

8-13-2020

## Energy Consumption Analysis of Discrete Manufacturing Based on Improved Principal Component Analysis Method

Chen Yan

*Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;*

Wang Yan

*Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

# Energy Consumption Analysis of Discrete Manufacturing Based on Improved Principal Component Analysis Method

## Abstract

**Abstract:** Due to the complexity of energy consumption of the discrete manufacturing system and the interaction between energy consumption indexes, the result of energy consumption analysis is hard to obtain, establishing energy efficiency evaluation index of discrete system, based on the three levels of energy consumption of products, equipment energy efficiency, the energy efficiency of task process. Furthermore, a method was proposed to analyze the discrete manufacturing process energy consumption based on improved principal component analysis method. *The method introduced importance weights, overcame the shortcoming of traditional component analysis, which only emphasized the information weights, combined the subjective and objective of indexes which integrate, adopted the improved normalization during the data nondimensionalization* to avoid the loss of original data information and considered every factors of energy consumption analysis of discrete manufacturing. Case analysis and simulation show that the improved method is more reasonable and stable.

## Keywords

discrete manufacturing, energy consumption, evaluation index system, improved principal component analysis

## Recommended Citation

Chen Yan, Wang Yan. Energy Consumption Analysis of Discrete Manufacturing Based on Improved Principal Component Analysis Method[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(12): 3087-3094.

# 基于改进主成分分析法的离散制造能耗分析

陈彦, 王艳

(江南大学物联网技术应用教育部工程研究中心, 江苏 无锡 214122)

**摘要:** 针对离散制造能耗构成的复杂性, 能耗指标之间相互影响, 能耗分析结果难以获取的问题, 从产品能耗、设备能效、任务流程能效三个层面, 建立离散系统能效评价指标体系, 进而提出一种基于改进主成分分析法的离散制造能耗分析方法, 该方法引入指标重要性权重, 优化了传统主成分分析只强调信息权重的缺陷, 实现了指标客观性和主观性的有机结合, 并在数据无量纲化处理时采用改进的数据标准化方法, 避免了原始数据的信息丢失, 全面考虑离散能耗分析的各个因素。实例分析和仿真结果表明改进方法更具合理性和稳定性。

**关键词:** 离散制造; 能耗; 评价指标体系; 改进主成分分析

中图分类号: TP278 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2016) 12-3087-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201612030

## Energy Consumption Analysis of Discrete Manufacturing Based on Improved Principal Component Analysis Method

Chen Yan, Wang Yan

(Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

**Abstract:** Due to the complexity of energy consumption of the discrete manufacturing system and the interaction between energy consumption indexes, the result of energy consumption analysis is hard to obtain, establishing energy efficiency evaluation index of discrete system, based on the three levels of energy consumption of products, equipment energy efficiency, the energy efficiency of task process. Furthermore, a method was proposed to analyze the discrete manufacturing process energy consumption based on improved principal component analysis method. *The method introduced importance weights, overcame the shortcoming of traditional component analysis, which only emphasized the information weights, combined the subjective and objective of indexes which integrate, adopted the improved normalization during the data nondimensionalization to avoid the loss of original data information and considered every factors of energy consumption analysis of discrete manufacturing. Case analysis and simulation show that the improved method is more reasonable and stable.*

**Keywords:** discrete manufacturing; energy consumption; evaluation index system; improved principal component analysis

## 引言

制造业的节能减排一直是国家节能减排任务



收稿日期: 2016-06-13 修回日期: 2016-07-14  
基金项目: 国家自然科学基金(61572238), 国家高技术研究发展计划(2014AA041505), 江苏省杰出青年基金(BK20160001);  
作者简介: 陈彦(1991-), 男, 江苏徐州, 硕士生, 研究方向为离散制造能效优化; 王艳(1978-), 女, 江苏无锡, 教授, 博导, 研究方向为网络控制优化。

的关键之处, 而量多面广的离散制造(如航空航天、汽车制造、电子器件等)更是重中之重<sup>[1-2]</sup>。建立有效的能效评价体系, 运用可行科学的分析手段, 对离散制造企业节能工作有重要的现实意义, 为离散制造企业高效使用能源提供定量的分析和决策的依据, 有助于企业改善生产工艺和企业管理方式, 进而提高能源利用率。离散制造系统能耗主体构成

<http://www.china-simulation.com>

• 3087 •

是复杂和多样的<sup>[3]</sup>,同时能耗消耗状态和能耗消耗过程具有动态变化性和随机性的特点,导致离散制造系统过程能耗情况难以直接获取,为了获得离散制造系统较为科学的能耗水平,进行有关离散系统制造过程能耗分析方法方面的研究很有意义。

