数据生成过程

黄嘉平

2025-03-03

1 什么是数据生成过程

用来生成仿真数据的模型称为数据生成过程(data generating process)。在计量经济学中,我们最熟悉的数据生成过程是线性回归模型,即

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + u_i$$

其中误差项 u_i 是随机变量,解释变量 X_{1i},\ldots,X_{ki} 通常也是随机变量,系数 $\beta_0,\beta_1,\ldots,\beta_k$ 是未知 参数。回归的目的是利用样本中提供的 $(y_i,x_{1i},\ldots,x_{ki})$ 数据拟合出适合的参数估计值 $\hat{\beta}_0,\hat{\beta}_1,\ldots,\hat{\beta}_k$ 并以此进行统计推断。但是在生成仿真数据时,我们要做相反的操作,即指定一组参数值,然后确定解释变量和误差项所服从的概率分布,再利用伪随机数生成器生成一组样本。

生成仿真数据的主要目的是验证计量方法。当我们假设了一个模型(数据生成过程)时,它就是"真实模型"。在生成了仿真数据后,我们假装不了解真实模型,而是用计量方法进行拟合和推断,并将结果和真实模型中进行对比,以达到验证计量方法效果的目的。

2 一个例子

下面我们考虑一个简单的非线性回归模型

$$Y_i = 10 + 5X_i - 0.1X_i^2 + u_i, \quad u_i \sim N(0,1), \ X_i \sim \mathrm{Unif}(0,10)$$

并依此模型生成一组样本量为 200 的随机样本。

首先不要忘记调用 tidyverse 程序包。

library(tidyverse)

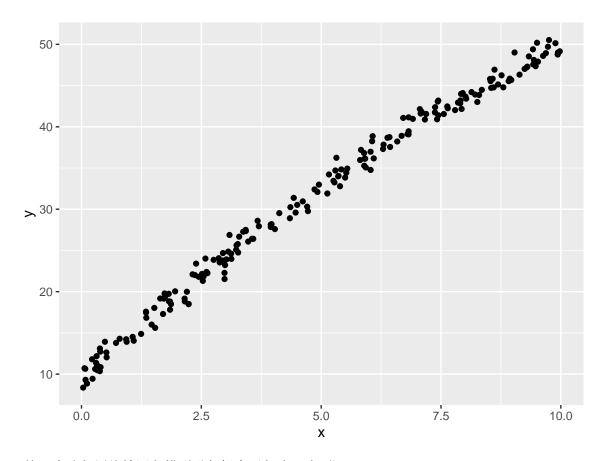
生成数据

设定样本量

n <- 200

生成 X 和 u

```
x <- runif(n, 0, 10)
u <- rnorm(n)
# 生成 Y
y \leftarrow 10 + 5 * x - 0.1 * x^2 + u
# 保存数据
sim_data <- tibble(y, x)</pre>
检查数据是否正确生成
#显示 sim_data 的内容
sim_data
## # A tibble: 200 x 2
##
         У
                х
    <dbl> <dbl>
## 1 45.5 8.91
## 2 48.5 9.33
## 3 34.8 6.03
## 4 23.9 3.02
## 5 19.2 1.73
## 6 36.1 5.92
## 7 23.8 2.95
## 8 8.36 0.0350
## 9 41.1 6.71
## 10 17.3 1.70
## # i 190 more rows
#用 glimpse() 函数了解 sim_data 中的变量
glimpse(sim_data)
## Rows: 200
## Columns: 2
## $ y <dbl> 45.539477, 48.534336, 34.763633, 23.916716, 19.236902, 36.133699, 23~
## $ x <dbl> 8.9128141, 9.3325130, 6.0315952, 3.0230846, 1.7328862, 5.9175867, 2.~
#绘制散点图
ggplot(sim_data, aes(x, y)) +
geom_point()
```

