基于量子粒子群优化的油气资源经济可持续发展评价

许增福^{1,2}, 吴贵生¹, 王宏伟³

(1. 清华大学 经济管理学院, 北京 100084; 2. 大庆石油学院, 黑龙江 大庆 163318;
3. 大庆油田公司第六采油厂, 黑龙江 大庆 163300)

摘要:在构建油气资源经济可持续发展能力评价指标体系的基础上,提出了一种基于量子粒子群优化的神经网络评价方法。该方法用三层前馈神经网络建立评价指标和评价结果之间的非线性映射关系,用量子粒子群算法优化神经网络权值完成网络训练。以中国 2001—2005 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:量子粒子群优化;神经网络;可持续发展;经济评价

中图分类号:F601 **文献标识码:**A **文章编号:**1002-980X(2008)02-0044-05

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,用系统工程分析方法,对油气资源经济的过去、现在和将来状况进行的综合分析。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,但由于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、重迭的情况,从而会使评价过程过于复杂、训练难度增大以至难于收敛。粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是由 Eberhart 和 Kennedy 提出的一种新的全局优化进化算法,它源于对鸟类捕食行为的模拟^[1]。作为一种重要的优化工具,粒子群优化算法已经成功地应用于系统辨识、神经网络训练^[2]等领域。与其他全局优化算法一样,PSO 算法在实际应用当中也表现出一些不尽人意之处,最主要的问题是它容易产生早熟收敛、全局寻优能力较差、收敛速度较慢等。为解决早熟收敛问题,惯性权重法^[3]、杂交 PSO 算法^[4]、自适应变异法^[5]等改进方法先后被提出,但这些改进方法不同程度地降低了收敛速度。压缩因子

法^[6]能够提高收敛速度,但仍存在早熟收敛现象^[7]。量子粒子群算法(Quantum-behaved Particle Swarm Optimization, QPSO)是将量子计算的一些概念和理论诸如量子比特、量子旋转门等融合到基本粒子群算法中而发展起来的一种概率进化算法。同经典的粒子群算法(PSO)相比,它具有许多优点,如更好的群体多样性和全局寻优能力,群体规模较小但不影响算法的性能等。本文将 QPSO 和神经网络相融合,提出一种基于 QPSO 的神经网络评价方法。该方法利用神经网络的非线性映射能力完成对目标的评价,利用量子粒子群算法优化神经网络权值完成网络训练。实验表明,该算法是具有一定潜力且值得推荐的一种评价方法。

1 基于量子粒子群优化的神经网络算法

1.1 三层前馈神经网络模型

传统三层前馈神经网络由输入层、隐含层、输出层组成,其突出特点是有很强的非线性映射能力和柔性的网络结构。网络的隐含层数目及各层神经元数可根据具体情况设定。网络的响应函数通常取 Sigmoid 函数,信息正向传递,误差反向传播。经多次循环,将输入信息逐渐逼近到期望输出,完成学习

收稿日期:2007-10-31

基金项目:国家自然科学基金重点项目(50634020)

作者简介:许增福(1961—),男,清华大学经济管理学院在站博士后,研究方向:技术研究;吴贵生(1947—),男,安徽人,清华大学经济管理学院教授,博士生导师,清华大学技术创新研究中心主任,研究方向:创新管理。

功能。其网络结构如图 1 所示。

图 1 三层前馈网络模型

设 W 为任意多层前馈网络的连接权值(包括阈值),即 $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)$, $g(x) = 1/(1 + e^{-x})$ 为非线性传递函数。样本空间为 (R^n, R^m) , $X \subset R^n$ 为样本输入, $Y \subset R^m$ 为样本输出(期望输出)。误差能量函数定义为: $E = \frac{1}{2} \sum (Y_x - Y)^2$, 其中 Y_x 为神经网络的实际输出。由于当样本空间确定以后, E 只是权值向量 W 的函数,故上式可改写为: $E = E(W)$ 。通常,训练多层神经网络的 BP 算法标准形式为:

$$W^{k+1} = W^k + h \nabla E(W^k) + \alpha \nabla E(W^{k-1}); \quad (1)$$

$$W^0 = W_0. \quad (2)$$

其中, $0 < h < 1$ 为学习步长; $0 < \alpha < 1$ 为动量因子; $\nabla E(W^k) = (\frac{\partial E}{\partial w_1}, \frac{\partial E}{\partial w_2}, \dots, \frac{\partial E}{\partial w_n})^T$ 为 $E(W^k)$ 在点 W^k 的梯度; $\nabla E(W^{k-1}) = (\frac{\partial E}{\partial w_1}, \frac{\partial E}{\partial w_2}, \dots, \frac{\partial E}{\partial w_n})^T$ 为 $E(W^{k-1})$ 在点 W^{k-1} 的梯度。

1.2 基本粒子群优化算法

设在 n 维空间中,有 m 个粒子组成一个种群,其中第 i 个粒子的位置 X_i 、速度 V_i 、自身搜索到的最优位置 P_i 、整个粒子群搜索到的最优位置 P_g 分别为: $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}); V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in}); P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in}); P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gn})$ 。

将 X_i 代入目标函数计算其适应值,粒子状态更新策略为:

$$V_i(t+1) = wV_i(t) + c_1 r_1 (P_i - X_i(t)) + c_2 r_2 (P_g - X_i(t)), \quad (3)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1). \quad (4)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, m$; w 是惯性因子; c_1 、 c_2 是常数; r_1 、 r_2 是 $[0, 1]$ 之间的随机数。对种群中每个粒子应用式(3)、式(4)循环迭代,可使整个种群逐步逼近全局最优解。

1.3 量子粒子群优化算法

若将 n 维空间优化问题的解看作是 n 维空间中的点或向量,则连续优化问题可表述为: $\max f(x_1,$

$x_2, \dots, x_n)$ 。其中: $a_i \leq X_i \leq b_i; i = 1, 2, \dots, n$; n 为优化变量数目; $[a_i, b_i]$ 为变量 X_i 的定义域; f 为目标函数,其值可作为粒子的适应度。下面详细给出 QPSO 的具体操作。

(1) 产生初始种群 在 QPSO 中,直接采用量子位的概率幅作为粒子当前位置的编码。考虑到种群初始化时编码的随机性,本文采用如下编码方案:

$$P_i = \begin{bmatrix} \cos(\theta_{i1}) & \cos(\theta_{i2}) & \dots & \cos(\theta_{im}) \\ \sin(\theta_{i1}) & \sin(\theta_{i2}) & \dots & \sin(\theta_{im}) \end{bmatrix}. \quad (5)$$

其中: $\theta_{ij} = 2 \times \text{Random}$; Random 为 $(0, 1)$ 之间随机数; $i = 1, 2, \dots, m$; $j = 1, 2, \dots, n$; m 是种群规模; n 是空间维数。由此可见,种群中每个粒子占据遍历空间中两个位置,它们对应量子态 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 的概率幅分别为:

$$P_{ic} = (\cos(\theta_{i1}), \cos(\theta_{i2}), \dots, \cos(\theta_{in})); \quad (6)$$

$$P_{is} = (\sin(\theta_{i1}), \sin(\theta_{i2}), \dots, \sin(\theta_{in})). \quad (7)$$

为了表述方便,称 P_{ic} 为余弦位置,称 P_{is} 为正弦位置。

(2) 解空间变换 在 QPSO 中,由于粒子的遍历空间每维均为 $[-1, 1]$,为计算粒子目前位置的优劣性,需要进行解空间的变换,将每个粒子占据的两个位置由单位空间 $I = [-1, 1]^n$ 映射到优化问题的解空间,粒子上量子位的每个概率幅对应解空间的一个优化变量。记粒子 P_j 上第 i 个量子位为 $[i^j_c, i^j_s]^T$,则相应的解空间变量为:

$$X_{ic}^j = [b_i(1 + i^j_s) + a_i(1 - i^j_s)]/2, \quad (8)$$

$$X_{is}^j = [b_i(1 + i^j_c) + a_i(1 - i^j_c)]/2. \quad (9)$$

因此,每个粒子对应优化问题的两个解,其中量子态 $|0\rangle$ 的概率幅 i^j_c 对应 X_{ic}^j ,量子态 $|1\rangle$ 的概率幅 i^j_s 对应 X_{is}^j ,其中 $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m$ 。

