

我国各省二氧化碳排放影响因素分析报告

基于相关与回归方法的简要分析

房晨

北京大学环境科学与工程学院 2019 级本科生

01/11, 2022

目录

1	引言	2
1.1	研究背景：双碳目标与区域异质性	2
1.2	研究目的	2
1.3	数据来源	2
2	基础分析	2
2.1	加载 R package	2
2.2	读取数据	3
2.3	描述性统计	3
2.4	初步可视化	4
3	相关分析	8
3.1	绘制相关图	8
3.2	数据清洗：正态性检验 ($\alpha = 0.05$)	9
3.3	提出理论假设	9
3.4	Spearman 秩相关分析	9
3.5	显著性检验	10
4	回归分析	10
4.1	简单一元回归	10
4.2	多元回归	12
4.3	非线性回归	15
5	结果分析	18
5.1	验证假设	18
5.2	提出合理解释	18

1 引言

1.1 研究背景：双碳目标与区域异质性

中国于 2020 年提出了“2030 碳达峰，2060 碳中和”的双碳目标，目前也有相关文献对双碳目标的路径进行了研究与模拟，但由于我国各省份之间的空间异质性较大，不同地区的发展程度有较大差距，因此当双碳战略落实到具体的省份时需要结合相应的地区发展禀赋因地制宜地进行政策制定与设计。

1.2 研究目的

本研究报告希望借助《环境研究方法》课堂上学习的简单相关与回归分析手段对影响全国不同省份的碳排放量的影响因素进行评估和识别，从而有助于找准真正和碳排放挂钩的关键变量，从而提供政策上的建议与思路。

1.3 数据来源

本报告的研究范围为全国 30 个省、自治区、直辖市（西藏自治区与港澳台的相关数据由于无法获取而不包含在内），主要的数据包括近年来不同省份的二氧化碳排放量（Emission）、国民生产总值（GDP）、人口（population）、工业（第二产业）增加值（AV_Industry）、电力消费量（Electricity）、二氧化硫排放量（SO₂_emission）、水泥生产量（cement），涉及社会、经济、工业、环境等不同领域。

本报告选用的数据中：

各省市二氧化碳排放量的数据来源于 CEADs 中国碳核算数据库：<https://www.ceads.net.cn/>

其他的统计数据则均来源于国家统计局官网：<https://data.stats.gov.cn/index.htm>

2 基础分析

2.1 加载 R package

```
knitr::opts_chunk$set(echo = TRUE)

require(R.utils); require(dplyr); require(ggplot2); require(ggthemes);
require(GGally); require(pastecs);
library(knitr)
library(ggpubr)
library(openxlsx)
library(stargazer)
require(broom) # for tidy()
library(ggthemes)
```

```
library(plotrix)
library(tidyr)
library(rtist)
```

2.2 读取数据

```
setwd("C:/Users/Charlie/Desktop")
figdata <- read.xlsx("C:/Users/Charlie/Desktop/大三上/环境研究方法/作业/第六次作业/原始数据/Base.xlsx",
, sheet=1)
```

2.3 描述性统计

首先对数据进行简单的描述性统计

```
summary(figdata$`Emission`) # 统计碳排放量 Emission
```

```
##      Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##  45.28  185.63  279.46  409.66  556.56 1700.04
```

```
summary(figdata$`population`) # 统计人口数 population
```

```
##      Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##      608   2567   3924   4668   6256   11521
```

```
summary(figdata) # 统计所有指标
```

```
##      province      Emission      population      GDP
## Length:30      Min.    : 45.28      Min.    : 608      Min.    : 2966
## Class :character 1st Qu.: 185.63      1st Qu.: 2567      1st Qu.: 14771
## Mode  :character Median : 279.46      Median : 3924      Median : 24833
##                      Mean   : 409.66      Mean   : 4668      Mean   : 32788
##                      3rd Qu.: 556.56      3rd Qu.: 6256      3rd Qu.: 41734
##                      Max.    :1700.04      Max.    :11521      Max.    :107671
## Electricity      AV_Industry      SO2_emission      cement
## Min.    : 355      Min.    : 597.9      Min.    : 0.190      Min.    : 318.8
## 1st Qu.:1196      1st Qu.: 4275.6      1st Qu.: 9.592      1st Qu.: 2359.3
## Median :1910      Median : 7317.4      Median :13.015      Median : 8116.4
## Mean   :2414      Mean   :10409.6      Mean   :15.232      Mean   : 7778.3
## 3rd Qu.:2810      3rd Qu.:12873.4      3rd Qu.:23.242      3rd Qu.:11903.9
## Max.   :6696      Max.   :39141.8      Max.   :35.240      Max.   :16949.6
```

