

基于主成分分析法的人力资源整合问题研究

张 健¹, 李慧民¹, 袁春燕², 高明哲¹

(1. 西安建筑科技大学土木工程学院, 陕西 西安 710055; 2. 长安大学建筑工程学院, 陕西 西安 710064)

摘 要:在企业并购过程中, 根据员工特征进行有效地人才选拔是关键. 在进行人才选拔留用系统分析时, 由于员工特征包含较多因素, 增加了分析问题的难度与复杂性, 而且在实际问题中, 各个变量(多个员工特征)之间是具有一定的相关关系. 论文以西安建筑科大科教产业公司成功竞购陕西钢厂为例, 基于员工特征的人力资源整合主成分分析模型, 进行企业并购中的人力资源研究的实证分析. 通过实证分析和模型运行结果的对比, 可知基于员工特征的主成分分析模型在企业并购人力资源整合, 具有指导性的重要意义和实用价值, 为企业并购的人力资源整合提供了一定的科学理论基础.

关键词:企业并购; 人力资源整合; 主成分分析

中图分类号: F224.0

文献标志码: A

文章编号: 1006-7930(2011)06-0813-08

在企业并购过程中, 如何根据员工特征进行有效地人才选拔是关键. 然而, 人才选拔留用是多要素(或多个随机变量)的复杂系统, 在我们进行人才选拔留用系统分析时, 由于员工特征包含较多因素, 这无疑增加了分析问题的难度与复杂性, 而且在许多实际问题中, 各个变量(多个员工特征)之间是具有一定的相关关系. 因此, 我们自然会提出, 能否在各个变量之间相关关系研究的基础上, 用较少的(甚至一个)新变量代替原来较多的变量, 而且使这些较少的新变量尽可能多地保留原来较多的变量所反映的信息? 事实上, 这种想法可通过主成分分析方法来实现.^{[1][3]}

1 主成分分析评价模型^[4-6]

1.1 对数据样本进行标准化处理

$$x_i = \frac{x_{ik} - \bar{x}_i}{\sigma_i}, \quad i = 1, 2, \dots, p; \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

式中: $\bar{x}_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_{ik}^0, i = 1, 2, \dots, p; \quad \sigma_i^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (x_{ik}^0 - \bar{x}_i)^2, i = 1, 2, \dots, p$

1.2 计算样本的相关矩阵 R

假定 x 为已经标准化的样本数据矩阵, 对于 n 个样本, x 矩阵可表示为:

$$x = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ x_{p1} & x_{p2} & \cdots & x_{pn} \end{bmatrix} \quad (2)$$

则样本的相关矩阵

$$R = \frac{1}{n-1} x x' = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1p} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2p} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ r_{p1} & r_{p2} & \cdots & r_{pp} \end{bmatrix} \quad (3)$$

收稿日期: 2010-12-31 修改稿日期: 2011-10-15

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51178386)

作者简介: 张 健(1968-), 男, 宁夏银川人, 副研究员, 博士研究生, 主要研究方向为人力资源管理.

其中 R 矩阵中的元素 r_{ij} 为相关系数, 即 $r_{ij} = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n x_{ik}x_{jk}$, $i, j = 1, 2, \dots, p$ (4)

对于原始样本 x_{ij}^0 来说, 协方差为: $V_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (x_{ik}^0 - \bar{x}_i)(x_{jk}^0 - \bar{x}_j)}{n-1}$, $i, j = 1, 2, \dots, p$ (5)

因此, 相关系数可表示为: $r_{ij} = \frac{V_{ij}}{\sqrt{V_{ii}V_{jj}}} = \frac{V_{ij}}{\sigma_i\sigma_j}$, $i, j = 1, 2, \dots, p$ (6)

相关系数矩阵 R 的对角元素 r_{ii} ($i = 1, 2, \dots, p$) 均为 1, 且其和 $\sum_{i=1}^p r_{ii}$ 为 p .

1.3 求相关矩阵 R 的特征根和特征向量.

相关矩阵 R 的特征值可由下式求得

$$\begin{vmatrix} r_{11} - \lambda & r_{12} & \cdots & r_{1p} \\ r_{21} & r_{22} - \lambda & \cdots & r_{2p} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ r_{p1} & r_{p2} & \cdots & r_{pp} - \lambda \end{vmatrix} = 0, \text{ 即 } |R - \lambda I| = 0 \quad (7)$$

求出的 p 个特征值满足以下关系:

$$\begin{aligned} \lambda_1 &> \lambda_2 > \cdots > \lambda_p \geq 0 \\ \lambda_1 + \lambda_2 + \cdots + \lambda_p &= p \end{aligned}$$

式中, λ_j 为第 j 个主成分轴方向的方差.

