

文章编号:1001-9081(2005)08-1908-05

基于改进蚁群算法的聚类分析及其在HRM中的应用

翁怀荣,张洪伟,钟响,陈维静
(四川大学计算机学院,四川成都610064)
(hrong_weng@sina.com)

摘要:提出了一种基于改进蚁群算法(IACA)的员工绩效评估聚类分析模型。IACA算法是在基本蚁群算法的基础上引入随机扰动和感觉知觉特征,蚂蚁每次搜索完成后更新每条路径上的信息素浓度,最终选择信息素浓度最大的路径。本模型采用ASP和SQL Server 2000数据库实现,并成功运用于国内一家大型乳业集团的HRM系统中,为该企业的员工绩效评估提供了一个新的方案。

关键词:改进蚁群算法;聚类分析;绩效评估

中图分类号:TP311.31 **文献标识码:**A

Clustering problem based on improved ant colony algorithm and it's application in HRM system

WENG Huai-rong, ZHANG Hong-wei, ZHONG Xiang, CHEN Wei-jing
(College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu Sichuan 610064, China)

Abstract: An employee performance evaluation clustering model, which based on Improved Ant Colony Algorithm, was put forward. Improved ant colony algorithm was based on ant colony algorithm and inducted random disturbing and sentience characters. The increment in each path would be renewed in each searching time. Finally, the path which had the most increment would be selected as the result. The realization of the model had been successfully used in the Human Resource Management of a dairy-industry company and introduced a new way in employee performance evaluation with the use of Active Server Pages and SQL Server 2000.

Key words: IACA(Improved Ant Colony Algorithm); clustering problem; performance evaluation

0 引言

在企业的人力资源管理(Human Resource Management, HRM)中,对企业员工的绩效评估是非常重要的一环^[3]。绩效评估是企业对各级部门、各级管理人员、全体员工工作绩效评价的重要手段。

量表平等法^[3]是目前国内外应用最广泛的绩效评估法。其方法是:首先确定绩效评估指标,并对每项指标设立相应的评分标准,根据每个员工的各项考核指标得分情况加权相加,再根据员工的综合成绩按照预先划定的标准对员工进行分类。这些方法的好处是直观、简单。但却存在许多缺陷,比如:方法本身比较僵硬、呆板;考核结果过于量化,在一定程度上缺乏科学性。

蚁群算法是最近几年才提出的一种新的生态类优化算法^[1],其特点是:正反馈、分布式计算。研究表明:蚁群算法在解决TSP问题^[2]、聚类分析问题^[4]等方面具有显著的成效。基于这些特点,为了解决传统的对员工考核分类不客观的弊端,根据蚁群算法的优点,本文对蚁群算法加以改进,并结合聚类分析的特点,将聚类分析用蚁群算法来实现,最后将该算法应用于员工绩效评估,对员工进行分类,取得了较好的效果。

1 员工绩效评估指标^[5]

对员工进行绩效评估,首先要设立考核指标。根据有关

专家研究,员工创造绩效的能力有三种存在形态:

第一种存在形态是能力持有态,即员工有创造哪方面绩效的能力,这种能力强到何种程度等。员工能力持有态的绩效评估指标我们称之为能力考核指标。

第二种存在形态是能力发挥态,即员工在创造绩效的过程中,发挥自身能力时,所表现出来的热情、主动性。所谓能力发挥态,就是这个员工在工作过程中表现的责任感强度、主观能动性、职业道德水准等。员工能力发挥态的绩效评估指标我们称之为态度考核指标。

第三种存在形态是能力转化态,即员工在创造绩效的过程中,所表现出来的能力的实际效果。能力转化态的绩效评估指标我们称之为业绩考核指标。

设计考核指标的原则,主要有以下五点:

S(specific):指绩效评估指标设计应当细化到具体内容,即切中团队主导绩效目标的,且随情景变化而变化的内容。

M(measurable):指绩效评估指标应当设计成员工可以通过劳动运作起来的,结果可以量化的指标。

A(attainable):是指绩效评估指标应当设计为通过员工的努力可以实现的,在时限之内做得到的目标。

R(realistic):指绩效评估指标应当设计成“能观察,可证明,现实的确存在的”目标。

T(time-bound):指绩效评估指标应当是有时间限制的,关注到效率的指标。

根据这五点原则,本文采用的员工绩效评估指标如表1

收稿日期:2005-02-25;修订日期:2005-04-20

作者简介:翁怀荣(1980-),男,四川人,硕士研究生,主要研究方向:智能信息系统、数据库与计算机网络;张洪伟(1955-),男,四川人,教授,博士,主要研究方向:智能信息系统、数据库与计算机网络;钟响(1981-),男,湖南人,硕士研究生,主要研究方向:智能信息系统、数据库与计算机网络;陈维静(1980-),男,重庆人,硕士研究生,主要研究方向:智能信息系统、数据库与计算机网络。

