1 绪论

1.1 数据及其背景

帆船运动是一项广泛的兴趣爱好,但对于很多人来说,购买帆船是一笔不小的开支,所以相较于全新的帆船,二手帆船会受更多人的喜爱。然而,二手帆船的价格也会受出厂日期、长度、帆面积等影响。因此寻找帆船价格的影响因素至关重要。一方面这可以为二手帆船的售卖者提供合理定价的依据,从而增加出售量,另一方面这也可以为二手帆船的购买者提供购买思路,根据自己的习惯、喜好寻找价格合理的帆船。

通过爬虫技术得到了帆船价格及其影响因素的1174条数据,数据说明如表1。

变量名	变量类型	取值范围	备注
ID		Eg.Boat0001	帆船编号
Year	连续型(自变量x1)	[2005,2019]	帆船出厂年份
Length	连续型(自变量x2)	[37.5,56]	帆船长度
LWL	连续型(自变量x3)	[36.08,56.08]	帆船设计水线长
Beam	连续型(自变量x4)	[19.67,24.21]	帆船船宽
Draft	连续型(自变量x5)	[2.92, 6.92]	帆船吃水深度
Displacement	连续型(自变量x6)	[11000,77162]	帆船排水量
SailArea	连续型(自变量x7)	[753,2626]	帆船帆面积
GDP	连续型(自变量x8)	[0.6,3861]	售卖地区的国内生产总值
GDP.Capita	连续型(自变量x9)	[2222,93667]	售卖地区的人均国内生产总值
Price	连续型 (因变量y)	[95000,2890000]	帆船的挂牌价格

表 1: 帆船数据变量

1.2 我们的任务

建立因变量Price与Year、Length等9个自变量的模型,即定量分析9个自变量对因变量的影响。本文将建立线性回归模型、对数线性回归模型及广义线性模型,通过多重共线性、残差检验等对各个模型进行诊断并修正,最后通过预测准确率比较出最优模型。

1.3 主要选用方法——box-cox变换

Box-Cox变换是Box和Cox在1964年提出的一种广义幂变换方法,是统计建模中常用的一种数据变换。回归模型建立有效的其中两个要求为残差,即因变量的真值与预测值的差,

需满足正态分布,且有相同的方差,即方差齐性。若模型不满足,即可对因变量数据进行Box-Cox变换。Box-Cox变换公式为

$$y^{(\lambda)} = \begin{cases} \frac{(y_i^{\lambda} - 1)}{\lambda} &, \text{ m果 } \lambda \neq 0\\ \ln(y_i) &, \text{ m果 } \lambda = 0 \end{cases}$$

其中 λ 的确定方法为,假设经过转换后的因变量就是服从正态分布的,然后画出关于 λ 的似然函数,似然函数值最大的时候 λ 的取值就是这里需要确定的值。

1.4 主要函数说明及参数设置

1. 定义线性回归模型为

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4 + \beta_5 x_5 + \beta_6 x_6 + \beta_7 x_7 + \beta_8 x_8 + \beta_9 x_9$$

其中 β_0 为常数项, β_i (i = 1, 2, ..., 9) 为第i个自变量的回归系数,应解释为当其他自变量不变时, x_i 每变动一个单位因变量y的平均变动量。

2. 定义对数线性回归模型为

$$lny = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_4 x_4 + \beta_5 x_5 + \beta_6 x_6 + \beta_7 x_7 + \beta_8 x_8 + \beta_9 x_9$$

其中 β_0 为常数项, β_i (i=1,2,...,9)为第i个自变量的回归系数。

3. 定义广义线性回归模型为

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^{9} \sum_{j=1}^{k_i} \beta_{ij} x_i^j$$

