

基于人工神经网络的田间秸秆覆盖率检测系统*

李洪文 李 慧 何 进 李世卫

(中国农业大学工学院, 北京 100083)

【摘要】 以 VC++ 为工具, 田间实拍图像为研究对象, 在分析田间秸秆和土壤纹理特征差别的基础上, 设计了 BP 神经网络秸秆覆盖率检测系统。该系统采用了神经网络与纹理特征相结合的方法提取秸秆, 并以纹理特征熵值为标准建立了网络输入层学习样本选取准则。人工模拟和田间试验表明, 设计的 BP 神经网络秸秆覆盖率检测系统对田间秸秆的识别率达 90% 以上, 秸秆覆盖率计算误差可控制在 5% 以内; 与传统的拉绳法相比, 检测效率提高 50~120 倍。

关键词: 保护性耕作 秸秆覆盖率 BP 神经网络 纹理特征 检测

中图分类号: S126

文献标识码: A

Measuring System for Residue Cover Rate in Field Based on BP Neural Network

Li Hongwen Li Hui He Jin Li Shiwei

(College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract

According to the analyses of the texture differences between straw and soil, a new BP neural network measuring system for residue cover rate is designed. By taking the filed photos as the research objectives, this system was developed through VC++ programming tools. Straws were detected by combining the texture features and BP neural network. Selection standard of learning samples for input nodes was constructed based on the entropy in the system. Artificial simulation and field testing indicated that the new measuring system could detect over 90% of the straws in the field and control the counting error of residue cover rate under 5%. Compared with the traditional manual measuring, the measuring efficiency in the new system could be improved by 50~120 times.

Key words Conservation tillage, Residue cover rate, BP neural network, Texture feature, Measurement

引言

田间秸秆覆盖是保护性耕作一项重要的技术内容, 采用秸秆覆盖地表可以抑制土壤水分蒸发, 减少地表径流, 蓄水保墒^[1]。目前, 秸秆覆盖率主要采用人工拉绳法测量, 这种方法测量准确, 但存在效率低, 劳动强度大等问题, 不利于保护性耕作技术在我国推广。因此, 有必要开展田间秸秆覆盖率快速检测方法的研究, 提高测量效率。目前, 国内外在利

用计算机技术快速识别田间覆盖物方面取得了一定进展。如 Gee 等基于机器视觉, 研制了能检测杂草的喷雾机, 检测时间可控制在 0.5 s 以内^[2]; Wang 等根据多传感器融合, 实现了对田间杂草的检测^[3]; 相阿荣等利用色度对杂草进行了识别, 实现了杂草和土壤背景物的分割^[4]; 李世卫等利用秸秆纹理与阈值结合的方法, 实现了一般田间图像中秸秆和土壤的识别^[5]。这些研究主要是在一定土壤条件下, 识别特征明显的作物或杂草, 而对于颜色接

收稿日期: 2008-08-01 修回日期: 2008-09-12

* “十一五”国家科技支撑计划资助项目(2006BAD28B04)

作者简介: 李洪文, 教授, 博士生导师, 主要从事保护性耕作研究, E-mail: Lhwen@cau.edu.cn

近、边缘轮廓难识别的秸秆与土壤的研究较少。本文提出将纹理特征与 BP 神经网络相结合的方法来识别秸秆和土壤，并实现田间秸秆覆盖率的快速测定计算。

1 秸秆识别方法

神经网络检测系统识别图像时，网络输入层直接影响判别标准，同时样本的选取影响学习过程的速度和准确度，样本选取不当最终会影响识别效果。考虑到土壤和秸秆在纹理上存在明显区别，因而本文提出将神经网络与纹理特征相结合的方法，并采用纹理特征作为所构建网络的输入层即作为秸秆和土壤的判别标准及样本选择标准。

1.1 纹理分析

秸秆和土壤的图像是自然图像，规律性不强，适合利用统计方法对纹理进行描述。基于灰度共生矩阵 (GLCM) 的特征统计要优于分数维、马尔科夫模型和 Gabor 滤波器特性^[6]，且可以定义出大量的纹理特征，因此采用灰度共生矩阵法分析纹理，寻找适合于神经网络提取秸秆的特征量。