由于 λ_1 最大, 故由 λ_1 反映的综合指标为第一主成分轴.

1.4 根据系统要求的累积贡献率确定主成分的个数

一般取 q 个主成分, 要求 $\frac{(\lambda_1 + \lambda_2 + \cdots + \lambda_q)}{p} = 0.6 \sim 0.8$, 也就是说, 总方差的误差在 $0.2 \sim 0.4$ 之

间, 就能满足要求. $\sum_{s=1}^q \frac{\lambda_s}{p}$ 是 q 个主成分的累积贡献率.

相关矩阵 R 的特征向量构成一个正交矩阵 L , 即

$$L = \begin{bmatrix} l_{11} & l_{12} & \cdots & l_{1p} \\ l_{21} & l_{22} & \cdots & l_{2p} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ l_{p1} & l_{p2} & \cdots & l_{pp} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \\ \cdots \\ L_p \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中, 对于 λ_1 的特征向量为 $L_1 = (l_{11} \ l_{12} \ \cdots \ l_{1p})$, 其余依次类推.

1.5 确定主成分的线性方程式

经过坐标变换后得到的新变量(或主成分) y_p 的表达式如下:

$$y_1 = L_1x; y_2 = L_2x; \cdots; y_p = L_px$$

一般来说, 根据系统要求, 只需求出 q 个($q < p$) 个特征值和特征向量就满足了.

1.6 计算因子负荷量和累积贡献率(或总贡献率)

贡献率(Contribution Rate, CR)表示所定义的主成分在整个数据分析中承担的主要意义占多大的比重, 即各主成分对 x 各分量方差总和的贡献率. 当取前 m 个主成分来代替原来全部变量时, 累计贡献率的大小反应了这种取代的可靠性. 贡献率越大, 可靠性越大; 反之, 则可靠性越小.

累计贡献率(Accumulative Contribution Rate, ACR)表示 m 个主成分的累计对 X 各分量方差总和的贡献率.

2 人力资源整合实证分析

2.1 数据加工

由于并购前的陕西钢厂属于国有企业,企业部门较多,员工数量庞大,基于对模型应用的可行性角度出发,在应用上述模型之前应以实际情况为依据需要对源数据进行相应的分析处理。

论文从原始数据中抽出某些有用数据(6 项),为了同类选择,只选取原来的 14 个主要生产单位划分为 5 个类,其归类如下表 1 所示:

表 1 原有单位部门划分分类表
Tab.1 Classified department

Category	Number	Units
Rolling system	1	Forging company、cold tensile company、continuous rolling branch、4 rolling branch、rolling branch
Steelmaking system	2	Steelmaking branch
Melt making system	3	Melt making branch
Dynamic system	4	Dynamic branch
Installation and transportation	5	Machine repair factory 、machine repair factory 、installation building branch、installation and transportation branch 、cast steel branch、transportation branch

根据员工特征因素对于人力资源整合方式研究的相关分析^[3,6-7],依据实际情况和国有企业的自身特点主要选取员工的性别因素、年龄因素(出生年月)、工龄因素(工作时间)、职务级别因素、文化程度因素、工资等级因素,并按上述对原单位部门的 5 分类及数据信息(性别、出生年月、工作时间、职务级别、文化程度、工资等级)可获得六个相应随机变量的观测数据($x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6$),并对新上岗变量取值. 对于相应数据,在此作如下规定:(1)类别号按照表 1 中所属类别;(2)性别号为男员工取 1,女员工取 0;(3)级别号工人取 0,副主任取 1,办公室主任取 2,部门副经理取 3,部门经理取 4;(4)文化等级号无文化取 0,初小取 1,小学取 2,初中取 3,高中取 4,中技取 5,大专取 6,本科及以上取 7;(5)对于是否新上岗则新上岗取 1,未上岗取 0.

源数据中所存在的不合理数据如:无本人具体信息;数据库中本人前后信息矛盾;本人信息部分或者全部被删除等,对于这些数据在处理过程中则需要剔除. 最终结果如表 2 所示.

