

# 遗传算法在绩效评价中的应用

## Research of Genetic Algorithm Applied to Performance Evaluation

孟凡龙 (中国科学院研究生院 北京 100039)

王文杰 (中国科学院研究生院 信息科学与工程学院 北京 100039)

**摘要:**本文介绍了传统绩效评价的方法,提出了一种新的基于遗传算法的评价标准产生的方法,解决了传统评价方法中准确度低的弊病,因传统的评价标准的产生是依靠人为制定因此准确度低,故利用遗传算法对评价标准进行优化,找到相对最优的评价标准,以提高评价标准的准确度。本文给出了基本设计及算法描述,并通过实例证明了算法的性能。

**关键词:**绩效评价 适应度 遗传算法

### 1 评价标准与遗传算法

在绩效评价系统对评价标准的选择是一个重要的组成部分,因为选取不同的标准会直接导致评价结果得不通,在一种标准下可能是企业的评价结果是优秀而在另外的标准下可能评价结果就变成了良好。绩效评价系统的两个主要功能也与评价标准的选择密切相关:

① 与其他公司比较以确定本企业的地位,这时传统的绩效评价系统对评价标准的选取主要是通过采用外部标准,例如:国家公布的相关企业标准或者是采用同行业标准。

② 绩效评价的一个更主要目标是对企业内部的组织进行评价以便对企业的人、财、物资源进行调拨。目前的做法都是采用企业自定义标准进行评价,对自定义标准的创建传统的做法是人为的指定自定义的评价标准,但这个制定的方法缺乏理论基础验证,因此其准确性相当低。实践证明当一个组织采用一个标准的时候,只有监控人和被监管人都对该标准满意——认可标准时,该标准才是准确,这时评价的结果才是有意义的。相反根据不准确的标准评价出的结果是不能指导资源流向的,甚至是有害的。

评价过程中使用标准的准确性是一个关键,因为它将决定企业资源的分配和决策的制定,所以一个相

对准确的标准的意义是重大的。为了能够获得一个相对准确的标准,需要有一个基于一定模型来产生的标准。为了达到这个目标必须有一个评价标准产生行为的概括模型而生成评价标准的模型的最有效的方法是应用数据分析算法,数据分析算法包括数据挖掘技术和遗传算法等。

遗传算法<sup>[2]</sup> (Genetic Algorithm) 是美国 Michigan 大学教授 J. Holland 在 1975 年提出的,它是一种模拟生物进化过程的算法,与传统算法相比有高鲁棒性、全局搜索性、内在并行性等优点,为许多以前无法解决或难以解决的复杂问题提供了新的计算方法。遗传算法早已被众多的领域接受,它在数据挖掘中的应用也受到了很大重视。

### 2 算法介绍

#### 2.1 编码

应用遗传算法,首先要解决的问题是如何对评价标准的具体问题进行编码。遗传算法主要是通过遗传操作对群体中具有某种结构形式的个体施加结构重组处理,逐步逼近最优解,所以,遗传算法不能直接处理问题空间的参数,必须把它们转换成遗传空间的由基因按一定结构组成的染色体或个体。

对于产生标准的实际问题,本文采用二进制编码

能够更好的符合编码原则的设计思想,我们用 0-1 二进制数对标准产生问题的各标准项进行编码。

采用 0-1 编码,可以精确的表示整数,也可以表示枚举型的标准中的项目,例如存货种类(电视,冰箱,洗衣机,微波炉),可用二进制数简单的表示为:电视-00,冰箱-01,洗衣机-10,微波炉-11。

连续变量也可以采用二进制编码,但需要考虑精度。对给定的区间 $[a, b]$ ,设采用二进制编码长为 $n$ ,则任何一个变量

$$x = a + a_1 \frac{b-a}{2} + a_2 \frac{b-a}{2^2} + \dots + a_n \frac{b-a}{2^n} \quad (3-1)$$

对应一个二进制码 $a_1 a_2 \dots a_n$ 。二进制编码与实际变量的最大误差为 $\frac{b-a}{2^n}$ 。例如标准使用方所能接受的净利润的区间为 $[10, 15]$ ,取为 4,由公式(3-1)可得其中的一个编码为:1101

$$(x = 10 + 1 \times \frac{15-10}{2} + 1 \times \frac{15-10}{2^2} + 0 \times \frac{15-10}{2^3} + 1 \times \frac{15-10}{2^4} = 14.0625 \approx 14.06)$$

