评价。最后,使用 Origin 2022 软件完成作图,地图则由 ArcGIS 10.8 软件完成。FIA 样地设计图则由 Adobe Illustrator 2023 软件完成。

#### 3 结果与分析

#### 3.1 多重共线性的检验

在选取模型的自变量时,需要尽可能排除变量间的多重共线性,因为一些变量间的多重共线性会影响模型模拟的精度。所以,在构建模型前对选取的变量均进行了方差膨胀因子(VIF)检验。当 VIF 值<10 时,说明各变量之间不存在明显的相关性。由图 4 可知,选取的 13 个变量之间均不存在多重共线性,可用于模型的构建。

## 3.2 模型的构建

经过模型参数的检验,剔除不显著的变量,基础模型的模拟结果见表3和表4。由表3可知,Poisson模型

和 NB 模型的各参数均在 0.05 水平上显著。林木死亡 株数与海拔、林分年龄、树木基面积、林分平方平均胸 径、SPEI、干旱长度、年平均温度和夏季平均温度显著 相关。其中,林分年龄、树木基面积和夏季平均温度的 参数估计值为正值,呈现正相关,说明随林分年龄的增 加、树木基面积的增大和夏季平均温度的升高,林木死 亡株数增加。而海拔、林分平方平均胸径、SPEI、干旱 长度和年平均温度的参数估计值为负值,呈现负相关, 说明随海拔和年平均温度的升高、胸径的增大以及 SPEI 和干旱长度的增加,林木死亡株数减少。

由表4可知,各模型的参数均在0.05水平上显著, 林木死亡株数与树木基面积、林分平方平均胸径、干旱 长度、夏季平均温度、夏季平均降雨量、坡度、林分年龄 和年平均温度显著相关。模型的计数部分结果显示,树 木基面积和夏季平均温度的参数估计值为正值,呈现正 相关,说明随树木基面积的增大和夏季平均温度的升 高,林木死亡株数增加。而林分平方平均胸径、干旱长 度和夏季平均降雨量的参数估计值为负值,呈现负相 关,说明随胸径的增大、干旱长度和夏季平均降雨量的 增加,林木死亡株数减少。而模型的零部分结果显示, 林木死亡株数与坡度和林分年龄呈现正相关,与年平均 温度呈现负相关;说明随坡度和林分年龄的增加,林木 死亡株数增加,随年平均温度的增加,林木死亡株数 减少。

Table 3



#### 图 4 自变量多重共线性检验

#### Fig.4 Multicollinearity test of independent variable

E:海拔 Elevation; S:坡度 Slope; A:坡向 Aspect; SA:林分年龄 Stand age; SD: 林分密度 Stand density; BA: 树木基面积 Basal area; SSMDBH:林分平方平均胸径 Stand squared mean diameter at breast height; SPEI: 标准化降水蒸散指数 Standardized precipitation evapotranspiration index; DL: 干旱长度 Drought length; MAT: 年平均 温度 Mean annual temperature; MST:夏季平均温度 Mean summer temperature; MAP: 年平均降雨量 Mean annual precipitation; MSP: 夏 季平均降雨量 Mean summer precipitation

表 3 无随机效应的 Poisson 模型和 NB 模型的模拟结果

参数 Parameter	Poisson 估计值 Estimation	NB 估计值 Estimation	参数 Parameter	Poisson 估计值 Estimation	NB 估计值 Estimation
截距 Intercept	-4.3880(0.5638) ***	-4.8370(0.9823) ***	SPEI	-0.1155(0.0300) ***	-0.1159(0.0545) *
Ε	-0.0007(0.0001) ***	-0.0006(0.0002) **	DL	-0.0596(0.0073) ***	-0.0601(0.0130) ***
Α	-0.0004(0.0002) *		MAT	-0.0627(0.0199) **	-0.0831(0.0352) ***
SA	0.0110(0.0008) ***	0.0114(0.0014) ***	MST	0.2031(0.0210) ***	0.2381(0.0367) ***
SD	0.0004(0.0001) ***		MAP	0.0002(0.0001) **	
BA	0.0334(0.0024) ***	0.0534(0.0051) ***	θ		0.7393
SSMDBH	-0.0451(0.0070) ***	-0.0660(0.0121) ***			

Simulation results of Poisson model and NB model without random effects

括号内的值为参数估计值的标准误差;\*表示在0.05水平上差异显著(P<0.05);\*\*表示在0.01水平上差异显著(P<0.01);\*\*\*表示 在 0.001 水平上差异显著(P<0.001); Poisson: 泊松; NB: 负二项 Negative binomial

在基础模型上考虑样地的随机效应,各模型的模拟结果见表5和表6。由表5可知,泊松混合效应模型 和负二项混合效应模型的各参数均在0.05水平上显著。林木死亡株数与海拔、林分年龄、树木基面积、林分 平方平均胸径、SPEI、干旱长度、年平均温度和夏季平均温度显著相关,与没加随机效应的泊松模型和负二项 模型的模拟结果较为相近。由表6可知,零膨胀混合效应模型、零膨胀负二项混合效应模型、栅栏混合效应模 型和栅栏负二项混合效应模型的各参数均在 0.05 水平上显著。林木死亡株数与树木基面积、林分平方平均