2.4 初步可视化

2.4.1 散点图：人口 vs CO₂ 排放量

```
p1 <- ggplot(subset(figdata), aes(x=population, y = Emission,color=Emission)) +  
  geom_point(size=2, alpha = I(0.7)) +  
  xlab(expression(paste("X: Population( ",10^4,')'))) +  
  ylab(expression(paste('Y:C',0[2], ' Emission in 2019 (Mt)'))) +  
  ggtitle(expression(paste('C',0[2], ' Emission vs Population'))) +  
  geom_smooth(method = lm, level=0.99,se = FALSE,color='coral') +  
  theme(strip.text.x = element_blank(), strip.background = element_blank()) +  
  theme_bw() +  
  expand_limits(y = 0, x = 0)+  
  scale_color_gradientn(colors = c("orange","red"))+  
  theme(legend.position='none')
```

p1

```
ggsave(p1, file="C:/Users/Charlie/Desktop/大三上/环境研究方法/作业/第六次作业/作图/population-CO2.png",  
width=6, height=4)
```

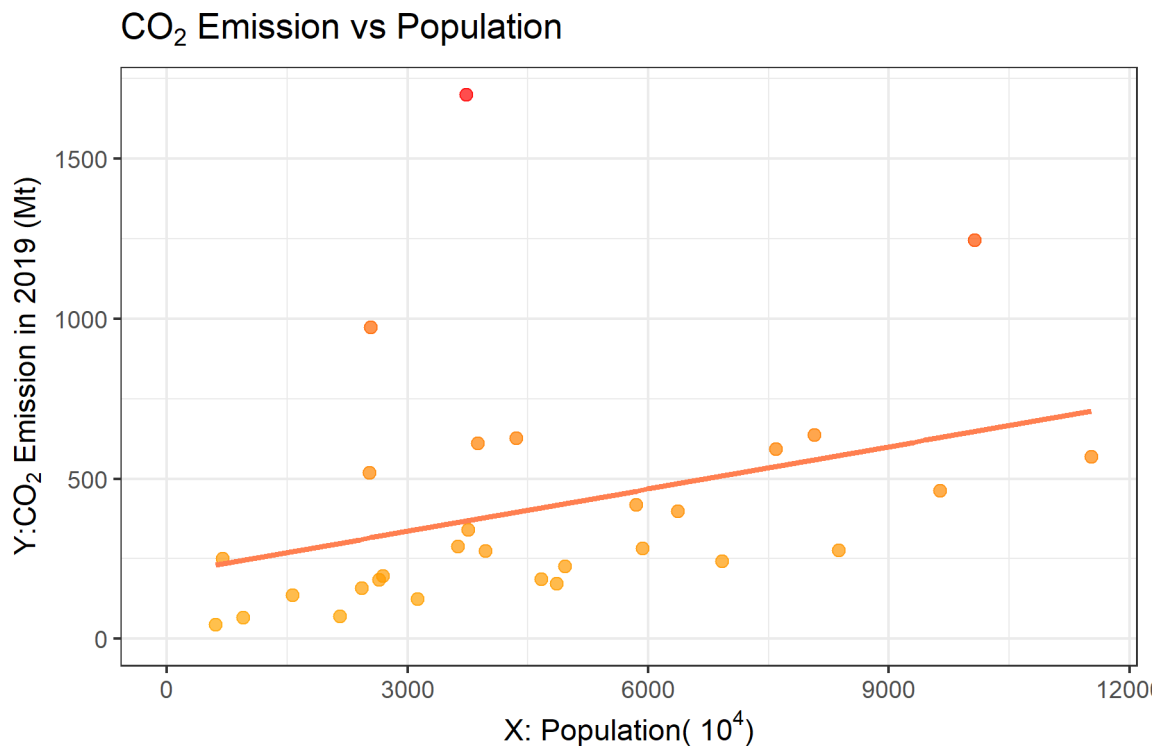


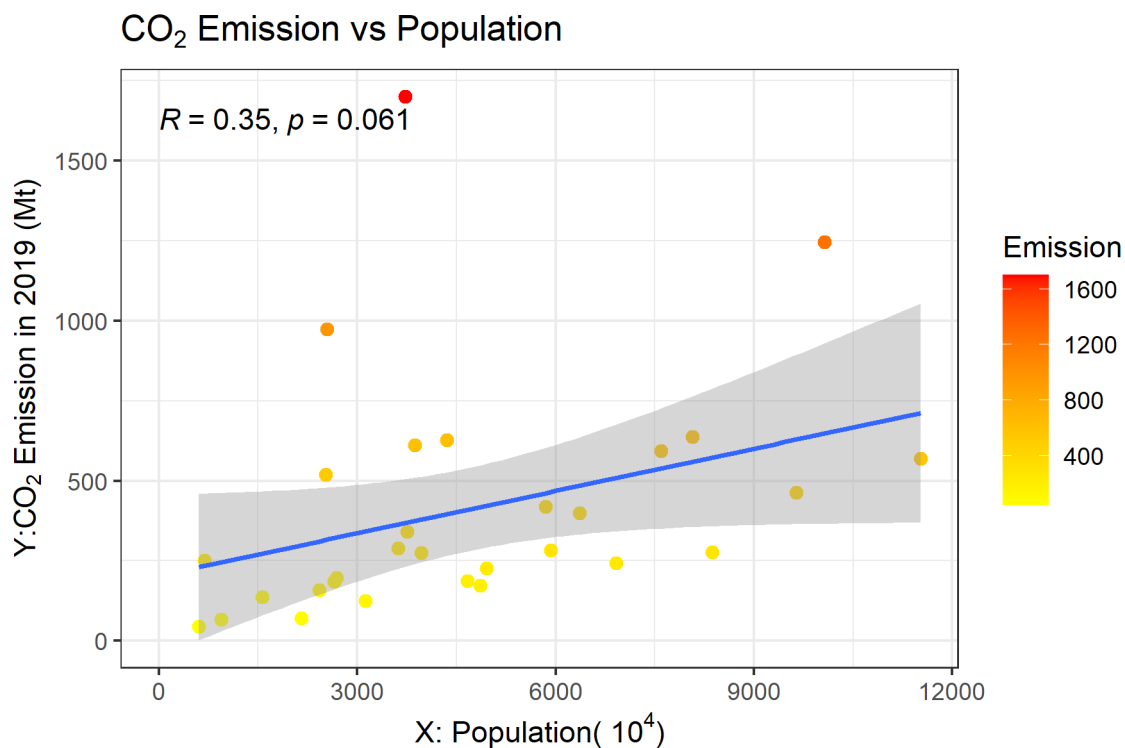
图 1: 散点图：人口 vs CO₂ 排放量.

