

图 1 Sugeno 模糊系统等效的 ANFIS 结构  
Fig.1 Equivalent ANFIS structure of Sugeno fuzzy system

+ 检测”的迭代过程的搜索算法。文献[3~6]指出了并行遗传算法的运行机理，由于遗传算法的内在并行机制，其并行处理是很自然的解决途径。迁移策略是并行遗传算法引入的一个新的算子，它是指在进化过程中子群体间交换个体的过程，一般的迁移方法是将子群体中最好的个体发给其他的子群体，通过迁移可以加快较好个体在群体中的传播，提高收敛速度和解的精度。对于子种群之间的个体迁移结构有多种可能性，主要有如下 3 种<sup>[7, 8]</sup>：迁移发生在环状子群的环状拓扑（图 2）；迁移发生在邻集子群的邻集拓扑（图 3）；迁移发生在所有子种群的网络拓扑（图 4）。最一般化的迁移模型是完全网络拓扑，个体在众多的子种群之间相互迁移，移民均匀分布在大种群中，图 5 给出了 4 个子种群的按适应度选择的无约束迁移。子种群 2, 3, 4 构造出最佳种群的个体集，随机地从这一个体集中选择一个个体来取代子种群 1 中的最差者，这种过程在每个子种群中循环执行，这样可以保证子种群不会从自身接受个体迁移。对于多波峰函数的遗传算法，多种群的并行遗传算法比一般单种群的遗传算法更能改善算法的收敛速度。

