Data Analysis Tools and Practice(Using R)

2019.04.26

统计I

北京大学 软件与微电子学院
School of Software and Microelectronics, Peking University

Huiping Sun(孙惠平)
sunhp@ss.pku.edu.cn

课堂测试时间

课堂测试07

先用电脑完成
*40*分钟　然后誊抄纸上

- 使用ggplot2里的画图函数完成以下的练习：

  ✳ 1、将数据集Big_Mart_Dataset.csv,加载到R空间，将数据框命名为mart,查看mart的维度和基本结构。

  ✳ 2、画Item_MRP和Item_Visibility的关系图，要求: (1)指定颜色属性为Item_Type; (2)设置x轴的标度(scale)，x轴名字为Item Visibility", x轴刻度为0-0.35以0.05为间隔的数值序列；设置y轴的标度(scale)，y轴名字为Item MRP , y轴刻度为0-270以30为间隔的数值序列; (3)设置图形主题为theme_bw，图形标题为Scatterplot。

  ✳ 3、在2基础上，根据因子类型的列Item_Type进行分面。

  ✳ 4、画列变量Item_MRP的直方图，要求：(1)每个小圆柱体的宽度为2, (2)设置x轴的标度(scale)，x轴名字为Item MRP, x轴刻度为0-270以30为间隔的数值序列；设置y轴的标度(scale)，y轴名字为Count,y轴刻度为0-200以20为间隔的数值序列;(3)设置标题为”Histogram”

课堂测试07

先用电脑完成
*40*分钟　然后誊抄纸上

- 使用ggplot2里的画图函数完成以下的练习：

  ✳ 5、画出列变量Outlet_Establishment_Year的条形图，要求(1): 填充色为”red”;(2): 主题为theme_bw和theme_gray;(3): 设置x轴的标度(scale)，x轴名字为Establishment_Year, x轴刻度为1985-2010为间隔的数值序列；设置y轴的标度(scale)，y轴名字为Count , y轴刻度为0-1500以150为间隔的数值序列; (4): 设置标题为Bar Chart，翻转坐标轴

  ✳ 6、画出Outlet_Location_Type堆叠的条形图 (1): 使用 Outlet_Type设置填充色; (2): 设置图形的标题为Stacked Bar Chart，x轴的名称为Outlet Location Type", y轴的名称为Count of Outlets

  ✳ 7、画Outlet_Identifier以Item_Outlet_Sales为分类变量的箱型图;(1): 填充色为红色; (2): y轴名称为“Item Outlet Sales”, 坐标为0-15000以150为间隔的数值序列; (3): 设置标题为”Box Plot", x 轴坐标为"Outlet Identifier

  ✳ 8、画列变量Item_Outlet_Sales面积图表 要求: (1)统计变换为 "bin", bin的宽度为30, 填充色为”steelblue”;(2)x轴的标度为0-11000以1000间隔的数值序列;(3)图形标题为”Area Chart", x 轴命名为 "Item Outlet Sales", y轴命名为 “Count”。

上次课程内容回顾

- ggplot(), 图层
  - ✴ data; mapping; geom; stat; position; aes(); layer();
- geom_xxx：
  - ✴ point; line; path; bar; histogram; smooth; density; jitter; text; line; line; abline; tile; area; polygon;
- stat_xxx：
  - ✴ identity; smooth; function; boxplot; density; quantile; sum; unique; bin; stat_bin2d
- 其余：
  - ✴ fill; bins; colour; group; labs; binwidth; shape; alpha; maps;

01

基本统计

统计函数

```
mean( x,
      trim = 0,
      na.rm = FALSE
    )
```

```
median( x,
        na.rm = FALSE
      )
```

```
quantile( x,
          probs = seq(0,1,0.25),
          na.rm = FALSE,
          name = TRUE,
          type = 7,
          …
        )
```

```
weighted.mean( x,
               w,
               trim = 0,
               na.rm = FALSE
             )
```

length
min, max, range, sum
fivenum, IQR(四分位)
var, sd

见教材RiA的88页和help

概率函数

密度函数	d
分布函数	p
分位数函数	q
随机数函数	r

dorm
pnorm
qnorm
rnorm

binom	二项分布
norm	正态分布
unit	均匀分布
beta	Beta分布
exp	指数分布
pois	泊松分布
t	t分布
chiseq	卡方分布
logis	Logistic分布
…	…

set.seed(1234)：设定随机数种子

随机采样函数

```
sample( x,
        size,
        replace = FALSE,
        prob = NULL
      )
```

见教材RiA的90页和help

summary()

```
> vars <- c("mpg", "hp", "wt")
> head(mtcars[vars])
                   mpg  hp    wt
Mazda RX4        194481.0 110 2.620
Mazda RX4 Wag    194481.0 110 2.875
Datsun 710       270233.6  93 2.320
Hornet 4 Drive   209727.4 110 3.215
Hornet Sportabout 122283.1 175 3.440
Valiant          107328.3 105 3.460
```

偏度

峰度

```
> summary(mtcars[vars])
      mpg                hp              wt
 Min.   :  11699   Min.   : 52.0   Min.   :1.513
 1st Qu.:  56635   1st Qu.: 96.5   1st Qu.:2.581
 Median : 135895   Median :123.0   Median :3.325
 Mean   : 262350   Mean   :146.7   Mean   :3.217
 3rd Qu.: 270234   3rd Qu.:180.0   3rd Qu.:3.610
 Max.   :1320684   Max.   :335.0   Max.   :5.424
```

sapply()

```
mystats <- function(x, na.omit = FALSE) {
    if (na.omit)
        x <- x[!is.na(x)]
    m <- mean(x)
    n <- length(x)
    s <- sd(x)
    skew <- sum((x - m)^3/s^3)/n
    kurt <- sum((x - m)^4/s^4)/n - 3
    return(c(n = n, mean = m, stdev = s, skew = skew, kurtosis = kurt))
}
```

```
> sapply(mtcars[vars], mystats)
                    mpg           hp           wt
n          3.200000e+01  32.0000000 32.00000000
mean       2.623503e+05 146.6875000  3.21725000
stdev      3.284077e+05  68.5628685  0.97845744
skew       1.841288e+00   0.7260237  0.42314646
kurtosis   2.466317e+00  -0.1355511 -0.02271075
```

HMisc :: describe( )

describe(mtcars[vars])

```
> describe(mtcars[vars])
mtcars[vars]

 3  Variables      32  Observations
---------------------------------------------------------------------------
mpg
      n missing  unique    Info    Mean     .05     .10     .25     .50     .75
     32       0      25       1  262350   22474   42304   56635  135895  270234
    .90     .95
 824210  965638

lowest :   11699   31290   41816   46695   50625
highest:  456976  555457  854072 1101996 1320684
---------------------------------------------------------------------------
hp
      n missing  unique    Info    Mean     .05     .10     .25     .50     .75
     32       0      22       1   146.7   63.65   66.00   96.50  123.00  180.00
    .90     .95
 243.50  253.55

lowest :  52  62  65  66  91, highest: 215 230 245 264 335
---------------------------------------------------------------------------
wt
      n missing  unique    Info    Mean     .05     .10     .25     .50     .75
     32       0      29       1   3.217   1.736   1.956   2.581   3.325   3.610
    .90     .95
  4.048   5.293

lowest : 1.513 1.615 1.835 1.935 2.140, highest: 3.845 4.070 5.250 5.345 5.424
---------------------------------------------------------------------------
```

pastecs :: stat.desc( )

```
> stat.desc(mtcars[vars])
                      mpg          hp          wt
nbr.val      3.200000e+01   32.0000000  32.0000000
nbr.null     0.000000e+00    0.0000000   0.0000000
nbr.na       0.000000e+00    0.0000000   0.0000000
min          1.169859e+04   52.0000000   1.5130000
max          1.320684e+06  335.0000000   5.4240000
range        1.308985e+06  283.0000000   3.9110000
sum          8.395209e+06 4694.0000000 102.9520000
median       1.358954e+05  123.0000000   3.3250000
mean         2.623503e+05  146.6875000   3.2172500
SE.mean      5.805483e+04   12.1203173   0.1729685
CI.mean.0.95 1.184036e+05   24.7195501   0.3527715
var          1.078516e+11 4700.8669355   0.9573790
std.dev      3.284077e+05   68.5628685   0.9784574
coef.var     1.251791e+00    0.4674077   0.3041285
```

psych :: describe()

```
> library(psych)
Warning message:
package ‘psych’ was built under R version 3.4.4
> vars <- c("mpg","hp","wt")
> describe(mtcars[vars])
    vars  n   mean     sd median trimmed    mad   min    max  range skew kurtosis
mpg    1 32  20.09   6.03  19.20   19.70   5.41 10.40  33.90  23.50 0.61    -0.37
hp     2 32 146.69  68.56 123.00  141.19  77.10 52.00 335.00 283.00 0.73    -0.14
wt     3 32   3.22   0.98   3.33    3.15   0.77  1.51   5.42   3.91 0.42    -0.02
       se
mpg  1.07
hp  12.12
wt   0.17
```

因子分析

主成分分析

因子分析

- 假定你是一个公司的财务经理，掌握了公司的所有数据，这包括众多的变量，如：固定资产、流动资金、借贷的数额和期限、各种税费、工资支出、原料消耗、产值、利润、折旧、职工人数、分工和教育程度等等
- 如果让你向上级或有关方面介绍公司状况，你能够把这些指标和数字都原封不动地摆出去吗?
- 在如此多的变量之中，有很多是相关的。人们希望能够找出它们的少数“代表”来对它们进行描述。
- 需要把这种有很多变量的数据进行高度概括。
- 如果每个变量都是独立的，因子分析就没有意义

