

- Pearson于1901年提出，再由Hotelling（1933）加以发展的一种多变量统计方法
- 通过析取主成分显出最大的个别差异，也用来削减回归分析和聚类分析中变量的数目
- 可以使用样本协方差矩阵或相关系数矩阵作为出发点进行分析
- 成分的保留：Kaiser主张（1960）将特征值小于1的成分放弃，只保留特征值大于1的成分
- 如果能用不超过3-5个成分就能解释变异的80%，就算是成功

一定要弄明白呀，同志们。虽然LASSO和PCA都可以降维，但是原理不一样。前者是让一些变量直接剔除，保留一些变量。后者是让多个变量综合作用结果产生新的变量

PCA和因子分析只能用于线性模型

Penalty regression是直接对变量进行筛选，不需要组合变量。

PCA和因子分析：对变量进行组合，然后产生新的变量

- 通过对原始变量进行线性组合，得到优化的指标
- 把原先多个指标的计算降维为少量几个经过优化指标的计算（占去绝大部分份额）
- 基本思想：**设法将原先众多具有一定相关性的指标，重新组合为一组新的互相独立的综合指标，并代替原先的指标**

主成分分析是一种数学降维方法，利用正交变换 (orthogonal transformation) 把一系列可能线性相关的变量转换为一组线性不相关的新变量，也称为主成分，从而利用新变量在更小的维度下展示数据的特征。

主成分是原有变量的线性组合，其数目不多于原始变量。组合之后，相当于我们获得了一批新的观测数据，这些数据的含义不同于原有数据，但包含了之前数据的大部分特征，并且有着较低的维度，便于进一步的分析。

主成分分析的意义

1. 简化运算

在问题研究中，为了全面系统地分析问题，我们通常会收集众多的影响因素也就是众多的变量。这样会使得研究更丰富，通常也会带来较多的冗余数据和复杂的计算量。PCA会自动解决多重共线性问题。

2. 去除数据噪音

比如在样品的制备过程中，由于不完全一致的操作，导致样品的状态有细微的改变，从而造成一些持家基因也发生了相应的变化，但变化幅度远小于核心基因（一般认为噪音的方差小于信息的方差）。而PCA在降维的过程中滤去了这些变化幅度较小的噪音变化，增大了数据的信噪比。

3. 利用散点图实现多维数据可视化

在表达谱分析中，假如我们有1个基因，可以在线性层面对样本进行分类；如果我们有2个基因，可以在一个平面对样本进行分类；如果我们有3个基因，可以在一个立体空间对样本进行分类；如果有更多的基因，比如说 n 个，那么每个样品就是 n 维空间的一个点，则很难在图形上展示样品的分类关系。利用PCA分析，我们可以选取贡献最大的2个或3个主成分作为数据代表用以可视化。这比直接选取三个表达变化最大的基因更能反映样品之间的差异。（利用Pearson相关系数对样品进行聚类在样品数目比较少时是一个解决办法）

4. 发现隐性相关变量

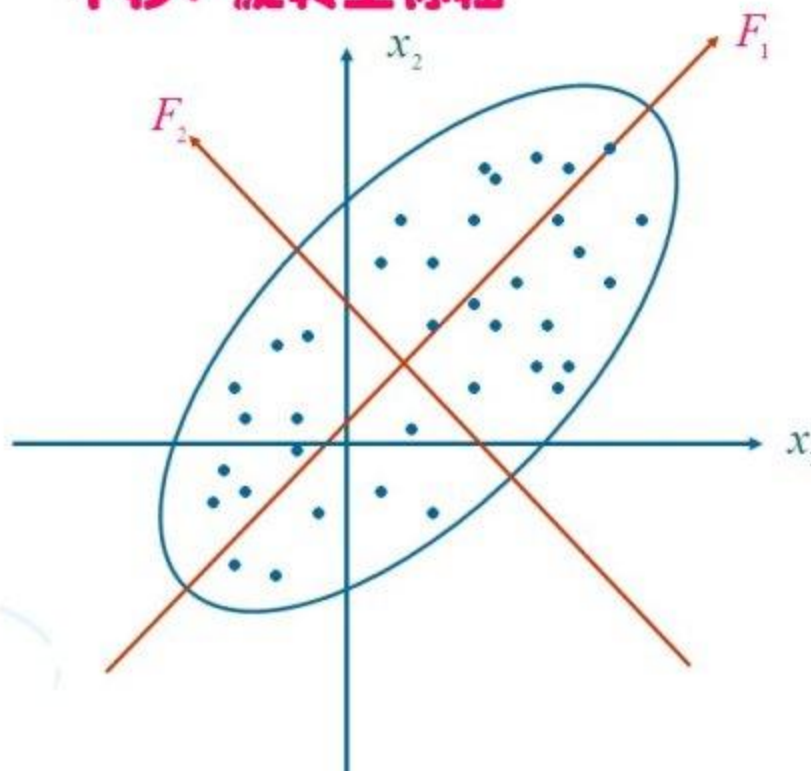
我们在合并冗余原始变量得到主成分过程中，会发现某些原始变量对同一主成分有着相似的贡献，也就是说这些变量之间存在着某种相关性，为相关变量。同时也可以获得这些变量对主成分的贡献程度。对基因表达数据可以理解为发现了存在协同或拮抗关系的基因。

在空间上，PCA可以理解为把原始数据投射到一个新的坐标系统，第一主成分为第一坐标轴，它的含义代表了原始数据中多个变量经过某种变换得到的新变量的变化区间；第二成分为第二坐标轴，代表了原始数据中多个变量经过某种变换得到的第二个新变量的变化区间。这样我们把利用原始数据解释样品的差异转变为利用新变量解释样品的差异。

