

热依法提·艾尼瓦尔,许仲林,常亚鹏,等.天山雪岭云杉林土壤生态化学计量特征的空间分布模拟[J].江苏农业科学,2021,49(17):208-215.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2021.17.037

天山雪岭云杉林土壤生态化学计量特征的空间分布模拟

热依法提·艾尼瓦尔^{1,2},许仲林^{1,2},常亚鹏³,李 路⁴

(1.新疆大学资源与环境科学学院,新疆乌鲁木齐 830046; 2.新疆大学绿洲生态教育部重点实验室,新疆乌鲁木齐 830046;
3.兰州大学草地农业科技学院,甘肃兰州 730020; 4.西安石油大学计算机学院,陕西西安 710065)

摘要:土壤碳(C)、氮(N)和磷(P)含量以及它们之间的生态化学计量特征在养分限制、群落动态、养分利用效率和生物地球化学循环中起着重要作用,为了深入探讨陆地生态系统的物质循环,使用多元线性回归(MLR)、逐步回归(STR)、岭回归(RDR)、套索回归(LSR)方法估算天山雪岭云杉林土壤 C、N、P 含量以及其化学计量比的空间分布。结果表明:(1)雪岭云杉林土壤 C、N、P 含量和 C:N、C:P、N:P 的均值分别为(55.76±25.24)、(4.63±2.11)、(0.71±0.21) g/kg 和(12.24±3.73)、(79.95±31.89)、(28.16±3.18);(2)随经度的增加,雪岭云杉林内土壤 C、P 含量,C:P、C:N 递减,N 含量、N:P 递增;(3)对雪岭云杉林土壤 N、P 含量及其化学计量比空间格局的模拟中 MLR、STR 的表现优于 RDR、LSR;(4)相对于原始变量,使用主成分作为预测因子的估算并未提高预测结果的精度。建议在未来的工作中更多地考虑自变量(如生物、非生物、人为因素等)以提高空间模拟的精度。

关键词:C;N;P;化学计量比;空间分布;元素含量;雪岭云杉;天山山脉

中图分类号:S714 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-1302(2021)17-0208-08

生态化学计量学侧重于研究养分比例的变异性及其影响因素,已被成功应用于养分限制^[1-2]、种群动态^[3]、微生物养分状况^[4]、共生关系^[5]、陆地及

水生生态系统的养分利用效率^[6]、生物地球化学循环^[7-8]等领域。土壤是全球生物地球化学循环的重要组成部分,土壤碳(C)、氮(N)和磷(P)的空间格局及其化学计量特征是生物地球化学循环模型的关键输入变量,也是研究陆地生态系统对全球环境变化反馈的重要参考^[9]。目前,相关研究主要集中在土壤 C、N、P 的垂直模式(土壤深度梯度、海拔梯度)以及植物生长、凋落物分解、土壤风化过程中的生态化学计量特征变化^[9-11],而在生态化学计量的

收稿日期:2021-01-19

基金项目:新疆维吾尔自治区高校科研计划(编号:XJEDU2020Y008)。

作者简介:热依法提·艾尼瓦尔(1995—),男,新疆克拉玛依人,硕士研究生,主要从事生态化学计量学相关研究。E-mail: rayifat@163.com。

通信作者:许仲林,博士,教授,主要从事 GIS 及环境建模方面的研究工作。E-mail: zlxu@xju.edu.cn。

[2]赵思敏.基于城乡统筹的农村聚落体系重构研究[D].西安:西北大学,2013:13-15.

[3]Antrop M. Landscape change and the urbanization process in Europe [J]. Landscape and Urban Planning,2004,67(3):9-29.

[4]Sevenant M, Antrop M. Settlement models, land use and visibility in rural landscapes: Two case studies in Greece [J]. Landscape and Urban Planning,2007,80(4):362-374.

[5]Duyckaerts C, Godefroy G. Voronoi tessellation to study the numerical density and the spatial distribution of neurones [J]. Journal of Chemical Neuroanatomy,2000,20(1):83-92.

[6]朱晓翔,朱纪广,乔家君.国内乡村聚落研究进展与展望[J].人文地理,2016,31(1):33-41.

[7]马利邦,郭晓东,张启媛.甘谷县乡村聚落时空布局特征及格局优化[J].农业工程学报,2012,28(13):217-225,299.

[8]覃 瑜,师学义.利用 Voronoi 图的城乡居民点布局优化研究[J].测绘科学,2012,37(1):136-138,150.

[9]钟紫玲,王占岐,李伟松.基于 Voronoi 图与景观指数法的山区农村居民点空间分布特征及其影响因素[J].水土保持研究,2014,21(2):211-216.

[10]吴江国,张小林,冀亚哲.不同尺度乡村聚落景观的空间集聚性分形特征及影响因素分析——以江苏省镇江市为例[J].人文地理,2014,29(1):99-107.

[11]李红波,张小林,吴江国,等.苏南地区乡村聚落空间格局及其驱动机制[J].地理科学,2014,34(4):438-446.

[12]陈永林,谢炳庚.江南丘陵区乡村聚落空间演化及重构——以赣南地区为例[J].地理研究,2016,35(1):184-194.

[13]吴弘璐,何伟,郑惠元.基于景观生态学的农村聚落分布特征及影响因素分析——以成都市金堂县为例[J].江苏农业科学,2017,45(18):326-331.

[14]刘仙桃,郑新奇,李道兵.基于 Voronoi 图的农村居民点空间分布特征及其影响因素研究——以北京市昌平区为例[J].生态与农村环境学报,2009,25(2):30-33.