胸径、SPEI、干旱长度、夏季平均温度、夏季平均降雨量、坡度、林分年龄、林分密度和年平均温度显著相关。 其中,与没有加入随机效应的 ZIP 模型、ZINB 模型、HP 模型和 HNB 模型的模拟结果有所差异,模型的计数部 分结果显示,林木死亡株数与 SPEI 呈现显著负相关;而模型的零部分结果显示,林木死亡株数与林分密度呈 现显著负相关,说明林木死亡株数随着林分密度的增大而减少。

	Table 4         Simulation results of ZIP models and Hurdle models without random effects								
参数 Parameter	ZIP	ZINB	НР	HNB					
	估计值 Estimation	估计值 Estimation	估计值 Estimation	估计值 Estimation					
计数模型 Count model									
截距 Intercept	-2.0860(0.6131) ***	-2.7480(1.0750) *	-2.5910(0.5606) ***	-3.6820(1.4270) **					
Ε	-0.0004(0.0001) **	-0.0006(0.0002) *	-0.0003(0.0001) **						
S	-0.0146(0.0039) ***		-0.0149(0.0041) ***	-0.0185(0.0080) *					
SA		0.0051(0.0013) ***							
BA	0.0324(0.0033) ***	0.0428(0.0058) ***	0.0296(0.0031) ***	0.0454(0.0087) ***					
SSMDBH	-0.0615(0.0100) ***	-0.0833(0.0139) ***	-0.0511(0.0094) ***	-0.0769(0.0213) ***					
DL	-0.0513(0.0076) ***	-0.0597(0.0127) ***	-0.0521(0.0074) ***	-0.0668(0.0172) ***					
SPEI		-0.1114(0.0550) *							
MST	0.1023(0.0246) ***	0.1470(0.0433) ***	0.1157(0.0225) ***	0.1308(0.0558)*					
MSP	-0.0005(0.0001) ***	-0.0004(0.0002) *	-0.0005(0.0001) ***	-0.0007(0.0003) **					
		零模型 Zero model							
截距 Intercept	3.6150(1.8320)*	10.2654(4.8316)*	-3.9260(1.4413) **	-3.9260(1.4413) **					
Ε	0.0011(0.0004) **		-0.0011(0.0003) **	-0.0011(0.0003) **					
S	-0.0355(0.0124) **	-0.0730(0.0328)*	0.0178(0.0085)*	0.0178(0.0085)*					
SA	-0.0311(0.0029) ***	-0.0819(0.0107) ***	0.0246(0.0022) ***	0.0246(0.0022) ***					
SD		0.0031(0.0011) **	-0.0010(0.0004) **	-0.0010(0.0004) **					
BA	-0.0531(0.0124) ***	-0.1161(0.0428) **	0.0715(0.0085) ***	0.0715(0.0085) ***					
SSMDBH			-0.0880(0.0173) ***	-0.0880(0.0173) ***					
DL			-0.0453(0.0186) *	-0.0453(0.0186)*					
MAT	0.3177(0.0619) ***	0.6259(0.1501) ***	-0.2369(0.0510) ***	-0.2396(0.0510) ***					
MST	-0.3185(0.0678) ***	-0.6697(0.1958) ***	0.2977(0.0538) ***	0.2977(0.0538) ***					
MSP	-0.0011(0.0003) **	-0.0019(0.0008) *	0.0005(0.0003) *	0.0005(0.0003)*					
θ		1.0341		0.6091					

表 4 无随机效应的 ZIP 模型和 Hurdle 模型的模拟结果

ZIP:零膨胀泊松 Zero-inflated Poisson;ZINB:零膨胀负二项 Zero-inflated negative binomial;HP:栅栏泊松 Hurdle Poisson;HNB:栅栏负二项 Hurdle negative binomial

쿢	₹5	有随机效应的 Poisson 模型和 NB 模型的模拟结果	

Table 5         Simulation results of Poisson model and NB model with random effects								
参数 Parameter	Poisson-mixed 估计值 Estimation	NB-mixed 估计值 Estimation	参数 Parameter	Poisson-mixed 估计值 Estimation	NB-mixed 估计值 Estimation			
截距 Intercept	-4.1460(0.8031) ***	-4.8000(1.0000) ***	SPEI	-0.2675(0.0387) ***	-0.1416(0.0542) **			
Ε	-0.0011(0.0002) ***	-0.0008(0.0002) **	DL	-0.0875(0.0099) ***	-0.0650(0.0131) ***			
A	-0.0008(0.0003) *		MAT	-0.2630(0.0297) ***	-0.1163(0.0361) **			
SA	0.071(0.0012) ***	0.0130(0.0015) ***	MST	0.3155(0.0272) ***	0.2535(0.0367) ***			
SD	-0.0004(0.0002) *		MAP	$0.0004(0.0001)^{***}$				
BA	0.0668(0.0051) ***	0.0534(0.0054) ***	MSP	-0.0004(0.0001) ***				
SSMDBH	-0.0472(0.0124) ***	-0.0626(0.0128) ***	θ		0.9915			

Poisson-mixed: 泊松混合效应 Poisson mixed effect; NB-mixed: 负二项混合效应 Negative binomial mixed effect

