

刘丽娟,刘仲鹏. 基于改进 BP 算法的玉米叶部病害图像识别研究[J]. 江苏农业科学,2013,41(11):139-142.

# 基于改进 BP 算法的玉米叶部病害图像识别研究

刘丽娟<sup>1</sup>, 刘仲鹏<sup>2</sup>

(1. 河北农业大学信息科学与技术学院,河北保定 071000; 2. 保定学院信息技术系,河北保定 071000)

**摘要:**针对玉米生长期叶部病害的图像,以图像模式识别技术提取病害玉米叶片图像的有效特征,对目标图像进行去噪、增强。引入 HSI 模型进行颜色特征提取,引入光滑度、平均灰度等 6 个参数进行纹理特征提取。针对传统的 BP 神经网络算法所存在的学习过程收敛速度慢、算法易陷入局部极小点和鲁棒性差等缺陷,引入遗传算法对其进行优化和改进,使之具备准确分类并识别玉米叶部病害的能力,在此基础上构建了玉米叶部病害图像识别系统,通过测试比较,证明该系统能够准确识别玉米作物的叶部病害。

**关键词:**玉米;叶部病害;图像预处理;图像识别

**中图分类号:** S431.9    **文献标志码:** A    **文章编号:** 1002-1302(2013)11-0139-03

玉米是我国十分重要的作物,玉米病害对其产量、品质影响极大。不少地区当前依旧沿袭着传统的玉米作物病害诊断方法,主要是依靠植物保护专家或者有经验的农户通过肉眼的观察进行判断,或者对照农业病害图谱、借助农业病害著作或者利用分类检索表,难以精准获取病害信息,主观性强,效率不高,难以获得病害作物量化的数据,容易导致错过了最佳的病害预警和治疗时机<sup>[1]</sup>。玉米叶部病害往往影响着其叶片组织的形状、颜色、纹理等属性,导致与正常叶片存在比较明显的区别。随着信息技术在农业方面应用的逐步深入,在植物病害识别的领域已经渐渐引入了图像处理技术,并取得了一些成果。本研究通过图像处理与分析判别技术,提取病害玉米叶片图像的有效特征,对目标图像进行去噪、增强,引入 HSI 模型进行颜色特征提取,引入光滑度、平均灰度等指标进行纹理特征提取,针对传统的 BP 神经网络算法所存在的学习过程收敛速度慢、算法易陷入局部极小点和鲁棒性差等缺陷<sup>[2]</sup>,引入遗传算法对其进行优化和改进,并得到 BP 网络较优的权值和阈值,使之具备准确分类并识别玉米叶部病害的能力。在此基础上通过测试比较,证明本研究所构建的病害识别系统能够准确识别病害。本研究结果有助于农作物病害的远程诊断,对农业生产具有比较好的理论价值与实践意义。

## 1 玉米叶部病害图像预处理

### 1.1 灰度预处理

患病害的玉米叶片采集自河北农业大学实验教学基地,图像以 JPG 格式保存。由于采集到的原始图像属于 32 位真彩色图像,数据量比较大,首先将原始图像转换为 8 位灰度图像,图 1 所示为通过小波图像增强算法得到的增强灰度图像,其中上半部分为原图,下半部分为经过灰度预处理之后的图像。

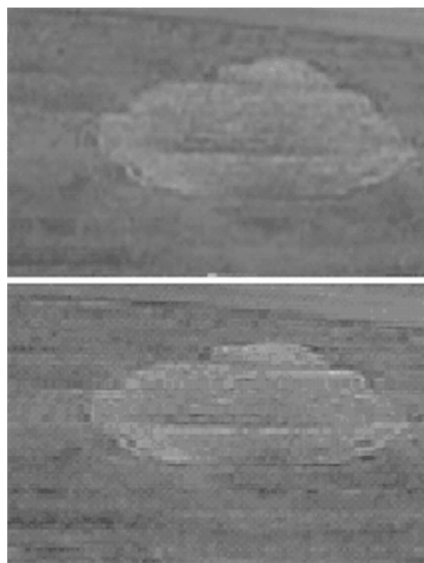


图1 原图与经过灰度处理图像的对比

### 1.2 均衡化与中值滤波

对灰度图像继续进行直方图均衡化,以“点运算”的方式,使图像在其任意一个灰度级别都分布一样的像素数目,形成处理后的输出图像,从而改善图像的对比度与亮度,使其细节清晰。均衡化后,在玉米病害图像灰度值范围内均有直方图存在,因此图像质量得到显著改善,对比度提高,轮廓细节清楚,病斑边界清晰。