空间分布方面,仍须深入考察。

雪岭云杉(*Picea schrenkiana*)林是天山山脉中典型的亚高山森林(海拔 1 600 ~ 2 800 m),分布范围从乌兹别克斯坦天山西部延伸到中国新疆天山东部,该物种分布范围的广域性和独特性为研究中亚干旱区山地森林生态系统土壤 C、N、P 含量及其化学计量比的空间分布提供了绝佳对象。目前,对雪岭云杉林土壤生态化学计量特征的研究较少,如陈曦等研究结果显示,受年平均降水量(MAP)限制,雪岭云杉林土壤养分含量与其他地区相比相对较低^[12];Dai 等考察了雪岭云杉林线和土壤养分特征的空间变异性,研究表明天山中部地区的 C 储量相对较高,而西部地区的 N 和 P 总量相对较高^[13]。可以看出,对雪岭云杉林生态系统生态化学计量特征的考察,仍然相对缺乏。基于此,本研究在实地采样和实验室分析的基础上,构建土壤 C、N、P 含量及其化学计量比等因变量与海拔、年平均温度、年平均降水量等自变量之间的回归模型,并在此基础上应用模型估计雪岭云杉林土壤及其化学计量比特征的空间分布特征。以期为估计山区复杂地形条件下土壤生态化学计量特征的空间分布提供借鉴。

1 材料与方法

1.1 研究区

研究区位于天山山脉的中部和东部区域(42°35′~44°20′N,80°14′~88°07′E,图 1),属典型大陆性气候,冬季寒冷干燥、夏季温暖潮湿。由于独特的地理位置和地形特征,研究区温度日较差高于周边地区,随海拔升高,年平均温度从 13.3℃降低到 -7.3℃,年平均降水量从小于 100 mm 增加到 500 mm 以上^[14]。一般情况下,森林中的土壤在 11

月下旬开始冻结,在第 2 年 4 月初开始解冻。夏、冬季 2 季相对较长,春、秋 2 季较短。天山的植被类型在海拔梯度上由低至高分别为草原、森林草原、亚高山灌丛草甸、永久冰雪^[14]。雪岭云杉林是海拔 1 600 ~ 2 700 m 之间森林草原带的纯林。在森林边缘生长的灌木物种有黑果枸杞(*Cotoneaster melanocarpus*)、异果小檗(*Berberis heteropoda*)、密刺蔷薇(*Rosa spinosissima*)、金丝桃叶绣线菊(*Spiraea hypericifolia*)、新疆方枝柏(*Juniperus pseudosabina*)、白皮锦鸡儿(*Caragana leucophloea*)、刚毛忍冬(*Lonicera hispida*)等。林下草本植物包括圆叶老鹳草(*Geranium rotundifolium*)、天山羽衣草(*Alchemilla tianschanica*)、羊角芹(*Aegopodium podagraria*)^[15]。

1.2 样本采集与处理

本研究采样工作在 2012—2018 年进行,共选择 173 块样地进行土壤取样(图 1),位置信息由全球定位系统(GPS)记录。在每块样地中,随机选择 5 个采样点,每个采样点分别采集深度为 0 ~ 30、30 ~ 50、50 ~ 80 cm 的土壤,5 个样点同一深度的土壤样本经混合获得均值样本。将土壤样本带回实验室经标准化处理获得待分析土样,后分别使用重铬酸钾氧化-外加热法^[16]、凯氏定氮法^[17]、高氯酸消化法^[18]分别测定土壤 C、N、P 含量。

1.3 回归建模

本研究利用的气候数据为 WorldClim 生物气候数据集^[19],该数据基于全球超过 40 000 个气象站的观测数据,使用薄板样条插值算法^[19]得到 19 个温度和降水变量,已在不同类型的空间建模研究中得到广泛应用^[20]。本研究首先对数据集中的变量进行重采样(原始空间分辨率为 1 km × 1 km,将其重采样得到 30 m × 30 m 的分辨率)以获得适用于

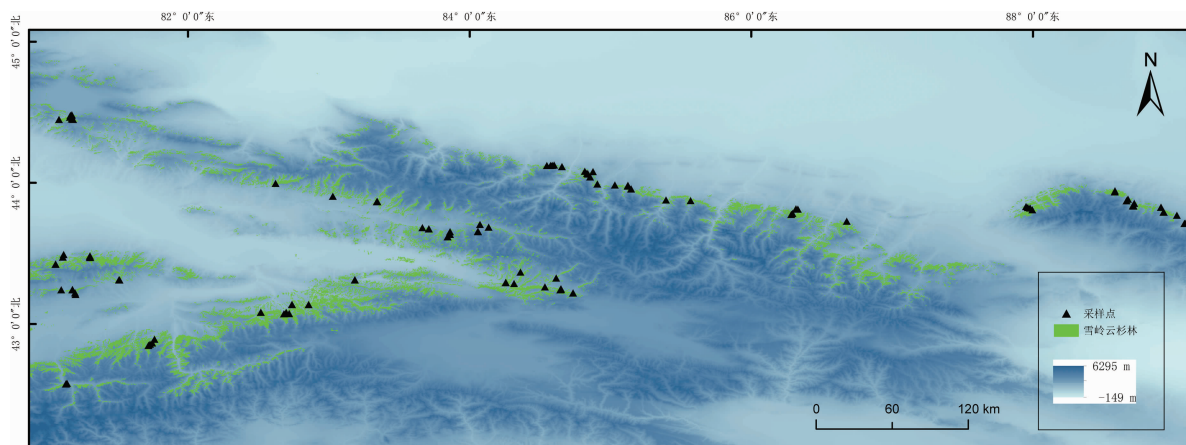


图1 研究区和采样点的位置

山区的气候变量。除了 WorldClim 数据集中的变量外,本研究建模中使用的变量还包括海拔、土壤有效含水量(简称 AWC,体积分数)、土壤容重(简称 SBD,g/cm³)、阳离子交换量(简称 CEC,cmol/kg)、沙粒含量(简称 SDC,质量百分比)、粉粒含量(简称 CRF,质量百分比)、黏粒含量(简称 CLC,质量百分比)、土壤 pH 值,这些变量提取自 SoilGrids 数据集^[21]。考虑到使用全部 26 个变量可能增加模型的复杂性,因此本研究采用主成分分析(PCA)实现降维处理。