其中 β_0 为常数项,k为第i个解释变量被拓展的最高次数, β_{ij} 为第i个解释变量的j次方的回归系数。

2 线性回归模型

2.1 异常值处理

利用R语言进行数据读入后可知此数据集由包含11个水平的1174条数据构成。剔除缺失值后对因变量绘制箱线图进行异常值检索,结果如图1所示。

如图所示,因变量存在较多离群点,考虑到数据量很大,因此删除离群点进行后续数据分析。另外,数据集中变量ID与后续数据分析无关,因此做删除处理。

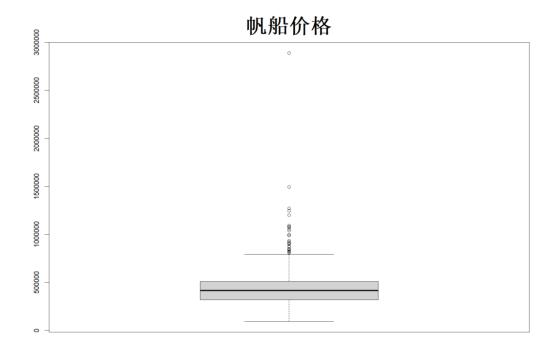


图 1: 帆船价格箱线图

2.2 模型建立与改进

2.2.1 模型建立

以帆船价格为响应变量,其余所有变量为解释变量进行多元线性回归模型lm的建立,并对模型效果进行查看,结果如表2所示。

估计系数	标准误	t值	p值	显著性
-3.950e + 07	1.208e + 06	-32.707	< 2e - 16	***
1.191e + 04	2.780e + 03	4.286	2.01e - 05	***
1.926e + 04	5.959e + 02	32.320	< 2e - 16	***
8.397e + 03	2.615e + 03	3.211	0.001369	**
9.233e + 03	3.135e + 03	2.946	0.003305	**
-1.040e + 04	7.325e + 03	-1.419	0.156201	
-8.517e - 01	4.848e - 01	-1.757	0.079312	
9.039e + 01	2.621e + 01	3.449	0.000589	***
1.439e + 01	2.953e + 00	4.871	1.31e - 06	***
	-3.950e + 07 $1.191e + 04$ $1.926e + 04$ $8.397e + 03$ $9.233e + 03$ $-1.040e + 04$ $-8.517e - 01$ $9.039e + 01$	-3.950e + 07 1.208e + 06 $1.191e + 04 2.780e + 03$ $1.926e + 04 5.959e + 02$ $8.397e + 03 2.615e + 03$ $9.233e + 03 3.135e + 03$ $-1.040e + 04 7.325e + 03$ $-8.517e - 01 4.848e - 01$ $9.039e + 01 2.621e + 01$	$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$

表 2: lm相关参数分析

变量	估计系数	标准误	t值	p值	显著性
GDP.Capita	2.695e - 01	1.923e - 01	1.401	0.161431	
$R^2 = 0.7292$	调整R ² :	= 0.7266	F(9,916)=274.1	p<2.2e	e-16

分析上述表格,由R²和调整R²值接近于1,可知本模型拟合效果良好,且p值小于0.05,说明在检验水平为0.05条件下,因变量与其他变量之间的线性关系显著。观察各变量的拟合系数知,存在部分变量进行模型效果不显著的问题,因此考虑以逐步回归进行模型改进。

2.3 模型改进

对上述模型lm进行逐步回归形成新模型lm.aic,经对比可知模型lm.aic在原模型基础上剔除变量Draft和GDP.Capita。为检验解释变量之间相关性对模型的影响,现运用方差膨胀因子法对本模型进行多重共线性诊断,当vif<10时,我们可认为自变量之间不存在多重共线性,当vif>10时,我们认为自变量之间存在严重的多重共线性,检验结果如下:

表 3: 方差膨胀因子法

变量	Length	Year	LWL	Beam	Displacement	GDP	SailArea
vif值	18.19	1.24	10.66	4.70	5.94	1.01	7.67

由检验结果知,变量Length与LWL之间存在严重的多重共线性,且Length的vif值最大,因此考虑将其从模型中移除,进行重新建模lm1。下面将展示对模型lm1潜在问题的诊断及修正过程。

2.4 模型诊断

2.4.1 整体诊断

绘制线性模型的整体散点图进行模型整体分析。观察2中左下图可知散点分布不随机, 具有近似二次曲线的趋势,因此可认为模型残差存在异方差。观察Q-Q图可知,随横坐标增 大,散点分散近似成一条直线,因此可认为残差服从正态分布;观察右下图可知存在较多 离群点。因此得出结论,本模型存在较大改进空间,下面将进行逐一诊断与改进。

