

利用神经网络提取棉花叶片数字图像氮素含量的初步研究

李小正^{1,2} 谢瑞芝¹ 王克如^{1,3} 白中英² 李少昆^{1,3,*} 王方永³ 高世菊¹

(¹中国农业科学院作物学研究所/国家农作物基因资源与基因改良重大科学工程,北京 100081; ²北京邮电大学,北京 100876; ³石河子大学绿洲生态农业重点实验室/石河子大学新疆作物高产研究中心,新疆石河子 832000)

摘要: 选取 6 种输入向量组合,利用线性网络、BP 网络以及径向基网络等 3 种神经网络模型进行比较研究,筛选最适宜网络模型和最佳输入组合,建立叶片数字图像彩色信息和叶片氮含量的关系模型,探索利用神经网络技术获取叶片数字图像信息的方法。结果表明,径向基网络在利用数字图像(B, H, G-R, G/R)指标作为网络输入向量时,能够实现获取棉花叶片数字图像氮含量的目标。径向基网络训练的 180 组样本的训练精度均达到极显著水平($r = 0.9022^{**}$),30 组测试样本的预测值与实测值也达到极显著相关($r = 0.8674^{**}$),径向基网络和(B, H, G-R, G/R)向量是一种适合本研究的数学模型。对利用神经网络提取棉花叶片数字图像氮含量技术的初步探索,拓展了神经网络和数字图像技术在农业生产中的应用。

关键词: 数字图像;线性网络;BP 神经网络;径向基网络;氮素含量

Acquiring Nitrogen Quantity in Digital Image of Cotton Leaf by Artificial Neutral Network Model

LI Xiao-Zheng^{1,2}, XIE Rui-Zhi¹, WANG Ke-Ru^{1,3}, BAI Zhong-Ying², LI Shao-Kun^{1,3,*}, WANG Fang-Yong³, and GAO Shi-Ju¹

(¹ Institute of Crop Sciences, Chinese Academy of Agricultural Sciences/The National Key Facilities for Crop Genetic Resources and Improvement, Beijing 100081;

² Beijing Posts and Telecommunications University, Beijing 100876; ³ Key Laboratory of Oasis Ecology Agriculture of Xinjiang Bingtuan/Research Center of Xinjiang Crop High-Yield, Shihezi University, Shihezi 832000, Xinjiang, China)

Abstract: Artificial Neutral Network (ANN) has some important features, such as self-study, acceptance-error, building math model rapidly. ANN has been widely used in many fields, some people have made a lot of findings in agriculture by ANN. The technology of digital image processing is also very important for agriculture, and people have found there are some relation between color information and the nitrogen quantity for maize, tomato. But nobody use ANN to found the relation. The objective of this research is to process the digital image of cotton leaf, and use ANN to select the best math model and input vectors for establishing the relation between the color information and nitrogen quantity of cotton leaf. So we can use the advantages of ANN and the technology of digital image processing, and select the most suitable result for this research automatically. We select three ANN models (line on network, BP network, and radical basis function (RBF) network) and six pieces of input vectors for this research, and train each model with color information from 180 pieces of digital images, and use the better to forecast nitrogen quantity of 30 pieces of images. The results showed that linear network was not fit this research and the relation between color information and nitrogen quantity was not fit the linear models, and RBF network was better for this research than BP network. RBF network had a lot of advantages in calculating the quantity of nitrogen using vector (B, H, G-R, G/R). The precision of training result was very marked, with $r = 0.9022^{**}$, and the precision of forecast was high, with $r = 0.8674^{**}$ by this ANN forecast using the 30 pieces of cotton digital image. Because of local smallest, simple framework, and rapid training, RBF network can get the nitrogen quantity in plant by digital image information, and enhance the application of ANN in agriculture.