国内外在离散系统能耗分析方面的研究日益深化,文献[4]中用层次分析法根据指标影响程度对其排序,为指导企业制定科学的节能降耗措施提供了理论依据。如文献[5]中采用了灰色模糊算法解决了综合评价理论及研究中的问题,并运用于离散制造系统加工评价问题中。但是现有离散制造能耗量化分析方法中不能消除指标间的相互影响,并且权重较为片面,容易导致评价的不合理,并且为了弥补以上缺陷,本文提出一种基于改进主成分分析法的离散系统量化分析方法,可避免指标间的信息重叠,并综合考虑了指标信息的客观和主观权重。

## 1 问题描述

离散系统过程能耗主要包含三个主要方面:加工设备、生产工艺、生产资源配置的能耗,设备的性能、工艺水平和资源调度的水平直接影响着离散系统的能效水平,是离散制造能效评价的关键因素。离散能效评价关键因素的数据包括各种能耗数据,其来源主要途径有:智能电表、设备操作系统等。根据离散系统的特点,以及离散制造能耗评价的因素,提出改进主成分分析法,对离散制造系统能耗进行量化分析。

## 2 建立离散制造能耗评价指标体系

根据全面性、可行性、稳定性选取评价指标,同时要以实际情况为基础<sup>[6-7]</sup>。离散制造包括产品、任务、和生产设备等不同的层面,每个层次的能量消耗均有其特定的基本性质,并有其能效指标,因此本文从产品能耗、设备能效、任务流程能效三个层面,选取 8 个评价指标建立离散制造系统过程能耗评价指标体系,描述离散制造系统过程的能效水平情况,如图 1 所示。

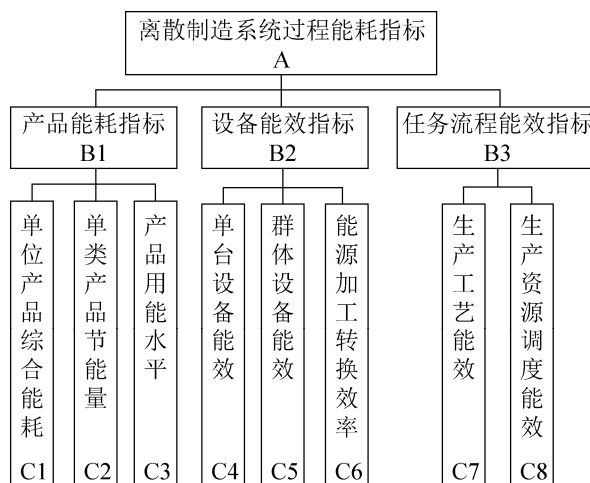


图 1 能耗评价指标体系

$$(1) \text{ 单类产品节能量 } C2 = (E_1 - C1)M$$

其中,  $C1$  表示统计期的单位产品综合能耗,单位为  $\text{kW}\cdot\text{h}$ 。 $E_1$  表示基期的单位产品综合能耗,单位为  $\text{kW}\cdot\text{h}$ 。 $M$  表示统计报告期产出的合格产品数量。

(2) 产品用能水平  $C3$  为定性指标,分为优、良、差三个标准。

$$(3) \text{ 单台设备能效 } C4 = E_2 / E_3$$

其中,  $E_2$  表示设备加工耗能,单位为  $\text{kW}\cdot\text{h}$ 。 $E_3$  表示设备总能耗,单位为  $\text{kW}\cdot\text{h}$ 。

$$(4) \text{ 群体设备能效 } C5 = \frac{\sum_{i=1}^m E_{2i}}{E_4}$$

其中,  $E_{2i}$  表示第  $i$  台设备加工耗能,单位为  $\text{kW}\cdot\text{h}$ 。 $E_4$  表示群体设备总能耗,单位为  $\text{kW}\cdot\text{h}$ 。

$$(5) \text{ 能源加工转换效率 } C6 = \frac{\sum_{i=1}^u (C1_i M_i)}{E_5}$$

其中,  $C1_i$  表示统计期不同产品的单位综合能耗,单位为  $\text{kW}\cdot\text{h}$ 。 $M_i$  表示不同产品的合格产品数量。 $E_5$  表示生产总能耗,单位为  $\text{kW}\cdot\text{h}$ 。

$$(6) \text{ 生产工艺能效 } C7 = \frac{\sum_{i=1}^n E_i}{E_6}$$

其中,  $E_i$  为每道工序的能耗,单位为  $\text{kW}\cdot\text{h}$ 。 $E_6$  表示完整工艺路线的设备输入能耗,单位为  $\text{kW}\cdot\text{h}$ 。