表 2 数据加工表
Tab.2 Data processing

Number	Category	Sex	Age	Working years	Position and rank	Education level	Wage scale	Wage	Post number
	L	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	y
1	5	1	51.01	70.08	3	3	18.5	683	0
2	5	1	55.07	73.03	3	4	15.5	588	0
3	5	1	63.07	86.07	3	7	15.5	588	1
4	5	1	54.01	71.03	4	6	19.5	716	0
5	5	1	53.06	68.12	4	4	19.0	699	0
...
6818	11	0	71.02	91.01	0	4	5.6	315	1
6819	11	0	66.06	91.05	0	3	4.0	279	0

2.2 求原始变量的样本均值与方差

在表 2 的基础上,对员工的出生年月和工作时间进行年龄和工龄的的转化,并根据公式(1)分别计算出性别号、出生年月、工作时间、级别号、文化号和等级六个员工特征的原始变量的样本均值(如表 3 员工特征样本均值)和方差(如表 4 员工特征方差)。

表 3 员工特征样本均值

Tab. 3 Sample mean for staff

Category	Category number	Sex	Age	Working years	Position and rank	Education level	Wage scale
Code	L	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6
Rolling system	1	0.780 7	37.715 0	18.168 0	0.079 5	3.876 4	10.850 0
Steelmaking system	2	0.929 6	33.768 0	13.319 0	0.046 5	4.028 6	9.572 0
Melt making system	3	0.751 6	37.676 0	18.153 0	0.073 9	3.841 2	10.783 0
Dynamic system	4	0.624 4	35.938 0	16.417 0	0.071 4	3.933 2	9.724 2
Installation and transportation	5	0.840 5	40.686 0	21.632 0	0.225 1	3.925 9	11.344 0

表 4 员工特征方差

Tab. 4 Sample variance for staff

Category	Category number	Sex	Age	Working years	Position and rank	Education level	Wage scale
Code	L	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6
Rolling system	1	0.413 8	8.006 1	8.732 0	0.487 8	1.038 1	3.622 1
Steelmaking system	2	0.255 8	8.931 4	9.292 9	0.367 5	1.088 7	3.841 5
Melt making system	3	0.432 1	7.542 3	8.316 0	0.458 2	0.942 5	3.416 5
Dynamic system	4	0.484 3	8.260 5	9.032 5	0.457 4	1.039 6	3.542 6
Installation and transportation	5	0.366 2	8.826 5	9.297 6	0.786 7	1.196 0	3.926 6

2.3 按类求出各大类的相关系数矩阵

利用上述表 3 和表 4 中所求出的样本均值和标准差进行中心标准化,使各变量均化为无量纲量,然后运用公式(2)(3)求出各大类的相关系数矩阵(由于篇幅限制此处只列出类一和类二的相关系数矩阵).

类 1 和类 2 的相关系数矩阵

$$R_1 = \begin{bmatrix} 41.760\ 0 & 4.841\ 5 & 4.919\ 6 & 3.607\ 9 & -3.472\ 9 & 9.357\ 3 \\ 4.841\ 5 & 41.760\ 0 & 40.247\ 1 & 6.026\ 8 & -4.806\ 0 & 35.073\ 5 \\ 4.919\ 6 & 40.247\ 1 & 41.760\ 0 & 5.403\ 8 & -6.438\ 4 & 35.853\ 6 \\ 3.607\ 9 & 6.026\ 8 & 5.403\ 8 & 41.760\ 0 & 9.183\ 5 & 10.730\ 3 \\ -3.472\ 9 & -4.806\ 0 & -6.438\ 4 & 9.183\ 5 & 41.760\ 0 & 0.487\ 6 \\ 9.357\ 3 & 35.073\ 5 & 35.853\ 6 & 10.730\ 3 & 0.487\ 6 & 41.760\ 0 \end{bmatrix}$$

$$R_2 = \begin{bmatrix} 33.520\ 0 & -0.899\ 1 & -0.973\ 0 & -0.959\ 0 & -5.932\ 6 & 0.132\ 1 \\ -0.899\ 1 & 33.520\ 0 & 31.790\ 1 & 6.172\ 9 & -12.648\ 9 & 28.681\ 9 \\ -0.973\ 0 & 31.790\ 1 & 33.520\ 0 & 6.359\ 3 & -13.157\ 1 & 30.228\ 0 \\ -0.959\ 0 & 6.172\ 9 & 6.359\ 3 & 33.520\ 0 & 1.687\ 8 & 8.547\ 8 \\ -5.932\ 6 & -12.648\ 9 & -13.157\ 1 & 1.687\ 8 & 33.520\ 0 & -8.512\ 2 \\ 0.132\ 1 & 28.681\ 9 & 30.228\ 0 & 8.547\ 8 & -8.512\ 2 & 33.520\ 0 \end{bmatrix}$$

2.4 按类求出各大类主成分对应的特征值和特征向量

在相关关系矩阵的基础上,根据公式(7)可求得相关矩阵的特征值,计算结果如表 5 所示.