灰度共生矩阵的纹理分析方法是利用图像灰度值在空间的某种相关性来表达图像的统计特征，用 $p_{\theta}(i, j)$ 的方阵表示^[7]。

对于像素为 $M \times N$ 的田间图像 $f(x, y)$ ，定义该图像横、纵向分别为 X 、 Y 轴，量化级数 $L = 256$ ，灰度值 i, j 取值区间为 $(0, L - 1)$ 。图像中灰度值为 i 的点 (x, y) 沿 θ 方向，离开原来位置 $\delta(D_X, D_Y)$ 后，新位置点 $(x + D_X, y + D_Y)$ 上灰度值为 j 的概率即为 $p_{\theta}(i, j)$ ，其表达式为

$$p_{\theta}(i, j) = \begin{cases} 1 & (f(x, y) = i \text{ 且 } f(x + D_X, y + D_Y) = j \text{ 或 } f(x - D_X, y - D_Y) = j) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (1)$$

式中 D_X ——像素点 (x, y) 沿 X 轴方向移动距离
 D_Y ——像素点 (x, y) 沿 Y 轴方的移动距离

灰度共生矩阵与方向有关，研究中定义了 θ 的 4 个不同方向： $0^\circ (D_X = d, D_Y = 0)$ 、 $45^\circ (D_X = d, D_Y = d)$ 、 $90^\circ (D_X = 0, D_Y = d)$ 、 $135^\circ (D_X = -d, D_Y = d)$ ，通过这 4 个方向来全面反映整张图片的信息。试验中定义步长 d 取最小像素间距，其值为 1，这样可保证更全面地读取图片信息。并对试验后图像进行归一化处理，以减少计算量，提高整体识别速度。

1.2 纹理特征

纹理的特征量是在灰度共生矩阵基础上提出

的、能够直观反映图片信息的二次统计量，也是 BP 神经网络输入层的选择量。Conners 等人由灰度共生矩阵提取了 14 种特征^[8]，本文通过对各特征的比较分析，最后网络输入层采用了以下 5 种特征：

能量(角二阶矩)

$$A_{SM} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \{p_{\theta}(i, j)\}^2 \quad (2)$$

惯性矩

$$C_{ON} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} |i - j|^{k_1 k_2} p_{\theta}^{k_2}(i, j) \quad (3)$$

式中 k_1, k_2 ——正整数

熵

$$E_{NT} = - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{\theta}(i, j) \lg p_{\theta}(i, j) \quad (4)$$

相关性

$$C_{OR} = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ij p_{\theta}(i, j) - \mu_1 \mu_2}{\sigma_1 \sigma_2} \quad (5)$$

其中

$$\mu_1 = \sum_{i=0}^{L-1} i \sum_{j=0}^{L-1} p_{\theta}(i, j)$$

$$\mu_2 = \sum_{j=0}^{L-1} j \sum_{i=0}^{L-1} p_{\theta}(i, j)$$

$$\sigma_1 = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_1)^2 \sum_{j=0}^{L-1} p_{\theta}(i, j)}$$

$$\sigma_2 = \sqrt{\sum_{j=0}^{L-1} (j - \mu_2)^2 \sum_{i=0}^{L-1} p_{\theta}(i, j)}$$

式中 μ_1, μ_2 ——原位置点 (x, y) 和沿 θ 方向移动后新位置点灰度期望值

σ_1, σ_2 ——原位置点 (x, y) 和沿 θ 方向移动后新位置点灰度值标准差

逆差矩

$$M(d, \theta) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{p_{\theta}(i, j)}{1 + (i - j)^2} \quad (6)$$

能量是灰度共生矩阵元素值的平方和，惯性矩反映了图像的清晰度和纹理沟纹深浅的程度，熵值表示图像中纹理的非均匀程度或复杂程度，而相关性和逆差距分别反映了空间灰度共生矩阵元素在行或列方向上的相似程度及图像纹理的同质性与图像纹理局部变化的多少。可见，5 个特征量能较全面地反映图片纹理信息。且灰度共生矩阵与方向有关，5 个特征量值也会随着方向的改变而改变。程序设计时，提取 5 个特征值 4 个方向的均值和方差来实现各纹理特征在图像发生旋转时仍保持不变的特性。