所示。

表1 员工绩效评估指标

项目	权重	项目	权重
一、员工能力	40	勤奋程度	3
专业知识	7	三、员工精神文明	12
判断决策能力	6	政策水平	2
沟通协调能力	5	敬业精神	3
人际交往能力	6	遵守纪律	3
指导监督能力	5	人际关系网络	2
创新能力	6	品德修养	2
组织领导能力	5	四、员工业绩	30
二、员工工作态度	18	工作量	9
出勤情况	4	工作质量	8
积极、主动性	4	工作效率	8
责任感	4	特殊贡献	5
学习态度	3	合计	100

2 聚类分析

聚类分析^[2]是按照不同对象之间的差异,通过无监督训练将样本按类似性分类,把相似性大的样本归为一类,并占据特征空间的一个局部区域,每个局部区域的聚合中心又起着相应类型代表的作用。聚类分析是一种典型的组合优化问题。通常用于将某些具有一定特征的各个个体进行分类,其数学模型^[2]如下:

已知模式样本集 $\{X\}$ 有 n 个样本和 K 个模式分类 $\{S_j, j=1, 2, \dots, K\}$,已每个模式样本到各自聚类中心的距离之和达到最小为标准,其目标函数为:

$$T = \min \sum_{j=1}^K \sum_{X \in S_j} \|X - m_j\|$$

其中 K 为聚类数目, m_j 表示第 j 类样本(S_j)的均值向量。

$$m_j = \frac{1}{\sum_{i=1}^n y_{ij}} \sum_{i=1}^n y_{ij} X_i, \sum_{i=1}^n y_{ij} = 1, \text{表示模式样本 } i \text{ 只能分配给一个聚类中心。}$$

其设置规则为:若模式样本 i 分配第 j 聚类中心,则 $y_{ij} = 1$,否则, $y_{ij} = 0$ 。

我们对 n 个员工的21个指标进行评估,为了做到评价的公平公正,根据各个指标的权重,首先要对各个评价指标值进行标准化处理。采取的方法如下:设每个分指标的总分都为10分。对于定性指标,让 x 名专家对每名员工进行评价;定量指标如“出勤情况”则由我们的HRM系统得出,那么员工 i 的第 j ($1 \leq j \leq 21$)个分指标:

$$X_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^x A_{jk}}{10x} R_j \quad (1)$$

公式(1)中, A_{jk} 表示第 k 名专家对员工 i 的第 j 个分指标的评价分数(或者从HRM系统得出的值, $0 \leq A_{jk} \leq 10$), R_j 表示第 j 个分指标的权重。由此得到评价指标矩阵 X 如下:

$$X = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1d} \\ X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{n1} & X_{n2} & \cdots & X_{nd} \end{bmatrix}$$

其中 X_{ij} 表示经过标准化处理的第 i 个员工的第 j 个分指标。

3 基本蚁群算法

3.1 基本蚁群算法原理^[1]

蚂蚁觅食时,从蚁巢到食物源有很多条道路,开始的时候

不同的蚂蚁会选择不同的路径,而到了最后,几乎所有的蚂蚁都会找到同一条最短的路线。究其原因,是由于蚂蚁寻找最短路径的过程是一个交互式的过程,所有的蚂蚁都会在它们经过的路上留下一定量的外激素,还有一点就是蚂蚁还能够感知这种激素的存在以及其数量并且选择激素最多的那条路径。因此,这些激素既会随着通过该条路径的蚂蚁数量的变化而变化,也会随着时间的流逝而按照一定的函数关系消逝。由于最短路径上通过的蚂蚁数量较多,所以其上的激素的积累速度也比其他路径快。因此,蚁群之间通过外激素来不断地交流反馈信息,最终找到一条从蚁巢到食物源的最短路径。这就是蚁群算法的基本原理。

