

基于过程神经网络和量子免疫算法的油气评价

李欣^{1,2},程春田²,李刚²

LI Xin^{1,2},CHENG Chun-tian²,LI Gang²

1.大连理工大学 电子与信息工程学院,辽宁 大连 116024

2.大连理工大学 水电与水信息研究所,辽宁 大连 116024

1.School of Electronics and Information Engineering,Dalian University of Technology,Dalian,Liaoning 116024,China

2.Institute of Hydropower System & Hydroinformatics,Dalian University of Technology,Dalian,Liaoning 116024,China

E-mail:lixin_dq@126.com

LI Xin,CHENG Chun-tian,LI Gang.Evaluation method of oil and gas resource based on process neural networks and quantum immune algorithm.Computer Engineering and Applications,2008,44(25):9-12.

Abstract: In order to evaluate the sustainable development capacity of current oil and gas resources,a process neural network evaluation method based on quantum immune optimization is proposed.Firstly,on the basis of the sustainable development economy evaluation index system construction,the process neural network is applied to create the mapping relationship between evaluation Index system and the evaluation results.Secondly,the quantum immune algorithm is applied to optimize the weight of the process neural network,which completes the training process of network.Finally,the economy evaluation result of oil and gas sustainable development from 2004 to 2006 shows that the proposed method is feasible and effective.

Key words: process neural networks;quantum immune algorithm;oil and gas resource;general evaluation

摘要:为评价我国目前油气资源的可持续发展能力,提出了一种将过程神经网络与量子免疫算法相结合的评价方法。首先,在构建油气资源可持续发展能力评价指标体系的基础上,采用过程神经网络建立评价指标体系与评价结果之间的映射关系;然后采用量子免疫算法完成网络的训练;最后,以2004年~2006年的油气资源经济可持续发展评价为例,验证了方法的有效性和可行性。

关键词:过程神经网络;量子免疫算法;油气资源;综合评价

DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.2008.25.003 **文章编号:**1002-8331(2008)25-0009-04 **文献标识码:**A **中图分类号:**TP183

油气资源经济可持续发展能力评价是在现代技术条件下,运用多学科、多手段、多方面的成果和信息,在系统工程分析条件下,对油气资源经济的过去、现在和将来状况的综合分析。探讨油气资源经济可持续发展的评价方法并寻找其基本规律,对于实现我国油气资源经济的可持续发展具有重要意义。神经网络方法虽然可用于评价及预测工程项目中的各种实际问题,考虑到油气资源可持续发展能力评价一般需要用前 m 年指标数据评价其后 n 年的可持续发展情况,这样,每个评价指标包含 m 个离散值,可看作某一连续函数的 m 个离散点。选用神经网络评价模型时,网络的输入就成为多维函数向量,而不是多维单值向量,这对于传统神经网络是无能为力的。输入为多维函数向量,正是过程神经网络的独到之处。因此,本文选用过程神经网络(Process Neural Networks,PNN)^[1-2]来构造油气资源可持续发展综合评价模型。由于过程神经网络采用基于函数正交基展开的学习算法训练网络,为满足精度要求,当基函数展开式项数较多时,需要优化的参数数目要比普通神经网络大得多,加之影响油气资源经济可持续发展能力的指标体系

比较复杂、庞大,且各指标之间又难免存在关联、重叠的情况,这就使评价过程过于复杂、训练难度增大以至难于收敛。

免疫进化算法是借鉴生命科学中免疫概念和理论而发展起来的一种新兴算法^[3-4]。该算法具有抗原自动辨识、特征抽取、抗体多样化、分布式检测、学习和记忆、自我规划等特征,是智能计算领域具有巨大潜力的并行分布式自适应系统^[5]。但其在小空间里的搜索效率并不能令人满意^[6]。量子进化算法(Quantum Evolutionary Algorithm,QEA)^[7]是新近发展起来的一种概率进化算法,QEA具有许多优点,例如更好的群体多样性和全局搜索能力;种群规模较小但不影响算法的性能等^[8]。但是在QEA中,通过观察量子染色体的状态来生成所需要的二进制解,这是一个概率操作过程,具有很大的随机性和盲目性,因此个体在进化的同时,将不可避免地产生退化的可能。本文对此做了改进,直接用量子位的概率幅表示优化问题的解,这样既避免了由观察带来的随机性,也避免了从2进制到10进制的解码过程。

