

# 基于 ANN—产量的耕地地力定量评价模型及其应用

王瑞燕, 赵庚星\*, 陈丽丽

(山东农业大学资源与环境学院, 泰安 271018)

**摘要:** 管理水平近似条件下的作物实际产量是耕地地力等级的直观反映, 在目前传统耕地地力评价 AHP—模糊评判方法的基础上, 尝试建立耕地地力的 ANN—产量定量评价模型, 并以山东省鱼台县为研究对象进行了实例研究。采用相对隶属度对各评价指标进行描述, 以实际产量为目标输出标准, 经神经网络训练得到评价模型。与传统方法相比, 模型不仅能反映耕地地力评价的非线性特征, 而且评价过程中不需要确定权重, 消除了传统方法确定权重时人为因素的影响, 增加了评价结果的客观性。通过与传统方法的对比发现, 该模型评价结果与现行耕地地力评价方法的结果较为一致, 为耕地地力的定量评价探索了一条新路。

**关键词:** 耕地地力; ANN—产量; 定量评价模型

**中图分类号:** S159.2; TP183

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1002-6819(2008)-1-0113-06

王瑞燕, 赵庚星, 陈丽丽. 基于ANN—产量的耕地地力定量评价模型及其应用[J]. 农业工程学报, 2008, 24(1): 113—118.

Wang Ruiyan, Zhao Gengxing, Chen Lili. Evaluation model of cultivated land fertility using artificial neural network and productivity and its application[J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(1): 113—118. (in Chinese with English abstract)

## 0 引言

耕地地力是指所在地特定气候区域以及地形、地貌、成土母质、土壤理化性状、农田基础设施及培肥水平等要素综合构成的耕地生产能力。在当前人口对土地的压力越来越大、耕地面积锐减、质量下降的情况下, 建立耕地地力定量评价模型, 客观而准确地评价耕地地力, 进一步提高耕地生产力水平, 具有重要的现实意义。

纵观国内外有关耕地评价方法, 主要可归纳为以定性为基础的等级法和以定量为基础的参数法, 且各具优缺点。等级法的评价可反映目前管理水平下土地资源合理利用程度的高低及其主要限制因素, 但由于其概括性高, 对各项限制因素的分级指标缺乏精密界限, 故对土地各因素与生产力之间关系缺乏全面的数量研究, 这在一定程度上限制了其应用。与等级法相比, 参数法在一定程度上可减少主观人为因素的影响和干扰, 而较为精确地得出评价结果<sup>[1-3]</sup>, 目前农业部耕地地力评价试点工作采用的评价方法就属于参数法。总体看, 目前研究主要集中在应用地理信息系统技术, 采用相关数学模型进行耕地地力的科学评价。如张炳宁等借助 GIS 技术, 应

用相关分析、因子分析、模糊评价、层次分析(Alytic Hierarchy Process, AHP)等数学分析方法, 建立了一种定性与定量相结合的耕地地力评价流程<sup>[4]</sup>; 王瑞燕、赵庚星等综合利用 GIS 技术、系统聚类法、层次分析法、模糊评价法实现了耕地地力自动化、量化评价<sup>[5]</sup>; 牛彦斌、张海涛、鲁明星等皆利用 GIS 技术, 运用层次分析法和模糊评价法建立的数学模型, 分别对河北曲周县、江汉平原后湖地区、鄂州市的耕地地力进行了评价<sup>[6-8]</sup>; 林碧珊等以土种为单元, 采用限制因素法和综合归纳法, 对耕地地力因素进行系统分析和对比, 评价耕地地力等级<sup>[9]</sup>。