参数	ZIP-mixed	ZINB-mixed	HP-mixed	HNB-mixed
Parameter	估计值 Estimation	估计值 Estimation	估计值 Estimation	估计值 Estimation
		计数模型 Count model		
截距 Intercept		-2.8200(1.1420) *	-2.4765(1.0255) *	-3.6240(1.3840) **
Ε	-0.0006(0.0002) **	-0.0007(0.0002) **		
S				-0.0161(0.0080)*
SA		0.0067(0.0016) ***		
BA	0.0475(0.0065) ***	0.0445(0.0060) ***	0.0478(0.0062) ***	0.0469(0.0083) ***
SSMDBH	-0.0641(0.0167) ***	-0.0854(0.0146) ***	-0.0524(0.0168) **	$-0.0770(0.0208)^{***}$
SPEI	-0.1471(0.0448) **	-0.1330(0.0547)*	-1438(0.0543) **	-0.1386(0.0686)*
DL	-0.0483(0.0115) ***	-0.0652(0.0134) ***	-0.0463(0.0121) ***	-0.0686(0.0169) ***
MST	0.1139(0.0369) **	0.1604(0.0460) ***	0.1351(0.0374) ***	0.1390(0.0531) **
MAP	0.0003(0.0001) ***		0.0003(0.0001)*	
MSP	-0.0008(0.0001) ***	-0.0004(0.0002) *	-0.0006(0.0001) ***	-0.0006(0.0002) **
		零模型 Zero model		
截距 Intercept	6.4147(2.4665) **	11.1739(5.1157)*	3.9252(1.4413) **	3.9250(1.3913) **
Ε	0.0011(0.0005)*		0.0011(0.0003) **	0.0011(0.0003) ***
S	-0.0422(0.0160) **	-0.0716(0.0363)*	-0.0178(0.0085)*	-0.0178(0.0085)*
SA	-0.0351(0.0039) ***	-0.0773(0.0128) ***	-0.0246(0.0022) ***	-0.0246(0.0022) ***
SD	0.0014(0.0007)*	0.0032(0.0016)*	$0.0010(0.0004)^{**}$	0.0010(0.0003) **
BA	-0.0683(0.0206) ***	-0.1185(0.0577)*	-0.0715(0.0085) ***	-0.0715(0.0083) ***
SSMDBH			0.0880(0.0173) ***	0.0080(0.0169) ***
DL			0.0453(0.0186) *	0.0453(0.0186)*
MAT	0.4046(0.0798) ***	0.6394(0.1606) ***	0.2369(0.0510) ***	0.2370(0.0505) ***
MST	-0.4888(0.0962) ***	-0.7084(0.2207) **	-0.2977(0.0538) ***	-0.2977(0.0525) ***
MSP	-0.0020(0.0004) ***	-0.0022(0.0009)*	-0.0005(0.0003) *	-0.0005(0.0003) *
θ		1.27		1.02

表 6 有随机效应的 ZIP 模型和 Hurdle 模型的模拟结果 Table 6 Simulation results of ZIP models and Hurdle models with random effects

ZIP-mixed:零膨胀泊松混合效应 Zero-inflated Poisson mixed effect;ZINB-mixed:零膨胀负二项混合效应 Zero-inflated negative binomial mixed effect;HP-mixed:栅栏泊松混合效应 Hurdle Poisson mixed effect;HNB-mixed:栅栏负二项混合效应 Hurdle negative binomial mixed effect

图 5 给出了模型的 Pearson 残差图。由图 5 可知,与没有加入随机效应的基础模型相比,加入随机效应的 各模型的残差波动范围均有所缩小,说明加入随机效应的模型模拟效果更好。其中,Poisson 模型的残差波动 范围最大,所以模型的拟合效果相对较差。而 NB-mixed 模型、ZINB-mixed 模型和 HNB-mixed 模型的残差波 动范围相对较小,大部分落在-1 到 4 之间,所以这三个模型比较稳定,拟合效果相对较好一点。

结合表 7,我们发现与没有加入随机效应的基础模型相比,加入随机效应的各模型的 AIC 值、BIC 值和 -2logL值均有所降低,说明加入随机效应的模型模拟精度有所提高。其中,Poisson 模型的拟合效果最差,而 NB 模型、ZINB 模型、HNB 模型、NB-mixed 模型、ZINB-mixed 模型和 HNB-mixed 模型的 AIC 值、BIC 值和 -2logL值较为相近,但 ZINB-mixed 模型的 AIC 值、BIC 值和 -2logL 值略小于其他模型,说明 ZINB-mixed 模型 的拟合效果最好。因此,本研究选择 ZINB-mixed 模型作为林分水平死亡模型的最优模拟模型。

## 3.3 模型的验证

利用验证数据进行模型拟合,计算得出各模型的预估值,并与验证样本的实际值进行比较。其中,所用的 验证样本删除异常值后为 992 个,结果见图 6。由图 6 可以看出,在没有加入随机效应的 6 个基础计数模型 (Poisson 模型、NB 模型、ZIP 模型、ZINB 模型、HP 模型和 HNB 模型)中,各模型的林木死亡株数的预估效果 没有明显的差别;而在加入随机效应的 6 个混合效应模型中,Poisson-mixed 模型、ZIP-mixed 模型和 HP-mixed 模型的林木死亡株数的预估效果与 NB-mixed 模型、ZINB-mixed 模型和 HNB-mixed 模型有明显的差别;其中, NB-mixed 模型、ZINB-mixed 模型和 HNB-mixed 模型的林木死亡株数的预估效果与无随机效应的 6 个基础模 型较为相近。