这种投射方式会有很多，为了最大限度保留对原始数据的解释，一般会用最大方差理论或最小损失理论，使得第一主成分有着最大的方差或变异数（就是说其能尽量多的解释原始数据的差异）；随后的每一个主成分都与前面的主成分正交，且有着仅次于前主成分的最大方差（正交简单的理解就是两个主成分空间夹角为 90° ，两者之间无线性关联，从而完成去冗余操作）。

主成分分析的几何解释

平移、旋转坐标轴



- 薛毅书电子版p499
- 主成分分析思想最终可以通过矩阵写法转变为求解线性代数问题

设 X 是 p 维随机变量, 并假设 $\mu = E(X)$, $\Sigma = \text{Var}(X)$. 考虑如下线性变换

$$\begin{cases} Z_1 = a_1^T X \\ Z_2 = a_2^T X \\ \vdots \\ Z_p = a_p^T X \end{cases}, \quad (9.1)$$

易见

$$\text{Var}(Z_i) = a_i^T \Sigma a_i, \quad i = 1, 2, \dots, p, \quad (9.2)$$

$$\text{Cov}(Z_i, Z_j) = a_i^T \Sigma a_j, \quad i, j = 1, 2, \dots, p, \quad i \neq j. \quad (9.3)$$

我们希望 Z_1 的方差达到最大, 即 a_1 是约束优化问题

$$\begin{aligned} \max \quad & a^T \Sigma a \\ \text{s.t.} \quad & a^T a = 1 \end{aligned}$$

- 转化为将协方差矩阵对角化的问题（求解特征值）

一般情况，对于协方差阵 Σ ，存在正交阵 Q ，将它化为对角阵，即

$$Q^T \Sigma Q = \Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_p \end{bmatrix}, \quad (9.4)$$

且 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_p$ ，则矩阵 Q 的第 i 列就对应于 a_i ，相应的 Z_i 为第 i 主成分。

- 性质（薛毅书电子版第501页）
- 主成分的贡献率
- 主成分的累计贡献率
- 主成分在原始变量上的载荷

- 为了抵消量纲的影响，可以从相关系数矩阵出发求解
- 样本相关系数矩阵

$$S = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (X_{(k)} - \bar{X})(X_{(k)} - \bar{X})^T = (s_{ij})_{p \times p},$$

其中

$$\begin{aligned}\bar{X} &= \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_{(k)} = (\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_p)^T, \\ s_{ij} &= \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j), \quad i, j = 1, 2, \dots, p.\end{aligned}$$

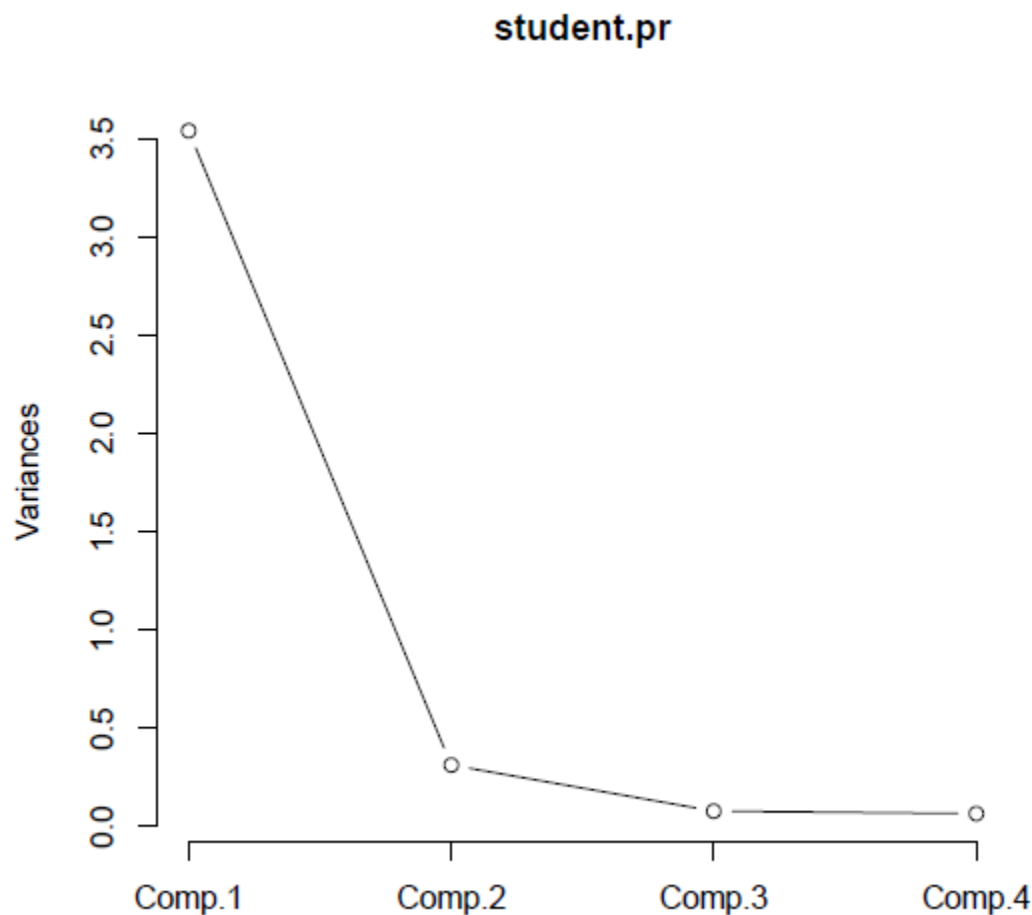
及样本的相关矩阵 R 为

$$R = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n X_{(k)}^* X_{(k)}^{*T} = (r_{ij})_{p \times p},$$