下面用经典的TSP问题来介绍蚁群算法模型及实现。

设总共有 n 个城市,设在 t 时刻在第 i 个城市上有蚂蚁 $a_i(t)$ 个,令共有 m 个蚂蚁。

设在 t 时刻在连接第 i, j 两城市间的道路留下的外激素量为 $b_{ij}(t)$ 。

规定每个蚂蚁,在未完成一个回路时,不重复走已走过的城市。

第 k 个蚂蚁从 i 城市到 j 城市的概率:

$$p_{ij}^k = \frac{\tau_{ij}(t)}{\sum_{j \in \text{允许的城市}} \tau_{ij}(t)}$$

其中外激素量 $\tau_{ij}(t)$ 有许多不同的定义,如可定义为:

$$\tau_{ij}(t) = e^{-c}, c > 0; \text{或定义为:}$$

$$\tau_{ij}(t+n) = \rho \tau_{ij}(t) + d_{ij}(t)$$

$$d_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \frac{c}{L_k} \alpha_{ij}^k(t) \quad L_k \text{ 是第 } k \text{ 个蚂蚁求到的回路长度}$$

$$\alpha_{ij}^k(t) = \begin{cases} 1 & \text{第 } t \text{ 轮第 } k \text{ 只蚂蚁经过边 } (i, j) \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

(2)

其中 ρ, e 是一正常量。

这样每只蚂蚁经过 n 次迁移后就得到一条回路,其长度记为 L_k 。若满足要求,则停止。不然,利用(2)式重新计算各边的外激素浓度,进行第二轮的搜索,直到搜索到满足要求的道路为止。

3.2 基本蚁群算法的优点、不足及改进

蚁群算法具有如下优点:

1) 较强的鲁棒性:对基本蚁群算法模型稍加修改,便可以应用于其他问题;

2) 分布式计算:蚁群算法是一种基于种群的进化算法,具有本质并行性,易于并行实现;

3) 易于与其他方法结合:蚁群算法很容易与多种启发式算法结合,以改善算法的性能。

虽然蚁群算法有许多优点,但是,这种算法也存在一些缺陷,如:与其他方法相比,该算法一般需要较长的搜索时间,蚁群算法的复杂度可以反映这一点;而且该方法容易出现停滞现象,即搜索进行到一定程度后,所有个体所发现的解完全一致,不能对解空间进一步进行搜索,不利于发现更好的解,这就只能得到局部最优解,而得不到全局最优解。

改进一:为避免大量的无效搜索而使系统出现停滞现象,文献[6]提出了具有随机扰动的蚁群算法,引入了可变的扰动因子。其改进方法如下:

(1)由于最初的几次迭代选取了较大转移概率的路径,为了避免随后的搜索出现停滞现象,于是在后面的搜索过程中仅在最优值路径上保持原来的转移概率,其他路径上则适当减小转移概率。这样既可以起到一定的扰动作用,又可以

使收敛趋于平缓。

(2) 同时,为了防止最优的一条路径被漏选,设计出如下的扰动策略公式:

$$P_{ij}^k = \begin{cases} \tau_{ij}^k (\eta_{ij}^k)^\gamma & \tau_{ij}^k = \max(\tau_{ij}^k), s \notin \text{tabu}(k) \\ (\tau_{ij}^k)^\alpha \eta_{ij}^k & \tau_{ij}^k = \max(\tau_{ij}^k) - \tau_{ij}^k, \text{且 } p \leq \tau_0, s \notin \text{tabu}(k) \\ (\tau_{ij}^k * \eta_{ij}^k)^\gamma & \tau_{ij}^k = \max(\tau_{ij}^k) - \tau_{ij}^k, \text{且 } p > \tau_0, s \notin \text{tabu}(k) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

该公式中, s 为 $\max(\tau_{ij}^k)$ 所对应的城市, γ 为具有倒指数的扰动因子, $\tau_0 = (0, 1)$, P 是 $(0, 1)$ 中均匀分布的随机数。该公式表明:某次迭代过程中某只蚂蚁有多种选择路径,对于信息素浓度最大的那条路径,使用转移概率公式选择,而对于其他路径,则采用随机选择方式。这样,该公式就将蚂蚁的确定性选择和随即选择相结合,二者的共同作用使改进的蚁群算法具有更强的全局搜索能力。

改进二:为了避免蚁群算法陷入局部最优,以及搜索速度慢、早熟、停滞现象,文献[7]提出了具有感觉和知觉特征的蚁群算法,其改进方法如下:

心理学研究指出,感觉和知觉是客观事物作用于神经系统引起神经系统的活动而产生的^[17]。在现实中,并不是所有的刺激都能引起人或者动物的感觉,只有达到一定量的刺激才能引起相应的感觉。心理学上把刚刚能引起感觉的最小刺激量,称为绝对感觉阈限 AST(Absolute Sensor Threshold)。