本文融合免疫优化和量子优化各自的空间搜索优势,首先

基金项目:国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.50479055,50679011)。

作者简介:李欣(1979-),男,讲师,博士研究生,主要研究方向:智能控制及算法;程春田(1965-),男,博士生导师,教授,主要研究方向:智能算法及其决策支持系统;李刚(1979-),男,讲师,博士,主要研究方向:神经网络、智能控制。

收稿日期:2008-03-18 **修回日期:**2008-05-20

提出一种量子免疫算法(Quantum Immune Algorithm, QIA);然后将其与 PNN 相结合,提出一种油气资源可持续发展能力的综合评价模型。实验表明,该方法是具有一定潜力值得推荐的评价方法。

1 过程神经网络模型及算法

1.1 过程神经网络模型

过程神经网络是由若干过程神经元和一般非时变神经元按一定拓扑结构组成的网络。一个多输入多输出系统的前向过程神经网络拓扑结构如图 1 所示。

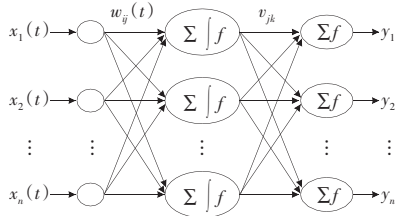


图 1 含一个隐层的过程神经网络

图 1 中,输入层有 n 个节点,中间层(过程神经元隐层)有 m 个节点,激励函数为 f ,输出层有 p 个节点,激励为线性函数。网络输入输出之间的映射关系为^[1]:

$$y_k = \sum_{j=1}^m v_{jk} f \left(\sum_{i=1}^n \int_0^T w_{ij}(t) x_i(t) dt - \theta_j \right) \quad (1)$$

其中 $w_{ij}(t)$ 为输入层节点 i 到隐层过程神经元节点 j 的连接权函数, v_{jk} 为隐层节点 j 到输出层节点 k 的连接权值, θ_j 为隐层节点 j 的阈值, y_k 为网络实际输出, $k=1, 2, \dots, p$ 。

1.2 过程神经网络学习算法^[2]

给定 K 个序列长度为 2^L 的学习样本(若离散序列长度不为 2^L ,可插值得到):

$$(x_{i1}(t_l), x_{i2}(t_l), \dots, x_{in}(t_l), d_i) \quad (2)$$

其中 $i=1, 2, \dots, K; l=0, 1, \dots, 2^L-1; L$ 是满足精度要求的任一自然数; d_i 是期望输出。

对样本实施沃尔什变换得(令 $N=2^L$):

$$(wal(x_{i1}(t_l)), wal(x_{i2}(t_l)), \dots, wal(x_{in}(t_l)), d_i) \quad (3)$$

其中 $i=1, 2, \dots, K; l=0, 1, \dots, N-1$ 。

由沃尔什基函数的正交性,网络输出可简化为:

$$y_k = \sum_{j=1}^m v_{jk} f \left(\sum_{i=1}^n \sum_{l=0}^{N-1} wal(x_{ki}(t_l)) wal(w_{ij}(t_l)) - \theta_j \right) \quad (4)$$

网络误差函数可取为:

$$E = \sum_{k=1}^K (y_k - d_k)^2 = \sum_{k=1}^K \left(\sum_{j=1}^m v_{jk} f \left(\sum_{i=1}^n \sum_{l=0}^{N-1} wal(x_{ki}(t_l)) wal(w_{ij}(t_l)) - \theta_j \right) - d_k \right)^2 \quad (5)$$

其中 $wal(x_{ki}(t_l))$ 为第 k 个学习样本中第 i 个分量序列的沃尔什变换序列。

当采用传统 BP 算法训练过程神经网络时,网络权值的调整规则为:

$$v_j = v_j + \alpha \Delta v_j \quad (6)$$

$$w_{ij}(t_l) = w_{ij}(t_l) + \beta \Delta w_{ij}(t_l) \quad (7)$$

$$\theta_j = \theta_j + \gamma \Delta \theta_j \quad (8)$$

其中 $i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m; l=0, 1, \dots, N-1; \alpha, \beta, \gamma$ 为学习速度。

