

# 基于粒子群优化模糊神经网络的高技术知识创新评价

张海峰<sup>1,2</sup>, 梁工谦<sup>1</sup>, 张晶<sup>1</sup>

(1. 西北工业大学管理学院, 陕西 西安 710072; 2. 北京航天情报与信息研究所, 北京 100854)

**摘要:** 针对高技术知识创新非线性、不确定性、时变性的特点, 建立了评价指标体系; 结合粒子群优化算法, 提出了一种改进的模糊神经网络评价模型。该模型能够进行多个并行时变模糊神经网络组合算法, 这些算法通过进化预置网络的连接权值、阈值和补偿参数, 实现网络的学习和精确推理。通过仿真应用, 证明了此种模型结构与算法适用性好, 便于计算机实现, 且全局收敛能力、收敛速度和泛化精度等性能均优于原先的学习算法。

**关键词:** 高技术知识创新; 模糊神经网络; 粒子群优化算法; 评价方法

中图分类号: C 93

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2012.05.21

## Evaluation method of high-tech knowledge innovation based on particle swarm optimization fuzzy neural networks

ZHANG Hai-feng<sup>1,2</sup>, LIANG Gong-qian<sup>1</sup>, ZHANG Jing<sup>1</sup>

(1. School of Management, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. Beijing Institute of Aerospace Information, Beijing 100854, China)

**Abstract:** According to the characteristic of nonlinearity, uncertainty, time variation, this paper presents high-tech knowledge innovation capacity evaluation index system, and puts forward an improved fuzzy neural network evaluation model combined with particle swarm optimization. This model can combine multiple concurrent time-varying fuzzy neural network algorithm and realize network of learning and accurate reasoning, by evolution preset network connection weights, threshold and compensation parameters with particle swarm optimization. Through simulating application, it has been proved that this model structure and the algorithm are feasible and facilitate for computer implementation, and get the overall convergence speed and generalization ability, convergence precision of superior original learning algorithm.

**Keywords:** high-tech knowledge innovation; fuzzy neural network; partical swarm optimization (PSO); evaluation method

## 0 引言

在当前及未来的环境条件下, 高技术企业管理在本质上就是知识管理<sup>[1]</sup>。高技术企业的根本任务是生产和创造高技术知识, 即进行知识创新, 而知识创新是高技术企业形成长期竞争优势的最重要源泉<sup>[2]</sup>。

知识创新评价问题是当前创新评价的一个新兴领域<sup>[3]</sup>。高技术知识创新难度大、投入高、周期长、过程复杂、风险因素多。美国的统计资料表明, 高技术开发活动从开始执行计划到最终在市场上取得成果, 成功的比例不到 2.2%<sup>[4]</sup>。因此, 需要通过评价找到高技术知识创新中存在

的问题并有针对性地采取措施, 从而提高创新的绩效。

根据高技术知识形态特征和运动过程, 本文建立了高技术知识创新评价指标体系, 提出了基于粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法的模糊神经网络评价模型, 为高技术知识创新的决策和管理提供科学、实用的工具, 以预估知识创新的风险, 减少不必要的损失, 形成在高技术领域的持续知识创新能力。

## 1 评价指标体系的建立

知识创新和技术创新均将创新视为从思想创造到实际应用的全过程, 在新产品开发、新工艺使用和新服务提供方

收稿日期: 2011-10-28; 修回日期: 2012-02-10。

基金项目: 国家自然科学基金(70771089); 陕西省软科学项目(2011KRM34)资助课题

作者简介: 张海峰(1969-), 男, 研究员, 博士研究生, 主要研究方向为航天系统工程、技术创新。E-mail: h.f.zhang@sohu.com

面的取向是一致的。技术创新是技术变为商品在市场上销售得以实现其价值,从而获得经济效益的过程和行为<sup>[5]</sup>。知识创新是运用知识和智慧在新产品研发、业务流程改进、技术研发和技术商业化等方面进行创新<sup>[6]</sup>。建立高技术知识创新评价指标体系应在分析研究高技术知识形态及知识生成、创造过程的特征的基础之上。