$$(7) \text{ 生产资源调度能效 } C8 = (E_7 - E_8) / E_8$$

其中,  $E_7$  表示调度前单位产品能耗, 单位为 kW·h。  
 $E_8$  表示调度后单位产品能耗, 单位为 kW·h。

### 3 基于改进主成分分析法的能耗分析

#### 3.1 主成分分析法原理及离散能耗分析

由于离散制造能耗评价指标体系包含的指标较多, 分析较为复杂, 并且指标间相互影响, 容易引起评价结果的不准确。主成分分析法的目标是保证数据信息丢失最小的情况下, 将高维变量进行降维处理, 经线性变换以及丢弃小部分变量信息, 用少数综合变量代替原始多维变量, 使评价模型得到简化<sup>[8]</sup>, 并且消除了原始变量之间的相互影响, 避免其信息重复。

综合评价是借助数学模型将多个评价指标值转变为一个整体评价价值。主成分分析法正是提供了这样的数学模型, 即借助一个正交变换, 将分量相关的原随机变量转成分量不相关的新变量。从几何角度来说, 是将原变量系统变换成新的正交系统, 使之指向样本点散布最开的正交方向, 从而对多维变量结构进行降维处理。离散制造过程能耗评价指标系统中, 主成分分析法将以少数的几个综合能耗评价指标替换原始的指标, 最终构造综合评价函数, 对离散制造能耗进行评价分析。

#### 3.2 改进主成分分析法

##### 3.2.1 改进主成分分析法权重

传统主成分分析法综合评价的权重来源于原始数据, 只考虑比较客观的信息量权重, 忽略了重要性权重对评价指标的主观价值判断, 综合评价时会导致评价结果偏离实际情况。为了弥补这个不足之处, 基于改进主成分分析法的离散制造能耗分析, 综合考虑原始指标的重要性权重以及综合指标的客观权重。

对原始指标主观赋权重, 利用专家法, 即通过集中专家的经验<sup>[9]</sup>, 对不同评价指标分别赋予权重, 将原始变量标准化矩阵  $\mathbf{Y} = (Y_{ij})_{n \times p}$  ( $n$  为样

本量,  $p$  为指标体系的指标量) 乘以相应的权重  $\mathbf{W}$ , 并得到新的标准化变量矩阵  $\mathbf{Z}$ :

$$\begin{aligned} \mathbf{Z} &= \mathbf{X}\mathbf{W} \\ \mathbf{W} &= \{W_1, W_2, \dots, W_p\}^T \\ \sum_{j=1}^p W_j &= p \end{aligned} \quad (1)$$

式中:  $W_j$  为指标体系中各指标通过专家法主观赋权重确定的重要性权重值。

##### 3.2.2 改进主成分分析无量纲化方法

由于分析方法中每个相关能耗指标的量纲、量级的不同, 可比较性较差, 因此需要对原始变量矩阵进行标准化处理, 传统主成分分析无量纲化, 使各指标方差相等均为 1, 忽视评价指标变异程度上的差异, 只包含原始数据的部分信息, 不能准确反映原始数据所包含的全部信息。因此用 Z-Score 变换对原始变量矩阵  $\mathbf{X} = (X_{ij})_{n \times p}$  ( $n$  为样本量,  $p$  为指标体系的指标量) 进行标准化处理, 使其具有良好的可比性。Z-Score 变换基于原始数据的均值和标准差进行数据标准化, 适用于指标属性最大值和最小值未知的情况, 或者超出取值范围的离散数据情况, 同时可保留原始数据的全部信息。原始变量矩阵  $\mathbf{X}$  经过变换得到标准化矩阵  $\mathbf{Y}$ , 转变公式如下:

$$\begin{aligned} Y_{ij} &= \frac{X_{ij} - \bar{X}_j}{S_j} \\ \bar{X}_j &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_{ij} \\ S_j^2 &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_{ij} - \bar{X}_j)^2 \\ (i &= 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, p) \end{aligned} \quad (2)$$