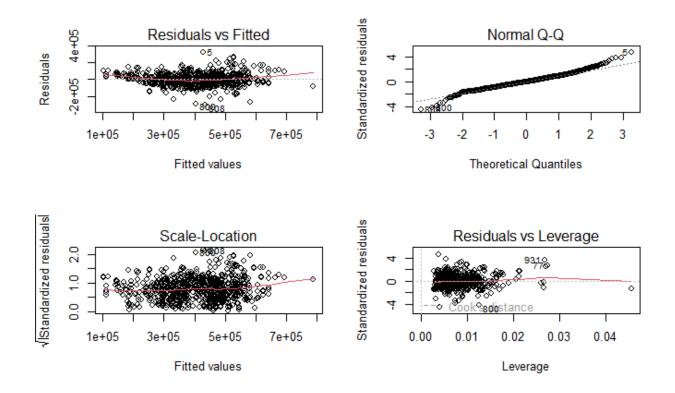


图 2: 模型诊断图

2.4.2 残差正态性检验

由上面残差Q-Q图可直观判断,残差服从正态分布,下面针对模型lm1的标准化残差进行K-S检验,检验结果如下。

 检验变量
 统计量D值
 P值

 lm1模型残差(标准化)
 0.036719
 0.1646

表 4: K-S检验

由检验结果,检验p值并不显著,因此在检验水平为0.05条件下不能拒绝原假设,即模型lm1的标准化残差服从正态分布。

2.4.3 方差齐性检验

1. 异方差检验

整体检验时已经分析残差图,散点随横坐标呈现一定趋势,随机性较差,因此直观认为残差之间存在异方差,下面对改进后的模型采用ncv计分检验,当检验显著时可认为

存在异方差,检验结果如下表。由检验p值小于0.05可认为检验显著,则认为存在异

表 5: ncv检验

检验变量	Chisquare	df	p
lm1	26.9441	1	2.0943e-07

方差, 需进行模型修正。

2. box-cox变换

由上述检验结果知改进的模型存在异方差问题,基于此考虑将数据进行广义box-cox变换改进数据的形态,而此变换重点在于寻求合适的参数 λ ,使由模型得到的似然函数取到极大值,下图即为确定 λ 的过程。

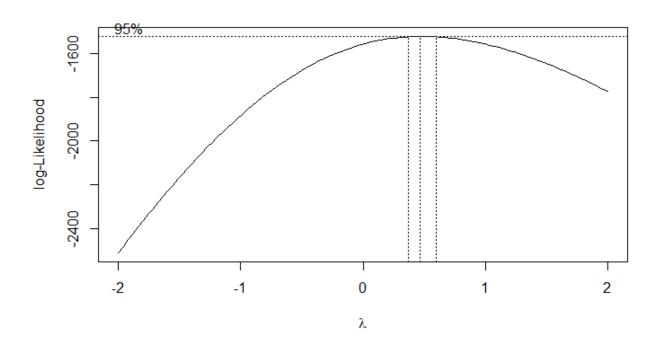


图 3: λ极大似然函数图

由图可看出,对数似然函数单调递增,只能在给定区间确定极大值。本次变换中即 $取\lambda = 0.4646465$ 代入公式

$$y^* = \frac{(y^{\lambda} - 1)}{\lambda} \tag{1}$$

得到新的因变量 y^* 进行重新建模得新模型 (lm2),再次对模型残差进行方差齐性检验,发现异方差问题已解决,同时对新模型再次进行残差正态性检验,发现正态性更加良好,说明本次变换取得一定效果。

2.4.4 多重共线性诊断

运用方差膨胀因子法对模型lm2进行多重共线性诊断,结果如下:

表 6: 方差膨胀因子法

变量	Year	LWL	Beam	Displacement	GDP	SailArea
vif值	1.19	5.21	4.09	4.75	1.01	7.54

由检验结果知,各解释变量之间不存在严重的多重共线性,即多重共线性检验通过。

2.5 模型应用

经上述检验,可确定最终模型lm2,对其效果进行查看,结果如下。由上述数据展示,

估计系数 变量 标准误 t值 p值 显著性 *** 常数 < 2e - 16-3.748e+04 1.168e+03 -32.076< 2e - 16*** Year 1.848e + 015.764e-0132.014 *** LWL 1.345e + 011.791e+00 7.5101.40e-13Beam 2.073e+01 $2.881e+00 \quad 7.195$ 1.30e-12Displacement 1.578e-04 4.253e-040.3710.710622*** SailArea 9.003e-022.453e-023.670 0.000257GDP 1.807e-022.507e-037.207 1.19e-12 $R^2 = 0.738$ 调整 $R^2 = 0.7363 \ F(6,916) = 431.5 \ p < 2.2e - 16$