### 1.1 高技术知识形态及创新过程的特征

高技术知识创新活动涉及企业(机构)多、业务过程复杂、产品非标准化,创新过程是一个系统的动态行为,受到内部、外部众多因素的影响,存在着过程的多重循环与反馈以及多种活动的交叉进行,是高技术知识要素之间一系列复杂的、综合的、相互联系和相互作用的结果,其间知识形态集成化、知识继承与创新共同作用、知识要素主动寻优,具有复杂工程技术系统非线性、不确定性、时变性的特征。

高技术知识形态集成化。高技术知识创新是复杂的协同过程,往往需要产学研对口协作,多学科、多领域知识综合集成;从业务过程看,高技术知识创新活动中技术攻关、设计、生产制造、市场开发、售后服务等多个工作过程并重、同时展开,处于研发、生产、营销知识资源一体化的紧密业务链之中。

高技术知识创新是知识继承与创新共同作用的结果。快速、有效地进行知识创新,需要通过协同来实现知识和资源的共享<sup>[7]</sup>。新知识的创造以已有相关高技术知识成果为基础,存在着以知识交流、共享为支撑的大量知识重用;创新人才培养,需要掌握以前工程经验与技术知识,实际上是高技术知识的传承。

高技术知识创新过程是知识要素的主动寻优过程。知识创新活动中各层面的知识使用中,相关知识并不是一般性地结合在一起,而是以特定的目的进行优化、互补、匹配的有机整体,从而发挥相关知识要素、知识资源的最大优势,是知识要素的主动寻优过程。

### 1.2 高技术知识创新评价指标体系

文献[8]从知识流动过程(知识生成、知识积累、知识共享、知识利用、知识国际化)提出了知识管理效用评价指标。结合对高技术知识创新中知识形态及生成、创造过程的特征,影响高技术知识创新评价的因素,可以从五个方面来认识,即知识资源水平、知识利用能力、研究开发能力、市场营销能力、组织管理水平。

知识资源水平构成高技术知识创新的基础,同时也是约束条件。知识创新依赖知识资源的存在,是知识创新过程输入条件;高技术知识成果,即高技术知识创新过程的输出,也归入到知识资源;有无核心知识资源则是高技术知识创新成败的决定性因素。知识利用能力决定知识交流、共享的效率;研究开发能力是知识生成的关键环节;市场营销能力是知识创新转化为经济效益的有效途径;组织管理能力是高技术知识创新的催化剂,起着促进和推动作用<sup>[9]</sup>。

将上述 5 类因素作为一级指标,与 13 个二级指标共同构成完整的指标体系(见表 1)。

表 1 高技术知识创新评价指标体系

一级指标	二级指标	
高技术知识创新绩效	知识资源水平	用户满意度 用户知识系统 创新文化 核心知识资源量
	知识利用能力	知识交流平台水平 知识共享水平
	研究开发能力	研发人员所占比例 资金投入强度 科研设备设施水平
	市场营销能力	产品的竞争性 新产品市场占有率
	组织管理水平	创新激励机制 与外部的知识协同能力

## 2 PSO 模糊神经网络评价模型

在神经网络的学习算法中,反向传播(back propagation, BP)神经网络算法应用最广泛,但跟踪速度很慢、容易陷入局部极小,收敛速度慢<sup>[10]</sup>。本文将 PSO 算法和模糊逻辑引入,以优化 BP 神经网络,提出了一种新的高技术知识创新评价模型。

### 2.1 PSO 模糊神经网络算法

PSO 是基于社会群体行为的一种粒子演化的计算方法,具有记忆微粒最佳位置的能力和微粒间信息共享的机制,即通过种群间个体的合作与竞争来求解优化问题<sup>[11]</sup>。

