

我国毛乌素沙地荒漠化逆转因素分析

王相麾, 张颖* (北京林业大学经济管理学院, 北京 100083)

摘要 根据 2000—2015 年中国经济社会大数据平台的统计数据, 研究分析了我国毛乌素沙地荒漠化发展状况及其影响因素, 认为近年来毛乌素沙地呈现出荒漠化逆转的态势。基于探索性分析(EFA)与虚拟变量回归模型(DVRM), 对毛乌素沙地荒漠化逆转因素进行了分析, 同时为提高研究结论的稳健性, 还对回归模型进行了诊断。由于多重共线性问题的存在, 研究剔除了虚拟变量交互项的影响。研究认为, 年降水量是影响该地区森林覆盖率的主要气候因素, 年降水量每增加 100 mm, 森林覆盖率将会增加 10%。此外, 年均气温对于森林覆盖率也有显著影响, 年均气温每增加 1℃, 森林覆盖率将会增加 2.5%。对政策因素的分析表明, 2005 年《全国防沙治沙规划(2005—2010)》和 2011 年《全国防沙治沙规划(2011—2020)》的政策效应相对于 2000 年的基期水平, 能够分别增加 3.4% 和 4.7% 的森林覆盖率。研究揭示了气候因素和政策因素对我国毛乌素沙地荒漠化逆转的重要作用, 对我国荒漠化管理和相关政策制定等具有重要意义和价值。

关键词 毛乌素沙地; 荒漠化; ANOVA; 虚拟变量; 逆转因素

中图分类号 X 171.4 **文献标识码** A

文章编号 0517-6611(2020)10-0001-06

doi: 10.3969/j.issn.0517-6611.2020.10.001



开放科学(资源服务)标识码(OSID):

Study on Desertification Reversal Factors in Maowusu Sandy Land in China

WANG Xiang-hui, ZHANG Ying (School of Economics & Management, Beijing Forestry University, Beijing 100083)

Abstract Based on the data of China's economic and social big data platform from 2000 to 2015, this paper analyzed the desertification development situation of Maowusu sandy land and its influencing factors. Climate factors and policy factors were important reasons to promote the improvement of forest coverage. Based on the analysis of variance and regression model of dummy variables, it was found that annual precipitation was the main climatic factor affecting the forest coverage in this region, and the forest coverage rate would increase by 10% for every 100 mm increase of annual precipitation. The average annual temperature also had a significant impact on forest coverage. For every 1℃ increased in annual temperature, forest coverage would increase by 2.5%. In addition, policy factors were reflected in the policy effects of the national plan for desertification prevention and control (2005—2010) and the national plan for desertification prevention and control (2011—2020), which can increase the forest coverage rate by 3.4% and 4.7% respectively compared with the base period. The study revealed the important effects of climate and policy factors on desertification reversal of Maowusu sandy land in China, which was of great significance and value to desertification management and related policy-making in China.

Key words Maowusu sandy land; Desertification; ANOVA; Dummy variables; Reverse factors

为了营造陕北防护林带, 早期研究毛乌素荒漠化的人员开展了沙漠自然条件的实地调查并建立了部分实验站。研究者仅仅通过沙漠化程度差异发掘出人为因素的重要作用。此后大部分学者利用卫星遥感技术, 从最开始的静态测量, 转向更为丰富的动态研究。其中多数研究认为毛乌素沙地荒漠化处于逆转态势^[1-2]。相应的跟踪研究同样也证明了从 20 世纪 80 年代到 21 世纪前 10 年, 毛乌素沙地荒漠化逆转在总体上仍然呈现出良好的发展态势^[3]。进一步的研究还利用地理信息系统技术, 同时展示了毛乌素沙地荒漠化逆转发展的空间和时间变化趋势, 以可视化的形式证明了荒漠化的结构性逆转^[4-5]。在毛乌素沙地较早的气候变化研究中, 基本得出了暖干化趋势的一致性结论^[6-8]。据此, 大部分学者都肯定了人为因素在荒漠化逆转中的重要作用, 但只有少数研究者以土地利用方式、产业结构、政策因素等为影响因素, 分析了植被覆盖率等的相应变化^[5]。进入 21 世纪后, 全球气候发生了重大变化, 有研究认为降水量与气温呈同步上升的趋势, 其中降水量对于毛乌素荒漠化逆转起到了决定性作用, 在研究中, 响应变量常常使用植被覆盖率或森林覆盖

率代表不同荒漠化程度^[9-10], 并进行沙地荒漠化逆转的影响分析。

可以发现, 大部分研究只是根据遥感技术进行直观展示, 进而通过文献梳理得出较为主观的因素判断沙地荒漠化逆转的影响并提出相应建议, 均未进行量化的影响因素分析^[11]。其余的研究也仅仅通过单一的相关分析初步呈现出人为因素和自然因素对于荒漠化的影响, 即使一些研究认为存在自然或人为的影响, 也不能从量化角度进行科学衡量, 更无法理清不同因素之间的交互机制和作用^[12]。基于此, 笔者引入虚拟变量及其交互项, 通过量化分析, 度量人为因素和自然因素对毛乌素沙地荒漠化逆转的影响效应。