表 7: lm2相关参数分析

 R^2 与调整 R^2 有较大提升,p值仍旧显著,证明模型的修正取得良好成效,模型可靠度很高。 建模最终得到回归方程

$$y^* = (-3.748e + 04) + (1.848e + 01)x_1 + (1.345e + 01)x_3 + (2.073e + 01)x_4$$
$$+ (1.578e - 04)x_6 + (9.003e - 02)x_7 + (1.807e - 02)x_8$$
 (2)

基于上述模型,当给定解释变量值,即可代入公式(2)较为可靠的计算出因变量值,但这里求得的是变换后的值,并非实际因变量值,再由公式(1)可反解得

$$y = (\lambda y^* + 1)^{\frac{1}{\lambda}} \tag{3}$$

代入此公式即可求得真实因变量的值。

定义预测错误率为

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{n} \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|}{n} \tag{4}$$

其中r为预测错误率, y_i 为因变量的真实值, $\hat{y_i}$ 为因变量的预测值,n为数据量。其本质为每条数据预测错误率的均值。

将自变量的数据代入(2)中,并进行Box-Cox逆变换,得到因变量的预测值,并将所需数据代入(4)中,得到线性回归模型的预测错误率r=12.22%,可见此线性回归模型对数据有一定的预测准确性,但仍需改进。

3 对数线性回归模型

3.1 异常值处理

将961条数据读入后将price值取对数得到因变量,剔除缺失值后,对因变量绘制箱线图进行异常值检索,结果如下。

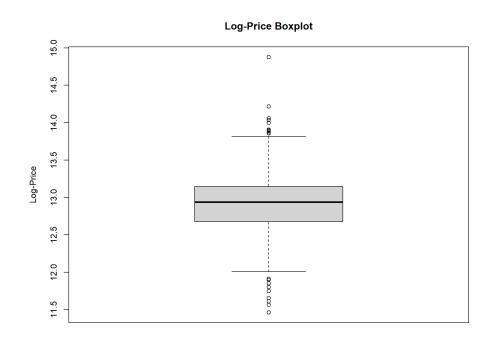


图 4: 帆船对数价格箱线图

删除离群点后共941条数据。同样地,数据集中变量ID与后续数据分析无关,因此做删除处理。

3.2 模型建立

以帆船价格的对数为响应变量,其余所有变量为解释变量进行对数线性回归模型model的建立,并对模型效果进行查看,结果如下。 分析上述表格,由 R^2 和调整 R^2 值接近于1,可

变量 估计系数 标准误 t值 p值 显著性 *** 常数 -9.059e+012.685e+00-33.745 < 2e-16*** Length 3.190e-025.593e-035.705 1.57e-08Year 4.977e-021.327e-0337.515 < 2e-16LWL 0.001961.748e-025.629e-033.105 *** Beam 3.817e-027.128e-035.3551.08e-07Draft 2.631e-021.565e-021.681 0.09302Displacement -1.917e-06 1.025e-06-1.8710.06172SailArea 2.310 0.02108 1.301e-045.631e-05*** GDP 3.811e-056.731e-065.6621.99e-08** GDP.Capita 1.299e-062.930 4.434e-070.00347

表 8: model相关参数分析

 R^2 =0.7887 调整 R^2 =0.7866 F(9,931)=386.1 p<2.2e-16

知本模型拟合效果良好,且p值小于0.05,说明在检验水平为0.05条件下,因变量与其他变量之间的线性关系显著。

3.3 模型改进

运用方差膨胀因子法对本模型进行多重共线性诊断,检验结果如表9所示。

由检验结果知,变量Length与LWL之间存在严重的多重共线性,且Length的vif值最大,因此考虑将其从模型中移除,进行重新建模得到model1。下面将展示对模型model1潜在问题的诊断及修正过程。

表 9: 方差膨胀因子

	独立变量							
	Length	Year	LWL	Beam	Draft			
vif值	15.04	1.17	10.40	4.51	1.49			
	Displacement	SailArea	GDP	GDP.Capita				
vif值	5.10	7.90	1.01	1.41				