由于 PSO 具有更强的非线性系统辨识能力和更好的泛化能力<sup>[12]</sup>,是一种很有潜力的神经网络训练算法<sup>[13]</sup>,采用 PSO 对神经网络进行训练,可使神经网络具有演化学习能力<sup>[14]</sup>。PSO 搜索过程是一个非线性、复杂的、动态优化过程,即初始权重非线性动态调整以平衡全局和局部搜索能力,通过对初始权重动态的调整,来动态调整搜索能力<sup>[15]</sup>。模糊系统可以描述权重的动态调整过程,真实反映 PSO 非线性、复杂的过程。此算法可全局寻优,常常用于处理复杂对象系统全局优化的场合<sup>[16]</sup>。

### 2.2 评价模型的建立

采用单个 BP 神经网络所建立的非线性模型会随着网络结构复杂度增大、隐层数目和隐层节点数增加、隐层节点间连接的强耦合,引起网络内部很强的干扰,使网络训练效率下降,而且得到的往往只是系统的一种近似模型<sup>[17]</sup>。因此,对于高技术知识创新过程可采用多个 BP 神经网络并行构成的复合神经网络(如图 1 所示)来逼近。

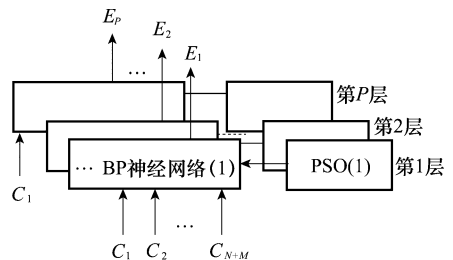


图 1 并行组合 BP 神经网络系统结构

文献[18]给出了并行结构神经网络评价方法。在本文中某项高技术知识创新成果的第  $k$  次知识生成、创造过程具备客观条件  $C_n(k)(n=1, 2, \dots, N)$ , 知识资源水平指标  $C_m(k)(m=N+1, N+2, \dots, N+M)$ , 允许数字化与定性化表述相混杂, 得出  $P$  个评价结论:  $Er(k)(r=1, 2, \dots, P)$ , 它们相互之间以及与此前的  $Q$  次邻近的评价(含第  $k$  次)之间存在关联性。模糊逻辑和神经网络具有互补性, 每个神经元的输入、输出变量均采用模糊表示法。

对于每个神经网络, 采用 PSO 与模糊神经网络相结合的方法。对于 PSO 神经网络中的连接权值、阈值和补偿参数, 通过优化后的网络实现快速、高精度的推理来建立和修正模糊推理机制。用实数对粒子群中的粒子进行编码, 令每个粒子的位置矢量均包含 3 部分: 连接权值、阈值和补偿参数。PSO 基于群智能, 粒子为种群中每个个体, 以一定的速度在空间搜索, 通过对两个“极值”的跟踪更新自己: 一是找到个体极值  $p_{best}$ , 另一个是全局极值  $g_{best}$ 。找到这两个最优值后, 每个粒子根据如下公式更新自己的速度和位置。

$$v_{id} = \omega v_{id} + c_1 r_1 (g_{best} - x_{id}) + c_2 r_2 (p_{best} - x_{id})$$

$$x_{id} = x_{id} + v_{id} \omega = \omega_{max} - \frac{\omega_{max} - \omega_{min}}{iter_{max}} \times iter$$

式中,  $i=1, 2, \dots, m; d=1, 2, \dots, D; \omega$  为惯性因子,  $iter$  为当前迭代数;  $c_1, c_2$  为学习因子通过大量试验, 最终确定这些参数;  $r_1$  和  $r_2$  是  $[0, 1]$  之间的随机数。粒子评价函数的目标函数采用前置网络的目标函数,

$$MSE(X_i) = \frac{1}{n} \sum_{p=1}^n \sum_{q=1}^l (y_{p,q} - \ddot{y}_{p,q})^2$$