1 数据与变量

1.1 数据来源 该研究主要根据中国经济社会大数据平台、陕西省经济社会发展统计数据库、内蒙古自治区经济社会发展统计数据库和宁夏回族自治区经济社会发展统计数据库, 选取毛乌素沙地周边部分县市的数据并进行分析。受到数据库统计资料的限制, 2000 年之前和 2015 年之后多个地区的多项重点指标严重缺失, 考虑到所选数据的覆盖范围和数据的可获取性, 该研究选择的研究时间段为 2000—2015 年; 考虑到政策的影响, 从 2000 年开始, 退耕还林还草工程、京津风沙源治理工程试点等国家重大生态工程相继开展, 为了避免此类生态工程引起的估计误差, 数据起始点确定为 2000 年。另外, 2005 年, 国务院批复了《全国防沙治沙规划

基金项目 国家重点研发计划“中国北方半干旱荒漠区沙漠化防治关键技术与示范”(2016YFC0500905)。

作者简介 王相麾(1996—), 男, 重庆市, 硕士研究生, 研究方向: 资源环境评价与核算。*通信作者, 教授, 博士, 博士生导师, 从事资源环境评价与核算、区域经济学研究。

收稿日期 2019-09-18

(2005—2010)》,之后的 2011 年还批复了《全国防沙治沙规划(2011—2020)》^[16],并出台了相关政策。选取 2005 和 2011 年作为全国防沙治沙重要的时间节点,并划分出 3 个不同时间段,以便分析不同时间段防沙治沙工程的政策影响。该研究选择 2000—2015 年作为研究时间段,最终纳入研究的数据样本共有 160 个,涉及地区均在毛乌素沙地地域范围内,具体包括鄂托克前旗、鄂托克旗、乌审旗、伊金霍洛旗、盐池县、榆阳区、神木、横山、靖边和定边县等。

1.2 变量描述 在已有研究的基础上,依据该研究目标,选取的主要变量如下。

1.2.1 森林覆盖率(f_ratio)。森林覆盖率指一个地区森林面积占土地总面积的百分比。森林覆盖率是反映森林资源丰富程度和生态平衡状况的重要指标。在计算森林覆盖率时,森林面积包括郁闭度 0.2 以上的乔木林地面积和竹林地面积,国家特别规定的灌木林地面积、农田林网以及四旁(村旁、路旁、水旁、宅旁)林木的覆盖面积,单位为 %。

1.2.2 年降水量(rain)。年降水量指在以年为单位的统计时间内,降落到水平面上,假如无渗漏,不流失,也不蒸发,累积起来的水的深度,单位是 mm。

1.2.3 年均气温(temp)。气温指空气的温度,通过对离地面 1.5 m 处的百叶箱进行测量,其单位为摄氏度(℃)。年均气温是将 12 个月的月平均气温累加后除以 12,其中月平均气温是将全月各日的平均气温相加,除以该月的天数而得。

1.2.4 地区 GDP 的对数值(lngdp)。地区 GDP 是一个地区在一定时期内生产活动的最终成果,有 3 种表现形态,即价值形态、收入形态和产品形态。在实际核算中,通过生产法、收入法和支出法共 3 种方法进行计算,并从不同的方面反映地区生产总值及其构成。该研究按照一般文献的普遍做法,将地区 GDP 的对数值(lngdp)作为解释变量,以分析不同地区经济发展对荒漠化逆转的影响。

1.2.5 地区农林牧渔业总产值的对数值(lnprod)。地区农林

牧渔业总产值包含了农业总产值中的种植业和农民家庭兼营工业部分,其中种植业指粮食作物、经济作物和蔬菜瓜果种植。此外,林业产值中包含营林、林产品、村及村以下的木材采伐;而牧业产值包括牲畜、家禽饲养和捕猎等。最后,对渔业产值进行了统一计算,渔业产值主要按生产法计算。该研究也按照相关文献的普遍做法,将地区农林牧渔业总产值的对数值(lnprod)作为解释变量,以反映地区农林牧渔业的生产水平。

1.2.6 农村牧区常驻居民人均可支配收入的对数值(lnp_inc)。居民人均可支配收入指居民可用于最终消费支出和储蓄的总和,即居民可用于自由支配的收入,既包括现金收入,也包括实物收入。按照收入的来源,可支配收入包含 4 项,分别为工资性收入、经营净收入、财产净收入和转移净收入。针对农村牧区常驻居民的部分,即农村牧区常驻居民人均可支配收入,该研究也按照相关文献的普遍做法,将农村牧区常驻居民人均可支配收入的对数值(lnp_inc)作为解释变量来分析收入对防沙治沙效果的影响。

