## 基于粒子群优化 RBF 神经网络的 水轮发电机组振动故障诊断

## 贾 嵘1,陈晓芸1,李 辉1,席文飞2

(1 西安理工大学 电力工程系,陕西 西安 710048;2 内蒙古电力科学研究院,内蒙古 呼和浩特 010020)

[摘 要]【目的】针对单一径向基(RBF)神经网络在水轮发电机组振动故障诊断中泛化能力不足的缺点,提出 基于粒子群(PSO)算法优化的 RBF 神经网络。【方法】利用 PSO 算法操作简单、容易实现等特点及其深刻的智能背 景,对 RBF 神经网络的参数(中心和宽度)、连接权重进行优化,并用经 PSO 算法优化的 RBF 神经网络对水轮发电机 组振动故障进行仿真诊断。【结果】仿真诊断结果表明,PSO 算法优化的 RBF 神经网络具有较好的分类效果,较 RBF 诊断模型精度高、收敛快。【结论】PSO 算法优化的 RBF 神经网络,适用于水轮发电机组振动故障诊断,其诊断精度 较高,具有推广应用价值。

[关键词] 水轮机;振动故障诊断;粒子群算法;神经网络 [中图分类号] TM312 [文献标识码] A

[文章编号] 1671-9387(2009)06-0229-06

# Hydraulic generating vibration faults diagnosis by RBF neural network based on particle swarm optimization

JIA Rong<sup>1</sup>, CHEN Xiao-yun<sup>1</sup>, LI Hui<sup>1</sup>, XI Wen-fei<sup>2</sup>

(1 College of Electrical Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an, Shaanxi 710048, China;
2 Inner Mongolia Electric Power Research Institute, Hohhot, Inner Mongolia 010020, China)

Abstract: [Objective] For the system of vibration faults diagnosis of hydraulic generating, the deficiency of generalization ability using single BP Network is analyzed and a Radial Basis Function(RBF) Neural Network algorithm based on Particle Swarm Optimization(PSO) is presented. The system of vibration faults diagnosis of hydraulic generating is simulated. [Method] Being easy to realize, simple to operate with profound intelligence background, the parameters and connection weight are optimized by the algorithm and vibration faults diagnosis of hydraulic generating is simulated by the optimized RBF Neural Network. [Result] The diagnostic results of the instance show that it has better classifying results, higher precision, faster convergence than that of BP diagnosis model. [Conclusion] The optimized RBF Neural Network is suitable for fault diagnosis of hydraulic generating. The method has good diagnosis accuracy and popularization value.

Key words: hydraulic generating; vibration faults diagnosis; PSO; neural network

水轮发电机组是一种大型组合设备,生产部门 对其性能要求很高,尤其是对连续工作时间要求突 出<sup>[1-2]</sup>。因此,水轮发电机组有一处故障就可能引起 链式反应,导致整个设备甚至整个生产过程不能正 常运行。水轮发电机组状态监测和故障诊断的重大 意义,迫使人们在其故障诊断方面进行了大量的研

<sup>\* [</sup>收稿日期] 2008-09-24

<sup>[</sup>基金项目] 陕西省科技厅 2007 年工业攻关计划项目(2007K05-15)

<sup>[</sup>作者简介] 贾 嵘(1971-)男,陕西西安人,博士,教授,主要从事电力系统自动化装置研究。

究,形成了"故障诊断"这一研究领域。据专家统计, 约80%的故障在振动信号中有所反映,因此机组振 动测试不仅对机组的振动评估有重要意义,而且还 可为状态监测和故障诊断提供依据<sup>[3]</sup>。目前,水轮 发电机组故障诊断的常用方法有人工神经网络 法<sup>[4]</sup>,专家系统法<sup>[5]</sup>、小波分析法<sup>[6]</sup>等。但这些单一 方法已难以满足复杂水轮发电机组的故障诊断,因 此,当前故障诊断研究的热点主要是上述方法集成 后的智能诊断技术。