直方图均衡化处理之后的图像亮度往往比较高,并且出现了一些伪边缘,影响了对叶片病害的识别。为了弥补直方图均衡处理的不足,在均衡化之后还需对图像进行中值滤波。经过中值滤波处理之后,玉米叶片病害图像的边缘依旧清晰,噪声污染也得到了有效的去除。

### 1.3 病斑图像分割

考虑到玉米叶片病斑颜色与其他部分颜色差别较大,本研究引入文献[3]中所定义的超绿特征来实现图像的分割。充分放大植物颜色里的 G 分量,用颜色特征中的  $2g-r-b$  作为因子,获取分割图像的最佳阈值,对其进行分割,得到与图

收稿日期:2013-04-23

基金项目:河北省保定市科学研究与发展计划(编号:12ZN021)。

作者简介:刘丽娟(1980—),女,河北保定人,硕士,讲师,主要从事数据挖掘、图像处理、数据库研究。E-mail:lj\_nd@163.com。

像背景剥离的玉米病斑。图 2 为分割之后的效果。至此,玉米叶片病斑已被完整分割,可以为后续的玉米病害识别奠定良好的基础。



图2 病斑图像分割效果

## 2 颜色特征提取

### 2.1 颜色模型的比较与选择

玉米作物的叶部病害颜色特征属于明显的外观变化,是病害远程诊断图像处理的一个重要参数。颜色特征可以有多种描述和分析的方式,而每种方式均有适合的应用领域。目前应用较多的颜色模型包括 RGB 模型、HIS 模型等。针对玉米作物病害图像的特征,已经有研究证明,HSI 的区分度显著优于 RGB。这是因为 RGB 特征维数过多,算法复杂,且易受光照强度的影响<sup>[4]</sup>。因此本研究引入 HIS 进行玉米叶部病害颜色特征的提取。

### 2.2 基于 HSI 模型的颜色特征提取

**2.2.1 颜色模式的转换** HIS 模型更加接近人类的视觉器官感受, $H$ 、 $S$ 、 $I$  分别指的是颜色中的 3 个重要参数——目标的色调参数、目标的饱和度参数、目标的亮度参数。HIS 支持大量图像分析算法,与 RGB 相比,特征维数较少,算法简单。因此将已有图像由 RGB 模式转换为更加利于处理和分析的 HIS 模型,具体转化过程为<sup>[4]</sup>:

$$I = (R + G + B) / 3;$$

$$S = [1 - 3\min(R, G, B)] / (R + G + B)。$$

$H$  的值由  $W$  确定:

$$B \leq G, H = W; B > G, H = 2P - W。$$

式中:  $W = \cos^{-1} \{ (R - G - B) / [(R - G)^2 + (R - B)(G - B)]^2 \}$ 。

**2.2.2 HIS 模型的简化** 考虑到玉米叶片的病斑图像附带了许多颜色种类,如果对 HSI 图像直接提取病斑的颜色特征,会导致处理效率低下。本研究所采取的方式为对 HSI 图像进行合理量化,从而减少图像处理的工作量。具体的方法:结合人类视觉对颜色在生理上的感知特点,对  $H$ 、 $S$ 、 $I$  3 个分量分别量化,将 HSI 图像变换为 72 个颜色区间。其中  $H$  被量化处理为 8 级梯度, $S$  被量化处理为 3 级梯度, $I$  被量化处理为 3 级梯度,从而将  $H$  设定在区间  $H \in [0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7]$ ,相应地,  $S \in [0, 1, 2]$ ,  $I \in [0, 1, 2]$ 。为使  $H$ 、 $S$ 、 $I$  3 个分量能够综合分布于二维颜色特征矢量,考虑到  $H$  分量在 3 个分量之中存储了最多的病斑图像信息,因此将其权重设置为 9,而  $S$ 、 $I$  分量的权重则分别设置为 3、1<sup>[4]</sup>,引入以下方法:

$$G = 9H + 3S + I,$$

$G$  即为  $H$ 、 $S$ 、 $I$  3 个分量所最终合成的一维颜色特征矢量。由

于 HSI 图像变换为 72 个颜色区间,因此可知  $G \in [0, 1, 2, 3, 4, 5, \dots, 69, 70, 71]$ 。

**2.2.3 HIS 颜色特征的提取** 在以上结论的基础上,引入颜色矩来对玉米作物叶部病害颜色特征值进行表示,而颜色的实际分布特征则以病害图像中提取出的灰度值的统计特征来表达。已有研究表明,颜色矩中的中阶矩与低阶矩中存放着农作物病害图像的绝大部分颜色信息,因此本研究专门提取其中的一阶矩、二阶矩、三阶矩,并以病害颜色特征低阶矩的 3 个参数作为颜色特征的最终表示参数,分别是  $\mu$ 、 $\sigma$ 、 $s$ 。其中  $\mu$  代表玉米作物叶部病害图像平均颜色,表示为:

$$\mu = \frac{1}{M \times N} \sum_i \sum_j p_{ij}。$$

$\sigma$  代表玉米作物叶部病害图像标准方差,表示为:

$$\sigma = \left[ \frac{1}{M \times N} \sum_i \sum_j (p_{ij} - \mu)^2 \right]^{1/2}。$$

$s$  代表玉米作物叶部病害图像三次根非对称性,表示为:

$$s = \left[ \frac{1}{M \times N} \sum_i \sum_j (p_{ij} - \mu)^3 \right]^{1/3}。$$

以上  $\mu$ 、 $\sigma$ 、 $s$  的表达式中,  $M \times N$  是玉米作物叶部病害图像像素,  $p_{ij}$  是基于 HIS 模式的病害图像在坐标  $(i, j)$  处的像素值。

通过基于 HIS 模型的颜色特征分析,将  $\mu$ 、 $\sigma$ 、 $s$  3 种颜色矩作为玉米叶部病害图像的颜色特征值。

## 3 纹理特征的提取

玉米叶部病害图像的纹理特征并非注重其在几何学上的特点,而是关注其统计学方面的特点。叶部病斑的纹理特征与玉米作物病害的种类是一一对应的。玉米叶部病害图像在纹理方面的特点包括:(1)玉米叶部病斑纹理在每一个向度上的重复特点有所区别,并不遵循各向同性,在某些向度上不存在重复现象;(2)玉米叶部病斑纹理有时仅仅是以某种规律重复出现,图形复杂度很低,只有通过整体的判定,才能得出准确结论。

基于以上纹理特点,本研究将以下一些参量作为玉米叶部病害图像的纹理特征值:

(1)  $m$  是病斑区域平均灰度值,表示玉米叶部病斑图像亮度,表达式为  $m = \sum_{i=1}^{L-1} Z_i P(Z_i)$ 。

式中: $Z$  是随机变量,其含义是病斑区域平均灰度级; $P(Z_i)$  表示该病斑图像在均衡化处理时的直方图; $L$  表示灰度的梯度数量。

(2)  $R$  是病斑区域光滑度值,表示玉米叶部病斑图像粗糙的程度,  $R = 1 - 1/(1 + \sigma^2)$ 。其中,  $\sigma = \sqrt{\mu_2(Z)}$ ,而  $\mu_2(Z) = \sum_{i=1}^{L-1} (Z_i - m)^2 P(Z_i)$ ,表示玉米叶部病斑图像 HIS 颜色特征二阶矩。 $R$  值越大则表示玉米叶部区域光滑度越低。

(3)  $\mu_3$  是 HIS 颜色特征三阶矩,  $\mu_3 = \sum_{i=1}^{L-1} (Z_i - m)^3 P(Z_i)$ 。三阶矩能够标示出玉米叶部灰度直方图对称性的大小,当  $\mu_3$  为正值时,在其偏右区域,灰度级处在偏亮状态,反之,当  $\mu_3$  为负值时,在其偏左区域,灰度级处在偏暗状态。

(4)  $U$  是病斑区域规则度值,  $U = \sum_{i=1}^{L-1} P^2(Z_i)$ 。 $U$  的值能够体现出玉米叶部病害的病斑是否规则, $U$  与病斑的光滑性参

数  $R$  之间不存在相关性。

(5)  $e$  是病斑区域的熵,  $e = -\sum_{i=0}^{L-1} P(Z_i) \lg_2 P(Z_i)$ 。  $e$  的值能够体现出玉米叶部病害的病斑随机性的 大小, 意即其是否具备可变性。  $e$  的值与可变性几率成正比。