1.2.7 政策影响因素(policy_1 和 policy_2)。将 2005 和 2011 年作为 2 个重要的时间点,并作为全国防沙治沙政策影响的 2 个重要年份,引入 policy_1 和 policy_2 这 2 个虚拟变量,前者代表了《全国防沙治沙规划(2005—2010)》的政策效应,后者代表了《全国防沙治沙规划(2011—2020)》的政策效应,并以此来评估防沙治沙政策的影响。分析中,2000—2004 年的样本数据被划分为政策 0 状态,其虚拟变量赋值为 policy_1=0 且 policy_2=0;而 2005—2010 年的样本数据被划分为政策 1 状态,其虚拟变量赋值为 policy_1=1 且 policy_2=0;最后 2011—2015 年的样本数据划分为政策 2 状态,其虚拟变量赋值为 policy_1=0 且 policy_2=1。

针对 3 个政策状态,表 1 给出了各变量统计数据的描述性统计分析结果。

表 1 变量汇总
Table 1 Summary of variables

变量 Variable	均值 Mean			中位数 Median		
	政策 0 Policy 0	政策 1 Policy 1	政策 2 Policy 2	政策 0 Policy 0	政策 1 Policy 1	政策 2 Policy 2
f_ratio	0.26	0.26	0.32	0.25	0.30	0.33
rain	310.36	310.36	320.00	318.05	314.50	319.05
temp	8.66	8.66	8.91	8.96	9.12	9.37
lngdp	11.88	11.88	14.79	11.90	13.63	15.00
lnprod	9.19	9.19	12.07	9.77	11.06	12.19
lnp_inc	7.57	7.57	9.18	7.55	8.57	9.32

2 数据分析

2.1 降维处理 首先,该研究使用 R 语言的 GGally 包对各变量进行相关分析,进而对相关性的可视化呈现,图形绘制最终结果如图 1 所示。图形通过下三角的简洁形式,以渐变色和 Pearson 相关系数清晰地呈现出变量间的一般关系,其中 lngdp、lnprod、lnp_inc 三者间展现出格外强烈的正向相关性,并共同体现了经济特征因素,即经济发展水平和程

度;而 rain 和 temp 之间的相关性也相对较高,一定程度上代表了自然环境因素的影响;此外,f_ratio 与其余变量之间的关系都不是非常密切,因此需要进一步分析。

2.1.1 经济特征因素。首先,对 lngdp、lnprod、lnp_inc 这 3 个变量进行探索性因子分析,由含平行分析的碎石图可见(如图 2A 所示):第一,基于 Kaiser-Harris 准则来保留特征值大于 1 的公共因子,对应的探索性因子分析则应该选择一个公

共因子;第二,基于碎石检验来保留在图形变化最大处之上的公共因子,对应的探索性因子分析在第二公共因子处出现拐角,因此应选择一个公共因子;第三,基于平行分析以一组随机数组的特征值平均值为标准选择大于该平均特征值的部分,对应的探索性因子分析同样应当取一个公共因子;此

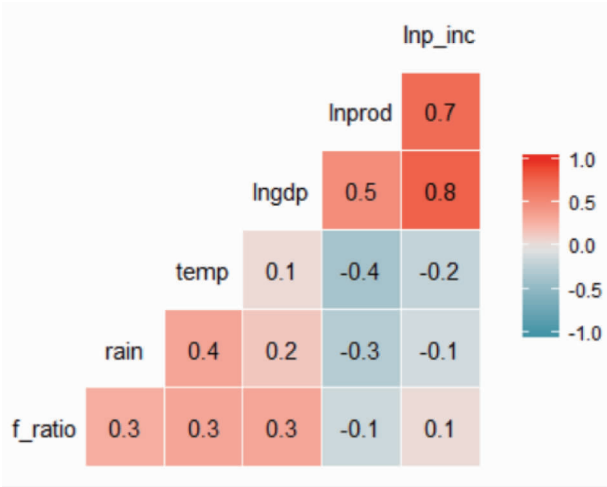
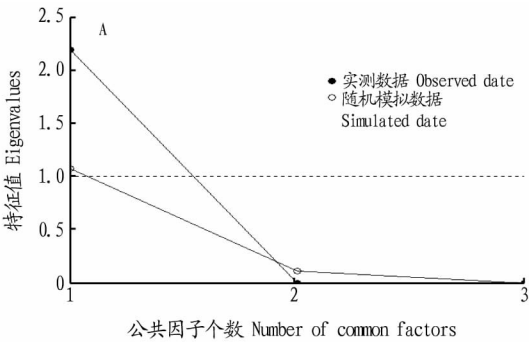


图 1 相关分析图
Fig.1 Correlation analysis diagram



时进一步考虑方差贡献率因素,提取1个公共因子时的方差贡献率就已经达 73%,但提取 2 个公共因子时的累计方差贡献率也仅为 74%,且其中第 1 和第 2 公共因子的解释比率分别为 99%和 1%。