单一径向基(RBF)神经网络是一种性能良好的 前向网络,其既有生物背景,又与函数逼近理论相 配,适合于多变量函数逼近<sup>[7]</sup>。常见的 RBF 神经网 络训练算法有正交最小二乘法、局部学习法等,这些 算法可以自动确定网络径向基层的结构,但在径向 基层与输出层间联接权的求解方面存在病态问 题<sup>[8]</sup>。目前,用遗传算法优化 RBF 神经网络结构和 权重等参数的方法已经有很多报道<sup>[9-11]</sup>,但遗传算 法复杂的遗传操作(如选择、交叉、变异)使神经网络 的训练时间随问题规模及复杂程度的增大而呈指数 级增长<sup>[11]</sup>。为此,本研究采用基于粒子群算法 (Particle swarm optimization, PSO)优化的 RBF 神 经网络,对水轮发电机组振动故障进行诊断,以期有 效地提高故障的正辩率。

### 1 粒子群算法

PSO 算法是由 Eberhart 等<sup>[12]</sup>于 1995 年开发的一种演化计算技术,来源于对一个简化社会模型的模拟。PSO 算法与其他演化算法相似,也是基于群体的,根据对环境的适应度,将其中的个体移动到好的区域,然而其又不像其他演化算法那样对个体使用演化算子,而是通过个体之间的协作来寻找最优解。

在 PSO 算法中,将每个个体看作 D 维搜索空间 中的一个没有体积的微粒(点),在搜索空间中以一 定的速度飞行,这个速度根据其本身的飞行经验以 及同伴的飞行经验进行动态调整,所有的粒子都有 一个被目标函数决定的适应值。算法初始化为一群 随机粒子(随机解),其中第 *i* 个微粒可表示为:*X*<sub>1</sub> = (*x*<sub>i1</sub>,*x*<sub>i2</sub>,…,*x*<sub>iD</sub>),然后通过迭代寻找最优解。在每 一次迭代中,粒子通过跟踪 2 个"极值"来更新自己。 第一个极值就是到目前为止,粒子本身所找到的最 优解,称为个体极值(*P*<sub>best</sub>),可以看作是粒子自己的 飞行经验;另一个极值是整个种群目前找到的最优 解,该极值是全局极值(*g*<sub>best</sub>),可以看作是粒子同伴 的飞行经验。微粒i的速度可表示为: $V_1 = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 。另外,也可不用整个粒子种群而只用其中 一部分作为粒子i的邻居,那么粒子i在所有邻居 中的极值就是局部极值。

对每一代粒子,其第 d 维(1≤d≤D)粒子在找 到上述 2 个极值后,粒子根据如下的公式来更新自 己的速度和位置:

$$v_{id}^{i+1} = \omega \times v_{id}^i + c_1 \times rand() \times (P_{\text{best}} - x_{id}^i) +$$

$$c_2 \times rand() \times (g_{\text{best}} - x_{id}^i)$$
 (1)

$$x_{id}^{i+1} = x_{id}^{i} + v_{id}^{i+1} \,. \tag{2}$$

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) N / N_{\max}$$
(3)

式中: $\omega$ 为惯性权重,可以是一个正整数常数,也可 以是以时间为变量的线性或非线性正整数, $v_{id}$ 是粒 子当前的速度; $c_1$ 、 $c_2$  是学习因子,通常 $c_1 = c_2 = 2$ ; rand() 是介于(0,1)的随机数; $v_{id}^{i+1}$ 是粒子更新后 的速度; $x_{id}^{i}$ 是当前粒子的位置; $x_{id}^{i+1}$ 是粒子更新后 的位置; $\omega_{max} = 0.9$ 、 $\omega_{min} = 0.3$ ;N、 $N_{max}$ 分别为当前迭 代次数和最大迭代次数。从以上步骤可以看出, PSO 根据自己的速度来决定搜索,并且粒子还有一 个重要的特点,就是有记忆能力。

微粒的速度  $V_i$  被一个最大速度  $V_{\text{max}}$  所限制。 如果当前对微粒的加速导致其在某维的速度  $v_{id}$  超 过该维的最大速度  $v_{\text{max},d}$ ,则该维的速度被限制为该 维的最大速度  $v_{\text{max},d}$ 。