雪岭云杉林的实际分布来自于中国西部环境与生态科学数据中心。首先,在地理信息系统平台中将原始矢量数据转换为栅格数据,然后,将其重采样为 30 m×30 m 分辨率的数据。本研究使用的回归模型包括多元线性回归(MLR)、逐步回归(STR)、岭回归(RDR)、套索回归(LSR)。MLR 构造了因变量和自变量之间的回归关系: $Y=\beta_0+\beta_1X_1+\beta_2X_2+\cdots+\beta_kX_k+\varepsilon$,其中, Y 为因变量(C、N、P 含量及其化学计量比), X_k 为前述 26 个环境变量(或它们的主成分), β_k 是自变量 X_k 的回归系数, ε 是误差。STR 通过引入或排除解释变量构建回归模型,判断变量的选择标准是否提高了模型的拟合精度。岭回归为最小二乘法的补充,建模过程汇中增加了正则化选项。与岭回归类似,套索回归也增加了正则化选项并对回归系数的绝对值之和进行了界定^[22]。使用 SPSS 22.0 确定多元线性回归、逐步回归、岭回归的回归系数,套索回归的系数由 R 语言的 glmnet 包获得。对以上模型性能的评价,使用平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)、调整的决定系数(Adjusted R^2)实现。建模过程中,如果回归模型能够通过 0.05 水平的显著性检验,则认为模型性能是显著的。

2 结果与分析

2.1 取样点土壤 C、N、P 含量及其生态化学计量特征

雪岭云杉采样点 C、N、P 含量分别为 3.12 ~ 139.94、1.78 ~ 16.23、0.37 ~ 1.46 g/kg,平均值分别为(55.76±25.24)、(4.63±2.11)、(0.71±0.21) g/kg; C : N : C : P、N : P 分别为 1.33 ~ 31.15、2.26 ~ 172.70、1.99 ~ 28.16,平均值分别为(12.24±3.73)、(79.95±31.89)、(28.16±3.18)。

2.2 预测变量的主成分

根据表 1 可知,前 4 个主成分占有所有变量变异

性的 85.93%。其中,成分 1 中温度变量的载荷较高,主要描述与温度相关的预测因子;成分 2 在降水变量上载荷较高,主要表征了降水量的变异性;成分 3 在土壤沙粒含量、粉粒含量和黏粒含量上的载荷较高,主要描述了土壤的粒度特性。

表 1 环境变量的主成分分析结果

变量	缩写	成分 1	成分 2	成分 3	成分 4
海拔	ELE	-0.66			
最暖月最高温度	TWM	0.99			
最暖季的平均温度	TWMQ	0.99			
年平均温度	MAT	0.96			
最冷月最低温度	TCM	0.93			
最湿季平均温度	TWEQ	0.93			
最早季平均温度	TDQ	0.90	0.34		
最冷季平均温度	TCQ	0.90	0.34		
季节性降水变化	PS	-0.83	-0.41		
最暖季降水量	PWQ	-0.73	0.63		
平均气温日较差	MDR	0.72	0.65		
最湿月降水量	PWM	-0.71	0.63		
最湿季降水量	PWQ	-0.70	0.66		
土壤酸碱度	pH	0.64	-0.44		0.41
年温差	TAR	0.63			0.55
粗碎屑百分比	CRF	-0.60	0.51	-0.34	
阳离子交换量	CEC	-0.60		0.36	
年平均降水量	MAP	-0.33	0.90		
最早季降水量	PDQ		0.88		0.36
最冷季降水量	PCQ		0.88		0.36
最早月降水量	PDM		0.85		0.39
季节性温度变化	TS	-0.38	-0.78		0.45
等温性	ISO	0.60	0.73		-0.30
沙粒含量	SDC		0.47	-0.84	
黏粒含量	CLC		-0.39	0.77	
粉粒含量	STC		-0.42	0.74	
土壤容重	BD	0.52			
土壤有效含水量	AWC	0.41	-0.36	-0.31	0.34

2.3 C、N、P 化学计量比和环境变量之间的模型性能和相关性

如表 2 所示,C、N、P 含量空间分布模型的 F 值(1.93 ~ 19.04)表明,4 种模型具有较高精度。相对而言,模型对 C、N、P 化学计量比的模拟精度较低。此外, F 值和调整的 R^2 表明,MLR 模型的表现优于其他模型。就变量选择而言,利用初始 28 个变量建模得到的回归模型(调整的 R^2 为 0.05 ~ 0.51)优于主成分回归模型(调整的 R^2 为 0.02 ~ 0.33)。

