

# 基于微粒群算法的组织评估优化方法及实例

徐海宁, 陈其晖

(同济大学现代远程教育研究所, 上海 200092)

**摘要:** 组织评估的关键因素是合理地确定各项指标的权重。该文将微粒群算法应用于评估指标权重的寻优中, 以专家组对初始评估模型进行修正的结果作为评估寻优的参考基准, 给出一种基于该算法的权重优化解决方案。针对网大中国大学排行榜指标体系进行优化, 验证了该算法的有效性。

**关键词:** 评估; 权重优化; 群体智能; 微粒群算法

## Optimizing Method and Real Case of Organization Evaluation Based on Particle Swarm Optimization

XU Hai-ning, CHEN Qi-hui

(E-learning Institute, Tongji University, Shanghai 200092)

**【Abstract】** The key factor of performance evaluation is how to confirm the weighing of evaluation in a reasonable way. Particle Swarm Optimization (PSO) is applied to optimize the process of evaluation. Result of expert team's advice on correcting the original evaluation model is taken as reference benchmark of optimizing. A feasible solution based on this algorithm is advanced to optimize the evaluation weighing, and it is applied to the evaluation index system of NETBIG's Chinese University Rankings, and the validity is proved by the example.

**【Key words】** evaluation; weighing optimizing; swarm intelligence; Particle Swarm Optimization(PSO)

### 1 概述

各类组织的评估牵涉因素比较多, 从评估各级指标的选择、评估数据的采集, 以及评估指标权重的确定都是影响评估客观性、准确性的关键因素。而评估指标体系的科学性主要体现在特定的评估目标指引下, 对所选取的评估指标权重确定是否合理。权重确定方法有主观权重法和客观赋权法2种, 各类组织绩效评估方案采取的指标权重确定方法大多采用了主观权重法, 评估结果受主观因素影响较大, 如何建立一套客观的评估指标权重优化方法是客观赋权法需要解决的一个关键问题。

群智能理论研究领域主要有2种算法: 蚁群算法<sup>[1]</sup>(Ant Colony Algorithm, ACA)和微粒群算法<sup>[2-3]</sup>(Particle Swarm Optimization, PSO)。ACA是求解组合优化问题的优秀算法, 比较典型的应用研究包括网络路由优化、数据挖掘以及一些经典的组合优化问题。PSO是一种新颖的优化搜索算法, 主要应用于函数优化、神经网络训练、模糊系统控制、数据聚类以及原有的一些遗传算法的运用领域, PSO的流程简单易实现, 算法参数简洁, 无需复杂的调整<sup>[4]</sup>。

### 2 问题描述与模型建立

#### 2.1 问题描述

评估指标体系权重优化问题可以描述如下: 某一评估模型为 $y=c_1x_1+c_2x_2+\dots+c_nx_n$ , 其中,  $y$ 为评估值;  $x_1, x_2, \dots, x_n$ 为评估指标;  $c_1, c_2, \dots, c_n$ 为指标权重。当评估指标基本确定以后, 评估模型的优化问题就转化为评估权重的优化问题。对于 $m$ 个评估对象, 给出所有与评估目的有关的数据资料, 采用DELPHI法邀请社会权威专家组对这 $m$ 个评估对象进行主观评估, 经过数据处理后得出 $m$ 个评估对象的评估基准值为:

$y_1^*, y_2^*, \dots, y_m^*$ 。把 $m$ 个评估对象的数据代入评估模型, 得出 $m$ 个评估值:  $y_1, y_2, \dots, y_m$ , 通过在指标权重取值范围(0,1)内寻优, 存在这样一组指标权重 $(c_1^*, c_2^*, \dots, c_n^*)$ , 使得 $D=\sqrt{\sum_{i=1}^m (Y_i - Y_i^*)^2}$ 最小, 即评估矢量 $Y(y_1, y_2, \dots, y_m)$ 最接近评估基准矢量 $Y^*(y_1^*, y_2^*, \dots, y_m^*)$ , 此时对应的评估模型 $y=c_1^*x_1+c_2^*x_2+\dots+c_n^*x_n$ , 即最优评估模型。本文假定专家组的评估结论是合理的, 并被社会广泛认可。