2.4.2 散点图：人口 vs CO₂ 排放量（添加拟合线）

```
p2 <- ggscatter(figdata, x = "population", y = "Emission", color='Emission',
               add = "reg.line", conf.int = TRUE,
               cor.coef = TRUE, cor.method = "pearson",
               xlab=expression(paste("X: Population( ",10^4,')')),
               ylab = expression(paste('Y:C',0[2], ' Emission in 2019 (Mt)')) +
               expand_limits(y = 0, x = 0) +
               theme_bw()+
               ggtitle(expression(paste('C',0[2], ' Emission vs Population')))+
               scale_color_gradientn(colors = c("yellow","red"))
```

p2

```
ggsave(p2, file=
"C:/Users/Charlie/Desktop/大三上/环境研究方法/作业/第六次作业/作图/population~CO2~line.png"
, width=6, height=4)
```

图 2: 散点图：人口 vs CO₂ 排放量（添加拟合线）。

2.4.3 直方图: CO₂ 排放量 vs 省份数量

```
p3 <- ggplot(data=figdata, aes(Emission)) +  
  geom_histogram() +  
  xlab("X: Emission (Mt)") +  
  ylab("Y: Province number") +  
  ggtitle("Emission vs Province") +  
  expand_limits(y = 0) +  
  theme(strip.text.x = element_blank(), strip.background = element_blank()) +  
  theme_bw()  
p3
```

```
ggsave(p3, file=  
"C:/Users/Charlie/Desktop/大三上/环境研究方法/作业/第六次作业/作图/CO2~province.png"  
, width=6, height=4)
```

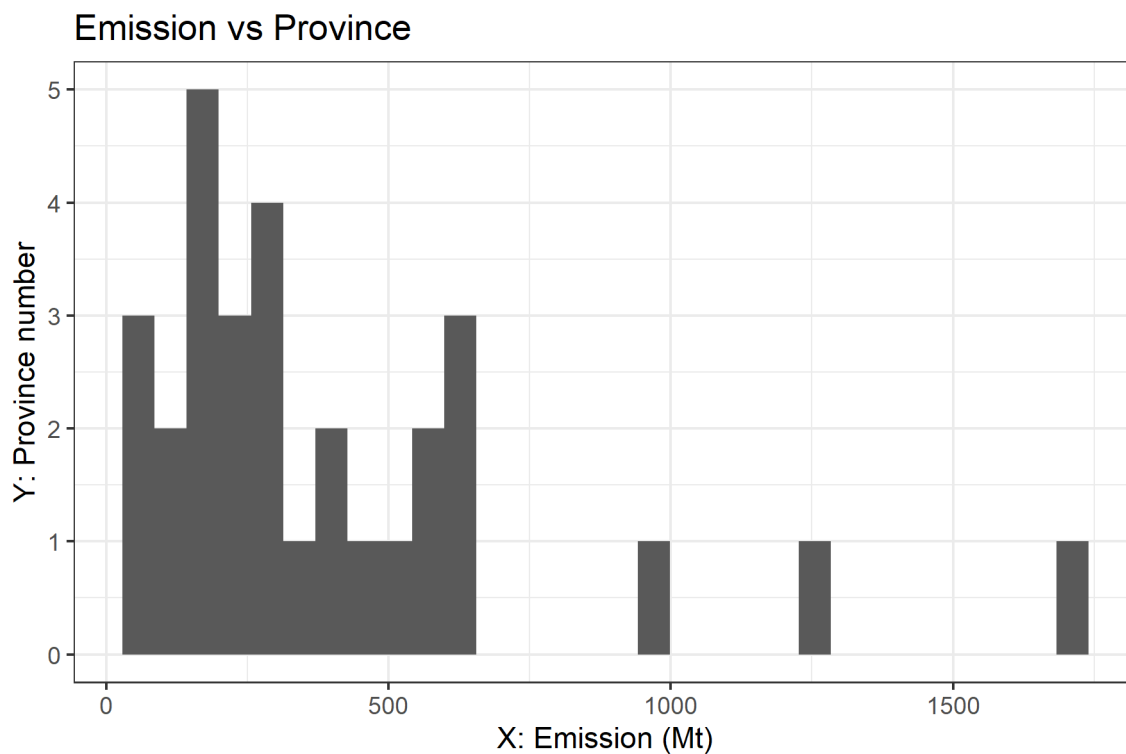


图 3: 直方图: CO₂ 排放量 vs 省份数量.