图 5 林分水平死亡模型的皮尔逊残差图

Fig.5 Pearson residual plots of stand-level mortality model

表 7 林分:	k平死亡模型的拟合	效果
---------	-----------	----

– 柑刊 Madal –	评价指标 Evaluation index		/  樹刊 Madal	评价指标 Evaluation index			
快至 Model	AIC BIC -2logL	AIC	BIC	-2logL			
Poisson	16687.34	16776.14	16659.34	Poisson-mixed	14413.64	14508.79	14383.64
NB	13295.12	13390.26	13265.12	NB-mixed	13236.43	13337.91	13204.43
ZIP	14621.00	14798.60	14565.00	ZIP-mixed	13484.91	13668.85	13426.91
ZINB	13059.33	13243.27	13001.33	ZINB-mixed	13034.11	13224.40	12974.11
HP	14643.68	14821.28	14587.68	HP-mixed	13465.37	13649.31	13407.37
HNB	13122.76	13306.70	13064.76	HNB-mixed	13110.50	13300.79	13050.50

AIC:赤池信息准则 Akaike information criterion; BIC:贝叶斯信息准则 Bayesian information criterion; -2logL: -2 倍对数似然函数值 -2 Log-likelihood function value

------ 实际值





Fig.6 Observed and predicted values of stand-level mortality model

进一步采用平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)两个指标来量化各模型的预测效果。由表 8 可 知,在不考虑随机效应的6个基础模型中,Poisson模型和NB模型的MAE值和RMSE值相近且略大,预测效 果相对较差; ZIP 模型、ZINB 模型、HP 模型和 HNB 模型的 MAE 值和 RMSE 值较为相近,但 ZINB 模型的 RMSE 值(3.35)和 MAE(1.53) 值相对略小,所以预测效果相对较好一点; 而拟合效果较好的是 ZINB 模型 (AIC 值、BIC 值和-2logL 值均小于其他五个基础模型),可见在不考虑随机效应的基础模型中,ZINB 模型的

80

70

Poisson

拟合效果与预测效果是相一致的。在考虑随机效应的 6 个混合效应模型中, Poisson-mixed 模型的 MAE 值和 RMSE 值相对较大,预测效果相对较差;其次是 NB-mixed 模型;ZIP-mixed 模型,ZINB-mixed 模型,HP-mixed 模型 型和 HNB-mixed 模型的 MAE 值和 RMSE 值较为相近,但 HP-mixed 模型的 RMSE 值(3.58)和 MAE(1.52)值 相对略小,所以预测效果相对较好一点;而拟合效果较好的是 ZINB-mixed 模型(AIC 值、BIC 值和-2logL 值均 小于其他五个混合效应模型),可见在考虑随机效应的混合效应模型中,预测效果最好的模型与拟合效果最 好的模型有所差异。综合比较,所有模型中 ZINB 模型的 RMSE 值和 MAE 值均为最小,预测效果最好;而拟 合效果最好的是 ZINB-mixed 模型,可见预测效果最好的模型与拟合效果最好的模型并不一致。

Table 8         Predictive effect of stand-level mortality model							
模型	评价指标 Evaluation index		模型	评价指标 Evaluation index			
Model	RMSE	MAE	Model	RMSE	MAE		
Poisson	3.65	1.58	Poisson-mixed	3.79	1.85		
NB	3.65	1.60	NB-mixed	3.71	1.68		
ZIP	3.36	1.55	ZIP-mixed	3.60	1.55		
ZINB	3.35	1.53	ZINB-mixed	3.62	1.56		
HP	3.35	1.56	HP-mixed	3.58	1.52		
HNB	3.35	1.56	HNB-mixed	3.63	1.56		

表 8 林分水平死亡模型的预测效果

RMSE:均方根误差 Root mean squared error; MAE:平均绝对误差 Mean absolute error

# 4 讨论

#### 4.1 影响树木死亡的因子

本研究发现,德州东部森林的林木死亡株数与立地因子、林分因子和气候因子有关。立地因子方面,林木 死亡株数主要受海拔和坡度的影响。其中,海拔与林木死亡株数呈现显著的负效应,与刘军等[19]在研究林木 死亡时,得出的海拔与林木死亡株数呈现正效应的结果相反;而周泽宇等[42]在研究林木死亡株数时,得出海 拔与林木死亡株数的影响并不显著,与本研究结果不一致;这可能是因为海拔影响着光照、水分及温度等的再 分配[43-44],进而影响树木的生长与死亡;虽然随着海拔的升高,光照、水分及温度可能会有所减少,但是本研 究选取的树是胸径大于 12.7cm 的成年树,成年树可能在早期发育过程中经历生境过滤得以存活下来,相比幼 树,成年树对其生存环境具有较强的适应性<sup>[45]</sup>。坡度与林木死亡株数呈现显著的正效应,这可能是因为随着 坡度的增加,地表截留的降水将会减少,从而影响土壤的养分,进而影响树木的生长[46]。一些学者在研究树 木死亡时,认为树木死亡与海拔和坡度有关<sup>[47-49]</sup>;这些与本研究结果类似,说明海拔和坡度对树木死亡是有 影响的。而李春明等[23]的研究表明,海拔和坡度对林木死亡的影响均不显著,这与本研究结果相反,可能是 因为研究样地之间的海拔和坡度等因子的差异性不同所致。