(6)  $Q$  是病斑区域分形维数值。  $Q$  的值可以从玉米叶部病害图像细节中提取出其规则度。 设定病斑的面积为  $A \times A$ , 首先将其分裂为  $r$  个子病斑, 子病斑的大小为  $S \times S$ , 即有  $r = A^2 / S^2$ 。

将病斑图像置于三维立体空间, 病斑以  $x$  轴、  $y$  轴为坐标, 病斑图像的灰度则以  $Z$  轴的值来体现, 从而以图像分裂的方法分割出  $S \times S$  的子病斑。 此时可以将每一个子病斑视为一个长宽高均为  $S$  的方盒, 而处于坐标点  $(i, j)$  的病斑的灰度的极值分别处于方盒  $a$  与方盒  $b$  中, 则有

$$n_r(i, j) = a - b + 1。$$

$n_r(i, j)$  即为保存病斑所需的方盒数量值。 整个病斑所需方盒为

$$N_r = \sum_{i,j} n_r(i, j)。$$

由此, 将  $Q$  值定义为

$$Q = \lim \frac{\lg(N_r)}{\lg(1/r)}。$$

## 4 玉米叶部病害图像识别

### 4.1 神经网络的算法优化

本研究引入神经网络进行玉米叶部病害图像的判定与识别, 其优势在于能够在问题领域了解不多的情况下, 以智能处理模式及大量样本进行训练, 并获得准确率较高的不确定性分类识别结果。 但是因为神经网络的理念是来自于“梯度下降”, 因此有一些需要优化完善的地方, 具体体现在学习过程收敛慢、 算法易陷在局部极小值以及鲁棒性差。

考虑到遗传算法对目标函数的适用条件不高、 全局寻优能力突出的优势, 易得到最优解, 可以弥补传统神经网络算法的不足, 本研究首先以遗传算法优化传统的神经网络方法, 增强全局搜索能力与系统鲁棒性, 同时提高搜索速度。

实现步骤为: (1) 选取神经网络的初始权值和阈值, 随机抽取  $N$  组数据, 编码之后变换为  $N$  个码串。 其中每个码串都与一个神经网络的权值和阈值相对应。 (2) 计算并获取对  $N$  个 BP 网络的误差函数, 结合误差函数的具体值来得出遗传算法适应度值, 误差函数的具体值越高, 则适应度值越低。 (3) 以上一步所确定的适应度值为基准, 确定算子, 将其中较好的个体输出到下一代种群。 (4) 结合已经改良的变异率与交叉率, 抽取其中较好的个体, 并使之生成新个体。 (5) 对所生成的新个体适应度进行评估, 并把这些个体输出到种群里。 (6) 假若这些个体已经确定满足了适应度要求, 算法结束; 否则算法继续转移至步骤 (2)。

### 4.2 优化神经网络的设计

构建三层神经网络结构, 通过 Sigmoid 型函数作为激活函数, 并使输出值归一化, 结合玉米叶部病害诊断的特点, 对诊断所需的图像属性进行筛选。 其中颜色特征包括  $\mu$ 、  $\sigma$ 、  $s$  3 种颜色矩, 纹理特征包括病斑区域平均灰度值  $m$ 、 病斑区域光滑度值  $R$ 、 HSI 颜色特征三阶矩  $\mu_3$ 、 病斑区域规则度值  $U$ 、 病斑

区域的熵  $e$ 、 病斑区域分形维数值  $Q$  等 6 个属性, 将它们作为 BP 神经网络的输入值, 输入神经元数为 9 个。 玉米作物叶部常见病害灰斑病、 褐斑病、 大斑病输出神经元数为 3 个。 结合确定 BP 隐层神经元个数的 Kolmogorov 算法<sup>[5]</sup>, 将隐层数设定为 19 个节点。

