

DOI:10.3880/j.issn.1004-6933.2022.06.013

基于 R-Vine Copula 函数的极端降水联合分布模型及风险识别

曾文颖^{1,2}, 徐明庆³, 宋松柏^{1,2}, 吴昊昊^{1,2}

(1. 西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 陕西 杨凌 712100; 2. 西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室, 陕西 杨凌 712100; 3. 西北农林科技大学经济管理学院, 陕西 杨凌 712100)

摘要:在边缘分布函数优选的基础上, 采用条件 Copula 函数和 Vine 图结构, 构建基于 R-Vine Copula 函数的极端降水联合分布模型, 以河南省 4 个气象站的实测数据进行模型验证和对比分析, 并对极端降水指标进行了风险识别。结果表明: 构建的模型可以描述变量之间的不同尾部特征, 保持原序列 Kendall 和 Spearman 相关系数等统计特征, 整体精度优于基于 C-Vine Copula 函数构建的极端降水联合分布模型; 河南省年降水量与降水强度、最大 1 d 降水量与最大 5 d 降水量的概率分布密切相关, 各指标对联合概率密度的影响程度呈现出空间异质性。

关键词: 极端降水因子; R-Vine Copula 函数; 联合概率分布; 风险识别; 河南省

中图分类号: TV125 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-6933(2022)06-0096-08

Joint probability distribution and risk identification of extreme precipitation based on R-Vine Copula function // ZENG Wenying^{1,2}, XU Mingqing³, SONG Songbai^{1,2}, WU Haohao^{1,2} (1. College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling 712100, China; 2. Key Laboratory for Agricultural Soil and Water Engineering in Arid Area of Ministry of Education, Northwest A&F University, Yangling 712100, China; 3. College of Economics and Management, Northwest A&F University, Yangling 712100, China)

Abstract: On the basis of optimization of edge distribution function, a joint probability distribution model of extreme precipitation based on R-Vine Copula function is constructed with conditional Copula function and Vine graph structure. The model is verified and compared with the measured data of four meteorological stations in Henan Province. The risk of extreme precipitation is identified with extreme precipitation factors. The results show that this model is able to discriminate the tail characteristics among variables, with statistical characteristics, such as Kendall and Spearman correlation coefficients of the original sequences, maintained. The overall accuracy of this joint probability distribution model of extreme precipitation is better than that based on C-Vine Copula function. The probability distributions of annual precipitation and precipitation intensity, maximum 1 d precipitation and maximum 5 d precipitation in Henan Province are closely related. The influence of each index on the joint probability density shows spatial heterogeneity.

Key words: extreme precipitation factor; R-Vine Copula function; joint probability distribution; risk identification; Henan Province

全球气候变暖加速水文循环, 引起降水、蒸发、对流层水汽、径流等要素发生变化^[1], 导致洪水、干旱和热带风暴等极端水文事件频发和加剧^[2-3]。由于极端降水突发性强、破坏性大, 对社会安全及自然环境造成严重影响^[4], 尤其对人口密集的城市, 暴雨、大雪和冰雹等极端降水天气影响更大, 如 2021

年河南特大暴雨事件作为强降水致灾的典型, 对人民生命和财产造成了巨大损失。在气象监测中有效识别致灾性极端降水, 对雨洪管理、工程设防标准、灾情预警预报等具有重要意义^[5]。

风险事件发生的概率常用数理统计法和水文频率法计算。Smith 等^[6-7]通过描述连续空间内极值

基金项目: 国家自然科学基金(52079110)

作者简介: 曾文颖(1998—), 女, 博士研究生, 主要从事水文模拟研究。E-mail: zwyxn016@163.com

通信作者: 宋松柏(1965—), 男, 教授, 博士, 主要从事流域水文模拟与预报研究。E-mail: ssb6533@nwsuaf.edu.cn

事件的相关性,发现 Max-stable 模型可以很好地揭示水文气象极值事件的空间结构与特征;陈星任等^[8]采用 Pearson 相关分析和双侧 t 检验,分析了 1961—2018 年中国持续极端降水事件的发生频次、持续日数、总降水量以及极值的变化规律,探讨了环流因素对这些变化的影响,发现中国持续极端降水事件的频率、强度及其对总降水的贡献率均呈现出增大的趋势;郑江禹等^[9]从降水量级、降水频率及发生时间等方面系统分析了珠江流域年、雨季及早季 3 个时间尺度上的极端降水特征,探讨了极端降水变化特征的机理;刘曾美等^[10]采用定性分析法和概率风险分析法,分析了中珠联围暴雨与承泄区磨刀门水道的上游西江马口站的洪水遭遇规律;王辉等^[11]对昆明市极端降水事件时空演变特征、严重程度及城市效应进行了定量分析,发现昆明市极端降水严重程度以及城市化对其影响效应将不断加剧。极端降水作为水文极值事件,内部属性要素互相关联^[12],计算极端降水多因子联合概率分布,刻画指标间存在的不同尾部相关性,深入分析相关性规律,有助于提高灾害综合危险性评估准确度。

早期水文的多变量分析主要采用多变量正态分布、对数正态分布、Gumbel 分布等方法^[13],这些传统边缘分布分析方法通常基于变量线性相关的假设,而实际水文变量可能服从正态或偏态分布,准确构建非线性与非正态的多变量联合分布是当前研究的热点和难点^[14]。Copula 函数可以提供可靠的多变量边缘分布连接方式,被 de Michele 等^[15]引入降水相关研究,而后 Zellou 等^[16]基于双变量 Joe Copula 模型对降水和潮位的遭遇风险及城市危险性进行了分析。但当考虑更多指标及其相关性结构时,Copula 函数的参数求解随建模维度增加变得更加复杂,缺乏灵活性和通用性。

