

# 一种基于量子耗散粒子群的评估模型构建方法

张素梅<sup>1</sup> 张波涛<sup>2</sup>

1 浙江经贸职业技术学院公共教学部 杭州 310018

2 杭州电子科技大学自动化学院 杭州 310018

(waveact@163.com)

**摘要** 提出了一种量子耗散粒子群算法,每个粒子信息位采用双本征态叠加表达,量子信息载体用于粒子群的种群差异化;并设计了惯性权重的自适应调整策略。针对 4 个经典测试函数进行了测试,结果表明所提算法相比标准粒子群、指数耗散粒子群和惯性递减耗散粒子群等算法具有明显的优势。将该算法用于一种教学评估模型的构建中,用于克服主观意识对客观评价的干扰,结果表明所建模型可以与现实数据高度拟合,取得了比人工经验模型更高的评估精度。

**关键词** 耗散粒子群;量子表达;关联规则;数据挖掘

**中图法分类号** TP391

## Evaluation Model Construction Method Based on Quantum Dissipative Particle Swarm Optimization

ZHANG Su-mei<sup>1</sup> and ZHANG Bo-tao<sup>2</sup>

1 Division of Public Teaching, Zhejiang Institute of Economics and Trade, Hangzhou 310018, China

2 School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China

**Abstract** In this paper, a quantum dissipative particle swarm optimization (QD-PSO) algorithm is proposed. Each particle information bit is represented by double eigenstate superposition. Quantum information carrier is applied to population differentiation of particle swarm, and the adaptive adjustment strategy of inertia weight is designed. Four classical benchmark functions are tested. The results show that the proposed algorithm has obvious advantages over standard particle swarm optimization (PSO), exponential dissipative particle swarm optimization (APSO) and inertia decline dissipative particle swarm optimization (W-G-PSO). The algorithm is applied to the construction of a teaching evaluation model to overcome the interference of subjective consciousness on objective evaluation. The results show that the model can be highly matched with empirical data. It has higher evaluation accuracy than the artificial experience model.

**Keywords** Dissipative particle swarm, Quantum expression, Association rule, Data mining

### 1 引言

随着高校信息化进程的提速,大量的教学反馈信息通过信息采集、调查问卷等方式进入数据仓库。继续使用传统的统计方法寻找教学规律导致了极大的信息资源浪费。充分利用海量的数据为教学提供支持和决策,成为了重要且关键的问题<sup>[1-2]</sup>。人工智能技术的迅速发展,为此问题提供了潜在的解决途径<sup>[3-4]</sup>。课堂教学中需要根据教学对象的反馈改变教学侧重点,矫正教学方式;教学管理需要根据一定的规则对施教者进行评价。以上问题均涉及正确的教学评估模型的构建,然而现在很多教学中的评价模型大多凭借经验搭建<sup>[5-6]</sup>,模型构建过程中的主观因素导致其误差极大。构建一种较客观的教学评价模型,是教育理论分析的关键。本文将采用智能数值计算的方法构建一种与现实数据误差较小的数学模型来逼近真实的教学评价问题。

智能算法是受自然界中自然机理的启发而构建的仿生算

法,其重要特性是具有良好的信息处理能力,可以解决一些复杂非线性问题,具有良好的鲁棒性<sup>[7-9]</sup>。教学系统正是一个由教师、学生、环境构成的复杂的非线性巨型系统,这正属于智能算法的应用范畴之一。随着近代计算机研究者对智能系统的关注,各种智能算法如雨后春笋。其中,高等生物体机理仿生算法有:遗传算法、神经网络、免疫算法;生物群体行为仿生算法有:蚁群算法、粒子群算法、生物地理算法等<sup>[10]</sup>。由于教学数据库具有海量数据,因此要求算法具有较好的高维特性和良好的搜索能力。粒子群算法是由 Kennedy 与 Eberhart 提出的一种群智能优化算法,历经 20 年发展,各种改进的 PSO 算法在解决多种非线性问题方面有卓越的表现,其显著优点是收敛快,缺陷是粒子个体多样性较差。粒子群的收敛依靠局部最优与全局最优的引导,当二者差异性较小时,算法就容易陷入局部最优。研究者常采用权重耗散方式打破这种平衡,提高群体的多样性。量子算法由 Landauer 与 Bennett 所提出,涉及计算智能中的自由能、信息、可逆性间的关联,已

基金项目:国家自然科学基金(61611530709);浙江省高等教育课堂教学改革项目(KG20160782)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (61611530709) and Zhejiang Higher Education Classroom Teaching Reform Project(kg20160782).