## 2 PSO 算法优化 RBF 神经网络

#### 2.1 RBF 神经网络

RBF 网络学习分为 2 步:第 1 步是确定基函数 的中心值  $c_i$  和宽度  $\sigma_i$  以及中心数目 n;第 2 步是确 定输出层与隐层之间的连接权重  $w_{ij}$ 。对于多层前 向网络而言,网络结构太大容易导致归纳性差,网络 结构太小则使其学习能力降低<sup>[14]</sup>。当  $c_i$ 、 $\sigma_i$ 和 n 确 定后,网络输出对  $w_{ij}$ 是线性的,本文采用最小二乘 法确定  $w_{ij}$ <sup>[15]</sup>。

#### 2.2 PSO 算法优化 RBF 神经网络

PSO 神经优化 RBF 神经网络的学习过程分为 2 个阶段:第1阶段是径向基函数参数的预设定,由 减聚类算法确定基函数的中心数目  $n^{[16]}$ ;第2阶段 是通过 PSO 算法对训练样本全局搜索隐层各节点 的中心值  $c_i$ 和宽度  $\sigma_i$  以及输出层与隐层之间的连接权重  $w_{ij}$ ,具体步骤如下。

(1)确定速度变量 V<sub>1</sub> 和位置变量 X<sub>1</sub> 的上、下限,并初始化 p<sub>b</sub> 和 p<sub>s</sub>。(2)将粒子群中每一个体的 分量映射为网络参数,从而构成一个神经网络,对每 一个神经网络输入训练样本进行训练,并计算其在 训练集上的均方误差。(3)评价每个粒子的搜索位 置(神经网络的适应度为均方差的倒数),计算当前 每个粒子的个体极值和种群全局极值。(4)根据式 (1)、(2)和(3)更新每个粒子的搜索位置、速度和连 接权重。(5)如果达到最大迭代次数或均方误差达 到最初设定值,则结束粒子搜索,输出最优粒子位 置;否则转到(3),重复迭代优化。将得到的一组粒 子最佳参数值作为优化结果,输入实测数据进行故障诊断。

## 3 实例诊断

#### 3.1 故障诊断模型的构建

故障诊断包括诊和断 2 方面的任务,诊就是查 找故障发生征兆的过程,断就是根据诊的结果作出 相应的决策。图 1 为故障诊断原理图。



图 1 PSO 算法优化 RBF 神经网络的水轮发电机组故障诊断原理图

Fig. 1 Schematic diagram of faults diagnosis of hydraulic generating with optimized RBFNN

#### 3.2 故障征兆样本的收集

将通过特征提取获得的机组故障特征量,如 0.5f(f为倍频)、1f、2f、3f、高频、上导轴承、下 导轴承、水导轴承、上机架、振动与转速的关系、振动 与流量的关系共 11 种特征量作为网络的输入矢量。 选取水轮发电机组常见的 6 种故障类型作为网络的 输出,故障类型及其编码见表 1,经过归一化处理的 故障学习样本和测试样本分别见表 2 和表 3。

#### 表 1 水轮发电机组常见的故障类型及其编码表

Tuble 1 Common funct type and coung tubl	Table 1	Common	fault	type	and	coding	table
--	---------	--------	-------	------	-----	--------	-------

故障类型 Fault type	转子不平衡 Rotor unbalance	转子不对中 Misaligned rotor	轴承间隙过大 Oversize bearing clearance	动静碰磨 Static and kinetic	尾水管偏心涡带 Eccentric drift tubesurges	水力不平衡 Hydraulic imbalance
编码 Code	1	2	3	4	5	6

