《多元统计分析》课后作业

姓名：李倩倩

学号：2024017349

班级：统计 24-1 班

中国石油大学（北京）克拉玛依校区文理学院数学与统计系

Friday 22nd May, 2026

作业要求

1. 可以和其他同学讨论作业当中的问题，但应当自己独立完成作业
2. 计算、证明等要有过程，要有主要步骤的说明
3. 请将计算、绘图所用的 R 代码以及生成的结果和图像一并添加在作业文件当中
4. 请使用 LaTeX编辑并生成 PDF 格式的文件，第 X 周作业文件命名方式：学号-姓名-X.pdf
5. 评分标准：每一问得分 $\in \{2, 1, 0\}$
    - 2: 按时完成并上交作业，且答案基本正确
    - 1: 按时完成并上交作业，且答案部分正确
    - 0: 答案完全错误，或者迟交作业(规定时间72小时之后)
6. 请将完成的 PDF 格式的作业文件发送至邮箱：xiaolei@cup.edu.cn
7. 每位同学可以有一次迟交作业的机会，但不得晚于规定时间三日之后
8. 第 10 周作业截止时间：2026年5月22日24:00

目录

Chapter 1

第 10 周作业

第 10 周作业截止时间： 2026年5月22日24:00

第 10 周作业完成时间： Friday 22nd May, 2026 08:59

1. 数据文件 `2018-Mean Expenditure of Urban Residents.csv` 包含了 2018 年中国 31 个省 (市) 的城镇居民人均生活费用，各变量的含义如下： Province 省市名称，Food 食品，Cloth 衣着， Residential 居住， Expenditure 生活用品与服务，Trans-Com (交通通讯), Education (教育娱乐), Healthcare (医疗保健), and Others (其它). 作上述变量的因子分析.

   (a) [2 分] 读入数据，从相关矩阵出发作因子分析.

   【解】 读入数据后，取除 `Province` 以外的 8 个支出变量作因子分析. 以下代码默认在数据文件所在目录运行；若在其它目录运行，将文件名替换为题目给出的绝对路径即可. 由于各变量量纲相同但数值水平差异较大，下面从相关矩阵出发作最大似然因子分析，并使用方差最大正交旋转.

```
exp_file <- "2018_Mean Expenditure of Urban Residents.csv"
exp_dat <- read.csv(exp_file, stringsAsFactors = FALSE)
rownames(exp_dat) <- exp_dat$Province
X1 <- exp_dat[, -1]

R1 <- cor(X1)
round(R1, 3)

fa1 <- factanal(covmat = R1, factors = 2, n.obs = nrow(X1),
                rotation = "varimax")

L1 <- unclass(loadings(fa1))
ord1 <- order(colSums(L1^2), decreasing = TRUE)
L1 <- L1[, ord1]
for (j in seq_len(ncol(L1))) {
  if (L1[which.max(abs(L1[, j])), j] < 0) L1[, j] <- -L1[, j]
```

```
}
colnames(L1) <- c("F1", "F2")

scores1 <- as.matrix(scale(X1)) %*% solve(R1) %*% L1
colnames(scores1) <- c("F1", "F2")
```

相关矩阵为：

	Food	Cloth	Residential	Expenditure	Trans_Com	Education	Healthcare	Others
Food	1.000	0.580	0.834	0.460	0.850	0.820	0.582	0.865
Cloth	0.580	1.000	0.667	0.463	0.801	0.678	0.798	0.808
Residential	0.834	0.667	1.000	0.281	0.869	0.900	0.738	0.912
Expenditure	0.460	0.463	0.281	1.000	0.493	0.376	0.441	0.470
Trans_Com	0.850	0.801	0.869	0.493	1.000	0.861	0.776	0.914
Education	0.820	0.678	0.900	0.376	0.861	1.000	0.843	0.922
Healthcare	0.582	0.798	0.738	0.441	0.776	0.843	1.000	0.857
Others	0.865	0.808	0.912	0.470	0.914	0.922	0.857	1.000

(b) [2 分] 确定公共因子数量并给出理由.

【解】 先计算相关矩阵的特征根和累计贡献率：

```
lambda1 <- eigen(R1)$values
prop1 <- lambda1 / sum(lambda1)
eig_tab1 <- data.frame(No = 1:length(lambda1),
                       Eigenvalue = lambda1,
                       Proportion = prop1,
                       Cumulative = cumsum(prop1))
round(eig_tab1, 4)

plot(lambda1, type = "b", pch = 19, xlab = "Component",
     ylab = "Eigenvalue", main = "Urban Residents: Scree Plot")
abline(h = 1, lty = 2, col = "gray50")
```

输出结果为：

	No	Eigenvalue	Proportion	Cumulative
1	1	6.0870	0.7609	0.7609
2	2	0.8250	0.1031	0.8640
3	3	0.5497	0.0687	0.9327
4	4	0.2711	0.0339	0.9666
5	5	0.0986	0.0123	0.9789
6	6	0.0858	0.0107	0.9897

```
7  7     0.0562     0.0070     0.9967
8  8     0.0265     0.0033     1.0000
```

第 1 个特征根解释了 76.09% 的信息，第 1、2 个特征根累计解释了 86.40% 的信息；从碎石图看，第 2 个特征根之后下降趋缓. 因此本文保留 2 个公共因子. 其中 Kaiser 准则只会保留 1 个公共因子，但为刻画第二类支出结构差异，并与后续公共因子平面和第 2 公共因子排序相一致，取公共因子数为 $m = 2$.

运行上述代码即可得到城镇居民生活费用数据的碎石图.