#### 2.2 模型建立

评估权重的最优化问题可以构造如下:

$$\text{Min}\{D=\sqrt{\sum_{i=1}^m (Y_i - Y_i^*)^2}\} \quad (1)$$

$$y_i = c_1x_{i1} + c_2x_{i2} + \dots + c_nx_{in} \quad i=1, 2, \dots, m \quad (2)$$

$$c_1 + c_2 + \dots + c_n = 1 \quad (3)$$

其中,  $0 < c_1 < 1, 0 < c_2 < 1, \dots, 0 < c_n < 1$ 。

在模型中, 式(1)为目标函数, 其中,  $y_i$ 为第 $i$ 个评估对象按照评估模型式(2)计算所得的评估值;  $x_{ij}$ 表示第 $i$ 个评估对象的第 $j$ 个评估指标的数据;  $y_1^*, y_2^*, \dots, y_m^*$ 为权威专家组评估得出的评估参考基准(也称为社会共识)。式(3)为评估指标权重约束, 所有的指标权重加起来必须为1, 同时所有的评估指标权重都在0~1之间。

**基金项目:** 国家自然科学基金资助重点项目(70531020); 上海市教育科学基金资助重点项目(A0401); 教育部人文社会科学研究青年基金资助项目(05JC88053)

**作者简介:** 徐海宁(1971-), 男, 高级工程师、博士研究生, 主研方向: 远程教育, 企业管理, 智能评估; 陈其晖, 副研究员

**收稿日期:** 2007-07-04 **E-mail:** xuhn@tjce.tongji.edu.cn

### 3 算法设计

本文在求解最优评估权重的微粒群算法时, 权重优化的评估基准并非固定不变, 而是动态渐进、逐步优化的过程。算法步骤如下<sup>[4-5]</sup> :

(1)选取评估对象样本, 初始权重为 $(c_{10}, c_{20}, \dots, c_{n0})$ , 以第 1 年的数据按照 $y=c_{10}x_1+c_{20}x_2+\dots+c_{n0}x_n$ 计算所得评估结果 $(y_1, y_2, \dots, y_m)_1$ 作为基础, 由权威专家组采用DELPHI法对此结果进行修正改进, 所得结果作为评估参考基准 $(y_1^*, y_2^*, \dots, y_m^*)_1$ 。

(2)把具有 $n$ 个评估指标的指标体系权重优化问题转化为一个 $n$ 维空间中的目标搜索问题, 有 $s$ 个微粒组成一个群落, 其中, 第 $k$ 个微粒表示为一个 $n$ 维的向量 $C_k = \{c_{k1}, c_{k2}, \dots, c_{kn}\}$ ,  $k=1, 2, \dots, s$ , 即第 $k$ 个微粒在 $n$ 维的搜索空间中的位置是 $C_k$ 。将 $C_k$ 带入目标函数(式(1)~式(3))就可以计算出其评价价值, 再根据评价价值的大小衡量 $C_k$ 的优劣。

(3)第 $k$ 个微粒的“飞翔”速度也是一个 $n$ 维向量, 记为 $V_k = \{v_{k1}, v_{k2}, \dots, v_{kn}\}$ 。记第 $k$ 个微粒迄今为止搜索到的最优位置矢量为 $P_k = \{p_{k1}, p_{k2}, \dots, p_{kn}\}$ , 整个微粒群迄今为止搜索到的最优位置矢量为 $P_g = \{p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gn}\}$ 。