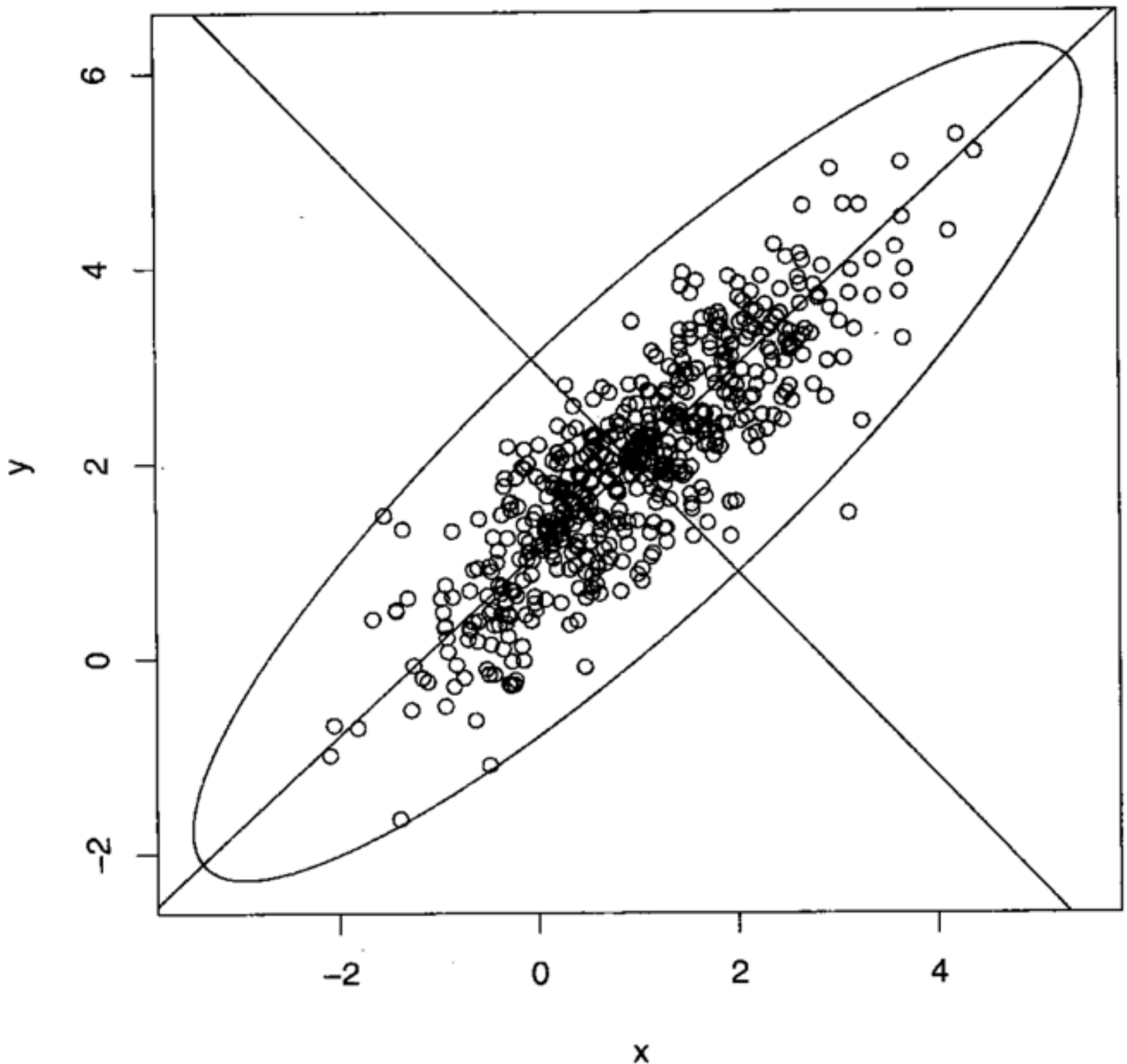
因子分析

- 两种把变量维数降低以便于描述、理解和分析的方法：主成分分析（principal component analysis）和因子分析（factor analysis）
- 实际上主成分分析可以说是因子分析的一个特例
- 两个方法的目的一样，都是寻找众多相关变量的少数代表，这些代表变量称为成分或因子，都是原来变量的线性组合，由于代表变量的数码显著的小于原来变量数目，数据纬度也就显著降低了
- 主成分分析发展早，因子分析发展晚，但是结果更理想

二维空间主成分分析

- 假设数据只有两个变量的观测值，即二维数据，如果两个变量特别由横轴和纵轴所代表
- 当坐标轴和椭圆的长短轴平行，那么代表长轴的变量就描述了数据的主要变化，而代表短轴的变量就描述了数据的次要变化。
- 但是，坐标轴通常并不和椭圆的长短轴平行。因此，需要寻找椭圆的长短轴，并进行变换，使得新变量和椭圆的长短轴平行。
- 如果长轴变量代表了数据包含的大部分信息，就用该变量代替原先的两个变量（舍去次要的一维），降维就完成了。

二维空间主成分分析



多维变量的主成分分析

- 多维变量的情况和二维类似，也有高维的椭球，只不过不那么直观罢了
- 首先把高维椭球的主轴找出来，再用代表大多数数据信息的最长的几个轴作为新变量；这样，主成分分析就基本完成了
- 正如二维椭圆有两个主轴，三维椭球有三个主轴一样，有几个变量，就有几个主轴。
- 和二维情况类似，高维椭球的主轴也是互相垂直的。
- 这些互相正交的新变量是原先变量的线性组合，叫做主成分(principal component)。

主成分选择

- 选择越少的主成分，降维就越好。什么是标准呢?
- 那就是这些被选的主成分所代表的主轴的长度之和占了主轴长度总和的大部分。
- 有些文献建议，所选的主轴总长度占所有主轴长度之和的大约85%即可，其实，这只是一个大体的说法；具体选几个，要看实际情况而定。

一个例子

- 162个国家和地区的10个变量组成的数据，变量情况如下：
  - x1：青少年生育率（%）
  - x2：人均国家收入
  - x3：女小学生入学率（%）
  - x4：男小学生入学率
  - x5：人口增长率（%）
  - x6：城镇人口比率（%）
  - x7：年龄中位数（%）
  - x8：60岁以上比例（%）
  - x9：15岁以下比例（%）
  - x10：每女性生育数

- 能不能把这10个变量用1-2个综合变量来表示，这1-2个综合变量包含多少原来变量信息，如何解释

R语言代码

- w <- read.table("01_who.txt",sep=",",header=T)
- b <- eigen (cor(w))
- data.frame(bva,bva/sum(b$va),cumsum(b$va)/sum(b$va))

```
> w <- read.table("01_who.txt",sep=",",header=T)
> b <- eigen (cor(w))
> data.frame(b$va,b$va/sum(b$va),cumsum(b$va)/sum(b$va))
         b.va b.va.sum.b.va. cumsum.b.va..sum.b.va.
1  6.718991161   0.6718991161                0.6718991
2  1.153587902   0.1153587902                0.7872579
3  0.883542757   0.0883542757                0.8756122
4  0.467350145   0.0467350145                0.9223472
5  0.429855650   0.0429855650                0.9653328
6  0.170309196   0.0170309196                0.9823637
7  0.110557931   0.0110557931                0.9934195
8  0.033578573   0.0033578573                0.9967773
9  0.027010327   0.0027010327                0.9994784
10 0.005216358   0.0005216358                1.0000000
```

cor()

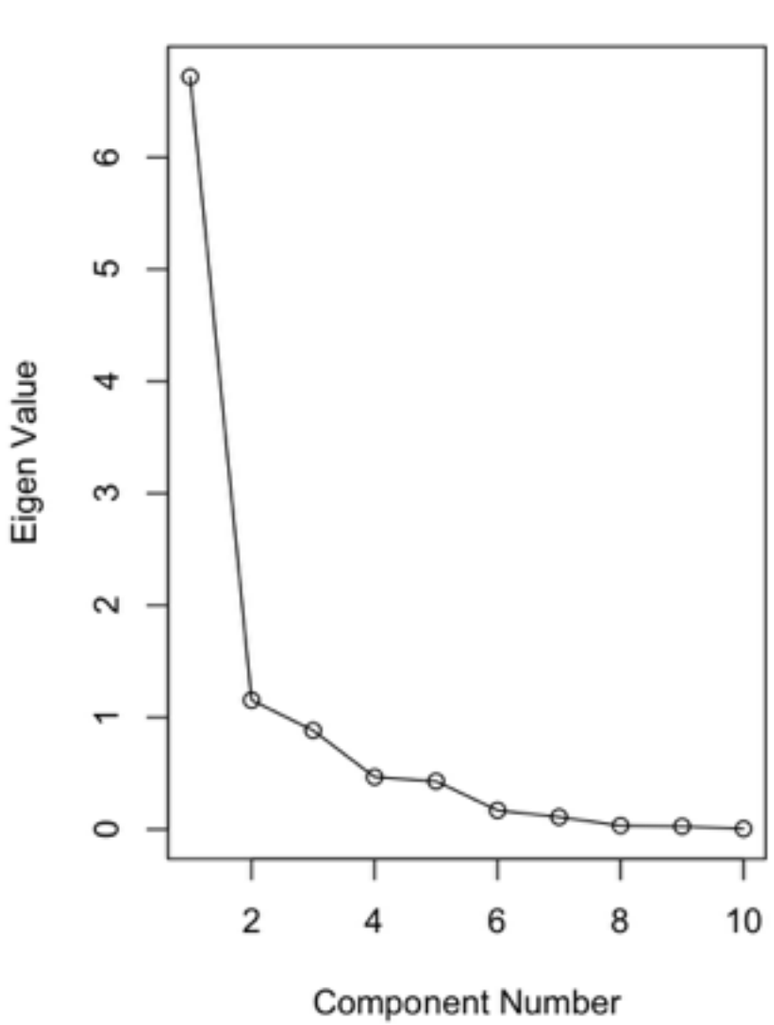
- cor(x, use=, method=)
- cor.test(x, y, alternative= , method=)

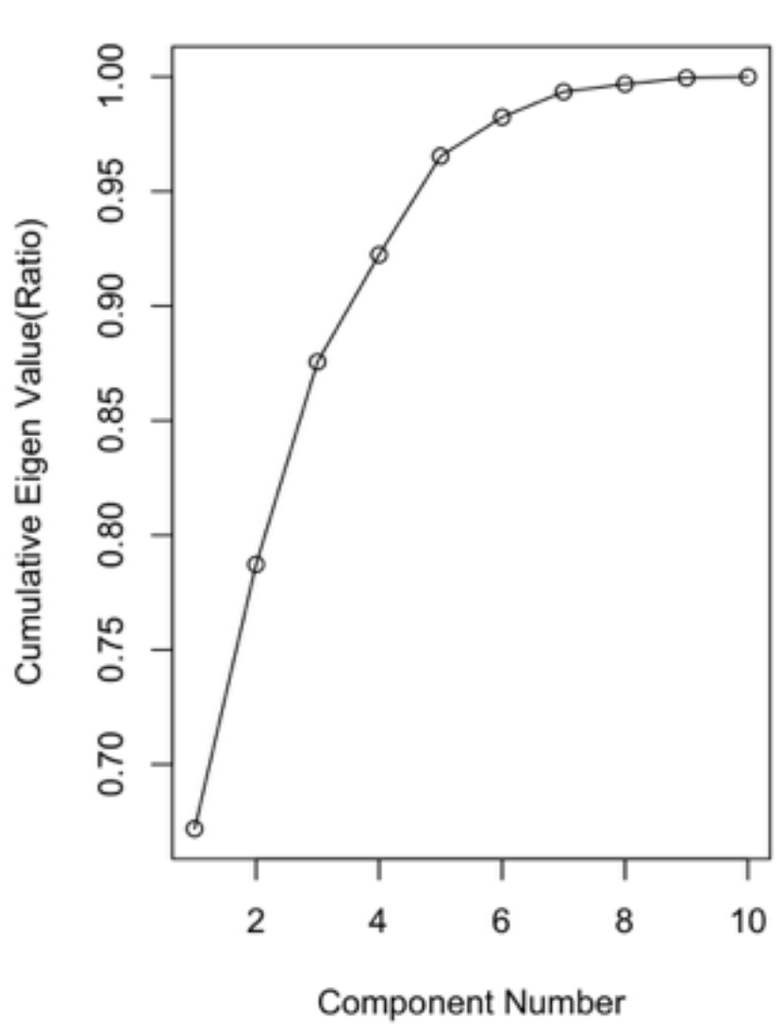
参　数	描　述
x	矩阵或数据框
use	指定缺失数据的处理方式。可选的方式为all.obs（假设不存在缺失数据——遇到缺失数据时将报错）、everything（遇到缺失数据时，相关系数的计算结果将被设为missing）、complete.obs（行删除）以及pairwise.complete.obs（成对删除，pairwise deletion）
method	指定相关系数的类型。可选类型为pearson、spearman或kendall