林分因子方面,林分年龄、树木基面积、林分平方平均胸径和林分密度是影响林木死亡株数的重要因子。 其中,林分年龄与林木死亡株数呈现显著的正效应,这可能是因为随着成年树年龄的增加,林分内竞争激烈, 导致树木无法得到足够的养分而发生死亡<sup>[50]</sup>;这与 Wang 等<sup>[51]</sup>的研究结果一致,而与 Caspersen 等<sup>[52]</sup>的研究 结果不一致,他们发现随着林分年龄的增加,林木死亡株数减少;可能是因为林分年龄较大致使林分趋于稳 定,其林分年龄多数集中在5-250年,而本研究的林分年龄则多数集中在5-100年。树木基面积与林木死 亡株数呈现显著的正效应,这可能是因为树木基面积在一定程度是反映了样地上树木的大小和密度[53],树木 基面积越大,代表林分内树木相对较多,则对生长空间和养分的需求变大,导致竞争而促使树木发生死亡;这 与张雄清等[17]的研究结果相同,而与李春明等[54]的研究结果相反,他们发现随着树木基面积的增大,树木死 亡减少;可能是因为他们研究的树木中成熟木较多,进入了平稳生长的阶段,使得树木不易发生死亡。林分平 方平均胸径与林木死亡株数呈现显著的负效应,这可能是因为胸径的大小反映着竞争的强弱,胸径较大时,林 木竞争资源的能力就强<sup>[55]</sup>,处于优势地位,导致越难发生死亡;这与闫明准<sup>[56]</sup>和金凤伟等<sup>[57]</sup>的研究结果类 似,他们发现树木死亡主要受直径的影响,直径越小,死亡越大。但是 Li 等<sup>[58]</sup>的研究结果与本研究结果有所 差异,他们发现林木死亡株数与林分平均直径呈正相关,产生差异的原因可能是因为研究角度的不同所致,其 是将胸径进行径阶等级划分去研究树木死亡,而本研究是利用整体的胸径大小估测对树木死亡的影响。林分 密度与林木死亡株数呈现显著的负效应,这与 Ma 等<sup>[59]</sup>的研究结果类似,林分密度越大,树木死亡率越低;而 与一些学者<sup>[60-62]</sup>的研究结果并不一致,他们认为林分密度与树木死亡呈正相关;可能的原因是虽然林分密度 较大时,光照、水分和养分等可能会引起树木间激烈的竞争,使得树木容易死亡,但是本研究的对象是胸径大 于等于 12.7cm 的树,林分内的树木生长环境相对稳定,不易发生林木死亡。

气候方面,SPEI、干旱长度、年平均温度、夏季平均温度和夏季平均降雨量是影响林木死亡株数的主要因子。其中,SPEI、干旱长度、年平均温度和夏季平均降雨量与林木死亡株数呈现显著的负效应,这与臧颢<sup>[63]</sup>的研究结果相似,随温度升高和降雨增加,林木死亡减少;可能是由于气温和降水量的增加,改善了树木生长的环境,降低了林分内竞争,有利于树木的存活。但是闫明等<sup>[64]</sup>的研究结果与本研究结果有所差异,我们发现SPEI和干旱长度与树木存活存在负相关关系,年降水量则成正相关关系,可能是因为研究方法的不同和研究范围仅为德州东部的四个国家森林且包含幼树造成的。而干旱强度和夏季平均温度与林木死亡株数呈现显著的正效应,这与Kim等<sup>[2]</sup>的研究结果相似,他们发现林木死亡株数与最冷月平均温度呈正相关,可能是因为随着夏季温度的升高,水分蒸发较快,一方面影响着水分的供需,导致树木缺水而亡;另一方面致使气孔关闭,导致碳水化合物的供给不足,进而使树木发生碳饥饿现象<sup>[65]</sup>;但是刘军等<sup>[19]</sup>的研究结果与本研究结果并不一致,他们发现气候因子对林分死亡的影响并不显著,可能是因为研究区域的气候因子间的差异性不同所致。

#### 4.2 模型的效果

模型预测效果的评价指标选择的是较常用的平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE),是一种准确检 验模型的常见度量指标,它是利用预测的林木死亡株数与实际的林木死亡株数之间的差异进行计算的<sup>[18]</sup>。 其中,无论是在基础模型中还是混合效应模型中,泊松模型和负二项模型的预测效果均较差,可能是因为林木 死亡数据中存在大量零值,这两类模型并不太适用所致。而在混合效应模型中,整体模型的预测效果并不太 理想;可能的原因是:首先,可能是加入随机效应后的基础模型低估了计数部分,过度预测了零部分,致使模型 的预测效果不佳<sup>[24]</sup>;其次,可能是所用的验证样本量不足所致<sup>[23]</sup>。