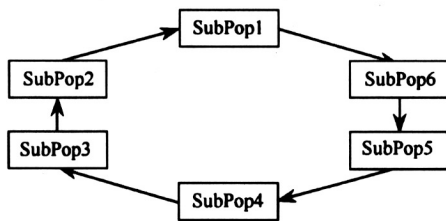


图 2 环状拓扑  
Fig.2 Ring migration topology

2.2 基于 GA - ANFIS 的融合与应用实现

模糊逻辑工具箱只能支持一阶或零阶的 Sugeno 系统和单输出系统，并且采用权重平均法，解模糊化及所有规则取单位权重 1。对于解耦的多

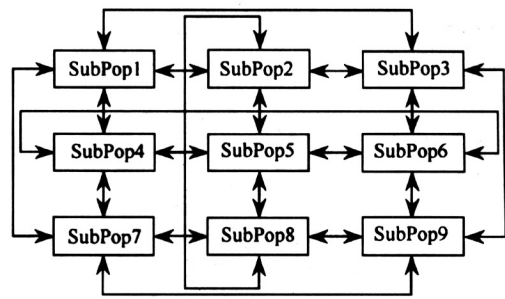


图 3 邻集拓扑

Fig.3 Neighbourhood migration topology

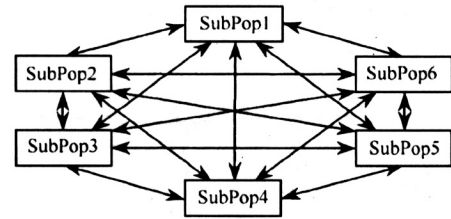


图 4 网络拓扑

Fig.4 Network migration topology

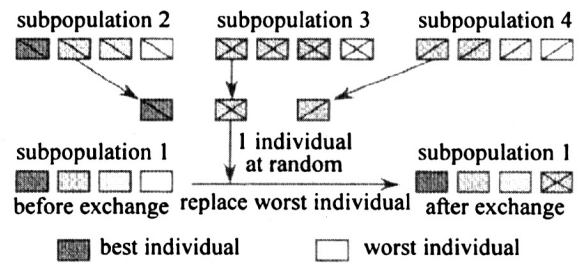


图 5 按适应度选择的无约束迁移

Fig.5 Unrestricted migration topology by fitness selecting

输出系统，可看成是多个单输出系统的简单叠加。当输入参数不多时，可直接由训练数据调用 genfis1 函数生成；当参数较多时，可调用模糊减法聚类函数 genfis2 生成。因函数 genfis2 是一种快速的单次算法，不同于那些基于迭代过程的算法，不进行那些反复的优化过程，能快速生成模拟特定数据特征的模糊推理系统，也可以作为自适应神经网络模糊算法的一个预处理过程以得到初始的模糊规则。根据专家经验选择聚类半径(设为 0.5)，则：

```
fismat = genfis2 (datin, datout, 0.5)
[fismat3, trnErr, stepSize, fismat4, chkErr] =
    anfis ([trndatin, ..., trndatout], fismat,
    [epoch - n 0 0.1], [], [chkdatin chkdatout])
outfismat = evalfis (trndatin, fismat3)
```

其中：fismat (初始模糊推理系统矩阵), fismat3 (训练后的模糊推理系统矩阵), trnErr (训练误差), stepSize (步长), fismat4 (核对模糊推理系统矩阵), chkErr (核对误差), Trndatin (训练输入数据矩阵), trndatout (训练输出数据矩阵), chkdatin (核对输入数据矩阵), chkdout (核对输出数据矩阵), epoch\_n (训练次数)。

系统建模后, 需采用遗传算法对其进行全局求解。文献[9, 10]给出了遗传算法工具箱, 可借助于 MATLAB 平台调用其工具箱中的函数。文献[11~13]提出了神经网络与遗传算法相结合的运算方法, 可从中得到启示。

Step 1 采用实数编码, 划分子代种群与子代数目, 生成初始种群

Chrom = crtrp (SUBPOP \* NIND, FieldDR);

Step 2 设计适应度函数

ObjV = evalfis (Chrom, fismat3);

Step 3 进行选择、交叉、变异, 优化种群个体

SelCh = select (SEL \_ F, Chrom, FitnV, GGAP, SUBPOP); //从种群中选择个体

SelCh = recomb (XOV \_ F, SelCh, XOVR, SUBPOP); //重新组合选择的个体

SelCh = mutate (MUT \_ F, SelCh, FieldDR, [MUTR], SUBPOP); //变异

Step 4 引入插入策略和迁移策略, 进行迭代计算, 求出最优解

[Chrom, ObjV] = reins (Chrom, SelCh, SUBPOP, [1 INSR], ObjV, ObjVOff); //插入个体

[Chrom, ObjV] = migrate (Chrom, SUBPOP, [MIGR, 1, 0], ObjV); //迁移个体

其中 FieldDR (参数变量范围), FitnV (适应度函数), XOVR (交叉率), MUTR (变异率), INSR (插入率), MIGR (迁移率)。