见教材RiA的146页

R语言代码

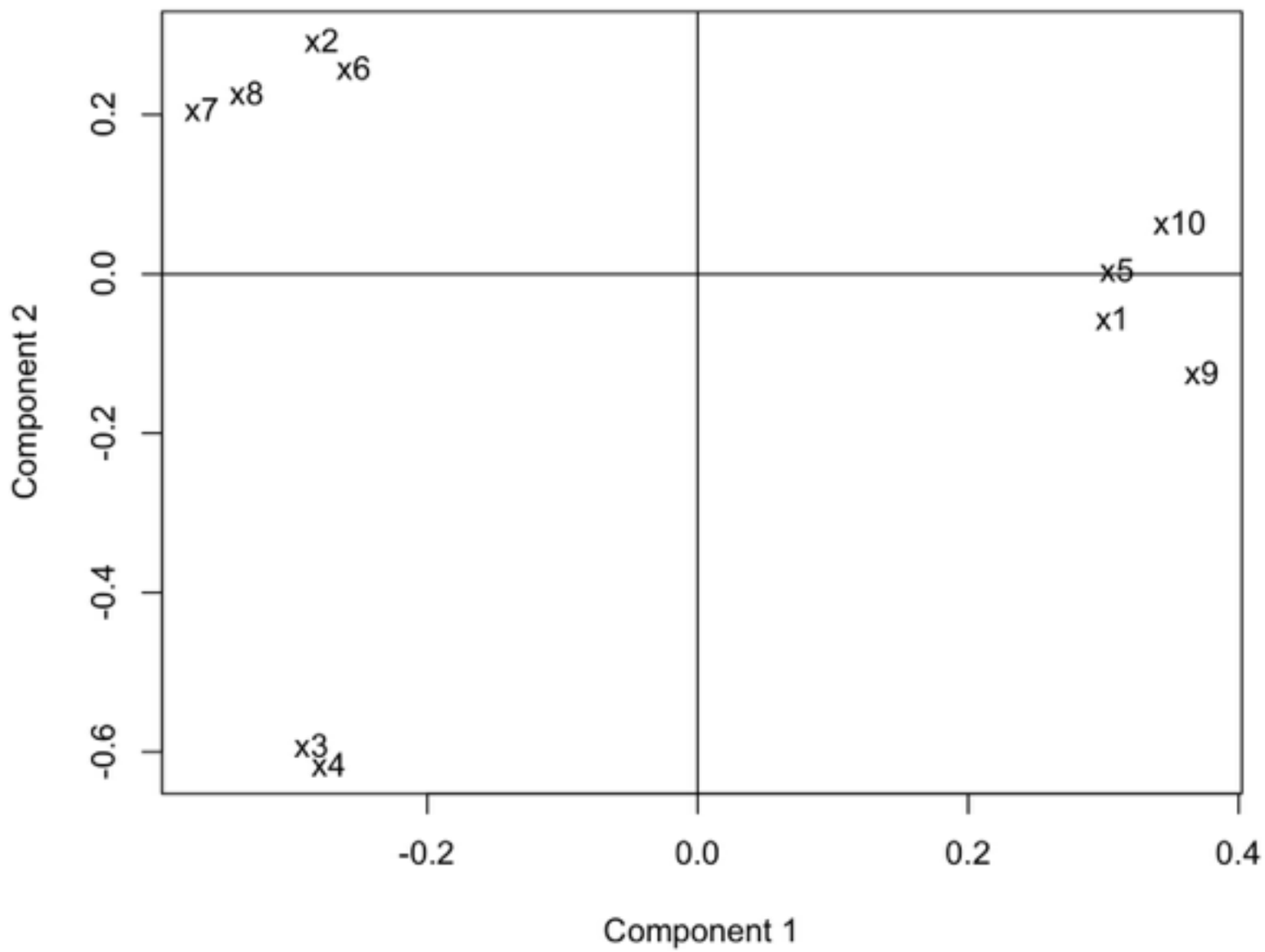
- par(mfrow=c(1,2))
- plot(b$va,type="o",main="Scree Plot",xlab="Component Number",ylab="Eigen Value")
- plot(cumsum(b$va)/sum(b$va),type="o", main="Cumulative Eigen Value(Ratio)", xlab="Component Number", ylab="Cumulative Eigen Value(Ratio)")





R语言代码

- plot(b$ve[,1:2],type="n",main="Loading Plot",xlab="Component 1",ylab="Component 2")
- abline(h=0); abline(v=0); text(b$ve[,1:2],names(w))



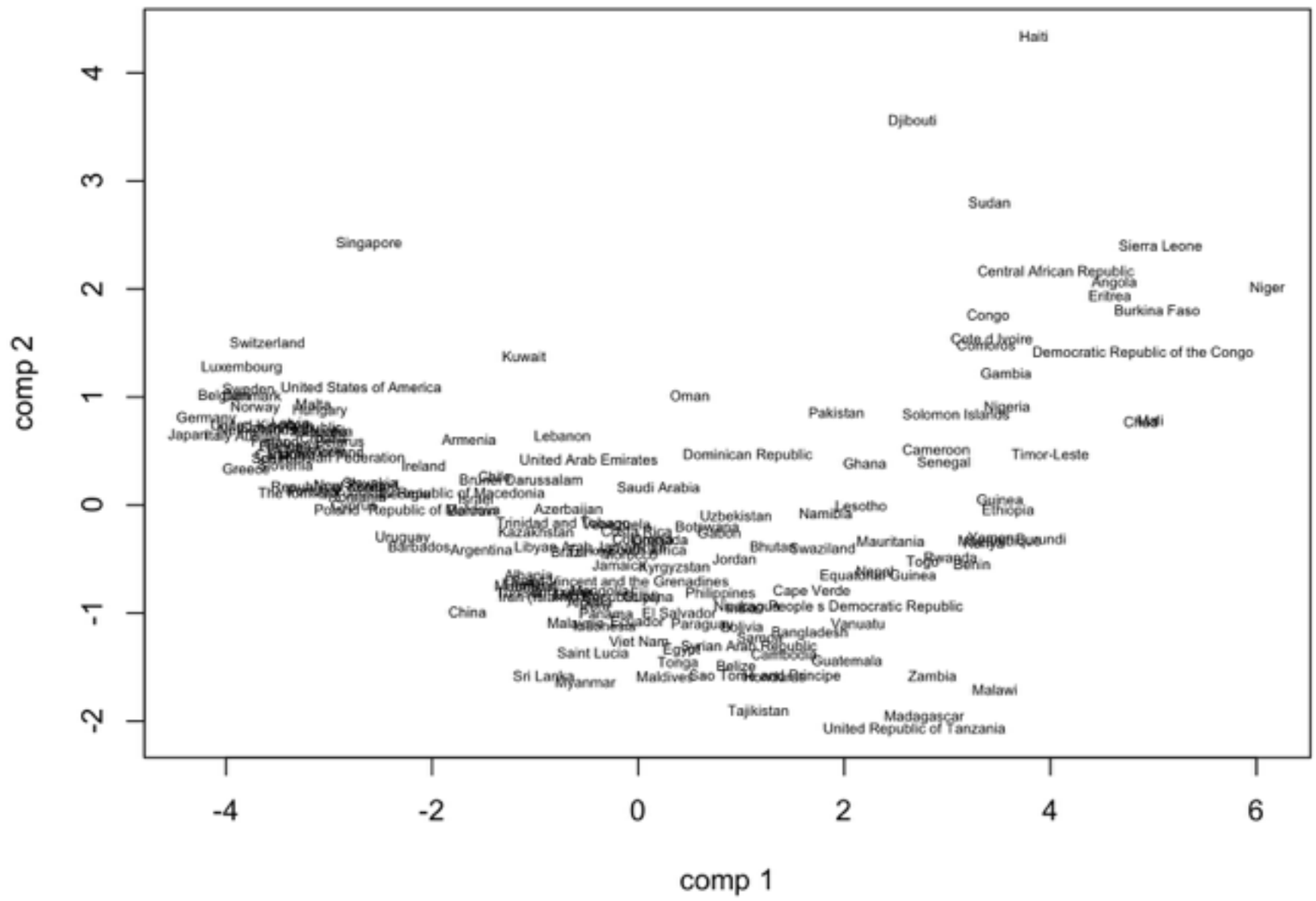
R语言代码

- (loading <- sweep(b$ve,2,sqrt(b$va),"*"))

```
> (loading <- sweep(b$ve,2,sqrt(b$va),"*"))
            [,1]         [,2]         [,3]       [,4]         [,5]         [,6]        [,7]         [,8]         [,9]
 [1,]  0.7950001 -0.060144065  0.008697677  0.56507852 -0.135066198  0.143678554 -0.07787578  0.0007345938 -0.0037926986
 [2,] -0.7208566  0.314824979 -0.475837423  0.07682501  0.309396920  0.210140824  0.09473734  0.0023668077  0.0068380772
 [3,] -0.7406579 -0.636943492 -0.160185149  0.05713586  0.014479830 -0.003239975  0.02145828 -0.0992238977 -0.0792299571
 [4,] -0.7067703 -0.661901672 -0.176245805  0.10130616  0.058068620 -0.056390300 -0.00204842  0.1011608888  0.0651573982
 [5,]  0.8042734  0.004766166 -0.507466756 -0.08369953  0.176395939 -0.097088710 -0.21565387 -0.0340943603  0.0195477392
 [6,] -0.6595830  0.276611798 -0.507240181  0.04462954 -0.467825127 -0.095992853  0.03252340  0.0042275839 -0.0008730082
 [7,] -0.9502772  0.220799909  0.093096669  0.10903561  0.093429548 -0.050609487 -0.10008490  0.0327552657 -0.0497531293
 [8,] -0.8648319  0.242879593  0.193619843  0.28717471  0.154519908 -0.200829636  0.01477382 -0.0685856110  0.0612307083
 [9,]  0.9659989 -0.134339443 -0.128011327  0.02461353 -0.005201777 -0.028266696  0.14930443 -0.0552491310  0.0597440017
[10,]  0.9236953  0.068687733 -0.151546515  0.15698910  0.172326059 -0.199956059  0.12231945  0.0590242908 -0.0790538720
             [,10]
 [1,] -0.0014715092
 [2,] -0.0038134883
 [3,] -0.0012919074
 [4,]  0.0011586092
 [5,] -0.0007199536
 [6,] -0.0006228413
 [7,]  0.0530022135
 [8,] -0.0153927042
 [9,]  0.0454607638
[10,] -0.0091039202
```

R语言代码

- w1 <- as.matrix(scale(w))
- plot(w1%*%b$ve[,1:2],type="n",xlab="comp 1",ylab="comp 2")
- text(w1%*%b$ve[,1:2],row.names(w),cex=0.5)