通信作者:张波涛(billow@hdu.edu.cn)

经被广泛应用于数值计算与通讯等领域。在量子系统中,每一个信息位由双本征态叠加而成,可使每个粒子表达为多态叠加,从而增加个体的多样性。

本文构建了一种量子耗散粒子群算法(Quantum Dissipative Particle Swarm Optimization, QD-PSO),以量子耗散模式来提高种群的多样性,每个粒子信息位采用双本征态叠加表达,量子信息载体用于粒子群的种群多样化,并对惯性权重进行自适应调整。将所提算法与标准粒子群(Particle Swarm Optimization, PSO)、指数耗散粒子群(A-Exponential Particle Swarm Optimization, APSO)<sup>[15]</sup>、时间最优耗散粒子群(Adjust-Time-Optimal Inertia Weight Particle Swarm Optimization, AIWPSO)<sup>[15]</sup>、惯性递减耗散粒子群(Weight-Grad-Particle Swarm Optimization W-G-PSO)<sup>[15]</sup>等算法进行对比测试,结果表明本文算法在种群多样性和寻优能力方面具有明显的优势。将本算法用于一种教学评估模型的构建,以克服主观意识对客观评价的干扰,获取教学方法与教学结果的关联规则,结果表明所建模型的评估结果与学生成绩及问卷调查数据高度拟合。

## 2 量子耗散粒子群算法

粒子群算法已经被证明对多模态连续优化问题具有很强的搜索能力,可以用来处理复杂优化问题<sup>[11]</sup>。耗散粒子群算法是粒子群算法的一个最新分支,它以基本粒子群为基本框架,引入惯性权重以及耗散操作,在复杂连续优化问题方面获得了良好的效果<sup>[12-14]</sup>。

### 2.1 粒子的量子编码方式

量子比特(QutBit)是复向量空间中的向量,也是 QD-PSO 中的关键信息承载者,是一种双态量子系统,其功能是承载演化过程中的系统信息。QutBit 的基本态分别为 $|1\rangle$ 与 $|0\rangle$ ,QutBit 叠加态由基本态组合而成,即:

$$|\xi\rangle = \sigma_1 |1\rangle + \sigma_2 |0\rangle \quad (1)$$

其中, $\sigma_1$  和  $\sigma_2$  为概率幅度, $\sigma_1$  为事件 $|1\rangle$ 的概率, $\sigma_2$  则为事件 $|0\rangle$ 的概率,且 $|\sigma_1|^2 + |\sigma_2|^2 = 1$ 。QutBit 状态的几何表达如下

$$|\xi\rangle = \sin \gamma |1\rangle + \cos \gamma |0\rangle \quad (2)$$

$\phi$  是 QutBit 的相位,量子相位与 $|1\rangle$ 与 $|0\rangle$ 概率幅的关系如下:

$$\phi = \arctan(\sigma_2 / \sigma_1) \quad (3)$$

故 QD-PSO 中粒子的 QutBit 可用  $\phi$  或概率幅来描述,具体如下:

$$\begin{bmatrix} \sigma_1^1 & \sigma_1^2 & \sigma_1^3 & \cdots & \sigma_1^n \\ \sigma_2^1 & \sigma_2^2 & \sigma_2^3 & \cdots & \sigma_2^n \end{bmatrix} \quad (4)$$

QD-PSO 相位形式为:

$$[\phi_1 \quad \phi_2 \quad \phi_3 \quad \cdots \quad \phi_n] \quad (5)$$

粒子的状态由 8 个基本态组合而成,粒子演化时会以概率坍塌为其中一个组合, $n$  为维数。QD-PSO 就是借助量子表达的以上特性来增加 PSO 的多样性。具体坍塌方式如下:粒子  $\omega_i = \{\omega_1, \omega_2, \omega_3, \cdots, \omega_c\}$  发生坍塌时,将基本态的发生概率评估出来,然后计算适应度。设  $s_{\text{space}}$  为 QD-PSO 待搜索空间,起点为  $s_{\text{int}}$ , $m$  为搜索子空间长度,将  $s_{\text{space}}$  映射至量子概率空间。若发生器产生的概率小于概率阈值,则:

$$\tilde{I}(j, i) = s_{\text{int}} + \hat{I}(2, i, j)^2 \times m \quad (6)$$

若发生器产生的概率大于概率阈值,则:

$$\tilde{I}(j, i) = s_{\text{int}} + \hat{I}(1, i, j)^2 \times m \quad (7)$$

其中, $\hat{I}(z, i, j)$  为粒子的概率幅表达,是第  $j$  个粒子在第  $i$  维的第  $z$  位, $\tilde{I}(j, i)$  则是粒子的观测量。

### 2.2 量子耗散粒子群的工作机理

QD-PSO 算法完全采用实数编码机制:

$$\omega_i = \{\omega_1, \omega_2, \omega_3, \cdots, \omega_c\}$$

其中, $\omega_i$  为搜索空间中的实数, $i = 1, 2, \cdots, c$ ,  $c$  为问题规模。QD-PSO 属于群搜索算法,其优异的搜索性能源于种群之间的配合与信息交互。个体飞行速度根据种群优化进度不断更新,使得该算法具有更好的局部性能以及更快的速度。与任何智能搜索算法面临的问题一样,复杂情况下基本 PSO 难以跳出局部极小解,而量子表达和耗散操作可以克服上述问题。耗散机制的关键在于通过对速度的调节和对粒子位置的重置来打破搜索僵局,提高搜索速度和精度。本文根据以往的耗散方法<sup>[12-14]</sup>,构建了一种适于教学模型构建的耗散粒子群算法。其速度更新公式如下:

$$v_{k+1}^i = \begin{cases} \omega_k v_k^i + c_1 \tau_1 (p_k^i - x_k^i) + c_2 \tau_2 (p_k^i - x_k^i), & \vartheta < \phi \\ v_{\text{new}}, & \vartheta \geq \phi \end{cases} \quad (8)$$