2.4.4 直方图：CO₂ 排放量 vs 省份数量密度

```
p4 <- ggplot(data=figdata, aes(Emission)) +  
  geom_histogram(aes(y =..density..), fill="coral", alpha = .2) +  
  geom_density(col=2) +  
  xlab("X: Emission (Mt)") +  
  ylab("Y: Province number")+  
  ggtitle("Emission density") +  
  expand_limits(y = 0) +  
  theme(strip.text.x = element_blank(), strip.background = element_blank()) +  
  theme_bw()  
p4
```

```
ggsave(p4, file=  
"C:/Users/Charlie/Desktop/大三上/环境研究方法/作业/第六次作业/作图/CO2~province density.png"  
, width=6, height=4)
```

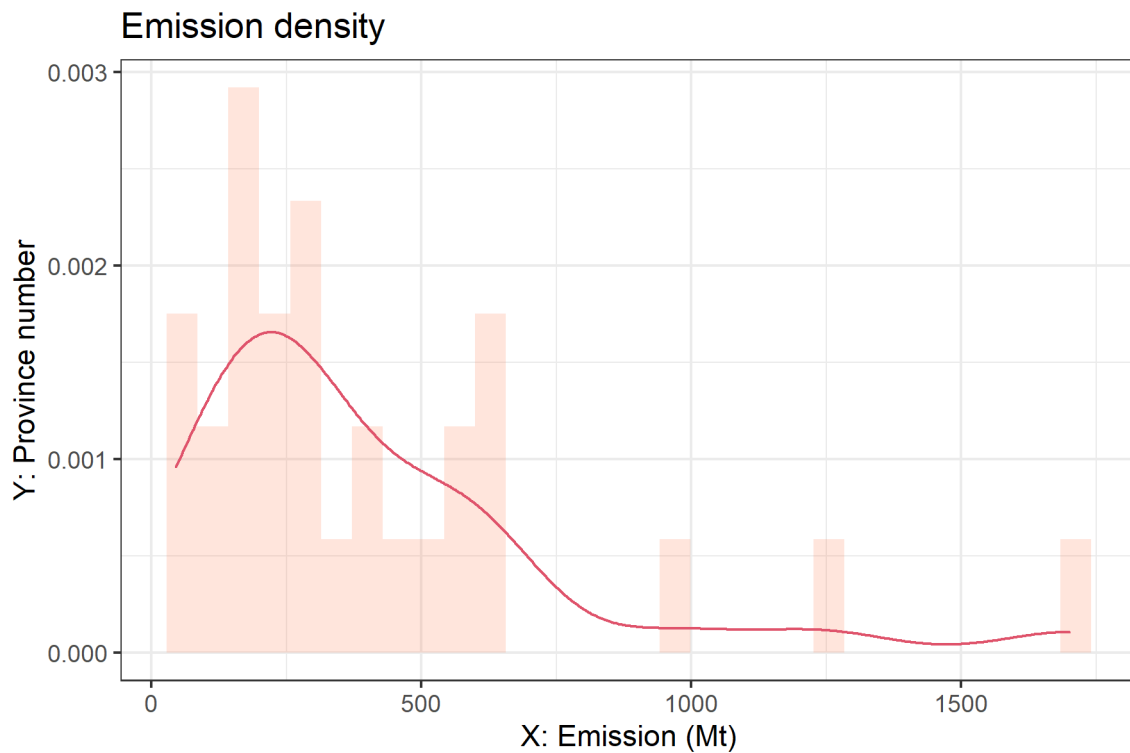


图 4: 直方图：CO₂ 排放量 vs 省份数量密度.

由于不同省份之间 CO₂ 排放情况差异过大，因此可以从直方图看出 CO₂ 排放量的分布显然不服从正态分布。

接下来可以对数据集全部六个变量进行彼此之间的两两相关，分析之间的相互关联。

3 相关分析

3.1 绘制相关图

首先可以通过绘制不同变量之间的相关关系图大致分析变量之间的关系与共变趋势。

```
p5 <- ggpairs(figdata[,2:8], lower=list(continuous="smooth", wrap=c(colour="blue")),
diag=list(continuous="bar", wrap=c(colour="blue")),
upper=list(wrap=list(corSize=6)), axisLabels='show') +
  ggtitle("Corelation among variables") +
  theme_bw()
p5
```

```
ggsave(p5, file=
"C:/Users/Charlie/Desktop/大三上/环境研究方法/作业/第六次作业/作图/pairs.png"
, width=6, height=4)
```