然而, 影响耕地地力的因素非常多, 并且各个评价因素之间以及与耕地地力的关系为非线性的, 因此定量评价的关键是考虑各种评价因素对综合指标的非线性综合贡献, 找到统一的数学模型来正确反映这种复杂的关系, 但传统评价方法尚不能精确地描述这种非线性关系。人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)具有高度非线性函数映射功能, 主要用于解决识别和感知、评判和决策等复杂问题, 而耕地地力评价本质上属于模式识别和判别<sup>[10-11]</sup>, 可利用人工神经网络有效的解决以上问题。因此, 本文尝试建立耕地地力的 ANN—产量定量评价模型, 并与传统的 AHP—模糊评判模型进行对比分析, 旨在探索耕地地力定量评价的新路。

## 1 耕地地力定量评价模型

### 1.1 传统的 DELPHI—AHP 模糊评判模型

模型建立的基本步骤为: 首先进行单因素评价, 通

收稿日期: 2006-12-26 修订日期: 2007-08-11

基金项目: 国家自然科学基金(40571160)

作者简介: 王瑞燕(1979—), 女, 博士生, 从事土地资源管理、地理信息系统、农业遥感等方面的研究。泰安 山东农业大学资源与环境学院, 271018。Email:wry79@163.com

\*通讯作者: 赵庚星, 男, 博士生导师, 教授。泰安 山东农业大学资源与环境学院, 271018。Email:zhaogx@sdaue.edu.cn

过确定各因素的隶属函数以计算各评价指标对应的隶属度，建立模糊关系矩阵；然后将德尔菲(Delphi)法与层次分析法(AHP)结合来确定各指标权重；最后根据模糊关系矩阵和指标权重用指数和法进行综合评判。其中，用于确定权重的 DELPHI-AHP 方法是先用德尔菲法对各评价指标进行分析、判断、权衡并赋予相应权值，然后利用层次分析法对专家们的主观判断进行量化处理，得到各评价指标之间的相对权重。这种方法虽然可以充分利用专家经验，但是在实际工作中笔者发现，由于个体认识的差异，有时不同专家对某一指标的打分值差异很大，因此往往导致判断矩阵的某些元素难以确定，做出的判断不能满足一致性检验，无法建立起完全判断矩阵<sup>[12]</sup>；另外，该模型中考虑到由于各参评因素的好坏属于模糊概念，存在着中间过渡的模糊性，而采用相对隶属度对其进行评价的方法是合理的<sup>[13]</sup>。

## 1.2 ANN—产量评价模型的构建

### 1.2.1 评价指标数据标准化处理

单因子间的数据量纲不同，只有让每一个因素都处于同一量度后才能用来衡量该因子对耕地地力的影响程度。各因子对耕地地力的影响程度是一个模糊的概念，因此采用模糊数学方法对评价指标进行数据标准化处理：根据评价指标的分级及其对应的评价评语模拟各评价指标的隶属函数，然后用隶属函数对各指标进行标准化处理<sup>[14]</sup>。

### 1.2.2 人工神经网络基本模型的构建

人工神经网络模型是在现代神经科学研究成果的基础上，依据人脑基本功能特征，试图模仿生物神经系统的功能或结构而发展起来的一种新型信息处理或计算体系。它是一类由大量基本信息处理单元通过广泛连接而构成的非线性的、动态的信息处理系统。

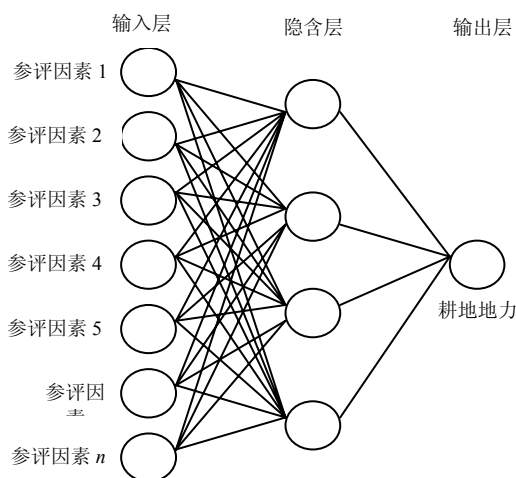


图1 耕地地力定量评价的BP神经网络模型

Fig.1 BP neural network model of cultivated land fertility quantitative evaluation

