

DOI:10.13275/j.cnki.lykxyj.2020.06.013

# 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

李春明<sup>1,2\*</sup>

(1. 中国林业科学研究院资源信息研究所 北京 100091; 2. 国家林业和草原局森林经营与生长模拟重点实验室 北京 100091)

**摘要:** [目的] 通过基于广义线性混合效应模型的方法, 建立枯损模型, 提高枯损模拟和预测精度。[方法] 以1995年在吉林省布设的295块蒙古栎永久样地作为研究对象, 基于logistic回归及广义线性混合效应模型方法, 考虑单木、林分、气象及立地等因子对枯损的影响, 构建单木水平枯损模型。并与传统广义线性模型方法进行比较, 采用验证数据进行精度验证。[结果] 表明: 与固定效应模型相比, 考虑样地水平随机效应后, 模型的模拟精度获得极大的提高, 并且达到极显著程度; 在截距和胸径变量上考虑随机效应的模型模拟精度最高; 对单木枯损有重要影响的因子中, 林分公顷断面积、林分平均年龄及年平均夏季(5—9月)降水量(MSP)与单木枯损概率呈负相关, 大于对象木断面积、林分公顷株数、气象因子中的年平均温度(MAT)及上一年8月至当年7月的降雪量(PAS)与单木枯损概率呈正相关, 初始单木胸径对枯损的影响比较复杂, 要和其他因子结合起来分析。[结论] 甄别影响单木枯损的不同来源及重要影响因素, 有助于进一步制定科学的森林经营措施。

**关键词:** 广义线性混合效应模型; 单木; 枯损; 蒙古栎; logistic模型

**中图分类号:** S757.2

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1001-1498(2020)06-0105-09

作为生态过程中不可或缺的组成部分, 林木枯损被认为是森林生态系统中极其关键, 却又知之甚少的森林动态过程<sup>[1]</sup>。单木枯损模型能够对每株树木的生长状况进行模拟, 诸多学者利用多种数据和方法构建了大量的单木枯损模型。传统的经验方程, 如指数方程和Weibull方程等, 主要是通过建立枯损与协变量的回归方程来预测未来树木的枯损概率<sup>[2-3]</sup>。由于每株树木只包括枯损和存活两种结局, 是典型的二分类数据, 上述传统的经验方程在估计枯损时效果并不理想。而Logistic回归方法对于二分类数据具有先天的优势, 与传统的经验方程相比, 模拟林木的枯损有较好的适用性, 已经被广泛应用<sup>[4-5]</sup>。

在构建单木枯损模型时, 以往基于Logistic回

归方法的枯损模型只反映枯损林木总体的平均变化规律, 忽略了样地之间及林木个体之间的差异, 也没有考虑数据间的时空序列相关性, 势必会对模型的准确性造成影响<sup>[6]</sup>。混合效应模型由固定效应和随机效应两部分组成, 既可以反映总体的平均变化趋势, 又可以提供数据方差、协方差等多种信息来反映个体之间的差异。另外, 在处理连续观测数据存在的序列相关性等问题时具有其他模型无法比拟的优势<sup>[7]</sup>。因此一些学者开始尝试利用广义线性混合效应模型来构建单木枯损模型<sup>[7-9]</sup>。研究结果表明: 与传统的Logistic回归方法相比, 基于广义线性混合效应模型方法的枯损模型明显提高了模拟和预测精度。

影响单木枯损的因素很多, 主要包括单木因

收稿日期: 2020-04-08 修回日期: 2020-06-08

基金项目: 国家自然科学基金面上项目“基于混合效应模型的联立方程组及概率分布模型在模拟森林生长中的方法研究”(31570625)

\* 通讯作者: 李春明, E-mail: lichunm@ifrit.ac.cn

子、林分因子、立地因子、气象因子以及这些因子的交互作用。单木因子主要包括林木本身的生长和遗传特性。林分因子方面,主要包括林分密度、竞争指数、林分生产力及林分结构等,多数情况下被同时考虑或考虑其中几个因子<sup>[10-13]</sup>。立地因子,主要考虑坡度、坡向、海拔及其数学变化形式对枯损的影响<sup>[8]</sup>。气象因子方面,主要考虑温度、降水量、霜冻及干旱等对枯损的影响<sup>[1, 14-16]</sup>。在实际情况中,树木的枯损可能会由于多种原因同时发生,例如林分因子、立地因子及气象因子的相互作用等<sup>[17]</sup>。

蒙古栎 (*Quercus mongolica* Fisch. ex Ledeb) 是我国东北林区中主要的天然树种<sup>[18]</sup>。研究蒙古栎林的枯损和存活状态,构建蒙古栎林的单木枯损模型对于构建林分生长和收获模型具有重要意义。马武等<sup>[19]</sup>以蒙古栎天然林为研究对象,基于吉林省汪清林业局 195 块固定样地数据,采用二分类的 Logistic 回归方法建立了蒙古栎天然林的单木枯损模型,但没有考虑枯损数据存在的样地和个体之间的差异和多次测量的时间序列相关性。本研究以吉林省东南部地区的 295 块蒙古栎林固定样地多次观测数据为研究对象,把数据分成两部分,一部分为模拟数据(约 80%),共计 236 块样地 38 096 条单木记录,一部分为验证数据(约 20%),共计 59 块样地 9 674 条单木记录。基于 Logistic 回归及广义线性混合效应模型方法,考虑单木和林分因子,立地因子和气象因子的影响,构建单木枯损模型,并与不考虑随机效应的传统方法进行比较,然后采用验证数据进行精度验证。