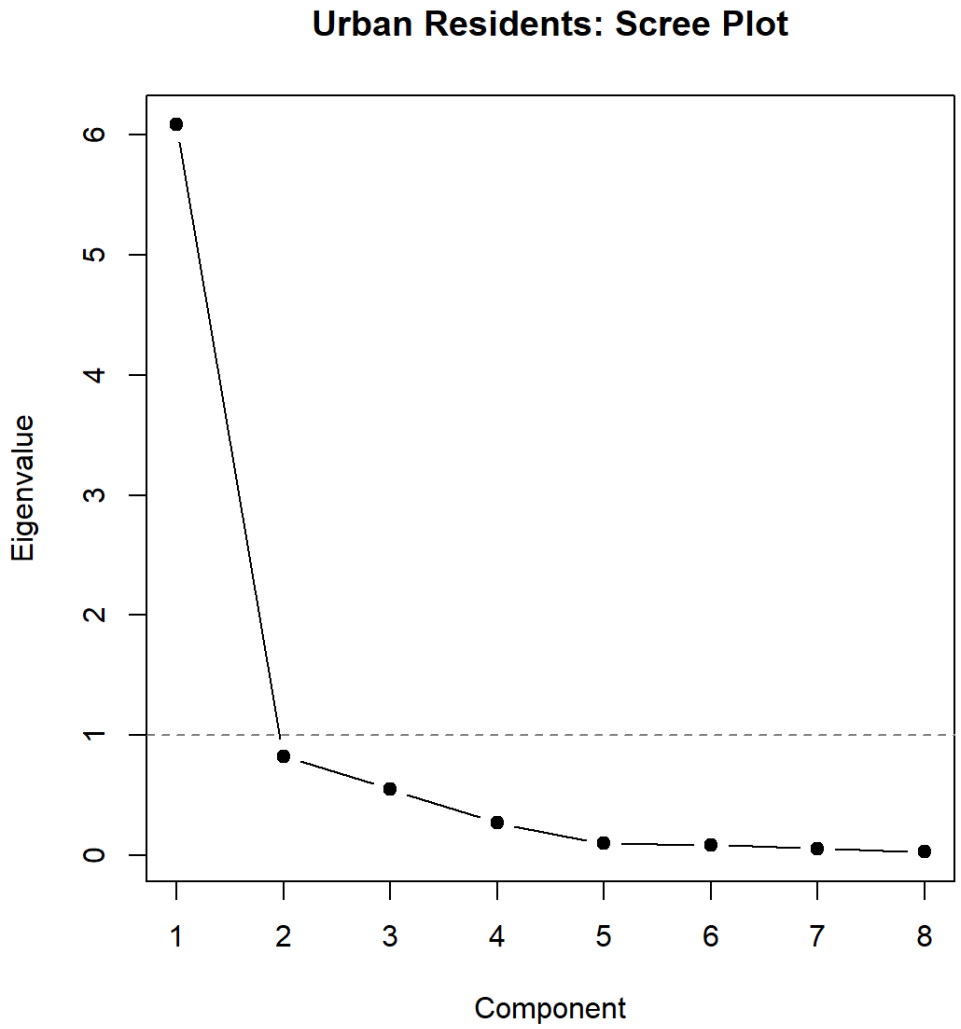

图 1.1: 城镇居民生活费用数据的碎石图

(c) [2 分] 给出因子旋转之后的因子载荷矩阵.

【解】 旋转后的因子载荷矩阵如下，其中 h^2 为共同度，u^2 为特殊方差.

```
load_tab1 <- data.frame(L1,
                        h2 = rowSums(L1^2),
```

```
                        u2 = 1 - rowSums(L1^2))
round(load_tab1, 3)
colSums(L1^2)
colSums(L1^2) / ncol(X1)
```

表 1.1: 城镇居民生活费用数据旋转后的因子载荷矩阵.

变量	F_1	F_2	h^2	u^2
Food	0.902	0.302	0.904	0.096
Cloth	0.451	0.691	0.680	0.320
Residential	0.777	0.512	0.865	0.135
Expenditure	0.315	0.357	0.227	0.773
Trans_Com	0.746	0.562	0.873	0.127
Education	0.678	0.656	0.890	0.110
Healthcare	0.330	0.941	0.995	0.005
Others	0.740	0.651	0.971	0.029

两个因子的方差贡献分别为 $3.3910/8 = 42.39\%$ 和 $3.0145/8 = 37.68\%$，累计解释约 80.07% 的相关矩阵总变异.

(d) [2 分] 作变量在公共因子平面上的散点图，对公共因子作出解释.

【解】

```
plot(L1[, 1], L1[, 2], pch = 19,
     xlab = "Factor 1", ylab = "Factor 2",
     main = "Urban Residents: Variable Loadings")
abline(h = 0, v = 0, col = "gray70")
text(L1[, 1], L1[, 2], labels = rownames(L1), pos = 4, cex = 0.8)
```

从载荷看，F_1 在 Food、Residential、Trans_Com、Education、Others 上均有较高正载荷，反映城镇居民总体消费水平，尤其与食品、居住、交通通讯、教育娱乐及其它消费支出关系较强，可解释为“综合生活消费水平因子”. F_2 在 Healthcare、Cloth、Education、Others 上载荷较高，反映医疗保健、衣着以及文教娱乐等改善型或服务型支出的相对水平，可解释为“医疗衣着与发展型消费因子”.