BP神经网络是一种比较成熟的人工神经网络训练

算法，因此选用其作为评价的基本模型。另外，学者们已经从理论上证明人工神经网络能够逼近所有的多元连续函数，并且任意连续函数或映射可由一个3层ANN实现<sup>[15-18]</sup>，因此本研究用3层BP网络作为定量评价模型的网络结构。建立的ANN模型为：一个输入层，一个隐含层和一个输出层，各层之间实现全连接，如图1所示。

其中，输入层节点代表耕地地力参评因素；输出层有1个节点代表耕地地力综合评价值；隐含层神经元个数的确定由这样的计算得到：输入层单元数加输出层单元数的平方根再加上1~10之间的常数（具体数值由实际计算时误差下降情况确定），即：

$$ny = ni + mo^{1/2} + (1 \sim 10)$$

式中  $mo, ni$ ——输出输入层节点数； $ny$ ——隐含层节点数<sup>[19, 20]</sup>。

### 1.2.3 训练样本的选择

在所建的评价模型中，训练样本主要取决于样本的输出目标，因为它决定了训练结果的方向和精度。

#### 1) 作物实际产量与耕地地力的关系

农业部对耕地地力评价的定义是“耕地地力评价是一种一般目的的评价，并不针对某种利用类型，而是根据所在地特定气候区域以及地形地貌、成土母质、土壤理化性状、农田基础设施等要素相互作用表现出来的综合特征，揭示生物生产力的高低和潜在生产力”<sup>[21]</sup>，从这个概念可以看出耕地地力高低可以反映出耕地生物生产能力的高低，也就是说耕地地力与作物实际产量间存在着一定的相关性。

通过将鱼台县主导作物类型的土壤采样点的实际产量与传统 DELPHI-AHP 模糊评判方法得到的耕地地力综合指数进行相关分析，发现不同作物类型两者的相关性都达到显著水平，以当地种植面积最大的作物水稻为例，相关系数为0.84。

在进行相关性分析的同时，也发现有些采样点作物实际产量与耕地地力之间存在很大的差异，传统耕地地力评价的结果表明，这些差异是由管理水平差异引起的。对于具体田块而言，农民的文化水平、思想意识以及采用的技术措施都对耕地的实际产量起着重要影响，适当的栽培措施能够在低产土壤上获得较高的产量；反之，不恰当的人为因素可能会限制耕地地力的发挥，收获较低的产量。

#### 2) 训练样本的选择

通过耕地地力与作物产量的关系分析，可以得出在管理水平相同这个理想条件下，耕地地力高低的直观表征形式就是作物的实际产量。也就是说如果管理水平相似水平条件下，管理水平差异可忽略不计，这时，管理水平对耕地地力影响是相同的。那么，基于这个推论，为了让作物实际产量尽可能反映耕地地力水平，选择种

植相同作物并且管理水平近似的土壤采样点作为训练样本，同时，考虑到作物实际产量的年际波动性，以样本近 3 年实际年产量的平均值作为目标输出的标准。

### 3) 产量数据处理

为了便于对训练样本的学习，采用模糊数学方法对产量调查数据进行标准化处理，作为样本输出的目标标准值。

#### 1.2.4 确定评价模型

将样本数据代入图 1 的神经网络模型进行训练学习，当达到理想的训练效果时，即确定了耕地地力定量评价的完整模型，即 ANN—产量耕地地力评价模型。将各个评价单元的参评因素数据代入这个评价模型中，然后将输出值进行级别划分，得到耕地地力评价结果。