## 1 数据来源

本研究选择吉林省 295 块蒙古栎样地数据,样地大小为 0.06 hm<sup>2</sup>。样地中蒙古栎为优势树种,其他主要树种还包括云杉 (*Picea jazoensis* Nakai)、白桦 (*Betula platyphylla* Suk.)、红松 (*Pinus koraiensis* Sieb. et Zucc.)、水曲柳 (*Fraxinus mandshurica* Rupr.) 和冷杉 (*Abies nephrolepis* (Trautv.) Maxim) 等。调查的样地因子主要包括起源、优势树种、平均林龄、平均树高、郁闭度、海拔、坡度、坡向及坡位等因子。单木因子包括对胸径大于 5 cm 的树木进行每木检尺,枯损木的标记和记录。外业调查结束后进行林分公顷株数、公顷断面积、大于对象木断面积等指标的计算。建模数据采用 1999 年和 2009 年观测的林分因子数据。枯损树木的记录分

别是 1999 年观测(没有枯损)—2004 年观测(枯损)和 2009 年观测(没有枯损)—2014 年观测(枯损)的数据。而验证数据采用的是 2004 年观测数据。具体的单木因子、样地因子及立地因子见表 1。气象因子利用 ClimateAP v2.10 软件<sup>[20]</sup>,通过输入各样地的空间位置坐标和海拔,然后获取各样地每年的各类气象因子变量,最后对每 5 年的变量进行平均计算。气象因子分别对应的是 1999—2004 年和 2009—2014 年平均数据,具体因子见表 2。

## 2 研究方法

### 2.1 主要影响因子选择

首先把单木、样地、立地和气象等因子加入到模型中,逐步剔除差异不显著 ( $p > 0.05$ ) 以及存在多重共线性问题(方差膨胀因子  $> 5$ ) 的影响因子。本研究主要的候选因子包括单木初始胸径、单木初始胸径的自然对数、单木初始胸径的平方、单木初始胸径与林分平均胸径的比值、大于对象木断面积、林分算术平均直径、林分平方平均直径、林分公顷断面积、林分公顷株数、平均年龄、郁闭度、坡度 (slope)、坡向 (aspect)、海拔 (elevation)、SIC 值 ( $SIC = \tan(\text{slope}) \times \cos(\text{aspect})$ )、CE 值 ( $CE = \cos(\text{aspect}) \times \ln(\text{elevation})$ )、年平均温度 (MAT)、最暖月平均气温 (MWMT)、最冷月平均气温 (MCMT)、年平均降水量 (MAP)、年平均夏季 (5—9 月) 降水量 (MSP)、无霜期天数 (NFFD) 和上一年 8 月至当年 7 月的降雪量 (PAS) 等 23 个影响因子。

### 2.2 广义线性混合效应模型及评价方法

广义线性混合效应模型 (GLMM) 通过在线性预测部分引入随机效应参数而推广的广义线性模型 (GLM)<sup>[21]</sup>。本研究基于 Logistic 回归的广义线性混合效应模型在截距和参数系数上考虑随机效应,利用 SAS 9.4 的 PROC NLMIXED 模块来估计广义线性混合效应模型的待估参数。

AIC 信息准则、BIC 信息准则和  $-2 \times \text{对数似然值}$  ( $-2 \text{Log}L$ ) 这 3 个值经常被用来比较不同模型之间的拟合效果,这 3 个值越小,说明模型的模拟效果越好<sup>[22]</sup>。似然比卡方检验 (LRT) 被用来比较模型之间的差异显著程度<sup>[23]</sup>。