在蚁群算法中,我们受绝对感觉阈限原理的启发,在路径上信息量的刺激量未达到蚂蚁的绝对感觉阈限时,让蚂蚁在搜索初始阶段的选路不受信息量的影响。这里我们记蚂蚁的绝对感觉阈限为 AST ,只有当信息量积累到超过 AST 时,蚂蚁才在信息量的刺激下趋于选择信息量较大的路径。这样,可以让蚂蚁在初始阶段选择较多的不同路径,以获得多样化的解,避免蚂蚁陷入局部最优,让蚂蚁尽量少走“冤枉路”。大量的实验表明,这种方法有利于让蚂蚁向最优方向进行搜索并很快收敛,节约了计算时间。

刺激物引起感觉之后,如果刺激量发生了变化(增多或减少),也会引起感觉的变化。但是,并不是刺激的所有变化量都能引起感觉。只有当刺激变化到一定量时才能使我们感觉到差别,能引起差别感觉的刺激物的最小变化量,称为差别感觉阈限(Contrast Sensor Threshold),记作 CST 。当某条路径上的信息量变化 Δ 小于 CST 时,蚂蚁则按照自己的潜意识作用选路。此时,如果蚂蚁 k 在某一条路径上走过的次数越多,它对这条路径越熟悉,其潜意识作用下选择该路径的概率就大;反之,当一条路径上其他蚂蚁的信息量越多,则潜意识中

$$\text{蚂蚁选择} = \begin{cases} \text{随机选择} & P_{ij}^k < AST \\ \text{按信息素最大选择} & AST < P_{ij}^k < P_{ij}^{\max} \text{ 且 } \frac{\Delta P_{ij}^k}{P_{ij}^k} > CST \\ \text{按蚂蚁潜意识选择} & AST < P_{ij}^k < P_{ij}^{\max} \text{ 且 } \frac{\Delta P_{ij}^k}{P_{ij}^k} < CST \end{cases} \quad (5)$$

根据以上分析,本文设计基于改进蚁群算法的员工考核聚类分析模型如下:

总共有 N 个模式样本、 K 个模式分类和一个蚂蚁种群(共 M 只蚂蚁),每个模式样本是一个 D 维向量(本文中 $D = 21$)经过标准化处理的值。即模式样本 $X_n = (X_{n1}, X_{n2}, \dots, X_{nD})$,其中 X_{ni} 是根据公式(1)计算所得。设聚类中心为 $Z_j(j = 1, 2, \dots, k)$,定义目标函数为:

$$T = \min \sum_{j=1}^K \left(\sum_{i=1 \text{ 且 } X_i \in \text{第 } j \text{ 类}}^N \|X_i - Z_j\| \right) \quad (6)$$

蚂蚁 k 对该路径就越排斥,该路径被选择的概率就小。这种机制有效地防止了蚂蚁一味相信他者而造成的盲从现象,降低了大量蚂蚁聚集于少数局部较优路径上造成早熟、停滞现象的可能性。当信息量变化较大时,蚂蚁在潜意识作用下受整体信息量的影响而选路,遵循路径上走过的蚂蚁越多选择该路径的概率越大的原则,趋向于选择优势较大的路径,保证了所选路径的优越性而且加快了收敛速度。

4 基于改进蚁群算法的员工考核聚类分析模型

4.1 改进蚁群算法(IACA)

根据员工考核聚类分析的具体特点,并借鉴文献[6]提出的具有随机扰动的蚁群算法和文献[7]提出的具有感觉和知觉特征的蚁群算法的优点,结合聚类分析的实际情况,本文提出了以下蚁群算法:

(1) 信息素更新方式:设置一个蚂蚁种群 M ,让 M 只蚂蚁进行若干次搜索,若第 m 只蚂蚁将第 n 个员工分类到第 k 类,那么就在第 m 只蚂蚁的 nk 路径上更新较大的信息素浓度(所有蚂蚁循环完一次之后再更新),并设置标志 $S_m^k = 1$ (表示第 m 只蚂蚁将第 n 个员工分类到第 k 类),但由于蚂蚁之间的相互影响,故该阶段其他蚂蚁在 nk 路径上的信息素浓度也应该受第 m 只蚂蚁的影响而增加,并且蚂蚁 m 对其他蚂蚁的影响有一个影响程度 η ,对这些蚂蚁在该路径上的信息素浓度也进行更新。这样各条路径上的信息素浓度就会随着蚂蚁每次的不断搜索而发生变化。在每次搜索完成之后,对每只蚂蚁的各条路径信息素浓度进行更新,每只蚂蚁在某条路径上的信息素增量为:

$$\Delta P_{ij}^k = S_{ij}^k(h) * \frac{Q}{T_k^h} + \eta \sum_{s=1 \text{ 且 } s \neq k}^M S_{ij}^s(h) * \frac{Q}{T_k^h} \quad (4)$$