2 量子免疫算法

2.1 量子比特与量子优化算法

在量子计算中,最小的信息单元用量子位表示,量子位又称量子比特,一个量子比特的状态可表示为:

$$|\phi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \quad (9)$$

其中 α 和 β 称为量子比特的概率幅,满足下列归一化条件:

$$|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1 \quad (10)$$

令 $\alpha = \cos(\varphi), \beta = \sin(\varphi)$ 。量子比特也可以用概率幅表示为

$[\cos(\varphi) \sin(\varphi)]^T$, 其中 φ 是量子比特的相位。

在量子优化算法中,量子比特相位的改变可通过单比特量子旋转门实现。其定义见式(11)。

$$\begin{bmatrix} \cos(\Delta\theta) & -\sin(\Delta\theta) \\ \sin(\Delta\theta) & \cos(\Delta\theta) \end{bmatrix} \quad (11)$$

2.2 免疫克隆选择算法

免疫算法是抽取生物机体免疫系统的特点,结合工程应用而描述的一种计算模型。它模仿生物的免疫过程,具有良好的全局搜索能力和记忆功能。其中抗原对应于优化问题的目标函数,抗体对应于优化问题的解。通过抗原和抗体的亲和力来描述可行解与最优解的逼近程度。对外界抗原的侵入,系统自动产生相应的抗体,通过抗体之间的促进与抑制反应,实现系统对环境的自适应。

2.3 量子免疫算法

若将 r 维连续空间优化问题的解看作 r 维空间中的点或向量,则连续优化问题可表述为:

$$\max f(X_1, X_2, \dots, X_r) \quad (12)$$

其中 $a_i \leq X_i \leq b_i; i=1, 2, \dots, r; r$ 为优化变量数目; $[a_i, b_i]$ 为变量 X_i 的定义域。用 QIA 优化计算时,抗原对应于要优化的问题,抗体对应于问题的可行解,抗体亲和力对应于由式(12)计算得到的目标函数值。下面给出 QIA 的具体操作。

2.3.1 产生初始群体

随机产生 N 个抗体组成初始种群,每个抗体携带 r 个量子位,以第 j 个抗体 P_j 为例,初始化结果为:

$$P_j = \begin{bmatrix} \alpha_1^j & \alpha_2^j & \dots & \alpha_r^j \\ \beta_1^j & \beta_2^j & \dots & \beta_r^j \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中 $\alpha_i^j = \cos(2\text{rnd}\pi); \beta_i^j = \sin(2\text{rnd}\pi)$ 。rnd 为(0,1)之间的随机数。

2.3.2 解空间变换

群体中的每个抗体包含 $2r$ 个量子比特概率幅,利用线性变换,可将这 $2r$ 个概率幅由遍历空间映射到函数优化问题(12)的解空间。抗体的每个概率幅对应解空间的一个优化变量。记抗体 P_j 上第 i 个量子位为 $[\alpha_i^j, \beta_i^j]^T$, 则相应的解空间变量为:

$$X_{1i}^j = \frac{1}{2} [b_i (1 + \alpha_i^j) + a_i (1 - \alpha_i^j)] \quad (14)$$

$$X_{2i}^j = \frac{1}{2} [b_i (1 + \beta_i^j) + a_i (1 - \beta_i^j)] \quad (15)$$

因此,每个抗体对应优化问题的两个解。其中量子态 $|0\rangle$ 的

概率幅 α_i^j 对应 X_{1i}^j ; 量子态 $|1\rangle$ 的概率幅 β_i^j 对应 X_{2i}^j , 以上 $i=1, 2, \dots, r; j=1, 2, \dots, N$ 。在群体规模不变的情况下, 采用量子位编码能够扩展对解空间的遍历性, 提高算法的优化效率。

2.3.3 选择优良抗体实施克隆扩增

用式(12)作为目标函数, 计算群体中每个抗体的亲和力。从含 N 个抗体的群体中选出 n 个亲和力最高的抗体进行克隆 ($n < N$)。并利用选出的抗体和克隆生成的新抗体组成新群体。抗体亲和力越高, 其克隆产生的抗体数目越多。设选出的 n 个抗体按亲和力降序排列为 P_1, P_2, \dots, P_n , 则第 k 个抗体 P_k ($1 \leq k \leq n$) 克隆产生的抗体数为:

$$N_k = \left[\frac{\rho N}{k} \right] \quad (16)$$

其中 $[\cdot]$ 为按四舍五入取整算符; ρ 为给定的控制参数。为保持群体规模稳定, 若 $\sum_{i=1}^n N_i < N - n$, 用式(13)产生新抗体补充; 否则取前 $N - n$ 个抗体。