为解决高维 Copula 函数的求解问题,Bedford 等^[17]引入 Vine 图形化思想,通过构建多元条件相依结构,利用 Pair Copula 函数将多元联合分布分解,从而建立 Vine Copula 模型。常见的 C-Vine 适合描述有主导变量的相关结构,D-Vine 适合描述有临近关系的结构,均需要对变量之间的相关性作严格假设^[18],遍历性弱^[19]。如何建立适合于高维随机变量的 Vine Copula 函数来评估极端降水因子之间的联合分布情况并进行风险分析,找到敏感因子及其对极端降水事件的联合响应,还需要进一步研究。

本文选用灵活且条件独立要求弱化的 R-Vine Copula 函数^[20]构建极端降水联合分布模型进行风险分析,识别致灾性敏感因子,并以河南省 4 个气象

站的实测数据进行模型验证和对比分析,以期对极端降水事件的风险管控提供参考。

1 模型构建

1.1 边缘分布函数

在进行极端降水指标边缘分布拟合时,为消除评价指标之间的量纲差异,需对数据进行归一化处理^[21]。选取常用的伽马分布 (Gamma)、正态分布 (Normal)、韦伯分布 (Weibull)、广义极值分布 (generalized extreme value, GEV) 和对数逻辑分布 (log-logistic, LL) 5 种传统分布函数^[22-23],以极大似然法 (MLE) 估计参数,通过拟合优度检验,选出描述极端降水指标分布规律最优分布线型,建立边缘分布。

1.2 R-Vine Copula 函数

Copula 函数作为边缘分布函数与多维联合分布函数之间的纽带,是描述变量间相依性的一种有效工具^[24]。假设 $u = F_X(x)$ 和 $v = F_Y(y)$ 分别为连续随机变量 X 和 Y 的累计概率分布函数,由 Sklar 定理知,随机变量 X 和 Y 的 Copula 联合分布函数为^[25]

$$P(X \leq x, Y \leq y) = C(F_X(x), F_Y(y); \theta) = C(u, v; \theta) \quad (1)$$

式中 θ 为衡量边缘分布之间相关性的 Copula 参数。

常见的 Copula 函数类型有 Gaussian、Student- t 、Clayton、Frank、Gumbel 和 Joe 等^[26]。不同类型 Copula 函数适用于拟合不同尾部分布特性的序列,其中 Gaussian Copula 函数尾部渐近独立,具备零尾部相关性;Student- t Copula 函数具备较厚尾部特性,对变量间尾部相关关系较为敏感;Joe Copula 函数具有明显的下尾相关性;Frank Copula 函数适合刻画具有对称尾部相关性的变量;Gumbel Copula 函数对变量分布的上尾部变化比较敏感,能够捕捉到上尾相关的变化;Clayton Copula 函数对变量分布的下尾部变化比较敏感,能够捕捉到下尾相关的变化。

综合不同 Copula 函数的特点,结合图论和条件函数,建立由节点、树和边组成且具备复杂多因子联合分析能力的 R-Vine Copula 模型,其中每个节点代表一个变量 y_i ,节点间的连线称为边,代表由所连接 2 个节点组成的 Pair Copula 函数,后续每一棵树的节点都来自其前一棵树的边^[27],则 n 维 R-Vine Copula 函数的密度函数为^[28]

$$f(y_1, y_2, \dots, y_n) = \prod_{k=1}^n f_k(y_k) \cdot \prod_{i=1}^{n-1} \prod_{e \in E_i} c_{j_e, k_e | D_e}(F(y_{j_e} | y_{D_e}), F(y_{k_e} | y_{D_e})) \quad (2)$$

式中: $c_{j_e, k_e | D_e}$ 为边 e 对应的 Pair Copula 密度函数; y_{D_e} 为由条件集 D_e 决定的条件向量; y_{j_e}, y_{k_e} 分别为节点 j_e 和 k_e 处的变量; $F(y_{j_e} | y_{D_e}), F(y_{k_e} | y_{D_e})$ 为条件分布函数; n 为节点数; e 为任意边; E_i 为边的集合; j_e, k_e 分别为边 e 的两个节点; D_e 为 j_e 和 k_e 间的连接条件集。

当维数较小时可以遍历搜索所有 Vine 结构,但随着维数的升高, Vine 结构呈指数增长,求解难度大、可操作性不强^[29]。为此,结合 TSP(traveling salesperson problem)^[30]算法,调用 R 语言中的 TSP 包,以每级树赤池信息准则(AIC)之和最小为依据,优选每个节点处的 Copula 函数类型并计算参数值。

1.3 基于 R-Vine Copula 函数的极端降水联合分布模型

基于 R-Vine Copula 函数的极端降水联合分布模型(以下简称“R-Vine Copula 模型”)构建及风险识别的主要步骤为:①分别建立各极端降水指标的边缘分布函数,根据 KS 检验、CvM 检验和均方根误差进行边缘分布函数优选,计算原始样本点处的函数值;②将所选指标两两组合成二维数组,以 Gaussian Copula、Student- t Copula 和 Frank Copula,以及 Clayton Copula、Gumbel Copula 和 Joe Copula 的 $0^\circ, 90^\circ, 180^\circ, 270^\circ$ 旋转式(记 Clayton Copula 的 0° 旋转式为 Clayton 0°),共 15 种 Copula 函数共同构建一级树;③以 AIC 加和值最小为定量评价指标,通过 TSP 算法和极大似然法选取一级树的最优 Copula 函数并计算其参数;④二级及以上的拓扑结构将受到前一级的制约,即上一级树的一个边对应于下一级树的一个节点,重复建立一级树,直至选出二级树的最优 Pair Copula 类型及其参数;⑤重复上述过程,生成所有树的拓扑结构,完成 R-Vine Copula 模型的构建;⑥以原始数据均值作为基准值,分别按照不同概率分布(0.1、0.3、0.5、0.7、0.9),改变其中一个极端降水因子的值,计算联合概率密度值,进行风险识别。