其中, $k$  为迭代计数器, $x_k^i$  代表第  $i$  个粒子在可行搜索空间内的位置; $p_k^i$  是截止到第  $k$  代时第  $i$  个粒子的历史最优位置, $v_k^i$  是第  $i$  个粒子的搜索速度; $p_k^i$  是截止到目前,整个种群的全局最优位置; $c_1, c_2$  称为认知参数,前者是对自身的认知,后者是对整个种群信息的认知; $\tau_1$  和  $\tau_2$  是在 $[0, 1]$ 区间内服从均匀分布的随机数; $\omega$  为惯性权重,其作用在于对先前速度的保持。 $v_{\text{new}} \sim N(\tilde{v}, \sigma^2)$ ,  $\tilde{v}$  为速度基准值; $\vartheta$  为随机发生器产生的一个在 $(0, 1)$ 区间内服从均匀分布的实数, $\phi$  为耗散阈值。

$$\omega = (\omega_{\text{max}} - \omega_{\text{min}}) \left( \frac{k_{\text{max}} - k}{k_{\text{max}}} \right) + \omega_{\text{min}} \quad (9)$$

其中, $\omega_{\text{min}}$  和  $\omega_{\text{max}}$  分别代表最小、最大的惯性权重, $k_{\text{max}}$  表示给定的最大迭代次数, $k$  为迭代指针。

$$\phi = \begin{cases} \phi_{\text{int}} \times (1 - \alpha_1 \tau), & \alpha_1 \delta < \alpha_2 \\ \phi_{\text{end}}, & \text{else} \end{cases} \quad (10)$$

其中, $\alpha_1$  是衰减指针(每迭代 100 次, $\alpha_1$  加 1), $\alpha_2$  为衰减阈值, $\delta$  为衰减因子, $\phi_{\text{int}}$  为初始阈值, $\phi_{\text{end}}$  为稳定阈值。

位置更新公式如下:

$$x_{k+1}^i = \begin{cases} x_k^i + v_k^i, & \vartheta < \phi \\ \text{rebirth}\{x_k^i\}, & \vartheta \geq \phi \end{cases} \quad (11)$$

其中, $\text{rebirth}\{x_k^i\}$  为粒子位置重置函数。

为了说明本文所构建的 QD-PSO 的效果,将其与 PSO, AIWPSO, APSO 及 W-G-PSO 进行对比,以上算法的数据源于文献[15]。为了评测数据的合理性,所有算法的种群规模均设为 30,迭代次数为 1000 代,粒子维度为 30。其中, AIW-PSO 采用的策略如下:

$$\omega = \frac{S(t)}{N} \quad (12)$$

其中, $N$  为种群在规模, $S(t)$  为种群在当前时间的最佳位置。

W-G-PSO 采用了惯性递减策略,具体如下:

$$\omega = \omega_{\text{start}} - \omega_{\text{end}} \frac{h(k)}{\max_{1 \leq k \leq K} \{h(k)\}} \quad (13)$$

其中,  $h(k)$  是关于当前粒子与全局最优的差值的函数;  $w$ ,  $w_{\text{start}}$ ,  $w_{\text{end}}$  为当前、起始和终止惯性权重。

APSO 采用的策略如下:

$$w = \frac{1}{1 + 1.5 \times e^{-2.6f_e}}$$

(14)

其中,  $f_e$  为进化因子。

由测试数据(见表 1 和表 2)可见,本文算法在均值和方差方面显著优于 PSO, AIWPSO, APSO 及 W-G-PSO, 其中对 Sphere, Schwefel 2.22 与 Rastrigin 3 个函数的测试结果尤为突出, 对函数 Rosenbrock 略有优势。图 1 中纵坐标为误差的自然对数( $\log(e)$ ), 横坐标为进化代数, 误差绝对值小于  $1 \times 10^{-10}$  时统计为 0。

表 1 QD-PSO 与 PSO, AIWPSO 的对比测试

Table 1 Comparative tests of QD-PSO with PSO and AIWPSO

| Function   | Dim. | QD-PSO                |                       | PSO                  |                      | AIWPSO               |                      |
|------------|------|-----------------------|-----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
|            |      | Mean                  | Std.                  | Mean                 | Std.                 | Mean                 | Std.                 |
| Sphere     | 30   | $6.93 \times 10^{-9}$ | $6.2 \times 10^{-10}$ | 0.13                 | $9.1 \times 10^{-2}$ | $8.7 \times 10^{-2}$ | $1.7 \times 10^{-3}$ |
| Schwefel   | 30   | 0                     | 0                     | $9.4 \times 10^{-2}$ | $6.3 \times 10^{-2}$ | $3.7 \times 10^{-2}$ | $4.7 \times 10^{-3}$ |
| Rosenbrock | 30   | $3.32 \times 10^{-2}$ | $2.17 \times 10^{-2}$ | 7.5                  | $4.7 \times 10^{-1}$ | 3.8                  | $1.5 \times 10^{-1}$ |
| Rastrigin  | 30   | 0                     | 0                     | 7.3                  | 0.49                 | 6.8                  | 0.34                 |