本研究的结果表明,无随机效应的基础计数模型中,ZINB 模型的拟合效果最好;这与刘军等<sup>[19]</sup>的研究结 果一致;而与张雄清等<sup>[17]</sup>利用基础计数模型方法研究林分死亡模型时,得出 Hurdle-NB 模型为最优模型的结 果并不一致。其次,与没有加入随机效应的基础模型相比,加入随机效应的混合模型明显提高了整体模型的 模拟精度;而含随机效应的 ZINB 模型的模拟效果最好,可作为林分水平死亡模型的最优模型。李春明等<sup>[23]</sup> 基于混合效应模型和零膨胀模型方法研究林分死亡模型时,发现加入随机效应的 ZINB 的模拟效果最好,与 本研究结果一致。但也一些学者得出和本研究不一致的结果,如 Zhang 等<sup>[22]</sup>通过利用泊松混合效应模型研 究林分死亡模型时,发现栅栏混合效应模型为最优林分死亡模型;周潇<sup>[24]</sup>以华北落叶松天然林为研究对象, 考虑样地的随机效应构建林分死亡模型,发现含随机效应的 Hurdle 模型为最优林分死亡模型。基于以上分 析,这些最优林分死亡模型的研究结果有所差异,可能是研究对象、研究区域、研究方法以及林木死亡因子的 选取等因素造成的。

## 5 结论

本研究基于美国德州东部森林连续清查数据和气候数据,利用计数模型方法以及样地的随机效应,构建 基于立地因子、林分因子和气候因子的林分水平死亡模型,探究影响树木死亡的重要因素,并对所构建的模型 进行精度比较,筛选出最优的林分水平死亡模型。结果表明,立地因子方面,林木死亡株数与海拔呈显著的负 效应,与坡度呈显著的正效应;林分因子方面,林木死亡株数与林分年龄和树木基面积呈现显著的正效应,与 林分平方平均胸径和林分密度呈显著的负效应;气候因子方面,林木死亡株数与干旱长度、年平均温度和夏季 平均降雨量均呈显著的负效应,与干旱强度和夏季平均温度呈显著的正效应。其次,在不考虑随机效应的基 础计数模型中,ZINB 模型的拟合效果最好;而加入随机效应后的基础计数模型,明显提高了整体模型的拟合 精度;在所有模型中,ZINB-mixed 模型的模拟效果最好,可作为林分水平死亡模型的最佳模型。本研究揭示 了德州东部森林中林木死亡的影响因素;以及加入随机效应后的计数模型可以提高模型的拟合精度;筛选出 了最优的林分水平死亡模型;可为有关树木死亡模型的研究提供一种可行性方法;同时,构建的树木死亡模型 有利于评估该研究区影响树木死亡的因子,在一定程度上可以反映森林树木存活的情况,对森林资源的监测 与管理经营具有一定的参考价值。在今后的研究中,可以考虑从分径阶的角度入手,结合样地的随机效应,构 建林木死亡的径阶计数模型,进一步深入研究树木死亡模型。

#### 参考文献(References):

- [1] Yang Y Q, Titus S J, Huang S M. Modeling individual tree mortality for white spruce in Alberta. Ecological Modelling, 2003, 163(3): 209-222.
- [2] Kim M, Lee W K, Choi G M, Song C, Lim C H, Moon J, Piao D F, Kraxner F, Shividenko A, Forsell N. Modeling stand-level mortality based on maximum stem number and seasonal temperature. Forest Ecology and Management, 2017, 386: 37-50.
- [3] Crecente-Campo F, Marshall P, Rodríguez-Soalleiro R. Modeling non-catastrophic individual-tree mortality for *Pinus radiata* plantations in northwestern Spain. Forest Ecology and Management, 2009, 257(6): 1542-1550.
- [4] Groom J D, Hann D W, Temesgen H. Evaluation of mixed-effects models for predicting Douglas-fir mortality. Forest Ecology and Management, 2012, 276: 139-145.
- [5] 李俊杰. 金沟岭云冷杉针阔混交林单木枯损模型研究 [D]. 北京:北京林业大学, 2020.
- [6] Zhao D H, Borders B, Wilson M. Individual-tree diameter growth and mortality models for bottomland mixed-species hardwood stands in the lower Mississippi alluvial valley. Forest Ecology and Management, 2004, 199(2/3): 307-322.
- [7] Dietze M C, Moorcroft P R. Tree mortality in the eastern and central United States: patterns and drivers. Global Change Biology, 2011, 17(11): 3312-3326.
- [8] Rodríguez-Catón M, Villalba R, Srur A, Williams A P. Radial growth patterns associated with tree mortality in *Nothofagus pumilio* forest. Forests, 2019, 10(6): 489.
- [9] 张雄清,王翰琛,鲁乐乐,陈传松,段爱国,张建国.杉木单木枯损率与初植密度、竞争和气候因子的关系.林业科学,2019,55(3): 72-78.
- [10] 向玮, 雷相东, 刘刚, 徐光, 陈光法. 近天然落叶松云冷杉林单木枯损模型研究. 北京林业大学学报, 2008, 30 (6): 90-98.
- [11] 张雄清, 雷渊才, 段爱国, 黄森, 纪鹰翔. 林分动态变化模型研究进展. 世界林业研究, 2013, 26(3): 63-69.
- [12] Affleck D L. Poisson mixture models for regression analysis stand-level mortality. Canadian Journal of Forest Research, 2006, 36 (11): 2994-3006.
- [13] 郭福涛, 胡海清, 金森, 马志海, 张扬. 基于负二项和零膨胀负二项回归模型的大兴安岭地区雷击火与气象因素的关系. 植物生态学报, 2010, 34(5); 571-577.
- [14] Kwak H, Lee W K, Saborowski J, Lee S Y, Won M S, Koo K S, Lee M B, Kim S N. Estimating the spatial pattern of human-caused forest fires using a generalized linear mixed model with spatial autocorrelation in South Korea. International Journal of Geographical Information Science, 2012, 26(9): 1589-1602.
- [15] Xiao Y D, Zhang X Q, Ji P. Modeling forest fire occurrences using count-data mixed models in Qiannan autonomous prefecture of Guizhou Province in China. PLoS One, 2015, 10(3): e0120621.
- [16] Susaeta A, Carter D R, Chang S J, Adams D C. A generalized Reed model with application to wildfire risk in even-aged Southern United States pine plantations. Forest Policy and Economics, 2016, 67: 60-69.
- [17] 张雄清, 雷渊才, 雷相东, 陈永富, 冯森. 基于计数模型方法的林分枯损研究. 林业科学, 2012, 48(8): 54-61.
- [18] 韩培武. 气候敏感的长白落叶松林生长和枯损模型研究 [D]. 北京:北京林业大学, 2020.
- [19] 刘军,潘萍,欧阳勋志,臧颢,郭杨,游景晖.基于零膨胀模型和栅栏模型的赣南杉木林林分枯损模型.江西农业大学学报,2022,44 (6):1428-1437.
- [20] Calama R, Montero G. Interregional nonlinear height-diameter model with random coefficients for stone pine in Spain. Canadian Journal of Forest Research, 2004, 34(1): 150-163.