因子分析

- 主成分分析从原理上是寻找椭球的所有主轴，有几个变量就有几个主成分，因子分析需要事前确定要找多少成分（也叫因子）

- w <- read.table("01_who.txt",sep=",",header=T)
- a <- factanal(w,2,scores="regression")
- a$loadings

因子分析

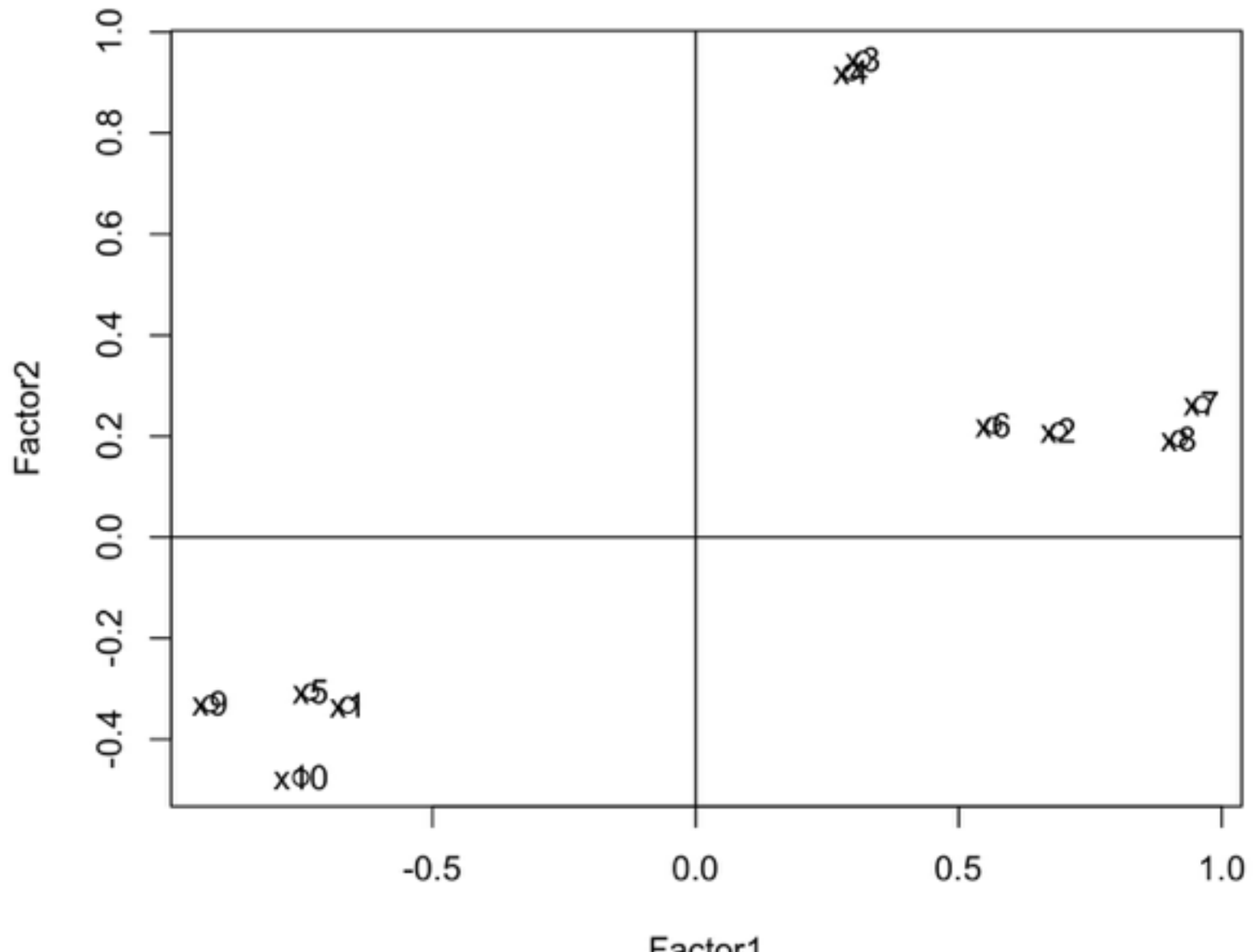
```
> a$loadings
```

```
Loadings:
    Factor1 Factor2
x1  -0.660  -0.332
x2   0.690   0.211
x3   0.318   0.946
x4   0.296   0.920
x5  -0.731  -0.306
x6   0.565   0.222
x7   0.962   0.263
x8   0.919   0.195
x9  -0.921  -0.330
x10 -0.750  -0.476

                Factor1 Factor2
SS loadings       5.136   2.481
Proportion Var    0.514   0.248
Cumulative Var    0.514   0.762
```

$$
\begin{aligned}
x_1 &= -0.6604421 f_1 - 0.3320026 f_2 \\
x_2 &= \ 0.6897585 f_1 + 0.2105372 f_2 \\
x_3 &= \ 0.3175013 f_1 + 0.9456340 f_2 \\
x_4 &= \ 0.2964161 f_1 + 0.9204082 f_2 \\
x_5 &= -0.7311456 f_1 - 0.3061111 f_2 \\
x_6 &= \ 0.5654772 f_1 + 0.2217057 f_2 \\
x_7 &= \ 0.9621764 f_1 + 0.2633326 f_2 \\
x_8 &= \ 0.9189977 f_1 + 0.1949305 f_2 \\
x_9 &= -0.9212964 f_1 - 0.3297795 f_2 \\
x_{10} &= -0.7497948 f_1 - 0.4757015 f_2
\end{aligned}
$$

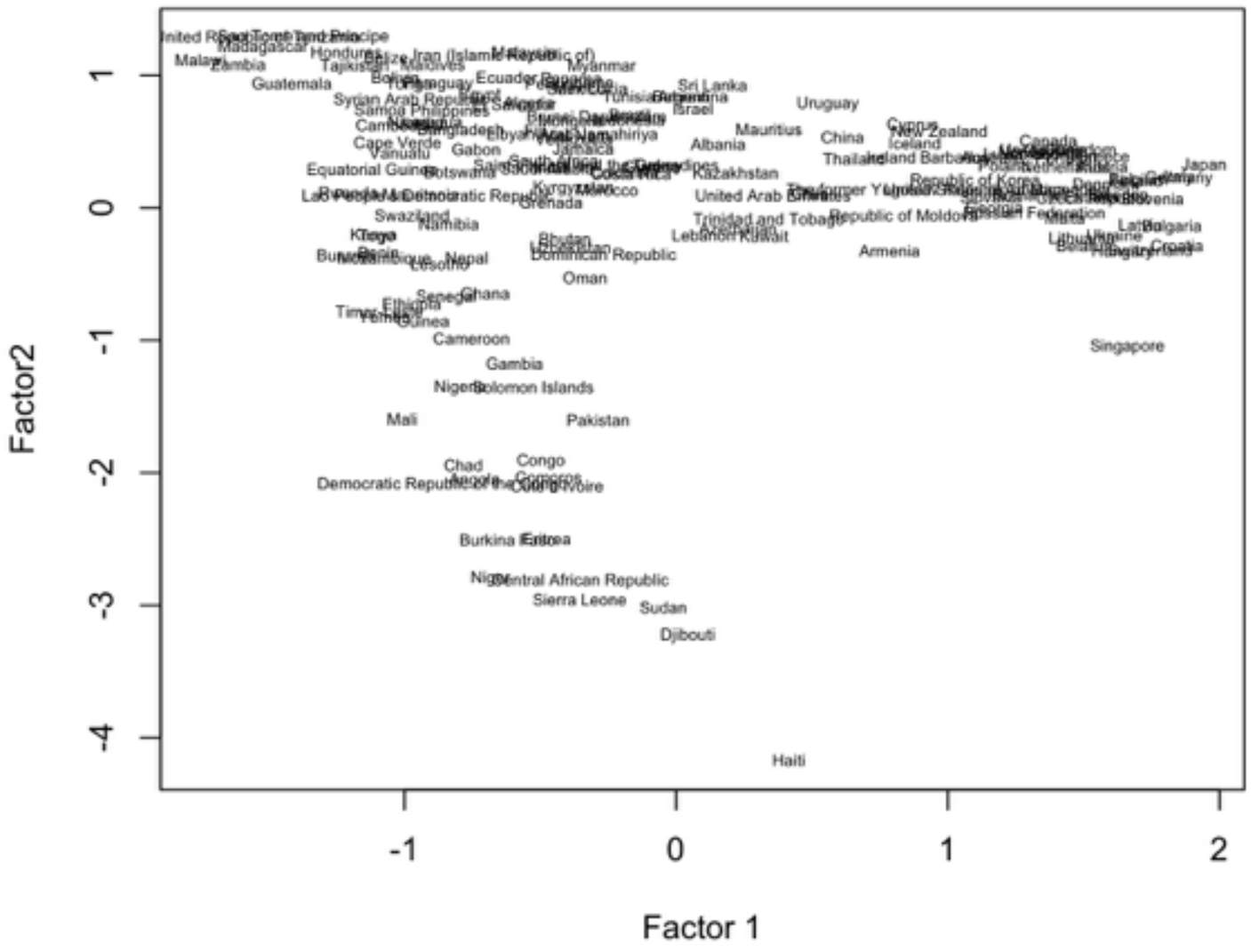
因子分析

- plot(a$loadings)
- abline(h=0); abline(v=0); text(a$loadings[,1:2],names(w))



因子分析

- plot(a$scores,type="n",xlab="Factor 1",ylab="Factor2")
- text(a$scores,row.names(w),cex=0.5)



主成分分析的一些函数

在某中学随机抽取某年级 30 名学生，测量其身高 (X_1)、体重 (X_2)、胸围 (X_3) 和坐高 (X_4)，数据如表 9.1 所示．试对这 30 名中学生身体四项指标数据做主成分分析．

- princomp()
- summary()
- predict()
- screeplot()
- biplot()

表 9.1：30 名中学生身体四项指标数据

序号	X_1	X_2	X_3	X_4	序号	X_1	X_2	X_3	X_4
1	148	41	72	78	16	152	35	73	79
2	139	34	71	76	17	149	47	82	79
3	160	49	77	86	18	145	35	70	77
4	149	36	67	79	19	160	47	74	87
5	159	45	80	86	20	156	44	78	85
6	142	31	66	76	21	151	42	73	82
7	153	43	76	83	22	147	38	73	78
8	150	43	77	79	23	157	39	68	80
9	151	42	77	80	24	147	30	65	75
10	139	31	68	74	25	157	48	80	88
11	140	29	64	74	26	151	36	74	80
12	161	47	78	84	27	144	36	68	76
13	158	49	78	83	28	141	30	67	76
14	140	33	67	77	29	139	32	68	73
15	137	31	66	73	30	148	38	70	78