其中

$$\begin{aligned}X_{(k)}^* &= \left[\frac{x_{k1} - \bar{x}_1}{\sqrt{s_{11}}}, \frac{x_{k2} - \bar{x}_2}{\sqrt{s_{22}}}, \dots, \frac{x_{kp} - \bar{x}_p}{\sqrt{s_{pp}}} \right], \\ r_{ij} &= \frac{s_{ij}}{\sqrt{s_{ii}s_{jj}}}, \quad i, j = 1, 2, \dots, p.\end{aligned}$$

- 薛毅书P506
- princomp函数
- summary函数
- loadings函数
- predict函数
- 碎石图与screeplot函数
- 主成分方向，biplot函数
- 例子：薛毅书P508



主成分分析计算步骤

一个完整的主成分分析的计算步骤如下：

- 对原始数据进行标准化处理，消除量纲
- 计算标准化数据的相关系数矩阵
- 计算标准化数据的相关系数矩阵的特征根及对应的特征向量
- 选出最大的特征根，对应的特征向量等于第一主成分的系数；
选出第二大的特征根，对应的特征向量等于第二主成分的系数；
以此类推
- 计算累积贡献率，选择恰当的主成分个数；
- 解释主成分：写出前k个主成分的表达式
- 确定各样本的主成分得分
- 根据主成分得分的数据，做进一步的统计分析

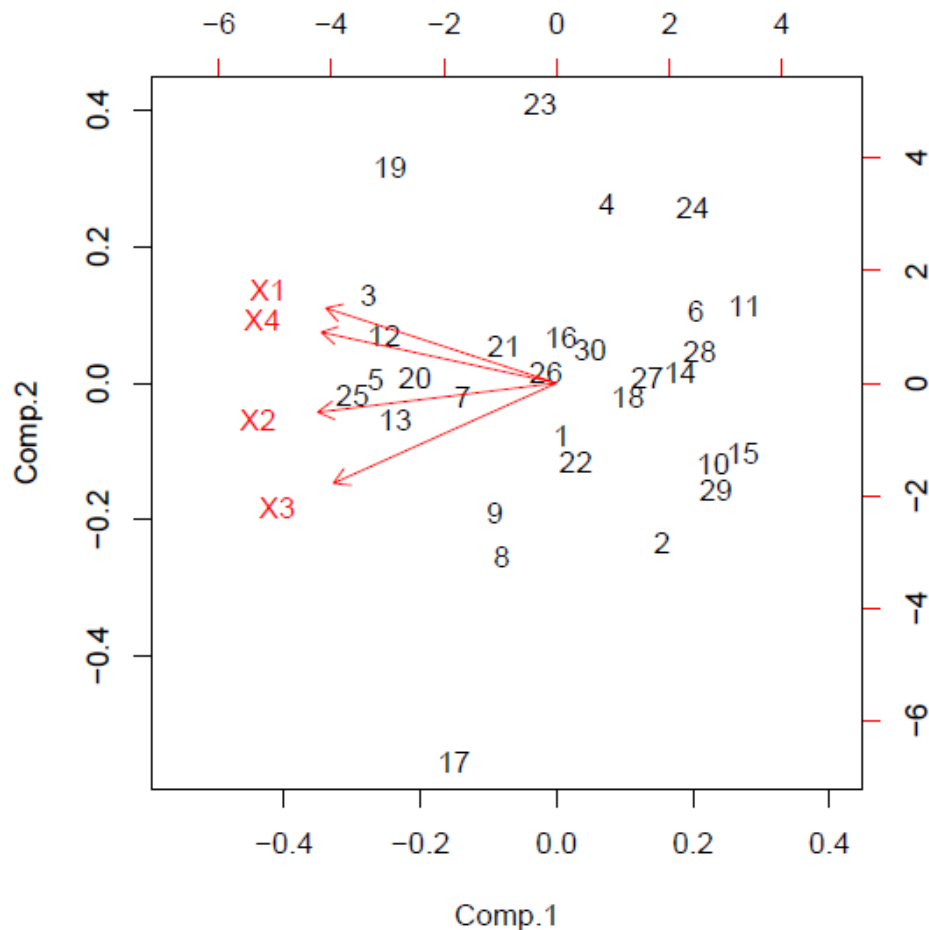


图 9.2: 30 名中学生身体指标数据关于第 1 主成分和第 2 主成分的散点图

例子：求相关矩阵特征值

■ 薛毅书p487

参考精通机器学习：基于R这本书。用最新的方法：

载入包：psych

使用函数：principal

```
> PCA=princomp(X,cor=T)
```

```
> PCA
```

```
Call:
```

```
princomp(x = X, cor = T)
```

```
Standard deviations:
```

```
      Comp.1      Comp.2      Comp.3      Comp.4      Comp.5      Comp.6      Comp.7  
2.2556395 1.1632889 0.7567221 0.6376603 0.5278638 0.3502837 0.3063912  
      Comp.8  
0.2905094
```

```
8 variables and 31 observations.
```

```
> PCA$loadings
```