Keywords: Digital image; Line network; BP network; RBF (radical basis function) network; Nitrogen quantity

人工神经网络(以下简称为神经网络)能够模拟广泛应用于计算机视觉,语言的识别、理解与合成,生物神经系统对真实世界物体所作出的交互反映,优化计算,智能控制及复杂系统分析,模式识别,神

*基金项目: 国家自然科学基金项目(30360047); 国家高技术研究发展计划(863 计划)项目(2006AA10Z027, 2006AA10A302)

作者简介: 李小正(1979-), 女, 硕士研究生, 主要从事人工智能与图像处理研究。

* 通讯作者(Corresponding author): 李少昆(1963-), 研究员, 博士生导师, 从事作物生理生态与信息科学研究。Tel: 010-68918891,

E-mail: lishk@mail.caas.net.cn

Received (收稿日期): 2006-12-27; Accepted (接受日期): 2007-04-18.

经计算机研制,知识推理专家系统与人工智能等领域。神经网络强大的自动学习能力、良好的容错性与泛化能力使其作为快速建立数学模型的新途径,在农业生产中也得到广泛应用。Yialouris 等^[12]利用神经网络诊断西红柿病,并进行温室控制;Landry 等^[3]利用神经网络技术控制土豆的存储环境;Ghosh 等^[4]也利用神经网络技术建立了茶叶管理中的害虫管理专家系统;李亚兵等^[5]曾利用 BP 神经网络对棉花生长指数的 6 个特定向量进行分析模拟;李少昆等^[6]利用 BP 网络实现了小麦的群体图像特征识别;肖波等^[7]采用神经网络建立了小麦群体图像识别自主学习系统,并应用于小麦高产群体图像识别。

叶片是作物最重要的器官之一,它的状态能够从不同角度反应植株的生长状况,叶片的颜色特征是重要的指标之一。作物颜色的变化实质上是植物体内叶绿素浓度的变化,而氮是叶绿素的主要组成成分,叶绿素浓度与氮素含量之间有密切的关系,通过叶片色泽提供的信息能够了解植株氮素营养状况^[8]。前人研究发现,使用 RGB 空间和 HSI 空间是比较有效的彩色颜色空间。Ahmad^[9,10]的研究发现,与 RGB 值相比,HSI 值能更清晰地表征玉米植株中的颜色变化;王克如等^[11]也利用机器视觉技术提取棉花叶片颜色特征,并进一步获取叶片叶绿素含量。毛罕平^[12]利用计算机视觉系统分析缺氮叶片和正常叶片的特征量随缺氮时间的变化规律。李井会等^[13]认为,在马铃薯块茎形成期和块茎膨大期,冠层绿光与蓝光比值(G/B)与其他描述马铃薯氮素营养状况的指标,如土壤无机氮含量、植株全氮含量、叶柄硝酸盐浓度、叶绿素仪读数均有良好的负相关关系。

机器视觉技术的进步使得描述颜色系统的量化指标能够比较方便地提取,但这些量化指标的充分应用则很少报道。本研究在前人研究基础上,利用神经网络技术和数字图像处理方法,建立叶片颜色信息和氮素含量之间的数学模型。利用神经网络建立数学模型的容错性与自学能力,提高获取和应用叶片颜色信息的能力和精确性,通过不同网络模型和向量指标的对比研究,探索利用神经网络技术获取棉花叶片数字图像反应的氮素含量的方法,拓展神经网络在农业生产中的应用,为作物生产信息的快速获取技术提供支持。

1 材料与方法

1.1 试验设计

田间试验在新疆石河子大学农学试验站进行,

供试品种为新陆早 13 和炮台 1 号。种植密度 24 万株 hm^{-2} ,用 30 cm × 60 cm 的宽窄行膜下滴灌种植方式。设置 6 个氮肥处理,以获取不同含氮量的叶片,整个生育期纯氮用量分别为 0、155.25、310.50、388.125(适量)和 465.75、621.00 kg hm^{-2} (底肥施入 60%,盛花期和盛铃期各追肥 20%)。