其中, Q 为一正常数, $S_{ij}^k(h) = 1$ 表示第 h 次第 k 只蚂蚁将第 i 个员工分类到第 j 类,否则 $S_{ij}^k = 0$; η ($0 < \eta < 1$) 表示其他蚂蚁对蚂蚁 k 的影响程度; T_k^h 表示第 h 次第 k 只蚂蚁将所有样本分类完之后,各样本到各聚类中心的距离之和,由下面的公式(6)计算。

同时,为了防止在最初搜索中一条最优的路径被漏选,算法引入随机扰动策略,将公式(3)作为随机扰动策略公式,这样就可以确保最优路径不被漏选。

(2) 蚂蚁选择路径的方式:引入蚂蚁的感觉和知觉特征。设第 k 只蚂蚁对 ij (表示将第 i 个员工分到第 j 类)的信息素浓度为 P_{ij}^k ,蚂蚁的绝对感觉阈限为 AST ,差别感觉阈限为 CST ,某条路径上的极限信息素浓度(即每个蚂蚁每次都选择同一条路径)为 P_{ij}^{\max} ,则蚂蚁选择路径的方式为:

若第 k 个蚂蚁将模式样本 i 分配给第 j 个聚类中心 Z_j ,那么蚂蚁 k 就在模式样本 i 到聚类中心 j 的路径上留下信息素 P_{ij}^k ,其信息素浓度更新公式为:

$$P_{ij}^k(\text{new}) = \rho P_{ij}^k(\text{old}) + \Delta P_{ij}^k \quad (7)$$

其中 ΔP_{ij}^k 是第 k 个蚂蚁将模式样本 i 分配给第 j 个聚类中心的信息素增量,由(4)式计算得出, ρ 表示信息素强度的持久性系数,一般取 $0.5 \sim 0.7$ 左右^[8],本文取 $\rho = 0.7$ 。

具体算法流程为:

(1) 给定一个精度 $\varepsilon > 0$ 以及总的搜索次数 L 。初始状态,

让蚂蚁种群中 M 只蚂蚁的每一只都将 N 个模式样本随机分配各自的 K 个模式分类,根据分配结果并引入 K 均值算法^[2],计算蚂蚁各自的初始聚类中心 $Z_j^k (0 < j \leq K, 0 < k \leq M)$,然后根据公式(6) 计算每只蚂蚁的初始目标函数 T_k^0 。并根据各自的随机分配结果初始化各蚂蚁的样本到各聚类中心的信息素浓度 $P_{ij}^k = S_{ij}^k(0) * \frac{Q}{T_k^0}$,其中 Q 为一正常数, $S_{ij}^k(0) = 1$ 表示第 k 只蚂蚁将第 i 个员工分类到第 j 类,否则 $S_{ij}^k(0) = 0$ 。并取各个蚂蚁的绝对感觉阈限 $AST = C * \frac{Q}{T_k^0}$,其中 C 为常数,这里我们取 $C = 5$ (表明感觉阈限是初始信息素浓度的 5 倍),差别感觉阈限 $CST = 0.02$ (差别感觉阈限是一个相对值,该值作为 $\frac{\Delta P_{ij}^k}{P_{ij}^k}$ 的参考标准)。

(2) 蚂蚁群中 M 只蚂蚁分别对 N 个样本进行 K 个模式分类,每只蚂蚁的每次分配均按公式(5) 将第 i 个样本分配到第 j 类,待所有的样本都已经分配完成之后,下一只蚂蚁按照同样的方式对样本进行分类。当所有的蚂蚁都已经分配完成后,则表明一个搜索周期完成。