(4)对每一代, 其第 $d$ 维( $1 \leq d \leq n$ )根据如下方程变化:

$$v_{kd} = w_1 \times v_{kd} + q_1 \times r_1 \times (p_{kd} - c_{kd}) + q_2 \times r_2 \times (p_{gd} - c_{kd}) \quad (4)$$

$$c_{kd} = c_{kd} + w_2 v_{kd} \quad (5)$$

其中,  $w_1$ 为惯性权重;  $q_1$ 和 $q_2$ 为加速常数;  $r_1$ 和 $r_2$ 为介于 $[0, 1]$ 之间的随机数;  $v_{kd} \leq v_{\max}$ ,  $v_{\max}$ 为粒子飞行最大速度;  $w_2$ 是速度约束因子, 目的是控制速度的权重。

(5)评价函数为式(1)~式(3), 按此评价函数计算各个微粒子新位置的适应值。

(6)对各个粒子, 若粒子的适应值优于原来的个体最优位置 $P_k$ , 设置当前适应值为个体最优位置 $P_k$ 。

(7)根据各个粒子的个体最优位置 $P_k$ 找出全局最优位置 $P_g$ 。

(8)按式(4)更新粒子的速度, 并把它限制在 $v_{\max}$ 内。

(9)按式(5)更新粒子当前的位置。

(10)终止条件: 达到最大迭代次数或粒子的适应值足够好, 本文适应值为式(1), 可以根据评估对象特点取适当的适应值阈值。

(11)寻优所得全局最优 $P_g = \{p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gn}\}$ 作为第 2 年评估指标权重, 代入评估模型 $y=p_{g1}x_1+p_{g2}x_2+\dots+p_{gn}x_n$ , 以第 2 年数据代入此评估模型, 计算所得评估结果 $(y_1, y_2, \dots, y_m)_2$ 作为基础, 由权威专家组采用DELPHI法对此结果再次进行修正改进, 所得结果作为评估参考基准 $(y_1^*, y_2^*, \dots, y_m^*)_2$ 。

对新的评估参考基准采用PSO算法, 重复第(2)步~第(11)步, 寻优所得权重组合 $(c_1, c_2, \dots, c_n)_2$ 作为第 3 年的评估权重, 以此类推。

评估参考基准随着对评估客体的认识逐步加深, 逐步趋于客观、准确, 评估指标权重的优化也趋于准确, 更能反映评估目的。本文假设: 评估专家组对当年评估结果的修正更贴近评估对象的真实状况; 对评估对象的认识逐年加深, 专家组的评估结果逐年趋于客观、准确。

### 4 算例分析

用本文的指标权重优化模型对网大提出的 2005 年《网大中国大学排行榜指标体系》<sup>[6]</sup>进行算例试验(篇幅原因, 逐年改进部分基本原理相同, 不再赘述)。选取网大的前 31 所学校作为示例, 具体数据如表 1 所示。