综合上述结果来看,lngdp、lnprod、lnp_inc 这 3 个变量可以由 1 个公共因子进行解释,具体来说,提取 1 个未旋转公共因子时选择主轴迭代法,根据因子载荷矩阵中的方差解释度发现该公因子对 3 个变量的方差解释度超过了 50%,可见此公共因子对于上述变量的解释都较为平衡,进而将该均衡因子得分作为新增解释变量,即经济特征变量(fa_economy)。

2.1.2 自然环境因素。对 rain 和 temp 这 2 个变量进行探索性因子分析,由碎石图可以看出(图 2B):第一,基于 Kaiser-Harris 准则来保留特征值大于 1 的公共因子,对应的探索性因子分析则应该选择一个公共因子;第二,基于碎石检验来保留在图形变化最大处之上的公共因子,对应的探索性因子分析在第二公共因子处出现拐角,因此应当选择一个公共因子;但考虑到方差贡献率因素,提取一个公共因子时的方差贡献率仅为 27%。由于方差贡献率远低于 50%的要求,说明该公共因子并不能较完整地代表 2 个原始变量,因此仍然保持使用 rain 和 temp 这 2 个变量,并代表自然环境因素。

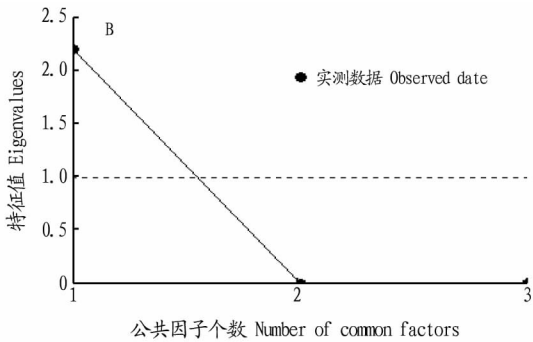


图 2 平行分析碎石图
Fig.2 Scree plot with parallel analysis

2.1.3 同源偏差检验。考虑到样本同源偏差的问题,还进行了同源偏差检验。根据 Harman 单因素检验的标准,如果同源偏差存在,测量的题项将会形成一个解释方差占主导地位的因子,因此将 f_ratio、rain、temp、lngdp、lnprod 和 lninc 这 6 个变量的题项集合起来,分别做主成分分析和探索性因子分析。结果表明,前 2 个主成分的方差贡献率分别为 31%和 17%,而前 2 个公共因子分别解释了 38%和 23%的变量,并不存在一个主导因子,且均未超过建议的 50%的标准值^[17-20]。这说明同源偏差问题在该研究中并不存在^[21],因此研究结论的可靠性不会受到相应变量同源偏差的影响。

2.2 回归分析

2.2.1 虚拟变量回归。虚拟变量是对定性事物的一种人工定量化的编码形式,能够将定类和定序引入回归分析。已有文献指出,回归分析与方差分析本质上是同一类统计方法,区别在于自变量的连续性和分类性之差,且回归分析在计算流程和解释力度上更具优越性^[18]。因此,虚拟变量回归模型(DVRM)与方差分析的结论一致且更具有分析功效。在

虚拟变量回归中,常数项系数表示基准水平下因变量的均值,因素效应项的系数表示相应水平下,因变量均值与常数项之差^[19-20]。因此,就 m 个水平而言,则需要引入 $m-1$ 个虚拟变量。

为防止多重共线性,最终模型结构的数学表达式如下所示,其中:

$$f_ratio = \beta_0 + \beta_1 policy_1 + \beta_2 policy_2 + \beta_3 rain + \beta_4 temp + \beta_5 fa_economy + \varepsilon \tag{1}$$

表 2 给出了 f_ratio 的 OLS 估计结果。在没有任何控制变量的情况下,policy_1 相对于政策 0 的状态能够显著提升 0.040 的 f_ratio($P<0.05$),policy_2 相对于政策 0 的状态能够显著提升 0.055 的 f_ratio($P<0.01$);引入 rain 控制变量后,前述 2 个数字分别下降为 0.039 和 0.052;进一步引入 temp 控制变量,2 个效应继续下降为 0.034 和 0.047,但仍然存在显著影响。可以发现,在模型 D 中,上述效应值得到了较大幅度的提升,但经过逐步回归后发现控制 fa_economy 的模型的 AIC 值为-765.23,而删除该控制变量后,模型的 AIC 值为