表 2 QD-PSO 与 APSO, W-G-PSO 的对比测试

Table 2 Comparative tests of QD-PSO with APSO and W-G-PSO

| Function      | Dim. | QD-PSO                |                       | PSO                  |                      | AIWPSO               |                      |
|---------------|------|-----------------------|-----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
|               |      | Mean                  | Std.                  | Mean                 | Std.                 | Mean                 | Std.                 |
| Sphere        | 30   | $6.93 \times 10^{-9}$ | $6.2 \times 10^{-10}$ | $2.4 \times 10^{-2}$ | $3.2 \times 10^{-3}$ | $1.8 \times 10^{-2}$ | $1.5 \times 10^{-3}$ |
| Schwefel 2.22 | 30   | 0                     | 0                     | $2.8 \times 10^{-2}$ | $4.4 \times 10^{-3}$ | $2.3 \times 10^{-2}$ | $1.4 \times 10^{-3}$ |
| Rosenbrock    | 30   | $3.32 \times 10^{-2}$ | $2.17 \times 10^{-2}$ | $6.7 \times 10^{-1}$ | $4.3 \times 10^{-2}$ | $2.4 \times 10^{-1}$ | $7.8 \times 10^{-2}$ |
| Rastrigin     | 30   | 0                     | 0                     | 4.4                  | $2.3 \times 10^{-1}$ | 3.1                  | $6.5 \times 10^{-2}$ |

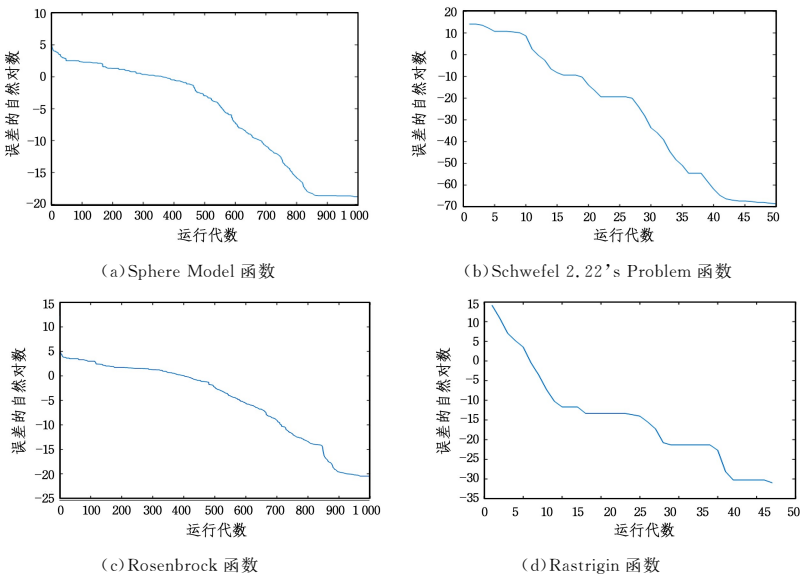


图 1 QD-PSO 测试函数的收敛曲线图

Fig. 1 Convergence plot of QD-PSO test functions

3 基于 QD-PSO 的评估模型构建

本节尝试将 QD-PSO 算法用于一种教学评估模型的构建,以挖掘关联规则,克服主观意识对客观评价的干扰。教学过程涉及的教学对象与施教者均为 人,感情的模糊性导致了真实的教学数据模型必定是非线性的、模糊的,其精确模型的构建是不可能完成的。然而,可以抽取最关键的影响因素,简化规律,提供一种简单的模型为教学服务。

考虑  $\omega_i = \{\omega_1, \omega_2, \omega_3, \dots, \omega_c\}$  为变量的教学模型优化问题(P):  $\min\{\epsilon_{\text{mod}}(\omega) : \omega \in \mathbf{R}^n\}$ ,  $\mathbf{R}^n$  为实数空间,  $\epsilon_{\text{mod}}$  为模型评估结果与经验训练数据之间的误差。

$$\epsilon_{\text{mod}} = \sum_{i=1}^p \epsilon_i$$

(15)

其中,  $\epsilon_i$  为第  $i$  组训练数据的误差,  $p$  为训练数据规模。耗散粒子群算法的教学模型构建问题就是寻找一个参数组合  $\omega_i^* = \{\omega_1, \omega_2, \omega_3, \dots, \omega_c\}$ , 使得目标函数  $f(\mathbf{x}^*) = \min\{\sum_{i=1}^p \epsilon_i(\omega') : \omega' \in I\}$ 。其中,  $I = \{\omega_1, \omega_2, \omega_3, \dots, \omega_n\}$  为种群系统,  $I_k$  为第  $k$  代种群空间,  $n$  为种群规模。