#### 3.3 改进主成分分析法的能耗分析计算

##### 3.3.1 确定主成分分析法能耗评价指标

评价指标集合为离散制造过程能耗评价指标体系底层的 8 个指标, 即评价指标集合为  $C = \{C1, C2, \dots, C8\}$ 。

### 3.3.2 定性指标的定量化处理

对于定性的能耗评价指标变量,需把定性指标转变为定量指标,采用分级打分法,对每级指标赋予一个分数值,如等级为“优、良、中、差”,则分值分别为“4、3、2、1”。

### 3.3.3 能耗评价指标一致化

能耗评价系统中的评价指标,对评价结果具有积极作用的指标称为正向指标,如单类产品节能量、设备能效、生产工艺能效等;而对评价结果产生消极影响的指标称为逆向指标,即数值越大对评价结果产生的影响越差。因此需要对逆向指标单位产品综合能耗  $C1$  进行正向处理,使所有能耗指标一致化,  $C1^*$  为处理后的结果:

$$C1^* = \frac{1}{C1} \quad (3)$$

### 3.3.4 建立原始变量矩阵

选取  $n$  个离散制造过程能耗的样本,设每个样本包含  $p=8$  个评价指标变量,则可建立能耗评价指标变量矩阵  $X$ :

$$X = (X_{ij})_{n \times p} = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1p} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{n1} & X_{n2} & \dots & X_{np} \end{bmatrix}$$

式中:  $X_{ij}$  表示第  $i$  个样本第  $j$  项的能耗评价指标变量值。

### 3.3.5 变量数据赋权重

原始变量矩阵  $X$  经过变换得到标准化矩阵  $Y$ ,使用专家法对评价指标体系中评价指标  $C = \{C1, C2, \dots, C8\}$  分别赋予权重值,权重值分别为  $W = \{1, 1, 0.8, 1.2, 1.2, 0.4, 1.2, 1.2\}$ , 则可得新的变量矩阵  $Z = [Y_1, Y_2, \dots, 1.2 \times Y_8]$ 。

### 3.3.6 求取主成分

计算标准化数据的相关系数矩阵  $R$ :

$$R = [r_{ij}]_{8 \times 8} = \frac{Z'Z}{n-1} \quad (4)$$

其中:  $Z'$  是标准化矩阵  $Z$  的转置矩阵。

$R$  的特征根  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \dots \geq \lambda_8$ , 表示各个主成分在评价对象上所起作用的大小,并求取相对应的特征向量为  $L_k = l_{k1}, l_{k2}, \dots, l_{k8}$ , 根据标准化的指标变量求得主成分:

$$F_k = l_{k1}Z_1 + l_{k2}Z_2 + \dots + l_{k8}Z_8 \quad (5)$$

其中:  $Z = [Z_1, Z_2, \dots, Z_8]$ ,  $F_k$  为第  $k$  个主成分,作为新的综合能耗指标。

### 3.3.7 确定主成分个数

确定主成分个数时,应能够满足如下原则<sup>[10]</sup>:使主成分分析信息丢失最小,与原变量相似性最大。

其中,称  $\frac{\lambda_k}{\sum_{i=1}^p \lambda_i}$  为第  $k$  个主成分的贡献率,称  $\frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{i=1}^p \lambda_i}$

为前  $k$  个主成分的累计方差贡献率<sup>[11]</sup>。

依据第一主成分的方差贡献率的多少来选择评价模型,现实情况中确定阈值为 85% 时<sup>[12]</sup>,能够保证在信息丢失最少的情况下主成分个数最少,并获得稳定的评价结果。假如第一主成分的方差贡献率大于 85%,相似性仅采用第一主成分对评价对象进行综合评价;假如第一主成分的方差贡献率小于或等于 85%,则需要按照主成分大小的顺序,将前  $k$  个主成分线性加权综合,则可包含所有能耗指标的信息。

根据累计方差贡献率的大小确定主成分个数,本文按照累计贡献率  $\alpha \geq 85\%$  选取主成分个数:

$$\alpha = \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{i=1}^p \lambda_i} \quad (6)$$

式中:  $k$  为主成分的个数。

### 3.3.8 确定综合评价函数分析能耗

对  $k$  个主成分进行加权求和,得最终评价函数:

$$F = \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_k} F_1 + \frac{\lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_k} F_2 + \dots + \frac{\lambda_k}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_k} F_k \quad (7)$$