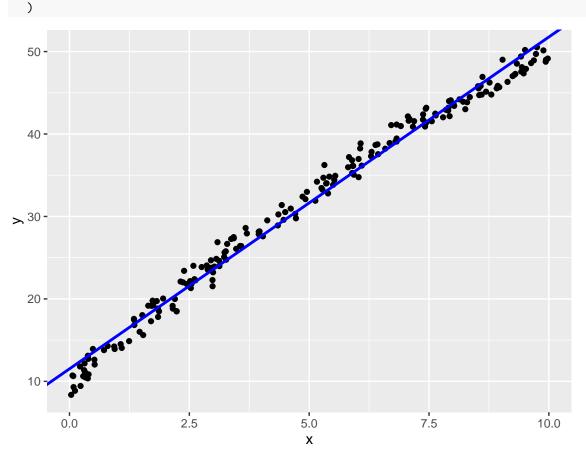


接下来我们用线性回归模型进行拟合(忽略二次项)

```
linearfit <- lm(y ~ x, data = sim_data)
summary(linearfit) # 查看拟合结果
```

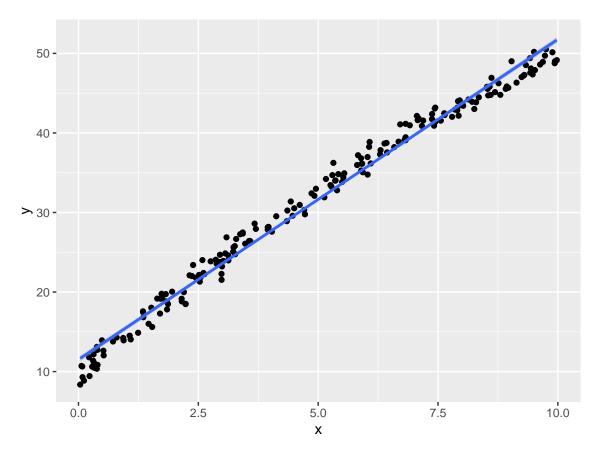
```
##
## Call:
## lm(formula = y ~ x, data = sim_data)
##
## Residuals:
##
      Min
               1Q Median
                              3Q
                                     Max
## -3.2936 -1.0459 0.0995 0.9275 3.3197
##
## Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 11.51520
                                   62.71
                       0.18361
                                           <2e-16 ***
## x
               4.02533
                         0.03221 124.95 <2e-16 ***
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 1.353 on 198 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.9875, Adjusted R-squared: 0.9874
## F-statistic: 1.561e+04 on 1 and 198 DF, p-value: < 2.2e-16
```

```
# 在散点图中添加拟合曲线
ggplot(sim_data, aes(x, y)) +
geom_point() +
geom_abline(
intercept = coef(linearfit)[1], slope = coef(linearfit)[2],
color = "blue", linewidth = 1
)
```



```
# 或者利用 geom_smooth() 添加相同的拟合曲线
ggplot(sim_data, aes(x, y)) +
geom_point() +
geom_smooth(method = "lm")
```

`geom_smooth()` using formula = 'y ~ x'



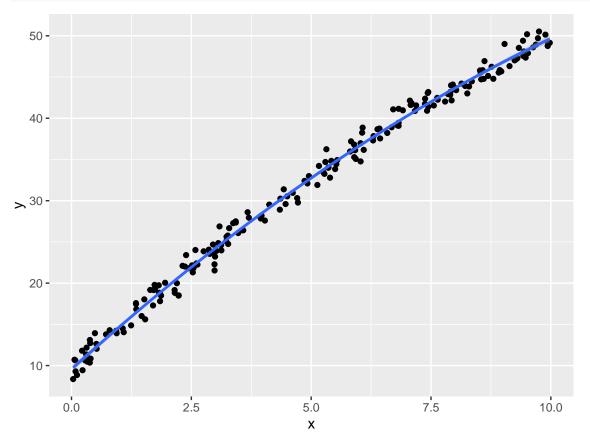
让我们再尝试加入二次项

```
linearfit2 <- lm(y ~ x + I(x^2), data = sim_data) # 注意如何添加二次项
summary(linearfit2) # 查看拟合结果
```

```
##
## Call:
## lm(formula = y \sim x + I(x^2), data = sim_data)
##
## Residuals:
      Min
               1Q Median
                              3Q
## -2.6163 -0.6723 -0.1496 0.6864 2.2653
##
## Coefficients:
               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 9.563182 0.191013 50.07 <2e-16 ***
## x
               5.259514 0.091167 57.69 <2e-16 ***
## I(x^2)
              -0.124716
                         0.008918 -13.98 <2e-16 ***
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.9611 on 197 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.9937, Adjusted R-squared: 0.9937
```

```
## F-statistic: 1.558e+04 on 2 and 197 DF, p-value: < 2.2e-16
```

```
# 这次直接利用 geom_smooth() 添加拟合曲线
ggplot(sim_data, aes(x, y)) +
geom_point() +
geom_smooth(method = "lm", formula = "y ~ x + I(x^2)")
```