## 2 ANN—产量耕地地力评价模型的应用

为检验该模型评价的精度，选用 2005 年农业部在山东的试点县鱼台县为研究区建立量化评价模型。

### 2.1 研究区概况

鱼台县位于山东省西南部，地处东经  $116^{\circ} 23' \sim 116^{\circ} 49'$ ，北纬  $34^{\circ} 53' \sim 35^{\circ} 10'$ 。北依济宁郊区，西与金乡交界，南与丰、沛县毗邻，东隔南四湖与滕州、微山相望。全县东西横距 37.5 km，南北纵距 23.5 km，总面积 654.2 km<sup>2</sup>。全县共辖 14 个乡（镇），鱼台县处于鲁西黄泛冲积扇缘，地形平坦低洼，地势西南高，东北低，属暖温带季风型半湿润大陆性气候，四季分明，光照充足，雨量集中，水热同季。

### 2.2 评价单元的划分

本次鱼台县耕地地力评价单元的划分采用土壤图、土地利用现状图的叠置划分法，相同土壤单元及土地利用现状类型的地块组成一个评价单元，即“土地利用现状类型-土壤类型”的格式。其中，土壤类型划分到土种，土地利用现状类型划分到二级利用类型，制图区界以鱼台县最新土地利用现状图为准。通过图件的叠置和检索，将鱼台县耕地地力划分为 326 个评价单元。

### 2.3 数据获取

收集获取的资料主要包括：

1) 野外调查资料：按大田和菜地两大类进行采样调查。包括地形地貌、土壤母质、土层厚度、表层质地、障碍层状况、耕地利用现状、灌排条件、农户耕地利用、作物种植、近 3 年的作物产量（2003~2005 年）、管理措施水平等。

2) 室内化验分析资料：包括有机质、全氮、速效氮、全磷、速效磷、速效钾等大量养分含量，钙、镁、硫等中量元素含量，有效锌、硼、钼等微量养分含量，以及 pH 值、土壤含盐量、地下水矿化度和土壤污染元素含量等。

3) 基础及专题图件资料：1：5 万比例尺地形图、地

貌图、土地利用现状图、土壤图等。

### 2.4 参评因素的选取及处理

在收集的基础资料中，土地利用、耕层质地、土体构型、地貌类型和障碍层状况等属于定性指标，室内化验分析的耕地土壤的化学性状数据属于量化指标。这些指标变量彼此之间存在着一定的相关性，使得所观测的数据存在一定程度的信息重叠，需选出有代表性的指标。根据前期研究结果<sup>[5]</sup>，通过 DELPHI 法从定性指标中选取参评因素；采用系统聚类与 DELPHI 相结合的方法从定量指标中选取参评因素，在实际操作中，利用统计软件对土壤养分等化学性状指标进行系统聚类，然后由专家组从聚类结果的每一组中分别选出有代表性的参评因素。根据以上方法，本研究共选出 11 个参评因素：灌溉保证率、矿化度、地貌、耕层质地、土体构型、盐渍化、有机质、大量元素（速效钾、有效磷）、微量元素（有效锌、有效硼），并对其进行标准化处理。

### 2.5 训练样本的选择

根据鱼台县的实际情况，从 109 个水稻采样点中选取了管理水平近似且能代表全县平均管理水平的 60 个采样点作为训练样本。表 1 为部分训练样本的数据处理结果。

表 1 模型训练样本数据  
Table 1 Data of training samples

样本数	1	2	3	4	5	6	7	8
地貌( $ys_1$ )	1	0.95	0.95	0.88	0.9	0.8	0.8	0.75
灌排( $ys_2$ )	0.8	0.8	0.8	0.7	0.8	0.65	0.66	0
矿化度( $ys_3$ )	1	0.95	0.95	0.85	0.85	0.75	0.75	0.65
速效钾( $ys_4$ )	0.97	0.89	0.89	0.89	0.88	0.9	0.89	0.95
有机质( $ys_5$ )	1	0.95	0.95	0.9	0.9	0.85	0.85	0.85
有效硼( $ys_6$ )	0.85	0.81	0.81	0.88	0.81	0.81	0.81	0.83
有效磷( $ys_7$ )	0.89	0.78	0.78	0.82	0.78	0.78	0.76	0.96
有效锌( $ys_8$ )	0.78	0.81	0.8	0.81	0.79	0.89	0.87	1
质地( $ys_9$ )	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6
土体构型 ( $ys_{10}$ )	0.87	0.77	0.77	0.77	0.77	0.77	0.77	0.77
盐渍化( $ys_{11}$ )	0.98	0.95	0.95	0.9	0.92	0.9	0.9	0.86
目标值	0.9	0.8	0.8	0.7	0.6	0.5	0.5	0.4