1.2 图像获取

棉花打顶前取倒 4 叶和主茎第 2 节位叶片,打顶后取倒 1 叶和主茎第 2 节位叶片,用数码相机拍摄叶片数字图像。相机固定在暗箱中,镜头于垂直叶片 100 cm 高处,固定焦距于黑色背景板上^[14]。

一幅图像只包含一片叶子,使棉花叶片清晰并充满视场。以自动曝光模式控制曝光时间与色彩平衡,采用 2 560 × 1 920 像素图像,以 JPEG 格式保存。

1.3 氮素含量的获取

将拍摄后的棉花叶片立即烘干、粉碎,用全自动定氮仪测定叶片的含氮量。其中最大氮含量为 3.873 mg g^{-1} ,最小氮含量为 0.849 mg g^{-1} ,用于研究的氮素含量在这个数据阶段平均分布。

1.4 数字图像信息提取方法和颜色系统的选择

按照王克如等^[11]的方法,利用自行开发的计算机数字图像处理系统获得颜色信息数据。选择国际照明委员会(CIE)规定的 RGB 系统和由 RGB 系统衍生而来的 HSI 系统。

2 网络构建与结果分析

2.1 输入向量的确定

首先要确定选取哪些颜色值或者值的组合作为神经网络的输入向量。本研究选用不同生长期、不同品种、不同叶位的 180 个样本,用数字图像中提取的叶片 R、G、B 值和 H、I、S 值以及组合与相对应的叶片氮含量 N 作相关性分析,结果表明 B、H 值与氮含量极显著正相关。对 R、G、B 值作各种变换后,发现 b、G-R、G/R 也与氮含量极显著相关,G/B 与氮含量显著相关(表 1)。

神经网络的输入向量可以是一维或者多维向量,根据数字图像提取的颜色特征值,结合网络输入要求,确定了以下几种方案。

- (1) 将(r, g, b)作为输入,其中 $r = R/(R + G + B)$, $g = G/(R + G + B)$, $b = B/(R + G + B)$;
- (2) 将(R, G, B)数据归一化后作为输入向量;
- (3) 将(H, S, I)数据归一化后作为输入向量;
- (4) 将(R, G, B, H, S, I)数据归一化后作为输入向量;

表1 颜色值与氮素浓度之间的相关分析
Table 1 Correlation analysis between color information and quantity of nitrogen

颜色 Color	相关系数 r
R	-0.0210
G	-0.1132
B	0.2952**
H	0.3061**
S	-0.0398
I	0.1317
$r = R/(R + G + B)$	-0.0080
$g = G/(R + G + B)$	-0.0018
$b = B/(R + G + B)$	0.2269**
G-R	0.2381**
G/R	0.2322**
G/B	-0.1759*
H/I	0.1145

*表示在0.05水平显著相关,**表示在0.01水平显著相关。

*, **: significance of correlation at $P \leq 0.05$ and $P \leq 0.01$, respectively.

(5) 将(r, g, b, H, S, I)归一化后作为输入向量, 其中 $r = R/(R + G + B)$, $g = G/(R + G + B)$, $b = B/(R + G + B)$;

(6) 将与氮素含量相关系数较高的($B, H, G-R, G/R$)数据归一化后作为输入向量。

2.2 神经网络的选择

选用实际应用中比较普遍的线性网络、BP网络、径向基网络(RBF)为研究对象, 后两者属于非线性模型。

2.2.1 线性网络的应用 线性网络的功能是逼近线性函数, 传递函数固定。优点是算法简单, 最易实现, 缺点是只能实现线性关系。网络训练次数设为200 000。

2.2.2 BP网络的相关参数确定 BP神经网络(Back-Propagation Network)即反向传播神经网络, 标准BP神经网络分3层, 即输入层、隐含层和输出层。BP网络通过反向传播算法自动学习内部表达(即各节点之间的连接权值及隐层节点的和输出节点的阈值), 具有自适应和自组织能力。由于神经元之间高维、高密度的并行计算结构, BP网络具有很强的集体计算能力和容错能力, 基于BP网络的非线性函数逼近虽然在理论上是可行的, 但其学习效率低, 收敛速度慢, 易陷于局部极小状态; 同时, 网络的泛化及适应能力较差, 这些缺点限制了其在实际中的应用^[15]。