- [21] Kuehne C, Weiskittel A R, Fraver S, Puettmann K J. Effects of thinning-induced changes in structural heterogeneity on growth, ingrowth, and mortality in secondary coastal Douglas-fir forests. Canadian Journal of Forest Research, 2015, 45(11): 1448-1461.
- [22] Zhang X Q, Lei Y C, Liu X Z. Modeling stand mortality using Poisson mixture models with mixed-effects. iForest-Biogeosciences and Forestry, 2015, 8(3): 333-338.
- [23] 李春明,赵丽芳,李利学.基于混合效应模型和零膨胀模型方法的蒙古栎林分水平枯损模型.林业科学,2019,55(11):27-36.
- [24] 周潇. 含气候因子的华北落叶松单木和林分枯损模型研建 [D]. 太古:山西农业大学, 2021.
- [25] 刘志萍. 极端干旱对美国德克萨斯州东部森林树木死亡率和生物量损失的影响 [D]. 临汾:山西师范大学, 2021.
- [26] Subedi M R, Xi W M, Edgar C B, Rideout-Hanzak S, Yan M. Tree mortality and biomass loss in drought-affected forests of East Texas, USA. Journal of Forestry Research, 2021, 32(1): 67-80.
- [27] 叶荣华. 美国国家森林资源清查体系的新设计. 林业资源管理, 2003, (3): 65-68.
- [28] McRoberts R E. The enhanced forest inventory and analysis program. The enhanced Forest Inventory and Analysis program—National sampling design and estimation procedures, 2005; 11-20.
- [29] Gray A N, Brandeis T J, Shaw J D, McWilliams W H, Miles P D. Forest inventory and analysis database of the United States of America (FIA). Biodiversity & Ecology, 2012, 4: 225-231.
- [30] John R, Dalling J W, Harms K E, Yavitt J B, Stallard R F, Mirabello M, Hubbell S P, Valencia R, Navarrete H, Vallejo M, Foster R B. Soil nutrients influence spatial distributions of tropical tree species. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2007, 104(3): 864-869.
- [31] 杜伟静, 苏志尧, 张璐. 南岭国家级自然保护区森林群落枯立木分布与地形因子的相关性. 福建农林大学学报:自然科学版, 2013, 42 (6); 603-609.
- [32] 童跃伟,项文化,王正文, Walter Durka, MarkusFischer. 地形、邻株植物及自身大小对红楠幼树生长与存活的影响. 生物多样性, 2013, 21(3): 269-277.
- [33] González J G Á, Dorado F C, González A D R, Sánchez C A L, Von Gadow K. A two-step mortality model for even-aged stands of Pinus radiata D. Don in Galicia (Northwestern Spain). Annals of Forest Science, 2004, 61(5): 439-448.
- [34] Stephenson N L, van Mantgem P J, Bunn A G, Bruner H, Harmon M E, O'Connell K B, Urban D L, Franklin J F. Causes and implications of the correlation between forest productivity and tree mortality rates. Ecological Monographs, 2011, 81(4): 527-555.
- [35] 王彬. 贝叶斯框架下秦岭松栎林更新、进界与枯损不确定性建模 [D]. 杨凌:西北农林科技大学, 2021.
- [36] Qiu S, Xu M, Li R Q, Zheng Y P, Clark D E, Cui X, Liu L X, Lai C H, Zhang W, Liu B. Climatic information improves statistical individualtree mortality models for three key species of Sichuan Province, China. Annals of Forest Science, 2015, 72(4): 443-455.
- [37] Zhang X Q, Cao Q V, Duan A G, Zhang J G. Modeling tree mortality in relation to climate, initial planting density, and competition in Chinese fir plantations using a Bayesian logistic multilevel method. Canadian Journal of Forest Research, 2017, 47(9); 1278-1285.
- [38] 闫明, 刘志萍, Mukti Ram Subedi, 梁林峰, 奚为民. 特大干旱对树木死亡的影响——以美国德克萨斯州东部森林为例. 生态学报, 2022, 42(3): 1034-1046.
- [39] 张雄清.北京地区油松林分生长、枯损和进界模型的研究 [D].北京:中国林业科学研究院, 2012.
- [40] 舒兰. 帽儿山天然次生林空间结构与更新计数模型 [D]. 哈尔滨:东北林业大学, 2019.
- [41] 祝子枭. 大兴安岭中部天然落叶松次生林更新影响因素与数量模型 [D]. 哈尔滨:东北林业大学, 2021.
- [42] 周泽宇, 冯林艳, 闫星蓉, 张晓芳, 杨旭平, 符利勇, 张会儒. 华北落叶松人工林林分枯损株数随机效应预测模型. 林业科学, 2022, 58 (10): 67-78.
- [43] 刘妍妍,金光泽. 地形对小兴安岭阔叶红松(Pinus koraiensis)林粗木质残体分布的影响. 生态学报, 2009, 29(3): 1398-1407.
- [44] 常旭东,金光泽. 地形和土壤因子对红松活立木腐朽的影响. 林业科学, 2022, 58(11): 71-82.
- [45] Russo S E, Davies S J, King D A, Tan S. Soil-related performance variation and distributions of tree species in a Bornean rain forest. Journal of Ecology, 2005, 93(5): 879-889.
- [46] Ding J A, Wu Q A, Yan H, Zhang S R. Effects of topographic variations and soil characteristics on plant func-tional traits in a subtropical evergreen broad-leaved forest. Biodiversity Science, 2011, 19(2): 158-167.
- [47] van Mantgem P J, Stephenson N L, Byrne J C, Daniels L D, Franklin J F, Fulë P Z, Harmon M E, Larson A J, Smith J M, Taylor A H, Veblen T T. Widespread increase of tree mortality rates in the western United States. Science, 2009, 323(5913): 521-524.
- [48] Weiskittel A R, Crookston N L, Radtke P J. Linking climate, gross primary productivity, and site index across forests of the western United States. Canadian Journal of Forest Research, 2011, 41(8): 1710-1721.
- [49] Peng C H, Ma Z H, Lei X D, Zhu Q A, Chen H, Wang W F, Liu S R, Li W Z, Fang X Q, Zhou X L. A drought-induced pervasive increase in tree mortality across Canada's boreal forests. Nature Climate Change, 2011, 1(9): 467-471.