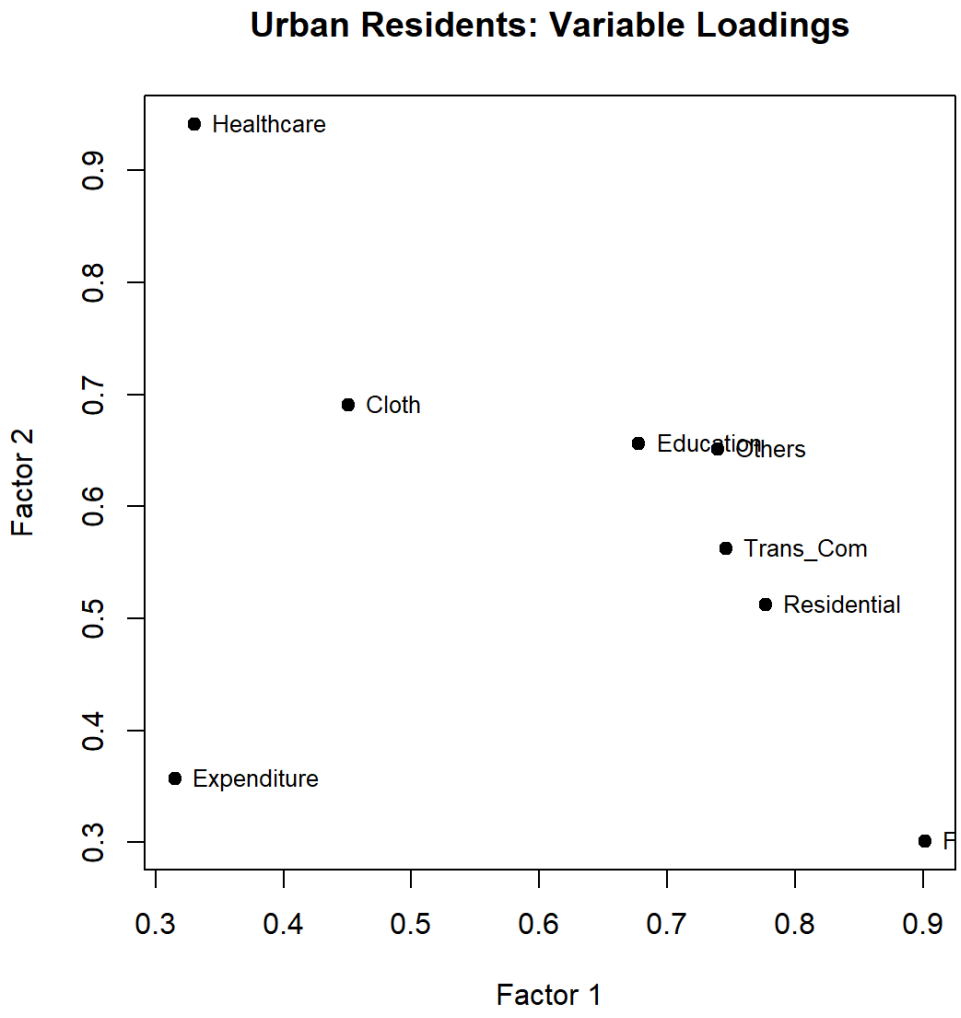

图 1.2: 变量在第 1、第 2 公共因子平面上的散点图.

(e) [2 分] 利用因子得分，作观测数据在公共因子平面上的散点图.

【解】 利用回归法估计因子得分：

$$\widehat{\boldsymbol{F}} = \boldsymbol{Z} R^{-1} \widehat{\Lambda},$$

其中 $\boldsymbol{Z}$ 为标准化后的观测矩阵，R 为相关矩阵，$\widehat{\Lambda}$ 为旋转后的载荷矩阵.

```
score_dat1 <- data.frame(Province = exp_dat$Province, scores1)

plot(score_dat1$F1, score_dat1$F2, pch = 19,
     xlab = "Factor score 1", ylab = "Factor score 2",
     main = "Urban Residents: Factor Scores")
abline(h = 0, v = 0, col = "gray70")
text(score_dat1$F1, score_dat1$F2,
     labels = score_dat1$Province, pos = 4, cex = 0.65)
```

运行上述代码即可得到 31 个省 (市) 在第 1、第 2 公共因子平面上的散点图.