输入层神经元数目为各个方案中输入矢量的维数, 而输出就是棉花叶片的氮素含量, 是一个0~1的值, 所以输出层神经元数目为1。

BP网络可以有1个或者多个隐含层, 隐含层神经元数目应满足下式,

$$(I + 1)H + (H + 1)J \leq KI \quad (1)$$

其中, I 表示输入层神经元的数目, J 表示输出层神经元数目, K 表示训练的样本数目, H 表示隐含层神经元数目。在本系统中, 按照一般规律选择使用单隐含层的模型。

常用的BP网络的激活函数S型函数的值域是 $[-1, +1]$, 而氮含量是0~1的输出值, 所以输出层激活函数选用S型函数, 隐含层的激活函数选用线性函数, 这样网络训练收敛速度比较快。

网络训练次数设为200 000次, 在训练网络时根据训练结果显示的网络性能选择最理想的隐层神经元数目。

2.2.3 径向基网络的相关选择 径向基(RBF)网络是以函数逼近理论为基础构造的一类前向网络, 具有结构自适应确定、输出与初始权值无关的优良特性。RBF网络当中心点集既有生物背景又符合逼近理论, 选择适当时, 少数神经元就可获得很好的逼近效果, 它还具有唯一最佳逼近点的优点, 基于RBF神经网络的非线性系统可有效提高网络的收敛速度和辨识精度^[16]。

(1) 径向基函数的选择

高斯函数具有光滑性好, 任意阶导数存在, 径向对称的优点, 作为本研究中的径向基函数。

$$R_i(x) = \exp(-\|x - c_i\|^2/2\sigma_i^2), \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

其中, x 是 n 维输入向量; c_i 是第 i 个基函数中心, 与 x 具有相同维数的向量; σ_i 是第 i 个感知的变量, 决定基函数围绕中心点的宽度; m 是感知单元(隐含层单元)的个数。

(2) 径向基网络学习算法的选择

采用朱明星等^[17]提出的一种改良的最邻近聚类算法, 不需要事先确定隐层单元数目, 自动选择网络的中心。

(3) 确定径向基函数的扩展速度 SPREAD

SPREAD越大, 函数的拟合就越平滑。但过大的SPREAD需要非常多的神经元来适应函数的快速变化, 在建立网络的过程中用测试网络的性能来确定最终值。

2.3 神经网络训练结果的比较

根据上述分析, 分别建立了3种网络, 用180组数据对6种输入向量的3种网络进行训练。表2列出神经网络训练结果与农学测量值之间的拟合方程, 其中 x 为神经网络输出值, Y 为农学测量值, r 为相关系数。