AUC 值是 ROC 曲线下方的面积,能够描述 Logistic 回归模型的辨别能力,被广泛用来评价单木枯损模型的特异性和敏感性。AUC 值越大,说

表1 样地各调查因子统计  
Table 1 The statistics of plot factors

影响因子 Effect factors	统计指标 Statistics indicator	平均值 Mean (标准差 Standard error)	最大值 Max value	最小值 Min value		
单木和林分因子 Stand and tree factor	1999	胸径 D/cm	12.7(7.5)	82.7	5.0	
		林分平均直径 Dg/cm	15.3(4.2)	30.9	6.3	
		公顷断面积 Basal area/(m <sup>2</sup> ·hm <sup>-2</sup> )	22.9(9.4)	57.7	3.0	
		公顷株数 Number of stems/(stems·hm <sup>-2</sup> )	1343(621)	3317	250	
		郁闭度 Canopy density	0.9(0.2)	1.0	0.5	
		平均林龄 Mean age/a	60(25)	154	14	
		公顷枯损株数 Number of mortality stems/(stems·hm <sup>-2</sup> )	88(78)	367	17	
		2004	胸径 D/cm	12.9(7.6)	83.6	5.0
		林分平均直径 Dg/cm	15.7(4.1)	31.3	6.3	
		公顷断面积 Basal area/(m <sup>2</sup> ·hm <sup>-2</sup> )	24.1(8.8)	59.7	3.8	
		公顷株数 Number of mortality stems/(stems·hm <sup>-2</sup> )	1370(618)	3250	350	
		郁闭度 Canopy density	0.9(0.1)	1.0	0.6	
		平均林龄 Mean age/a	61(24)	159	19	
		公顷枯损株数 Number of mortality stems/(stems·hm <sup>-2</sup> )	117(97)	600	17	
立地因子 site factor	2009	胸径 D/cm	13.5(8.0)	84.9	5.0	
		林分平均直径 Dg/cm	16.5(4.1)	32.6	6.6	
		公顷断面积 Basal area/(m <sup>2</sup> ·hm <sup>-2</sup> )	26.2(8.5)	61.2	7.3	
		公顷株数 Number of mortality stems/(stems·hm <sup>-2</sup> )	1347(584)	3550	367	
		郁闭度 Canopy density	0.9(0.1)	1.0	0.6	
		平均林龄 Mean age/a	65(24)	164	19	
		公顷枯损株数 Number of mortality stems/(stems·hm <sup>-2</sup> )	127(95)	650	17	
		海拔 Elevator/m	596(196)	1280	100	
		坡度 Slope(°)	21(9)	45	0	
		坡向 Aspect	按方位角从0~360度, 共分成9个坡向			

表2 主要气象变量统计  
Table 2 The statistical table of main climate variables

气象因子	Climate factors	最小 Min	最大 Max	平均 Mean
年平均温度(MAT)	Mean annual temperature/°C	1.3	6.6	3.9
最暖月平均气温(MWMT)	Mean warmest month temperature/°C	18.3	23.6	20.9
最冷月平均气温(MCMT)	Mean coldest month temperature/°C	-19.0	-11.5	-16.1
年平均降水量(MAP)	Mean annual precipitation/mm	499	1139	676
年平均夏季(5—9月)降水量(MSP)	Mean annual summer (May to Sept.) precipitation/mm	390	884	527
无霜期天数(NFFD)	The number of frost-free days	155	197	175
上一年8月至当年7月的降雪量(PAS)	Precipitation as snow between August in previous year and July in current year/mm	35	155	68

明模型的特异性和敏感性越好, 具体计算方法见 Fielding and Bell<sup>[24]</sup>。

### 2.3 阈值确定

在利用枯损模型来判断林木是否枯损前需要科

学合理的确定阈值。确定阈值的主要方法包括传统阈值、随机阈值、错误分类率(MCR)最低阈值和割点阈值等<sup>[9, 25]</sup>。传统阈值通常选择0.5, 该值仅适用于枯损木与存活木相近的情况, 实际上枯损

是小概率事件；随机阈值选择灵敏度与特异度曲线交叉时的阈值为最佳阈值；割点阈值选取林分各个样地枯损率的平均值作为最佳阈值<sup>[26]</sup>。本研究选择了随机阈值、错误分类率最低阈值和割点阈值等3种阈值确定方法，来确定最佳阈值。

### 3 结果与分析

通过筛选，最后单木初始胸径、大于对象木断面积、林分公顷断面积、林分公顷株数和林分平均年龄，气象因子中的年平均温度（MAT）、年平均夏季（5—9月）降水量（MSP）、上一年8月至当年7月的降雪量（PAS）等因子，被保留在基础模型中。

在 Logistic 模型的基础上，考虑样地水平、单木水平及两水平（样地内嵌套单木水平）的随机效应（分随机截距效应和随机系数效应两种情况）。

在考虑单木水平时只有在截距上收敛，但是其 *AIC*、*BIC* 和  $-2\text{Log}L$  值分别是 18 559、18 639 和 18 539，远远高于固定效应模型。在考虑两水平效应时，无论什么情况，模型均不能够收敛。在考虑样地水平随机系数效应时，3 个参数以上的随机效应均不收敛，考虑 2 个参数时，只有两种情况收敛，第一种是同时在截距和胸径两个参数上考虑随机效应，第二种是同时在截距和大于对象木断面积时，模型能够收敛。具体模拟和计算的 *AIC*、*BIC*、 $-2\text{Log}L$ 、*LRT*、*AUC* 值和参数的估计值见表 3。表 3 中，M1 为传统 Logistic 回归模型，M2 为在截距上考虑随机效应的混合效应模型，M3 为在截距和胸径变量上同时考虑随机效应的混合效应模型，M4 为在截距和大于对象木断面积变量上同时考虑随机效应的混合效应模型。

表 3 基于广义线性模型方法和广义线性混合效应模型方法的单木枯损模型模拟结果

Table 3 The result of parameter estimate based on generalized linear model and generalized linear mixed model in tree mortality