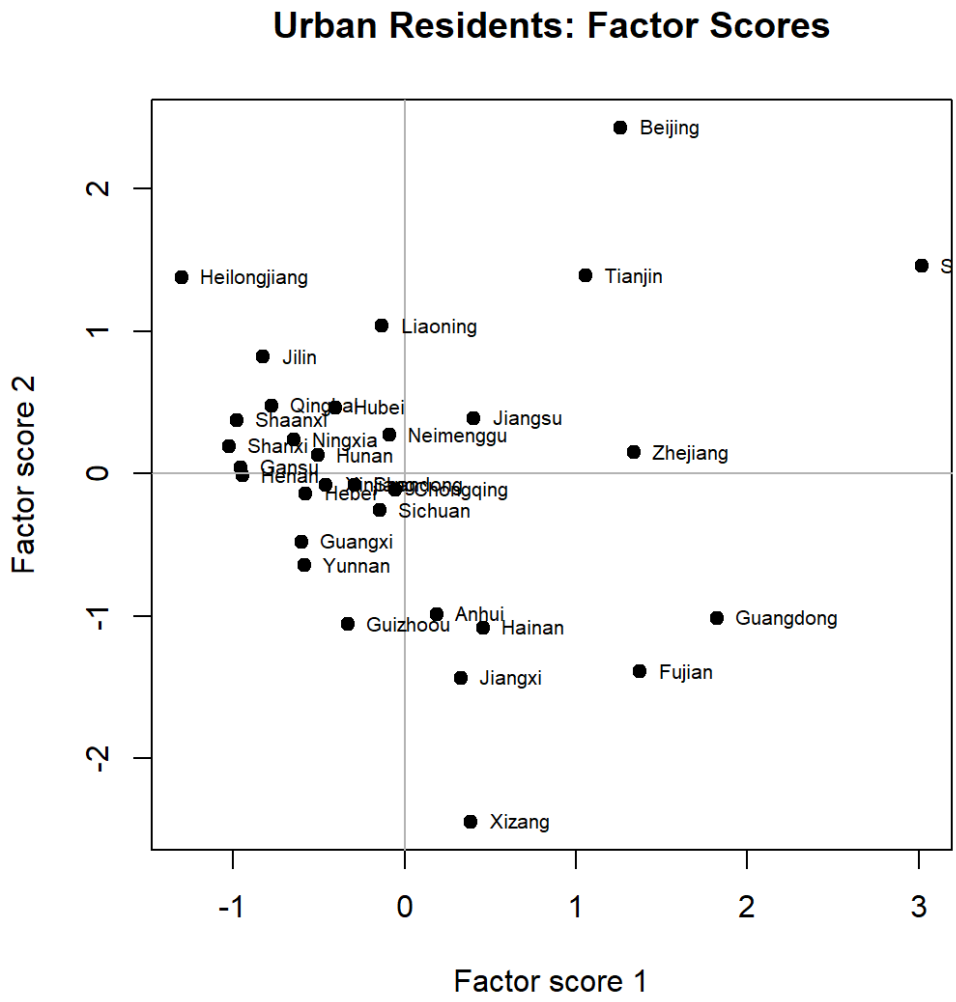

图 1.3: 31 个省 (市) 在第 1、第 2 公共因子平面上的散点图.

(f) [2 分] 利用第 1 个公共因子的得分对我国 31 个省 (市) 进行排序并作简要分析.

【解】

```
rank_F1 <- score_dat1[order(-score_dat1$F1), c("Province", "F1")]
rank_F1$Rank <- seq_len(nrow(rank_F1))
rank_F1 <- rank_F1[, c("Rank", "Province", "F1")]
rank_F1$F1 <- round(rank_F1$F1, 3)
rank_F1
```

排序结果如下：

```
 Rank     Province     F1
```

```
   1     Shanghai  3.019
   2    Guangdong  1.820
   3       Fujian  1.375
   4     Zhejiang  1.337
   5      Beijing  1.261
   6      Tianjin  1.059
   7       Hainan  0.460
   8      Jiangsu  0.405
   9       Xizang  0.388
  10      Jiangxi  0.328
  11        Anhui  0.185
  12    Chongqing -0.056
  13    Neimenggu -0.089
  14     Liaoning -0.131
  15      Sichuan -0.145
  16     Shandong -0.293
  17     Guizhoou -0.333
  18        Hubei -0.404
  19     Xinjiang -0.458
  20        Hunan -0.506
  21        Hebei -0.576
  22       Yunnan -0.586
  23      Guangxi -0.602
  24      Ningxia -0.647
  25      Qinghai -0.779
  26        Jilin -0.824
  27        Henan -0.947
  28        Gansu -0.954
  29      Shaanxi -0.979
  30       Shanxi -1.026
  31 Heilongjiang -1.302
```

第 1 公共因子主要反映总体生活消费水平. 上海、广东、福建、浙江、北京、天津得分较高，说明这些地区城镇居民在食品、居住、交通通讯、教育娱乐等方面的总体支出水平较高；山西、黑龙江、陕西、甘肃、河南等地得分偏低，说明综合消费水平相对较低.

(g) [2 分] 利用第 2 个公共因子的得分对我国 31 个省 (市) 进行排序并作简要分析.

【解】

```
rank_F2 <- score_dat1[order(-score_dat1$F2), c("Province", "F2")]
rank_F2$Rank <- seq_len(nrow(rank_F2))
rank_F2 <- rank_F2[, c("Rank", "Province", "F2")]
rank_F2$F2 <- round(rank_F2$F2, 3)
```

```
rank_F2
```

排序结果如下：

```
 Rank     Province     F2
    1      Beijing  2.430
    2     Shanghai  1.456
    3      Tianjin  1.388
    4 Heilongjiang  1.377
    5     Liaoning  1.036
    6        Jilin  0.818
    7      Qinghai  0.477
    8        Hubei  0.465
    9      Jiangsu  0.390
   10      Shaanxi  0.374
   11    Neimenggu  0.270
   12      Ningxia  0.236
   13       Shanxi  0.193
   14     Zhejiang  0.148
   15        Hunan  0.128
   16        Gansu  0.041
   17        Henan -0.016
   18     Shandong -0.079
   19     Xinjiang -0.080
   20    Chongqing -0.115
   21        Hebei -0.141
   22      Sichuan -0.259
   23      Guangxi -0.477
   24       Yunnan -0.645
   25        Anhui -0.989
   26    Guangdong -1.016
   27     Guizhoou -1.059
   28       Hainan -1.083
   29       Fujian -1.390
   30      Jiangxi -1.435
   31       Xizang -2.446
```

第 2 公共因子可解释为医疗衣着与发展型消费因子. 北京、上海、天津以及东北地区的黑龙江、辽宁、吉林得分较高，说明这些地区在医疗保健、衣着等方面相对支出较突出；西藏、江西、福建、海南、贵州等地区得分较低，说明该类支出在其消费结构中的相对水平较弱.