同时按类求出各大类主成分对应的特征向量,由公式(8)求得相关矩阵的特征向量,下面只列出了各大类的第一主成分对应的特征向量(各大类的第一主成分构造系数),结果如表 6、7 所示.

表 5 相关矩阵的特征值

Tab. 5 Correlative matrix eigenvalue

Category	Category number	Principal components 1	Principal components 2	Principal components 3	Principal components 4	Principal components 5	principal components 6
Code	L	λ_1	λ_2	λ_3	λ_4	λ_5	λ_6
Rolling system	1	120.060 0	51.669 0	41.393 0	29.540 0	6.491 1	1.405 3
Steelmaking system	2	101.780 0	39.298 0	31.601 0	22.510 0	4.509 6	1.421 1
Melt making system	3	71.826 0	32.801 0	25.755 0	16.893 0	4.494 1	0.871 3
Dynamic system	4	50.469 0	21.687 0	16.943 0	12.216 0	2.296 0	0.548 9
Installation and transportation	5	41.823 0	17.134 0	13.274 0	9.727 3	1.946 5	0.335 6

表 6 各大类的第一主成分构造系数

Tab. 6 The first main principal components formation factor

Category	Category number	Sex	Age	Working years	Position and rank	Education level	Wage scale
Rolling system	1	0.147 0	0.565 4	0.569 3	0.157 6	-0.066 1	0.552 7
Steelmaking system	2	0.007 3	0.549 7	0.559 6	0.161 7	-0.272 8	0.533 0
Melt making system	3	0.104 2	0.573 5	0.578 4	0.121 3	-0.077 0	0.552 3
Dynamic system	4	0.117 7	0.568 8	0.568 1	0.159 3	-0.082 2	0.554 8
Installation and transportation	5	0.178 4	0.555 7	0.558 6	0.205 3	-0.129 7	0.537 0

表 7 各大类的第二主成分构造系数

Tab. 7 The second main principal components formation factor

Category	Category number	Sex	Age	Working years	Position and rank	Education level	Wage scale
Rolling system	1	0.019 7	0.074 9	0.105 6	-0.663 6	-0.731 2	-0.088 9
Steelmaking system	2	0.663 9	-0.023 5	-0.023 8	-0.478 9	-0.564 0	-0.103 2
Melt making system	3	0.185 4	0.029 5	0.071 3	-0.649 6	-0.726 5	-0.099 0
Dynamic system	4	-0.306 1	0.003 0	-0.078 4	0.601 6	0.729 5	0.077 6
Installation and transportation	5	-0.023 2	-0.092 1	-0.123 7	0.648 0	0.728 2	0.159 8

2.5 按类求出各大类主成分对原变量的贡献率

按类求出 6 个员工特征的贡献率,计算结果如表 8 所示.

表 8 员工特征贡献率

Tab. 8 Staff contribution ratio

Category	Category number	Principal components 1	Principal components 2	Principal components 3	Principal components 4	Principal components 5	Principal components 6
Rolling system	1	0.479 2	0.206 2	0.165 2	0.117 9	0.025 9	0.005 6
Steelmaking system	2	0.506 1	0.195 4	0.157 1	0.111 9	0.022 4	0.007 1
Melt making system	3	0.470 6	0.214 9	0.168 7	0.110 7	0.029 4	0.005 7
Dynamic system	4	0.484 5	0.208 2	0.162 7	0.117 3	0.022 0	0.005 3
Installation and transportation	5	0.496 5	0.203 4	0.157 6	0.115 5	0.023 1	0.004 0

一般取 q 个主成分,要求 $\frac{(\lambda_1 + \lambda_2 + \cdots + \lambda_q)}{p} = 0.6 \sim 0.8$,也就是说,总方差的误差在 $0.2 \sim 0.4$ 之间,就能满足要求. $\sum_{s=1}^q \frac{\lambda_s}{p}$ 是 q 个主成分(员工特征)的累积贡献率,计算结果如表 9 所示.