如表 3 所示,Pearson 相关系数矩阵显示土壤 C

表 2 回归模型

模型	自变量	原始 28 个变量				原始 28 个变量的主成分			
		调整的 R^2	F 值	MAE(%)	RMSE	调整的 R^2	F 值	MAE(%)	RMSE
MLR	C 含量	0.20	1.93 *	41.69	21.60	0.09	2.54 *	44.27	22.64
	N 含量	0.31	2.58 **	97.72	0.17	0.32	8.58 **	86.98	0.17
	P 含量	0.39	3.05 **	33.50	0.04	0.21	4.92 **	46.96	0.06
	C : N	0.51	4.01 **	80.40	13.51	0.04	1.62	49.70	12.92
	C : P	0.12	1.26	21.67	47.64	0.03	1.02	21.69	45.00
	N : P	0.15	1.61	42.36	1.89	0.14	4.35 **	34.90	1.86
STR	C 含量	0.13	12.77 **	56.92	23.17	0.05	5.12 *	45.18	22.06
	N 含量	0.34	14.25 **	77.87	0.16	0.31	19.04 **	90.95	0.17
	P 含量	0.29	16.30 **	86.64	0.09	0.22	8.04 **	43.77	0.06
	C : N	0.12	9.02 **	45.87	12.59	0.03	1.96	43.29	13.37
	C : P	0.05	4.91 *	22.29	46.62	0.02	1.01	21.71	45.05
	N : P	0.21	10.17 **	43.49	1.53	0.13	13.18 **	49.25	1.80
RDR	C 含量	0.22	2.44 **	54.54	22.53	0.06	2.19	44.11	22.12
	N 含量	0.26	2.73 **	66.94	0.19	0.33	10.65 **	94.77	0.17
	P 含量	0.38	3.71 **	65.89	0.07	0.17	4.71 **	41.11	0.05
	C : N	0.37	3.47 **	75.64	18.74	0.04	1.77	43.61	13.28
	C : P	0.10	1.10	20.60	44.63	0.02	0.98	22.40	46.17
	N : P	0.20	2.29 **	48.81	1.79	0.15	5.84 **	55.35	1.72
LSR	C 含量	0.20	1.93 *	66.97	22.50	0.10	3.17 *	47.95	26.62
	N 含量	0.32	2.77 **	72.21	0.18	0.10	3.15 *	90.14	0.17
	P 含量	0.39	3.14 **	71.06	0.08	0.22	6.09 **	45.91	0.06
	C : N	0.51	4.14 **	72.48	13.78	0.04	1.90	52.19	12.97
	C : P	0.13	1.29	22.28	49.15	0.03	1.02	23.04	47.22
	N : P	0.13	1.61	69.31	1.78	0.14	5.76 **	45.63	1.77

注: *、** 分别表示在 0.05、0.01 水平上显著。

表 3 土壤 C、N、P 含量及其化学计量比与环境变量的相关系数

项目	相关系数													
	ELE	AWC	BD	CEC	CLC	SDC	STC	pH 值	CRF	MAT	MDR	ISO	TS	TWM
C 含量	0.245	0.032	-0.057	-0.007	-0.174	0.059	0.042	-0.146	0.128	-0.268	-0.267	-0.191	-0.078	-0.339
N 含量	0.211	-0.032	-0.011	-0.008	-0.055	0.044	-0.029	-0.092	0.118	-0.256	-0.154	-0.102	-0.073	-0.292
P 含量	-0.124	-0.152	0.145	0.059	-0.003	-0.034	0.097	-0.051	0.096	-0.066	-0.169	-0.163	0.095	-0.107
C : N	0.042	0.113	-0.100	0.009	-0.187	-0.016	0.172	-0.100	-0.018	-0.026	-0.229	-0.178	-0.014	-0.098
C : P	0.393	0.150	-0.178	-0.057	-0.246	0.098	0.009	-0.172	0.070	-0.253	-0.213	-0.125	-0.147	-0.319
N : P	0.455	0.113	-0.148	-0.038	-0.155	0.174	-0.177	-0.110	0.133	-0.305	-0.029	0.048	-0.230	-0.326

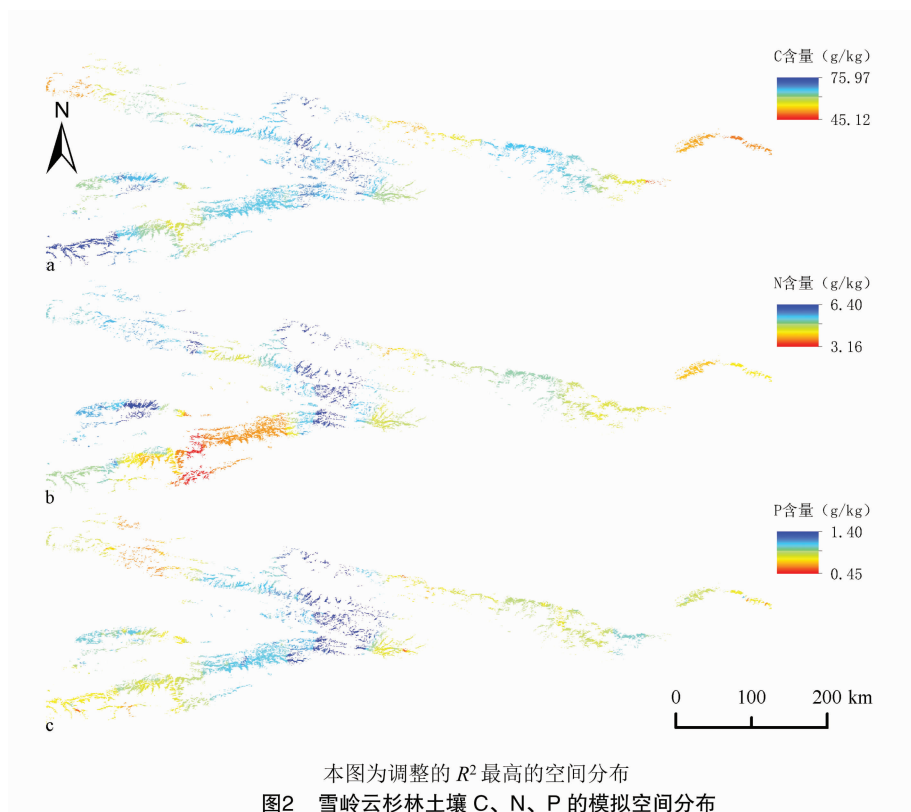
项目	相关系数													
	TCM	TAR	TWEQ	TDQ	TWMQ	TCQ	MAP	PWQ	PDM	PS	PWQ	PDQ	PWQ	PCQ
C 含量	-0.131	-0.393	-0.319	-0.217	-0.323	-0.227	0.197	0.267	-0.003	0.312	0.269	-0.016	0.279	-0.016
N 含量	-0.212	-0.248	-0.317	-0.194	-0.295	-0.205	0.212	0.255	0.066	0.172	0.253	0.062	0.259	0.062
P 含量	-0.102	-0.069	-0.072	-0.119	-0.090	-0.142	0.066	0.087	0.044	0.109	0.092	0.042	0.097	0.042
C : N	0.157	-0.292	-0.031	-0.048	-0.062	-0.047	0.008	0.054	-0.096	0.256	0.062	-0.114	0.070	-0.114
C : P	-0.069	-0.421	-0.316	-0.178	-0.310	-0.170	0.189	0.258	-0.030	0.317	0.259	-0.053	0.270	-0.053
N : P	-0.228	-0.285	-0.372	-0.152	-0.352	-0.144	0.210	0.246	0.047	0.130	0.239	0.063	0.245	0.063