(3) 一个搜索周期完成后,按公式(7) 更新信息素浓度 P_{ij}^k ,并引入扰动公式(3) 调整 P_{ij}^k 的信息素浓度。

(4) 根据每个蚂蚁每个模式样本的选择,根据 K 均值算法计算每个蚂蚁新的聚类中心 Z_j^k 。

(5) 根据公式(6) 计算每只蚂蚁各自的目标函数 T_k^h ,同时将已搜索次数 h 加 1。若在 M 只蚂蚁中存在 $\frac{|T_k^h - T_k^{h-1}|}{T_k^{h-1}} < \varepsilon$,则选择最小的一个值即 $\min(T_k^h)$,输出该蚂蚁分配的每个样本 i 及其所属模式分类,否则判断搜索次数 h ,如果已搜索次数 $h = L$,则算法结束;若已搜索次数 $h < L$ 且不存在满足条件的结果,则在步骤(4) 聚类的基础上转步骤(2) 继续搜索更优的解。

4.2 代码实现

作为实验样本,我们对 100 个员工样本进行 5 个模式分类,算法采用 ASP 代码实现,代码如下:

```

'以下是具体代码实现算法
Dim haveResult      '是否已经搜索出结果的标志
dim MinT             '目标函数的最小值
Dim AntNum           '最后分类结果的蚂蚁序号
For ak = 1 to M      '初始化
  Initialization(ak)
  '初始化蚂蚁种群中每只蚂蚁的各个样本随机分配到 K 个模式分类中的某个类别
  ClusterCenter(ak)
  '计算初始时第 ak 只蚂蚁的 K 个聚类中心
  Distance(ak, 0)
  '计算初始时第 ak 只蚂蚁的每个模式样本到聚类中心的距离以及第 ak 只蚂蚁的目标函数
If ak = 1 then
  '目标函数最小值开始为初始值的最小值
  MinT = T(ak, 0)
Else
  If T(ak, 0) < MinT then '找到所有蚂蚁当中最小的目标函数值
    MinT = T(ak, 0)
  End if
End if
AST = 5 * Q / MinT      '定义蚂蚁的绝对感觉阈限
Next
Information(0)           '初始化每只蚂蚁在各条路径上的信息素浓度

```

```

CST = 0.02              '定义蚂蚁的差别感觉阈限
'蚂蚁开始对 N 个样本进行分类
For h = 1 to L          '总共进行 L 次搜索
  For ak = 1 to M       'M 只蚂蚁分别聚类
    Clustering(ak)      '第 ak 只蚂蚁根据(5) 式对每个样本进行聚类
    ClusterCenter(ak)   '计算第 ak 只蚂蚁的 K 个聚类中心
    Distance(ak, h)     '计算第 ak 只蚂蚁的每个模式样本到聚类中心的距离以及第 ak 只蚂蚁的目标函数
    If abs(T(ak, h) - T(ak, h - 1)) / T(ak, h - 1) < e then
      haveResult = 1    '存在满足条件的结果
      If T(ak, h) < MinT then
        MinT = T(ak, h) '寻找所有蚂蚁中目标函数的最小值
        AntNum = ak
      End if
    End if
  Next
  Information(h)        '第 h 次搜索完成后更新每只蚂蚁在各条路径上的信息素浓度
  If haveResult = 1 then '表明蚂蚁已经搜索到了解
    For i = 1 to N      '打印出每个员工所属的类别
      For j = 1 to K
        If S(AntNum, i, j) = 1 then
          Response.write "第" & i & "个员工所属类别为第" & j & "类;" & vbCRLF
        End if
      Next
    next
  Exit for              '算法结束
End if
Next

```

4.3 实验数据

实验样本的 100 个员工的定性指标如“工作效率”等分别由 5 名专家评价,定量指标如“出勤情况”等则由我们的 HRM 系统得出,并经过标准化处理,因篇幅原因,这里我们仅列出 10 个员工的数据,如表 2 所示。

表 2 实验样本 100 个员工其中 10 个员工部分指标得分情况

样本号	员工业绩			员工能力		员工工作态度		...
	工作量	工作质量	工作效率	判断决策能力	责任感	出勤情况	...	
1	8.1	7.53	7.3	4.92	3.4	3.7	...	
2	7.62	5.4	4.02	4.0	3.11	3.8	...	
3	8.53	6.8	5.01	4.64	3.3	3.6	...	
4	7.3	7.62	7.34	5.3	3.5	3.9	...	
5	8.7	6.5	6.5	4.1	2.99	3.8	...	
6	8.01	6.7	7.39	5.22	3.86	4.0	...	
7	7.3	6.5	6.31	4.99	3.0	3.6	...	
8	8.35	7.03	7.1	5.3	3.64	4.0	...	
9	7.8	6.8	6.1	5.4	3.1	3.5	...	
10	8.9	7.81	7.49	5.48	3.58	4.0	...	