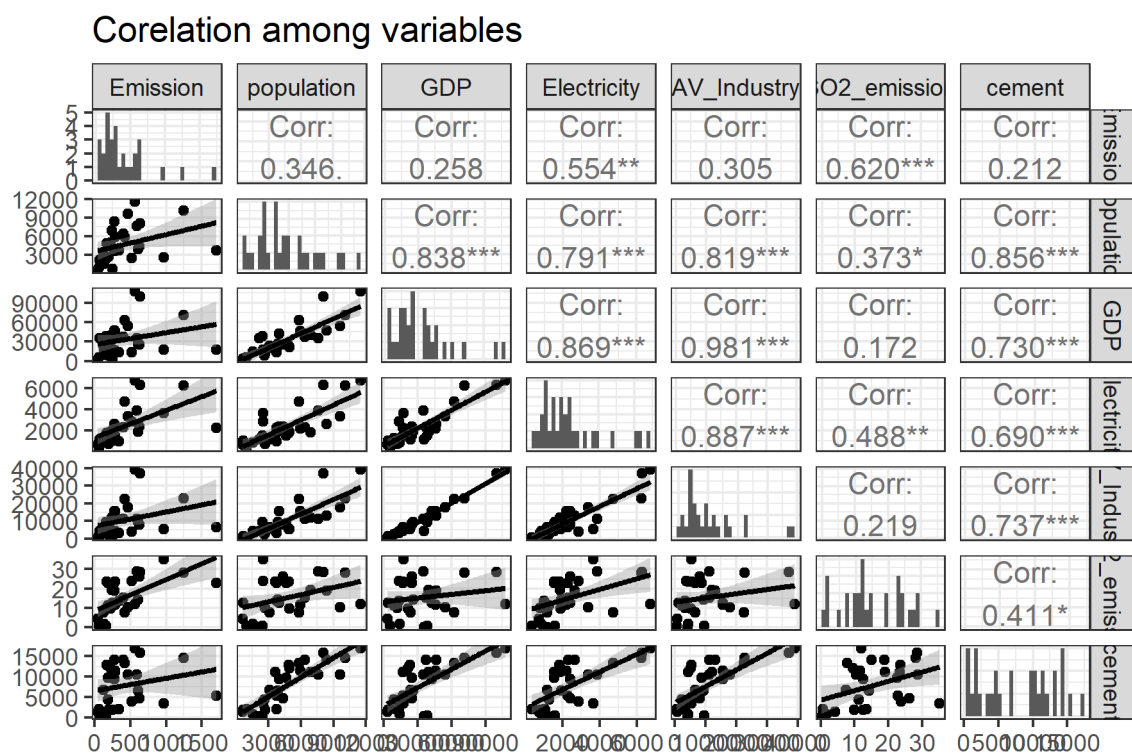


图 5: 相关图.

从相关图中可以看出和 CO_2 排放量呈现较为显著的相关关系的主要是 SO_2 排放量（三星）以及电力消费量（两星）。

同时也可以看出电力消费量、GDP、工业增加值、人口四者之间存在显著的共变关系，其中任意两个变量之间均呈现出显著的相关关系（均达到了三颗星），水泥生产量和人口、GDP、电力消费量、工业增加值等也分别都呈现出较为显著的相

关关系，但由于本研究聚焦于 CO₂ 排放量的影响因素，因而不对此做深入研究。

3.2 数据清洗：正态性检验 ($\alpha = 0.05$)

尽管通过观察直方图可以看出 CO₂ 排放量的数据显然不符合正态分布，但为了严谨起见我们首先仍使用 Shapiro-Wilk (S-W) 法对 CO₂ 和 SO₂ 的排放量数据进行正态性检验。

p.s. 因为样本量为 30，属于小样本，因此根据数理统计的功效，这里不采用 Kolmogorov-Smirnov (K-S) 正态性检验法。

```
shapiro.test(figdata$Emission)
```

```
##  
## Shapiro-Wilk normality test  
##  
## data: figdata$Emission  
## W = 0.78752, p-value = 3.916e-05
```

```
shapiro.test(figdata$SO2_emission)
```

```
##  
## Shapiro-Wilk normality test  
##  
## data: figdata$SO2_emission  
## W = 0.96026, p-value = 0.3146
```

从正态性检验的结果中可以看出，CO₂ 的排放量正态性检验的结果为相伴概率 ($p-value$) 为 3.916×10^{-5} ，即在原假设（服从正态分布）成立的前提下出现样本数据的可能性为 3.916×10^{-5} ，这个值显著低于显著性水平 $\alpha = 0.05$ ，因此可以拒绝原假设，即 CO₂ 排放量不服从正态分布。

同理可知 SO₂ 的排放量数据无法拒绝原假设，因此在显著性水平 $\alpha = 0.05$ 的前提下可以认为其服从正态分布。

3.3 提出理论假设

根据上述的分析可以提出相关分析的假设：

原假设 H_0 ：各省市的 CO₂ 排放量和 SO₂ 排放量不相关， $\rho = 0$ 。

备择假设 H_1 ：各省市的 CO₂ 排放量和 SO₂ 排放量相关， $\rho \neq 0$ 。

显著性水平选为 $\alpha = 0.01$ 。

3.4 Spearman 秩相关分析

由于两个变量并非来自二元正态分布的总体，因此使用两个非正态总体对应的 Spearman 非参数方法进行相关性分析。

```
cor(figdata$Emission,figdata$SO2_emission,method = "spearman")
```

```
## [1] 0.7361513
```