2 模型验证和对比分析

2.1 研究区域与数据来源

河南省年平均降水量为 600~1 200 mm,淮河以南为 1 000~1 200 mm,黄淮之间为 700~900 mm,豫北地区为 600~700 mm,年降水量区域分布不均,具有从东南向西北减少的趋势。温带大陆性季风气候的不稳定性,造成年际降水量差别明显,主要表现为极值比大、变差系数较大以及年际丰枯变化频繁等。选取河南省郑州、新乡、驻马店和南阳 4 个气象站实

测数据对模型进行验证和对比分析。根据中国气象数据网的中国地面气候资料日值数据集,搜集 4 个站点 1958—2017 年日降水量数据,计算国际通用的 4 个极端降水指标(大于 1 mm 年降水总量 P_T 、年降水强度 P_s (总降水量与降水日数比值)、最大 1 d 降水量 R_1 和连续 5 d 最大降水量 R_5),绘制各气象站点 P_T, R_1 和 R_5 序列如图 1 所示。1958—2017 年郑州站年平均降水量为 626.65 mm,最高可达 1 028.2 mm;新乡站在 2016 年出现日降水量达 414 mm 的特大降水;驻马店站年平均降水量为 948.78 mm,最高可达 1 780.3 mm,1975 年和 1982 年最高日降水量大于

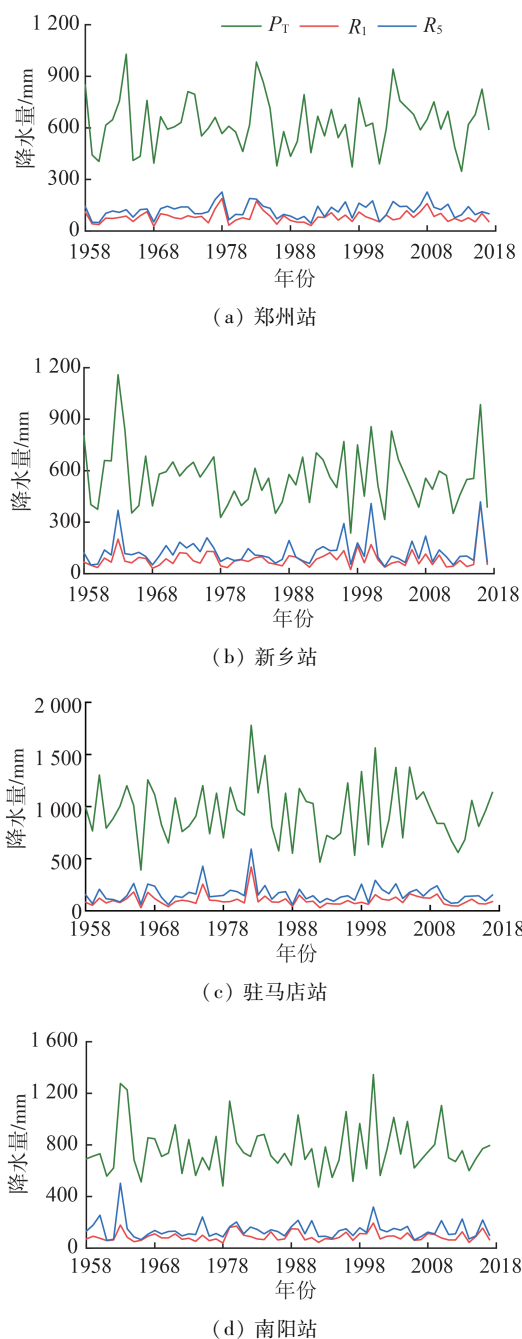


图 1 研究区气象站 1958—2017 年极端降水指标
Fig. 1 Extreme precipitation indices of meteorological stations in studied area from 1958 to 2017

400 mm, 降水量充沛; 南阳站年平均降水量为 769.07 mm, 最高可达 1 434.5 mm。总体来看, 年降水量在空间分布上由东南向西北逐渐减少, 且南部暴雨发生概率高于北部。

2.2 边缘分布优选

以水文中常用的 Gamma、Normal、Weibull、GEV 和 LL 5 种不同类型分布函数, 对归一化处理后的极端降水指标进行经验分布和理论分布拟合, 采用极大似然法估计参数, 通过均方根误差 (RMSE) 和 KS 检验进行边缘分布优选。在优选边缘分布时, 以假设检验的概率 $P > 0.05$ 、两个分布间最大距离 $D < 0.16$ 为临界值, 判断分布是否可行。以 P 值接近 1、 D 和 RMSE 最小为优选标准, 综合考虑 3 个指标选出不同气象站不同指标的最优分布函数, 结果如表 1 所示。由表 1 可见, 除郑州站和驻马店站的 P_T 和 P_S 以及南阳站的 R_1 指标外, 其余均服从 GEV 分布; 4 个气象站 R_1 和 R_5 指标中有 87.5% 服从 GEV 分布。由于 GEV 分布从原数据极值中抽样, 而非依赖原数据概率分布特征, 对具有极值的气象数据边缘分布拟合较为合理。