$F$  为离散制造系统过程能耗样本的综合结果, 其大小表示能耗水平的优劣。通过主成分的表达式得出最密切相关的指标。

## 4 实例分析

本文选取一机床制造企业的生产车间作为分析对象, 运用主成分分析法进行能耗分析。采集指标数据如图表 1 所示, 其中能耗单位为 kW·h。

表 1 采集数据值

数据变量	样本 1	样本 2	样本 2	样本 4	样本 5
$\sum_{i=1}^n E_i$	23.3	27.4	20.2	24.7	23.2
$E_1$	25.0	29.0	21.5	26.1	25.8
$M$	5	2	10	5	5
$C_3$	中	中	良	中	良
$E_2$	8.9	10.2	9.6	9.3	8.5
$E_3$	11.8	12.7	11.5	11.0	10.6
$\sum_{i=1}^m E_{2i}$	85.6	93.0	91.5	89.2	88.6
$E_4$	126	130	120	127	115
$\sum_{i=1}^n (C_i M_i)$	110	102	122	131	125
$E_5$	170	156	185	179	196
$E_6$	40.1	55.3	45.2	48.9	50.1
$E_7$	26.0	24.5	28.0	25.0	22.5
$E_8$	22.5	21.0	22.0	21.0	23.0

### 4.1 求取评价指标值

经过指标计算计算规则, 得出每个评价指标数值, 如表 2 所示。

表 2 各指标变量值

指标	样本 1	样本 2	样本 3	样本 4	样本 5
$C_1$	23.3	27.4	20.2	24.7	23.2
$C_2$	8.5	3.2	13.0	7.0	13.0
$C_3$	中	中	良	中	良
$C_4$	0.75	0.80	0.83	0.85	0.80
$C_5$	0.70	0.72	0.76	0.70	0.77
$C_6$	0.65	0.65	0.66	0.73	0.63
$C_7$	0.58	0.50	0.45	0.51	0.46
$C_8$	0.21	0.17	0.27	0.19	0.20

### 4.2 定性指标的定量化处理

能耗评价系统中的产品用能水平是定性指标,

需要对其定量化处理, 产品用能水平对应的数值分别为 3, 3, 4, 3, 4。

### 4.3 能耗评价指标一致化

能耗评价系统中的逆向指标为单位产品综合能耗, 将变量数据采用公式(3)进行处理, 变换后的结果如下:

$$CI^* = \{0.043, 0.036, 0.050, 0.040, 0.043\}$$

### 4.4 建立评价指标原始变量矩阵

根据 5 个样本和每个样本的 8 个评价指标值, 建立原始变量矩阵  $X$ :

$$X = \begin{bmatrix} 0.043 & 8.5 & 3 & 0.75 \\ 0.036 & 3.2 & 3 & 0.80 \\ 0.050 & 13.0 & 4 & 0.83 \\ 0.040 & 7.0 & 3 & 0.85 \\ 0.043 & 13.0 & 4 & 0.80 \\ 0.70 & 0.65 & 0.58 & 0.21 \\ 0.72 & 0.65 & 0.50 & 0.17 \\ 0.76 & 0.66 & 0.45 & 0.27 \\ 0.70 & 0.73 & 0.51 & 0.19 \\ 0.77 & 0.63 & 0.46 & 0.20 \end{bmatrix}$$

### 4.5 原始数据标准化处理

求取第  $j$  个指标的样本均值:

$$\bar{X}_j = [0.42 \quad 8.94 \quad 3.40 \quad 0.81 \\ 0.73 \quad 0.66 \quad 0.50 \quad 0.21]$$

求取第  $j$  指标的标准差:

$$S_j = [0.005 \quad 4.18 \quad 0.55 \quad 0.38 \\ 0.033 \quad 0.04 \quad 0.05 \quad 0.04]$$

根据公式(2)对原始变量标准化处理, 结果如下:

$$Y = \begin{bmatrix} 0.117 & -0.11 & -0.73 & -1.48 \\ -1.25 & -1.37 & -0.73 & -0.16 \\ 1.48 & 0.97 & 1.10 & 0.63 \\ -0.47 & -0.46 & -0.73 & 1.16 \\ 0.117 & 0.97 & 1.10 & -0.16 \\ -0.90 & -0.36 & 1.55 & 0.053 \\ -0.30 & -0.36 & 0 & -1.00 \\ 0.90 & -0.10 & -0.97 & 1.65 \\ -0.90 & 1.72 & 0.19 & -0.48 \\ 1.206 & -0.88 & -0.78 & -0.21 \end{bmatrix}$$

## 4.6 变量数据赋权重

评价指标  $C = \{C_1, C_2, \dots, C_8\}$  对应权重值为  $\{1, 1, 0.8, 1.2, 1.2, 0.4, 1.2, 1.2\}$ , 对变量矩阵  $Y$  进行处理得到新的变量矩阵  $Z$ :

$$Z = \begin{bmatrix} 0.117 & -0.11 & -0.58 & -1.78 \\ -1.25 & -1.37 & -0.58 & -0.19 \\ 1.48 & 0.97 & 0.88 & 0.756 \\ -0.47 & -0.46 & -0.58 & 1.392 \\ 0.117 & 0.97 & 0.88 & -0.19 \\ -1.08 & -0.14 & 1.86 & 0.063 \\ -0.36 & -0.14 & 0 & -1.20 \\ 1.08 & -0.04 & -1.16 & 1.98 \\ -1.08 & 0.688 & 0.228 & -0.58 \\ 1.447 & -0.352 & -0.94 & -0.25 \end{bmatrix}$$