例子：求主成分载荷

> `PCA$loadings` loadings (载荷)是新的主成分对应于原始变量X1, X2,..., X8的系数。即前面介绍的矩阵Q
第一个主成分Z1=-0.399*X1 - 0.132*X2-...-0.396*X8

Loadings:

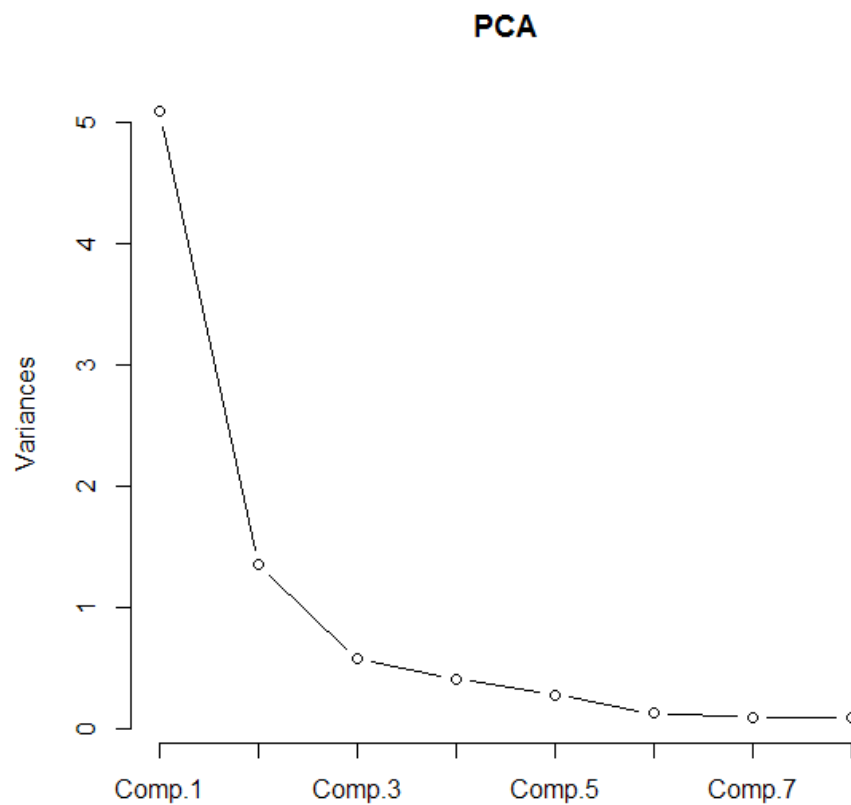
	Comp.1	Comp.2	Comp.3	Comp.4	Comp.5	Comp.6	Comp.7	Comp.8
x1	-0.399		0.416	0.214	-0.217		-0.280	0.693
x2	-0.132	0.749	0.339	0.157	0.523			
x3	-0.375		-0.444	0.544		-0.562	-0.161	-0.121
x4	-0.320	0.346	-0.475	-0.657				0.335
x5	-0.388	-0.231	0.282	-0.364	0.210	-0.109	-0.566	-0.456
x6	-0.406		-0.308	0.234		0.795		-0.229
x7	-0.327	-0.495			0.582		0.514	0.182
x8	-0.396		0.338	-0.116	-0.538	-0.127	0.551	-0.312

	Comp.1	Comp.2	Comp.3	Comp.4	Comp.5	Comp.6	Comp.7	Comp.8
SS loadings	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
Proportion Var	0.125	0.125	0.125	0.125	0.125	0.125	0.125	0.125
Cumulative Var	0.125	0.250	0.375	0.500	0.625	0.750	0.875	1.000