接下来将得到的相关系数 $r = 0.736$ 与 0 进行大小比较的显著性检验，得到 $p - value$ 。

3.5 显著性检验

```
cor.test(figdata$Emission,figdata$SO2_emission,method = "spearman")
```

```
##
## Spearman's rank correlation rho
##
## data: figdata$Emission and figdata$SO2_emission
## S = 1186, p-value = 7.142e-06
## alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
## sample estimates:
##      rho
## 0.7361513
```

结果显示， $p - value < 0.01$ ，所以在显著性水平 $\alpha = 0.01$ 下可以拒绝原假设 H_0 ，认为差异有统计学意义，即 CO_2 的排放量与 SO_2 的排放量之间存在显著的相关关系。

4 回归分析

4.1 简单一元回归

4.1.1 建立线性方程

```
out_lin_CS <- lm(Emission ~ SO2_emission, data=figdata)
```

4.1.2 总结统计结果

```
stat_lin_CS <- data.frame(
+   summary(out_lin_CS)$coef[, "Estimate"],
+   summary(out_lin_CS)$coef[, "t value"],
+   summary(out_lin_CS)$coef[, "Pr(>|t|)"],
+   summary(out_lin_CS)$r.squared,
+   confint(out_lin_CS))
```

4.1.3 统计结果

```
write.xlsx(stat_lin_CS, "C:/Users/Charlie/Desktop/output/results.xlsx",
           sheetName="line_CS", colNames=TRUE, rowNames=TRUE, append=FALSE)
```

4.1.3.1 写入 Excel 表格文件

```
output_txt_CS <- stargazer(out_lin_CS, type = "text", title = "Regression results",
                           header = FALSE, single.row = TRUE
                           , out="C:/Users/Charlie/Desktop/output/out_lin_CS.txt")
```

4.1.3.2 导出 txt 文本文件

```
##
## Regression results
## =====
##                               Dependent variable:
##                               -----
##                               Emission
## -----
## SO2_emission                23.794*** (5.693)
## Constant                    47.236 (101.640)
## -----
## Observations                 30
## R2                          0.384
## Adjusted R2                  0.362
## Residual Std. Error         290.445 (df = 28)
## F Statistic                  17.470*** (df = 1; 28)
## =====
## Note:                        *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01
```

4.1.4 报告回归结果

回归分析的模型检验结果显示： $F = 17.470$ ， $p < 0.01$ ，差异有统计学意义，因此该回归模型是可靠的。

最终得到回归方程为：

$$CO_2\text{排放量} = SO_2\text{排放量} \times 23.79 + 47.24$$

t 值: (5.693)(101.640); $R^2 = 0.362$; $N = 30$

4.2 多元回归

4.2.1 CO₂ 排放量 vs SO₂ 排放量 & 电力消费量

```
out_lin_CSE <- lm(Emission ~ SO2_emission + Electricity, data=figdata)

out_html <- stargazer(out_lin_CSE, type = "html", title = "Regression results",
                      header = FALSE, single.row = TRUE
                      , out="C:/Users/Charlie/Desktop/output/out_lin_CSE.html")
out_html

output_txt <- stargazer(out_lin_CSE, type = "text", title = "Regression results",
                        header = FALSE, single.row = TRUE
                        , out="C:/Users/Charlie/Desktop/output/out_lin_CSE.txt")
```

4.2.1.1 线性方程 + 导出结果

```
##
## Regression results
## =====
##                               Dependent variable:
##                               -----
##                               Emission
## -----
## SO2_emission                17.619*** (6.181)
## Electricity                  0.071* (0.035)
## Constant                    -31.244 (103.660)
## -----
## Observations                 30
## R2                          0.467
## Adjusted R2                  0.427
## Residual Std. Error         275.201 (df = 27)
## F Statistic                  11.823*** (df = 2; 27)
## =====
## Note:                        *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01
```

回归分析的模型检验结果显示: $F = 11.823$, $p < 0.01$, 差异有统计学意义, 因此该回归模型是可靠的。

最终得到回归方程为：

$$CO_2\text{排放量} = SO_2\text{排放量} \times 17.62 + \text{电力消费量} \times 0.071 - 31.244$$

$$t\text{值} : (6.181)(0.035)(103.660); R^2 = 0.427; N = 30$$

由于电力消费量对应的 t 值很小，所以无法确定这个变量对 CO_2 排放量的影响是显著的，但多元回归总体上的效果相比于一元回归会更好，可决系数从 0.36 上升至 0.43。

```
out_lin_CSE2 <- lm(Emission ~ S02_emission + Electricity+S02_emission* Electricity, data=figdata)
```

```
out_html2 <- stargazer(out_lin_CSE2, type = "html", title = "Regression results",
                      header = FALSE, single.row = TRUE
                      , out="C:/Users/Charlie/Desktop/output/out_lin_CSE2.html")
out_html2
```

```
output_txt2 <- stargazer(out_lin_CSE2, type = "text", title = "Regression results",
                        header = FALSE, single.row = TRUE
                        , out="C:/Users/Charlie/Desktop/output/out_lin_CSE2.txt")
```