#### 表 2 水轮发电机组 6 种故障诊断的学习样本集

Table 2 Six kinds of learning sample sets for fault diagnosis

故障特 征量 Class characteristics	0.5 <i>f</i>	1f	2 <i>f</i>	3 <i>f</i>	高频 High frequency	上导 轴承 Upper guide bearing	下导 轴承 Lower guide bearing	水导 轴承 Water guide bearing	上机架 Upper bracket	振动与转速 的关系 The relation between vibration with rotational speed	振动与流 量的关系 The relation between vibration with flow
1	0.05	0.90	0.11	0.05	0.15	0.14	0.02	0.01	0.88	0.02	0.07
1	0.01	0.98	0.10	0.02	0.21	0.10	0.03	0.04	0.82	0.06	0.02
1	0.02	1.00	0.08	0.03	0.18	0.05	0.12	0.22	0.91	0.21	0.15
2	0.02	0.69	0.96	0.75	0.21	0.01	0.02	0.08	0.95	0.89	0.45
2	0.01	0.85	0.98	0.71	0.07	0.02	0.02	0.15	0.91	0.90	0.53
2	0.09	0.71	0.88	0.65	0.10	0.15	0.06	0.05	0.85	0.89	0.46
2	0.11	0.25	0.03	0.01	0.85	0.02	0.12	0.06	0.07	0.91	0.21
3	0.06	0.14	0.15	0.05	0.98	0.04	0.06	0.16	0.14	0.96	0.13
3	0.04	0.16	0.08	0.06	0.93	0.03	0.04	0.16	0.17	0.87	0.01
4	0.11	0.85	0.45	0.55	0.03	0.11	0.02	0.93	0.87	0.02	0.02
4	0.05	0.92	0.47	0.49	0.14	0.18	0.03	0.95	0.18	0.06	0.14
4	0.28	0.94	0.50	0.48	0.23	0.08	0.04	0.89	0.13	0.05	0.25
5	0.92	0.21	0.03	0.23	0.28	0.05	0.85	0.31	0.25	0.09	0.18
5	0.90	0.20	0.05	0.02	0.18	0.07	0.96	0.12	0.15	0.09	0.18
5	0.88	0.21	0.02	0.04	0.10	0.05	0.82	0.13	0.16	0.02	0.15
6	0.05	0.33	0.09	0.17	0.12	0.05	0.06	0.01	0.23	0.17	0.86
6	0.03	0.02	0.05	0.13	0.06	0.11	0.08	0.18	0.35	0.32	0.93
6	0.23	0.04	0.12	0.09	0.18	0.21	0.01	0.15	0.27	0.34	0.87

#### 表 3 水轮发电机组故障诊断的测试样本集

Table 3 Testing sample sets for fault diagnosis

样本 Sample	0.5 <i>f</i>	1f	2 <i>f</i>	3 <i>f</i>	高频 High frequency	上导 轴承 Upper guide bearing	下导 轴承 Lower guide bearing	水导 轴承 Water guide bearing	上机架 Upper bracket	振动与转速 的关系 The relation between vibration with rotational speed	振动与流量 的关系 The relation between vibration with flow
1	0.02	0.91	0.08	0.01	0.05	0.12	0.03	0.16	0.89	0.01	0.03
2	0.95	0.11	0.02	0.01	0.08	0.01	0.87	0.08	0.12	0.02	0.15
3	0.03	0.02	0.04	0.12	0.05	0.14	0.09	0.07	0.31	0.21	0.94
4	0.01	0.68	0.83	0.79	0.26	0.02	0.20	0.06	0.90	0.82	0.27
5	0.12	0.06	0.04	0.01	0.97	0.01	0.05	0.03	0.15	0.88	0.03
6	0.20	0.89	0.45	0.48	0.01	0.09	0.06	0.85	0.21	0.13	0.07

#### 3.3 **诊断结果分析**

对选取的6种故障,分别收集其3组数据进行 预处理、编码及训练,从而产生训练好的网络。然

## 后,用不同于训练样本的6组故障测试样本,对网络

进行测试,结果见表4。

表 4 PSO 算法优化的 RBF 神经水轮发电机组故障诊断分类表

Table 4 Classification results of fault diagnosis with optimal fitness curve of the optimized RBFNN