> |

例子：画碎石图确定主成分

```
> .screeplot (PCA, type="lines")
```



例子：主成分得分-相当于predict()

```
> PCA$score predict(PCA)
```

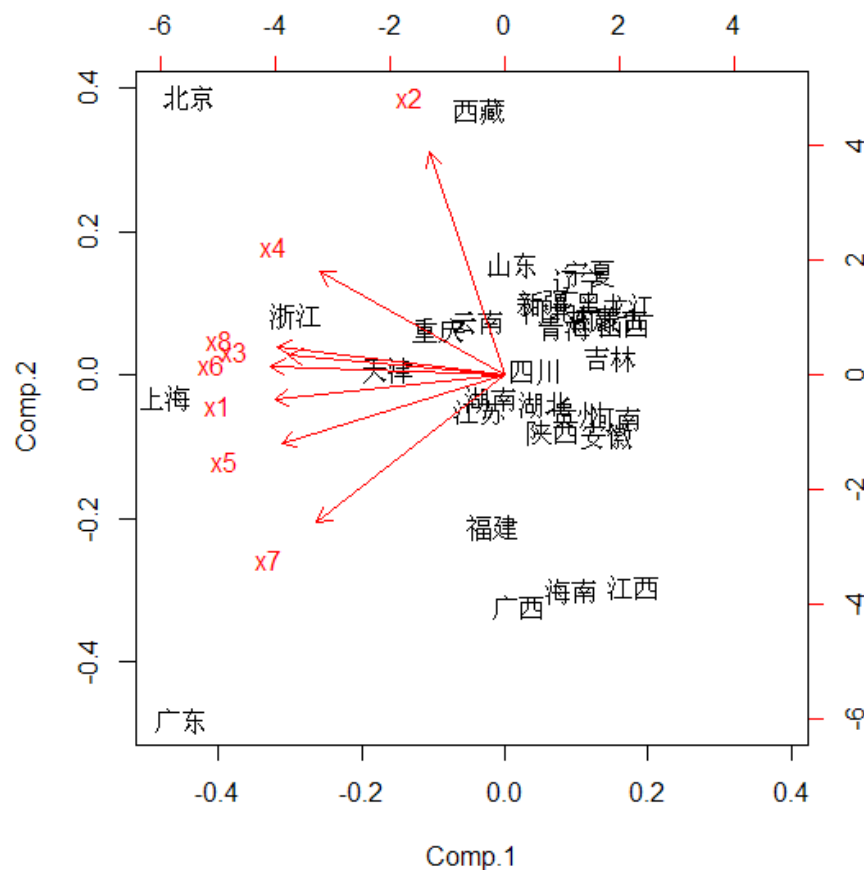
	Comp.1	Comp.2	Comp.3	Comp.4	Comp.5	Comp.6	Comp.7
北京	-5.5068881	2.51368747	-0.77052784	-0.34499076	-0.48456544	0.73526042	0.1428201
天津	-2.0391525	0.04696816	-0.83866069	0.84294280	-0.23905123	-0.36965072	0.4385231
河北	0.7647412	0.58939950	-0.63809135	-0.40004970	0.32727289	0.02069393	-0.1088751
山西	2.1042564	0.45779593	-0.29703426	-0.21190291	-0.16277216	-0.21169100	0.3664781
内蒙古	1.8368141	0.51548336	0.14950198	-0.09308007	0.19160016	0.13617218	-0.0107741
辽宁	1.3232250	0.85489639	-0.05242441	-0.56123733	0.43320901	0.10274050	-0.1990071
吉林	1.8750798	0.14967842	-0.02016675	-0.28215689	0.45133137	0.36714488	-0.0389571
黑龙江	1.9411347	0.64393452	-0.25831381	-0.84845435	0.37526772	-0.08315897	-0.0869281
上海	-5.9397413	-0.19531943	0.09487298	1.07297060	-0.60041434	-0.09156896	0.0653141
江苏	-0.4173225	-0.31874237	-0.21558331	0.85952388	-0.39145266	-0.42795347	-0.1997991
浙江	-3.6407775	0.54489693	-0.77999195	-0.68115276	0.19016696	-0.41219749	-0.5099921
安徽	1.8169295	-0.53363884	0.33919645	0.64984975	-0.04126297	0.49854622	-0.5283591
福建	-0.1976522	-1.36531052	1.29563886	0.23492502	0.12124119	-0.19422385	-0.4896801
江西	2.2557443	-1.90231267	0.08063848	0.33710287	0.09292676	0.00724231	0.4032401
山东	0.1360728	0.99920233	-0.34711211	0.92327895	0.53080961	-0.29793692	-0.1233941
河南	1.9613045	-0.39761168	-0.20088982	-0.23566368	0.30206294	-0.49375497	0.2245541
湖北	0.7167909	-0.25396283	-0.03587219	0.29134913	0.81888494	0.66366667	0.4438131
湖南	-0.2318682	-0.20807224	-0.01570997	0.47810304	0.47020168	0.52874605	0.0656001
广东	-5.6676807	-3.11520051	0.51838684	-1.53211943	0.90023275	-0.21946848	0.1296301
广西	0.2480444	-2.09427753	-0.03594804	0.29165788	-0.04979176	0.44518529	0.1468731
海南	1.1715466	-1.94839070	0.44408295	-0.60362333	-1.85888240	0.34575391	-0.2842331
重庆	-1.1363085	0.41532157	0.13949690	0.63934241	0.56936685	0.28511495	-0.7037801
四川	0.5349560	0.03922716	0.17181794	0.42545284	0.12711946	0.30779276	0.2541541

例子：结果解释

- Z1：日常必需消费开支
- Z2：衣着和居住
- 解读是非常重要的环节，甚至决定主成分分析的成败

例子：成分图

```
> biplot(PCA, choices=1:2, scale=1)
```



例子：聚类

```
> kmeans(PCA$score[,1:2],5)
```

```
K-means clustering with 5 clusters of sizes 7, 4, 10, 6, 4
```

```
Cluster means:
```

```
      Comp.1      Comp.2
1  0.6787254  0.27889640
2 -5.1887719 -0.06298388
3  1.7232375  0.27928061
4 -0.7843413  0.46952434
5  0.8694208 -1.82757285
```

```
Clustering vector:
```

北京	天津	河北	山西	内蒙古	辽宁	吉林	黑龙江	上海	江苏
2	4	1	3	3	3	3	3	2	4
浙江	安徽	福建	江西	山东	河南	湖北	湖南	广东	广西
2	3	5	5	1	3	1	4	2	5
海南	重庆	四川	贵州	云南	西藏	陕西	甘肃	青海	宁夏
5	4	1	3	4	4	1	3	1	3
新疆									
1									

- 薛毅书P516

- 降维的一种方法，是主成分分析的推广和发展
- 是用于分析隐藏在表面现象背后的因子作用的统计模型。试图用最少数个数的不可测的公共因子的线性函数与特殊因子之和来描述原来观测的每一分量
- 例子：各科学学习成绩（数学能力，语言能力，运动能力等）
- 例子：生活满意度（工作满意度，家庭满意度）
- 例子：薛毅书P522

因子分析的主要用途

- 减少分析变量个数
- 通过对变量间相关关系的探测，将原始变量分组，即将相关性高的变量分为一组，用共性因子来代替该变量
- 使问题背后的业务因素的意义更加清晰呈现