注：表中  $ys_1, ys_2, ys_3, \dots, ys_{11}$  为各参评因素在输入层中所对应的节点编号。

### 2.6 确定模型

将表 1 数据代入神经网络模型进行训练学习，输入层神经元数取 11，输出层为 1，学习增益系数取 1.1，惯性系数取 0.5，隐层数为 1，隐层的元件数为 15，经过 95382 次迭代，得到误差小于 0.025 的计算结果。

这样即确定了鱼台县耕地地力定量评价的完整模型。将各个评价单元的参评因素数据代入这个评价模型中，为方便结果的比较在此采用等距法确定等级，最后得到整个鱼台县的耕地地力评价结果。

### 3 模型验证

#### 3.1 ANN—产量模型与实际产量比较分析

从大田采样点中另外选取 20 个管理水平近似的采样点作为模型的检验样本, 对其 2003~2005 年 3 年年均产量按同样的方法进行标准化处理, 并进行分级, 然后将评价结果与 ANN—产量模型所得的评价结果进行对比, 表 3 为部分样点的比较结果。两者的相关系数为 0.772 ( $P<0.01$ ), 相关密切, 可见, 评价结果与研究所建模型比较接近, 表明所建立的评价模型可靠性较好。

表 2 ANN—产量模型评价结果与检验样点的比较

Table 2 Comparison between the evaluation results of ANN-productivity model and the results of the test samples

检验样点编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
产量级别	4	3	1	2	3	3	3	1	4	4
模型级别	5	5	3	2	3	3	2	1	4	3

#### 3.2 ANN—产量模型与 AHP—模糊评判模型的结果对比分析

一方面, 对 ANN—产量模型评价结果与 AHP—模糊评判法评价结果的相关性进行了统计分析, 两种模型的评价结果的相关系数  $R$  为 0.939 ( $P<0.01$ ), 具有高度相关性, 表明两种模型的评价结果基本一致。

另一方面, 将 ANN—产量模型评价结果与 AHP—模糊评判法评价结果的相差等级进行比较分析 (结果见表 3, 表 4)。从评价等级差别程度来看, 评价等级完全相同的占 86.5%, 评价等级相差 2 级及以上的评价单元占单元总数的百分比为 1.8% (表 3), ANN—产量模型评价结果与 AHP—模糊评判法的评价结果等级差别较小。

表 3 两种模型的评价结果相差等级统计

Table 3 Difference grades statistical analysis of evaluation results of two model

	相同	相差 1 级	相差 2 级	相差 3 级	合计
单元数	282	38	4	2	326
百分比	0.865	0.117	0.013	0.005	1

具体分析各等级的差别, 可以发现造成等级差别主要集中在一级地和二级地之间以及四级地和五级地之间, 分别有 22 个单元和 12 个单元 (表 3), 占了等级差异总数的 87%, 初步分析, 认为该现象的发生原因可能是等级之间存在的模糊性所致。

表 4 两种模型的评价结果各等级交叉统计

Table 4 Crossing statistical analysis of evaluation results each grade of two models

	1级	2级	3级	4级	5级
ANN—产量	16.5	26	27	19.8	10.7
AHP—模糊	15	26.2	27.3	20	11.5

另外, 对两种模型评价的等级分布图及其各等级面积比例进行了对比分析, 结果显示两种模型的评价结果各等级面积比例及其空间分布基本一致 (表 5、图 2)。

表 5 两种模型的评价结果各等级面积汇总

Table 5 Each grade areas of evaluation results of two models %

AHP—模糊	ANN—产量					总计
	一级	二级	三级	四级	五级	
一级	147	7	1	—	—	155
二级	15	76		1	—	92
三级	1	4	27	—	—	32
四级	2	—	—	14	2	18
五级	—	—	1	10	18	29
总计	165	87	29	25	20	326