根据教学模型的模糊特性,本文将数据库信息模糊化,获得模糊规则表。以是否喜欢学习英语为例,模糊规则表的建立方法如下所示:如果将现实中教学对象对英语学习的热程度函数定义为  $g_1(x)$ , 则  $g_1(x)$  越大,热情越高涨。因为  $g_1(x)$  在现实教学过程中必定为连续非线性函数,为了方便统计,必须做模糊化和离散化处理。离散化的越精细,模型越逼真。而模糊化是为了应对人的感性思维的不确定性。本文将统计表定义如表 3 所列。

表 3 连续区域的离散化表达

| Table 3 Discrete expression of continuous region |         |             |
|--------------------------------------------------|---------|-------------|
| $g_1(x)$ 的区域划分                                   | 离散化模糊语言 | 数据化表达 $H_1$ |
| A                                                | 非常喜欢    | 10          |
| B                                                | 喜欢      | 8           |
| C                                                | 不确定     | 6           |
| D                                                | 不喜欢     | 4           |
| E                                                | 特别不喜欢   | 2           |

若其他动机函数分别为  $g_2(x),g_2(x),\cdots,g_c(x)$ ,第  $i$  个评估对象的动机指数分别为  $H_1^i,H_2^i,\cdots,H_c^i$ ,则评估模型函数定义为:

$$f(x)=1/\sum_{j=1}^c\omega_jH_j^i$$

(16)

使用调查得到的经验数据对模型进行训练,通过调节权值,使获得的函数可以较为精确地描述教学模型,为教学决策提供支持,有的放矢,提高工作效率。模型构建算法的伪代码如算法 1 所示。

算法 1 模型构建算法

Input:training data

Output:Best model

Step 1 初始化。参数初始化(设置最大迭代次数  $k_{\max}$ 、种群规模、种群维数等参数);在搜索空间内产生初始粒子群  $x_0=\{x_1,x_2,x_3,\cdots,x_c\}$ ,进而随机初始化所有粒子的速度;初始化迭代指针  $k=0$ 。

Step 2 读取经验数据库内的教学经验数据。

Step 3 模型评估结果与教学实践的累积误差计算:

$$fitness_i=|fit_{sta}-1/\sum_{j=1}^c\omega_jH_j^i|$$

Step 4 种群寻优。寻找每个粒子的历史最优值以及全局最优粒子,其中第  $i$  个粒子的历史最优为:

$$f(p_k^i)=\min(f(p_1^i),f(p_2^i),f(p_3^i),\cdots,f(p_k^i))$$

表 4 学习的动机变量

Table 4 Learning motivation variables

| 变量序号 | 动机变量描述                      | 变量序号 | 动机变量描述                       |
|------|-----------------------------|------|------------------------------|
| 1    | 喜欢学习英语(EnES)                | 15   | 学习英语是为了具备一定的交际能力(C)          |
| 2    | 对英美文化很感兴趣                   | 16   | 学习英语是为了今后有机会到国外深造(St. A)     |
| 3    | 希望说一口流利的英语                  | 17   | 我认为我有能力学好英语(BeI. )           |
| 4    | 英语作为世界性语言,在交流中发挥着重要的作用      | 18   | 英语是挑战,但相信掌握了学习方法,就能学好(Me. S) |
| 5    | 认为学习英语对我的专业十分必要             | 19   | 总是将英语学习中的成功或失败归于运气(A→L)      |
| 6    | 英语是了解前沿信息的重要工具和手段(InfoT)    | 20   | 总是将英语学习中的成败归于自身的努力程度(A→E)    |
| 7    | 英语能力是能力的一个重要组成部分(EComp)     | 21   | 认为目前的教材很适合我(Su. TM)          |
| 8    | 英语学习对我来说是一个负担(Ebur)         | 22   | 目前使用的教材中有一部分对我来说太难了(TM↑)     |
| 9    | 在英语学习过程中,我时常会感到焦虑(AnE)      | 23   | 教材中缺少关于英美社会习俗方面的文化内容(TM×C)   |
| 10   | 英语基础差,怕犯错误,不敢在课堂上发言(NeA)    | 24   | 自主学习中心的学习资料对水平的提高很有用(LC★)    |
| 11   | 学习英语是为了打好基础为四六级考试作准备(CET)   | 25   | 学习中心的同步学习资料不适合现在的水平(LC×)     |
| 12   | 学习英语是为了获取文凭(D)              | 26   | 喜欢有挑战性但通过努力能达到的学习任务(Su. T)   |
| 13   | 学习英语是为了拓展自己将来的就业市场(J)       | 27   | 老师的鼓励会使我更加努力地学习英语(T→E)       |
| 14   | 学习英语是为了能阅读一些本学科的资料(E. Info) | 28   | 良好的师生关系有利于取得良好的学习效果(T. S→R)  |