样本 Sample	故障特征量 Class characteristic								ļ	网络输出值 Output of neural network	诊断结果 Results		
1	0.02	0.91	0.08	0.01	0.05	0.12	0.03	0.16	0.89	0.01	0.03	1.010 9	转子不平衡 Rotor unbalance
2	0.95	0.11	0.02	0.01	0.08	0.01	0.87	0.08	0.12	0.02	0.15	5.037 5	尾水管偏心涡带 Eccentric drift tube surges
3	0.03	0.02	0.04	0.12	0.05	0.14	0.09	0.07	0.31	0.21	0.94	6.012 9	水力不平衡 Hydraulic imbalance
4	0.01	0.68	0.83	0.79	0.26	0.02	0.20	0.06	0.90	0.82	0.27	1.950 0	转子不对中 Misaligned rotor
5	0.12	0.06	0.04	0.01	0.97	0.01	0.05	0.03	0.15	0.88	0.03	4.024 5	动静碰磨 Static and kinetic
6	0.20	0.89	0.45	0.48	0.01	0.09	0.06	0.85	0.21	0.13	0.07	2.955 2	轴承间隙过大 Oversize bearing clearance

在实例分析中,PSO 算法的参数分别为: $c_1 = c_2$ =1.5, $\omega$  随迭代次数由 0.9 线性地减小为 0.3,迭 代次数为 160 次,网络最佳适应度值曲线见图 2,由 图 2 可以看出,经 58 次优化后,曲线收敛效果较好。

将表3中的6组测试样本输入到训练好的 RBF 神经网络进行仿真诊断,由网络输出结果可知,测试 样本故障依次是转子不平衡、尾水管偏心涡带、水力 不平衡、转子不对中、动静碰磨、轴承间隙过大。结 果表明,经 PSO 算法优化的 RBF 神经网络训练好 后,就能有效地判别水轮发电机组的故障类型。

将 PSO 算法优化的 RBF 神经网络(PSO-RBF) 诊断结果与 RBF 和 BP 诊断结果进行比较,结果见 表 5。由表 5 可以看出,PSO-RBF 的诊断结果比 RBF诊断结果更接近期望输出值,误差精度较高 (PSO-RBF 为 10<sup>-2</sup>,RBF 为 10<sup>-1</sup>)。



图 2 PSO 算法优化 RBF 神经网络的最佳适应度曲线 Fig. 2 Optimal fitness curve of the optimized RBFNN

表 5 3 种神经网络诊断结果的对比

Table 5 Three kinds of compa	rison results of neural	network diagnosis
------------------------------	-------------------------	-------------------

项 目 Item	转子不平衡 Rotor unbalance	尾水管偏心涡带 Eccentric drift tubesurges	水力不平衡 Hydraulic imbalance	转子不对中 Misaligned rotor	动静碰磨 Static and kinetic	轴承间隙过大 Oversize bearing clearance
期望值 Expectation	1	5	6	2	4	3
PSO-RBF	1.010 9	5.037 5	6.012 9	1.950 0	4.024 5	2.955 2
RBF	0.916 9	4.922 8	5.789 1	2.122 5	3.787 3	3.178 1
BP	0.842 8	5.213 2	5.946 2	1.945 1	3.892 5	2.954 9

#### 4 结 语

本研究将 PSO 算法与 RBF 神经网络相结合, 用于水轮发电机组振动组故障诊断,采用 PSO 和前 向传播算法的网络权重及参数训练调整技术,不仅 发挥了神经网络的泛化和映射能力,而且使其具有 很快的收敛速度和较强的学习能力,因而适用于振 动故障的在线监测。不仅如此,PSO 算法还克服了 神经网络在梯度下降法中,网络模型初始权值的随 机性导致的收敛性能不足的缺点,在一定程度上使 传统 RBF 神经网络的泛化能力得到了优化,从而有 效地提高了网络的分类能力。

仿真诊断结果表明,经 PSO 算法优化的 RBF 神经网络训练效率较高,结构性能稳定,在水轮机组 振动故障诊断中具有一定的推广价值。

#### [参考文献]

[1] 汪 军,朱 浩.水电机组状态检修的现状和发展趋势 [J].水 电厂自动化,2005(2):14-17.

Wang J, Zhu H. Current situation and development trend of conditional overhaul of hydropower generator sets [J]. Hydroelectric Power Station Automation, 2005(2): 14-17. (in Chinese)

[2] 何永勇,任继顺,陈 伟.水电机组远程状态监测、跟踪分析与 故障诊断系统 [J].清华大学学报:自然科学版,2006,46(5): 629-632.