含量与最暖月的最高温度、气温年较差、最暖季平均温度、季节性降水变化具有相对较高的相关性;N 含量与最暖月最高温度、最湿季平均温度之间的相关性较高;平均气温日较差是唯一与 C : N 的相关系数绝对值 >0.2 的变量。海拔、最暖月最高温度、温度年较差、最湿季平均温度、最暖季平均温度和季节性降水变化与 C : P 具有相对较高的相关系数。N : P 与海拔、年平均温度、最暖月最高温度、最

湿季平均温度和最暖季平均温度相关性较高。

2.4 土壤 C、N、P 含量及其化学计量比的空间格局

根据图 2 可知,研究区模拟的 C、N、P 含量范围分别为 45.12 ~ 75.97、3.16 ~ 6.40、0.45 ~ 1.40 g/kg。与实际值的变异性相比,模拟值的变化范围较小。由图 3 可知,预测的 C : N、C : P、N : P 分别为 8.64 ~ 14.03、59.29 ~ 112.43、5.86 ~ 9.28。



与中部、西南部相比,研究区东部和西北部雪岭云杉林土壤的 C 含量较低。N 含量呈现出与 C 含量相同的趋势:研究区东部区域相对较低,而西部和中部则相对较高;而 P 含量的空间分布趋势从研究区西部到中部递增,从中部到东部呈现递减趋势。C : N 在研究区西部变异程度较高,在整个研究区呈现出自西向东的递增趋势;C : P 在西部较高,中部和东部较低;N : P 呈现出与 C : P 相似的趋势(图 3)。

2.5 实际值和模拟值间的比较

如图 4 可知,实测 C 含量和模拟 C 含量间的相关系数较高(0.68, $P < 0.01$, 图 4-a)。相对而言,P 含量的实测值和模拟值之间的相关系数较低(0.38, $P < 0.01$, 图 4-c),N 含量的实测值和模拟值之间的相关系数(0.61, $P < 0.01$, 图 4-b)介于二

者之间。C : N 实测值和模拟值之间的相关系数为 0.64($P < 0.01$);C : P、N : P 的实测值和模拟值之间的相关系数分别为 0.39、0.44,相对较低,表明模型对 C : N 的模拟精度较高,而对 C : P 和 N : P 的模拟效果较差(图 4-e 和 4-f)。

3 结论与讨论

3.1 雪岭云杉林中 C、N、P 含量及其化学计量比的空间格局

对土壤生态化学计量特征空间格局的准确认识有助于深入了解区域生物和生态过程的机制。本研究发现,C、P 含量和 N : P 从研究区西部到东部递增,而 N 含量、C : N 和 C : P 沿西-东方向递减(图 2、图 3)。这与 Dai 等土壤有机碳自西向东递增,而总氮量自西向东递减的研究结果相似;该研