表 9 员工特征累积贡献率

Tab. 9 Staff cumulative contribution ratio

Category	Category number	Principal components 1	Principal components 1-2	Principal components 1-3	Principal components 1-4	Principal components 1-5	Principal components 1-6
Rolling system	1	0.479 2	0.685 4	0.850 6	0.968 5	0.994 4	1.000 0
Steelmaking system	2	0.506 1	0.701 5	0.858 6	0.970 5	0.992 9	1.000 0
Melt making system	3	0.470 6	0.685 5	0.854 2	0.964 9	0.994 3	1.000 0
Dynamic system	4	0.484 5	0.692 7	0.855 4	0.972 7	0.994 7	1.000 0
Installation and transportation	5	0.496 5	0.699 9	0.857 4	0.972 9	0.996 0	1.000 0

2.6 模型结果分析

由于篇幅限制,这里就轧钢系统和炼钢系统的人员选择模型进行分析,其他系统选择方法类似。

(1) 轧钢系统人员的选择模型

根据计算结果从表 9 可以看出前 2 个主成分的贡献率已经达到 60% 以上,故我们可以依赖前 2 个主成分进行轧钢系统人员的选拔,这时 2 个的主成分的计算公式可由表 6、7 获得:

$$\begin{cases} Y_1 = u_{11} \tilde{X}_1 + u_{21} \tilde{X}_2 + \cdots + u_{m1} \tilde{X}_m \\ Y_2 = u_{12} \tilde{X}_1 + u_{22} \tilde{X}_2 + \cdots + u_{m2} \tilde{X}_m \end{cases}$$

其中 $\tilde{X}_1, \tilde{X}_2, \dots, \tilde{X}_m$ 是中心标准化的原变量,计算时可将其 $\tilde{X}_j = \frac{X_j - \bar{X}_j}{S_j} \quad (j = 1, 2, \dots, m)$ 代入计算,

$$\text{得 } y_{i1} = u_{11} \frac{x_{i1} - \bar{x}_1}{s_1} + u_{21} \frac{x_{i2} - \bar{x}_2}{s_2} + \cdots + u_{m1} \frac{x_{im} - \bar{x}_m}{s_m} \quad (i = 1, 2, \dots, n)$$

查表 6 和 7 可知,这时第一主成分和第二主成分的计算公式为:

$$\begin{cases} Y_1 = 0.147 0 \tilde{X}_1 + 0.565 4 \tilde{X}_2 + 0.569 3 \tilde{X}_3 + 0.157 6 \tilde{X}_4 - 0.066 1 \tilde{X}_5 + 0.552 7 \tilde{X}_6 \\ Y_2 = 0.019 7 \tilde{X}_1 + 0.074 9 \tilde{X}_2 + 0.105 6 \tilde{X}_3 - 0.663 6 \tilde{X}_4 - 0.7312 \tilde{X}_5 - 0.088 9 \tilde{X}_6 \end{cases}$$

其中 $\tilde{X}_1, \tilde{X}_2, \tilde{X}_3, \tilde{X}_4, \tilde{X}_5, \tilde{X}_6$ 分别代表中心标准化的“性别”、“年龄”、“工龄”、“职务级别”、“文化程度”和“工资等级”。公式中的系数表明第一主成分的取值主要取决于“年龄”、“工龄”和“工资等级”,而“性别”、“职务级别”和“文化程度”相对来说权重较小。第二主成分的取值主要取决于“职务级别”和“文化程度”,而“性别”、“年龄”、“工龄”和“工资等级”相对来说权重较小。由于是轧钢系统,人员的选拔主要依据工作经验,与文化程度关联度不是很大,因此依据第一主成分选取“年龄”、“工龄”和“工资等级”作为选拔轧钢系统人员时考虑的主要因素。

图 1 为轧钢系统人员的选拔留用散点分布图,横坐标代表原轧钢系统的人员数量,纵坐标代表分类时每一个员工的取值,点的分布越离散,分类越好,越理想化。本图中红色的点代表原陕钢厂被并购后轧钢系统留用的人员,黑色的点代表未被录用的人员,考虑到在进行人员分类和选拔过程中各种人为因素的影响,图中的点主要集中在 $[-2, 2]$ 之间,并且红点也较为集中,不是很理想。