表 1 极端降水指标边缘分布函数优选

Table 1 Optimization of edge distribution function of extreme precipitation indices				
参数	郑州站	新乡站	驻马店站	南阳站
P_T	Normal	GEV	Weibull	GEV
P_S	Normal	GEV	LL	GEV
R_1	GEV	GEV	GEV	LL
R_5	GEV	GEV	GEV	GEV

2.3 联合分布的建立

由优选的边缘分布, 计算样本点的函数值, 代入 R-Vine Copula 模型中, 求解各个连接点处的最优 Copula 函数类型及其参数, 通过 AIC 值、KS 检验和 CvM 检验与 C-Vine Copula 模型 (基于 C-Vine Copula 函数构建的极端降水联合分布模型) 进行对比, 结果如表 2 所示。R-Vine Copula 和 C-Vine Copula 模型的 KS 检验 P 值均大于 0.89, CvM 检验

的 P 值都接近 1, 能较好地拟合 4 个变量之间的联合分布, 模型具有合理性。对比两种模型的优劣发现, 对于郑州站和驻马店站, R-Vine Copula 模型的 KS 检验更优, 南阳站 R-Vine Copula 模型无论 KS 检验还是 AIC 值均优于 C-Vine Copula 模型。整体而言 R-Vine Copula 模型拟合效果更佳, 充分描述了不同变量之间的尾部特征, 且无须对数据相依性结构做出预先假设, 具有更高的灵活性。

将求解的 R-Vine Copula 模型各节点 Pair Copula 函数类型和参数列于表 3, 以南阳站为例, 建立的一级树中, P_T 和 P_S 、 P_T 和 R_1 选用 Gaussian Copula 连接, 变量之间渐近独立, 呈现零尾部相关; R_1 和 R_5 之间具有上尾相关特性, R_1 的增减直接影响到 R_5 , 在一级树的基础上, 利用最大生成树原理, 继续生成二级树, 其中“ $R_1, P_S; P_T$ ”和“ $R_5, P_T; R_1$ ”之间主要为对称尾部相关, 通过 Frank Copula 函数建立三级树。根据计算结果绘制 R-Vine 结构示意图如图 2 所示。

对 R-Vine Copula 模型进行检验, 随机生成 100 组数据, 计算 P_T 、 P_S 、 R_1 、 R_5 两两之间的 Kendall 和 Spearman 相关系数, 以新乡站和驻马店站为例, 绘制箱体图如图 3 和图 4 所示。新乡站模拟产生的 P_T 、 P_S 、 P_T 、 R_1 、 P_S 、 R_1 、 R_1 、 R_5 的 Kendall 相关系数的箱图中线与原序列接近, 其他因子间的 Spearman 相关系数也分布在箱体的上下四分位数之间。而驻马店站除 P_S 、 R_1 在箱体上下误差线之间, 其他指标均落在箱体的上下四分位数之间。对图 3 进行分析可以发现, 无论是新乡站还是驻马店站, P_T 、 P_S 和 R_1 、 R_5 之间具有较大的相关性, 可以认为年降水量与降水强度、最大 1d 降水量与最大 5 d 降水量的概率分布密切相关, 在发生气象灾害时, 会出现联合响应。总体而言, R-Vine Copula 模型模拟生成的样本较好地保持了原序列的 Kendall 相关系数和 Spearman 相关系数, 拟合结果贴近实测值, 因此所构建的模型可用于分析研究区极端降水指标的联合概率分布情况。

表 2 R-Vine Copula 和 C-Vine Copula 模型检验结果

Table 2 Test results of R-Vine Copula and C-Vine Copula model						
气象站	模型	AIC 值	P		D	
			KS 检验	CvM 检验	KS 检验	CvM 检验
郑州站	R-Vine Copula	-160.24	0.990	1	0.497	0.031
	C-Vine Copula	-164.60	0.895	1	0.531	0.028
新乡站	R-Vine Copula	-201.11	0.895	1	0.618	0.042
	C-Vine Copula	-200.37	0.965	0.985	0.520	0.046
驻马店站	R-Vine Copula	-238.40	0.995	0.995	0.407	0.041
	C-Vine Copula	-244.41	0.990	1	0.411	0.030
南阳站	R-Vine Copula	-153.05	0.945	0.995	0.512	0.038
	C-Vine Copula	-146.18	0.840	1	0.654	0.041

表3 R-Vine Copula 模型各节点函数选择和参数估计

Table 3 Function selection and parameter estimation at each node of R-Vine Copula model

气象站	树级	变量	最优 Copula 函数	
			类型	参数估计值
郑州站	一级树	P_S, P_T	Clayton	2.23
		R_1, P_S	Gaussian	0.74
		R_5, R_1	Student-t	0.76
	二级树	$R_1, P_T; P_S$	Clayton90°	-0.17
		$R_5, P_S; R_1$	Frank	1.78
	三级树	$R_5, P_T; R_1, P_S$	Joe180°	1.12
新乡站	一级树	P_S, P_T	Gaussian	0.83
		R_1, P_S	Gumbel	2.04
		R_5, R_1	Gaussian	0.85
	二级树	$R_1, P_T; P_S$	Gaussian	0.11
		$R_5, P_S; R_1$	Clayton	0.31
	三级树	$R_5, P_T; R_1, P_S$	Joe180°	1.52
驻马店站	一级树	P_T, P_S	Gumbel	3.30
		R_1, P_T	Gaussian	0.78
		R_5, R_1	Gumbel	2.95
	二级树	$R_1, P_S; P_T$	Joe90°	-1.06
		$R_5, P_T; R_1$	Joe	1.14
	三级树	$R_5, P_S; R_1, P_T$	Frank	1.18
南阳站	一级树	P_T, P_S	Gaussian	0.81
		R_1, P_T	Gaussian	0.69
		R_5, R_1	Clayton	6.43
	二级树	$R_1, P_S; P_T$	Clayton180°	0.38
		$R_5, P_T; R_1$	Gaussian	0.31
	三级树	$R_5, P_S; R_1, P_T$	Frank	1.54