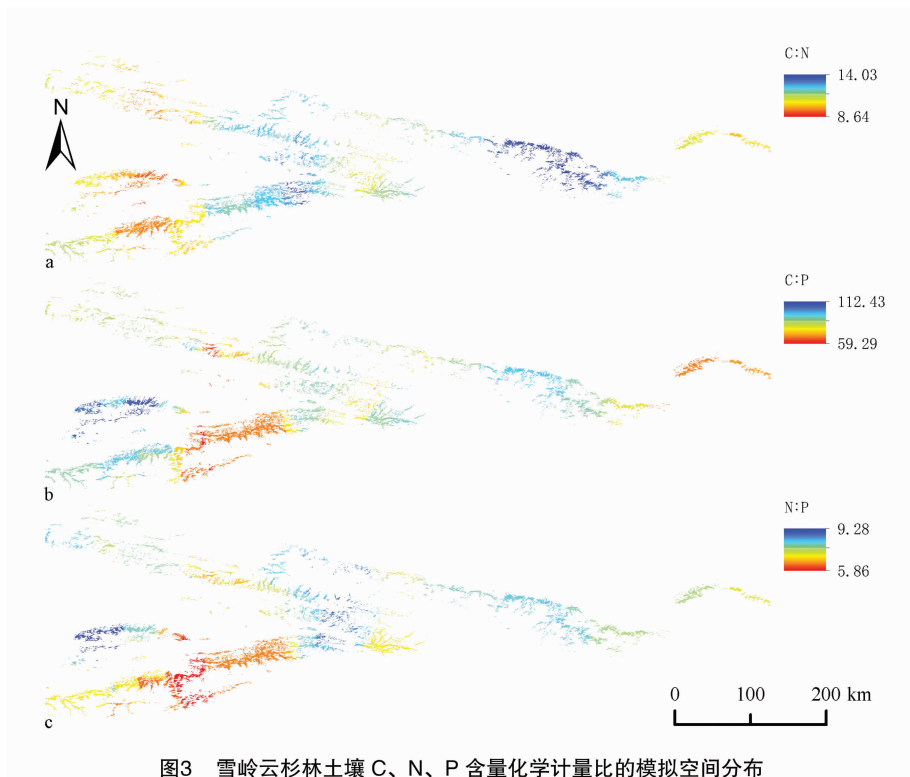


图3 雪岭云杉林土壤 C、N、P 含量化学计量比的模拟空间分布

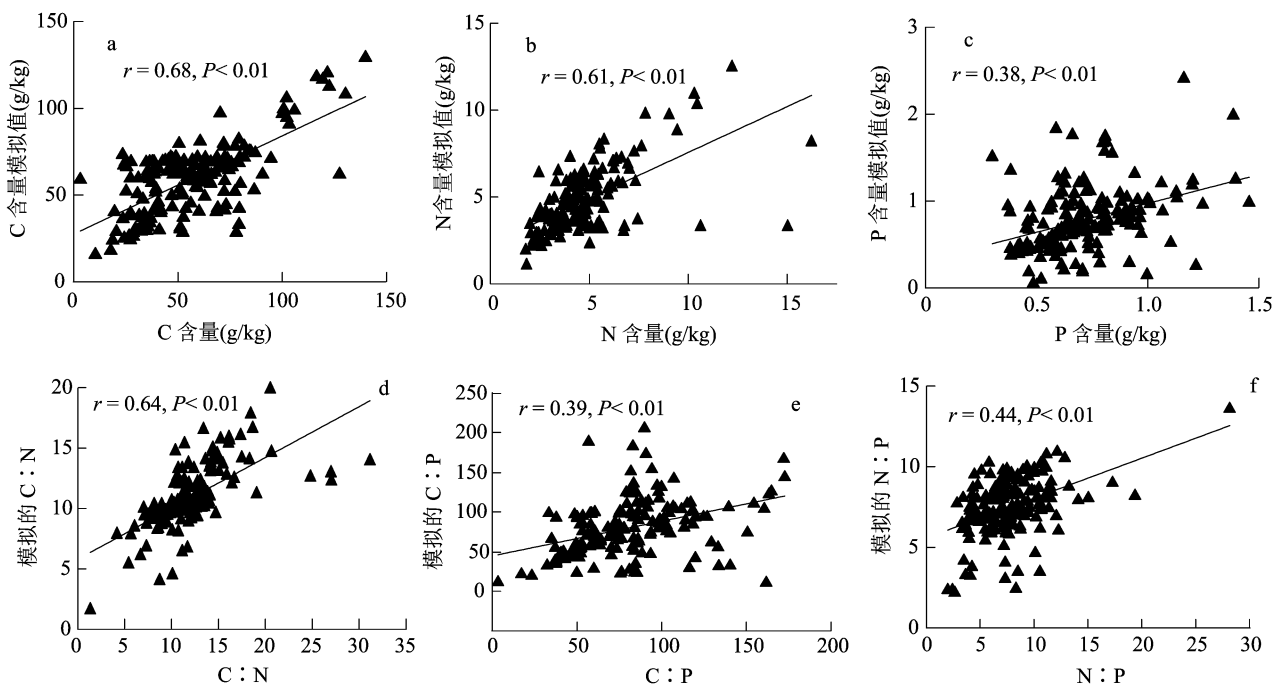


图4 雪岭云杉林样点土壤 C、N、P 含量及其化学计量比实测值和模拟值的相关系数

究还指出,雪岭云杉林土壤养分含量的规律性是由非生物变量的变化引起的,包括温度、降水、蒸发能力、太阳辐射^[13]。本研究结果也表明,温度、降水等土壤理化性质的非生物因子与雪岭云杉林土壤生态化学计量特征之间关系显著;另外,不同的土壤

生态化学计量特征环境变量的贡献是不一致的,表明温度、降水以及土壤理化性质在土壤生态化学计量特征的变异性方面具有不同的作用。关于雪岭云杉林土壤生态化学计量特征的空间变异性方面,Cui 等也指出与研究区西部相比,东部土壤 C 和 P 含