若该评价标准只涉及存货种类和净利润两个评价标准款项,则该问题的其中一个编码可表示为:101101(洗衣机、14.06)。

本文在确定每个个体编码的时候,对于某个标准项目的取值范围取为所有个体中相同项目的最大值和最小值,这个范围是该标准项目有效的范围取值。在该范围内确定各个个体的该项编码。

## 2.2 适应度函数

绩效评价系统中,适应度函数值主要是根据评价标准相关方确定的各标准项目值的满意度计算得到的。满意度的方法假定由于决策环境及所决策的问题本身的复杂性,给追求最大化带来了巨大的困难,此时,标准制定应并不是追求最佳化,而是寻找一种并非最佳但却能令人满意的结果,这就是所谓的有限理性原则。因此,遗传算法求得的最终标准追求的是对标准制定双方来说最满意的解而不是最优解。这里,针对标准产生问题,给出以下约定:

约定 1: 用表示需标准中的款项,其中 $i=1, 2, \dots, n$ 。

约定 2:  $x_i(t)$  表示第 $t$ 回合第 $i$ 个标准中的款项可以取的第 $j$ 个属性 $i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m_i, t$ 为回合。 $X(t)$ 为方案向量,记为: $X_k(t) = [x_{k1}(t), x_{k2}(t), \dots, x_{kn}(t)]^T$

表示其中一个方案, $k=1, 2, \dots, n_i$ 。其中 $x_{ij}(t) \in D(t), D(t)$ 表示第 $t$ 回合标准相关方为第 $i$ 个标准中的款项设定的取值范围的并集。

约定 3: 在评价标准产生中,通过每一回合的提议,局中相关方对各个标准中的款项不同的属性值的满意度为 $s_{pi}(t)$ ,其中 $i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m_i$ 。 $S_p(t) = [s_{p1i}(t), s_{p2i}(t), \dots, s_{pm_i}(t)]^T$ 为第 $p$ 个相关方的满意度向量。 $f_{pk}(t) = \prod_{i=1}^n s_{pki}(t)$ 表示相关方 $p$ 对 $k$ 个方案的满意度。

所以,适应度函数可表述为:

$$\text{fitness}_k(t) = \prod f_{pk}(t)$$

显然,我们要求出使适应度函数值最大的方案。

## 2.3 初始值设定

初识个体的提供者提供该个体各个评价标准项目的取值范围和项目之间的权重。接下来是要确定每个评价标准项目可选值的满意度。实际上每个评价标准项目的权重就是令评价方对最满意的标准项的最大满意度,下面需要让评价个体确定最不满意的的评价标准项目的满意度,也即最小满意度。这里,我们并没有将最小满意度的值直接设为零,因为对不同的标准参与者来说,最不满意的的评价标准项的满意度不一定为零。各标准项目的其它可选值可以通过比例计算得到。

## 2.4 遗传操作

### 2.4.1 选择

在遗传算法中,通过选择将优良个体插入下一代新群体淘汰劣质个体,体现“优胜劣汰”的原则。发展各种选择操作的目的是为了避免基因缺失,提高全局收敛性和效率。选择操作策略与编码无关,选择的主要思想是串的复制概率正比于其适应度,即适应度大的个体接受选择,使之繁殖;适应度小的个体则予删除,使之死亡。本文采用赌轮选择,用个体的适应度与群体中个体的适应度的总和的比值作为其被选择的概率。个体的适应度越高,被选择的概率越大。

### 2.4.2 交叉

本文采用对父本之间基于各自适应度的操作方法,即重组操作<sup>[6]</sup>来实现交配操作。

重组操作实际上不是对一对父本的基因进行交换,而是按照交配概率先随机选定一对父本染色体,再根据适应度高的父本被选取的概率大的原则,按序由一对父本中选取等位基因组成一个子染色体。记所选