表 1 实验数据

学校名称	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$	$Y_i$	$Y_i^*$
清华大学	100.0	93.1	100.0	100.0	100.0	100.0	98.6	100
北京大学	99.7	100.0	69.5	89.9	93.2	80.6	88.4	92
南京大学	90.8	76.7	55.2	86.2	72.0	53.3	71.5	72
中国科学技术大学	88.0	89.1	52.3	89.1	60.4	47.3	70.3	70
复旦大学	91.9	67.4	52.1	83.8	63.1	60.9	68.1	73
浙江大学	90.0	45.8	54.4	80.1	69.2	84.4	67.5	65
上海交通大学	89.0	41.5	49.8	79.0	61.5	66.7	61.7	65
南开大学	83.9	63.4	33.4	83.5	64.1	51.5	61.0	61
北京师范大学	79.6	52.6	46.9	78.2	57.0	48.8	58.8	60
中国人民大学	80.8	58.6	24.8	86.9	51.3	60.6	56.7	61
中山大学	78.9	56.8	29.3	76.2	38.9	66.4	54.1	54
武汉大学	82.0	40.5	23.3	78.9	58.8	58.5	53.2	54
西安交通大学	81.7	40.8	28.4	82.0	52.9	54.4	53.1	55
华中科技大学	77.3	36.0	24.6	74.6	55.4	59.9	50.9	52
天津大学	78.4	36.6	25.3	76.9	59.4	47.4	50.8	50
大连理工大学	67.7	47.1	26.1	80.2	52.5	47.2	50.6	49
北京航空航天大学	75.5	27.5	21.3	82.3	60.6	63.3	50.5	52
厦门大学	75.1	52.1	20.3	77.8	45.4	38.3	48.7	50
四川大学	75.5	43.4	18.6	71.5	47.5	58.4	48.7	48
哈尔滨工业大学	81.1	22.7	30.2	76.0	47.5	58.5	48.5	49
东南大学	74.8	44.3	13.4	76.6	47.4	47.3	46.9	48
同济大学	80.8	25.4	12.5	75.2	52.8	64.4	46.7	49
北京科技大学	64.5	27.0	25.0	73.0	56.1	50.0	46.0	47
吉林大学	74.8	31.5	18.2	68.0	48.9	58.6	46.0	48
华东师范大学	71.7	45.1	16.6	70.2	43.0	44.1	45.3	46
中南大学	67.7	38.6	16.2	66.4	46.1	56.5	44.9	46
北京理工大学	67.4	34.9	13.0	83.2	45.6	47.7	44.3	46
西北工业大学	69.9	24.9	15.9	73.7	48.0	60.0	44.1	44
华南理工大学	66.6	38.3	10.5	70.6	46.0	50.7	43.3	44
山东大学	72.1	26.1	23.9	63.6	48.1	42.4	43.2	47
华东理工大学	60.6	42.0	12.7	71.8	51.5	36.3	43.0	44

表 1 中的 $X_1 \sim X_6$ 分别代表声誉得分、学术资源得分、学术成果得分、学生情况得分、教师资源得分和物资资源得分 6 项评估指标;  $Y_i$ 代表在未优化过的初始权重情况下计算所得到的评估值, 初始权重 $C_1=0.15, C_2=0.20, C_3=0.22, C_4=0.12, C_5=0.19, C_6=0.12$ ;  $Y_i^*$ 代表经专家组的修正之后的得分, 即寻优目标。

本文中微粒群数设为 100, 经微粒群寻优之后, 使模型中的目标函数  $D = \sqrt{\sum_{i=1}^m (Y_i - Y_i^*)^2}$  的值最小, 终止条件为: 微粒群寻优到达设定的最大迭代次数, 本文实验中设为 1 000 次。算法中参数的不同对寻优效率有明显影响, 不同的参数组合算法测试 20 次, 计算平均收敛速度(达到最优值的迭代次数)及平均最优值, 剔除部分算法性能较差的参数组合, 几种典型的参数组合对算法性能的影响情况见表 2。

表 2 不同参数对算法性能的影响情况对比

序号	加速常数 $q_1$	加速常数 $q_2$	惯性权重 $w_1$	速度约束因子 $w_2$	最大速度 $v_{\max}$	迭代次数	平均最优值
1	1	2	1.0	1.0	0.5	333	8.991
2	2	1	1.0	1.0	0.5	328	8.991
3	2	1	0.5	1.0	0.5	19	8.991
4	2	1	0.5	1.0	2.0	18	8.991
5	2	1	0.5	1.0	0.1	19	8.991
6	2	1	0.5	1.0	10.0	21	8.991
7	1	2	0.5	1.0	2.0	20	8.991
8	2	1	2.0	1.0	0.5	755	8.991
9	2	1	0.2	1.0	2.0	29	9.028
10	2	1	0.5	0.5	2.0	42	8.994
11	2	1	0.5	2.0	2.0	92	8.991

可以看出, 改变加速常数 $q_1, q_2$ 对算法性能影响不大; 惯性权重 $w_1$ 为 0.5 时收敛速度很快, 且能达到最优值, 算法

(下转第 196 页)