回归分析

回归分析

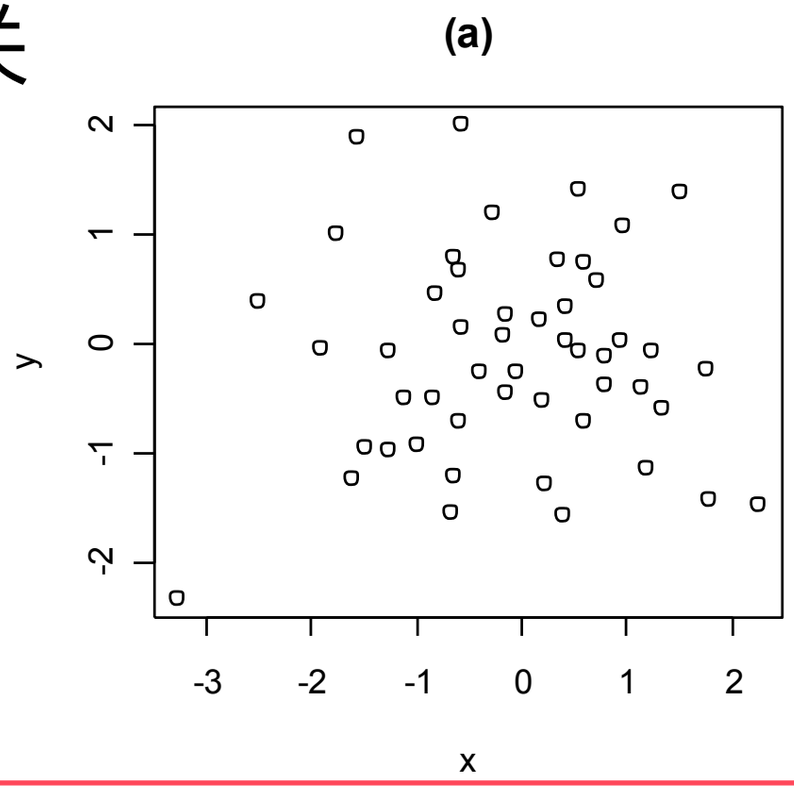
- 发现变量之间的统计关系，并且用此规律来帮助我们进行决策才是统计实践的最终目的。
- 一般来说，统计可以根据目前所拥有的信息（数据）来建立人们所关心的变量和其他有关变量的关系。这种关系一般称为模型（model）
- 假如用Y表示感兴趣的变量，用X表示其他可能与Y有关的变量（X也可能是若干变量组成的向量）。则所需要的是建立一个函数关系Y=f(X)。
- 这里Y称为因变量或响应变量(dependent variable, response variable)，而X称为自变量，也称为解释变量或协变量(independent variable, explanatory variable, covariate)。建立这种关系的过程就叫做回归(regression)

回归分析

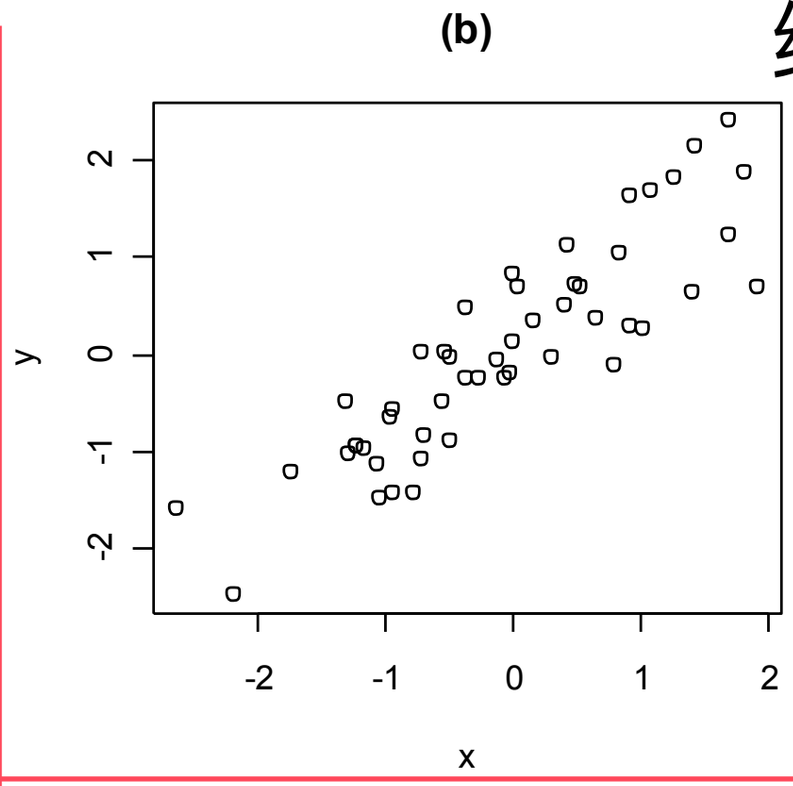
- 一旦建立了回归模型，除了对变量的关系有了进一步的定量理解之外，还可以利用该模型（函数）通过自变量对因变量做预测（prediction）。
- 这里所说的预测，是用已知的自变量的值通过模型对未知的因变量值进行估计

相关

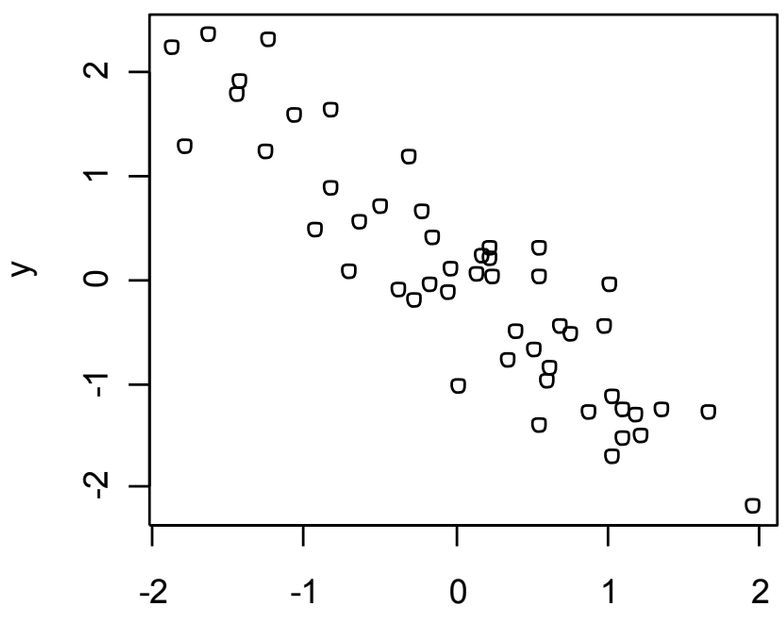
不相关



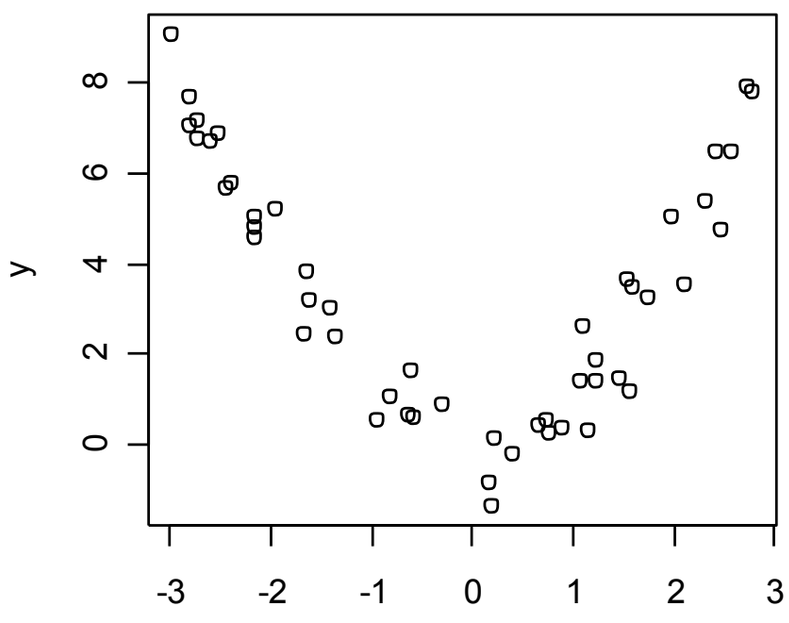
线性正相关



线性负相关



非线性相关



相关系数

- Pearson相关系数（Pearson's correlation coefficient）又叫相关系数或线性相关系数。它一般用字母r表示。它是由两个变量的样本取值得到，这是一个描述线性相关强度的量，取值于-1和1之间。当两个变量有很强的线性相关时，相关系数接近于1（正相关）或-1（负相关），而当两个变量不那么线性相关时，相关系数就接近0

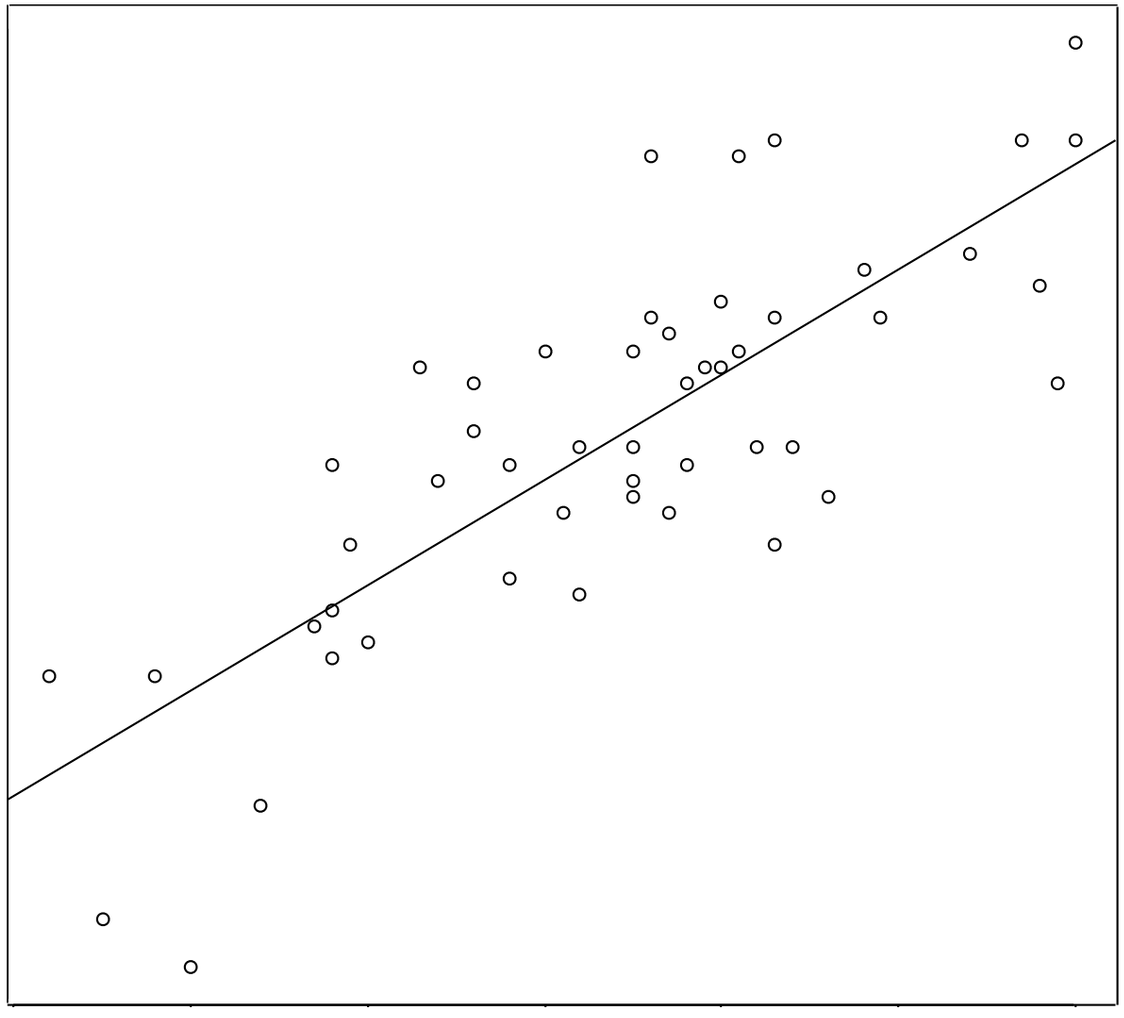
- Kendall τ 相关系数（Kendall's τ）这里的度量原理是把所有的样本点配对（如果每一个点由x和y组成的坐标(x,y)代表，一对点就是诸如(x1,y1)和(x2,y2)的点对），然后看每一对中的x和y的观测值是否同时增加（或减少）。比如由点对(x1,y1)和(x2,y2)，可以算出乘积(x2-x1)(y2-y1)是否大于0；如果大于0，则说明x和y同时增长或同时下降，称这两点协同（concordant）；否则就是不协同。如果样本中协同的点数目多，两个变量就更加相关一些；如果样本中不协同（discordant）的点数目多，两个变量就不很相关