量相对较低^[22-23]。综上所述,前人研究与本研究均表明,雪岭云杉林内土壤 C、N、P 含量及其化学计量比在非生物因子的作用下,呈现出空间上的连续变化趋势。

3.2 回归模型的可靠性

生态化学计量特征在养分限制^[1-2]、养分利用效率^[6]、种群动态^[3]、共生关系^[5]以及区域和生物地球化学循环^[7-8]中起着重要作用。因此,确定生态系统养分元素及其生态化学计量特征与环境变量之间的关系,并建立模型对生态化学计量特征的空间分布进行准确预测具有重要的科学意义。目前,学者们多采用相关分析和线性回归分析方法进行研究^[24-26]。但是,相关方法均是基于样点数据的相关和回归方法,旨在讨论生态化学计量特征对环境因子的响应关系,并未给出生态化学计量特征的空间分布。尽管有学者尝试使用地统计学和空间插值方法获得了化学计量特征的空间分布^[27-28],但空间插值方法在地形复杂的地区(例如山区),可能受制于样本量、环境变量的空间分辨率等因素而得到精确度有限的插值结果。最近,有学者提出生态化学计量分布模型(StDMs),并应用该模型模拟养分元素的空间分布和地表植物对该空间分布的响应,结果表明 StDMs 具有较高精度^[29]。与 StDMs 类似,本研究所采用的方法也适用于在地形复杂区域给出较为可靠的生态化学计量特征的空间分布。

3.3 预测变量选择

本研究中土壤 pH 值、阳离子交换量、土壤有效含水量等变量与化学计量特征之间的相关系数相对较低,表明气候变量可能是大尺度土壤生态化学计量特征变异性的控制因素,这也在其他研究中得到了证实^[30-31]。理论上,温度和降水主要决定植物的功能类型,并控制陆地生态系统中植物的生物量积累^[32]。此外,气候变量也会对微生物活动产生影响,这对于有机物的分解至关重要^[33-34]。目前,生态模型中最常用的气候变量主要包括温度和降水的平均值(例如年平均温度和年平均降水量),但本研究表明,季节性温度变化(例如温度和降水的年较差)以及极值(例如最暖月最高温度、最湿季降水量等)等因子,与土壤生态化学计量特征间也可能存在一定的相关关系,因此也是相关模型需要重点考虑的因子。值得注意的是,气候变量之间可能是线性相关关系^[19,35],因此,需要使用合适的方法来找到具有最低共线性的数据集。本研究使用逐步

回归和主成分分析对共线性进行了处理,研究结果表明,就变量选择而言,逐步回归的性能优于主成分分析。

3.4 回归方法的优点和局限

本研究发现回归方法具有以下优势:(1)使用该模型可以可靠地量化养分含量及其生态化学计量比对自变量的响应;(2)可以借助地理信息系统技术实现对生态化学计量特征空间分布的模拟;(3)模拟结果具有较高的精度。需要指出的是,其他模型在类似的应用中也具有潜力。例如,人工神经网络(ANN)能够检测相关变量和自变量之间的复杂非线性关系^[36];多元自适应回归样条(MARS)可以拟合变量之间的相互作用^[37];分类回归树(增强的回归树、随机森林等)也是分析复杂生态数据具有价值的方法^[38];遗传算法(GA)是一种全局优化方法,可用于解决复杂的优化问题^[39]。因此,在后续工作中,综合考虑多种模型有助于提高生态化学计量特征空间分布模拟结果的精度。

参考文献:

- [1] Feller I C, McKee K L, Whigham D F, et al. Nitrogen vs. phosphorus limitation across an ecotonal gradient in a mangrove forest [J]. *Biogeochemistry*, 2003, 62 (2): 145 - 175.
- [2] Högberg P, Näsholm T, Franklin O, et al. Tamm review; on the nature of the nitrogen limitation to plant growth in Fennoscandian boreal forests [J]. *Forest Ecology and Management*, 2017, 403: 161 - 185.
- [3] Johnson M T, Agrawal A A. Plant genotype and environment interact to shape a diverse arthropod community on evening primrose (*Oenothera biennis*) [J]. *Ecology*, 2005, 86 (4): 874 - 885.
- [4] Hill B H, Elonen C M, Seifert L R, et al. Microbial enzyme stoichiometry and nutrient limitation in US streams and rivers [J]. *Ecological Indicators*, 2012, 18 (4): 540 - 551.
- [5] Mariotte P, Canarini A, Dijkstra F A. Stoichiometric N:P flexibility and mycorrhizal symbiosis favour plant resistance against drought [J]. *Journal of Ecology*, 2017, 105 (4): 958 - 967.
- [6] He W M, Yu F H, Zhang L L. Physiological integration impacts nutrient use and stoichiometry in three clonal plants under heterogeneous habitats [J]. *Ecological Research*, 2010, 25 (5): 967 - 972.
- [7] Midgley M G, Phillips R P. Resource stoichiometry and the biogeochemical consequences of nitrogen deposition in a mixed deciduous forest [J]. *Ecology*, 2016, 97 (12): 3369 - 3378.
- [8] Schmidt S K, Porazinska D, Concienne B L, et al. Biogeochemical stoichiometry reveals P and N limitation across the post-glacial landscape of Denali National Park, Alaska [J]. *Ecosystems*, 2016, 19 (7): 1164 - 1177.