4.2.1.2 增加交互效应的线性方程 + 导出结果

```
##
## Regression results
## =====
##                               Dependent variable:
##                               -----
##                               Emission
## -----
## S02_emission                14.168 (10.398)
## Electricity                  0.048 (0.067)
## S02_emission:Electricity     0.001 (0.003)
## Constant                    16.748 (156.106)
## -----
## Observations                 30
## R2                          0.470
## Adjusted R2                  0.409
## Residual Std. Error         279.513 (df = 26)
## F Statistic                  7.699*** (df = 3; 26)
```

```
## =====
## Note:                *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01
```

回归分析的模型检验结果显示： $F = 7.699$ ， $p < 0.01$ ，差异有统计学意义，因此该回归模型是可靠的。

最终得到回归方程为：

$$CO_2\text{排放量} = SO_2\text{排放量} \times 14.17 + \text{电力消费量} \times 0.048 + SO_2\text{排放量} \times \text{电力消费量} \times 0.001 + 16.75$$

$$t\text{值} : (10.398)(0.067)(0.003)(156.106); R^2 = 0.409; N = 30$$

引入交互作用后发现交互项对应的 t 值极小且在最终回归模型中的系数也很小，因此可以认为 SO_2 排放量和电力消费量两个变量之间不存在交互效应，因此无需将二者乘积作为交互项加入回归模型当中。

4.2.2 CO_2 排放量 vs SO_2 排放量 & 电力消费量 & 人口

```
out_lin_CSEP <- lm(Emission ~ SO2_emission + Electricity +population, data=figdata)
```

```
out_html3 <- stargazer(out_lin_CSEP, type = "html", title = "Regression results",
                        header = FALSE,single.row = TRUE
                        , out="C:/Users/Charlie/Desktop/output/out_lin_CSEP.html")
out_html3
```

```
output_txt3 <- stargazer(out_lin_CSEP, type = "text", title = "Regression results",
                         header = FALSE,single.row = TRUE
                         , out="C:/Users/Charlie/Desktop/output/out_lin_CSEP.txt")
```

4.2.2.1 线性方程 + 导出结果

```
##
## Regression results
## =====
##                               Dependent variable:
##                               -----
##                               Emission
##                               -----
## SO2_emission                17.469*** (6.182)
## Electricity                  0.111** (0.053)
## population                   -0.029 (0.029)
## Constant                    11.620 (112.105)
```

```
## -----
## Observations          30
## R2                    0.487
## Adjusted R2           0.428
## Residual Std. Error   275.166 (df = 26)
## F Statistic           8.220*** (df = 3; 26)
## =====
## Note:                  *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01
```

回归分析的模型检验结果显示： $F = 8.220$ ， $p < 0.01$ ，差异有统计学意义，因此该回归模型是可靠的。

最终得到回归方程为：

$$CO_2\text{排放量} = SO_2\text{排放量} \times 17.47 + \text{电力消费量} \times 0.11 - \text{人口} \times 0.029 + 11.62$$

$$t\text{值} : (6.182)(0.053)(0.029)(112.105); R^2 = 0.428; N = 30$$

三元线性回归的结果虽然能够提高 R^2 ，但提高的幅度很小，且人口作为变量后的 t 值很小，在回归模型中的系数也并不显著，因此可以认为碳排放量和人口关系不大，不用纳入回归模型的考察范围内。

4.3 非线性回归

4.3.1 对数线性方程 + 导出结果

```
out_log_CSE <- lm(Emission ~ log(SO2_emission) + Electricity, data=figdata)

out_log_html <- stargazer(out_log_CSE, type = "html", title = "Regression results",
                          header = FALSE, single.row = TRUE
                          , out="C:/Users/Charlie/Desktop/output/out_log_CSE.html")

out_log_html

output_log_txt <- stargazer(out_log_CSE, type = "text", title = "Regression results",
                          header = FALSE, single.row = TRUE
                          , out="C:/Users/Charlie/Desktop/output/out_log_CSE.txt")

##
## Regression results
## =====
##                               Dependent variable:
##                               -----
##                               Emission
## -----
```

```
## log(SO2_emission)      93.616* (48.932)
## Electricity            0.091** (0.036)
## Constant               -26.946 (122.381)
## -----
## Observations           30
## R2                     0.389
## Adjusted R2            0.344
## Residual Std. Error    294.565 (df = 27)
## F Statistic            8.604*** (df = 2; 27)
## =====
## Note:                  *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01
```

4.3.2 双曲线方程 + 导出结果

```
out_hyper_CSE <- lm(Emission ~ I(1/SO2_emission) + Electricity, data=figdata)
```

```
out_hyper_html <- stargazer(out_hyper_CSE, type = "html", title = "Regression results",
                             header = FALSE, single.row = TRUE
                             , out="C:/Users/Charlie/Desktop/output/out_hyper_CSE.html")
out_hyper_html
```

```
output_hyper_txt <- stargazer(out_hyper_CSE, type = "text", title = "Regression results",
                               header = FALSE, single.row = TRUE
                               , out="C:/Users/Charlie/Desktop/output/out_hyper_CSE.txt")
```

```
##
## Regression results
## =====
##                               Dependent variable:
##                               -----
##                               Emission
## -----
## I(1/SO2_emission)      -54.817 (59.810)
## Electricity            0.112*** (0.035)
## Constant               158.008 (108.421)
## -----
## Observations           30
## R2                     0.327
## Adjusted R2            0.278
## Residual Std. Error    309.125 (df = 27)
## F Statistic            6.570*** (df = 2; 27)
## =====
```



```
## Note:                *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01
```