克隆扩增的具体过程由量子旋转门改变抗体上量子位的相位实现。对于量子旋转门转角的遍历范围, 首先定义一个克隆幅值, 然后按式(17)确定转角。

$$\Delta\theta_i^k = \lambda_k (2\text{rnd} - 1) \quad (17)$$

此时 $\Delta\theta_i^k$ 的遍历范围为 $[-\lambda_k, \lambda_k]$ 。对于需要扩增的母体, 亲和力越高, 扩增时所迭加的扰动应越小, 因此 λ_k 可按下式选取:

$$\lambda_k = \lambda_0 \exp\left(\frac{k-n}{n}\right) \quad (18)$$

其中 λ_0 为控制参数, 用以控制对抗体所附加的扰动的大小。

设第 k 个克隆母体为:

$$P_k = \begin{bmatrix} \cos(\theta_1^k) & \cos(\theta_2^k) & \dots & \cos(\theta_r^k) \\ \sin(\theta_1^k) & \sin(\theta_2^k) & \dots & \sin(\theta_r^k) \end{bmatrix}$$

由式(11), 克隆后的抗体为:

$$P_{ks} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_1^k + \Delta\theta_{1s}^k) & \dots & \cos(\theta_r^k + \Delta\theta_{rs}^k) \\ \sin(\theta_1^k + \Delta\theta_{1s}^k) & \dots & \sin(\theta_r^k + \Delta\theta_{rs}^k) \end{bmatrix}$$

其中 $s=1, 2, \dots, N_k$ 。

根据上述优良抗体的克隆扩增过程不难看出, 首先, 选出的优良抗体本身具有优化路标的作用, 能够引导进化向着全局最优解的方向行进; 其次, 量子旋转门的转角方向不需要与当前最优抗体比较, 有助于增强种群的多样性和突破早熟收敛。

2.3.4 较差抗体的变异操作

对克隆扩增后的群体实施解空间变换, 计算每个抗体的亲和力。选择亲和力最低的 m ($m < N$) 个抗体实施变异操作。与前节类似, 可通过量子旋转门对抗体上量子位施加随机扰动来实现。对于量子旋转门的转角范围, 首先定义一个变异幅值 $\tilde{\lambda}_k$, 然后引入随机变量, 进而确定量子旋转门的转角范围。对于需要突变的母体, 亲和力越低, 突变时所迭加的随机扰动应越大。对于选出的 m 个亲和力最低的抗体, 按亲和力升序排序, 对于第 k 个抗体, 变异幅值 $\tilde{\lambda}_k$ 可按下式选取:

$$\tilde{\lambda}_k = \tilde{\lambda}_0 \exp\left(\frac{m-k}{m}\right) \quad (19)$$

其中 $\tilde{\lambda}_0$ 为控制参数, 用以控制对抗体所附加扰动的大小。此时, 转角的遍历范围为 $[-\tilde{\lambda}_k, \tilde{\lambda}_k]$ 。

对于单纯量子进化算法中使用的量子非门变异, 实际上等价于一种相位旋转操作。由如下简单推导可知, 这种旋转大小固定, 方向单一, 缺乏遍历性。

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\theta) \\ \sin(\theta) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin(\theta) \\ \cos(\theta) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\frac{\pi}{2}-\theta) \\ \sin(\frac{\pi}{2}-\theta) \end{bmatrix} \quad (20)$$

在 QIA 中, 对于使用量子旋转门的变异, 不同于克隆扩增过程, 抗体上量子位的幅角遍历范围要大的多, 即 $\tilde{\lambda}_0 \gg \lambda_0$, 通常取 $\tilde{\lambda}_0 = (5 \sim 10)\lambda_0$ 。因此本文使用的抗体变异操作具有很强的全局搜索能力。

2.3.5 加入新抗体

对经过克隆扩增和变异后的群体按亲和力排序, 对其中 d 个亲和力最低的抗体, 用式(13)生成新抗体替换, 其中 $d < N$ 。这一过程相当于在整个解空间内进行随机搜索, 以在全局范围内搜索亲和力更高的抗体, 避免陷入局部最优解。

3 过程神经网络与量子免疫算法的融合

过程神经网络算法的实质仍然是梯度下降法, 虽然具有收敛速度快的优点, 但因其参数众多, 使优化曲面变得极不规则, 存在很多局部极小值而最终导致算法不易收敛。因此, 本文将 PNN 和 QIA 相融合, 提出一种基于 QIA 的 PNN 训练算法。该算法的实施方案具体可描述如下:

(1) 产生初始群体: 按式(13)产生 N 个抗体组成初始群体; 其中 N 为 PNN 的权值数;