-766.08。因此,逐步回归法删除了 fa_economy 控制变量,分析仍应当以模型 C 为基准。模型 C 的修正的可决系数为 0.172,而在其回归方程的显著性检验即 F 检验中,列入模型的各个解释变量联合起来对被解释变量有显著的影响 ($P < 0.05$)。此外, t 检验结果显示,rain 在 0.01 的显著性水平下对 f_ratio 产生 0.001 的正向作用,temp 在 0.01 的显著性水平下对 f_ratio 产生 0.025 的正向作用,值得一提的是,2 个虚拟变量 policy_1 和 policy_2 的 2 个系数意味着相对于政策 0 状态,政策 1 和政策 2 在控制其他部分变量后,能够分别增加 0.034 和 0.047 的 f_ratio。综上所述,以虚拟变量进行表示的 2 项政策、年降水量和年均气温均对森林覆盖率有显著的正向效应。

在模型 C 的基础上,为了探寻不同政策条件下其他因素的影响差异,进而考虑虚拟变量的交互效应。通过 2 个虚拟变量 policy_1 与 policy_2,以及 2 个连续变量 rain 和 temp,构建了 4 个交互项:p1_rain、p1_temp、p2_rain、p2_temp。初始模型可以表示为:

$$f_ratio = \beta_0 + \beta_1 policy_1 + \beta_2 policy_2 + \beta_3 rain + \beta_4 temp + \beta_5 p1_rain + \beta_6 p1_temp + \beta_7 p2_rain + \beta_8 p2_temp + \varepsilon \quad (2)$$

同样,以逐步回归进行变量选择,该初始模型的 AIC 值为-770.24,自动删除 p1_rain 与 p1_temp 2 个变量后 AIC 值为-772.54。因此,最终模型引入是由 policy_2 与 rain 相乘获得的变量 p2_rain 和由 policy_2 与 temp 相乘获得的变量 p2_temp。对于 p2_rain 而言,除了 policy_2 取值为 1 的观测值仍然与 rain 值相同外,其余观测样本的 p2_rain 变量值均为 0,变量 p2_temp 的取值方式也是如此。最终模型可以表示为:

$$f_ratio = \beta_0 + \beta_1 policy_1 + \beta_2 policy_2 + \beta_3 rain + \beta_4 temp + \beta_5 p2_rain + \beta_6 p2_temp + \varepsilon \quad (3)$$

模型回归结果在表 2 中的模型 E 中列出,整体来看修正的可决系数提升为 0.214,加入交互项后原本显著的 policy_2 与 rain 不再显著,而 temp 依然保持强烈的显著性水平,余下的 p2_rain、p2_temp 与 policy_1 三项分别在 0.01、0.05 和 0.1 的显著性水平上拒绝系数为 0 的原假设。这表明年均气温仍然对森林覆盖率有显著的正向影响,此外年降水量和年均气温在政策 2 的交互作用下会对森林覆盖率产生不同方向的影响。

表 2 虚拟变量回归

Table 2 Dummy variable regression

变量 Variable	A	B	C	D	E
policy_1	0.040 *	0.039 *	0.034 *	0.047 *	0.038
policy_2	0.055 **	0.052 **	0.047 *	0.072 *	0.226
rain		0.001 **	0.001 **	0.001 *	0
temp			0.025 **	0.022 **	0.038 ***
fa_economy				-0.012	
p2_rain					0.001 **
p2_temp					-0.039 *
常数项 Con- stant term	0.262 ***	0.165 ***	-0.023	-0.005	-0.001
调整后的 R^2 Adjusted R^2	0.041	0.121	0.172	0.173	0.214
P	0.014	0	0	0	0

注:***表示 0.01 的显著性水平;**表示 0.05 的显著性水平;*表示 0.1 的显著性水平。A、B、C、D、E 分别表示没有任何控制变量、引入 rain、temp 和 fa_economy 控制变量及删除 fa_economy 控制变量的 OLS 估计结果

Note:*** indicates a significance level of 0.01;** indicates a significance level of 0.05;* indicates a significance level of 0.1.A,B,C,D, and E respectively represent the results of OLS estimation without any control variables,the introduction of rain,temp,and fa_economy control variables,and the deletion of fa_economy control variables

2.2.2 回归诊断。首先进行正态性假设的检验,绘制的 QQ 图如图 3A 所示。此方法通过将正态分布的分位数与残差的分位数画成散点图,若误差服从正态分布则会集中于 45°线附近。可以看到大部分样本点较为靠近 45°直线,但极少数样本点存在较大偏离。此外,为了更加直观地了解数据的分布状况,还绘制了柱状图和核密度曲线,如图 3B 所示。可以看到残差的分布并非完全符合正态分布的形式,存在一定偏态。由于可视化的方式较为主观,因此进一步选择使用 JB 检验和 D'Agostino 检验。JB 检验利用残差项的偏度与超额峰度的样本估计值,进而计算其平方的加权平均数作为检验统计量,且其自由度为 2:

$$JB = \frac{n}{6} \left[\left(\frac{1}{n\hat{\sigma}^3} \sum_{i=1}^n e_i^3 \right)^2 + \frac{1}{4} \left(\frac{1}{n\hat{\sigma}^4} \sum_{i=1}^n e_i^4 - 3 \right)^2 \right] \quad (4)$$