表 2 神经网络训练结果比较

Table 2 Comparison of training results in the ANN

神经网络种类 ANN model	输入向量方案 Input vectors	网络训练值与农学测量值关系方程 Line relation equation of training result and test result	相关系数 r
线性网络 Linear on network	方案 1 Scheme 1	$Y = 0.0048x + 3.62$	0.0314
	方案 2 Scheme 2	$Y = 0.0473x + 3.4652$	0.0607
	方案 3 Scheme 3	$Y = 0.0689x + 3.386$	0.0689
	方案 4 Scheme 4	$Y = 0.0733x + 3.3697$	0.0767
	方案 5 Scheme 5	$Y = 0.0725x + 3.3746$	0.0745
	方案 6 Scheme 6	$Y = 0.0707x + 3.3791$	0.0730
BP 网络 BP network	方案 1 Scheme 1	$Y = 0.3252x + 2.4555$	0.3263**
	方案 2 Scheme 2	$Y = 0.4297x + 2.0741$	0.4323**
	方案 3 Scheme 3	$Y = 0.1883x + 2.9531$	0.1877**
	方案 4 Scheme 4	$Y = 0.4464x + 2.0165$	0.4395**
	方案 5 Scheme 5	$Y = 0.4202x + 2.135$	0.4178**
	方案 6 Scheme 6	$Y = 0.5022x + 2.135$	0.5122**
径向基网络 RBF network	方案 1 Scheme 1	$Y = 0.4755x + 1.9121$	0.6390**
	方案 2 Scheme 2	$Y = 0.8072x + 0.3728$	0.8061**
	方案 3 Scheme 3	$Y = 0.9031x + 0.2391$	0.9026**
	方案 4 Scheme 4	$Y = 0.6271x + 1.3675$	0.7262**
	方案 5 Scheme 5	$Y = 0.7864x + 0.7775$	0.8569**
	方案 6 Scheme 6	$Y = 0.9876x + 1.2325$	0.9022**

** 表示在 0.01 水平显著相关。* 表示在 0.05 水平显著相关。*** denotes significance of correlation at $P \leq 0.01$.

理想的神经网络的输出结果应该与农学测量数据非常接近, 方程接近 $y = x$ 。从表 2 可以看出, 线性网络和 BP 网络的训练结果与实际数据存在很大的差异, 相关系数也不显著; 而径向基网络利用方案 2、3、5 和 6 作为输入向量得到的训练结果则比较令人满意。

2.4 神经网络预测结果的比较

根据训练结果, 选择径向基网络方案 2、3、5 和 6

作为氮素含量研究的径向基网络的结构, 用训练好的网络对另外 30 组数据进行预测, 并计算预测值和农学实验值之间的相关系数 r 。从表 3 可以看出方案 6 和方案 3 与农学测量值的直线关系方程斜率接近 1, 相关系数都达到极显著水平, 采用径向基网络, 方案 6 作为输入向量在研究氮素含量方面效果较好。

表 3 径向基网络四种输入向量方案预测结果与农学测量值结果比较

Table 3 Comparison of results based on four input vectors in the RBF

输入向量方案 Input vectors	网络预测值与农学测量值关系方程 Linear equation of forecast result and test result	相关系数 r	平均绝对误差 Average absolute error	平均相对误差 Average relative error(%)
方案 2 Scheme 2	$Y = 0.6904x + 0.9253$	0.7905**	0.7628	20.24
方案 3 Scheme 3	$Y = 0.8021x + 0.6767$	0.8061**	0.6842	18.25
方案 5 Scheme 5	$Y = 0.7446x + 0.7662$	0.8026**	0.5793	14.45
方案 6 Scheme 6	$Y = 0.9135x + 0.3562$	0.8674**	0.5233	7.32

方程中的 x 为神经网络输出值, Y 为农学测量值, r 为相关系数, ** 表示在 0.01 水平显著相关。

x is output of ANN, and Y is test result in agriculture in the equation, ** denotes significance of correlation at $P \leq 0.01$.

3 讨论

RGB 模型和 HSI 模型分别表示了颜色的不同特性。RGB 模型反映了三原色(红、绿、蓝)的比例和分布值, R 表示红色, G 表示绿色, B 表示蓝色。Munsee 提出的颜色 HSI 模型, 则反映了颜色的色调(Hue)、饱和度(Saturation)和亮度(Intensity)信息, 不同的颜色指标在描述不同信息时存在很大的差别。Woebecke 等^[18-19]发现直接利用 R、G、B 值区别杂草和土壤背景(包括土壤、作物残留物和植物阴影)效