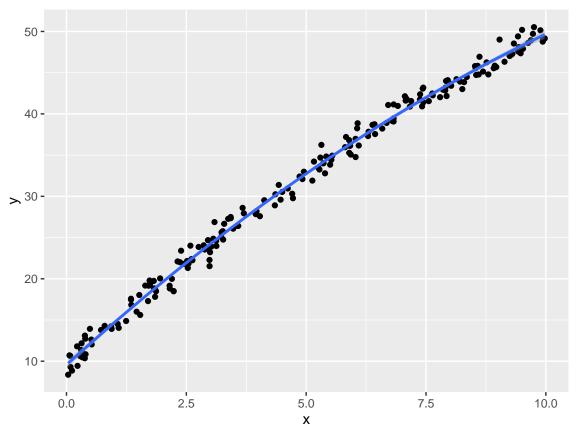


最后尝试加入三次项进行拟合

```
linearfit3 <- lm(y ~ x + I(x^2) + I(x^3), data = sim_data)
summary(linearfit3)</pre>
```

```
##
## Call:
## lm(formula = y \sim x + I(x^2) + I(x^3), data = sim_data)
##
## Residuals:
      Min
               1Q Median
                               ЗQ
                                     Max
## -2.6160 -0.6722 -0.1498 0.6867 2.2656
## Coefficients:
##
               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 9.564e+00 2.428e-01 39.382
                                             <2e-16 ***
## x
               5.259e+00 2.135e-01 24.630 <2e-16 ***
## I(x^2) -1.245e-01 5.048e-02 -2.467 0.0145 *
```

3 函数化 7



3 函数化

如果需要反复生成多个样本或者调整参数,就可以将数据生成的操作函数化。R 中函数的基本格式是

```
function_name <- function(arguments) {
  body
}</pre>
```

针对上一节中的数据生成过程,如果我们固定 X_i 和 u_i 的分布,但想要调整回归函数的系数和样本量,则函数化后的程序如下

3 函数化 8

```
sim_lm <- function(parameters = c(10, 5, -0.1), n = 200) {
# 生成 X 和 u
x <- runif(n, 0, 10)
u <- rnorm(n)

# 生成 Y
y <- parameters[1] + parameters[2] * x + parameters[3] * x^2 + u

# 保存数据
return(tibble(y, x))
}
```

上面这一段是定义函数 $sim_lm()$ 。它有两个参数,第一个参数是 parameters,初始值设定为 c(10, 5, -1)。第二个参数为样本量 n,初始值设定为 200。

调用函数

Rows: 500 ## Columns: 2

```
sim_data2 <- sim_lm() # 不更改参数的初始值
lm(y \sim x + I(x^2), data = sim_data2) > summary()
##
## Call:
## lm(formula = y \sim x + I(x^2), data = sim_data2)
##
## Residuals:
      Min
              10 Median
                            3Q
## -3.3857 -0.7270 -0.0458 0.7107 3.3619
##
## Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## x
              4.99589 0.10265 48.671 <2e-16 ***
## I(x^2)
            -0.10013
                        0.01008 -9.935 <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 1.104 on 197 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.9918, Adjusted R-squared: 0.9917
## F-statistic: 1.184e+04 on 2 and 197 DF, p-value: < 2.2e-16
sim_data3 <- sim_lm(parameters = c(1, 2, 1), n = 500) # 指定新参数
glimpse(sim_data3)
```

3 函数化 9

\$ y <dbl> 30.295259, 6.082521, 24.488183, 34.469157, 5.167573, 22.312440, 3.33~ ## \$ x <dbl> 4.4066031, 1.4383132, 4.0359105, 4.6259790, 0.8396141, 3.6760356, 0.~

ggplot(sim_data3, aes(x, y)) +
geom_point()