(2) 染色体适应度函数的构造。染色体适应度函数可基于式(5) PNN 误差函数构造, 考虑到适应度的实际意义具体可取为误差函数的倒数;

(3) 选择操作: 从群体中选出 n 个亲和力最高的抗体;

(4) 克隆扩增操作: 对选出的抗体, 确定扩增数目, 用基于小区间随机遍历的量子旋转门进行克隆扩增;

(5) 变异操作: 从种群中选出 m 个亲和力最低的抗体, 用基于大区间随机遍历的量子旋转门进行变异;

(6) 替换操作: 对克隆扩增和变异后的抗体进行选择, 用式(8)生成新抗体替换其中部分亲和力最低的抗体;

(7) 最优抗体保留: 若当前世代群体中最好个体的亲和力低于上一世代, 则用上一世代的最好抗体替换当前世代的最差抗体;

(8) 返回步骤(3)循环计算, 直到满足收敛条件或代数达到最大限制。

经过以上 PNN QIA 训练后的网络模型可直接用于油气资源可持续发展能力评价。

4 基于 PNN-QIA 的油气资源可持续发展评价实验

4.1 油气资源可持续发展评价的指标数据

油气资源经济可持续发展能力评价指标体系的建立, 是一项复杂的系统工程。本文从可持续供给、可持续利用和油气安全这 3 个方面, 选择了 11 个最具代表性的指标构成评价指标体系, 分别是: 石油储采比 C_{11} ; 石油生产弹性系数 C_{12} ; 石油储量接替率 C_{13} ; 长期进口能力指数 C_{14} ; 石油消费强度 C_{21} ; 石油消费弹性系数 C_{22} ; 石油节能比重 C_{23} ; 能源转换与替代率 C_{24} ;

石油对外依存度 C_{31} ; 石油进口集中度 C_{32} ; 运输通道的可靠性 C_{33} 。1988 年~2003 年中国油气资源经济可持续发展能力评价的上述指标数据见表 1。

表 1 1988 年~2003 年油气资源经济可持续发展综合评价指标数据

年份	指标											
	C_{11}	C_{12}	C_{13}	C_{14}	C_{21}	C_{22}	C_{23}	C_{24}	C_{31}	C_{32}	C_{33}	
1988	17.2	0.19	0.96	91.6	0.31	0.42	3.52	0.20	0	84.7	0.41	
1989	15.9	0.14	0.74	91.9	0.29	0.53	-0.16	0.23	0	88.4	0.39	
1990	15.8	0.13	0.99	91.1	0.26	-0.14	1.93	0.18	0	82.8	0.38	
1991	15.2	0.21	0.89	91.6	0.30	0.85	3.71	0.17	0	94.4	0.36	
1992	14.6	0.06	0.92	85.6	0.26	0.56	7.92	0.19	0	73.7	0.40	
1993	15.6	0.16	1.41	78.1	0.26	0.76	6.38	0.21	6.71	55.0	0.45	
1994	15.2	0.05	0.95	93.2	0.25	0.13	6.08	0.23	1.94	77.2	0.43	
1995	15.0	0.25	1.03	94.0	0.23	0.69	3.28	0.20	6.26	66.7	0.37	
1996	14.3	0.52	1.02	94.3	0.23	0.91	3.34	0.16	8.00	69.5	0.35	
1997	14.5	0.25	1.09	93.5	0.25	1.49	8.88	0.15	17.18	55.5	0.42	
1998	14.8	0.02	1.08	96.1	0.22	0.08	11.01	0.19	14.70	49.2	0.41	
1999	15.2	-0.08	1.08	95.3	0.22	0.84	8.14	0.24	20.79	35.8	0.46	
2000	14.9	0.25	1.02	88.8	0.21	0.87	7.28	0.18	31.08	38.8	0.40	
2001	15.0	0.08	0.90	92.7	0.20	0.29	3.68	0.22	28.27	46.1	0.38	
2002	14.1	0.25	0.97	94.2	0.20	0.76	-1.58	0.24	29.63	43.3	0.43	
2003	14.5	0.19	1.09	93.6	0.19	0.41	-3.92	0.21	47.37	41.3	0.42	