果不好, 而采用标准化颜色分量 r 、 g 、 b 值可以克服光照变化及阴影的影响, 认为选用 RGB 颜色坐标系统的 $(r-g)$ 、 $(g-b)$ 、 $(g-b)/(r-g)$ 、 $2g-r-b$ 或 HSI 颜色坐标系统中修正的 H (色调)值来进行植物与非植物背景的区分是非常有效的, 其中 1 到 $2g-r-b$ 这一指标区分杂草最为有效, 达到 0.05 显著水平。Ahmad 等^[4-5]研究发现, HSI 值能较早地反映出玉米植株因水分和缺氮水平不同而引起的颜色差别, 其中 I 值能够有效地同时识别叶片在 3 种不同水分(低、中、高)和 3 种不同的氮水平(低、中、高)情况下

的颜色变化。王克如等^[11]研究结果表明 RGB 颜色系统的 B/R、角度坐标 b/b_r 、HSI 系统的 S 均与叶绿素含量显著或者极显著相关,而毛罕平^[12]则提出用 G 体均值、H 色调均值来定量描述缺氮叶片随时间的变化。Tarbell 等^[21]在研究玉米生长图像时发现,采用 RGB 颜色系统中的色度坐标可很好地克服由于光照变化带来的影响。

研究发现,个别样本的预测结果与农学试验值差异较大,经分析认为主要是由于获取的数字图像存在部分干扰因素,比如叶片有小部分干枯现象,在进行颜色信息提取时忽略了这一影响,颜色信息没有反映该因素,导致结果不精确。要利用现代人工神经网络技术快速建立数字图像信息和生理信息之间的数学模型,提高结果精确度,需要制定完善的数字图片获取规则,使其更规范,提高信息获取的精度;同时还要进一步完善图像处理系统,在图像处理阶段进行降噪等更多预处理,把外界对颜色信息的影响尽量消除到最小。而本研究的照片拍摄是在暗箱中进行的,在一定程度上避免了外界亮度的干扰,因此 I 值在神经网络的输入向量中影响不大,减少了一个影响因子,从一定程度上降低了神经网络运算的复杂度。

本研究在叶片数字图像氮含量获取方法上进行了初步探索,可以为其他相关研究提供借鉴。由于研究对象是单个棉花叶片的数字图像,该模型是否适合群体图像的氮素含量获取还有待证实,本研究将不同生育期、不同部位叶片的数据一并分析,虽然提高了研究结果的适应范围,但对预测结果精确性的影响也有待进一步研究。

4 结论

采用径向基网络处理棉花叶片的数字图像信息可以比较精确地预测棉花叶片的氮素含量,以其为网络模型进行训练的结果和农学实测值之间拟合程度非常高,说明 RBF 网络比线性网络和 BP 网络更适合于本研究。利用 (R, G, B) 、 (H, S, I) 、 (r, g, b, H, S, I) 和 $(B, H, G - R, G/R)$ 4 种输入向量的训练结果较好,但与氮素含量相关系数较高的 $(B, H, G - R, G/R)$ 作为 RBF 网络的输入向量,获取大量规范样本训练 RBF 网络,能够建立较为满意的数字图像信息和叶片氮含量的数学模型,网络训练值与农学实测值相关系数 $r = 0.9022$,网络预测值与农学实测值相关系数 $r = 0.8674$,均达到极显著水平,更适合本研究的应用。