变量 Variable	固定效应 Fixed effects M1	随机截距效应 Random effect M2	截距 + 胸径随机系数效应 Intercept + D M3	截距 + 大于对象木断面积 随机系数效应 Intercept + Bal M4
截距 Intercept	-3.412 0(0.263 6)***	-5.544 7(0.703 5)***	-4.892 0(0.735 9)***	-6.690 3(0.850 9)***
单木初始胸径 D	0.074 7(0.009 8)***	0.032 9(0.011 8)**	-0.033 8(0.013 4)	-0.001 4(0.013 9)
大于对象木断面积 Bal	4.979 1(0.235 2)***	4.514 0(0.244 0)***	3.975 3(3.975 3)***	4.321 2(0.323 5)***
公顷断面积 Basal area	-0.261 8(0.014 8)***	-0.239 7(0.018 1)***	-0.195 0(0.021 9)***	-0.217 7(0.022 0)***
公顷株数 N	0.225 3(0.051 1)***	0.513 9(0.122 6)***	0.306 8(0.131 3)*	0.617 2(0.141 5)***
平均林龄 a	-0.016 8(0.001 5)***	-0.011 9(0.003 4)***	-0.012 8(0.003 5)***	-0.009 1(0.003 9)*
年平均温度 MAT	0.161 7(0.034 3)***	0.238 1(0.101 2)*	0.225 8(0.104 5)*	0.354 0(0.116 4)*
年平均夏季(5—9月)降水量 MSP	-0.002 8(0.000 4)***	-0.003 9(0.000 6)***	-0.004 3(0.000 6)***	-0.003 1(0.000 7)***
上一年8月至当年7月的降雪量 PAS	0.023 4(0.001 8)***	0.051 6(0.003 2)***	0.053 0(0.003 3)***	0.053 8(0.003 5)***
<i>AIC</i>	15 347	14 566	14 417	14 433
<i>BIC</i>	15 424	14 601	14 459	14 474
$-2\text{Log}L$	15 329	14 546	14 393	14 409
<i>AUC</i>	0.779	0.838	0.852	0.850
<i>LRT</i>		M1/M2( <i>LRT</i> = 783, $p < 0.001$ )	M2/M3( <i>LRT</i> = 153, $p < 0.001$ )	M2/M4( <i>LRT</i> = 137, $p < 0.001$ )
随机效应方差矩阵 D		0.968 5	$\begin{bmatrix} 2.905 0 & -0.165 3 \\ -0.165 3 & 0.014 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 7.333 6 & -4.458 8 \\ -4.458 8 & 3.139 5 \end{bmatrix}$

注：\*为  $p < 0.05$ ；\*\*为  $p < 0.01$ ；\*\*\*为  $p < 0.001$ 。M1~M4为相对应的模型编号。

Note: \*is  $p < 0.05$ ; \*\*is  $p < 0.01$ ; \*\*\*is  $p < 0.001$ . M1~M4 is corresponding model number.

表 3 的模拟结果表明，当模型考虑了样地的随机效应后，*AIC*、*BIC*、 $-2\text{Log}L$  值均比没考虑样地的随机效应值要小，说明在构建单木枯损模型时考

虑随机效应的模拟效果要优于不考虑随机效应的模型。利用 *LRT* 对不同的模型进行方差分析，考虑样地随机效应后，与固定效应模型相比，差异均达



到极显著水平 ( $p < 0.001$ )；当同时考虑截距和随机系数效应后比单独考虑随机截距效应，模型的模拟效果要好，差异也达到极显著 ( $p < 0.001$ )。在胸径和截距上考虑随机效应的  $AIC$ 、 $BIC$ 、 $-2\text{Log}L$  等 3 个指标值最小，说明 M3 的模拟效果最好。在本研究中，M3 的  $AUC$  值等于  $0.852 > M4 (0.850) > M2 (0.838) > M1 (0.779)$ ，也说明 M3 模型是构建蒙古栎单木枯损模型的最优模型。

### 3.1 单木和林分因子对枯损的影响

从表 3 可知，M1 和 M2 中单木初始胸径值与枯损概率呈正比，而 M3 和 M4 中单木初始胸径值与枯损概率呈反比，说明单纯一个胸径因子不足以表述单个林木在林分中的地位和状态。大于对象木断面积与枯损概率呈正比，说明大于对象木断面积值越小，处于竞争的优势，不容易发生枯损，这与林分中现实情况相符。林分公顷断面积与单木枯损概率呈反比，反映了在给定同样公顷株数的林分条件下，随着林分公顷断面积增加，林分内的树木胸径更大，处于竞争的优势，则枯损概率降低。林分平均年龄与单木枯损概率呈反比，说明枯损容易在幼龄林而发生，而随着林分的生长和成熟，林木胸

径变大，枯损概率降低，林木也不易发生枯损。林分公顷株数与单木枯损概率呈正比，说明在密度大的林分，林木之间对于光、热、水肥等营养的竞争更加激烈，林木容易发生枯损。

### 3.2 气象因子对枯损的影响

在表 3 的模拟结果中，年平均温度 (MAT)、年平均夏季 (5—9 月) 降水量 (MSP)、上一年 8 月至当年 7 月的降雪量 (PAS) 对枯损有明显的影响。MAT 与单木枯损概率呈正相关，同样 PAS 也与单木枯损概率呈正相关。而 MSP 与单木枯损概率呈负相关。气象因子的影响说明，气候变化引起的干旱或霜冻对单木枯损有重要的影响。