3.4 模型诊断

3.4.1 整体诊断

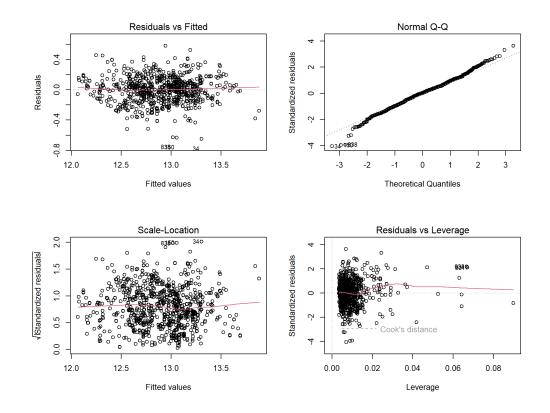


图 5: 模型诊断图

绘制线性模型的整体散点图进行模型整体分析。观察左下图可知散点分布基本随机;观察Q-Q图可知,随横坐标增大,散点分散近似成一条直线,因此可认为残差服从正态分布;观察右下图可知存在较多离群点。下面将对模型进行检验。

3.4.2 残差正态性检验

由上面残差Q-Q图可直观判断,残差服从正态分布,下面针对模型model1的标准化残差进行K-S检验,检验结果如下。

表 10: K-S检验

检验变量	统计量D值	P值
lm1模型残差(标准化)	0.035694	0.1817

由检验结果,检验p值并不显著,因此在检验水平为0.05条件下不能拒绝原假设,即模型model1的标准化残差服从正态分布。

3.4.3 方差齐性检验

由整体检验时已经分析残差图,散点随机性较良好,因此直观认为残差之间不存在异方差,对模型采用ncv计分检验,检验结果如下表。

表 11: ncv检验

检验变量	Chisquare	df	р
lm1	1.399706	1	0.23677

由检验p值大于0.05可认为检验不显著,则认为不存在异方差。

3.4.4 多重共线性诊断

运用方差膨因子法对模型model1进行多重共线性诊断,结果如下:

表 12: 方差膨胀因子法

变量	Year	LWL	Beam	Displacement	GDP	SailArea	Draft	GDP.Capita
vif值	1.14	5.53	4.07	4.36	1.39	7.77	1.49	1.41

由检验结果知,各解释变量之间不存在严重的多重共线性,即多重共线性检验通过。

3.5 模型应用

经上述检验,可确定最终模型model1,对其效果进行查看,结果如下。

显著性 变量 估计系数 标准误 t值 p值 *** 常数 -32.714 < 2e-16-8.821e+012.696e + 00*** Year < 2e-164.859e-021.332e-0336.467 LWL 3.947e-024.171e-03< 2e-16 *** 9.463*** Beam 5.093e-026.882e-037.4003.03e-13Draft 3.092e-021.589e-021.946 0.05192Displacement 3.081e-079.639e-070.3200.74927** SailArea 1.716e-045.678e-053.023 0.00257GDP 3.952e-056.840e-065.778 1.03e-08** GDP.Capita 1.287e-064.509e-072.856 0.00439调整 R^2 =0.7794 F(8,932)=416.2 $R^2 = 0.7813$ p < 2.2e-16

表 13: model1相关参数分析

由于 R^2 与调整 R^2 的值会随着变量个数的减少而减小,model1的 R^2 和调整 R^2 略低于改进前模型model,而model1的 R^2 和调整 R^2 均大于线性回归模型lm2,且p值仍旧显著,证明模型基本可靠。建模最终得到回归方程

$$lny^* = (-8.821e + 01) + (4.859e - 02)x_1 + (3.947e - 02)x_3 + (5.093e - 02)x_4$$
$$+ (3.092e - 02)x_5 + (3.081e - 07)x_6 + (1.716e - 04)x_7 + (3.952e - 05)x_8$$
$$+ (1.288e - 06)x_9$$
(5)

该模型输出的因变量为价格的对数,在进行预测错误率计算之前,需要将其通过指数函数转化为价格数据,以此代入(4)进行计算。计算出该对数线性回归模型的预测错误率为r=12.50%,相较于线性回归模型没有改善。