(h) [2 分] 利用第 1、第 2 两个公共因子的得分对我国 31 个省 (市) 城镇居民人均生活费用进行综

合排序，并作简要分析.

【解】 以两个公共因子旋转后的方差贡献作为权数：

$$w_1 = \frac{3.3910}{3.3910 + 3.0145} = 0.5294, \qquad w_2 = \frac{3.0145}{3.3910 + 3.0145} = 0.4706.$$

综合得分为

$$F = 0.5294F_1 + 0.4706F_2.$$

```
ss1 <- colSums(L1^2)
w1 <- ss1 / sum(ss1)
score_dat1$Composite <- as.vector(as.matrix(score_dat1[, c("F1", "F2")]) %*% w1)

rank_all1 <- score_dat1[order(-score_dat1$Composite),
                        c("Province", "F1", "F2", "Composite")]
rank_all1$Rank <- seq_len(nrow(rank_all1))
rank_all1 <- rank_all1[, c("Rank", "Province", "F1", "F2", "Composite")]
rank_all1[, c("F1", "F2", "Composite")] <-
  round(rank_all1[, c("F1", "F2", "Composite")], 3)
rank_all1
```

综合排序结果如下：

```
 Rank     Province     F1     F2 Composite
    1     Shanghai  3.019  1.456     2.283
    2      Beijing  1.261  2.430     1.811
    3      Tianjin  1.059  1.388     1.214
    4     Zhejiang  1.337  0.148     0.777
    5    Guangdong  1.820 -1.016     0.486
    6     Liaoning -0.131  1.036     0.418
    7      Jiangsu  0.405  0.390     0.398
    8    Neimenggu -0.089  0.270     0.080
    9       Fujian  1.375 -1.390     0.074
   10        Hubei -0.404  0.465     0.005
   11 Heilongjiang -1.302  1.377    -0.041
   12        Jilin -0.824  0.818    -0.051
   13    Chongqing -0.056 -0.115    -0.084
   14      Qinghai -0.779  0.477    -0.188
   15     Shandong -0.293 -0.079    -0.193
   16      Sichuan -0.145 -0.259    -0.199
   17        Hunan -0.506  0.128    -0.208
   18      Ningxia -0.647  0.236    -0.231
   19       Hainan  0.460 -1.083    -0.266
   20     Xinjiang -0.458 -0.080    -0.280
```

```
   21      Shaanxi -0.979  0.374    -0.342
   22        Anhui  0.185 -0.989    -0.367
   23        Hebei -0.576 -0.141    -0.371
   24       Shanxi -1.026  0.193    -0.452
   25        Gansu -0.954  0.041    -0.486
   26      Jiangxi  0.328 -1.435    -0.502
   27        Henan -0.947 -0.016    -0.509
   28      Guangxi -0.602 -0.477    -0.543
   29       Yunnan -0.586 -0.645    -0.614
   30     Guizhoou -0.333 -1.059    -0.674
   31       Xizang  0.388 -2.446    -0.945
```

综合排序中上海、北京、天津位居前三，说明直辖市城镇居民人均生活费用整体较高；浙江、广东、江苏等东部沿海省份也处于前列. 西藏、贵州、云南、广西、河南等地区综合得分较低，说明总体消费水平和发展型消费水平相对偏低. 个别地区如广东第 1 因子得分很高但第 2 因子得分偏低，因此综合名次低于北京、天津；辽宁第 1 因子不高但第 2 因子较高，综合名次有所上升.

2. 有 48 人申请到某公司就业. 该公司对申请者的 15 项指标进行打分，这 15 项指标分别是： FL (求职信的形式)，APP (外貌)，AA (专业能力)，LA (讨人喜欢程度)，SC (自信心)，LC (洞察力)，HON (诚实度)， SMS (推销能力)，EXP (经验)，DRV (驾驶水平)，AMB (事业心)，GSP (理解能力)，POT (潜在能力)， KJ (社交能力)，SUIT (适应能力). 结果见数据文件 `Applicants.csv`.

   (a) [2 分] 读入数据，从相关矩阵出发作因子分析.

   【解】 读入 48 名申请者的 15 项指标评分，以 15 个评分变量的相关矩阵作为因子分析的出发点. 以下代码默认在数据文件所在目录运行；若在其它目录运行，将文件名替换为题目给出的绝对路径即可. 数据文件中 ID=2 的 AA 取值为 56，下面按原始数据记录直接参与计算.

```r
app_file <- "Applicants.csv"
app_dat <- read.csv(app_file, stringsAsFactors = FALSE)
rownames(app_dat) <- app_dat$ID
X2 <- app_dat[, -1]

R2 <- cor(X2)
round(R2, 3)

fa2 <- factanal(covmat = R2, factors = 3, n.obs = nrow(X2),
                rotation = "varimax")

L2 <- unclass(loadings(fa2))
ord2 <- order(colSums(L2^2), decreasing = TRUE)
L2 <- L2[, ord2]
```

```r
for (j in seq_len(ncol(L2))) {
  if (L2[which.max(abs(L2[, j])), j] < 0) L2[, j] <- -L2[, j]
}
colnames(L2) <- c("F1", "F2", "F3")

scores2 <- as.matrix(scale(X2)) %*% solve(R2) %*% L2
colnames(scores2) <- c("F1", "F2", "F3")
```

数据维数为 48×15，后续最大似然因子分析、因子旋转和因子得分均基于相关矩阵 R_2 完成.

(b) [2 分] 确定公共因子数量并给出理由.