其次,计算因变量的 f_ratio 的偏度与峰度,并根据上述统计量公式利用样本容量、偏度以及峰度的取值计算得到 JB

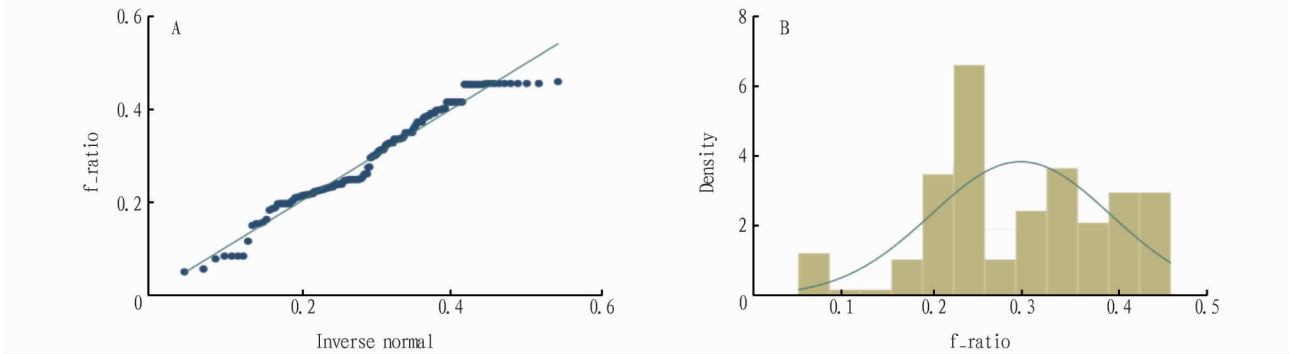


图 3 正态性检验图

Fig.3 Test graph for normality

统计量为 2.453,并根据分布得到相应 P 。D'Agostino 检验则是作为正态检验的改进方法,设计了更加复杂的统计量,并由 Stata 官方程序提供计算。最终,两种检验的 P 分别为 0.293 和 0.154,故均在 0.05 的显著性水平上接受正态分布的原假设。

虽然模型(3)通过逐步回归法删除了 fa_economy 控制变量,但为了更加直观地观测多重共线性影响,该研究还通过 VIF(variance inflation factor,方差膨胀因子)进行检测,其中 VIF 是通过多个解释变量进行辅助回归后确定的多重可决系数进行再计算得到的,即:

$$VIF_k = \frac{1}{1-R_k^2}$$

(5)

一般而言,要求 $VIF < 10$ 则不用担心多重共线性问题。基于模型 E,分别衍生出 4 个模型并计算 rain、temp、policy_1 和 policy_2 等变量的 VIF 大小。对于模型(1)而言,由于并没有对模型 E 做出变量更改,可见两个虚拟变量交互项以及 policy_2 远远大于 10,所以存在严重的多重共线性问题。接下来对 3 个模型逐个进行虚拟变量交互项的删除,只有最终完全删除两个交互项后,各变量的 VIF 值及其平方根才均达到相应的要求标准。这也表明,经过变量剔除,模型(4)或模型 C 并不存在多重共线性问题。

具体检验结果如表 3 所示。

表 3 方差膨胀因子汇总

Table 3 Summary of variance inflation factors

变量 Variable	未删除虚拟 变量交互项 Dummy variable interaction item not deleted	删除虚拟 变量 p2_temp 交互项 Delete virtual variable p2_temp interaction item	删除虚 拟变量 p2_rain 交互项 Delete virtual variable p2_rain interaction item	删除虚拟 变量 p2_rain 和 p2_temp 交互项 Delete virtual variable p2_rain and p2_temp interaction item
policy_1	1.39	1.16	1.39	1.38
policy_2	90.07	15.15	88.91	1.39
rain	1.58	1.51	1.15	1.14
temp	1.64	1.38	1.58	1.15
p2_rain	16.63	15.27	—	—
p2_temp	98.34	—	90.29	—

关于模型设定的系统偏误问题,若方程中存在非线性项,则解释变量对于被解释变量的边际效应将与解释变量本身或其他解释变量相关,导致变量遗漏偏差。

首先通过 RESET 检验把非线性项引入方程并检验其系数的显著性,研究中分别引入各解释变量的二次项、三次项以及四次项,即:

$$y = x'\beta + \delta_2 \hat{y}^2 + \delta_3 \hat{y}^3 + \delta_4 \hat{y}^4 + \mu$$

(6)

该检验原假设为,若 F 检验拒绝原假设,那么模型中则存在高次项的遗漏问题。结果显示 P 为 0.741,说明并不存在高阶非线性项的遗漏,可以直接使用原模型。

接着使用连接检验进行下述回归:

$$y = \delta_0 + \delta_1 \hat{y} + \delta_2 \hat{y}^2 + \varepsilon$$

(7)