相关系数

- Spearman 秩相关系数（Spearman rank correlation coefficient 或Spearman's ρ）它和Pearson相关系数定义有些类似，只不过在定义中把点的坐标换成各自样本的秩（即样本点大小的"座次"）。Spearman相关系数也是取值在-1和1之间，也有类似的解释。通过它也可以进行不依赖于总体分布的非参数检验。

线性回归

- 两个变量的数据进行线性回归，就是要找到一条直线来适当地代表那些点的趋势。
- 首先需要确定选择这条直线的标准。这里介绍最小二乘回归（least squares regression）。古汉语“二乘”是平方的意思。
- 这就是寻找一条直线，使得所有点到该直线的竖直距离的平方和最小。用数据寻找一条直线的过程也叫做拟合（fit）一条直线



$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon$$

$$y = 26.44 + 0.65x$$

截距=26.444; 斜率=0.651

回归类型

回归类型	用　　途
简单线性	用一个量化的解释变量预测一个量化的响应变量
多项式	用一个量化的解释变量预测一个量化的响应变量，模型的关系是n阶多项式
多元线性	用两个或多个量化的解释变量预测一个量化的响应变量
多变量	用一个或多个解释变量预测多个响应变量
Logistic	用一个或多个解释变量预测一个类别型响应变量
泊松	用一个或多个解释变量预测一个代表频数的响应变量
Cox比例风险	用一个或多个解释变量预测一个事件（死亡、失败或旧病复发）发生的时间
时间序列	对误差项相关的时间序列数据建模
非线性	用一个或多个量化的解释变量预测一个量化的响应变量，不过模型是非线性的
非参数	用一个或多个量化的解释变量预测一个量化的响应变量，模型的形式源自数据形式，不事先设定
稳健	用一个或多个量化的解释变量预测一个量化的响应变量，能抵御强影响点的干扰

lm( )

- lm(format, data)
- y ~ x1+x2+…+xk

符　　号	用　　途
~	分隔符号，左边为响应变量，右边为解释变量。例如，要通过x、z和w预测y，代码为y ~ x + z + w
+	分隔预测变量
:	表示预测变量的交互项。例如，要通过x、z及x与z的交互项预测y，代码为y ~ x + z + x:z
*	表示所有可能交互项的简洁方式。代码y~ x * z * w可展开为y ~ x + z + w + x:z + x:w + z:w + x:z:w
^	表示交互项达到某个次数。代码y ~ (x + z + w)^2可展开为y ~ x + z + w + x:z + x:w + z:w
.	表示包含除因变量外的所有变量。例如，若一个数据框包含变量x、y、z和w，代码y~.可展开为y ~ x + z + w
-	减号，表示从等式中移除某个变量。例如，y ~ (x + z + w)^2 - x:w可展开为y ~ x + z + w + x:z + z:w
-1	删除截距项。例如，表达式y ~ x - 1拟合y在x上的回归，并强制直线通过原点
I()	从算术的角度来解释括号中的元素。例如，y~x+(z+w)^2将展开为y~x+z+w+z:w。相反,代码y ~ x + I((z + w)^2)将展开为y ~ x + h，h是一个由z和w的平方和创建的新变量
function	可以在表达式中用的数学函数。例如，log(y) ~ x + z + w表示通过x、z和w来预测log(y)

其余函数

函　　数	用　　途
summary()	展示拟合模型的详细结果
coefficients()	列出拟合模型的模型参数（截距项和斜率）
confint()	提供模型参数的置信区间（默认95%）
fitted()	列出拟合模型的预测值
residuals()	列出拟合模型的残差值
anova()	生成一个拟合模型的方差分析表，或者比较两个或更多拟合模型的方差分析表
vcov()	列出模型参数的协方差矩阵
AIC()	输出赤池信息统计量
plot()	生成评价拟合模型的诊断图
predict()	用拟合模型对新的数据集预测响应变量值

简单线性回归

```
> fit <- lm(weight ~ height, data = women)
> summary(fit)

Call:
lm(formula = weight ~ height, data = women)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max
-1.7333 -1.1333 -0.3833  0.7417  3.1167

Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -87.51667    5.93694  -14.74 1.71e-09 ***
height        3.45000    0.09114   37.85 1.09e-14 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 1.525 on 13 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.991,     Adjusted R-squared:  0.9903
F-statistic:  1433 on 1 and 13 DF,  p-value: 1.091e-14
```

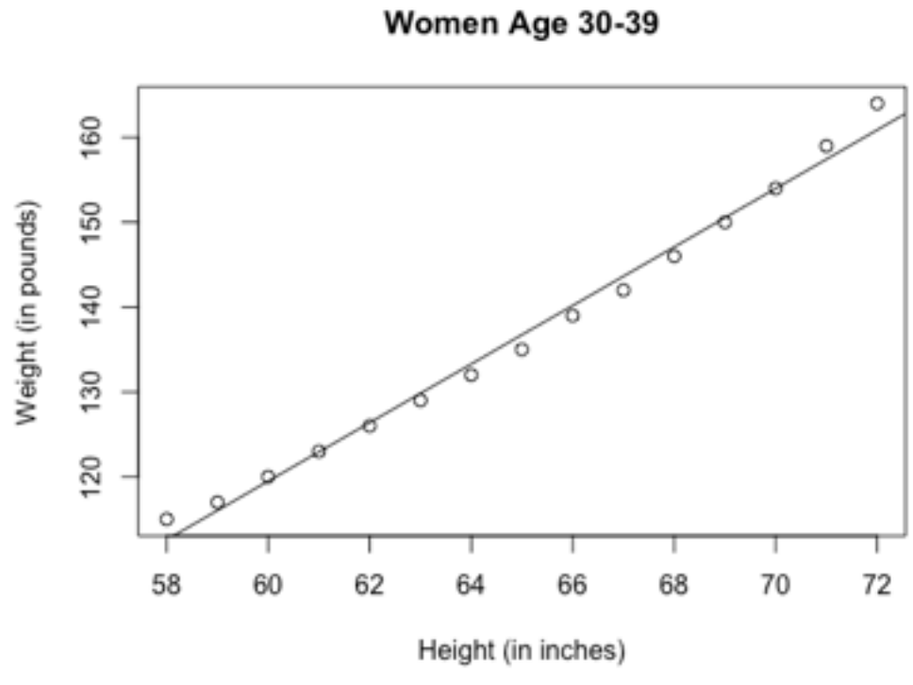
```
> head(women)
  height weight
1     58    115
2     59    117
3     60    120
4     61    123
5     62    126
6     63    129
```

$$\widehat{\text{Weight}} = -87.52 + 3.45 \times \textit{Height}$$

简单线性回归

```
> women$weight
 [1] 115 117 120 123 126 129 132 135 139 142 146 150 154 159 164
> fitted(fit)
       1        2        3        4        5        6        7        8        9       10
112.5833 116.0333 119.4833 122.9333 126.3833 129.8333 133.2833 136.7333 140.1833 143.6333
      11       12       13       14       15
147.0833 150.5333 153.9833 157.4333 160.8833
> residuals(fit)
          1           2           3           4           5           6           7
 2.41666667  0.96666667  0.51666667  0.06666667 -0.38333333 -0.83333333 -1.28333333
          8           9          10          11          12          13          14
-1.73333333 -1.18333333 -1.63333333 -1.08333333 -0.53333333  0.01666667  1.56666667
         15
 3.11666667
```

```
plot(women$height,
     women$weight,
     main = "Women Age 30-39",
     xlab = "Height (in inches)",
     ylab = "Weight (in pounds)")
abline(fit)
```