表 5 学习的动机行为

Table 5 Motivational behavior in learning

| 行为序号 | 学习的动机行为描述                | 缩写         |
|------|--------------------------|------------|
| 1    | 课前,我会作一些预习工作             | Pre.       |
| 2    | 在课堂上我能够积极思考              | Thi.       |
| 3    | 我能够认真作好每一堂课的笔记           | No. T      |
| 4    | 我在课堂上会积极参与课堂活动           | Pa. A      |
| 5    | 我会抽时间复习英语课文              | Re.        |
| 6    | 我会及时独立完成老师所布置的作业         | Com. H     |
| 7    | 碰到不懂的地方,我会及时问老师或同学并把它搞清楚 | Se. M. Un. |
| 8    | 常常会吸取别人好的英语学习方法          | Se. M      |

整个种群的全局最优为:

$$f(p_k^g)=\min(f(p_k^1),f(p_k^2),f(p_k^2),\cdots,f(p_k^n))$$

Step 5 信息更新。更新粒子的位置与速度,并重新计算惯性权重、耗散阈值等系统参数。

Step 6 量子操作,生成过渡粒子系统。对选中的优秀粒子进行量子坍塌,并计算量子相位 QutBit,然后映射为二进制进行重组,再还原为实数编码,并完成量子状态观测。

Step 7 算法停止准则判定。如果满足停止准则,就继续执行 Step 6,否则迭代指针加 1,跳转至 Step 2。

Step 8 输出结果。输出最优权值  $x^*=\{x_1,x_2,x_3,\cdots,x_c\}$ ,以及最优线性教学模型。

End

以大学英语学习动机与学习效果的关联规则挖掘为例进行分析。设各动机因素函数分别为  $g_2(x),g_2(x),\cdots,g_c(x)$ ,则第  $i$  个评估对象的动机指数分别为  $H_1^i,H_2^i,\cdots,H_c^i$ ,评估模型函数为  $f(x)=1/\sum_{j=1}^c\omega_jH_j^i$ 。由于 CET-4 成绩与英语学习效果成正比,本文认为 CET-4 成绩是教学对象学习效果的直接表达。

文章所使用的数据涉及工学院、植物科学学院、经济管理学院、动物科学学院、城建与环境学院及理学院,共发放问卷 300 份,其中无效答卷 72 份(未参加考试,或漏选/多选),以下实验使用的均为这批数据。

所采集数据分为 3 部分:动机变量、动机行为、CET-4 成绩。动机变量是指学习兴趣、学习目的等对英语学习效果有影响的积极或者消极动机因素;动机行为是指在学习动机的驱使下,在学习中所采取的具体行动。具体动机变量表与动机行为变量表如表 4、表 5 所列。部分学习动机及其行动数据化实例如表 6 所列。

表 6 部分学习动机及其行动数据化实例

Table 6 Example of learning motivation and its numeralization

| ID  | EnES | InC | AnE | ... | Pre. | Thi. | ... | Se. M |
|-----|------|-----|-----|-----|------|------|-----|-------|
| 1   | 4    | 8   | 10  | ... | 6    | 4    | ... | 4     |
| 2   | 6    | 6   | 8   | ... | 8    | 6    | ... | 8     |
| 3   | 6    | 8   | 8   | ... | 8    | 6    | ... | 8     |
| 4   | 4    | 4   | 8   | ... | 6    | 4    | ... | 6     |
| ⋮   | ⋮    | ⋮   | ⋮   | ⋮   | ⋮    | ⋮    | ⋮   | ⋮     |
| 110 | 8    | 4   | 10  | ... | 8    | 8    | ... | 6     |

Note:EnES=I enjoy studying English,InC=I’m interested in English Culture, AnE=I’m anxious in English learning,Pre. =I will preview what we are going to learn,Re. =I will review what we’ve learned,No, t=I take note in class



量表是衡量某个概念的综合指标,其作用在于可以测量一个比较抽象的或综合性较强的概念。本文对英语学习动机编制相应量表。为方便对结果进行评估,本文将动机强度分为5档,即完全同意、同意、不确定、不同意、完全不同意,对应的强度指标分别为10,8,6,4,2,其中,积极影响为正,消极影响为负。为合理计算误差,需要对 CET-4 成绩进行标准化,标准化公式如下:

$$fit_{sta}^i = \frac{\sum_{j=1}^c \omega_j H_j^i - \sum_{j=1}^c \omega_j H_j^{\min}}{\sum_{j=1}^c \omega_j H_j^{\max} - \sum_{j=1}^c \omega_j H_j^{\min}} \times (y_{\max} - y_{\min}) + y_{\min} \quad (17)$$

其中,  $fit_{sta}^i$  为第  $j$  个学生的 CET-4 估计成绩,  $y_{\max}$  为数据样本中的 CET-4 最高成绩,  $y_{\min}$  为最低成绩。