检验拟合值平方 $\hat{y}^2$ 的系数是否为 0 的原假设,检验结果如表 4 所示。从表 4 可以看出,拟合值平方项(_hatsq)并不显著,它对于被解释变量不存在解释力,这也再次说明了该模型并不存在设定误差。

表 4 连接检验

Table 4 Link test

f_ratio	系数 Coefficient	标准误 Standard error	t	$P > t $
_hat	-0.591	1.956	-0.30	0.763
_hatsq	2.786	3.415	0.82	0.416
_cons	0.222	0.276	0.80	0.423

为了进一步进行异方差性的检验,首先绘制残差图(图 4),从图中可以看出随着被解释变量拟合值的变化,扰动项的方差并没有特别明显的变化,只存在稍微的递减趋势。因此,进一步使用怀特检验,结果如表 5 所示。在表 5 中 P 为 0.005,说明应当强烈拒绝同方差的原假设,认为存在异方差。

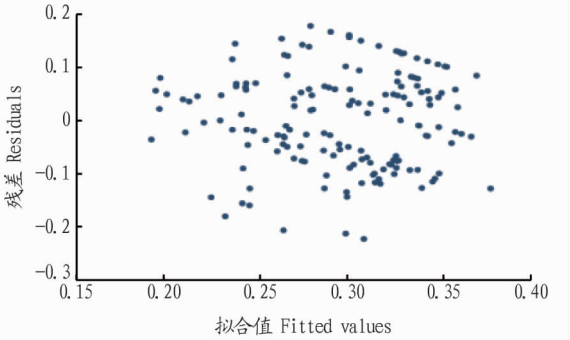


图 4 残差图

Fig.4 Residual figure

表 5 怀特检验

Table 5 White test

统计量 Statistics	Chi2	df	P
Heteroskedasticity	26.72	11	0.005
Skewness	6.22	4	0.183
Kurtosis	7.50	1	0.006
总值 Total value	40.44	16	0.001

另外,采用适用性更强的 BP 检验,因其将扰动项的正态分布假设削弱为独立同方差分布,但检验结果显示 P 为 0.865,因此,应当接受同方差分布的原假设。这一结论与怀特检验产生分歧,但一般情况下,如果可能存在异方差分布,则应该使用稳健标准误,因为在异方差情况下仍然使用普通标准误会大大低估系数的真实标准差,从而导致错误的统计推断。因此,该文使用稳健标准误重新对模型 C 进行回归,结果如表 6 所示。从回归结果可以看出,通过稳健标准误进行回归,policy_1、policy2、rain 与 temp 这 4 个解释变量在不同的显著性水平上均对 f_ratio 产生了正向效应,与普通标准误回归的差异几乎仅存在于它们的取值上。此外,模型的拟合优度为 0.193,而在模型整体的 F 检验中, P 也达到了 0.000,说明该模型的整体适配度也较强。

表 6 稳健标准误回归

Table 6 Robust standard error regression

f_ratio	系数 Coefficient	标准误 Standard error	t	P	显著性水平 Significance level
policy_1	0.034	0.019	1.79	0.076	*
policy_2	0.047	0.019	2.47	0.015	*
rain	0.001	0	2.76	0.006	**
temp	0.025	0.008	3.28	0.001	**
常数项	-0.023	0.058	-0.40	0.692	—
因变量均值 Mean value of dependent variable		0.295	因变量标准差 Standard deviation of de- pendent variable		0.099
R ²		0.193	样本数 Sample number		160
F		12.399	Prob> F		0
AIC		-312.017	BIC		-296.641

注:***表示 0.01 的显著性水平;**表示 0.05 的显著性水平;*表示 0.1 的显著性水平
Note:*** indicates a significance level of 0.01;** indicates a significance level of 0.05;* indicates a significance level of 0.1

3 结论

根据陕西省经济社会发展统计数据库、内蒙古自治区经济社会发展统计数据库、宁夏回族自治区经济社会发展统计数据库中 2000—2015 年的数据,对我国毛乌素沙地荒漠化逆转因素进行了分析研究,可以得到以下结论。

(1)根据初步描述性统计可以发现,2000—2015 年我国毛乌素沙地的森林覆盖率保持上升趋势,意味着毛乌素沙地的荒漠化程度也呈现出逆转趋势。

(2)毛乌素沙地地区 GDP 的对数值、地区农林牧渔业总产值的对数值、农村牧区常驻居民人均可支配收入的对数值 3 个变量可以降维为一个经济特征因素,但方差分析与回归分析结果都证明该经济特征因素对于毛乌素沙地的荒漠化逆转不存在明显的作用。