(3) 粒子状态更新 在 QPSO 中,粒子位置的移动由量子旋转门实现。因此,普通 PSO 中粒子速度的更新转变为量子旋转门转角的更新;粒子位置的更新转变为粒子上量子位概率幅的更新。设粒子 P_i 当前搜索到的最优位置为(不失一般性,设为余弦位置):

$$P_{ic} = (\cos(\theta_{i1}), \cos(\theta_{i2}), \dots, \cos(\theta_{in})), \quad (10)$$

整个种群目前搜索到的最优位置为:

$$P_{gc} = (\cos(\theta_{g1}), \cos(\theta_{g2}), \dots, \cos(\theta_{gn})). \quad (11)$$

基于以上假设,粒子状态更新规则可描述为:

粒子 P_i 上量子位幅角增量的更新。

$$\theta_{ij}(t+1) = w \theta_{ij}(t) + c_1 r_1 (\theta_{i1}) + c_2 r_2 (\theta_{ig}),$$

其中,

$$\begin{aligned}
 t &= \begin{cases} 2 + u_j - i_j & (u_j - i_j < -) \\ u_j - i_j & (- \quad u_j - i_j) \\ u_j - i_j - 2 & (u_j - i_j >) \end{cases}; \\
 s &= \begin{cases} 2 + g_j - i_j & (g_j - i_j < -) \\ g_j - i_j & (- \quad g_j - i_j) \\ g_j - i_j - 2 & (g_j - i_j >) \end{cases}.
 \end{aligned}$$

粒子上量子位概率幅的更新。量子旋转门 $R(\cdot)$ 的定义为:

$$R(\cdot) = \begin{bmatrix} \cos & -\sin \\ \sin & \cos \end{bmatrix}. \tag{12}$$

应用上述旋转门,量子位概率幅的更新式为:

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} \cos(t_{ij}(t+1)) \\ \sin(t_{ij}(t+1)) \end{bmatrix} &= R(t_{ij}(t+1)) \begin{bmatrix} \cos(t_{ij}(t)) \\ \sin(t_{ij}(t)) \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} \cos(t_{ij}(t) + t_{ij}(t+1)) \\ \sin(t_{ij}(t) + t_{ij}(t+1)) \end{bmatrix}, \tag{13}
 \end{aligned}$$

其中 $i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$ 。粒子 P_i 更新后的两个新位置为:

$$\tilde{P}_{ic} = (\cos[t_{i1}(t) + t_{i1}(t+1)], \cos[t_{i2}(t) + t_{i2}(t+1)], \dots, \cos[t_{in}(t) + t_{in}(t+1)]); \tag{14}$$

$$\tilde{P}_{is} = (\sin[t_{i1}(t) + t_{i1}(t+1)], \sin[t_{i2}(t) + t_{i2}(t+1)], \dots, \sin[t_{in}(t) + t_{in}(t+1)]). \tag{15}$$

由此可见,量子旋转门通过改变粒子的量子位相位,实现了两个位置的同时移动。因此,在群体规模不变的情况下,采用量子位编码能够扩展对搜索空间的遍历性,提高算法的优化效率。

1.4 量子粒子群优化与神经网络的融合

神经网络最常使用的训练方法是梯度下降法。该方法具有收敛速度快的优点,但经常存在局部极小值问题。因此,在实际应用中通常将一些全局最优化算法与 BP 算法相结合。本文采用前面介绍的量子粒子群优化算法,实施方案如下:按式(5)产生初始种群,完成群体初始化;由解空间变换将粒子位置映射为神经网络权值;计算网络误差,若满足终止条件,保存优化结果,停机;利用适应度函数(如可取为误差函数的倒数),计算粒子适应值,更新粒子自身搜索到的最优位置 P_i 和整个粒子群搜索到的最优位置 P_g ;根据 P_i 和 P_g 更新粒子的当前位置,转至步骤。