### 3.3 阈值分析

根据相应的阈值标准，本研究枯损株数与总林木株数的比为 0.06，则割点阈值选择为  $A = 0.06$ 。而传统阈值 0.5 被舍去。图 1 列出了随机阈值和错误分类率最小的阈值。其中基础模型 (M1) 的随机阈值为  $B = 0.08$ ，而错误分类率最低阈值为  $C = 0.07$  (图 1(a))。混合模型 (M3) 的随机阈值为  $B = 0.07$ ，而错误分类率最低阈值为  $C = 0.06$  (图 1(b))。

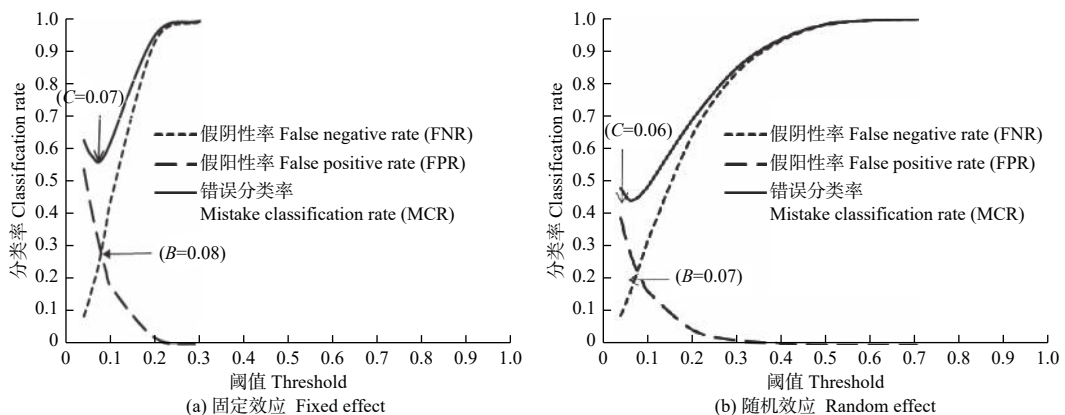


图 1 蒙古栎混交林枯损模型阈值点与分类率关系

Fig. 1 Relationship of classification rate and threshold for the mortality model of Mongolian oak

表 4 表明，基础模型 (M1) 中，当阈值为 0.06 时枯损的准确分类率 ( $TPR$ ) 最高，为 81.9%，当阈值为 0.08 时，存活的准确分类率 ( $TNR$ ) 最高，为 72.7%；混合模型 (M3) 中，当阈值为 0.06 时枯损的准确分类率 ( $TPR$ ) 最高，为 84.1%，当阈值为 0.07 时，存活的准确分类率 ( $TNR$ ) 最高，为 75.4%。在考虑混合效应后，无论阈值为 0.06、0.07 或 0.08，枯损和存活的准确分类率均高于基础模型，而枯损和存活的错误分类率均低于基础模

型。通过计算总正确分类率 ( $ACR$ )，基础模型阈值为 0.08 时，总正确分类率最高，为 72.6%；混合模型阈值为 0.07 时，总正确分类率最高，为 75.7%。因此可以选择灵敏度与特异度曲线交叉时的阈值 (随机阈值) 作为最佳阈值。

### 3.4 模拟验证

根据表 3 的模拟结果，分别利用 M1 和 M3 模型形式对验证数据每株树木进行枯损概率的计算，最后计算各自的  $AUC$  值，并比较各模型的灵敏

表4 蒙古栎混交林单木枯损模型阈值预测列联表分析结果  
Table 4 Confusion matrix result of tree mortality model of Mongolian oak

列联表分析 Confusion matrix analysis		阈值分析结果 The result of threshold			
		Positive1 = 枯损 Dead		Negative0 = 存活 Living	
预测分类变量 Classification of predicted variety	Positive1 = 枯损 Dead	TPR(M1)	81.9%(A = 0.06)	FPR(M1)	39.3%(A = 0.06)
			70.6%(B = 0.08)		27.3%(B = 0.08)
			77.3%(C = 0.07)		33.2%(C = 0.07)
		TPR(M3)	84.1%(A = C = 0.06)	FPR(M3)	28.4%(A = C = 0.06)
			80.4%(B = 0.07)		24.6%(B = 0.07)
			18.1%(A = 0.06)		60.7%(A = 0.06)
	Negative0 = 存活 Living	FNR(M1)	29.4%(B = 0.08)	TNR(M1)	72.7%(B = 0.08)
			22.7%(C = 0.07)		66.9%(C = 0.07)
			15.9%(A = C = 0.06)		71.6%(A = C = 0.06)
		FNR(M3)	20.0%(B = 0.07)	TNR(M3)	75.4%(B = 0.07)
			62.0%(A = 0.06)		57.4%(A = 0.06)
			72.4%(A = C = 0.06)		44.3%(A = C = 0.06)
基础模型 Fixed model(M1)	ACR	72.6%(B = 0.08)	MCR	56.7%(B = 0.08)	
		67.5%(C = 0.07)		55.7%(C = 0.07)	
混合模型 Mixed model(M3)	ACR	72.4%(A = C = 0.06)	MCR	44.3%(A = C = 0.06)	
		75.7%(B = 0.07)		44.5%(B = 0.07)	