## 4.7 求解主成分和综合评价函数

### 4.7.1 计算标准化矩阵 $Z$ 的相关系数矩阵 $R$

根据公式(4)求取样本的相关系数矩阵, 计算结果如下所示:

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 0.868 & 0.730 & 0.101 \\ 0.868 & 1 & 0.887 & 0.074 \\ 0.730 & 0.887 & 1 & 0.217 \\ 0.101 & 0.074 & 0.217 & 1 \\ 0.544 & 0.745 & 0.963 & 0.179 \\ -0.16 & -0.30 & -0.45 & 0.667 \\ -0.36 & -0.49 & -0.80 & -0.64 \\ 0.98 & 0.748 & 0.65 & 0.150 \\ 0.544 & -0.16 & -0.36 & 0.975 \\ 0.745 & -0.30 & -0.49 & 0.748 \\ 0.963 & -0.45 & -0.80 & 0.654 \\ 0.179 & 0.667 & -0.64 & 0.151 \\ 1 & -0.57 & -0.85 & 0.480 \\ -0.57 & 1 & 0.139 & -0.11 \\ -0.85 & 0.139 & 1 & -0.36 \\ 0.480 & -0.11 & -0.36 & 1 \end{bmatrix}$$

### 4.7.2 求解主成分和评价函数

求得  $\lambda_1=4.706$ ,  $\lambda_2=1.823$ ,  $\lambda_3=1.240$ ,  $\lambda_4=0.232$ , 其余特征根过小, 趋向于 0, 此处可以忽略不计。

第一个主成分贡献率为:  $\frac{\lambda_1}{\sum_{i=1}^8 \lambda_i} \times 100\% = 58.8\%$ 。

依据评价模型选取规则, 由于第一主成分贡献率小于 85%, 所以需要根据主成分贡献率的大小, 对前几个主成分线性加权综合处理。求得前两个主成分累计方差贡献率为:

$$\frac{\sum_{i=1}^2 \lambda_i}{\sum_{i=1}^8 \lambda_i} \times 100\% = 81.3\%$$

求得前三个主成分累计方差贡献率为:

$$\frac{\sum_{i=1}^3 \lambda_i}{\sum_{i=1}^8 \lambda_i} \times 100\% = 96.8\% \geq 85\%$$

由于前三个主成分累计方差贡献率大于 85%, 所以确立评价方法中的主成分个数为三个, 即  $k=3$ , 并且第一个主成分包含的信息最多, 在过程能耗分析中作用最大, 相对应的特征向量  $L_1$ ,  $L_2$ ,  $L_3$  如下所示:

$$L_1 = \begin{bmatrix} 0.26 \\ -0.02 \\ 0.27 \\ 0.35 \\ 0.48 \\ -0.14 \\ 0.44 \\ 0.27 \end{bmatrix} \quad L_2 = \begin{bmatrix} -0.34 \\ 0.30 \\ -0.25 \\ 0.31 \\ 0.13 \\ 0.17 \\ -0.39 \\ 0.54 \end{bmatrix} \quad L_3 = \begin{bmatrix} 0.19 \\ 0.37 \\ 0.07 \\ -0.40 \\ 0.20 \\ -0.39 \\ 0.29 \\ 0.39 \end{bmatrix}$$

根据公式(5)得主成分表达式:

$$\begin{aligned} F_1 &= 0.26Z_1 - 0.02Z_2 + 0.27Z_3 + 0.35Z_4 + \\ &\quad 0.48Z_5 - 0.14Z_6 + 0.44Z_7 + 0.27Z_8 \\ F_2 &= -0.34Z_1 + 0.30Z_2 - 0.25Z_3 + 0.31Z_4 + \\ &\quad 0.13Z_5 + 0.17Z_6 - 0.39Z_7 + 0.54Z_8 \\ F_3 &= 0.19Z_1 + 0.37Z_2 + 0.07Z_3 - 0.40Z_4 + \\ &\quad 0.20Z_5 - 0.39Z_6 + 0.29Z_7 + 0.39Z_8 \end{aligned}$$