2 油气资源经济可持续发展评价

2.1 油气资源经济评价的指标数据

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—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。

2.2 训练样本的构造方法

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,每组评价指标可作为单个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:利用某一年的评价指标数据来综合评价其后连续 3 年的经济可持续发展能力。例如,用 1991 年的指标数据评价 1995 年、1996 年、1997 年的经济可持续发展能力,余类推。综上,对于采集到的 16 组样本数据可构造出 13 个训练样本,见表 4。

2.3 前馈神经网络参数

根据构造的油气资源经济评价样本数据,可知神经网络的输入层包含 11 个神经元;输出层包含 3 个神经元;关于隐层神经元数的选取,目前尚无一般原则,通常靠多次试验择优确定。本模型采用 20 个,学习速率取 0.6,惯性因子取 0.1,限定误差取 0.05,限定迭代步数为 2 000。

2.4 油气资源经济的评价结果

本算法对 13 个样本的训练结果见表 5。利用训练好的网络,对 2001—2005 年油气资源经济可持续发展能力的评价结果见表 6。

由以上评价结果可知,本文提出的基于量子粒子群优化的油气资源经济可持续发展评价方法取得了预期的评价效果。同时,该模型对我国 2001—2005 年油气资源经济可持续发展能力的评价结果与专家给定的评价结果等级相同,数值结果非常接近(最大误差仅为 0.04),这表明该模型是有一定潜力的值得推荐的经济评价方法。根据评价结果,“十五”期间我国油气资源经济可持续发展能力指数在 0.46~0.54 之间,这表明我国油气资源经济可持续发展能力介于准可持续发展和弱可持续发展之间。

表 1 我国 1988—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	0.00	84.7	0.41
1989	15.9	0.14	0.74	91.9	0.29	0.53	-0.16	0.23	0.00	88.4	0.39
1990	15.8	0.13	0.99	91.1	0.26	-0.14	1.93	0.18	0.00	82.8	0.38
1991	15.2	0.21	0.89	91.6	0.30	0.85	3.71	0.17	0.00	94.4	0.36
1992	14.6	0.06	0.92	85.6	0.26	0.56	7.92	0.19	0.00	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

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 > 0.75	0.75 > 0.50	0.50 > 0.25	0.25 > 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

表 3 我国 1988—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
	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	三级	二级	三级	三级							

表 4 用于油气资源经济评价的 13 个训练样本数据

序号	输入向量											输出向量		
	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	0.00	84.7	0.41	0.48	0.54	0.49
2	15.9	0.14	0.74	91.9	0.29	0.53	-0.16	0.23	0.00	88.4	0.39	0.54	0.49	0.51
3	15.8	0.13	0.99	91.1	0.26	-0.14	1.93	0.18	0.00	82.8	0.38	0.49	0.51	0.58
4	15.2	0.21	0.89	91.6	0.3	0.85	3.71	0.17	0.00	94.4	0.36	0.51	0.58	0.55
5	14.6	0.06	0.92	85.6	0.26	0.56	7.92	0.19	0.00	73.7	0.40	0.58	0.55	0.58
6	15.6	0.16	1.41	78.1	0.26	0.76	6.38	0.21	6.71	55.0	0.45	0.55	0.58	0.58
7	15.2	0.05	0.95	93.2	0.25	0.13	6.08	0.23	1.94	77.2	0.43	0.58	0.58	0.52
8	15.0	0.25	1.03	94.0	0.23	0.69	3.28	0.20	6.26	66.7	0.37	0.58	0.52	0.57
9	14.3	0.52	1.02	94.3	0.23	0.91	3.34	0.16	8.00	69.5	0.35	0.52	0.57	0.54
10	14.5	0.25	1.09	93.5	0.25	1.49	8.88	0.15	17.18	55.5	0.42	0.57	0.54	0.49
11	14.8	0.02	1.08	96.1	0.22	0.08	11.01	0.19	14.70	49.2	0.41	0.54	0.49	0.50
12	15.2	-0.08	1.08	95.3	0.22	0.84	8.14	0.24	20.79	35.8	0.46	0.49	0.50	0.45
13	14.9	0.25	1.02	88.8	0.21	0.87	7.28	0.18	31.08	38.8	0.40	0.50	0.45	0.49