度。其中，M3 的模型形式，由于考虑了样地的随机效应，则首先要求出验证数据中样地的随机效应参数值，然后再计算枯损概率。随机效应参数计算方法可参考 Vonesh and Chinchilli<sup>[27]</sup>。

最后计算出 M1 模型的 AUC 值为 0.763，M3 模型的 AUC 值为 0.766。计算结果表明，在截距和胸径上同时考虑随机效应的 M3 模型的 AUC 值高于 M1 模型的 AUC 值，说明 M3 模型的灵敏性和特异性要好于 M1 模型，这与模拟数据中的结论一致。

## 4 讨论

(1) 在本研究中，单木枯损模型不仅存在着样地效应，而且还存在着单木水平上的效应。在模型中已经包含了单木的初始胸径，再考虑单木水平的随机效应，通常情况下（经验）精度会有所提高，但在本研究中精度并没有提高，相反还远远降低。造成的主要原因是在模型中已经包含了单木的初始胸径，另外涉及到模型的复杂性问题，不一定能提高精度。因此再考虑单木水平的随机效应，在实际中对于预测并不现实也没有意义。另外，在预测单木枯损概率时，如果有先验信息被利用，则可以估计随机效应参数值，这样就能够提高模型的

估计和预测精度<sup>[28]</sup>。

(2) 一般来讲在一个林分内，胸径大的树木在林分中处于竞争有利的地位，而胸径小的树木处于不利地位，就容易枯损<sup>[29]</sup>。但是在本研究中，M1 和 M2 模型中单木初始胸径与枯损概率呈正比，M3 和 M4 模型中单木初始胸径与枯损概率呈反比。除了数据本身和统计方面的原因外，也说明单纯一个胸径因子不足以表述单个林木在林分中的地位和状态，例如一个林分内都是胸径小的林木，或者是都是胸径大的林木，则造成个别林木枯损的原因就不是林木本身的大小，而是其他原因，例如病虫害会造成很多大树死亡。大于对象木断面积反映林木的竞争状态，在同一林分内胸径小的树木，大于对象木断面积值就大，处于竞争的劣势。林分公顷断面积把单木大小和密度结合起来，是一个很好的表达林分拥挤程度的指标，能够反映系统性竞争<sup>[30]</sup>。与林龄类似，林分公顷断面积与单木枯损呈反比，幼、中龄林株数多但断面积小竞争激烈，近熟林以上就已经过了竞争激烈的阶段，林木枯损逐渐变少。林分公顷株数是一个重要的影响因子，在给定年龄和地位指数条件下，林分密度越大，树木越容易枯损<sup>[4]</sup>，这给森林经营者在制定森林采伐方案及时间上提供了很好的科学依据。本研究通过逐

步回归方法, 林龄保留在模型中, 意味着随着林龄的增加枯损率降低, 间接的说明枯损极易发生在密度大的幼龄林里, 随着林分的生长和稳定, 枯损率逐渐降低。

(3) 随着全球气候的变化及极端天气的经常出现, 气象因子与枯损也具有直接的关系。与林分因子相比, 本研究中的3个气象因子对枯损的影响要略微小一些, 这可能是由于林木本身的特性及林分密度折中了一部分气象因子的影响。与很多学者的研究结论一致, 年平均温度与枯损率呈正比<sup>[31-32]</sup>。年平均夏季(5—9月)降水量(MSP)与枯损率呈反比, 说明随着温度的升高, 夏季降水量的降低, 容易引起干旱, 进而会增加树木枯损的概率。一般情况下, 冬季降雪量是一个降水量指标, 其值的增加会降低枯损的发生, 但本研究中恰好相反, PAS与枯损呈正比, 可能的原因是吉林东南部随着冬季降雪量的增加会增加局部冻害发生的概率, 增加了树木枯损的概率。

(4) 本研究虽然考虑了立地因子的影响, 但是在逐步回归过程中, 都因为不显著而被移除出模型。不显著的原因可能是数据主要来源于吉林省东南部地区, 局部的海拔和坡度差别小。本研究由于没有优势木平均高数据, 无法计算地位指数而被舍弃。但是并不能说明地位指数对枯损没有影响。阈值分析是研究枯损时十分重要的工作, 能够有效提高模型的判别精度。最佳阈值点并不一定是枯损正确率最高的阈值点, 不仅要考虑枯损判断正确率, 还要考虑存活树木的判断正确率, 否则会有很多实际存活的树木被错误地判断为死亡树木, 反之亦然。本研究在确定阈值时, 确定灵敏度与特异度的交点为最佳阈值点, 这与Chen等<sup>[33]</sup>的结论一致。本研究中平均枯损率为0.06, 与最佳阈值点明显接近, 在实际中为了方便也可直接作为最佳阈值点。