【解】 计算相关矩阵 R_2 的特征根：

```r
lambda2 <- eigen(R2)$values
prop2 <- lambda2 / sum(lambda2)
eig_tab2 <- data.frame(No = 1:length(lambda2),
                       Eigenvalue = lambda2,
                       Proportion = prop2,
                       Cumulative = cumsum(prop2))
round(eig_tab2, 4)

plot(lambda2, type = "b", pch = 19, xlab = "Component",
     ylab = "Eigenvalue", main = "Applicants: Scree Plot")
abline(h = 1, lty = 2, col = "gray50")
```

输出结果为：

```
   No Eigenvalue Proportion Cumulative
1   1     7.5628     0.5042     0.5042
2   2     1.9923     0.1328     0.6370
3   3     1.3939     0.0929     0.7299
4   4     0.9721     0.0648     0.7947
5   5     0.7203     0.0480     0.8428
6   6     0.5860     0.0391     0.8818
7   7     0.4209     0.0281     0.9099
8   8     0.3445     0.0230     0.9329
9   9     0.2900     0.0193     0.9522
10 10     0.2394     0.0160     0.9681
11 11     0.1665     0.0111     0.9792
12 12     0.1128     0.0075     0.9868
13 13     0.0943     0.0063     0.9931
14 14     0.0670     0.0045     0.9975
15 15     0.0372     0.0025     1.0000
```

前三个特征根均大于 1，累计贡献率为 72.99%；从碎石图看，第 3 个特征根之后曲线明显趋缓，第 4 个特征根已小于 1. 因此取公共因子数 $m = 3$.

运行上述代码即可得到申请者评分数据的碎石图.

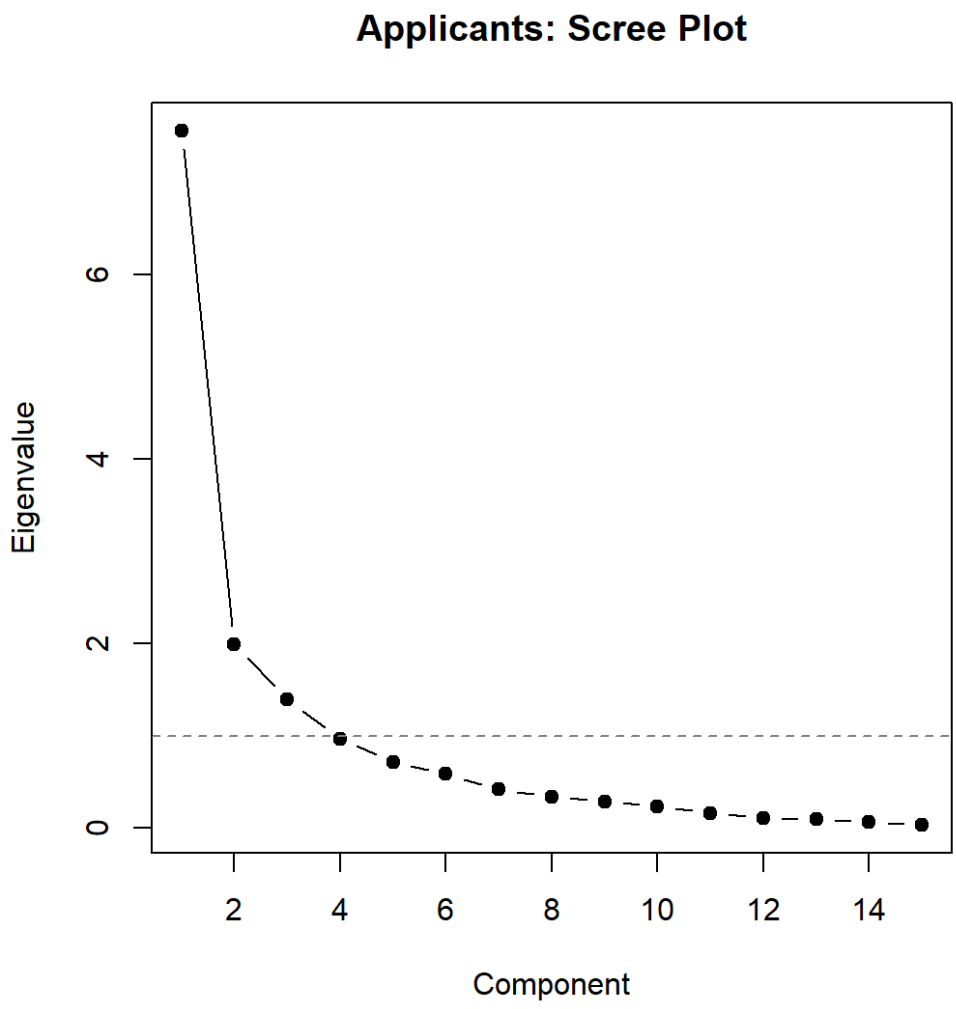

图 1.4: 申请者评分数据的碎石图.

(c) [2 分] 给出因子旋转之后的因子载荷矩阵.

【解】

```
load_tab2 <- data.frame(L2,
                        h2 = rowSums(L2^2),
                        u2 = 1 - rowSums(L2^2))
round(load_tab2, 3)
colSums(L2^2)
colSums(L2^2) / ncol(X2)
```

旋转后的因子载荷矩阵如下：

表 1.2: 申请者评分数据旋转后的因子载荷矩阵.