实验结果,100 个员工其中 10 个的 5 个分类,其分类信息(根据最后 τ_{ij} (样本 i 到聚类中心 j 的信息素浓度) 的值大小进行选择,浓度越大,表明蚂蚁选择该类别的几率越高,因此取 $\max(\tau_{ij})$,将样本分配给该类别) 如表 3 所示。

5 结语

由于基本蚁群算法会导致停滞现象,并有可能陷入局部优化中,因此,在实验中我们引入了随机扰动和感觉知觉特征。通过实验分析及实验数据表明:引入随机扰动和感觉知觉特征的改进蚁群算法(IACA)应用在聚类分析中,并加大蚂

表3 实验结果

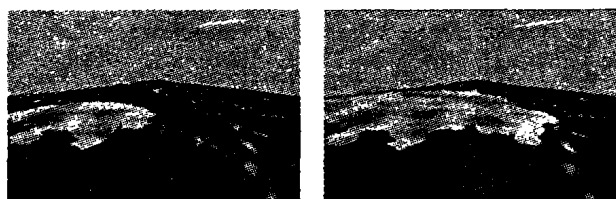
样本号	类别	样本的各信息素浓度
1	2 (良好)	$\tau_{11} = 52.4021, \tau_{12} = 77.53, \tau_{13} = 42.135, \tau_{14} = 11.24, \tau_{15} = 3.12$
2	5 (很差)	$\tau_{21} = 1.483, \tau_{22} = 5.52, \tau_{23} = 10.538, \tau_{24} = 47.83, \tau_{25} = 81.36$
3	3 (合格)	$\tau_{31} = 13.75, \tau_{32} = 35.01, \tau_{33} = 81.425, \tau_{34} = 20.36, \tau_{35} = 1.092$
4	2 (良好)	$\tau_{41} = 34.66, \tau_{42} = 78.62, \tau_{43} = 42.16, \tau_{44} = 12.64, \tau_{45} = 2.68$
5	3 (合格)	$\tau_{51} = 12.388, \tau_{52} = 26.57, \tau_{53} = 88.86, \tau_{54} = 13.279, \tau_{55} = 1.99$
6	2 (良好)	$\tau_{61} = 41.627, \tau_{62} = 80.102, \tau_{63} = 34.24, \tau_{64} = 10.279, \tau_{65} = 2.465$
7	4 (差)	$\tau_{71} = 2.011, \tau_{72} = 10.04, \tau_{73} = 40.253, \tau_{74} = 76.79, \tau_{75} = 3.12$
8	1 (优秀)	$\tau_{81} = 80.036, \tau_{82} = 43.69, \tau_{83} = 20.12, \tau_{84} = 5.046, \tau_{85} = 2.49$
9	3 (合格)	$\tau_{91} = 12.364, \tau_{92} = 35.76, \tau_{93} = 85.769, \tau_{94} = 19.89, \tau_{95} = 1.476$
10	1 (优秀)	$\tau_{101} = 83.68, \tau_{102} = 33.36, \tau_{103} = 20.2, \tau_{104} = 12.026, \tau_{105} = 1.002$

蚁种群的数量,能够很好地避免基本蚁群算法中出现停滞及陷入局部最优的情况,从而更好地达到全局优化的目的,由此也使算法的整体性能达到优化。进一步将其应用在 HRM 的员工绩效评估中,比原来的人为绩效评估更客观。改用现有的评估系统之后,该企业 80% 以上的员工都认为现有评估系统比以前更公正、更令人信服;同时对该企业的人事管理也起到了更加有效的作用,有利于发现以及提拔真正优秀的人才,淘汰不合格或不适合该企业的员工,也促进了该企业更好的发展。

(上接第 1907 页)

权值设为 1,并且每次计算的淹没区结果都会保存到一个以时间 T 作为参变量的时间栈数组内。

洪水演进模拟是一个基于时间栈的动态演示过程,洪水演进的全过程被分为 120 个时段(时段设定的多少是根据地域大小来确定的)进行模拟,每个时段程序的绘图函数都会重绘显示窗口,同时利用 OpenGL 提供的双缓存技术来实现连续的动画效果。如图 3 所示为洪水演进第 40 时段和第 80 时段的效果,从图中可以明显看出在绘制洪水的过程中,高于洪水面的地方将会改变洪水演进的方向。



(a) 洪水演进第40时段的效果 (b) 洪水演进第80时段的效果

图3 洪水演进分时段效果

3.3 洪水淹没区计算

按给定水位计算 T 时刻的洪水淹没面积,就是求洪水演进模拟到达 T 时刻时,满足三个点的权值都为 1 的三角形面积的累加和,其中这些三角形必须是具备连通关联性的。