He Y Y, Ren J S, Chen W. Remote condition monitoring, trackinganalysis and fault diagnosis system for hydropower sets [J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2006, 46 (5): 629-632. (in Chinese)

[3] 陈继尧.基于神经网络和小波分析的水力机组振动故障诊断研 究[D].西安:西安理工大学,2006:1-14.

Chen J Y. Research on fault diagnosis of hydropower generating unit vibration based on neural networks and wavelet packet [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2006: 1-14. (in Chinese)

[4] 符向前,刘光临,蒋 劲. BP 神经网络在水轮发电机组状态监测与诊断系统中的应用[J]. 武汉大学学报:工学版,2002,35 (1):24-25.

Fu X Q,Liu G L,Jiang J. Application of BP neural networks to condition monitoring and fault diagnosis system of hydro-generator units [J]. Engineering Journal of Wuhan University: Techology Edition,2002,35(1):24-25. (in Chinese)

[5] 田少强,于 洋,张 飞,等.小波分析在水电机组状态监测和 故障诊断中的应用研究 [J].水利科技与经济,2007,13(9): 673-675.

Tian S Q, Yu Y, Zhang F, et al. Research of the condition monitoring and fault diagnosis for hydropower units based on wavelet analysis [J]. Water Conservancy Science and Technology and Economy,2007,13(9):673-675. (in Chinese)

[6] 白 亮,贾 嵘,罗兴锜.基于径向基神经网络的水轮机组故障 诊断研究 [J].西北农林科技大学:自然科学版,2006,34(7): 151-154.
Bai L, Jia R, Luo X Q, Research on fault diagnosis based on

RBFNN for hydropower units [J]. Journal of Northwest A&F University: Natural Science Edition, 2006, 34(7):151-154. (in Chinese)

- [7] 饶 泓,虞国全,胡倩如.基于支持向量机的径向基网络结构优化[J].计算机工程与应用,2008,44(5):67-69.
  Rao H,Yu G Q,Hu Q R. RBF neural network structure optimization method based on SVM [J]. Computer Applications, 2008,44(5):67-69. (in Chinese)
- [8] Shaohua T A N, Jianbin H A O, Joos V. Efficient identification of RBF neural net models for nonlinear discrete-time multivariab dynamical systems [J]. Neurocomputing, 1995, 9(1):11-26.
- [9] 戴 赟,郁 飞.进化神经网络在柴油机故障诊断中的应用 [J].华东船舶工业学院学报:自然科学版,2004,18(5):71-74. Dai Y,Yu F. Fault diagnosis for diesel engines using evolutionary neural networks [J]. Journal of East China Shipbuilding Institute: Natural Science Edition, 2004, 18(5):71-74. (in Chinese)
- [10] 吝伶艳,田慕琴,吕永卫. 基于遗传算法和神经网络相融合的 异步电动机故障建模 [J].煤矿机械,2008,28(8):211-213.
   Lin L Y, Tian M Q, Lv Y W. Fault modeling of induction motor based fusion of genetic algorithm and neural network [J].
   Coal Mine Machinery,2008,28(8):211-213. (in Chinese)
- [11] Yang J M, Kao C Y. A robust evolutionary algorithm for training neural networks [J]. Neural Computing and Application, 2001, 10(3): 214-230.
- [12] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory [C]//Proc 6th int symposium on micro machine and human science. Nagoya: [s. n. ], 1995: 39-43.
- [13] 谢晓锋,张文俊,杨之廉. 粒子群算法综述 [J]. 工程科学, 2003,18(2):129-133.
  Xie X F, Zhang W J, Yang Z L. Survey on particle swarm optimization Algorithm [J]. Engineering Science, 2003, 18(2): 129-133. (in Chinese)
- [14] 张顶学,刘新芝,关治洪. RBF 神经网络算法及其应用 [J].石 油化工高等学校学报,2007,20(3):86-88.
  Zhang D X,Liu X Z,Guan Z H. Radial basis function neural network algorithm and its application [J]. Journal of Petrochemical Universities,2007,20(3):86-88. (in Chinese)
- [15] 张顶学,关治洪,刘新芝. 基于 PSO 的 RBF 神经网络学习算 法及其应用 [J]. 2006,20:13-15.
  Zhang D X, Guan Z H, Liu X Z. RBF neural network algorithm based on PSO algorithm and its application [J]. Computer Engineering and Applications, 2006, 20:13-15. (in Chinese)
- [16] 王洪斌,杨香兰,王洪瑞,等.一种改进的 RBF 神经网络学习 算法 [J].系统工程与电子技术,2002,24(6):103-105.
   Wang H B, Yang X L, Wang H R, et al. An improved learning