## 5 结论

研究表明, 单木初始胸径对枯损的影响比较复杂, 要结合具体林龄等因素综合考虑。大于对象木断面面积值越小, 林分公顷株数越小, 林分公顷断面面积和林龄越大, 单木枯损率越低。年平均温度(MAT)越高, 年平均夏季(5—9月)降水量(MSP)越低, 上一年8月至当年7月的降雪量(PAS)越大, 单木枯损率越高。当模型考虑了样

地的随机效应后, AIC、BIC、-2LogL值均比没考虑样地的随机效应值要小; 当同时考虑截距和随机系数效应后比单独考虑随机截距效应模型的模拟效果要好, 差异达到极显著( $p < 0.001$ )。在胸径和截距上考虑随机效应的AIC、BIC、-2LogL等3个指标值最小, 模型的模拟效果最好, 而AUC值最大, 达到0.852。验证数据也支持上述结论。最佳阈值的确定能够同时提高树木枯损和存活的预测准确性。

## 参考文献:

- [1] Vanoni M, Bugmann H, Nötzli M, et al. Drought and frost contribute to abrupt growth decreases before tree mortality in nine temperate tree species[J]. *Forest Ecology and Management*, 2016, 382(2): 51-63.
- [2] 胡晓龙. 林分枯损模型的研究[J]. *林业科学研究*, 1996, 9(5): 86-90.
- [3] Kobe R K, Coates K D. Models of sapling mortality as a function of growth to characterize inter-specific variation in shade tolerance of eight tree species of northwestern British Columbia[J]. *Canadian Journal of Forest Research*, 1997, 27(2): 227-236.
- [4] Zhao D, Borders B, Wang M, et al. Modeling mortality of second-rotation loblolly pine plantations in the Piedmont/ Upper Coastal Plain and Lower Coastal Plain of the southern United States[J]. *Forest Ecology and Management*, 2007, 252(1-3): 132-143.
- [5] Boeck A, Dieler J, Biber P, et al. Predicting tree mortality for European beech in southern Germany using spatially explicit competition indices[J]. *Forest Science*, 2014, 60(4): 613-622.
- [6] Fortin M, Bédard S, DeBlois J, et al. Predicting individual tree mortality in northern hardwood stands under uneven-aged management in southern Québec, Canada[J]. *Annual of Forest Science*, 2008, 65(2): 205-217.
- [7] Groom J D, Hann D W, Temesgen H. Evaluation of mixed-effects models for predicting Douglas-fir mortality[J]. *Forest Ecology and Management*, 2012, 276(2): 139-145.
- [8] Wu H, Franklin S B, Liu J M, et al. Relative importance of density dependence and topography on tree mortality in a subtropical mountain forest[J]. *Forest Ecology and Management*, 2017, 384(2): 169-179.
- [9] 王涛, 董利虎, 李凤日. 基于混合效应的杂种落叶松人工幼龄林单木枯损模型[J]. *北京林业大学学报*, 2018, 40(10): 1-12.
- [10] Yao X H, Titus S J, Ellen MacDonald S. A generalized logistic model of individual tree mortality for aspen, white spruce, and lodgepole pine in Alberta mixed wood forests[J]. *Canadian Journal of Forest Research*, 2001, 31(2): 283-291.
- [11] Sikström Ulf, Jansson G, Weslien J. Predicting the mortality of *Pinus sylvestris* attacked by *Gremmeniella abietina* and occurrence of *Tomicus piniperda* colonization[J]. *Canadian Journal of Forest Re-*