计算 T 时刻的洪水

淹没区水量,就是计算 T 时刻的洪水淹没区每一三角形底面到水平面之间的体积累加和。每一个三角形淹没区的水容量计算方法如图 4 所示,由于三角形三个顶点的 Z 值不一定相等,无法直接算出这段水域的体积,因此将这段水域的容量划分为两个部分,一部分是求取一个三棱柱的体积,一部分是求

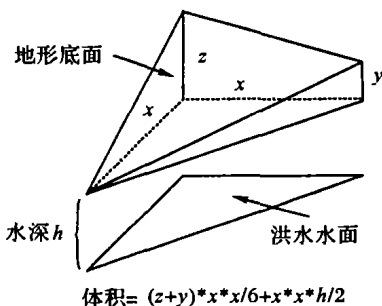


图4 洪水量计算方式

参考文献:

- [1] DORIGO M, MANIEZZO V, COLONNI A. Ant system: optimization by a colony of cooperative Agents[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1996, 26(1): 29-41.
- [2] LU Y, LU S, FOTOUHI F, et al. Fast genetic K-means algorithm and its application in gene expression data analysis[EB/OL]. <http://oldwww.cs.wayne.edu/%7eluyi/publication/tr0603.pdf>, 2003.
- [3] 罗鸿, 王忠民. ERP 原理·设计·实施[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003. 208-217.
- [4] 朱剑英. 智能系统非经典数学方法[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2001.
- [5] 中国人力资源网[EB/OL]. <http://hr.com.cn>, 2005-01.
- [6] 郝晋, 石立宝, 周家启. 具有随机扰动的蚁群算法[J]. 系统工程理论与实践, 1999, (3): 84-87.
- [7] 陈峻, 秦玲, 陈宏建. 具有感觉和知觉特征的蚁群算法[J]. 系统仿真学报, 2003, (11): 1418-1425.
- [8] 詹士昌, 徐婕, 吴俊. 蚁群算法中有关算法参数的最优选择[J]. 科技通报, 2003, (5): 381-386.

取四棱锥的体积。选取其中 Z 值最大的点, 根据该点的高程做一平行于水面的三角面, 此三角面应是地形三角面在 X/Y 方向上的投影, 这样把三角形区域化分为两个部分就可以分别求出。

4 结语

本文通过对流域地形仿真、洪水动态演进模拟等三维可视化研究, 建立了洪水演进模拟系统, 实现了按给定水位方式的三维洪水演进模拟, 可以通过改变参数观察洪水在不同状态下的淹没效果, 并提出了此种方式下的洪水量计算方法。应当说按给定水位方式实现洪水演进模拟只是模拟洪水过程的一种近似方法, 但它实用、便捷, 又能较快地与淹没区现状数据进行叠合分析, 例如应用遥感影像与数字高程模型的叠合来实现洪水状态的动态监测, 在洪水资源化的研究工作中有较大的实际意义。

参考文献:

- [1] 袁艳斌, 王乘, 杜迎泽, 等. 洪水演进模拟仿真系统研制的技术和目标分析[J]. 水电能源科学, 2001, 19(3): 30-33.
- [2] DOLLNER J, HINRICHS K. An object-oriented approach for integrating 3D visualization systems and GIS[J]. Computers and Geosciences, 2000, 26(1): 67-76.
- [3] 贾春华, 肖卫国, 贾霖. 可视化技术及研究方向[J]. 西安工业学院学报, 1997, 17(2): 114-116.
- [4] 薛安, 马嵩乃, 李天宏. 基于 OpenGL 实现真实感地形表现的研究[J]. 中国图象图形学报, 2001, 6(8): 800-805.
- [5] 李志林, 朱庆. 数字高程模型[M]. 武昌: 武汉大学出版社, 2001. 15-29.
- [6] YOUNG-JUNG YU, HO-YOULJUNG, HWAN-GUE CHO. A new water droplet model using metaball in the gravitational field[J]. Computers & Graphics, 1999, (23): 213-222.
- [7] 丁志雄, 李纪人, 李琳. 基于 GIS 网格模型的洪水淹没分析方法[J]. 水利学报, 2004, (6): 56-60.
- [8] 刘仁义, 刘南. 基于 GIS 技术的淹没区确定方法及虚拟现实表达[J]. 浙江大学学报(理学版), 2002, 29(5): 573-578.