以遗传算法优化传统的神经网络方法, 对 BP 网络进行训练, 从而获取较优的权值、 阈值, 此时神经网络已具备玉米叶部病害图像识别分类的能力。

### 4.3 试验结果与分析

从河北农业大学实验教学基地提取本研究所需的玉米叶部病害图像, 分别以传统的神经网络算法和优化的算法进行训练与测试比较, 选取 3 类病害的训练及样本, 结果图像预处理、 颜色特征提取及纹理特征提取, 将 9 个特征值输入神经网络, 确定网络学习速率值为 0.01, 训练次数 2 000 次。 在训练中, 样本图像共 300 幅, 包括灰斑病 125 幅、 褐斑病 80 幅、 大斑病 95 幅。 当传统算法和优化算法均满足条件时, 以横坐标表示训练次数, 纵坐标表示均方误差, 其收敛图对比见图 3、 图 4。

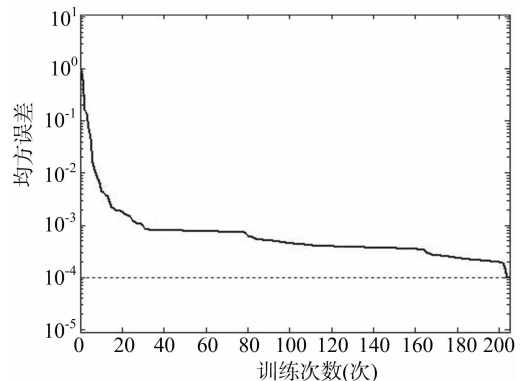


图3 传统算法的神经网络

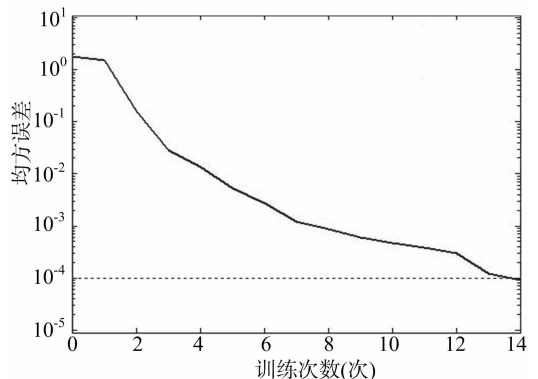


图4 优化算法的神经网络

对比图 3、 图 4, 传统算法的神经网络收敛于 203 次, 而优化网络则收敛于第 13 次, 性能显著提升。 此时, 将 3 类玉米叶部病害的图像各取 50 幅进行测试, 表 1 所示为识别结果。

表 1 玉米叶部病害的图像识别结果

玉米叶部病害	图像总数 (幅)	准确识别数 (幅)	识别率 (%)
灰斑病	50	46	92
褐斑病	50	48	96
大斑病	50	47	94

栾玉柱, 顾继伟, 李美玲. 不同寄主植物对斜纹夜蛾的影响及机制探讨[J]. 江苏农业科学, 2013, 41(11): 142–144.

# 不同寄主植物对斜纹夜蛾的影响及机制探讨

栾玉柱, 顾继伟, 李美玲

(江苏省泰州市高港区农业委员会, 江苏泰州 225321)

**摘要:**研究苋菜、大豆等不同寄主植物对斜纹夜蛾生长发育、繁殖、存活以及斜纹夜蛾对寄主选择的影响, 并对寄主植物的相关营养物质含量进行测定, 结果表明: 不同寄主植物对斜纹夜蛾的发育历期、存活率、蛹重、繁殖率有较大差异, 取食大豆叶片的斜纹夜蛾发育历期最长、存活率较低、蛹重最重, 取食烟草、棉花、芋头的斜纹夜蛾发育历期短、蛹较重, 取食苋菜的斜纹夜蛾发育历期最短、蛹重较轻、存活率较低; 不同寄主植物中可溶性糖、淀粉、总氮含量差异显著, 苋菜、大豆具有较高的可溶性糖和淀粉含量, 大豆、烟草的总 N 含量较高; 斜纹夜蛾初孵幼虫对不同寄主植物表现出不同的喜好性, 但与寄主营养物质含量未表现出相关性。

**关键词:**斜纹夜蛾; 生长发育; 繁殖; 存活; 寄主选择; 营养物质

**中图分类号:** S433.4    **文献标志码:** A    **文章编号:** 1002-1302(2013)11-0142-03

斜纹夜蛾 (*Prodenia litura*) 属鳞翅目夜蛾科, 为多食性暴发性害虫。近年来, 随着农业种植结构的调整, 尤其是蔬菜种植面积的不断扩大, 斜纹夜蛾暴发频率明显增加, 暴发面积逐年扩大, 发生情况也变得更加复杂, 已成为蔬菜上的主要害虫之一, 同时也严重威胁着烟草、棉花等经济作物的生产。