- [50] 朱宇. 典型阔叶红松林树木死亡与物种共存研究 [D]. 哈尔滨:东北林业大学, 2018.
- [51] Wang T. Research on the mortality of hybrid larch young plantation. Dissertation, Northeast Forestry University, 2017.
- [52] Caspersen J P. Variation in stand mortality related to successional composition. Forest Ecology and Management, 2004, 200(1/2/3): 149-160.
- [53] Diéguez-Aranda U, Castedo-Dorado F, Álvarez-Gonzúlez J G, Rodríguez-Soalleiro R. Modelling mortality of Scots pine (*Pinus sylvestris* L.) plantations in the northwest of Spain. European Journal of Forest Research, 2005, 124(2): 143-153.
- [54] 李春明. 基于广义线性混合效应模型的蒙古栎林单木枯损建模及影响因子分析. 林业科学研究, 2020, 33(6): 105-113.
- [55] Brown J H, Gillooly J F, Allen A P, Savage V M, West G B. Toward a metabolic theory of ecology. Ecology, 2004, 85(7): 1771-1789.
- [56] 闫明准. 帽儿山地区天然次生林单木生长模型的研究 [D]. 哈尔滨:东北林业大学, 2009.
- [57] 金凤伟,刘微,王黑子来.兴安落叶松人工林单木枯损模型的研究.林业勘查设计,2011,159(3):59-61.
- [58] Li Y, Kang X G, Zhang Q, Guo W W. Modelling tree mortality across diameter classes using mixed-effects zero-inflated models. Journal of Forestry Research, 2020, 31(1): 131-140.
- [59] Ma Z H, Peng C H, Li W Z, Zhu Q A, Wang W F, Song X Z, Liu J W. Modeling individual tree mortality rates using marginal and random effects regression models. Natural Resource Modeling, 2013, 26(2): 131-153.
- [60] Moore J A, Hamilton D A Jr, Xiao Y, Byrne J. Bedrock type significantly affects individual tree mortality for various conifers in the inland Northwest, U.S.A. Canadian Journal of Forest Research, 2004, 34(1): 31-42.
- [61] Zhao D H, Borders B, Wang M L, Kane M. Modeling mortality of second-rotation loblolly pine plantations in the Piedmont/Upper Coastal Plain and Lower Coastal Plain of the southern United States. Forest Ecology and Management, 2007, 252(1/2/3): 132-143.
- [62] Hallinger M, Johansson V, Schmalholz M, Sjöberg S, Ranius T. Factors driving tree mortality in retained forest fragments. Forest Ecology and Management, 2016, 368; 163-172.
- [63] 臧颢. 区域尺度气候敏感的落叶松人工林林分生长模型 [D]. 北京:中国林业科学研究院, 2016.
- [64] 闫明,刘青青,刘志萍,奚为民.干旱和林分因子对树木死亡的影响——以美国德克萨斯州东部国家森林为例.应用生态学报,2022,33 (11):2897-2906.
- [65] 罗丹丹, 王传宽, 金鹰. 木本植物水力系统对干旱胁迫的响应机制. 植物生态学报, 2021, 45(9): 925-941.