- 主成分分析侧重“变异量”，通过转换原始变量为新的组合变量使到数据的“变异量”最大，从而能把样本个体之间的差异最大化，但得出来的主成分往往从业务场景的角度难以解释
- 因子分析更重视相关变量的“共变异量”，组合的是相关性较强的原始变量，目的是找到在背后起作用的少量关键因子，**因子分析的结果往往更容易用业务知识去加以解释**

因子分析使用了复杂的数学手段

- 比主成分分析更加复杂的数学模型
- 求解模型的方法：主成分法，主因子法，极大似然法
- 结果还可以通过因子旋转，使到业务意义更加明显

1. 数学模型

设 $X = (X_1, X_2, \dots, X_p)^T$ 是可观测的随机向量，且

$$E(X) = \mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_p)^T, \quad \text{Var}(X) = \Sigma = (\sigma_{ij})_{p \times p}.$$

因子分析的一般模型为

$$\begin{cases} X_1 - \mu_1 = a_{11}f_1 + a_{12}f_2 + \dots + a_{1m}f_m + \varepsilon_1 \\ X_2 - \mu_2 = a_{21}f_1 + a_{22}f_2 + \dots + a_{2m}f_m + \varepsilon_2 \\ \vdots \\ X_p - \mu_p = a_{p1}f_1 + a_{p2}f_2 + \dots + a_{pm}f_m + \varepsilon_p \end{cases}$$

$$X = \mu + AF + \varepsilon, \quad (9.22)$$

$$E(F) = 0, \quad \text{Var}(F) = I_m, \quad (9.23)$$

$$E(\varepsilon) = 0, \quad \text{Var}(\varepsilon) = D = \text{diag}(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_p^2), \quad (9.24)$$

$$\text{Cov}(F, \varepsilon) = 0. \quad (9.25)$$

2. 因子模型的性质

(1) Σ 的分解

$$\Sigma = AA^T + D. \quad (9.26)$$

(2) 模型不受单位的影响. 若 $X^* = CX$, 则有

$$X^* = \mu^* + A^*F^* + \varepsilon^*,$$

其中 $\mu^* = C\mu$, $A^* = CA$, $F^* = F$, $\varepsilon^* = C\varepsilon$.

(3) 因子载荷不是惟一的. 设 T 是一 m 阶正交矩阵, 令 $A^* = AT$, $F^* = T^T F$, 则模型 (9.22) 可表示为

$$X = \mu + A^*F^* + \varepsilon. \quad (9.27)$$

- 因子载荷的意义
- 共同度
- 特殊方差
- 总方差贡献

因子载荷矩阵和特殊方差矩阵的估计

- 主成分法 理解这个已足够
- 主因子法
- 极大似然法

- 通过样本估算期望和协方差阵
- 求协方差阵的特征值和特征向量
- 省去特征值较小的部分，求出A、D
- 程序
- 例子

- 首先对变量标准化
- 给出 m 和特殊方差的估计（初始）值
- 求出简约相关阵 R^* （ p 阶方阵）
- 计算 R^* 的特征值和特征向量，取其前 m 个，略去其它部分
- 求出 A^* 和 D^* ，再迭代计算

- 似然函数
- 极大似然函数
- 算法描述 (薛毅书p533)

Jöreskog 和 Lawley 等人 (1967) 提出了一种较为实用的迭代法, 使极大似然法逐步被人们采用. 其基本思想是, 先取一个初始矩阵

$$D_0 = \text{diag}(\hat{\sigma}_1^2, \hat{\sigma}_1^2, \dots, \hat{\sigma}_p^2),$$

现计算 A_0 , 计算 A_0 的办法是先求 $D_0^{-1/2} \hat{\Sigma} D_0^{-1/2}$ 的特征值 $\theta_1 \geq \theta_2 \geq \theta_p$, 及相应的特征向量 l_1, l_2, \dots, l_p . 令 $\Theta = \text{diag}(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m)$, $L = (l_1, l_2, \dots, l_m)$ 且令

$$A_0 = D_0^{1/2} L (\Theta - I_m)^{1/2}. \quad (9.43)$$

再由式 (9.41) 得到 D_1 , 然后再按上述方法得到 A_1 , 直到满足方程 (9.40) 为止.

方差最大的正交旋转

- 由于因子载荷矩阵不是唯一，有时因子的实际意义会变得难以解释。
- 因子载荷矩阵的正交旋转
- 因子载荷方差
- 载荷值趋于1或趋于0，公共因子具有简单化的结构
- `varimax()` 函数

函数 `factanal()` 采用极大似然法估计参数, 其使用格式为

```
factanal(x, factors, data = NULL, covmat = NULL, n.obs = NA,  
         subset, na.action, start = NULL,  
         scores = c("none", "regression", "Bartlett"),  
         rotation = "varimax", control = NULL, ...)
```