有关斜纹夜蛾生物学、生态学特性和防治等方面的研究已有很多报道<sup>[1-5]</sup>, 斜纹夜蛾雌、雄性比一般为 1.03 : 1, 平均每头雌虫可产卵 800 粒左右, 具有很强的繁殖力, 其幼虫共 6 龄, 不同龄的幼虫习性略有差异, 一般低龄幼虫具群集性, 食量小, 仅啃食表皮形成窗斑状, 对作物影响不明显。不同寄主植物及环境条件对斜纹夜蛾的影响也有报道<sup>[4-6]</sup>, 但不同寄主植物对斜纹夜蛾生长发育、繁殖的影响, 以及斜纹夜蛾对寄主喜好性关系和相关生理生化机制尚未明了。

本研究通过系统观察斜纹夜蛾取食不同寄主后生长发

育、繁殖, 以及斜纹夜蛾幼虫对不同寄主植物的选择喜好情况, 测定不同寄主的相关营养指标, 以进一步探讨斜纹夜蛾对不同寄主喜好和不同寄主对斜纹夜蛾适合度影响, 为斜纹夜蛾猖獗机制的研究提供理论依据。

## 1 材料与方法

### 1.1 斜纹夜蛾饲养观察及发育状况测定

供试寄主为棉花“泗棉 3 号”、苋菜“花红苋菜”、芋头“龙科芋”、大豆“淮豆 4 号”和烟草“K326”, 大棚或大田种植, 肥水适量, 笼罩防虫, 不打农药, 棉花处于现蕾期、苋菜处于营养生长期、芋头处于发棵期、大豆处于结荚初期和烟草处于营养生长期时开始试验。

虫源为北京室内繁殖多代的斜纹夜蛾, 在 27 ℃ 恒温、L : D = 12 : 12、相对湿度 75% ~ 80% 的光照培养箱内用人工饲料群体饲养, 待化蛹后将蛹收集放入边长为 40 cm 的正方体木质框架笼罩内, 各面围有细纱布, 每笼罩放蛹 40 ~ 50 个; 成虫即将羽化时, 在笼罩内壁四周固定上蜡纸, 并放入 10% 蜜糖水, 供羽化的成虫自由交配、产卵, 将产于蜡纸上的卵块

收稿日期: 2013-04-02

作者简介: 栾玉柱 (1970—), 男, 江苏泰州人, 农艺师, 主要从事植物保护工作。E-mail: ggnjy@sina.com。

由表 1 可见, 优化的神经网络对玉米叶部病害的图像测试集识别结果的平均识别率是 94%。病害的分类识别与泛化能力均已达到预期, 对玉米作物叶部病害远程诊断十分有益。

## 5 结束语

本研究将改进 BP 算法应用于玉米叶部病害图像识别, 引入计算机图像处理算法对所收集到的被试玉米病害图片进行初步的提取, 首先进行病害图像的预处理, 对目标图像进行去噪、增强, 然后对其进行特征提取与病害识别。引入 HSI 模型进行颜色特征提取, 引入光滑度、平均灰度等指标进行纹理特征提取, 随后以改进的 BP 神经网络进行玉米叶部病害分类并识别。本研究成果可以弥补传统病害识别主观性强、投入大等缺陷, 因此在农作物病害防治方面有着很好的发展前景。

## 参考文献:

- [1] 宋凯, 孙晓艳, 纪建伟. 基于支持向量机的玉米叶部病害识别[J]. 农业工程学报, 2007, 23(1): 155–157.
- [2] 吕朝辉, 陈晓光, 吴文福, 等. 用 BP 神经网络进行秧苗图像分割[J]. 农业工程学报, 2001, 17(3): 146–148.
- [3] Wang Z L, Li Y C, Shen R F. Correction of soil parameters in calculation of embankment settlement using a BP network back-analysis model[J]. Engineering Geology, 2007, 91(2/3/4): 168–177.
- [4] 周文献, 李明利, 孙立军. 基于改进神经网络的水泥路面使用性能预测模型[J]. 同济大学学报: 自然科学版, 2006, 34(9): 1191–1195.
- [5] Stornetta W S. An improved three-layer, back propagation algorithm [C]//The First IEEE International Conference on Neural Networks, 2004.