将各因素的权重  $\{\omega_1, \omega_2, \omega_3, \cdots, \omega_c\}$  作为粒子个体,将样本学习效果估计与真实学习效果的误差累计  $\epsilon$  作为适应度函数。使用耗散粒子群搜索一组使累计误差最小的权重。本文的基本思想是采用线性模型逼近非线性系统,采样数据来自于感性认知,可能存在统计数据与真实逻辑相互矛盾的问题。因此  $\epsilon$  不可能为 0,最小的  $\epsilon$  对应的就是最优的线性评估模型。

$$\epsilon = \sum_{i=1}^m \epsilon_i = |y_i - fit_{sta}^i| \quad (18)$$

$\epsilon$  占总分的比例即为相对误差。相对误差与耗散粒子群

进化代数的关系如图 2 所示。由图 2 可见,在 400 代时,误差趋于稳定,为 9.58%。此误差的主要来源为数据统计误差,原因是调查对象的主观意识与客观因素不一致。

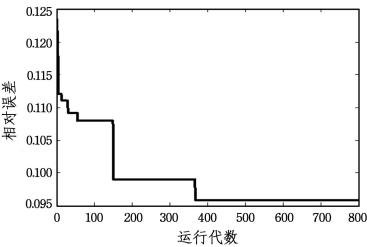


图 2 相对误差与量子耗散粒子群进化代数的关系  
Fig. 2 Relationship between relative error and evolutionary algorithms of QD-PSO

当相对误差为 9.58% 时,耗散粒子群搜索得到的一组权重如表 7、表 8 所列。将权重代入即可得到 CET-4 成绩评估函数,其中,权重的大小反映各动机对 CET-4 成绩影响的大小,也就是对学习成绩影响的大小。在实际教学过程中,可以根据表 7 中动机变量统计值与最优值的差别调整教学方法,对不同学生进行有差别、有针对性的教学。根据表 8,有侧重地培养学生好的学习习惯。

表 7 动机变量权重参数表

Table 7 Weight parameters of motivation variables

| 动机变量 | EnES   | In. C | Fl. E | Esp.     | Im. M | Infro. T | EComp | Ebur   | AnE | NeA |
|------|--------|-------|-------|----------|-------|----------|-------|--------|-----|-----|
| 权重   | 3      | 9     | 4     | 1        | 1     | 3        | 8     | 5      | 9   | 1   |
| 动机变量 | CET    | D     | J     | E. Infro | C     | St. A    | Bel.  | Me. S  | A→L | A→E |
| 权重   | 2      | 8     | 1     | 10       | 3     | 8        | 1     | 1      | 8   | 10  |
| 动机变量 | Su. TM | TM↑   | TM×C  | LC★      | LC×   | Su. T    | T→E   | T. S→R |     |     |
| 权重   | 8      | 8     | 1     | 2        | 1     | 3        | 1     | 8      | ... | 6   |

表 8 动机行为权重参数表

Table 8 Weight parameters of motivational behaviors

| 动机行为 | Pre. | Thi. | No. T | Pa. A | Re. | Com. H | Se. M. | Un. | Se. M |
|------|------|------|-------|-------|-----|--------|--------|-----|-------|
| 权重   | 1    | 1    | 1     | 2     | 10  | 8      |        | 10  | 7     |

本文采集的数据集约 300 份,其中无效答卷 72 份,一部分用来训练构建的评估模型,其余的用来验证评估模型的准确性。与人工经验模型相比,该模型的预估数据与验证数据集的拟合度非常高,可达 73%,比人工经验模型的预估大约提高了 28% 以上。

**结束语** 本文所提 QD-PSO 的每个粒子信息位采用双本征态叠加表达,将量子信息载体用于粒子群的种群差异化,并对惯性权重进行自适应调整,测试实验表明这些策略效果显著,相比 PSO,APSO 和 W-G-PSO 等算法,性能有了明显的提高。QD-PSO 算法用于评估模型构建,减弱了人工教学评估模型构建时主观经验对客观逻辑的干扰,能够从大量教学数据中挖掘关联规则,比人工经验构建的模型具有更高的评估精度。

参 考 文 献

[1] FERNANDES E,HOLANDA M,VICTORINO M,et al. Educational data mining: Predictive analysis of academic performance of public school students in the capital of Brazil[J]. Journal of Business Research,2019,94:335-343.

[2] CHENG Y X. Application of data mining in results prediction

[D]. Wuxi:Jiangnan University,2016.

[3] DE SOUZA J T,DE FRANCISCO A C,et al. Data Mining and Machine Learning to Promote Smart Cities: A Systematic Review from 2000 to 2018[J]. Sustainability,2019,11(4):1-14.

[4] ENO J,THOMPSON C W. Generating Synthetic Data to Match Data Mining Patterns [J]. IEEE Transactions on Internet Computing,2008,12(3):78-82.

[5] ROY S,GARG A. Analyzing performance of students by using data mining techniques a literature survey[C] // IEEE Uttar Pradesh Section International Conference on Electrical. 2017:26-28.