变量	F_1	F_2	F_3	h^2	u^2
FL	0.070	0.586	0.120	0.362	0.638
APP	0.468	0.285	0.279	0.377	0.623
AA	0.177	0.164	0.031	0.059	0.941
LA	0.175	0.224	0.956	0.995	0.005
SC	0.915	-0.101	0.172	0.877	0.123
LC	0.828	0.114	0.326	0.806	0.194
HON	0.241	-0.182	0.674	0.545	0.455
SMS	0.874	0.264	0.156	0.858	0.142
EXP	0.095	0.782	-0.053	0.623	0.377
DRV	0.765	0.380	0.183	0.763	0.237
AMB	0.890	0.159	0.162	0.843	0.157
GSP	0.790	0.276	0.318	0.801	0.199
POT	0.717	0.359	0.418	0.818	0.182
KJ	0.428	0.253	0.578	0.581	0.419
SUIT	0.350	0.845	0.080	0.842	0.158

三个因子的方差贡献分别为 36.41%、15.94%、15.33%，累计贡献约为 67.67%.

(d) [2 分] 作变量在公共因子平面上的散点图，对公共因子作出解释.

【解】

```
plot(L2[, 1], L2[, 2], pch = 19,
     xlab = "Factor 1", ylab = "Factor 2",
     main = "Applicants: Variable Loadings")
abline(h = 0, v = 0, col = "gray70")
text(L2[, 1], L2[, 2], labels = rownames(L2), pos = 4, cex = 0.8)
```

由载荷矩阵可知，F_1 在 SC、LC、SMS、DRV、AMB、GSP、POT 上载荷较高，主要反映自信心、洞察力、推销能力、驾驶水平、事业心、理解能力和潜在能力，可解释为“综合职业能力与进取性因子”. F_2 在 SUIT、EXP、FL 上载荷较高，同时 DRV、POT 也有一定正载荷，可解释为“经验与适应表达因子”. F_3 在 LA、HON、KJ 上载荷较高，可解释为“人际评价与品格因子”. 公共因子平面图展示的是 F_1 与 F_2，其中 SC、SMS、AMB、LC、GSP 等变量集中在 F_1 高载荷方向，SUIT、EXP、FL 集中在 F_2 高载荷方向.

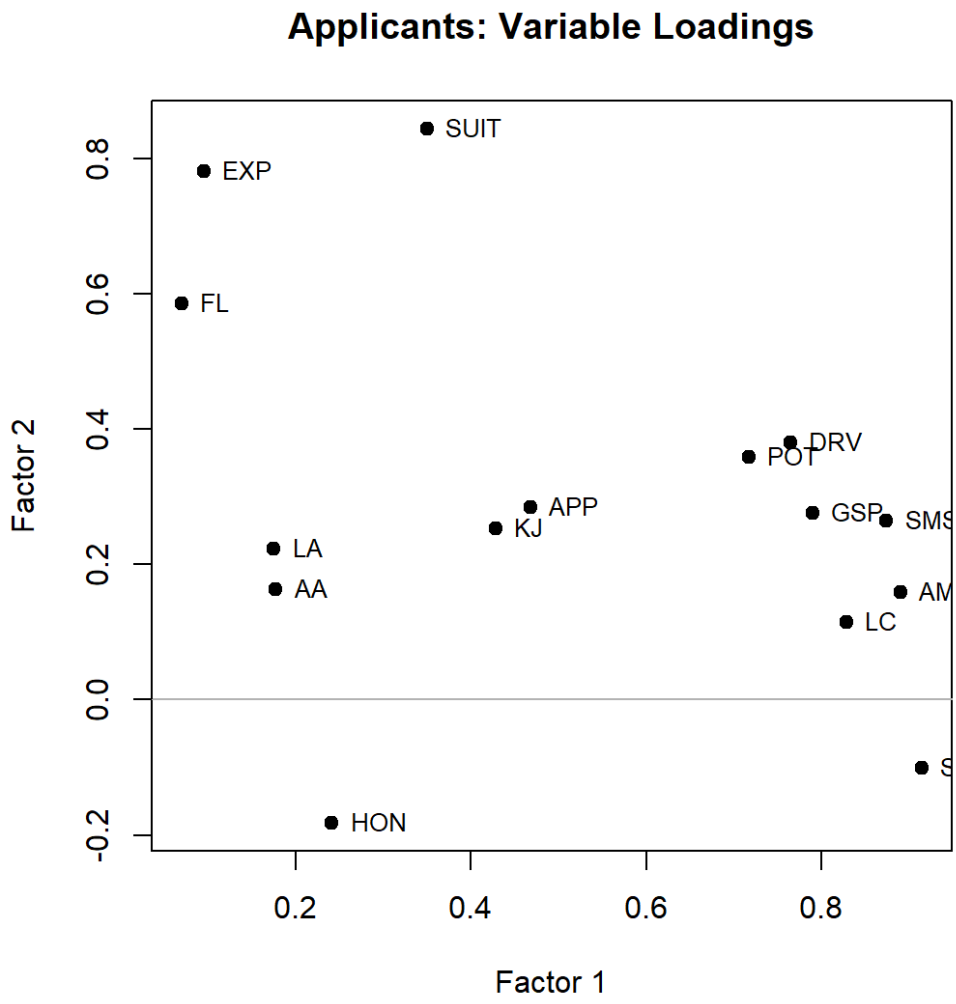

图 1.5: 申请者评分变量在第 1、第 2 公共因子平面上的散点图.

(e) [2 分] 该公司准备录用其中 6 人，利用公共因子得分对该公司的录用结果给出建议.