(2) 炼钢系统人员的选择模型

查表 6 和 7 可知,这时第一主成分和第二主成分的计算公式为:

$$\begin{cases} Y_1 = 0.007 3 \tilde{X}_1 + 0.549 7 \tilde{X}_2 + 0.559 6 \tilde{X}_3 + 0.1617 \tilde{X}_4 - 0.272 8 \tilde{X}_5 + 0.533 0 \tilde{X}_6 \\ Y_2 = 0.663 9 \tilde{X}_1 - 0.023 5 \tilde{X}_2 - 0.023 8 \tilde{X}_3 - 0.478 9 \tilde{X}_4 - 0.564 0 \tilde{X}_5 - 0.103 2 \tilde{X}_6 \end{cases}$$

其中 $\tilde{X}_1, \tilde{X}_2, \tilde{X}_3, \tilde{X}_4, \tilde{X}_5, \tilde{X}_6$ 分别代表中心标准化的“性别”、“年龄”、“工龄”、“职务级别”、“文化程度”和“工资等级”。公式中的系数表明第一主成分的取值主要取决于“年龄”、“工龄”和“工资等级”,

而“性别”、“职务级别”和“文化程度”相对来说权重较小.第二主成分的取值主要取决于“性别”、“职务级别”和“文化程度”,而“年龄”、“工龄”和“工资等级”相对来说权重较小.由于是炼钢系统,人员的选拔主要依据工作经验,与文化程度关联度不是很大,而“工作经验”与“年龄”、“工龄”等有关.因此在进行轧钢系统人员选拔时依据第一主成分选取“年龄”、“工龄”和“工资等级”作为考虑的主要因素.

图2为炼钢系统人员的选拔留用散点分布图,横坐标代表原炼钢系统的人员数量,纵坐标代表分类时每一个员工的取值,点的分布越离散,分类越好,越理想化.本图中红色的点代表原陕钢厂被并购后炼钢系统留用的人员,黑色的点代表未被录用的人员,本图中点的分布较为离散,尤其是红点的分布与理想情况很接近,说明分类比较符合实际,在进行人员选拔时考虑的主要因素也与实际相符.

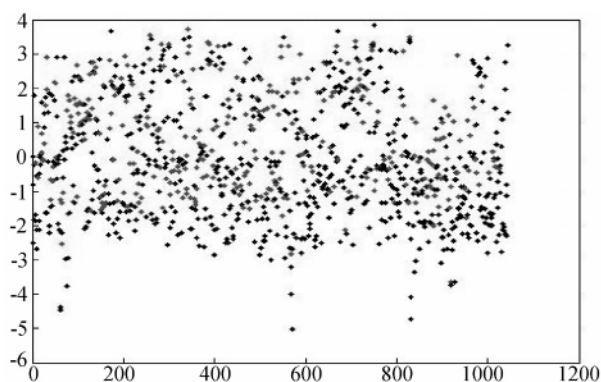


图1 轧钢系统人员选拔留用散点分布图

Fig. 1 Rolling system staff selection scattered points graph

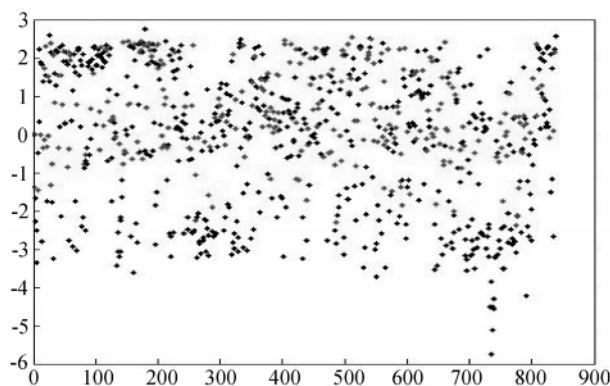


图2 炼钢系统人员选拔留用散点分布图

Fig. 2 Steelmaking system staff selection scattered points graph

3 结 论

随着并购活动的盛行,人力资源整合在并购活动中的重要性也越来越受到人们的重视.在国企并购活动中,由于国家体制和社会结构的不同,国外的整合偏重于兼并中的文化、人员的优化配置,对富余人员的安置研究较少,且更多采用裁员或一些奖励性的遣散政策,比较简单.对裁员的研究,也很少触及被裁员工的心理及职业发展影响.在国内研究中,人力资源整合侧重于实例及人员整合的过程,也很少深入研究整合方式与员工的选择问题.