根据公式(7)得能耗综合评价函数:

$$F = 0.588F_1 + 0.228F_2 + 0.155F_3$$

#### 4.8 能耗分析结果

将样本数据代入主成分表达式,求得每个样本的最终评价结果,并对样本评价结果排名。结果如表 3 所示。

表 3 主成分评价结果

样本	第一主成分	第二主成分	第三主成分	综合结果	排名
1	0.12	1.10	0.01	0.40	1
2	-0.46	-1.09	1.94	-0.24	4
3	1.31	-1.10	-2.60	-0.13	3
4	0.13	0.58	0.63	0.35	2
5	-1.10	0.51	0.02	-0.38	5

通过改进主成分分析得出分析结果:

(1) 从表 3 评价结果排名可看出,样本 2、样本 3 和样本 5 这段期间的机床制造能耗水平过低,需采取有效的优化措施,提高能效综合利用率;

(2) 从主成分的表达式  $F_1$  可得出,与第一主成分显著正相关的能耗评价指标是群体设备能效和生产工艺能效,在能耗水平上起到的作用比较大,优化方法中可重点考虑这两个能效指标;从主成分的表达式  $F_2$  可得出,与第二主成分显著正相关的能耗评价指标是生产资源调度能效,同样是需要着重考虑的指标。

一般情况下,设备能效、生产工艺能效以及生产资源调度能效对制造业的能耗系统影响很大<sup>[13]</sup>,评价结果与现实相符合,同时验证了改进方法的合理性。

#### 4.9 仿真分析

验证基于改进主成分分析法的离散能耗分析方法的稳定性,将该方法对于样本偏离均值较大的指标值的敏感程度与传统主成分分析方法进行对比。将样本 3 中的  $C_4$  由 0.8 依次调整为 0.4 和 0.1 两个非正常值,并放入 Matlab 工具中进行仿真实验,分析结果如图 2 和图 3 所示:

由图 2 可看出五个样本的分析结果变化情况,主成分分析法能耗分析方法分析结果变化不大,灵敏度约为 5%~13%,图 3 看出传统主成分分析法的灵敏度结果约为 15%~21%,波动明显,说明某单个非正常的指标值对改进主成分分析法能耗分析结果影响较小,因此该方法更具备稳定性。另外由于改变的是样本三中的数据,而从图 2 看出样本三的波动最为明显,说明该方法具备合理性。

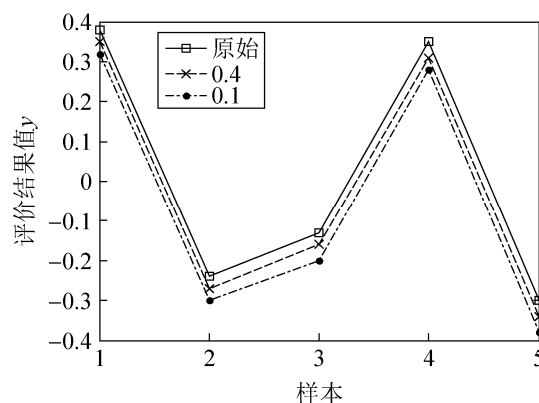


图 2 改进主成分分析法能耗分析结果

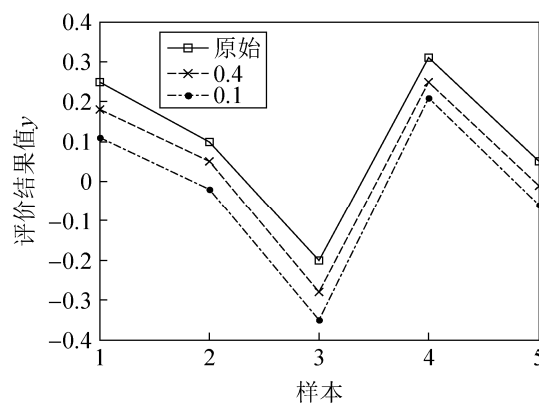


图 3 传统主成分分析法能耗分析结果

## 5 结论

离散制造系统是节能战略的关键之处,建立有效的能耗评价系统尤为重要。本文针对离散制造系统能耗复杂的特点,提出一种基于改进主成分分析法的离散能耗分析方法,可直观反映出各个阶段离散制造系统的能耗情况,以及密切相关的评价指标,有助于企业针对性的进行能耗优化。