【解】 以三个公共因子旋转后的方差贡献作为权数：

$$w_1 = 0.5380, \qquad w_2 = 0.2355, \qquad w_3 = 0.2265.$$

综合得分为

$$F = 0.5380F_1 + 0.2355F_2 + 0.2265F_3.$$

```
score_dat2 <- data.frame(ID = app_dat$ID, scores2)
ss2 <- colSums(L2^2)
w2 <- ss2 / sum(ss2)
score_dat2$Composite <- as.vector(as.matrix(score_dat2[, c("F1", "F2", "F3")]) %*% w2)

rank_app <- score_dat2[order(-score_dat2$Composite),
                       c("ID", "F1", "F2", "F3", "Composite")]
```

```
rank_app$Rank <- seq_len(nrow(rank_app))
rank_app <- rank_app[, c("Rank", "ID", "F1", "F2", "F3", "Composite")]
round(head(rank_app, 12), 3)

plot(score_dat2$F1, score_dat2$F2, pch = 19,
     xlab = "Factor score 1", ylab = "Factor score 2",
     main = "Applicants: Factor Scores")
abline(h = 0, v = 0, col = "gray70")
text(score_dat2$F1, score_dat2$F2,
     labels = score_dat2$ID, pos = 4, cex = 0.65)
```

综合得分前 12 名如下：

```
 Rank ID    F1    F2     F3 Composite
    1 40 0.919 1.226  0.975     1.004
    2 39 0.782 1.259  0.995     0.942
    3  2 1.076 0.755  0.312     0.827
    4  8 0.874 1.189  0.251     0.807
    5 23 1.023 0.242  0.821     0.793
    6 22 1.079 0.280  0.435     0.745
    7 24 0.633 0.375  1.231     0.708
    8  7 0.615 1.298  0.271     0.698
    9 10 1.955 0.247 -1.945     0.670
   10  9 0.352 1.176  0.350     0.546
   11 16 0.545 0.985 -0.016     0.522
   12  3 0.867 0.499 -0.324     0.510
```

运行上述代码即可得到 48 名申请者在第 1、第 2 公共因子平面上的散点图.

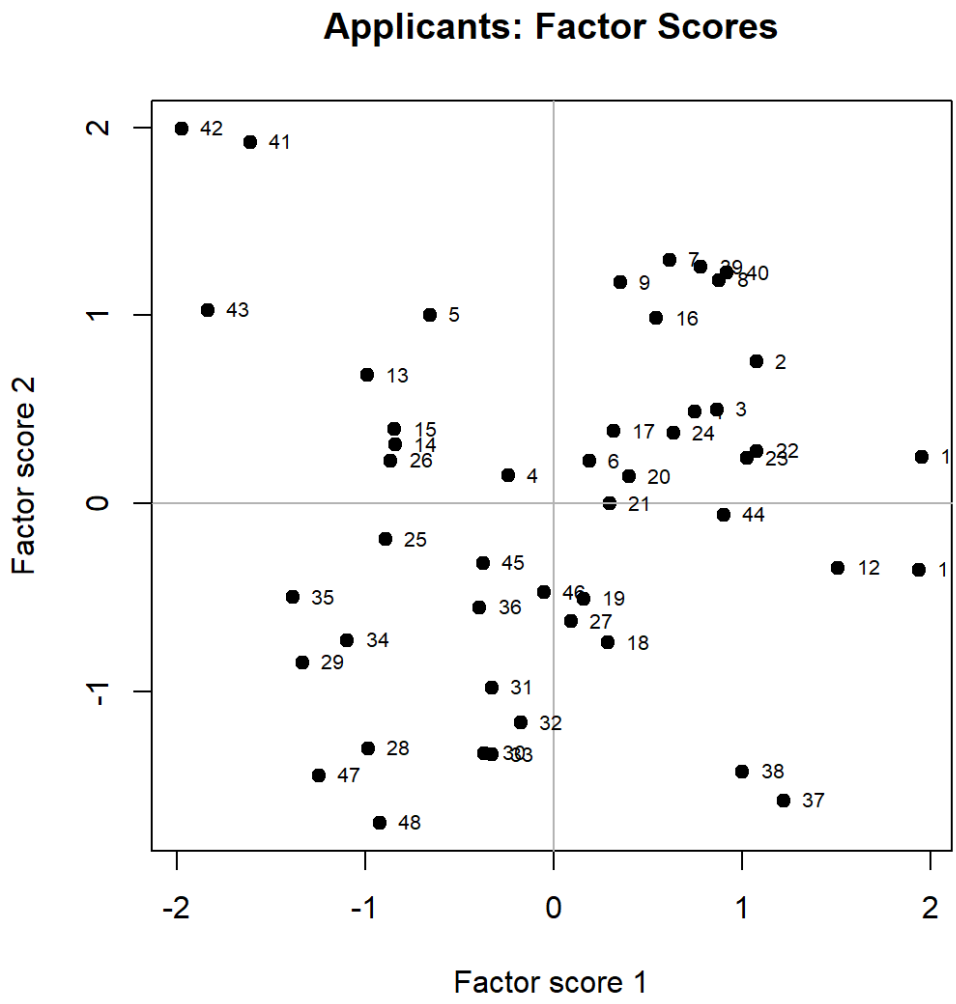

图 1.6: 48 名申请者在第 1、第 2 公共因子平面上的散点图

因此建议录用综合得分排名前 6 的申请者：

$$\boxed{40,\ 39,\ 2,\ 8,\ 23,\ 22}.$$

其中 40 号和 39 号在三个因子上表现都较好，综合优势最明显；2 号、8 号、23 号、22 号在综合职业能力与进取性因子上得分较高，也具有较好的录用价值. 24 号、7 号可作为候补人选. 需要注意的是，10 号虽然 F_1 得分很高，但 F_3 得分较低，说明其职业能力指标突出而人际评价与品格类指标相对不足，综合排序未进入前 6.