### 3 GA - ANFIS 在湖南雪峰水泥矿山技术经济系统参数优化的应用实现

以湖南雪峰水泥原料矿山生产实践为例, 根据历年所搜集到的很有针对性和代表性的历史数据 (见表 1) 75 组, 求出其技术经济参数对矿石生产成本的关系。

表 1 矿山系统历年技术经济参数表

Table 1 The past years technical economic parameter table of quarry system

序号	穿孔工效 /m·(台·班) <sup>-1</sup>	炸药单耗 /kg·t <sup>-1</sup>	延米矿量 /t·m <sup>-1</sup>	大块率 /发·t <sup>-1</sup>	动力消耗 /kW·h·t <sup>-1</sup>	台时产量 /t·h <sup>-1</sup>	碎石成本 /元·t <sup>-1</sup>
1	28.771 4	0.234 8	71.628 4	2.556 5	2.532 8	243.744 9	9.309 4
5	30.824 8	0.199 2	69.486 7	3.304 7	3.549 4	189.847 6	13.691 7
10	32.761 8	0.199 3	61.500 2	2.899 7	2.836 7	242.010 1	11.567 6
15	40.974 8	0.193 5	71.996 7	3.203 8	2.503 5	275.519 6	10.357 8
20	39.337 2	0.219 8	54.854 2	3.303 7	3.181 8	239.032 7	10.143 6
25	33.545 6	0.216 7	70.151 9	2.781 5	2.816 1	210.857 2	10.921 3
30	41.773 7	0.239 4	61.167 8	2.633 3	2.630 8	274.945 7	9.139 1
35	38.561 8	0.173 3	62.229 3	3.718 5	2.597 4	258.830 1	9.741 3
40	29.616 1	0.212 9	55.589 7	3.432 7	3.332 2	225.178 8	10.320 2
45	34.369 5	0.234 9	58.989 5	3.504 9	3.224 2	209.514 8	10.933 6
50	24.715 6	0.226 8	68.645 2	2.250 2	3.340 7	209.951 8	9.539 9
55	33.681 5	0.265 7	60.911 8	2.301 3	3.096 5	228.285 7	10.862 3
60	33.013 2	0.214 5	54.155 5	3.052 5	3.122 1	275.8332	11.707
65	31.548 6	0.191 2	73.843 3	3.415 9	3.310 1	176.357 1	9.792 6
70	33.468 4	0.210 8	56.690 1	2.723 3	2.974 3	201.117 7	9.188 8
75	25.352 8	0.202 9	57.435 1	3.006 4	3.033 1	240.933 7	12.022

#### 3.1 采用 ANFIS 建模

对影响矿石成本的穿孔工效 (m/台·班)、炸药单耗 (kg/t)、延米矿量 (t/m)、大块率 (发/t)、动力消耗 (kwh/t)、台时产量 (t/h) 作输入变量, 矿石成本 (元/t) 作为输出变量。从表 1 中的 75 组数据中选取 50 组作为训练数据集, 25 组数据集作为核对数据集。由于考虑到各参数间的数

据离散太大, 很难训练模型, 在装载进入 MATLAB 平台之前应将各参数集实施归一化。由于变量参数较多, 宜先实施模糊减法聚类, 即选取 genfis2 函数生成初始自适应模糊推理系统, 选择合理的训练次数 (100) 优化系统模型, 其训练误差与核对误差分别为:  $28.873 \times 10^{-3}$ ,  $1.2 \times 10^{-3}$ 。其模糊结构 (图 6)、训练误差与核对误差对照及

训练步长变化 (图 7)、模糊推理规则 (图 8)、训练模型前后数据曲线拟合 (图 9) 说明了建模的真实性与可靠性。其中, 图 7 中所出现的尖峰表明在训练次数的过程中, 可能存在个别数据失真现象, 而自适应模糊神经网络系统具有诊断和调节功能, 通过核对数据与训练数据对系统模型进行模拟与检测, 可对个别失真现象进行修正。这说明所获得的数据与现实较吻合, 比较符合矿山企业实际。