1.3 基于纹理特征的 BP 神经网络构建

BP 神经网络属于前馈型神经网络，精度高，学习过程主要由正向传播和误差反向传播构成^[9~11]。

基于土壤和秸秆的纹理特征分析,构建BP神经网络结构如图1所示。

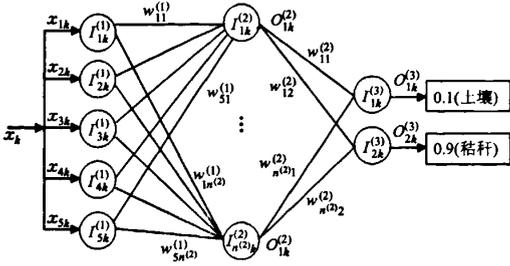


图1 神经网络结构图

Fig.1 Structure of the neural network

设计输入层各输入值为: $x_{1k} = A_{SM}$, $x_{2k} = C_{ON}$, $x_{3k} = E_{NT}$, $x_{4k} = 4C_{OR}$, $x_{5k} = M(d, \theta)$, 式中 x_k 为输入层的第 k 个学习实例。

在所设计的神经网络结构图中,正向传播时各层节点的输入函数为

$$I_{jk}^{(l)} = \begin{cases} x_{ik} & (l = 1) \\ \sum_{i=1}^{n^{(l-1)}} w_{ij}^{(l-1)} O_{ik}^{(l-1)} & (l = 2, 3, \dots, L) \end{cases} \quad (7)$$

各层节点的输出函数为

$$O_{jk}^{(l)} = f(I_{jk}^{(l)}) \quad (l = 1, 2, \dots, X; j = 1, 2, \dots, n^{(l)}) \quad (8)$$

式中 X ——神经网络层数,取3

$w_{ij}^{(l-1)}$ ——第 $l-1$ 层节点 i 连接第 l 层节点 j 的权值

f ——节点神经元的传递函数

为保证神经网络识别的准确度,样本训练时设定平均节点误差为

$$\tilde{E}_k = \frac{1}{2} (E_{1k} + E_{2k}) \leq 0.05 \quad (9)$$

其中
$$E_{jk} = \frac{1}{2} (O_{jk}^{*(X)} - O_{jk}^X)^2 \leq 0.05 \quad (j = 1, 2; X = 3)$$

式中 $O_{jk}^{*(X)}$ ——实例 x_k 对节点 j 的期望输出

O_{jk}^X ——网络计算输出

若误差过大,则执行反向传播修改权值,即

$$w_{ij}^{(l-i)} = w_{ij}^{(l-1)} + \Delta w_{ij}^{(l-1)} \quad (10)$$

其中
$$\Delta w_{ij}^{(l-1)} = -\eta \frac{\partial E_{jk}^{(l)}}{\partial w_{ij}^{(l-1)}}$$

式中 η ——学习率, $0 < \eta < 1$

直到最终训练平均误差小于0.05时,停止训练,并输出结果。

2 神经网络样本库的建立及秸秆覆盖率检测的实现

神经网络识别秸秆时,需要先对图像样本 x_k 学

习,然后再处理整张图片,识别秸秆。因此,选取合适的统计样本进行分析,进而确定神经网络学习样本的选取准则,对于秸秆的准确识别具有重要意义。设计中所选统计样本应满足以下条件:①图像块来源于田间实拍照片,以保证样本的可靠性,减少训练误差。拍照时保持相机与地面垂直,离地高度约为150 cm。②统计样本大小为 33×33 像素的图像块。图像块大小会影响图片所含信息量、样本数量及训练时间,并最终影响到训练效果。权衡三者的关系后,根据多次试验选取 33×33 像素的图像块为样本,以提高训练速度和最终提取精度。③为更明确地统计出土壤和秸秆在纹理特征上的差别,在选取图像块时,应尽量保证各图像块中只有土壤或只有秸秆。

样本框选择如图2a所示。对于不同图片分别取40个土壤样本和40个秸秆样本,对其5个纹理特征值分别进行计算和保存后,将计算结果导入到SPSS进行分析,得到神经网络在处理单张图片时的取样准则,并以灰度值、能量、惯性矩、熵和逆差矩值两两组合坐标系绘制如图2b所示的特征值散点图。由图中土壤和秸秆的分布规律可知,当以熵值和能量为坐标绘制散点图时,土壤和秸秆的重叠量最少,因此选取以能量和熵为坐标系的统计结果为进一步分析提取的标准(图3a)。在图像中,土壤和秸秆的纹理特征熵值重叠量比以能量为坐标的重叠量少。因此最后选择熵值特征作为神经网络学习样本选取准则。