## 参考文献:

- [1] Katharina B, Matthias V, Paul S. Integrating energy efficiency performance in production management-gap analysis between industrial needs and scientific literature [J]. *Journal of Cleaner Production* (S0959-6526), 2011, 19(6/7): 667-649.
- [2] Feng Q, Wu B, Jiang W. The evaluation of design for energy efficiency of buildings based on analysis hierarchical process and grey theory [J]. *Applied Mechanics & Materials* (S1662-7482), 2012, 10(1): 2412-2417.
- [3] 王景华, 韩江洪. 面向对象 Petri 网离散制造系统生产调度建模研究 [J]. *系统仿真学报*, 2008, 20(15): 4159-4162. (Wang Jinghua, Han Jianghong. Scheduling Modeling in Discrete Manufacturing System Based on Oriented Petri Net [J]. *Journal of System Simulation* (S1004-731X), 2008, 20(15): 4159-4162.)
- [4] Han Y, Geng Z, Liu Q. Energy efficiency evaluation based on data envelopment analysis integrated analytic hierarchy process in ethylene production [J]. *Chinese Journal of Chemical Engineering* (S1004-9541), 2014, 22(11): 1279-1284.
- [5] Pandey R K, Panda S S. Optimization of bone drilling parameters using grey-based fuzzy algorithm [J]. *Measurement* (S0263-2241), 2014, 47(1): 386-392.
- [6] Aqueveque P, Wiechmann E P, Henriquez J A, et al. Energy quality and efficiency of an open pit mine distribution system: An evaluation [C]// *Industry Applications Society Annual Meeting, 2014 IEEE. USA: IEEE, 2014: 1-7.*
- [7] Liu F, Cai Q, Chen S, et al. A comparison of the energy consumption and carbon emissions for different modes of transportation in open-cut coal mines [J]. *International Journal of Mining Science & Technology* (S2095-2686), 2015, 25(2): 261-266.
- [8] Tianjiang L I, Qiang D U. Abstract principal component analysis [J]. *Science China Mathematics* (S1674-7283), 2013, 56(12): 2783-2798.
- [9] 阮越, 陈汉武. 量子主成分分析算法 [J]. *计算机学报*, 2014, 37(3): 666-676. (Ruan Yue, Chen Hanwu. Quantum Principal Component Analysis Algorithm [J]. *Chinese Journal of Computers* (S0254-4164), 2014, 37(3): 666-676.)
- [10] 贺彦林, 王晓. 基于主成分分析-改进的极限学习机方法的精对苯二甲酸醋酸含量软测量 [J]. *控制理论与应用*, 2015, 32(1): 80-85. (He Yanlin, Wang Xiao. Modeling of acetic acid content in purified terephthalic acid solvent column using principal component analysis based improved extreme learning machine [J]. *Control Theory and Applications* (S1751-8652), 2015, 32(1): 80-85.)
- [11] Wang R, Gong X, Xu M, et al. Fault detection of flywheel system based on clustering and principal component analysis [J]. *Chinese Journal of Aeronautics* (S1000-9361), 2015, 28(6): 1676-1688.
- [12] Min Z, Wang G A, Shuguang H E, et al. Modified Multivariate Process Capability Index Using Principal Component Analysis [J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering* (S1000-9345), 2014, 27(2): 249-259.
- [13] Yang Y L, Tai H X, Shi T. Weighting indicators of building energy efficiency assessment taking account of experts' priority [J]. *Journal of Central South University* (S2095-2899), 2012, 19(3): 803-808.
- [14] Przybylek P, Nadolny Z, Moscicka G H. Bubble Effect as a Consequence of Dielectric Losses in Cellulose Insulation [J]. *IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul.* (S1070-9878), 2010, 17(3): 913-919.
- [15] Przybylek P, Moranda H, Walczak K, et al. Can the Bubble Effect Occur in an Oil Impregnated Paper Bushing? [J]. *IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul.* (S1070-9878), 2012, 19(6): 1879-1883.
- [16] Landau L D, Lifshitz E M, Pitaevskii L P. *Electrodynamics of Continuous Media* [M]. 2nd Edition. Singapore: Elsevier Pte Ltd, 2007.
- [17] 危卫, 张云伟, 顾兆林. 电场作用下电流变液滴的变形及力学行为 [J]. *科学通报*, 2013, 58(3): 197-205.
- [18] 曹昌祺. *经典电动力学* [M]. 北京: 科学出版社, 2009.
- [19] 曾水平, 王沙沙, 王蓉娟. 300 kA 预焙阳极铝电解槽物理场的计算机仿真 [J]. *系统仿真学报*, 2015, 27(5): 935-942. (Zeng Shuiping, Wang Shasha, Wang Rongjuan. Simulation of Physical Field of 300 kA Prebaked Aluminum Reduction Cell [J]. *Journal of System Simulation* (S1004-731X), 2015, 27(5): 935-942.)

(上接第 3086 页)