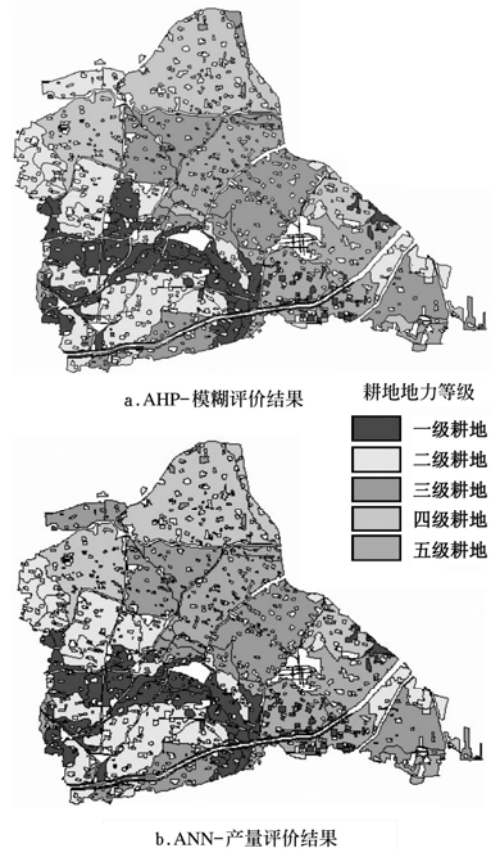


图 2 两种模型的耕地地力等级分布  
Fig.2 Grade distribution plot of cultivated land fertility of two models

以上分析表明, ANN—产量模型评价结果与作物实际产量相符, 与 AHP—模糊评判结果较一致, 证明 ANN—产量模型是合理的, 精度是可靠的。

### 4 结论与讨论

耕地地力指标与评价等级间为非线性关系, 属于非函数的模式识别。本文应用人工神经网络模型, 以实际

产量为目标输出标准, 建立评价指标与评价等级值的 ANN 模型, 旨在寻求一种通用的耕地地力定量评价方法。通过以上模型的试算, 结合山东省鱼台县的实例, 得到以下几点结论:

1) 在评价过程中, ANN—实际产量模型不需要确定各因素的权值, 因此有效避免了专家打分确定权值的人为因素干扰带来的弊端, 提高了评价结果的准确性和客观性。

2) 以实际产量为目标输出标准, 训练样本数据可利用耕地地力基本情况调查表中的数据, 数据获取容易, 但因训练样本调查数据关系到评价模型的精度, 在实际工作中需要注意产量数据调查的准确性。

3) 为使实际产量水平尽可能准确地反映耕地地力等级高低, 作为一种尝试, 本文提出的选择耕作管理水平相似的训练样本的方法来消除耕作管理对产量的影响, 尚需进一步研究更有效的处理方法。