4 广义线性回归模型

4.1 异常值处理

将 961 条数据读入后将 Price 值取对数得到新相应变量 Log_Price, 剔除缺失值后,对 Log_Price 绘制箱线图进行异常值检索,结果如下。

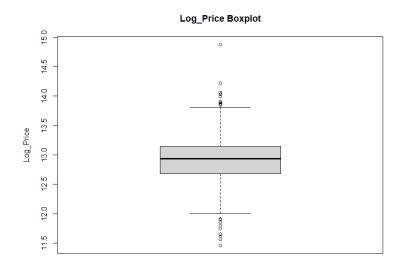


图 6: 帆船对数价格箱线图

删除离群点后共 941 条数据。同样地,数据集中变量 ID 与后续数据分析无关,因此做删除处理。

4.2 模型建立

以 Log_Price 为响应变量,分别以每一个变量为解释变量先进行简单的线性回归,并观察数据的分布,图像如下:

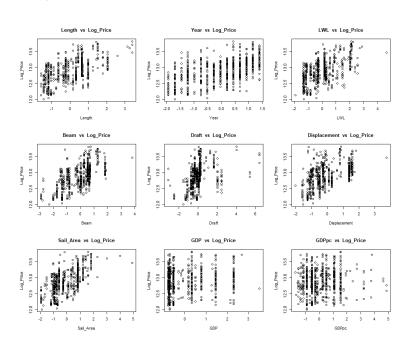


图 7: 变量散点图

不难发现,其中 Year 和 Draft 这两个解释变量与 Price 不止有简单的线性关系,所以我们不妨加入 $Year^2$ 和 $Draft^2$ 这两个二次解释变量,与其他九个一次项解释变量一同作为解释变量(共 11 个解释变量),进行线性回归模型 $lr_{model01}$ 的建立,并对模型效果进行查看,结果如下:

变量	估计系数	标准误	t值	p值	显著性
常数	12.08259	0.04164	290.178	< 2E-16	***
Length	0.53893	0.10232	5.267	1.720E-07	***
Year	0.33185	0.07746	4.284	2.020E-05	***
Year2	0.33876	0.06940	4.881	1.240E-06	***
LWL	0.25419	0.11197	2.270	2.343E-02	*
Beam	0.49083	0.08193	5.991	2.980E-09	***
Draft	-0.51765	0.20442	-2.532	1.150E-02	*
Draft2	0.66579	0.20017	3.326	9.150E-04	***
Displacement	-0.07515	0.06755	-1.112	2.663E-01	
Sail Area	0.34450	0.10534	3.270	1.114E-03	**
GDP	0.14240	0.02557	5.569	3.350E-08	***
GDP per capita	0.10934	0.03991	2.740	6.263E-03	**
$R^2 = 0.7962$	调整 $R^2=0.7938$	F(11,929) = 329.9	p < 2.2e-16		

表 14: lr_model01 相关参数分析

分析上述表格,由 R^2 和调整 R^2 值接近于 1,可知本模型拟合效果良好,且p 值小于 0.05,说明在检验水平为 0.05 条件下,因变量与其他变量之间的线性关系显著。

4.3 模型改进

由 lr_model01 的相关参数分析表不难看出, Displacement 这一解释变量的显著性很低, 为了增加模型的泛用性和鲁棒性, 我们对此特征做删除处理。

运用方差膨胀因子法对本模型进行多重共线性诊断,检验结果如下:

变量	Length	Year	Year2	LWL	Beam	Draft
vif值	15.217	20.963	20.162	10.647	5.510	16.486
变量	Draft2	Displacement	Sail Area	GDP	GDP pc	
vif值	14.614	5.230	8.150	1.396	1.409	

表 15: 方差膨胀因子法

由检验结果知,解释变量 Length, LWL, Year, Year2, Draft, Draft2 之间存在严重的多重 共线性,故将它们按照lr_model01回归得到的权重进行合并,得到新的解释变量 LenLWL, Year12, Draft12。

最终使用LenLWL, Year12, Beam, Draft12, Sail_Area, GDP, GDPpc 作为解释变量,继续以 Log_Price 作为响应变量重新建模得到 lr_model02。下面将展示对模型 lr_model02 潜在问题的诊断及修正过程。