本文通过定性与定量的方法,建立主成分分析模型,通过模型的预测结果与实际结果比较可得出如下结论:

(1)在轧钢系统、炼钢系统、金制系统、动力系统、安装运输等部门的人力资源整合过程中,年龄、工龄和工资等级起到极其重要的作用.由于这几个部门性质接近,工作的内容相近,都属于劳动密集型行业,人员的选拔会把年龄、工龄作为首要的考虑因素,而把文化程度放在其次.

(2)由于案例中被并购的对象是一家钢铁企业,因此,工龄、工作经验以及职位等级就成为影响员工能否在并购中留用的主要因素,这与事实也是相符的.

(3)通过实证分析和模型运行结果的对比可知本文所建立的基于员工特征的主成分分析模型在企业并购人力资源整合过程中,具有指导性的重要意义和实用价值,为企业并购的人力资源整合提供了一定的科学理论基础.

参考文献 References

- [1] FEYTER T D. Modeling Heterogeneity in Manpower Planning: Dividing the Personnel System into More Homogeneous Subgroups [J]. App l, Stochastic Models Bus Indi, 2006, 22 (3): 34-35.
- [2] UNDP Capacity Development, Technical Advisory Paper 11, In Capacity Development Resource Book [M]. Man-

agement Development and Governance Division, 1997.

- [3] 张 健,高明哲,李慧民. 企业兼并后的人力资源整合同综合评价模型及实证[J]. 西安建筑科技大学学报:自然科学版, 2011,43(2):243-246.
ZHANG Jian, GAO Ming-zhe, LI Hui-min. The human resource integration comprehensive evaluation model and empirical Study [J]. Xi'an Univ. of Arch. & Tech. :Natural Science Edition, 2011,43(2)243-246.
- [4] 张 健. 基于价值工程的改扩建项目投资决策分析[J]. 西安建筑科技大学学报:自然科学版, 2007,39(5):635-640
ZHA NG Jian. Research on investment decision for extension projects[J]. Xi'an Univ. of Arch. &Tech. Natural Science Edition, 2007,39(5):635-640.
- [5] 川 傅,荣 林. 主成分综合评价模型的探讨[J]. 系统工程理论与实践,2001(11):68-74.
CHUAN fu, RONG lin. Discussion on the principal components model[J]system theory and practice, 2001(11):68-74.
- [6] 程毛林. 论主成分分析法在综合评价经济效益中的应用[J]. 数理统计与管理,1992(2):7-11.
CHENG mao-lin. The application of the principal components on the economic assessment[J] mathematical statistics and management, 1992(2):7-11.
- [7] 朱宝宪. 公司并购与重组. [M]. 1 版. 北京:清华大学出版社,2006.
ZHU Bao-xian. The company of post-merger integration[M]. 1st ed. Beijing: qinghua publishing,2006.
- [8] 王小龙,张 浩,侯汉坡. 基于灰色主成分方法的大型公共工程项目评估模型[J]. 西安建筑科技大学学报:自然科学版,2003(4):372-375.
WANG Xiao-long,ZHANG Hao, HOU Han-po. Analysis model of principal components on the public construction [J]Journal of Xi'an University of Arch. &Tech. :Natural Science Edition,2003(4):372-375.
- [9] RODRIGUEZ V. Endogenous mergers and market structure [J]. International Journal of Industrial Organization, 2001, 19(8):1245-1261.

Human resources integration researches in enterprise merger based on principal component analysis

ZHANG Jian¹, LI Hui-min¹, YUAN Chun-yan²,GAO Ming-zhe¹

(1. School of Civil Eng. , Xi'an Univ. of Arch & Tech. , Xi'an 710055, China;

2. School of Civil Eng. ,Chang'an University,Xi'an 710064, China)

Abstract: The human resources integration for the company merger is very important. During the human resource selected process, according to some of the characteristics of the state-owned enterprise, this paper selected position level, date of birth, gender, educational level, working time, salary grade six characteristic factors to study the influence to the human resources conformity way. On the basis of the selected staff characteristics, the thesis used the principal component analysis quantitatively established enterprise merger of human resource integration staff characteristic model. Based on a empirical case study, we get that the method of the principal component analysis is useful and instructive for human resource integration during the enterprise merger process.

Key words: *enterprise merger; human resource integration; the principal component analysis integration model*