4) ANN—实际产量方法建立评价模型为耕地地力定量评价探索了一条新的途径, 丰富了耕地地力评价方法, 其结果也可作为目前耕地地力评价方法评价结果的检验和参照。

#### [参 考 文 献]

- [1] 倪绍祥. 近 10 年来中国土地评价研究的进展[J]. 自然资源学报, 2003, 11(6): 672—683.
- [2] D 登特著. 土地调查与土地评价[M]. 倪绍祥译. 北京: 农业出版社, 1988: 183—265.
- [3] 于 勇, 周大迈, 王 红, 等. 土地资源评价方法及评价因素权重的确定探析[J]. 中国生态农业学报, 2006, 4(12): 213—215.
- [4] 张炳宁, 张月平, 张秀美, 等. 基本农田信息系统的建立及其应用 I. 耕地地力等级体系研究[J]. 土壤学报, 1999, 36(4): 510—521.
- [5] 王瑞燕, 赵庚星, 李 涛, 等. GIS 支持下的耕地地力等级评价[J]. 农业工程学报, 2004, 20 (1): 307—310.
- [6] 牛彦斌, 许 焱, 秦双月, 等. GIS 支持下的耕地地力评价方法研究[J]. 河北农业大学学报, 2004, 27(4) : 84—88.
- [7] 张海涛, 周 勇, 汪善勤, 等. 利用 GIS 和 RS 资料及层次分析法综合评价江汉平原后湖地区耕地自然地力[J]. 农业工程学报, 2003, 19(2): 219—223.
- [8] 鲁明星, 贺立源, 吴礼树, 等. 基于 GIS 的华中丘陵区耕地地力评价研究[J]. 农业工程学报, 2006, 22 (8): 96—101.
- [9] 林碧珊, 汤建东, 张满红. 广东省耕地地力等级研究与评价[J]. 生态环境, 2005, 14(1): 145—149.
- [10] 赵霁生, 陈百明. 在土地评价中应用神经网络专家系统的理论与实践[J]. 中国土地科学, 1998, 3 (2): 28—34.
- [11] 闻 新, 周 露, 李 翔, 等. Matlab 神经网络仿真与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003: 126—180.
- [12] 高 文, 王双林. BP 网在多灰度运动目标识别中的应用[J]. 哈尔滨工业大学学报, 1995, 6 (3): 94—99.
- [13] 杨志英. BP 神经网络在水质评价中的应用[J]. 中国农村水利水电, 2001, 9 (9): 27—29.
- [14] 钟定胜, 张宏伟. 神经网络在工业污染源综合评价中的应用[J]. 中国给水排水, 2006, 1(22): 92—96.
- [15] 李玉英. 应用神经网络预测地价的探讨[J]. 中国土地科学, 1998, 12 (3): 37—41.
- [16] Specht D E. Probabilistic neural networks[J]. Neural Network, 1990, 3 (1): 21—26.
- [17] Yen G G. Identification and control large structures using neural network[J]. computers and structures. 1995, 5(5): 28—40.
- [18] Aclelman L M. Molecular computation of solutions to combinatorial problems[J]. Science, 1994, 2 (6): 51—67.
- [19] Lippmann R P. An introduction to computing with neural nets [J]. IEEE ASSP Magazine, 1987, 7(4): 4—22.
- [20] Karayiannis N B, Venetsanopoulos A N. Artificial Neural Networks : Learning Algorithms, Performance Evaluation and Applications[M]. Boston: Kluwer Academic, 1993.
- [21] 农业部耕地地力调查与评价培训教材 (2003) [Z].

## Evaluation model of cultivated land fertility using artificial neural network and productivity and its application

Wang Ruiyan, Zhao Gengxing<sup>\*</sup>, Chen Lili

*(College of Resources and Environment, Shandong Agricultural University, Tai'an 271018, China)*

**Abstract:** The crops productivity at the approximate management level reflects the cultivated land fertility grade. On the basis of AHP-fuzzy evaluation method, the ANN-productivity quantitative evaluation model was attempted to establish, and Yutai County, Shandong Province is taken as case. In this evaluation model, used the relative membership grade to describe the evaluation index, took the crops productivity as the goal output standard, obtained the evaluation model after the neural network training. Compared with the traditional method, the model not only can reflect the non-linear characteristic of the cultivated land fertility, but also the process does not need to determine the weight, and this eliminated human factor influence. More importantly, the objectivity of evaluation results is further increased by using the crops productivity as the goal output. Through contrast with the traditional method, results of this model are consistent with the present evaluation method, and this method has explored a new way for the cultivated land fertility quantitative evaluation.

**Key words:** cultivated land fertility; ANN-productivity; quantitative evaluation model