algorithm for RBF neural networks [J]. Systems Engineering

and Electronics, 2002, 24(6): 103-105. (in Chinese)

#### (上接第 221 页)

- [9] 王中仁. 植物等位酶分析 [M]. 北京:科学出版社,1966.
   Wang Z R. Analysis of plants allozyme [M]. Beijing: Science Press,1996. (in Chinese)
- [10] Nei M. Analysis of gene diversity in subdivided populations [J]. Proceeding of the National Academy of Sciences USA, 1973,70:3321-3323.
- [11] Sneath P H A, Sokal R R. Numerical taxonomy [M]. San Francisco: Freeman Press, 1973.
- [12] Lu W D. SPSS for windows [M]. Beijing: Publishing House of Electronic Industry, 2002.
- [13] Mantel N A. The detection of disease clustering and ageneralized regression approach [J]. Cancer Res, 1967, 27:209-220.
- [14] Hamrick J L. Isozyme and the analysis of genetic structure in plant population [M]. Portland, Oregon: Dioscorides Press, 1989.
- [15] 王金龙,高玉葆,赵念席,等.内蒙古中东部草原区克氏针茅形态特征和 RAPD 遗传分化的相关性研究 [J].植物研究, 2006,26(6):708-714.

Wang J L.,Gao Y B.,Zhao N X.,et al. Morphlolgical and RAPD genetic differentiation of *Stipa krylovii* in middle and eastern Inner Mongolia steppe [J]. Bulletin of Botanical Research, 2006,26(6):708-714. (in Chinese)

- [16] Reisch C.Poschlod P. Wingender R. Genetic differentiation among populations of *Sesleria albicans* Kit Ex Schultes (*Poa-ceas*) from ecologically different habitats in central Europe [J]. Heredity, 2003, 91:519-527.
- [17] Jordano P, Godoy J A. RAPD variation and population genetic

structure in *Prunus mahaleb* (*Rosaceae*), an animal-dispersed tree [J]. Molecular Ecology, 2000, 9:1293-1305.

- [18] Fahima T, Sun G L, Beharav A, et al. PAPD polymorphism of wild emmer wheat populations, *Triticum dicoccoides*, in Israel
   [J]. Theoretical and Applies Genetics, 1999, 98:434-447.
- [19] Wright S. The genetical structure of population [J]. Ann Eugen, 1951, 10, 323-354.
- [20] Comps B. Allozymic variability in beechwoods (Fagus sylvatica L) over central Europe: spatial differentiation among and within populations [J]. Heredity, 1990,65:407-417.
- [21] Nevo E. Genetic diversity and environmental associations of wild wheat *Triticum dicoccoides* in Isracs [J]. Theoretical and Applies Genetics, 1982, 62:241-254.
- [22] 陈小勇,宋永昌. 华东地区青冈种群等位酶变异与环境变量的 关系 [J]. 厦门大学学报:自然科学版,1997,36(5):774-780.
  Chen X Y, Song Y C. Relationships between environmental factors and allozyme variation of *Cyclobalanop sis glauca* populations in east China [J]. Journal of Xiamen University: Natural Science Edition,1997,36(5):774-780. (in Chinese)
- [23] 赵念席,高玉葆,王金龙,等.大针茅种群 RAPD 多样性及其 与若干生态因子的相关关系 [J].生态学报,2006,26(5): 1313-1319.

Zhao N X,Gao Y B,Wang J L, et al. RAPD diversity of *Stipa* grandis populations and its association with some ecological factors [J]. Acta Ecologica Sinica, 2006, 26(5): 1313-1319. (in Chinese)