4.3.3 抛物线方程 + 导出结果

```
out_para_CSE <- lm(Emission ~ SO2_emission+I(SO2_emission**2) + Electricity, data=figdata)
```

```
out_para_html <- stargazer(out_para_CSE, type = "html", title = "Regression results",
                           header = FALSE, single.row = TRUE
                           , out="C:/Users/Charlie/Desktop/output/out_para_CSE.html")
out_para_html
```

```
output_para_txt <- stargazer(out_para_CSE, type = "text", title = "Regression results",
                             header = FALSE, single.row = TRUE
                             , out="C:/Users/Charlie/Desktop/output/out_para_CSE.txt")
```

```
##
## Regression results
## =====
##                               Dependent variable:
##                               -----
##                               Emission
## -----
## SO2_emission                9.665 (18.798)
## I(SO2_emission2)            0.250 (0.557)
## Electricity                  0.071* (0.036)
## Constant                    12.243 (143.034)
## -----
## Observations                 30
## R2                           0.471
## Adjusted R2                  0.410
## Residual Std. Error         279.363 (df = 26)
## F Statistic                  7.716*** (df = 3; 26)
## =====
## Note:                        *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01
```

4.3.4 结果汇总

对数线性:

$$CO_2\text{排放量} = \log(SO_2\text{排放量}) \times 93.616 + \text{电力消费量} \times 0.091 - 26.95$$

$$t\text{值} : (48.932)(0.036)(122.381); R^2 = 0.344; N = 30$$

双曲线:

$$CO_2\text{排放量} = \left(\frac{1}{SO_2\text{排放量}}\right) \times (-54.82) + \text{电力消费量} \times 0.112 + 158.008$$

$$t\text{值} : (59.810)(0.035)(108.421); R^2 = 0.278; N = 30$$

抛物线:

$$CO_2\text{排放量} = SO_2\text{排放量} \times 9.66 + SO_2\text{排放量}^2 \times 0.25 + \text{电力消费量} \times 0.07 + 12.24$$

$$t\text{值} : (18.798)(0.557)(0.036)(143.034); R^2 = 0.410; N = 30$$

和线性回归模型进行对比可以发现非线性模型并没有提高模型的功效，没有统计上的证据可以认为非线性模型的 t 值更好，因此最终还是选择线性拟合模型。

5 结果分析

5.1 验证假设

由此我们得出了“SO₂ 的排放量与 CO₂ 的排放量有显著相关关系”的结论，验证了最初提出的假设，另外还通过多元线性回归的方式得出了 SO₂ 排放量与 CO₂ 排放量的线性函数关系。从而能够对实际测量的数据进行校准，同时也可以预测未来的碳排放量变化趋势。

5.2 提出合理解释

由于我国目前的能源结构仍未能脱离“富煤贫油少气”的禀赋，因此煤炭的大量使用造成的问题是未来仍然要着力解决与克服的。煤炭含有碳元素和硫元素，在燃烧过程中会释放 CO₂，同时也会释放 SO₂，从而造成二者排放量的显著相关关系。目前我国仍有大量火力发电的燃煤电厂用于电力生产，尽管脱硫脱硝已经取得了较大的进展，SO₂ 的排放量已经有明显减少，但从本研究中可以看出 SO₂ 和 CO₂ 的相关关系仍然是很强的。

目前的部分研究也证明了上述结论，RCR 期刊 (Resources, Conservation & Recycling) 2019 年发表的一篇文章 (Lu et al., 2019) 就定量分析了“大气十条”颁布后京津冀地区大气污染防治中的 CO₂ 减排协同效益，得出的结论是：与能源有关的措施能够大大减少大气污染物（包括 SO₂）和 CO₂ 的排放。^[1] 也有部分研究从技术手段分析实现二者协同减排的方式，如氨法烟气脱硫就被初步证明可以同时实现 SO₂ 和 CO₂ 的吸收。(于洪海，2016)^[2]

[1]<https://doi.org/10.1016/j.rcrx.2019.100006>

[2] https://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx?dbcode=CJFD&dbname=CJFDLAST2017&filename=ZYJH201609008&uniplatform=NZKPT&v=rL2UMO8dc6jJEWY8ko8aKKyfyjbiY LH-eAVOO_xzyXZ5kWOU23pHXf-wDf6ypZj

综上所述,我国“蓝天保卫战”和“碳达峰碳中和”的战略目标需要彼此交互,形成更高效的措施与政策。政府部门需要加强大气污染物的去除与 CO₂ 减排的协同作用,减污降碳协同增效是全国各省实现减排,向“碳中和”努力的重要路径。