式中,  $n$  是样本的个数;  $l$  是前置网络输出节点的个数;  $y_{p,q}$  是样本  $p$  在网络输出节点  $q$  的实际输出值,  $\ddot{y}_{p,q}$  是期望输出值。粒子的评价函数:

$$f(X_i) = \frac{1}{1 + MSE(X_i)}$$

在上述算法中, 不像传统 BP 神经网络那样, 只有单个神经网络, 而是通过采用并行 BP 神经网络, 提高了网络的学习速度; 通过引入 PSO, 提高了网络的收敛时间。

### 3 模型的仿真应用

#### 3.1 评价样本选取

根据高技术知识创新已有的知识库, 从中选取具有代表性, 能够体现同领域知识特点的相关数据, 同时剔除无关样本的干扰。在此基础上数据样本尽可能多, 样本容量尽可能大, 通过学习可以满足线性和非线性关系, 能够满足建模的无偏性和有效性的要求。本文选取了某高精度加工工艺领域的知识生成过程中的 416 个数据对高技术知识创新评价进行仿真应用。

#### 3.2 PSO 模糊神经网络学习

对高技术知识创新评价指标体系 13 个二级指标和 5

个一级指标, 分别给出取值范围。一级指标归化为 1-5 等级, 分别为: 很高, 较高, 中等, 低, 很低。对于知识资源水平类二级指标, 根据数据状况给出取值范围, 将其它二级指标的取值范围归一化到  $[0, 1]$  区间的对应映射区间。

按照表 1 中的定义收集了高精度加工工艺知识生产、创造过程中相应数据记录 416 组, 记作  $C1(k), C2(k), C3(k), C4(k), C5(k), C6(k), C7(k), C8(k), C9(k), C10(k), C11(k), C12(k)$  和  $C13(k), k=1, 2, \dots, 416$ 。并将输出  $E1(k), E2(k), E3(k), E4(k)$  和  $E5(k)$  为由 5 个基于 PSO 的并行模糊神经网络连接构成的算法系统。

#### 3.3 仿真结果

建模是在 Matlab 7.0 下实现的, 实验中粒子数量选取 120, 粒子初始化的下界为 -1, 上界为 1, 粒子最大速度 0.6, 权值最大值 0.96, 最小值 0.4, 迭代次数 150 次。

将表中所示的  $C1(k), C2(k), C3(k), C4(k), C5(k), C6(k), C7(k), C8(k), C9(k), C10(k), C11(k), C12(k)$  和  $C13(k)$  作为神经网络的系统输入, 而  $E1(k), E2(k), E3(k), E4(k)$  和  $E5(k)$  作为系统输出, 运行训练过程, 获得所有权值和阈值。将上述训练过程建立起来的评估系统作用于上述 416 组输入参量, 仿真出相应的 416 组结果参数, 记作  $D1'(k), D2'(k), D3'(k), D4'(k)$  和  $D5'(k), k=1, 2, \dots, 416$ , 并将他们与原纪录参数  $D1(k), D2(k), D3(k), D4(k)$  和  $D5(k)$  相对照, 如表 2 所示。通过对仿真数据统计分析, 5 个评估参数的总体仿真命中率率达 98% 以上。

表 2 不同网络模型训练比较

训练模型	迭代次数	训练时间	训练误差
PSO	3 167	5 m 20 s	0.001
BP	6 526	8 m 11 s	0.001

从表 2 中可看出, 在训练误差小于等于 0.001 的条件下, PSO 神经网络的迭代次数优于普通的 BP 神经网络, 其平均运行时间也明显比短, 这说明 PSO 模糊神经网络具有较强的全局收敛能力、较高的泛化精度和较快的收敛速度。应用表明, 系统是健壮的, 满足实际的评价要求。

### 4 结论

本文创新性研究了 PSO 模糊神经网络算法在高技术知识创新评价中的应用问题。该方法一方面保留了神经网络与模糊逻辑深度协同以及使用广义概率积模糊算子与广义概率和模糊算子的优点, 另一方面充分发挥了 PSO 的全局寻优能力和易于实现等优点, 其仿真精确度、算法稳定性和实时性、运行流畅性及可靠性已通过仿真应用验证, 证明了这种新方法的有效性及其在性能方面的优势。