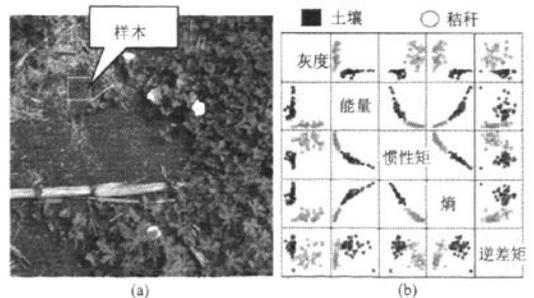


图2 统计分析样本选择与分析

Fig.2 Selection and analysis of statistics samples

(a) 样本选取图 (b) 纹理特征值散点图

在图3a中,土壤和秸秆的熵值基本以9000为界,大于9000主要为土壤样本,小于9000主要为秸秆样本,因此研究中假定熵值大于9000为土壤,小于9000则为秸秆,且离9000越远,纯度越高。根据这一结论,确定神经网络学习样本的选取准则为:在整幅图片上,把各个区域的熵值从大到小排序后取其中最大的10个(熵值皆大于9000)作为土壤

样本,最小的 10 个(熵值皆小于 9 000)作为秸秆样本。

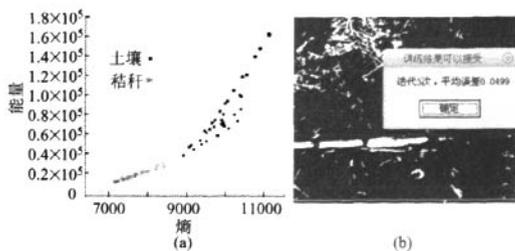


图 3 特征值求解图

Fig.3 Solving map of eigenvalue

(a) 熵和能量特征值散点图 (b) 样本训练结果图

根据确定的 BP 神经网络学习样本选取准则,以图 2a 为对象进行训练试验。训练时,设定土壤和秸秆样本神经网络输出值分别为 0.1 和 0.9。在拾取整幅图片时,若网络输出值大于 0.5,则直接赋值 0.9,认定为秸秆,并将其像素点赋值 255(白色);小于 0.5 则赋值 0.1,认定为土壤,并将其像素点赋值零(黑色),被识别为秸秆的白色像素点数目与整幅图片像素数目的比值,即为本系统所计算出的田间秸秆覆盖率。同时,为防止软件识别系统陷入死循环,通过反向修改权值以达到期望结果的迭代过程最大迭代次数限定为 15 000,最大平均误差限定为 0.05。

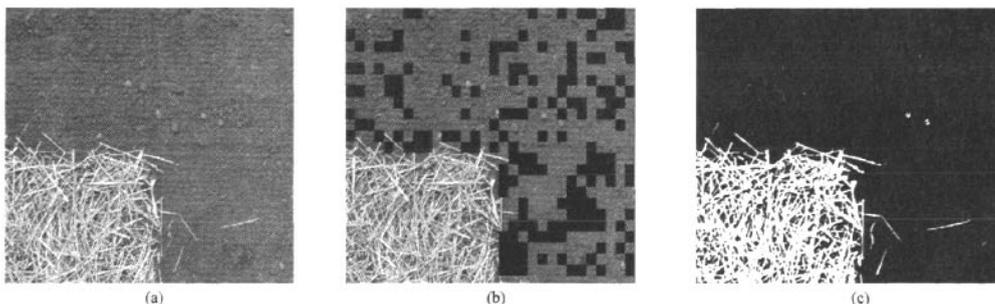


图 4 以不同纹理特征为输入层时神经网络识别结果

Fig.4 Comparison of the results when different texture features for neural network's input layer

(a) 原图像 (b) 熵值特征识别结果 (c) 神经网络与纹理特征结合识别结果

人工模拟试验表明, BP 神经网络秸秆覆盖率检测系统在图片简单,没有干扰的情况下能够准确地实现对秸秆的识别。

3.2 田间试验验证

考虑到田间情况的复杂性,在模拟试验的基础上对设计的检测系统进行田间试验验证。试验时,随机在田间拍摄 20 组不同类型土壤、秸秆的图像,并将系统检测结果与拉绳法(同一地块)比较,结果如图 5 所示。在 20 组图像中,以第 6 组原图像(图 6a)和第 12 组原图像(图 7a)为例进行分析。两组图