- search, 2005, 35(5): 860-867.
- [12] Das A, Battles J, Stephenson N L, *et al.* The contribution of competition to tree mortality in old-growth coniferous forests[J]. *Forest Ecology and Management*, 2011, 261(1): 1203-1213.
- [13] Hurst J M, Stewart G H, Perry G L, *et al.* Determinants of tree mortality in mixed old-growth *Nothofagus* forest[J]. *Forest Ecology and Management*, 2012, 270(2): 189-199.
- [14] Wang W F, Peng C H, Kneeshaw D D, *et al.* Drought-induced tree mortality: ecological consequences, causes, and modeling[J]. *Environment Revive*, 2012, 20(2): 109-121.
- [15] Yaussy D A, Iverson L R, Matthews S N. Competition and climate affects US hardwood-forest tree mortality[J]. *Forest Science*, 2012, 59(4): 416-430.
- [16] Zhang X Q, Cao Q V, Duan A G, *et al.* Modeling tree mortality in relation to climate, initial planting density, and competition in Chinese fir plantations using a Bayesian logistic multilevel method[J]. *Canadian Journal of Forest Research*, 2017, 47(9): 1278-1285.
- [17] Sproull G J, Adamus M, Bukowski M, *et al.* Tree and stand-level patterns and predictors of Norway spruce mortality caused by bark beetle infestation in the Tatra Mountains[J]. *Forest Ecology and Management*, 2015, 354(2): 261-271.
- [18] 于顺利, 马克平, 陈灵芝, 等. 蒙古栎及蒙古栎林的研究概况[C]. 面向21世纪的中国生物多样性保护-第三届全国生物多样性保护与持续利用研讨会论文集, 1998: 436-443.
- [19] 马 武, 雷相东, 徐 光, 等. 蒙古栎天然林单木生长模型研究—Ⅲ. 单木枯死模型[J]. *西北农林科技大学学报: 自然科学版*, 2015, 43(4): 59-64, 72.
- [20] Wang T, Wang G, Innes J L, *et al.* ClimateAP: an application for dynamic local downscaling of historical and future climate data in Asia Pacific[J]. *Front Agriculture Science Engineer*, 2017, 4(4): 448-458.
- [21] 康萌萌. 广义线性混合模型及其SAS实现[J]. *统计教育*, 2009, 121(10): 50-54.
- [22] Burnham K P, Anderson D R. *Model Selection and Multi-model Inference: A Practical Information-theoretic Approach*, 2nd edn[M]. Springer, 2002, New York.
- [23] 李春明. 基于两层线性混合效应模型的杉木林单木胸径生长量模型[J]. *林业科学*, 2012, 48(3): 66-73.
- [24] Fielding A H, Bell J F. A review of methods for the assessment of prediction errors in conservation presence/absence models[J]. *Environment Conserve*, 1997, 24(1): 38-49.
- [25] Monserud R A, Sterba H. Modeling individual tree mortality for Austrian forest species[J]. *Forest Ecology and Management*, 1999, 113(2-3): 109-123.
- [26] Ganio L M, Progar R A. Mortality predictions of fire-injured large Douglas-fir and ponderosa pine in Oregon and Washington, USA[J]. *Forest Ecology and Management*, 2017, 390(2): 47-67.
- [27] Vonesh E F, Chinchilli V M. *Linear and Nonlinear Models for the Analysis of Repeated Measurements*[M]. New York: Marcel Dekker, 1997.
- [28] Temesgen H, Monleon V J, Hann D W. Analysis and comparison of nonlinear tree height prediction strategies for Douglas-fir forests[J]. *Canadian Journal of Forest Research*, 2008, 38(7): 553-565.
- [29] Csilléry K, Seignobosc M, Lafond V. Estimating long-term tree mortality rate time series by combining data from periodic inventories and harvest reports in a Bayesian state-space model[J]. *Forest Ecology and Management*, 2013, 292(2): 64-74.
- [30] Yang Y, Titus S J, Huang S. Modeling individual tree mortality for white spruce in Alberta[J]. *Ecological Modeling*, 2003, 163(3): 209-222.
- [31] Allen C D, Macalady A K, Chenchouni H, *et al.* A global overview of drought and heat-induced tree mortality reveals emerging climate change risks for forests[J]. *Forest Ecology and Management*, 2010, 259(4): 660-684.
- [32] Zhang X, Lei Y, Pang Y, *et al.* Tree mortality in response to climate change induced drought across Beijing, China[J]. *Climate Change*, 2014, 124(1-2): 179-190.
- [33] Chen C, Weiskittel A, Bataineh M, *et al.* Even low levels of spruce budworm defoliation affect mortality and ingrowth but net growth is more driven by competition[J]. *Canadian Journal of Forest Research*, 2017, 47(11): 1546-1556.



# Modeling of Individual Tree Mortality and Analysis of Influence Factor in Mongolian Oak Stand Based on Generalized Linear Mixed Effect Model

LI Chun-ming<sup>1,2</sup>

(1. Research Institute of Forest Resource Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China; 2. Key Laboratory of Forest Management and Growth Modelling, National Forestry and Grassland Administration, Beijing 100091, China)

**Abstract:** [Objective] To establish a mortality model so based on the generalized linear mixed effect model so as to improve the precision of simulation and prediction. [Method] On 295 permanent plots established in 1995 at Mongolian oak (*Quercus mongolica*) natural forest in Jilin province, the individual tree-level mortality model was established taking the effects of stand characteristics, climate, and site type variables into consideration based on logistic regression and generalized linear mixed effect model. The fit of model was compared with conventional generalized linear model method, and validation data was used to verify the accuracy of model. [Result] The results showed that the good-fitness of the model was greatly improved after considering plot's random effect compared with the fixed effect model. When considering random effects of intercept and diameter variables, the fitness was the best. The stand basal area, stand age, and mean annual precipitation in summer (May to September) were negatively correlated with mortality. The basal area in larger trees, the stand density, the mean annual temperature, and the precipitation in the form of snow between August in previous year and July in current year were positively correlated with the mortality. The effect of the initial tree diameter on the mortality was complicated, so it is needed to analyze combined with other factors. [Conclusion] Identifying the sources of variation and influence factor in tree mortality will help further adopt suitable forest management measures.

**Keywords:** generalized linear mixed effect model; tree; mortality; *Quercus mongolica*; logistic model

(责任编辑：彭南轩)