#### 参考文献:

[1] 承文, 韩立岩. 航天企业基于知识流的知识管理体系框架[J]. 系统工程与电子技术, 2006, 28 (11): 1675 - 1678. (Cheng W,

- Han L Y. Framework of knowledge management system based on knowledge flow in aerospace enterprise[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2006, 28(11): 1675 - 1678. )
- [2] 孙耀吾, 卫英平. 高技术企业联盟知识扩散研究——基于小世界网络的视角[J]. 管理科学学报, 2011, 14(12): 17 - 26. (Sun Y W, Wei Y P. Study on knowledge diffusion of high-tech enterprise alliance from the small-world network perspective[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2011, 14(12): 17 - 26. )
- [3] 王坤, 袁静. 创新评价研究热点分析及相关启示[J]. 技术经济与管理研究, 2012(2): 35 - 38. (Wang K, Yuan J. Hot spots analysis of information evaluation and relevant enlightenment[J]. *Technoeconomics & Management*, 2012(2): 35 - 38. )
- [4] Pritchard C L. *Risk management*[M]. Arlington Virginia, USA: ESI International, 1999: 215 - 217.
- [5] Shantz J R. Use of knowledge management as a learning transfer platform[D]. San Diego, California: Alliant International University, 2003: 5 - 6.
- [6] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]// *Proc. of the IEEE International Conference on Neural Networks*, 1995: 1942 - 1948.
- [7] Lavrac N, Ljubic P, Urbancic T. Trust modeling for networked organizations using reputation and collaboration estimates[J]. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics-Part C: Applications and Reviews*, 2007, 37(3): 429 - 439.
- [8] Chang L K, Sangjae L, Kang I W. KMPI: measuring knowledge management performance[J]. *Information and Management*, 2005, 42(3): 469 - 482.
- [9] Tranfield D, Young M, Partington D. Knowledge management routines for innovation projects: developing a hierarchical process model[J]. *International Journal of Innovation Management*, 2003, 7(1): 27 - 49.
- [10] Van den Bergh F, Engelbrecht A P. A study of particle swarm optimization particle trajectories[M]. *Information Sciences*, 2005, 8(6): 243 - 267.
- [11] Dautenhahn K. Book review: swarm intelligence[J]. *Genetic Programming and Evolvable Machines*, 2002, 3(1): 93 - 97.
- [12] Kenedy J. Bare bones particle Swarms[C]// *Proc. of the IEEE Swarm Intelligence Symposium*, 2003: 80 - 87.
- [13] 刘伟兵, 王先甲. 基于 PSO 神经网络的进化博弈研究[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(8): 1282 - 1284. (Liu W B, Wang X J. Study on evolutionary games based on PSO-neural networks[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2007, 29(8): 1282 - 1284. )
- [14] Samaddar S, Kadiyala S S. An analysis of interorganizational resourcesharing decisions in collaborative knowledge creation[J]. *European Journal of Operational Research*, 2006, 170(1): 192 - 210.
- [15] Shi Y H, Eberhart R C, Chen Y. Implementation of evolutionary fuzzy systems[J]. *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, 1999, 7(2): 109 - 119.
- [16] Parsopoulos K E, Vrahatis M N. Recent approaches to global optimization problems through particle swarm optimization[J]. *Natural Computing*, 2002, 1(2): 235 - 306.
- [17] Hunt H, Sbarbaro D, Zbikowski R. Neural networks for control system: a survey[J]. *Automatica*, 1992, 28(6): 1083 - 1112.
- [18] 吴延勋, 秦现生, 张海峰. 基于模糊神经网络的复杂产品研发决策评估[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(7): 1575 - 1579. (Wu Y X, Qin X S, Zhang H F. Development decision evaluation method of complex product based on fuzzy neural network[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2011, 33(7): 1575 - 1579. )