4.4 模型诊断

4.4.1 整体诊断

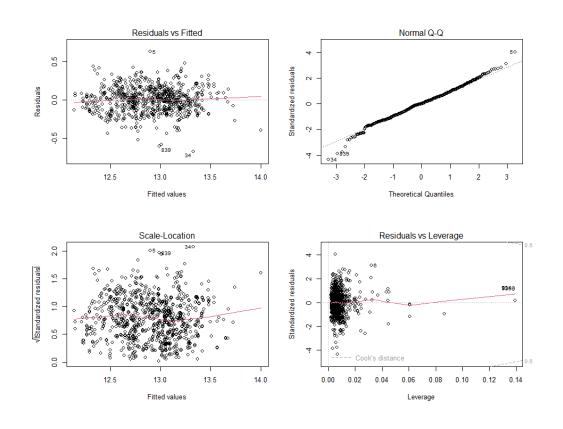


图 8: lr model02 模型诊断图

绘制线性模型的整体散点图进行模型整体分析。观察左下图可知散点分布基本随机;观察Q-Q图可知,随横坐标增大,散点分散近似成一条直线,因此可认为残差服从正态分布;观察右下图可知存在较多离群点。下面将对模型进行检验。

4.4.2 残差正态性检验

由上面残差Q-Q图可直观判断,残差服从正态分布,下面针对模型lr model02的标准化

残差进行K-S检验,检验结果如下。

表 16: K-S检验

检验变量	统计量D值	P值
lr_model02 模型残差(标准化)	0.040816	0.08696

由检验结果,检验 p 值并不显著,因此在检验水平为 0.05 条件下不能拒绝原假设,即模型 $lr_{model02}$ 的标准化残差服从正态分布。

4.4.3 方差齐性检验

由整体检验时已经分析残差图,散点随机性较良好,因此直观认为残差之间不存在异方差,对模型采用 nev 计分检验,检验结果如下表。

表 17: ncv计分检验

检验变量	Chisquare	df	р
$lr_model02$	0.872637	1	0.35023

由检验 p 值大于0.05可认为检验不显著,则认为不存在异方差。

4.4.4 多重共线性诊断

运用方差膨因子法对模型 lr model02 进行多重共线性诊断,结果如下:

表 18: 方差膨胀因子法

 Len LWL 8.238574		
Sail Area 4.655615	•	

由检验结果知,各解释变量之间不存在严重的多重共线性,即多重共线性检验通过。

4.4.5 模型应用

经上述检验,可确定最终模型 lr model02,对其效果进行查看,结果如下。

由于合并解释变量前我们已经对解释变量进行了标准化处理,且按照原模型中其对应的权重进行合并,合并后再次进行标准化处理,且被删除的Displacement 这一解释变量的

变量	估计系数	标准误	t值	p值	显著性
常数	12.908192	0.005075	2543.432	< 2e-16	***
Len LWL	0.143063	0.014564	9.823	< 2e-16	***
Year12	0.209391	0.005416	38.665	< 2e-16	***
Beam	0.069463	0.01151	6.035	2.29E-09	***
Draft12	0.023667	0.005658	4.183	3.15E-05	***
Sail Area	0.039203	0.011575	3.387	0.000737	***
GDP	0.033562	0.005943	5.648	2.16E-08	***
GDP per capita	0.016561	0.006028	2.747	0.006126	**
$R^2 = 0.7958$	调整 ${ m R}^2=0.7942$	F(7,933) = 519.3	p < 2.2e-16		

表 19: lr model02 相关参数分析

显著性很低,所以 R^2 与调整 R^2 的值未出现较大变化, $lr_{model02}$ 的 R^2 和调整 R^2 均大于 线性回归模型 lm2 和对数线性回归模型 model1,且 p 值仍旧显著,证明模型基本可靠。建模最终得到回归方程:

$$ln_y^* = 12.908192 + (1.552e - 02)x_1 + (4.585e - 02)x_2 + (6.435e - 03)$$

$$x_2^2 + (5.551e - 03)x_3 + (6.946e - 02)x_4 + (-2.045e - 04)x_5 + (1.727e - 04)$$

$$x_5^2 + (3.920e - 02)x_7 + (3.356e - 02)x_8 + (1.656e - 02)x_9$$
(6)

模型输出的因变量为价格的对数,在进行预测错误率计算之前,需要将其通过指数函数转化为价格数据,以此代入上述回归方程进行计算。计算出该对数线性回归模型的预测错误率为r=12.08%,相较于线性回归模型和对数线性回归模型略有改善,可见此广义线性回归模型对数据预测的准确性略有提升,但受限于线性模型的局限性,很难实现大幅改进。

5 总结与反思

针对此数据集,我们分别建立了简单线性回归、对数线性回归与广义对数线性回归模型,并对模型进行多角度效果评价,最终发现广义线性回归模型对数据的解释与预测效果最优,说明变量之间的相关性并不能仅被线性表示。