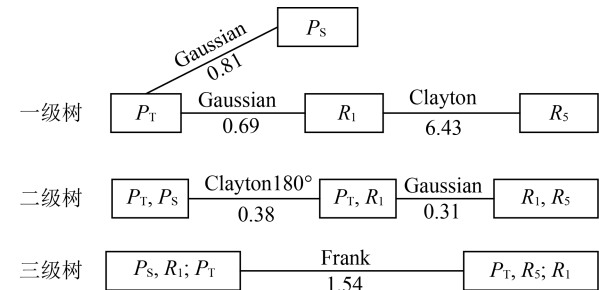


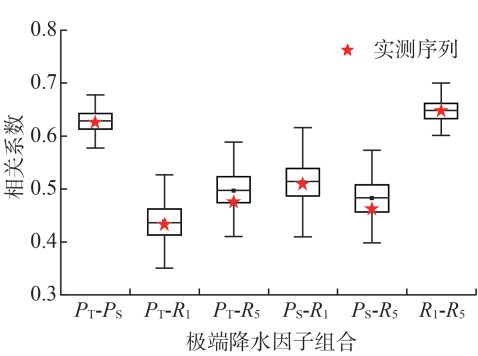
图2 南阳站 R-Vine 结构及参数示意图

Fig.2 Schematic diagram of R-Vine structure and parameters at Nanyang station

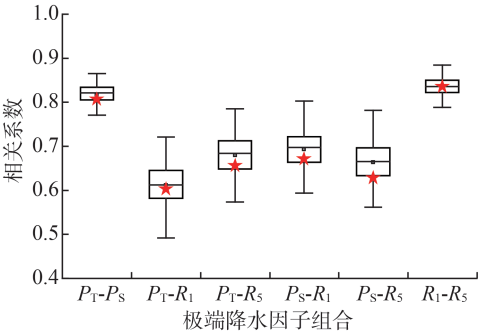
2.4 风险识别分析

为分析极端降水指标 P_T, P_S, R_1, R_5 对极端降水事件联合风险的影响,以原始序列的均值作为基准值,采用 R-Vine Copula 模型计算不同概率分布 (0.1、0.3、0.5、0.7、0.9) 对应指标值,结果见表 4。

在各因子处于同一概率分布时,其对应联合概率密度值越大,说明该因子对联合分布变化率的影响越大,即联合风险对其越敏感^[26]。通过改变关键风险因子的值,用 R-Vine Copula 模型计算联合概率密度的具体方法为:4 个极端降水因子中,以其中之一作为关键风险因子,另 3 个因子为非关键风险因子,关键风险因子取概率分布为 0.1、0.3、0.5、0.7



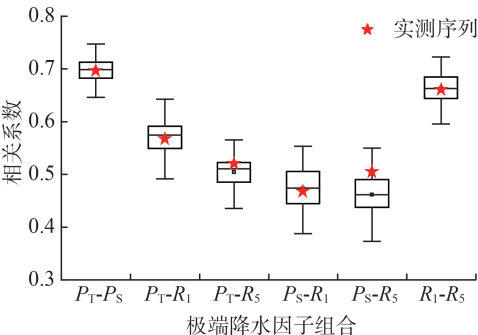
(a) Kendall 相关系数



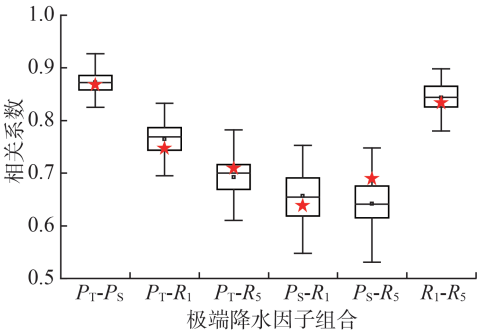
(b) Spearman 相关系数

图3 新乡站模拟和实测序列相关系数对比

Fig.3 Comparison between simulated and measured correlation coefficients at Xinxiang station



(a) Kendall 相关系数



(b) Spearman 相关系数

图4 驻马店站模拟和实测序列相关系数对比

Fig.4 Comparison between simulated and measured correlation coefficients at Zhumadian station

和 0.9 时的统计值,非关键风险因子取实测序列的均值来计算联合概率密度,结果如图 5 所示。对于

表4 不同概率分布的极端降水指标值
Table 4 Extreme precipitation indices with different probability distributions

站点	概率分布	P_T/mm	$P_S/(mm \cdot d^{-1})$	R_1/mm	R_5/mm
郑州站	0.1	386.2	7.0	40.6	55.9
	0.3	570.5	9.1	117.1	111.0
	0.5	851.2	13.5	173.5	181.4
	0.7	1028.3	16.7	192.5	222.0
	0.9	1074.5	17.5	197.4	235.4
新乡站	0.1	272.6	7.1	46.5	140.6
	0.3	681.4	12.6	198.1	351.9
	0.5	1054.9	18.0	349.0	409.3
	0.7	1181.2	20.3	411.7	426.4
	0.9	1209.8	20.9	429.6	432.7
驻马店站	0.1	438.3	6.1	138.8	214.4
	0.3	924.6	9.2	387.2	526.5
	0.5	1481.3	16.1	431.5	598.8
	0.7	1772.8	19.6	439.1	614.3
	0.9	1855.1	20.9	440.7	618.4
南阳站	0.1	519.2	7.6	50.3	217.8
	0.3	938.9	12.3	133.9	466.7
	0.5	1248.7	17.2	175.5	513.0
	0.7	1360.8	19.2	190.1	523.5
	0.9	1395.2	19.7	196.0	526.7