的一对父本为  $A_1$  和  $A_2$ , 在第  $t$  回合其适应度值分别为  $fitness_1(t)$ 、 $fitness_2(t)$ 。计算出选取等位基因的概率:

$$p_1 = fitness_1(t) / [fitness_1(t) + fitness_2(t)] \quad (3-2)$$

$$p_2 = fitness_2(t) / [fitness_1(t) + fitness_2(t)] \quad (3-3)$$

然后从  $i=1, 2, \dots, L$  ( $L$  为个体中字符串的长度) 按照  $p_1, p_2$  从  $A_1$  或  $A_2$  中选取等位基因, 具体操作为:

(1) 产生 0 至 1 之间的随机序列  $\alpha_i (i=1, 2, \dots, L)$ 。

(2) 将  $\alpha_i$  与  $p_1$  或  $p_2$  做比较以确定所选取的等位基因。

① 若  $p_1 \leq p_2$ , 则当  $\alpha_i \leq p_1$  时选取  $A_1$  的等位基因, 当  $\alpha_i > p_1$  时选取  $A_2$  的等位基因。

② 若  $p_1 > p_2$ , 则当  $\alpha_i \leq p_2$  时选取  $A_2$  的等位基因, 当  $\alpha_i > p_2$  时选取  $A_1$  的等位基因。

(3) 重复操作(2), 直至产生一个子染色体。

例如, 对于已选定的一对父本染色体  $A_1 - >00 \mid 1000$  (存货种类: 电视, 净利润: 12.5)、 $A_2 - >10 \mid 1101$  (存货种类: 洗衣机, 净利润: 14.06), 在第  $t$  回合其适应度值分别为  $fitness_1(t) = 0.6$ ,  $fitness_2(t) = 0.8$ , 由公式(3-2)、公式(3-3)可得  $p_1 = 0.428571$ ,  $p_2 = 0.571429$ 。设随机数  $\alpha_i (i=1, 2, \dots, 6)$  构成的序列为: 0.326128, 0.569247, 0.678452, 0.617459, 0.129423, 0.423672。于是, 按照重组操作的方法可得子染色体如图 1 遗传算法中的重组操作所示。

A1 001000  
A2 101101 → A3 001100 (存货种类: 电视, 净利润: 13.75)

图 1 遗传算法中的重组操作

### 2.4.3 变异

本文采用简单变异, 随机产生变异位, 然后对变异位作翻转操作, 形成一个新个体。例如对于个体 111111, 产生的变异位是 3, 则变异后的新个体为 110111。

变异产生的新个体有可能不如原个体, 因此应进行比较, 若新个体的适应度高于原个体的适应度, 替换原个体, 这样可以取消变异概率, 放心变异。

### 2.4.4 挑选

对新产生的个体分解成不同的标准项, 把该标准

项按照标码规则的相反操作产生一个具体的数值, 再把这个新的方案放到每个参加评价的个体的相关标准项目取值范围中去确定相关的满意度, 然后以便于计算该新方案的适应度。

为了避免丢失较好个体, 文献<sup>[7]</sup>保存一定数量的原群体中的较好个体, 用来替换新群体中的较差个体, 但这仍有可能丢失较好个体, 因为如果新群体较好, 可能较差个体的适应度高于原群体中较好个体的适应度, 可是却被替换; 而如果新群体较差, 又可能较好个体的适应度低于原群体中较差个体的适应度, 可是却未被替换。

适应度极高的个体很可能被选择多次, 相同的这样个体交叉, 得到与其相同的个体, 变异后未被替换, 经过若干代占据群体的大部分甚至全部, 致使进化陷于停滞, 因此文献<sup>[7]</sup>在得到新群体后, 删除重复个体, 随机生成同样数量的个体补充。

本文将新群体与原群体混合, 选出适应度最高的不重复的个体组成新群体, 可以避免丢失较好个体, 又因不需随机生成个体, 减小了群体的平均适应度的波动。

### 2.4.5 终止规则

由于评价标准产生问题中标准中项目的确定以及不同项目满意度的赋值因人而异, 适应度目标值也无法事先确定, 而且多次迭代容易影响到计算时间, 不能达到实时的决策支持的目的, 所以本文采用观察适应度的变化趋势和设定进化阈值两种方法进行遗传算法终止的判定。设定进化阈值的方法是人为设定进化多少回。而观察适应度的变化趋势的方法即当发现遗传算法再进化也无法改进解的性能, 也就是适应度函数的值, 此时停止计算。即

$$|f(t+1)_{\max} - f(t)_{\max}| \leq \delta \quad (3-4)$$

式中  $f(t+1)_{\max}$  —— 第  $t+1$  代最大的适应度

$f(t)_{\max}$  —— 第  $t$  代最大的适应度。

$\delta$  —— 事先规定的一个非常小的数

### 2.5 算法描述

算法流程如下:

(1) 输入数据集  $U$ , 设置群体大小  $M$ 、最大进化代数  $T$ , 终止允许误差  $\delta$ ;

(2) 随机生成  $M$  个个体作为初始群体;

(3) 计算各个个体的适应度;

- (4) 如果进化代数  $t=T$  或者满足终止归则, 转到 (10);
- (5) 选择;
- (6) 交叉;
- (7) 变异;
- (8) 挑选, 得到下一代群体;
- (9)  $t=t+1$ , 转到 (4);
- (10) 输出最终得标准方案。

### 3 实验结果

本文从使用本文实现的绩效评价系统的用户中抽样 10 个用户。该 10 个用户中每个用户有不低于 10 个被评价对象, 使用遗传算法与传统方法产生标准的准确度的对比如表 1 实验数据对照表所示。

表 1 实验数据对照表

序号	评价者与评价者	遗传算法准确度	传统方法准确度
1	评价者 1	84.8%	90%
	被评价者 1 平均	81.3%	53.4%
2	评价者 2	87%	89%
	被评价者 2 平均	83.3%	43.3%
3	评价者 3	85%	92%
	被评价者 3 平均	74.5%	49.7%
4	评价者 4	80%	85%
	被评价者 4 平均	79.8%	60%
5	评价者 5	78%	80%
	被评价者 5 平均	77%	51.2%
6	评价者 6	79%	91%
	被评价者 6 平均	80%	47.5%
7	评价者 7	88%	88%
	被评价者 7 平均	80.4%	39%
8	评价者 8	89%	90%
	被评价者 8 平均	81%	55.1%
9	评价者 9	82%	93%
	被评价者 9 平均	77.8%	46%
10	评价者 10	80%	87%
	被评价者 10 平均	79.2%	49%

与传统的绩效评价标准产生的方法相比该方法使标准的准确度有了很大的提高

### 4 结束语

本文是基于遗传算法的评价标准产生的研究。通过研究发现通过遗传算法产生的评价标准比传统的方法有所改进。运用遗传算法不仅可以自动产生标准而且使该标准能够更加接近真实的标准并且使双方对标准的认可程度更高, 基于该标准的评价能够提高绩效评价的准确度。另一方面, 由于的标准产生过程的复杂性和笔者的时间有限等问题还需要对算法进一步的改进, 例如: 选择其他的变异算法后如何选择变异概率, 如何选择更为有效的策略提高遗传算法效率, 以及如何能够提高有效的编码和选择更为完善的适应度函数还有待做进一步的探讨。

### 参考文献

- Zachman, J. "A Framework for information Systems Architecture," IBM Systems Journal, Vol. 26, No. 3, White Plains, New York, 1986.
- Holland J. Adaption in nature and artificial systems. Michigan, USA: The University of Michigan Press, 1975.
- Michalewicz, Z., et. al.. A Modified Genetic Algorithm for Optimal Control Problems. Computers Mach. Applic. 1992, 23(12): 83-94.
- Qi, X., Palmieri. F.. Adaptive Mutation in the Genetic Algorithm, Proc. Of the Sec. Ann. Conf. on Evolutionary Programming, Fogel, D. B., Astmar, W., Eds. La Jolla, CA, Evolutionary Programming Society. 1993: 192-196.
- 施光林、史维祥, 遗传算法及其研究与应用新进展, 科学导报, 1997, (4): 35-37.
- 周春光、周国芹、梁艳春, 遗传算法中的重组操作, 吉林大学自然科学学报, 1996, (1): 21-24.
- 蒋志全、陈燕, 基于遗传算法的关联规则挖掘模型, 大连海事大学学报, 2003, 29(3): 97-100.