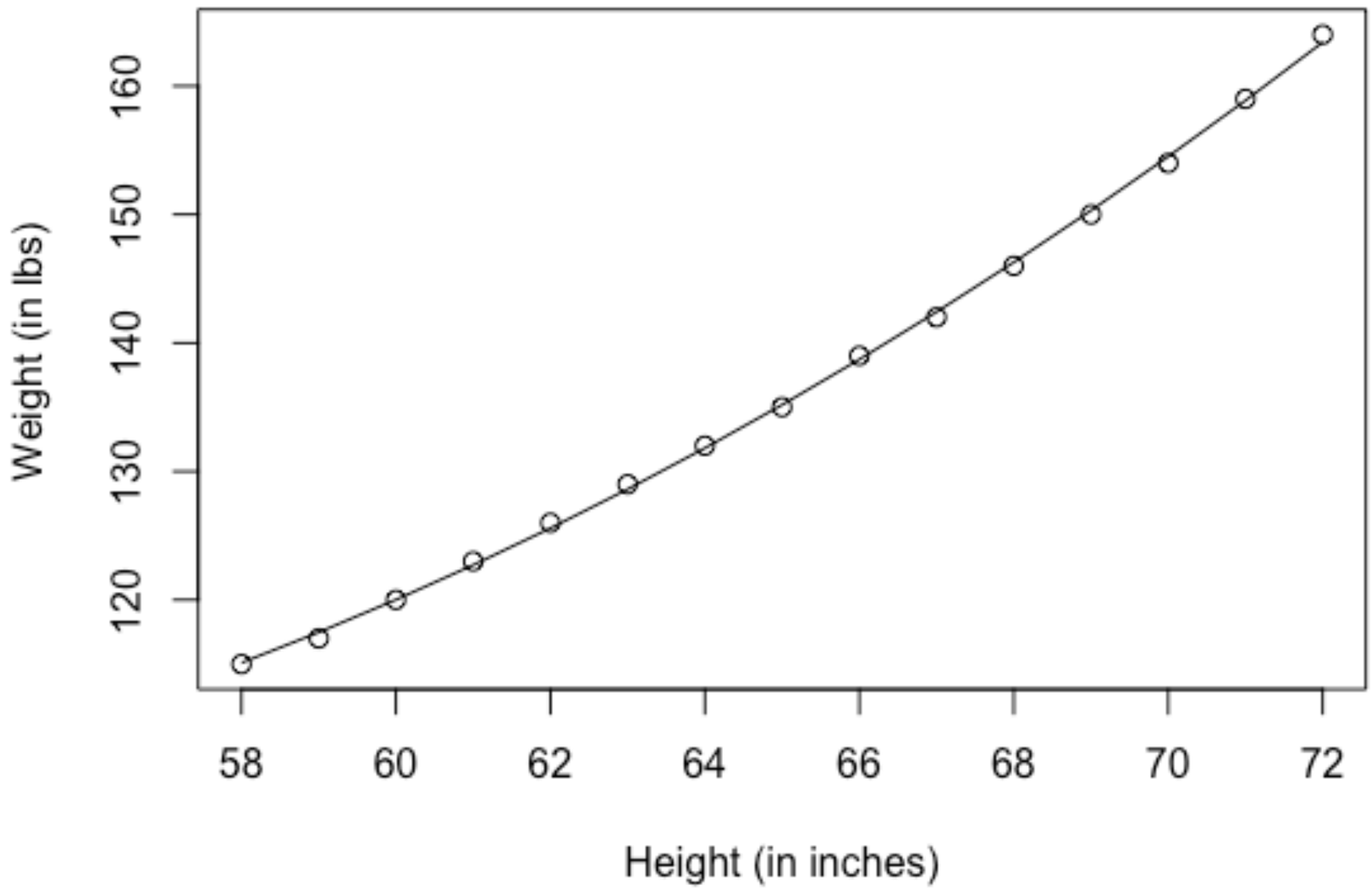
多项式回归

```
> fit2 <- lm(weight ~ height + I(height^2), data = women)
> summary(fit2)

Call:
lm(formula = weight ~ height + I(height^2), data = women)

Residuals:
     Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.50941 -0.29611 -0.00941  0.28615  0.59706

Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 261.87818   25.19677  10.393 2.36e-07 ***
height       -7.34832    0.77769  -9.449 6.58e-07 ***
I(height^2)   0.08306    0.00598  13.891 9.32e-09 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 0.3841 on 12 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.9995,    Adjusted R-squared:  0.9994
F-statistic: 1.139e+04 on 2 and 12 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

$$\widehat{\text{Weight}} = 261.88 - 7.35 \times Height + 0.083 \times Height^2$$

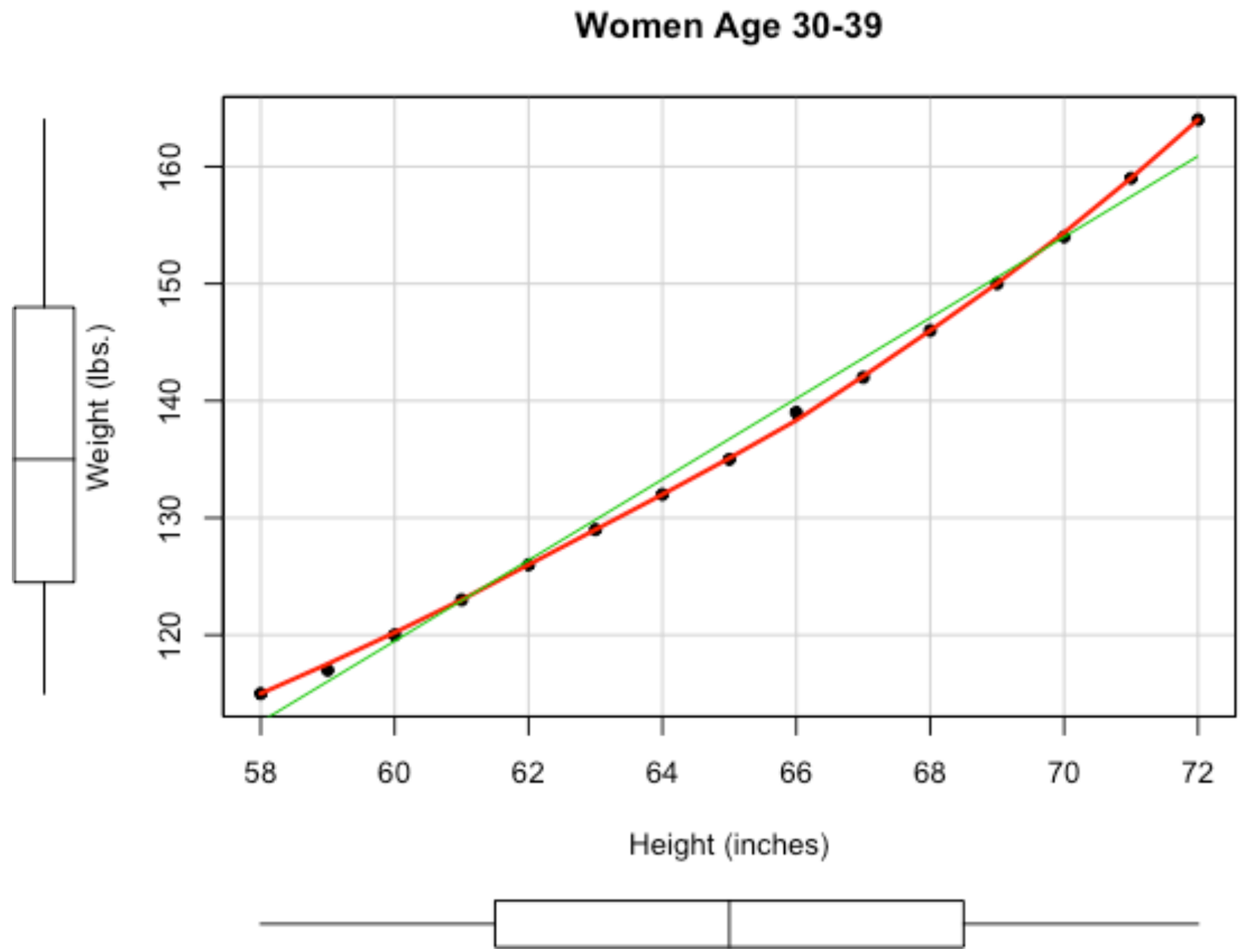
多项式回归

```
plot(women$height, women$weight, main = "Women Age 30-39",
      xlab = "Height (in inches)”,ylab = "Weight (in lbs)”)

lines(women$height, fitted(fit2))
```



scatterplot( )

```
library(car)
scatterplot(weight ~ height, data = women, spread = FALSE,
                ty.smooth = 2, pch = 19, main = "Women Age 30-39",
                xlab = "Height (inches)", ylab = "Weight (lbs.)")
```

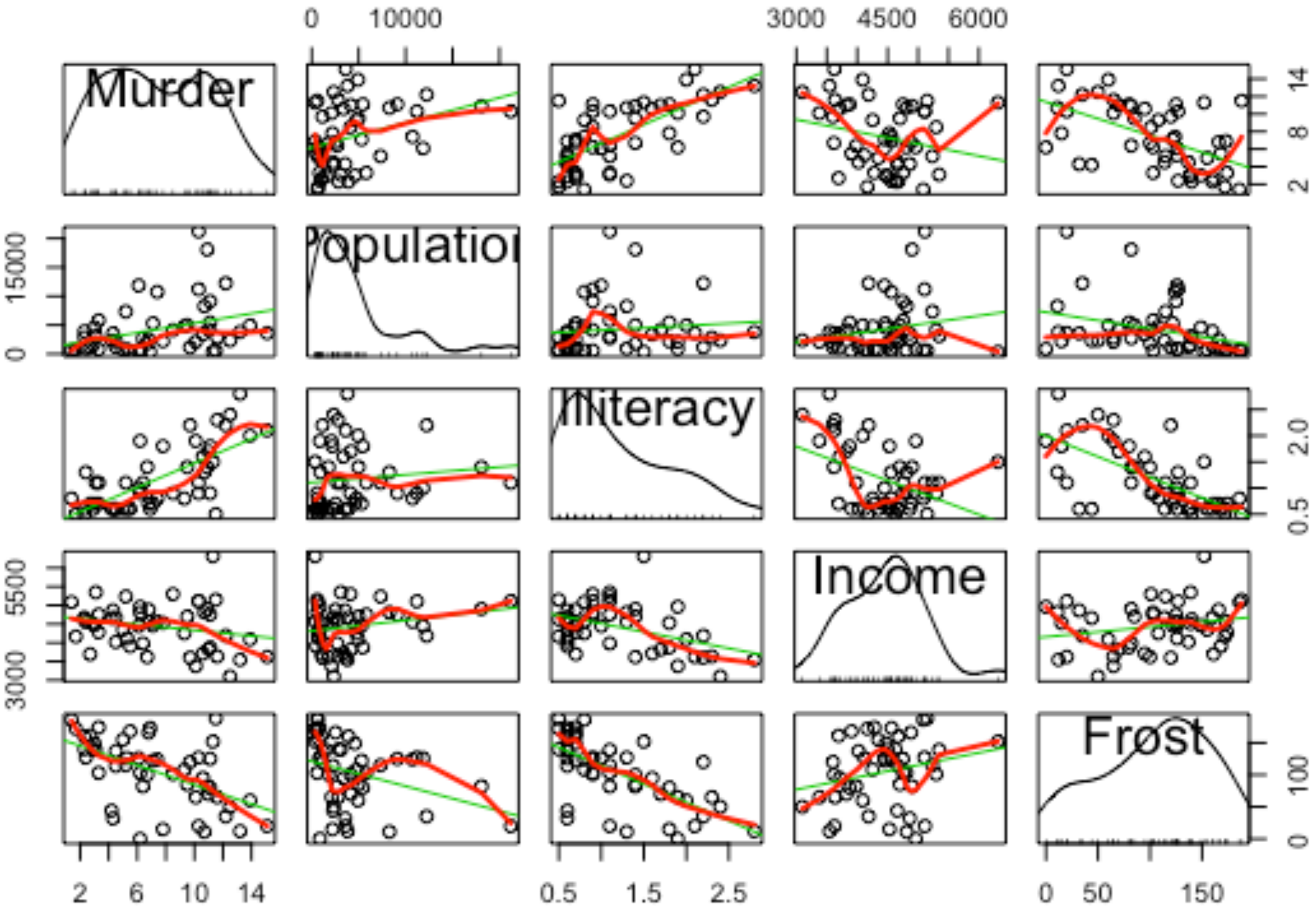


多元线性回归

```
> states <- as.data.frame(state.x77[, c("Murder", "Population",
+     "Illiteracy", "Income", "Frost")])
>
> cor(states)
              Murder Population Illiteracy     Income       Frost
Murder     1.0000000  0.3436428  0.7029752 -0.2300776 -0.5388834
Population 0.3436428  1.0000000  0.1076224  0.2082276 -0.3321525
Illiteracy 0.7029752  0.1076224  1.0000000 -0.4370752 -0.6719470
Income     -0.2300776  0.2082276 -0.4370752  1.0000000  0.2262822
Frost      -0.5388834 -0.3321525 -0.6719470  0.2262822  1.0000000
```