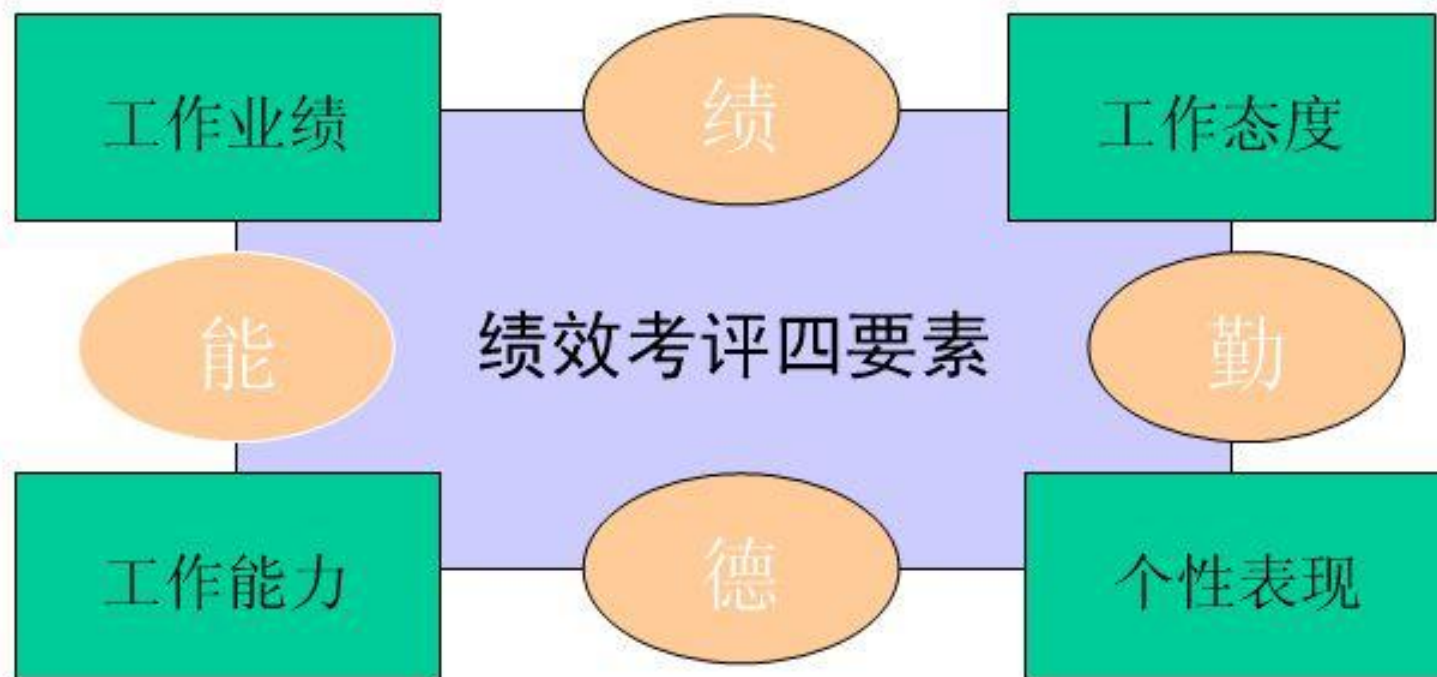
其中 `x` 是数据的公式, 或者是由数据 (每个样本按行输入) 构成的矩阵, 或者是数据框. `factors` 是因子的个数. `data` 是数据框, 当 `x` 由公式形式给出时使用. `covmat` 是样本的协方差矩阵或样本的相关矩阵, 此时不必输入变量 `x`. `scores` 表示因子得分的方法, `scores="regression"`, 表示用回归方法计算因子得分, 当参数为 `scores="Bartlett"`, 表示用 Bartlett 方法计算因子得分 (具体意义见下小节), 缺省值为 `"none"`, 即不计算因子得分. `rotation` 表示旋转, 缺省值为方差最大旋转, 当 `rotation="none"` 时, 不作旋转变换.