References

- [1] Yialouris C P, Sideridis A B. An expert system for tomato diseases. *Comput Electron Agric*, 1996, 14: 61-76
- [2] Yialouris C P, Passam H C, Sideridis A B, M6tin C. VEGES-A multilingual expert system for the diagnosis of pests diseases and nutritional disorders of six greenhouse vegetables. *Comput Electron Agric*, 1997, 19: 55-67
- [3] Landry J A, Norris E R. Expert system for the control of potato storage environments. *Appl Engin Agric*, 2001, 17(6): 839-844
- [4] Ghosh I, Samanta R K. Teuspeat: An expert system for insect pest management in tea. *Appl Engin Agric*, 2003, 19(5): 619-625
- [5] Li Y-B(李亚兵), Mao S-C(毛树春), Wang X-H(王香河). The growth index of China cotton based on BP network product Model. *China Cotton* (中国棉花), 2004, 31(1): 8-9 (in Chinese)
- [6] Li S-K(李少昆), Suo X-M(索兴梅), Bai Z-Y(白中英), Qi Z-L(祁之力), Liu X-H(刘骁鸿), Gao S-J(高世菊), Zhao S-N(赵苏宁). The machine recognition for population feature of wheat images based on BP neural network. *Sci Agric Sin* (中国农业科学), 2002, 35(6): 616-620 (in Chinese with English abstract)
- [7] Xiao B(肖波), Suo X-M(索兴梅), Bai Z-Y(白中英). Solving understanding problem of the high-production wheat group images based on BP neural network. *Appl Res Comput* (计算机应用研究), 2004, 4: 241-242 (in Chinese with English abstract)
- [8] Blackmer T M, Schepers J S, Varvel G E. Light reflectance compared with other nitrogen stress measurements in corn leaves. *Agron J*, 1994, 86: 934-938
- [9] Ahmad J S, Reid J F. Color classifier for symptomatic soybean seeds using image processing. *Plant Dis*, 1999, 83(4): 320-327
- [10] Ahmad I S, Reid J F. Evaluation of colour representation for maize image. *Agric Engin Res*, 1996, 63: 185-196
- [11] Wang X-R(王克如), Li S-K(李少昆), Wang C-T(王崇桃), Yang L(杨鲁), Xie R-Z(谢瑞芝), Gao S-J(高世菊), Bai J-H(柏军华). Acquired chlorophyll concentration of cotton leaves with technology of machine vision. *Acta Agron Sin* (作物学报), 2006, 32(1): 34-40 (in Chinese with English abstract)
- [12] Mao H-P(毛罕平), Wu X-M(吴雪梅), Li P-P(李萍萍). Recognition of tomato nutrient deficiency using artificial neural network based on computer vision. *Trans CSAE* (农业工程学报), 2005, 21(8): 106-109 (in Chinese with English abstract)
- [13] Li J-H(李井会), Zhu L-L(朱丽丽), Song S-Y(宋述尧). Diagnosis of N status of potato using digital image processing technique. *Chin Potato J* (中国马铃薯), 2006, 20(5): 257-260 (in Chinese with English abstract)
- [14] Paulsen M R, McClure W F. Luminance for computer vision systems. *Trans ASAE*, 1986, 29(5): 1398-1404
- [15] Zhou J-W(周俊武), Sun C-Y(孙传尧), Wang F-L(王福利). Study and implement of radial basis function neural network. *Min Mei* (矿业), 2001, 10(4): 71-75 (in Chinese with English abstract)
- [16] Sun Y-F(孙延凤), Liang Y-C(梁艳春), Meng Q-F(孟庆福). Improved nearest neighbor-clustering algorithm for RBF neural network and its applications. *J Changchun Post Telecommun Inst* (吉林大学学报·科学信息版), 2002, 20(1): 63-65 (in Chinese)
- [17] Zhu M-X(朱明星), Zhang D-L(张德龙). Study on the algorithms of selecting the radial basis function center. *J Anhui Univ* (Nat Sci) (安徽大学学报·自然科学版), 2000, 24(1): 72-78 (in Chinese)
- [18] Woebbecke D M, Meyer G E. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions. *Trans ASAE*, 1995, 38(1): 259-269
- [19] Woebbecke D M, Meyer G E. Shape features for identifying young weeds using image analysis. *Trans ASAE*, 1995, 38(1): 271-281
- [20] Tarbell K A, Reid F. A computer vision system for characterizing corn growth and development. *Trans ASAE*, 1991, 34(5): 2245-2255
- [21] Hu C-H(胡春华), Li P-P(李萍萍). Application of image processing to diagnose cucumbers short of Mg and N. *J Jiangsu Univ* (Nat Sci) (江苏大学学报·自然科学版), 2004, 25(1): 9-12 (in Chinese with English abstract)