- [9] Yang Y H, Fang J Y, Guo D L, et al. Vertical patterns of soil carbon, nitrogen and carbon:nitrogen stoichiometry in Tibetan grasslands[J]. Biogeosciences Discuss, 2010, 7(1): 1–24.
- [10] Jobbágy E G, Jackson R B. The vertical distribution of soil organic carbon and its relation to climate and vegetation[J]. Ecological Applications, 2000, 10(2): 423–436.
- [11] 王 棣, 耿增超, 余 雕, 等. 秦岭典型林分土壤有机碳储量及碳氮垂直分布[J]. 生态学报, 2015, 35(16): 5421–5429.
- [12] 陈 曦, 许文强, 罗格平, 等. 天山北坡不同环境条件下雪岭云杉(*Picea schrenkiana*)林限土壤属性[J]. 生态学报, 2008, 28(1): 53–61.
- [13] Dai L, Li Y Z, Luo G P, et al. The spatial variation of alpine timberlines and their biogeographical characteristics in the northern Tianshan Mountains of China[J]. Environmental Earth Sciences, 2013, 68(1): 129–137.
- [14] Li L, Chang Y P, Li X F, et al. Carbon sequestration potential of cropland reforestation on the northern slope of the Tianshan Mountains[J]. Canadian Journal of Soil Science, 2016, 96(4): 461–471.
- [15] 王慧杰, 常顺利, 张毓涛, 等. 天山雪岭云杉森林群落的密度制约效应[J]. 生物多样性, 2016, 24(3): 252–261.
- [16] Yeomans J C, Bremner J M. A rapid and precise method for routine determination of organic carbon in soil[J]. Communications in Soil Science & Plant Analysis, 1988, 19(13): 1467–1476.
- [17] Bremner J M, Tabatabai M A. Use of an ammonia electrode for determination of ammonium in Kjeldahl analysis of soils[J]. Communications in Soil Science & Plant Analysis, 1972, 3(2): 159–165.
- [18] Sherman M. Colorimetric determination of phosphorus in soils. Provision for eliminating the interference of arsenic[J]. Industrial & Engineering Chemistry Analytical Edition, 1942, 14(2): 182–185.
- [19] Hijmans R J, Cameron S E, Parra J L, et al. Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas[J]. International Journal of Climatology, 2010, 25(15): 1965–1978.
- [20] Fick S E, Hijmans R J. WorldClim 2: new 1–km spatial resolution climate surfaces for global land areas[J]. International Journal of Climatology, 2017, 37(12): 4302–4315.
- [21] Hengl T, Mendes D J J, Heuvelink G B M, et al. SoilGrids250m: global gridded soil information based on machine learning[J]. PloS One, 2017, 12(2): e0169748.
- [22] Cui W, Li Z, Chang Z, et al. Soils in Xinjiang[M]. Beijing: Science Press, 1996.
- [23] Guisan A, Jørgensen T E, Hastie T. Generalized linear and generalized additive models in studies of species distributions: setting the scene[J]. Ecological Modelling, 2002, 157(2/3): 89–100.
- [24] Ågren G I, Wetterstedt J Å M, Billberger M F K. Nutrient limitation on terrestrial plant growth – modeling the interaction between nitrogen and phosphorus[J]. New Phytologist, 2012, 194(4): 953–960.
- [25] Feng D F, Bao W K, Pang X Y. Consistent profile pattern and spatial variation of soil C/N/P stoichiometric ratios in the subalpine forests[J]. Journal of Soils & Sediments, 2017, 17: 1–12.
- [26] Zinke P J, Stangenberger A G. Elemental storage of forest soil from local to global scales[J]. Forest Ecology & Management, 2000, 138(1/2/3): 159–165.
- [27] Smith D B, Cannon W F, Woodruff L G, et al. Geochemical and mineralogical maps for soils of the conterminous United States[R]. Reston: U. S. Geological Survey, 2014.
- [28] Wang Y Q, Zhang X C, Huang C Q. Spatial variability of soil total nitrogen and soil total phosphorus under different land uses in a small watershed on the Loess Plateau, China[J]. Geoderma, 2009, 150(1/2): 141–149.
- [29] Leroux S J, Wal E V, Wiersma Y F, et al. Stoichiometric distribution models: ecological stoichiometry at the landscape extent[J]. Ecology Letters, 2017, 20(12): 1495–1506.
- [30] Elser J J, Sterner R W, Gorokhova E, et al. Biological stoichiometry from genes to ecosystems[J]. Ecology Letters, 2000, 3(6): 540–550.
- [31] Tian H, Chen G S, Zhang C, et al. Pattern and variation of C:N:P ratios in China's soils: a synthesis of observational data[J]. Biogeochemistry, 2010, 98(1/2/3): 139–151.
- [32] de Long J R, Sundqvist M K, Gundale M J, et al. Effects of elevation and nitrogen and phosphorus fertilization on plant defence compounds in subarctic tundra heath vegetation[J]. Functional Ecology, 2016, 30(2): 314–325.
- [33] Cleveland C C, Liptzin D. C:N:P stoichiometry in soil: is there a “Redfield ratio” for the microbial biomass? [J]. Biogeochemistry, 2007, 85: 235–252.
- [34] Delgado-Baquerizo M, Reich P B, Khachane A N, et al. It is elemental: soil nutrient stoichiometry drives bacterial diversity[J]. Environmental Microbiology, 2017, 19: 1176–1188.
- [35] Kriticos D J, Webber B L, Leriche A, et al. CliMond: global high-resolution historical and future scenario climate surfaces for bioclimatic modelling[J]. Methods in Ecology & Evolution, 2012, 3: 53–64.
- [36] Martiny A C, Vrugt J A, Primeau F W, et al. Regional variation in the particulate organic carbon to nitrogen ratio in the surface ocean[J]. Global Biogeochemical Cycles, 2013, 27(3): 723–731.
- [37] Lek S, Guégan J F. Artificial neural networks as a tool in ecological modelling, an introduction[J]. Ecological Modelling, 1999, 120(2/3): 65–73.
- [38] De'ath G, Fabricius K E. Classification and regression trees: a powerful yet simple technique for the analysis of complex ecological data[J]. Ecology, 2000, 81(11): 3178–3192.
- [39] Hamblin S. On the practical usage of genetic algorithms in ecology and evolution[J]. Methods in Ecology and Evolution, 2013, 4(2): 184–194.