[6] ANOOPKUMAR M,RAHMAN A M J M Z. A Review on Data Mining techniques and factors used in Educational Data Mining to predict student amelioration[C] // International Conference on Data Mining & Advanced Computing. 2016:122-133.

[7] GONG M G,JIAO L C,DU H F,et al. Multiobjective immune algorithm with nondominated neighbor-based selection [J]. Evolutionary Computation,2008,16(2):225-255.

[8] WANG G,GUO J,CHEN Y,et al. A PSO and BFO-Based Learning Strategy Applied to Faster R-CNN for Object Detection in Autonomous Driving[J]. IEEE Access, 2019, 7(99): 18840-18859.

[9] LI B,XU W,FENG S,et al. Spectral-Efficient Reconstructed LACO-OFDM Transmission for Dimming Compatible Visible Light Communications [J]. IEEE Photonics Journal, 2019, 11(1):1-14.

with Applications,2010,37(12):8492-8498.

[8] SENTHIL KUMARAN V,SANKAR A. Towards an automated system for intelligent screening of candidates for recruitment using ontology mapping (EXPERT) [J]. International Journal of Metadata,Semantics and Ontologies,2013,8(1):56-64.

[9] CIRAVEGNA F. (LP)2,an Adaptive Algorithm for Information Extraction from Web-related Texts [C]//Proceedings of the IJ-CAI-2001 Workshop on Adaptive Text Extraction and Mining. Seattle,WA,2001.

[10] ZHANG C,WU M,LI C G,et al. Resume Parser: Semi-structured Chinese document analysis [C]//Proceedings of the 2009 WRI World Congress on Computer Science and Information Engineering. Los Angeles,USA,2009:12-16.

[11] MIKOLOV T,CHEN K,CORRADO G,et al. Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space [C]//Proceedings of the 1st International Conference on Learning Representations. Scottsdale,Arizona,USA,2013.

[12] KIM Y. Convolutional Neural Networks for Sentence Classification [C] // Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Doha, Qatar, 2014: 25-29.

[13] LAI S W,XU L H,LIU K,et al. Recurrent Convolutional Neural Networks for Text Classification [C]// Proceedings of the 29th Conference of the Association for the Advance-ment of Artificial Intelligence. Austin,Texas,USA,2015.

[14] MIYATO T,DAI A M,GOODFELLOW I. Adversarial Training Methods for Semi-Supervised Text Classification [C]//Proceedings of the 5th International Conference on Learning Representations. Palais des Congrès Neptune,Toulon,France,2017:24-26.

[15] VASWANI A,SHAZEER N,PARMAR N,et al. Attention Is All You Need [C]//Proceedings of the 31st Conference on Neural Information Processing Systems. Long Beach,CA,USA,2017.

[16] HUANG Z H,XU W,YU K. Bidirectional LSTM-CRF Models for Sequence Tagging [J]. arXiv:1508.01991v1.

[17] JIAO Z Y,SUN S Q,SUN K. Chinese Lexical Analysis with Deep Bi-GRU-CRF Network [J]. arXiv:1807.01882.

[18] STRUBELL E,VERGA P,BELANGER D,et al. Fast and Accurate Entity Recognition with Iterated Dilated Convolutions [C]// Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Copenhagen,Denmark,2017:9-11.

[19] DONG C H,ZHANG J J,ZONG C Q,et al. Character-Based LSTM-CRF with Radical-Level Features for Chinese Named Entity Recognition [C]//International Conference on Computer Processing of Oriental Languages. Springer International Publishing,2016:239-250.

[20] DEVLIN J,CHANG M W,LEE K,et al. BERT:Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding [J]. arXiv:1810.04805.



**ZU Shi-cheng**, born in 1988,postgraduate,Ph.D. His main research interests include machine learning,deep learning and natural language processing.

(上接第 88 页)

[10] WOLPERT D H,MACREADY W G. No Free Lunch Theorems for Search[J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 1997,1(1):67-82.

[11] KENNEDY J,EBERHART R C. Particle Swarm Optimization [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks. New York,1995:1942-1948.

[12] ROUT N K,DAS D P,PANDA G. PSO based adaptive narrow-band ANC algorithm without the use of synchronization signal and secondary path estimate[J]. Mechanical Systems & Signal Processing,2019,114:378-398.

[13] ZHU J W,FANG H S. Self-adaptive ejector particle swarm optimization algorithm[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence,2019,32(2):109-116.

[14] SHELOKAR P S,SIARRY P,JAYARAMAN V K,et al. Particle Swarm and Ant Colony Algorithms Hybridized for Improved Continuous Optimization[J]. Applied Mathematics and Computation,2007,188(1):129-142.

[15] WANG L Z,XU X D,LIU H L. Using SVM method optimized by improved particle swarm optimization to analyze the emotion of Chinese text[J]. Computer Science,2020,47(1):231-236.



**ZHANG Su-mei**, born in 1982, master, lecturer. Her main research interests include language data mining, corpus analysis and so on.



**ZHANG Bo-tao**, born in 1982, Ph.D, associate professor. His main research interests include theoretical method of computational intelligence and machine learning.