4.2 训练样本构造方法

由表 1 可知,该表共提供了 16 组数据,每组数据包括 11 个评价指标,这些评价指标可作为训练样本的输入向量。网络输出为油气资源经济可持续发展能力的评价结果,用评价值来表示,取值范围为[0, 1],可由有关专家根据量化等级和每个等级的取值范围(见表 2)给出具体的量化结果,见表 3。本文模型采用的评价机制是:利用连续四年的评价指标,来综合评价其后连续三年的可持续发展能力。例如,用 1991 年~1994 年指标数据评价 1995 年~1997 年的可持续发展能力,余类推。综上,对于采集到的 16 组样本数据可构造出 10 个训练样本,见表 4。在每个训练样本中,输入为 11 行 4 列的矩阵,矩阵行数代表

评价指标个数,列数代表离散采样点数;输出为 3 维向量。

表 2 油气资源经济可持续发展能力的量化等级和各级取值范围

等级	一级	二级	三级	四级
范围	$1.00 < \beta \leq 0.75$	$0.75 < \beta \leq 0.50$	$0.50 < \beta \leq 0.25$	$0.25 < \beta \leq 0.00$
含义	可持续发展	弱可持续发展	准可持续发展	不可持续发展

4.3 PNN 参数的确定

根据表 4 构造的油气资源可持续发展能力评价的样本数据,可知 PNN 输入层包含 11 个普通神经元;正交基函数的个数为 4 个;输出层包含 3 个普通神经元;关于隐层过程神经元数目的选取,目前尚无一般原则,通常依据多次试验择优确定,本模型采用 20 个;学习速率取 0.8;惯性因子取 0.3;限定误差取 0.01;限定迭代步数为 1 000。

4.4 油气资源可持续发展的评价结果

为验证算法的性能并尽量减少随机性带来的影响,实验在相同参数设置下重复运行 10 次,其中 9 次收敛,平均迭代步数为 863。10 次训练的平均结果见表 5。利用训练好的网络,对 2004 年~2006 年油气资源经济可持续发展能力的综合评价结果见表 6。

由表 5 可知,PNN-QIA 方法不仅收敛速度快,而且逼近能力强,这是由于 PNN 具有过程映射能力,而 QIA 既具有量子机制的高效性又具有免疫算法较强的全局收敛能力。由表 6 可知,2004 年~2006 年我国油气资源经济可持续发展能力指数在 0.45~0.49 之间,这表明该三年内我国油气资源经济可持续发展能力为准可持续发展。

5 结束语

油气资源经济可持续发展能力评价属于多变量、强耦合、非线性预测问题,因其映射关系极其复杂而使常规算法难于收敛。本文提出一种基于 PNN-QIA 的综合评价方法,由评价结果可知,该方法取得了预期的评价效果,且具有收敛速度快、评价

表 3 1988 年~2003 年油气资源经济可持续发展能力的量化结果

年份	1988	1989	1990	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003
β	0.59	0.48	0.54	0.49	0.51	0.58	0.55	0.58	0.58	0.52	0.57	0.54	0.49	0.50	0.45	0.49
结果	二级	三级	二级	三级	二级	二级	二级	二级	二级	二级	二级	二级	三级	二级	三级	三级

表 4 用于油气资源经济评价的 10 个训练样本数据

序号	向量												输出向量		
	输入向量														
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	1	2	3	
1	17.2	0.19	0.96	91.6	0.31	0.42	3.52	0.20	0	84.7	0.41	0.51	0.58	0.55	
	15.9	0.14	0.74	91.9	0.29	0.53	-0.16	0.23	0	88.4	0.39				
	15.8	0.13	0.99	91.1	0.26	-0.14	1.93	0.18	0	82.8	0.38				
	15.2	0.21	0.89	91.6	0.3	0.85	3.71	0.17	0	94.4	0.36				
2	15.9	0.14	0.74	91.9	0.29	0.53	-0.16	0.23	0	88.4	0.39	0.58	0.55	0.58	
	15.8	0.13	0.99	91.1	0.26	-0.14	1.93	0.18	0	82.8	0.38				
	15.2	0.21	0.89	91.6	0.30	0.85	3.71	0.17	0	94.4	0.36				
	14.6	0.06	0.92	85.6	0.26	0.56	7.92	0.19	0	73.7	0.40				
...
10	14.5	0.25	1.09	93.5	0.25	1.49	8.88	0.15	17.18	55.5	0.42	0.50	0.45	0.49	
	14.8	0.02	1.08	96.1	0.22	0.08	11.01	0.19	14.70	49.2	0.41				
	15.2	-0.08	1.08	95.3	0.22	0.84	8.14	0.24	20.79	35.8	0.46				
	14.9	0.25	1.02	88.8	0.21	0.87	7.28	0.18	31.08	38.8	0.40				