(3)在自然环境因素中,年降水量和年均气温在 0.01 的显著性水平下对森林覆盖率产生正向作用。其中年降水量的系数意味着年降水量每增加 100 mm,森林覆盖率将会增加 10%;相应年均气温每增加 1℃,森林覆盖率将会增加 2.5%。这不仅再次验证了气温和降水增加对于毛乌素沙地荒漠化逆转有极大的推动作用,还能够对自然因素的影响程度进行量化分析。值得注意的是,虽然年降水量的系数很小,具体仅为 0.001,但这是因为年降水量相对于其他变量,如年均气温的数据量纲更大,且其标准差为 91.924,远远高于年均气温 0.999 的标准差,因此,可以发现系数相对较小的年降水量反而具有更大的效应,其对于毛乌素沙地荒漠化逆转具有决定性的作用。

(4)在政策因素中,policy_1 和 policy2 两个虚拟变量分别在 0.1 和 0.05 的水平上显著。虚拟变量各自的系数意味着,相对于政策 0 状态,政策 1 和政策 2 在控制自然环境因

素变量后,能够分别增加 3.4%和 4.7%的森林覆盖率。由此可见,相对于 2000 年,《全国防沙治沙规划(2005—2010)》和《全国防沙治沙规划(2011—2020)》两项规划的实施对于推动毛乌素沙地荒漠化逆转具有明显的正向作用,这也从定量化角度明确了政策因素对推进荒漠化全面逆转的重要程度。

(5)由于存在强烈的多重共线性问题,出于保留模型稳健性的考虑,该研究并未继续深入探讨政策因素与自然因素交互作用对森林覆盖率的作用方式,今后的研究可以基于此,探寻不同政策条件下,各种自然因素对于荒漠化逆转的影响效应的差异,并为后续的政策实施提供更具针对性和精准的建议。

参考文献

[1] 吴薇.近 50 年来毛乌素沙地的沙漠化过程研究[J].中国沙漠,2001,21(2):164-169.
[2] 吴薇,王熙章,姚发芬.毛乌素沙地沙漠化的遥感监测[J].中国沙漠,1997,17(4):83-88.
[3] 王玉华,杨景荣,丁勇,等.近年来毛乌素沙地土地覆被变化特征[J].水土保持通报,2008,28(6):53-57,199.
[4] 赵媛媛,丁国栋,高广磊,等.毛乌素沙区沙漠化土地防治区划[J].中国沙漠,2017,37(4):635-643.
[5] 闫峰,吴波.近 40a 毛乌素沙地荒漠化过程研究[J].干旱区地理,2013,36(6):987-996.
[6] 徐小玲,延军平.毛乌素沙地的气候对全球气候变化的响应研究[J].干旱区资源与环境,2004,18(1):135-139.
[7] 刘登伟,张月鸿.全球变化下毛乌素沙漠气候变化特征[J].干旱区资源与环境,2003,17(6):78-81.
[8] 刘登伟,延军平,张月鸿.毛乌素沙漠区气候变化空间分布比较研究[J].资源科学,2003,25(6):71-76.
[9] 柏菊,闫峰.2001 年—2012 年毛乌素沙地荒漠化过程及驱动力研究[J].南京师大学报(自然科学版),2016,39(1):132-138.
[10] 王静璞,张晓凤,宗敏.21 世纪初毛乌素沙地 NDVI 时空变化特征及影响因素[J].科技创新导报,2015(34):160-161,163.
[11] 吴薇.毛乌素沙地沙漠化过程及其整治对策[J].中国生态农业学报,2001,9(3):15-18.
[12] 郭坚,王涛,韩邦帅,等.近 30a 来毛乌素沙地及其周边地区沙漠化动态变化过程研究[J].中国沙漠,2008,28(6):1017-1021.
[13] 包岩峰,杨柳,龙超,等.中国防沙治沙 60 年回顾与展望[J].中国水土保持科学,2018,16(2):144-150.
[14] PODSAKOFF P M,MACKENZIE S B,LEE J Y,et al.Common method biases in behavioral research:A critical review of the literature and recommended remedies[J].Journal of applied psychology,2003,88(5):879-903.
[15] KLINE R B.Principles and practice of structural equation modeling[M].New York:Guilford Press,2015.
[16] BYRNE B M.Structural equation modeling with AMOS:Basic concepts, applications, and programming[M].New York:Routledge,2016.
[17] HAIR J F,Jr,HULT G T M,RINGLE C,et al.A primer on partial least squares structural equation modeling(PLS-SEM)[M].Thousand Oaks,CA:Sage Publications,2016.
[18] 郭少阳,郑蝉金,陈彦彦.方差分析与回归分析的整合:虚拟变量与设计矩阵[J].统计与决策,2018,34(12):25-28.
[19] 傅莺莺,田振坤,李裕梅.方差分析的回归解读与假设检验[J].统计与决策,2019,35(8):77-80.
[20] 陈崇双,唐家银,何平方.方差分析法的线性回归建模重构[J].统计与决策,2018,34(7):71-75.
[21] ANDERSON J C,GERBING D W.Structural equation modeling in practice:A review and recommended two-step approach[J].Psychological bulletin,1988,103(3):411-412.