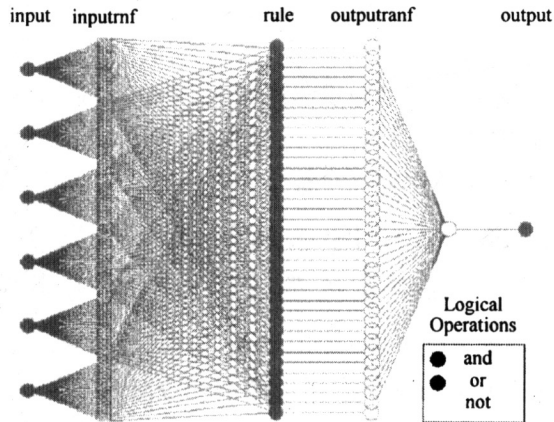


图 6 自适应模糊推理结构图

Fig.6 ANFIS structure chart

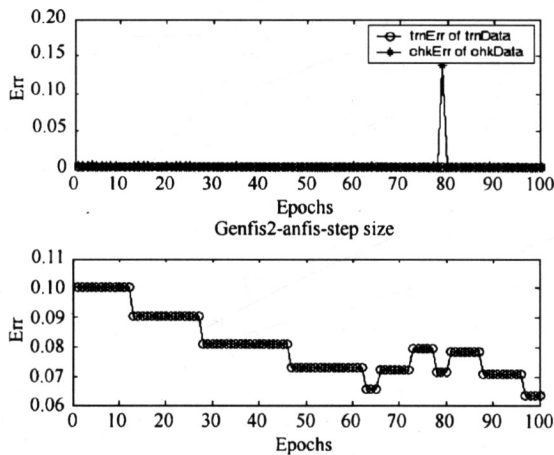


图 7 训练与核对误差对照图及训练步长变化图

Fig.7 chart for train error and check error and chart of train step variety

### 3.2 采用并行遗传算法优化求最优解

方案采用实数编码的并行遗传算法, 进行迭代求出各参数变量的最优解。

1) 选择合理的遗传算法参数选择

- GGAP = 0.8; //代间隔
- INSR = 0.9; //插入率
- XOVR = 1; //交叉率
- SP = 2; //选择压力

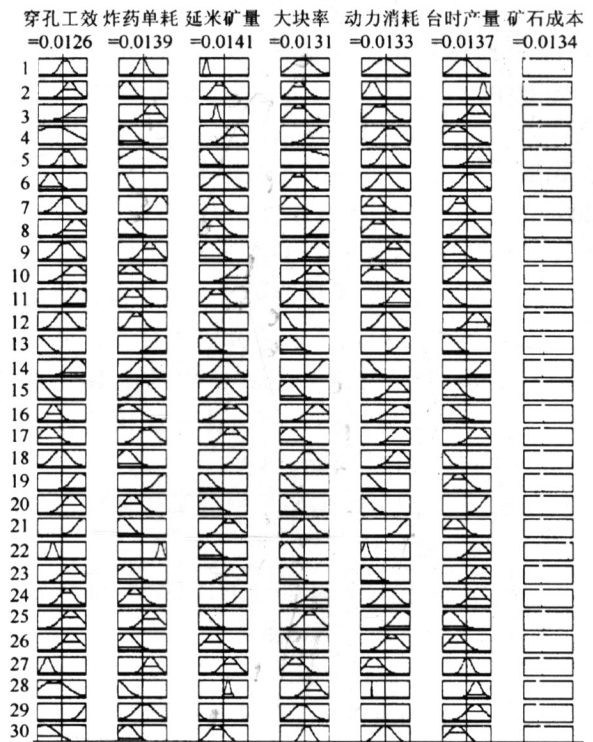


图 8 自适应模糊推理规则图

Fig.8 ANFIS inference rule chart

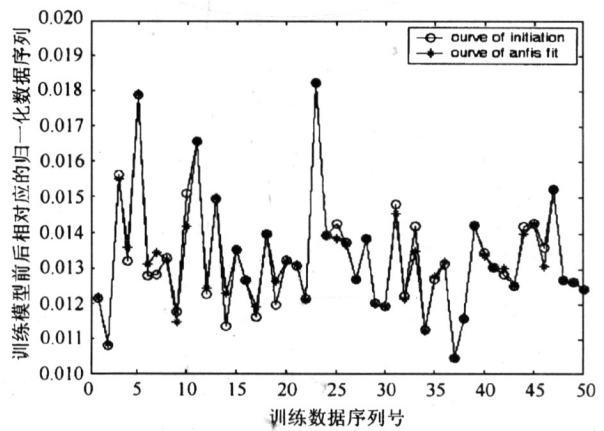


图 9 训练模型前后数据曲线拟合图

Fig.9 former and back data curve fitting chart of training model

MUTR = 1; //变异率

MIGR = 0.2; //子代之间的迁移率

MIGGEN = 20; //用于迁移的子代数

2) 选择合适的遗传操作算子

SEL\_F = 'sus'; //选择函数名

XOV\_F = 'reclis'; //个体组合函数名

MUT\_F = 'mutbga'; //变异函数名

3) 引入插入和迁移策略, 进行遗传算法迭代计算求出最优解

[Chrom, ObjV] = reins (Chrom, SelCh, SUBPOP, [1 INSR], ObjV, ObjVOff),

经过 600 次迭代计算, 最后经归一化还原求出各参数的最优解为:

23.9604, 0.1651, 81.3461, 3.8656, 1.9838, 1.5256; 其矿石成本最小为 7.3170 元/吨。

#### 4 结语

运用综合 GA-ANFIS 等人工智能方法对现场实践中所获得的数据对进行非线性系统建模可以预测系统的函数关系和复杂系统的规律, 尤其引用遗传算法的全局搜索策略可获得输入、输出参数的优化, 这不仅为解决矿山系统的参数之间的关联规律, 同时也为获取其他行业系统的技术经济参数之间的规律提供了一种新思路。

#### 参考文献

[1] 徐丽娜. 神经网络控制 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2003  
 [2] 吴晓莉, 林哲辉. MATLAB 辅助模糊系统设计 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2002  
 [3] 闵惜琳, 刘国华. 人工神经网络结合遗传算法在建模和优化中的应用 [J]. 计算机应用研究, 2002, (1): 79~80

[4] 飞思科技产品研发中心编著. MATLAB6. 5 辅助神经网络, 分析与设计 (MATLAB 应用技术) [M]. 北京: 电子工业出版社, 2003  
 [5] 郭嗣琮, 陈刚. 信息科学中的软计算方法 [M]. 沈阳: 东北大学出版社, 2001  
 [6] 王小平, 曹立明. 遗传算法——理论、应用与软件实现 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002  
 [7] Lohmann R. Application of Evolution Strategy in Parallel Populations [M]. PPSN1, 1991. 198~208  
 [8] Mühlenbein H, Schomisch M, Born J. The parallel genetic algorithm as function optimizer [J]. Parallel Computing, 1991, 17: 619~632  
 [9] 飞思科技产品研发中心编著. MATLAB6.5 辅助优化计算与设计 (MATLAB 应用技术) [M]. 北京: 电子工业出版社, 2003  
 [10] Chipperfield A J, Fleming P J, Pohlheim H. A genetic algorithm toolbox for MATLAB [A]. Proc Int Conf Sys Engineering [C], Coventry, UK, 1994. 200~207  
 [11] J G Qi, G R Burns, D K Harrison. The application of parallel multipopulation genetic algorithms to dynamic job-shop scheduling [J]. Int J Adv Mnauf Technol, 2000, 16: 609~615  
 [12] 赵正佳, 黄洪钟, 陈新. 优化设计求解的遗传-神经网络新算法研究 [J]. 西南交通大学学报, 2000, 35 (1): 65~68  
 [13] 杨恒辉, 戴韧, 陈康民. 遗传算法中参数选取及其在数据全局寻优中的应用 [J]. 计算机与现代化, 2003, (90): 1~4

## Technical and Economic Parameter Optimization Research and Application for Practice in the Limestone Quarry Based on Genetic Algorithms-adaptive Network-based Fuzzy Inference System

Yang Shijiao<sup>1, 2</sup>, Dai Jianyong<sup>2</sup>, Zeng Sheng<sup>2</sup>

(1. School of Resources and Safety Engineering, The Middle and Southern University, Changsha 412006, China; 2. School of Architectural Engineering, Resource and Environment, Nanhua University, Hengyang, Hunan 421001, China)

[Abstract] To request for relating law between technical and economic parameter and ore cost for a raw material quarry of cement, the paper set up technical and economic system model with adaptive network-based fuzzy inference system, solved solution of the system model with parallel genetic algorithms, and received optimal technical and economic indices. It provides important reference for production management and improving economic benefits in quarry.

[Key words] adaptive network-based fuzzy inference system; parallel genetic algorithms; technical and economic parameter