郑州站,当 R_5 取概率分布0.3、 R_1 取0.5时,对应的联合概率密度值较大,认为郑州站的极端降水多因子联合概率密度主要受到 R_1 和 R_5 的影响,其对联合分布变化率的影响最大。对于新乡站和南阳站, P_S 的概率分布取0.1时,对应的联合概率密度值最大,

概率分布从0.1变化到0.9的过程中, P_S 从最敏感因子变为敏感性最弱的因子,因此在工程施工安全设计及极端降水灾害防范过程中,概率分布为0.1~0.3的 P_S 值应重点考虑。对于驻马店站,各因子对联合分布产生影响主要集中在概率分布为0.1~0.3之间,其中 P_S 的概率分布取0.3时,对联合分布变化率影响最大。

根据风险识别结果,得出对郑州站联合概率密度影响最大的因子为 R_1 和 R_5 ,新乡站、驻马店站和南阳站则是 P_T 和 P_S 。图6是其他指标为50%概率分布时,联合概率密度对敏感因子的联合响应分布图,可见联合概率密度随敏感因子的概率分布值增大而增大,在敏感因子概率分布值为0.4~0.6附近达到最大,后又随敏感因子的概率分布值增大而减小,两个敏感因子对联合概率密度的影响呈现正相关关系。

3 结 语

本文构建了基于R-Vine Copula函数的极端降水联合分布模型,该模型无须对数据的相关性结构做出预先假设,具有更高的灵活性。河南省极端降水联合分布模拟对比结果表明,该模型可以描述变量之间不同的尾部特征,较好地保持了原序列的Kendall和Spearman相关系数等统计特征,可用于分

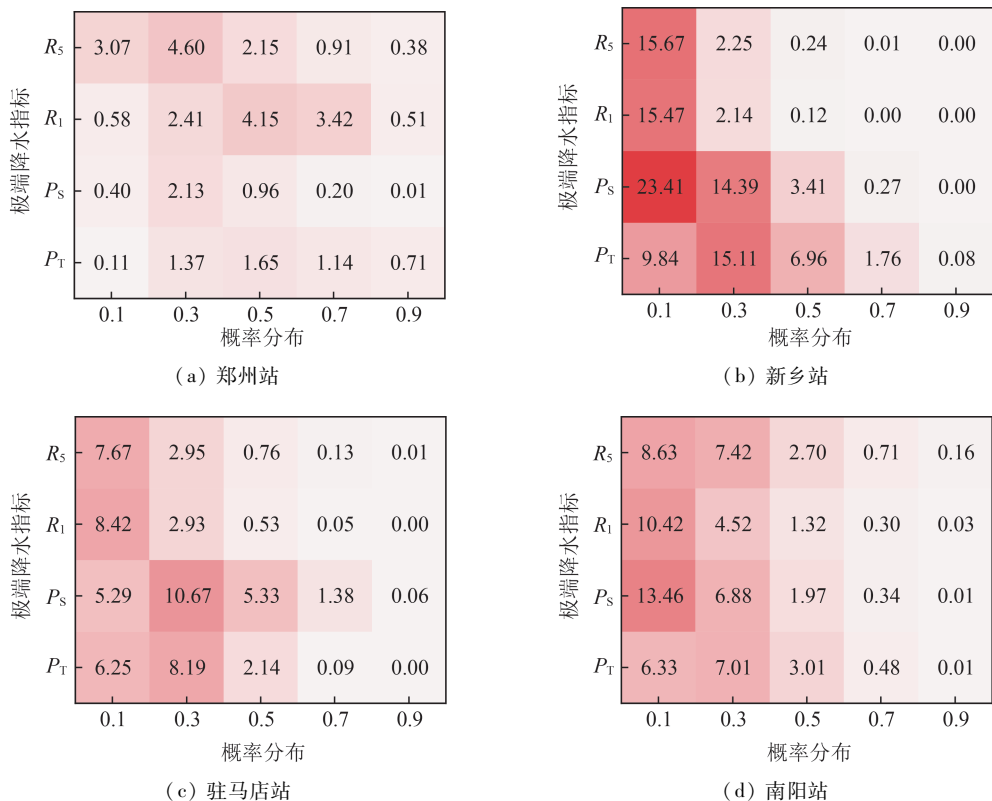


图5 不同概率分布下极端降水指标联合概率密度值
Fig.5 Joint probability distribution density of extreme precipitation with different probability distributions