表 5 13 个评价样本的训练结果(最大误差:0.05)

序号	期望结果			评价结果			最大误差
	1	2	3	1	2	3	
1	0.48	0.54	0.49	0.46	0.55	0.48	0.02
2	0.54	0.49	0.51	0.55	0.46	0.53	0.03
3	0.49	0.51	0.58	0.48	0.55	0.56	0.04
4	0.51	0.58	0.55	0.55	0.56	0.53	0.04
5	0.58	0.55	0.58	0.53	0.55	0.57	0.05
6	0.55	0.58	0.58	0.55	0.56	0.53	0.05
7	0.58	0.58	0.52	0.56	0.55	0.54	0.03
8	0.58	0.52	0.57	0.57	0.56	0.60	0.04
9	0.52	0.57	0.54	0.55	0.59	0.56	0.03
10	0.57	0.54	0.49	0.58	0.57	0.46	0.03
11	0.54	0.49	0.50	0.51	0.48	0.54	0.04
12	0.49	0.50	0.45	0.48	0.51	0.46	0.01
13	0.50	0.45	0.49	0.52	0.46	0.48	0.02

表 6 我国 2001—2005 年油气资源经济可持续发展能力评价结果(最大误差 :0.05)

期望结果					评价结果					最大 评价误差
2001	2002	2003	2004	2005	2001	2002	2003	2004	2005	
0.50	0.45	0.49			0.54	0.46	0.48	0.45	0.48	0.04
二级	三级	三级			二级	三级	三级	三级	三级	

参考文献

[1] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarms optimization [C]. Proceedings of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks, 1995, 4:1942-1948.

[2] VAN DEN BERGH F, ENGELBRECHT A P. Cooperative learning in neural networks using particle swarm optimizers [J]. South African Computer Journal, 2000(11):84-90.

[3] SHI Y H, EBERHART R C. A modified particle swarm optimizer [C]. IEEE World Conference on Computational Intelligence, 1998:69-73.

[4] LOVBJERG M, RASMUSSEN T K, KRINK T. Hybrid

particle swarm optimizer with breeding and subpopulation [C]. Proceedings of the Third Genetic and Evolutionary Computation Conference, 2001:469-476.

[5] LU Z S, HOU Z R. Particle swarm optimization with adaptive mutation [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(3):416-420.

[6] EBERHART R C, SHI Y H. Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization [C]. Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation, 2000:84-88.

[7] CHEN B R, FENG X T. Particle swarm optimization with contracted ranges of both search space and velocity [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2005, 26(5):488-491.

Evaluation Method of Sustainable Development of Oil and Gas Resource Economy Based on Quantum-behaved Particle Swarm Optimization

Xu Zengfu^{1,2}, Wu Guisheng¹, Wang Hongwei³

(1. School of Economics & Management, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2. Daqing Petroleum Institute, Daqing Heilongjiang 163318, China;

3. The Sixth Oil Production Plant, Daqing Oilfield Limited Company, Daqing Heilongjiang 163300, China)

Abstract : On the basis of the construction of the sustainable development economy evaluation index system, a neural network evaluation method based on quantum-behaved particle swarm optimization is proposed. In this method, a three-layer forward neural network is applied to construct the mapping relation between the index system and the evaluation result, and quantum-behaved particle swarm optimization is applied to train the network weights. The economy evaluation result of oil and gas sustainable development from 2001 to 2005 shows that the proposed method is feasible and effective.

Key words : quantum-behaved particle swarm optimization; neural network; sustainable development; economy evaluation