基于上述试验设计,得到 BP 神经网络秸秆识别图像,如图 3b 所示。由图可知,神经网络训练平均误差为 0.049 9,迭代次数为 3,训练结果在设定误差 0.05 内,样本选取准则设计合理。检测过程满足神经网络的识别规律,即试验迭代次数与系统已处理的图片数目和图片复杂度有关。数目越多,图像越复杂,系统存储信息越多,则学习能力越强,对试验图像的处理迭代次数就越少。当系统中已存有该图片信息时,系统对图像进行再处理已不需反向修改权值,此时迭代次数会变为零。

3 BP 神经网络秸秆提取的验证

3.1 人工模拟验证

采用人工建立的简单土壤秸秆图像(图 4a),对设计的神经网络秸秆覆盖率检测系统进行模拟验证。

图 4c 即为采用设计的神经网络秸秆覆盖率检测系统得到的图像。其中,白色为识别出的秸秆。检测系统识别后得到的秸秆覆盖率 25.50%,人工拉绳法测定结果为 25.0%,系统秸秆检测的准确率超过 95%,检测时间小于 8 s。而仅用熵值识别结果(图 4b)为 80.03%,其中黑色为土壤,剩余部分都被作为秸秆处理。两者相比,神经网络检测系统识别准确度较后者提高了 2.1 倍左右。

片在土壤颜色、秸秆类型、秸秆颜色、土块大小及秸秆覆盖率上都存在较大差别。第 6 组图像采用人工拉绳和软件检测的秸秆覆盖率分别为 36.0% 和 35.47%,测定时间分别为 18 min 和 10 s,软件测量的精度达到了 98.50%,效率提高 108 倍。

第 12 组图像采用软件测量秸秆覆盖率为 4.30%,相对拉绳法的 4.0%,精度可达 92.5%,检测效率提高 60 倍。

整体分析 20 组图片可知,除第 18 组图片由于秸秆腐蚀严重,使得秸秆与土壤颜色基本一致,土壤

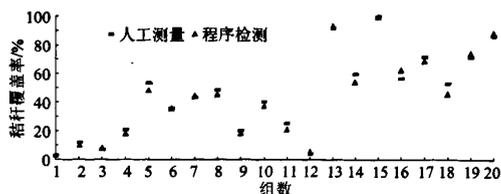


图5 秸秆覆盖率对比图

Fig.5 Straw coverage comparison chart

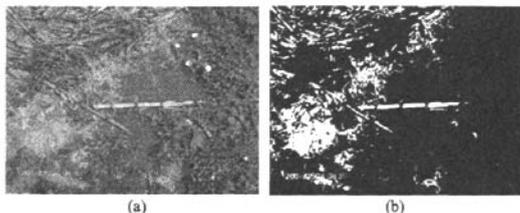


图6 黑土、玉米秸秆原图像及神经网络识别结果图

Fig.6 Original image and neural network identify results of black soil, corn stalks

(a) 原图像 (b) 神经网络处理后图像

学习样本中存在部分秸秆,导致误差达到7.40%,其他19组图片采用软件检测法相对拉绳法的测量误差都小于5.00%,平均检测效率提高了80倍。

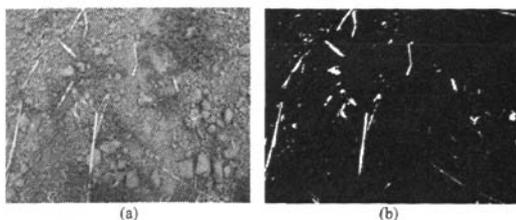


图7 黄土、小麦秸秆原图像及神经网络识别结果图

Fig.7 Original image and neural network identify results of loess, wheat straw

(a) 原图像 (b) 神经网络处理后图像

4 结论

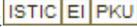
(1) 通过对土壤和秸秆特征的研究,提出通过结合神经网络与纹理特征来提取秸秆的方法,制定了以熵值为标准的网络输入层学习样本选取准则,并设计了相应的BP神经网络秸秆覆盖率检测系统。