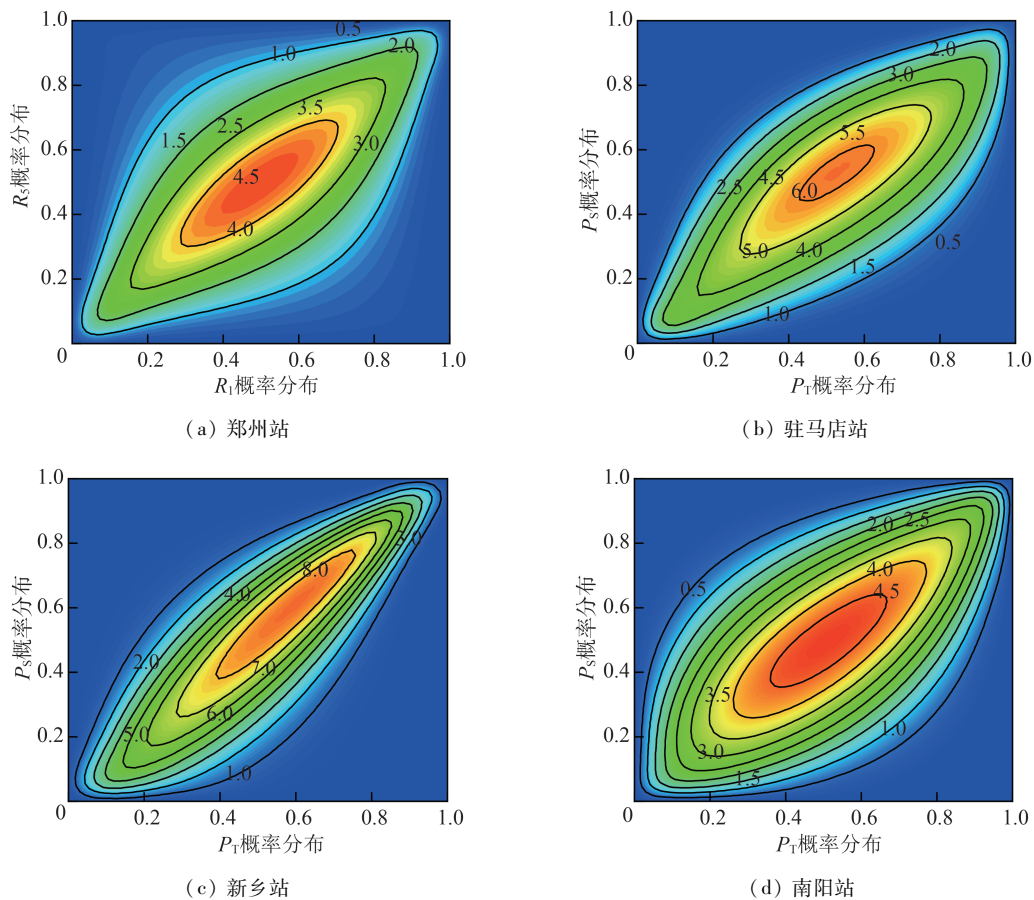


图6 各气象站联合概率密度对敏感因子的联合响应

Fig. 6 Joint response of joint probability distribution density at each station to sensitive factors

析极端降水指标的联合概率分布。应用该模型识别了河南省极端降水风险,结果表明:年降水总量 P_T 与年降水强度 P_S 、最大 1 d 降水量 R_1 与最大 5 d 降水量 R_5 概率分布呈现密切相关关系;郑州站的极端降水多因子联合概率密度主要受 R_5 和 R_1 影响;新乡站和南阳站的 P_S 随概率分布增大由最敏感因子降为最不敏感因子;驻马店站各因子对联合分布产生影响主要集中在概率分布为 0.1 ~ 0.3 时,且 P_S 的概率分布取 0.3 时影响最大。

参考文献:

- [1] HUNTINGTON T G. Evidence for intensification of the global water cycle: review and synthesis [J]. Journal of Hydrology, 2006, 319 (1/2/3/4): 83-95.
- [2] 吴志勇,程丹丹,何海,等. 综合干旱指数研究进展 [J]. 水资源保护, 2021, 37 (1): 36-45. (WU Zhiyong, CHENG Dandan, HE Hai, et al. Research progress of composite drought index [J]. Water Resources Protection, 2021, 37 (1): 36-45. (in Chinese))
- [3] 栗晓玲,梁箴. 关中地区气象水文综合干旱指数及干旱时空特征 [J]. 水资源保护, 2019, 35 (4): 17-23. (SU Xiaoling, LIANG Zheng. Meteorology-hydrology drought index and spatial and temporal characteristics of drought

in Guanzhong area [J]. Water Resources Protection, 2019, 35 (4): 17-23. (in Chinese))

- [4] GARCÍA J A, GALLEGO M C, SERRANO A, et al. Trends in block-seasonal extreme rainfall over the Iberian Peninsula in the second half of the twentieth century [J]. Journal of Climate, 2007, 20 (1): 113-130.
- [5] JAMALI B, BACH P M, DELETIC A. Rainwater harvesting for urban flood management: an integrated modelling framework [J]. Water Research, 2019, 171: 115372.
- [6] SMITH R L. Max-stable processes and spatial extremes [R]. Surrey: University of Surrey, 1990.
- [7] DAVISON A C, PADOAN S A, RIBATET M. Statistical modeling of spatial extremes [J]. Statistical Science, 2012, 27 (2): 161-186.
- [8] 陈星任,杨岳,何佳男,等. 近 60 年中国持续极端降水时空变化特征及其环流因素分析 [J]. 长江流域资源与环境, 2020, 29 (9): 2068-2081. (CHEN Xingren, YANG Yue, HE Jianan, et al. Spatio-temporal change of persistent extreme precipitation and the associated circulation causes over China in the last 60 years [J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2020, 29 (9): 2068-2081. (in Chinese))
- [9] 郑江禹,张强,史培军,等. 珠江流域多尺度极端降水时空特征及影响因子研究 [J]. 地理科学, 2017, 37 (2): 283-291. (ZHENG Jiangyu, ZHANG Qiang, SHI Peijun,