- 薛毅书p543



选取股票加入指数

方正level-2(一)-『普天同庆』Level2免费版-DDE当日资金动向_														理想同花顺(临风专用版)		手机炒股	资讯	委托	行情
系统设置 股道纵横 操盘决策 大盘分析 板块分析 选股模型 个股分析 盘口分析 LEVEL-2 创业板 报价 分析 股指期货 港汇 基金 资讯 工具 服务 我的专区																			
DDE当日资金动向														查看多日DDE					
	代码	名称	DDE大单净量↓	DDE散户数量	DDE大单金额	机构动向	主动买入比	被动买入比	主动卖出比	被动卖出比	涨幅%	星级	现价	总手	换手量比				
1	600687	刚泰控股	3.76	-915.71	+6868.58万	23.59	4.81%	5.03%	3.08%	3.01%	+6.41★	★★	14.45	20.97万	16.53				
2	601992	金隅股份	3.73	-315.69	+1.92亿	19.33	6.07%	5.43%	5.55%	2.22%	+10.03★★★	★★★	17.00	61.18万	19.36				
3	600170	上海建工	3.47	-562.11	+2.11亿	44.61	3.91%	1.72%	1.12%	1.04%	+3.60★★★	★★★	17.27	38.08万	10.80				
4	600010	宝钢股份	3.26	-188.16	+5.70亿	26.56	5.42%	2.35%	2.28%	2.23%	+9.98★	★	6.72	371.01万	13.64				
5	600547	山东黄金	3.20	-105.59	+12.82亿	34.33	4.68%	1.58%	1.34%	1.72%	+6.82★★★★★	★★★★★	53.41	70.30万	9.21				
6	600889	南京化纤	3.10	-455.02	+9448.17万	17.42	6.67%	3.78%	4.99%	2.36%	+10.00★★	★★	10.12	74.97万	24.42				
7	600078	澄星股份	2.73	-27.76	+1.32亿	36.52	3.82%	1.28%	1.32%	1.05%	+10.00★★	★★	9.68	56.61万	11.04				
8	600483	福建南纺	2.40	-14.04	+3603.81万	21.67	5.34%	1.41%	1.14%	3.20%	+8.98★★	★★	9.71	26.96万	16.90				
9	600470	六国化工	2.36	-302.67	+8273.70万	31.55	3.00%	1.93%	1.38%	1.18%	+5.85★★	★★	15.56	25.52万	11.29				
10	600141	兴发集团	2.35	-356.39	+1.91亿	31.83	2.99%	1.87%	1.68%	0.83%	+10.00★★★	★★★	23.86	30.69万	8.83				
11	601377	兴业证券	2.13	-457.39	+9986.43万	24.45	4.13%	1.30%	1.35%	1.94%	+2.55★★★	★★★	17.70	34.46万	13.10				
12	600497	驰宏锌锗	1.94	-104.18	+6.08亿	32.67	2.68%	1.25%	0.92%	1.08%	+8.62★★★	★★★	33.89	57.32万	6.10				
13	600505	西昌电力	1.79	-189.23	+8618.91万	17.11	4.29%	1.83%	2.13%	2.20%	+9.98★★★	★★★	13.45	44.49万	12.20				
14	600295	鄂尔多斯	1.78	-362.17	+1.24亿	16.71	3.95%	2.27%	2.76%	1.68%	+10.01★★	★★	24.07	39.65万	13.43				
15	600696	多伦股份	1.65	-345.41	+4690.40万	33.92	2.48%	0.77%	0.76%	0.84%	+5.20★★	★★	8.29	33.29万	9.77				
16	600668	尖峰集团	1.62	-316.04	+6660.91万	32.14	2.18%	1.15%	0.92%	0.78%	+3.46★★★	★★★	11.95	32.06万	9.33				
17	600064	南京高科	1.53	-382.15	+1.28亿	44.23	1.85%	0.64%	0.44%	0.52%	+4.10★★★	★★★	16.25	26.16万	5.07				
18	600149	*ST建通	1.51	-135.80	+2982.43万	25.54	2.68%	1.04%	1.26%	0.95%	+4.99★	★	6.10	24.06万	7.40				
19	600614	鼎立股份	1.50	-157.72	+9069.30万	23.48	2.91%	1.04%	1.28%	1.16%	+3.68★★★	★★★	14.65	38.12万	9.35				
20	600051	宁波联合	1.40	-342.26	+4848.96万	42.69	1.62%	0.72%	0.50%	0.44%	+5.10★★★	★★★	11.54	15.02万	4.97				
21	601216	内蒙君正	1.39	-510.34	+3792.29万	21.77	2.77%	1.10%	1.26%	1.23%	+3.20★★★	★★★	28.69	10.41万	10.84				
22	600765	中航重机	1.36	-155.02	+2.05亿	30.71	2.26%	0.64%	0.70%	0.84%	+10.02★★★	★★★	19.76	43.66万	5.61				
23	600117	西宁特钢	1.34	-156.91	+9504.79万	60.36	1.21%	0.57%	0.16%	0.28%	+4.11★	★	9.62	23.41万	3.16				
24	600869	三普药业	1.32	-380.82	+5441.12万	36.63	1.76%	0.71%	0.31%	0.83%	+3.74★★	★★	34.66	47826	3.99				
25	601117	中国化学	1.31	-49.96	+1.30亿	24.11	2.48%	0.88%	0.81%	1.25%	+4.87★★★	★★★	8.19	68.62万	5.57				
上海A股 上海基金 权证板块 自选股 自定义 概念 地域 行业																			
沪 2977.81 +31.11 +1.06% 1736.9+24.3亿深 12942.07 +170.62 +1.34% 1251.3+0.0亿总 3012.59亿统 3294.48 +43.12 +1.33%																			
核新软件 取得融资融券业务资格,有关业务详情请咨询开户营业部! *股市有风险,入市需谨慎 方正证券全国统一客服热线:95571 Email: 95571@foundersc.com 网址:www.foundersc.com																GoodGuPiao.com 好股票网			



评价因素	对评价期间工作成绩的评价要点	评价尺度				
		优	良	中	可	差
勤 务 态 度	A. 严格遵守工作制度，有效利用工作时间。↓	14	12	10	8	6
	B. 对新工作持积极态度。↓	14	12	10	8	6
	C. 忠于职守、坚守岗位↓	14	12	10	8	6
	D. 以协作精神工作，协助上级，配合同事。↔	14	12	10	8	6
受 命 准 备	A. 正确理解工作内容，制定适当的工作计划。↓	14	12	10	8	6
	B. 不需要上级详细的指示和指导。↓	14	12	10	8	6
	C. 及时与同事及协作者取得联系，使工作顺利进行。↓	14	12	10	8	6
	D. 迅速、适当地处理工作中的失败及临时追加任务。↔	14	12	10	8	6
业 务 活 动	A. 以主人公精神与同事同心协力努力工作。↓	14	12	10	8	6
	B. 正确认识工作目的，正确处理业务。↓	14	12	10	8	6
	C. 积极努力改善工作方法。↓	14	12	10	8	6
	D. 不打乱工作秩序，不妨碍他人工作。↔	14	12	10	8	6
工 作 效 率	A. 工作速度快，不误工期。↓	14	12	10	8	6
	B. 业务处置得当，经常保持良好成绩。↓	14	12	10	8	6
	C. 工作方法合理，时间和经费的使用十分有效。↓	14	12	10	8	6
	D. 工作中没有半途而废，不了了之和造成后遗症的现象。↔	14	12	10	8	6
成 果	A. 工作成果达到预期目的或计划要求。↓	14	12	10	8	6
	B. 及时整理工作成果，为以后的工作创造条件。↓	14	12	10	8	6
	C. 工作总结和汇报准确真实。↓	14	12	10	8	6
	D. 工作中熟练程度和技能提高较快。↔	14	12	10	8	6