```
library(car)
scatterplotMatrix(states, spread = FALSE, lty.smooth = 2,
                  main = "Scatterplot Matrix")
```

Scatterplot Matrix



多元线性回归

```
> fit <- lm(Murder ~ Population + Illiteracy + Income +
+     Frost, data = states)
> summary(fit)
```

```
Call:
lm(formula = Murder ~ Population + Illiteracy + Income + Frost,
    data = states)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max
-4.7960 -1.6495 -0.0811  1.4815  7.6210

Coefficients:
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 1.235e+00  3.866e+00   0.319   0.7510
Population  2.237e-04  9.052e-05   2.471   0.0173 *
Illiteracy  4.143e+00  8.744e-01   4.738 2.19e-05 ***
Income      6.442e-05  6.837e-04   0.094   0.9253
Frost       5.813e-04  1.005e-02   0.058   0.9541
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 2.535 on 45 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.567,     Adjusted R-squared:  0.5285
F-statistic: 14.73 on 4 and 45 DF,  p-value: 9.133e-08
```

有交互项的多元线性回归

```
> fit <- lm(mpg ~ hp + wt + hp:wt, data = mtcars)
> summary(fit)

Call:
lm(formula = mpg ~ hp + wt + hp:wt, data = mtcars)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max
-3.0632 -1.6491 -0.7362  1.4211  4.5513

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 49.80842    3.60516  13.816 5.01e-14 ***
hp          -0.12010    0.02470  -4.863 4.04e-05 ***
wt          -8.21662    1.26971  -6.471 5.20e-07 ***
hp:wt        0.02785    0.00742   3.753 0.000811 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 2.153 on 28 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.8848,    Adjusted R-squared:  0.8724
F-statistic: 71.66 on 3 and 28 DF,  p-value: 2.981e-13
```

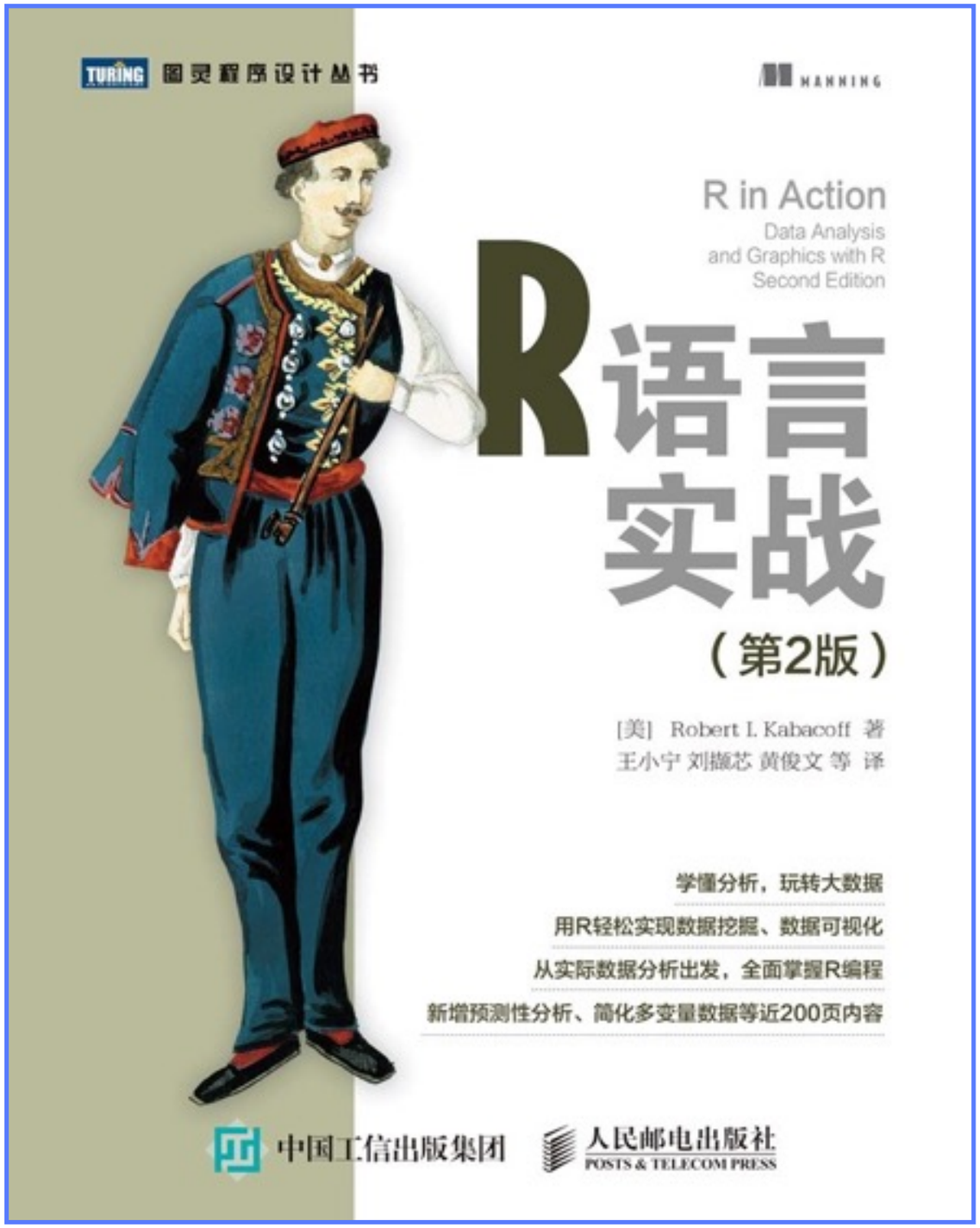
提问时间！

孙惠平

sunhp@ss.pku.edu.cn

练习

练习 - 0031



第8章(8.1和8.2)　　第14章

练习 – 0032

- 重复课件中的例子的主成分分析和因子分析的计算
- 查help，看ppt32页几个函数的使用方法
- 看教材RiA第14章，熟悉psych包中的常用函数

- 熟悉8-1到8-5（163页－169页）

练习 – 0033

- 利用美国60个商学院的数据（33_bschool.txt），包括的变量由GMAT分数、学费、进入MBA前后的工资等，其中有四个定量变量，试图对这4个变量用主成分分析进行降维，得到结果后，再对该数据做因子分析，比较这两个结果，得出你的结论

- 有48位应聘者应聘公司某职位，公司为这些应聘者的15个指标打分，分数从0到10，0最低，10最高，具体分数见33_applicant.txt，公司要录用其中优秀的8名，写一个程序来选择：
  - 对这15个变量进行分组，并按照分组后的指标来计算总分
  - 进行主成分分析和因子分析的计算

练习 – 0034

- 100个学生的数学、物理、化学、语文、历史、英语的成绩如下表，见34_student.txt
- 进行主成分分析和因子分析的计算，解释说明他们的区别

学生代码	数学	物理	化学	语文	历史	英语
1	65	61	72	84	81	79
2	77	77	76	64	70	55
3	67	63	49	65	67	57
4	80	69	75	74	74	63
5	74	70	80	84	81	74
6	78	84	75	62	71	64
7	66	71	67	52	65	57
8	77	71	57	72	86	71
9	83	100	79	41	67	50
…	…	…	…	…	…	…

练习 - 0035

- 一个城市工工业部门门的十三个行业，分别是冶金、电力、煤炭、化学、机械、建材、森工、食品、纺织、缝纫、皮革、造纸、文教艺术用品，8个指标分别是年末固定资产静值X1（万元），职工工人数X2（人人）、工业总产值X3（万元）、全员劳动生产率X4（元 / 人人年），百元固定原值实现产值X5（万元）、全员劳动生产率X6（%），标准燃料消费量X7（吨）和能源利用效果X8（万元 / 吨），用主成分析确定8个指标的主成分，并对主成分进行行解释(35_industry.txt)

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8
1	90342	52455	101091	19272	82.0	16.1	197435	0.172
2	4903	1973	2035	10313	34.2	7.1	592077	0.003
3	6735	21139	3767	1780	36.1	8.2	726396	0.003
4	49454	36241	81557	22504	98.1	25.9	348226	0.985
5	139190	203505	215898	10609	93.2	12.6	139572	0.628
6	12215	16219	10351	6382	62.5	8.7	145818	0.066
7	2372	6572	8103	12329	184.4	22.2	20921	0.152
8	11062	23078	54935	23804	370.4	41.0	65486	0.263
9	17111	23907	52108	21796	221.5	21.5	63806	0.276
10	1206	3930	6126	15586	330.4	29.5	1840	0.437
11	2150	5704	6200	10870	184.2	12.0	8913	0.274
12	5251	6155	10383	16875	146.4	27.5	78796	0.151
13	14341	13203	19396	14691	94.6	17.8	6354	1.574

练习 - 0036

- 对305个女中学生测量八个体形指标，相应的相关矩阵如表3（数据见36_student.txt）所示，用用因子分析方法对这八个体形指标进行分析，找出公共因子，并给出合理解释

	身高 x_1	手臂长 x_2	上肢长 x_3	下肢长 x_4	体重 x_5	颈围 x_6	胸围 x_7	胸宽 x_8
身高	1.000							
手臂长	0.846	1.000						
上肢长	0.805	0.881	1.000					
下肢长	0.859	0.826	0.801	1.000				
体重	0.473	0.376	0.380	0.436	1.000			
颈围	0.398	0.326	0.319	0.329	0.762	1.000		
胸围	0.301	0.277	0.237	0.327	0.730	0.583	1.000	
胸宽	0.382	0.277	0.345	0.365	0.629	0.577	0.539	1.000

练习 – 0037

- 33_bschool.txt是美国60个商学院的数据集，包括读MBA之前的工资（SalaPreMBA）、读MBA之后的工资（SalaPostMBA），学费（Tuition），这三个变量的单位均是千美元，GMAT（进商学院之前的考试成绩）等变量，
  - 建立一个模型，反映读MBA后工资和其余几个变量之间的关系，
  - 找到SalaPreMBA和SalaPostMBA之间的回归直线
  - 把剩下的三个变量都作为自变量进行回归

- pairs(), cor(), plot(), abline()

练习 – 0038

- 下表（见38_coffee.txt）是14家餐厅中自动咖啡售货机和咖啡销售量之间的关系，顾客类型和地址位置是相近的，放在餐厅的自动咖啡售货机的数量随机从0到6不等，要求：
  - 做线性回归模型
  - 做多项式回归模型
  - 画出数据的散点图、两种回归的拟合曲线

餐馆	售货机数量	咖啡销售量	餐馆	售货机数量	咖啡销售量
1	0	508.1	8	3	697.5
2	0	498.4	9	4	755.3
3	1	568.2	10	4	758.9
4	1	577.3	11	5	787.6
5	2	651.7	12	5	792.1
6	2	657.0	13	6	841.4
7	3	713.4	14	6	831.8

练习 – 0039

- 自变量有定性变量的线性回归（自学）

- 39_areif2.txt数据有三个变量：x，y，u，其中u为定性变量（有A和B两个水平）
  - 做出三张散点图，一个是全部数据，一个是u＝A的，一个是u＝B的，并放在一行中
  - 做线性回归，画回归直线

- par(), plot(), lm()

谢谢！

孙惠平

sunhp@ss.pku.edu.cn