- et al. Spatiotemporal characteristics of extreme precipitation regimes and related driving factors in the Pearl River Basin[J]. Scientia Geographica Sinica, 2017, 37(2):283-291. (in Chinese))
- [10] 刘曾美,王尚伟,蔡玉婷,等. 感潮地区涝区暴雨与承泄区上游洪水的遭遇规律[J]. 水资源保护, 2021, 37(2): 89-94. (LIU Zengmei, WANG Shangwei, CAI Yuting, et al. Coincidence rules of rainfall in waterlogging area of tide-affected area and upstream flood in flood area of drainage receiver [J]. Water Resources Protection, 2021, 37(2):89-94. (in Chinese))
- [11] 王辉,吴文俊,王广,等. 昆明市极端降水事件演变特征及城市效应[J]. 水资源保护, 2021, 37(4): 61-68. (WANG Hui, WU Wenjun, WANG Guang, et al. Evolution characteristics of extreme precipitation events and its urban effect in Kunming City[J]. Water Resources Protection, 2021, 37(4):61-68. (in Chinese))
- [12] 谢华,黄介生. 两变量水文频率分布模型研究述评[J]. 水科学进展, 2008, 19(3):443-452. (XIE Hua, HUANG Jiesheng. A review of bivariate hydrological frequency distribution[J]. Advances in Water Science, 2008, 19(3):443-452. (in Chinese))
- [13] NELSEN R B. An introduction to Copulas [J]. Technometrics, 2000, 42(3):317.
- [14] 刘章君,郭生练,许新发,等. Copula 函数在水文水资源中的研究进展与述评[J]. 水科学进展, 2021, 32(1): 148-159. (LIU Zhangjun, GUO Shenglian, XU Xinfa, et al. Application of Copula functions in hydrology and water resources;a state-of-the-art review[J]. Advances in Water Science, 2021, 32(1):148-159. (in Chinese))
- [15] DE MICHELE C, SALVADORI G. A generalized Pareto intensity-duration model of storm rainfall exploiting 2-Copulas [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2003, 108(D2):4067.
- [16] ZELLOU B, RAHALI H. Assessment of the joint impact of extreme rainfall and storm surge on the risk of flooding in a coastal area [J]. Journal of Hydrology, 2019, 569: 647-665.
- [17] BEDFORD T, COOKE R M. Probability density decomposition for conditionally dependent random variables modeled by vines[J]. Annals of Mathematics and Artificial Intelligence, 2001, 32(1/2/3/4):245-268.
- [18] 刘逸平,肖青凯,杨光红,等. 基于最优 R-Vine Gaussian Copula 模型的服役大跨桥梁主梁失效概率分析[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2021, 49(5):624-633. (LIU Yiping, XIAO Qingkai, YANG Guanghong, et al. Failure probability analysis of service long-span bridge girder based on optimal R-Vine Gaussian Copula model [J] Journal of Tongji University (Natural Science), 2021, 49(5):624-633. (in Chinese))
- [19] CZADO C. Analyzing dependent data with vine copulas:a practical guide with R [M]. Cham, Switzerland: Springer, 2019.
- [20] BEDFORD T, COOKE R M. Vines:a new graphical model for dependent random variables [J]. The Annals of Statistics, 2002, 30(4):1031-1068.
- [21] HAO Z, SINGH V P. Single-site monthly streamflow simulation using entropy theory [J]. Water Resources Research, 2011, 47(9):178-187.
- [22] 闫宝伟,郭生练,郭靖,等. 多变量水文分析计算方法的比较[J]. 武汉大学学报(工学版), 2009, 42(1):10-15. (YAN Baowei, GUO Shenglian, GUO Jing, et al. Comparative study of multivariate hydrological frequency analysis methods [J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2009, 42(1):10-15. (in Chinese))
- [23] 杨卫,张利平,闪丽洁,等. 汉江流域极端水文事件时空分布特征[J]. 气候变化研究进展, 2015, 11(1):15-21. (YANG Wei, ZHANG Liping, SHAN Lijie, et al. Spatiotemporal distribution features of extreme hydrological events in the Hanjiang river basin [J]. Climate Change Research, 2015, 11(1):15-21. (in Chinese))
- [24] CHEN L, QIU H Y, ZHANG J H, et al. Copula-based method for stochastic daily streamflow simulation considering lag-2 autocorrelation [J]. Journal of Hydrology, 2019, 578:123938.
- [25] 宋松柏,蔡焕杰,金菊良,等. Copulas 函数及其在水文中的应用[M]. 北京:科学出版社, 2012.
- [26] 杨蕊,吴时强,高学平,等. 基于 Vine Copula 函数的河湖连通水环境多因子联合风险识别研究[J]. 水利学报, 2020, 51(5):606-616. (YANG Rui, WU Shiqiang, GAO Xueping, et al. A vine Copula-based study on identification of multivariate water environmental risk under different connectivity of rivers and lakes [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2020, 51(5):606-616. (in Chinese))
- [27] 刘杨,梁忠民,罗序义,等. Vine Copula 在 GCMs 多模式降雨集成中的应用[J]. 武汉大学学报(工学版), 2021, 54(1):82-88. (LIU Yang, LIANG Zhongmin, LUO Xuyi, et al. Application of Vine Copula in GCMs multi-mode ensemble for precipitation[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2021, 54(1):82-88. (in Chinese))
- [28] 马薇,马会元,邓梦馨. 基于 R-Vine Copula 模型的条件相依结构稳健性研究[J]. 统计与决策, 2021, 37(20):30-34. (MA Wei, MA Huiyuan, DENG Mengxin. Study on robustness of conditional interdependent structure based on R-Vine Copula model[J]. Statistics & Decision, 2021, 37(20):30-34 (in Chinese))
- [29] PANAGIOTELIS A, CZADO C, JOE H, et al. Model selection for discrete regular Vine Copulas [J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2017, 106:138-152.
- [30] HAHSLER M, HORNIK K. TSP: infrastructure for the traveling salesperson problem [J]. Journal of Statistical Software, 2007, 23(2):1-21.

(收稿日期:2021-09-30 编辑:熊水斌)