(2) 人工模拟和田间试验表明,设计的BP神经网络秸秆覆盖率检测系统的测量误差可控制在5%以内,效率提高50~120倍,可替代传统的拉绳法实现秸秆的准确测量。

参 考 文 献

- 刘立晶. 一年两熟地区全程保护性耕作体系试验与效应研究[D]. 北京:中国农业大学,2004.
Liu Lijing. Systematic experiments and effect analysis of all year conservation tillage in two crops a year region[D]. Beijing: China Agricultural University, 2004. (in Chinese)
- Gée Ch, Bossu J, Jones G, et al. Crop/weed discrimination in perspective agronomic images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 60(1):49~59.
- Wang N, Zhang N, Wei J, et al. A real-time, embedded, weed-detection system for use in wheat fields[J]. Biosystems Engineering, 2007, 98(3):276~285.
- 相阿荣,王一鸣. 利用色度法识别杂草和土壤背景物[J]. 中国农业大学学报, 2000, 5(4):98~100.
Xiang Arong, Wang Yiming. The research on hue to identify weed and background[J]. Journal of China Agricultural University, 2000, 5(4):98~100. (in Chinese)
- 李世卫,李洪文. 基于计算机视觉的田间秸秆覆盖率计算[J]. 农机化研究, 2009, 31(1):20~22.
Li Shiwei, Li Hongwen. A counting method for residue cover rate in field based on computer vision[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2009, 31(1):20~22. (in Chinese)
- Walker R F, Jackeay P T, Longstaf I D. Recent developments in the use of the co-occurrence matrix for texture recognition [C]//Proc. of 13th International Conference on Digital Image Processing, Greece, 1997.
- 王新成. 高级图象处理技术[M]. 北京:中国科学技术出版社, 2001.
- Connors R W, Harlow C A. A theoretical comparison of texture algorithms[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1980, 2(3):204~222.
- 高隽. 人工神经网络原理及仿真实例[M]. 北京:机械工业出版社, 2003.
- 蒋宗礼. 人工神经导论[M]. 北京:高等教育出版社, 2001.
- 罗四维. 大规模人工神经网络理论基础[M]. 北京:清华大学出版社, 2000.
- 高焕文,李洪文,李向盈. 保护性耕作的发展[J]. 农业机械学报, 2008, 39(9):43~48.
Gao Huanwen, Li Hongwen, Li Wenying. Development of conservation tillage[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39(9):43~48. (in Chinese)

基于人工神经网络的田间秸秆覆盖率检测系统

作者: [李洪文](#), [李慧](#), [何进](#), [李世卫](#), [Li Hongwen](#), [Li Hui](#), [He Jin](#), [Li Shiwei](#)
作者单位: [中国农业大学工学院, 北京, 100083](#)
刊名: [农业机械学报](#) 
英文刊名: [TRANSACTIONS OF THE CHINESE SOCIETY FOR AGRICULTURAL MACHINERY](#)
年, 卷(期): 2009, 40(6)
被引用次数: 1次

参考文献(12条)

1. [刘立晶](#) [一年两熟地区全程保护性耕作体系试验与效应研究](#)[学位论文] 2004
2. [Gée Ch](#); [Bossu J](#); [Jones G](#) [Crop/weed discrimination in perspective agronomic images](#)[外文期刊] 2008(01)
3. [Wang N](#); [Zhang N](#); [Wei J](#) [A real-time, embedded, weed-detection system for use in wheat fields](#) 2007(03)
4. [相阿荣](#); [王一鸣](#) [利用色度法识别杂草和土壤背景物](#)[期刊论文]-[中国农业大学学报](#) 2000(04)
5. [李世卫](#); [李洪文](#) [基于计算机视觉的田间秸秆覆盖率计算](#)[期刊论文]-[农机化研究](#) 2009(01)
6. [Walker R F](#); [Jackeay P T](#) [Longstaf I D](#). [Recent developments in the use of the co-occurrence matrix for texture recognition](#) 1997
7. [王新成](#) [高级图象处理技术](#) 2001
8. [Conners R W](#); [Harlow C A](#) [A theoretical comparison of texture algorithms](#) 1980(03)
9. [高隼](#) [神经网络原理及仿真实例](#) 2003
10. [蒋宗礼](#) [人工神经导论](#) 2001
11. [罗四维](#) [大规模神经网络理论基础](#) 2000
12. [高焕文](#); [李洪文](#); [李问盈](#) [保护性耕作的发展](#)[期刊论文]-[农业机械学报](#) 2008(09)

引证文献(1条)

1. [苏艳波](#); [张东远](#); [李洪文](#); [何进](#); [王庆杰](#); [李慧](#) [基于自动取阈分割算法的秸秆覆盖率检测系统](#)[期刊论文]-[农机化研究](#) 2012(8)

本文链接: http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_nyjxxb200906012.aspx