

基于光谱和神经网络模型的作物与杂草识别方法研究

朱登胜¹, 潘家志², 何勇^{2*}

1. 金华职业技术学院信息工程学院, 浙江 金华 321017

2. 浙江大学生物系统工程与食品科学学院, 浙江 杭州 310029

摘要 利用光谱技术来识别作物与杂草是精细农业中一个非常重要的研究内容, 但光谱数据中含有大量冗余数据, 如何预处理以及建立识别模型, 是决定识别准确率的关键。利用在 325 ~ 1 075 nm 波段的光谱识别了三种杂草(牛筋草、凹头苋、空心莲子草)与大豆幼苗。在幼苗生长的第三周与第六周分别采集杂草与作物的光谱, 共 378 个样本。用其中的 250 个光谱样本, 包括第一期和第二期采集的光谱样本, 在采用 db12 小波经过三层分解后, 将其小波系数作为输入数据建模, 构造了一个径向基函数神经网络。然后, 利用余下的光谱样本检验该模型的识别能力。结果表明, 该模型对作物与杂草光谱具有极强的识别能力, 只有 3 个第二期的牛筋草样本被判断为空心莲子草, 其余的样本全部正确识别。这个结果表明, 采用可见/近红外光谱识别大豆幼苗与三种伴随生长的杂草是可行的, 同时也说明, 随着作物的生长阶段的不同, 其光谱的变化不会影响到种类识别。

关键词 近红外光谱; RBF 人工神经网络; 识别; 杂草; 豆苗

中图分类号: S52; TH74 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-0593(2008)05-1102-05

引言

随着精细农业的发展, 变量作业的需求越来越大。为了节约肥料、农药等, 准确识别与定位作物和杂草非常关键^[1, 2]。可以用光谱技术来完成这个任务, 它的特点是准确率高, 能够区别多种作物与杂草^[3, 4]。Reyer 曾经指出, 如果不同作物在某些波段的光谱反射率有不同, 就可以用它来识别作物、杂草。这对于自动检测是非常有用的。但是, 这类方法要考虑到植物的生长季节, 细胞与成分变化、水分含量等因素^[5, 6]。Borregaard 等研究了使用 660 ~ 1 060 nm 波段的光谱来区分四种杂草与土壤背景。他的预测结果对于识别作物与杂草有 70 % ~ 80 % 的正确率, 而对于区分植物与土壤有 90 % 的正确率^[7]。Jurado 等研究了使用近红外光谱区分七种宽叶杂草、向日葵和小麦幼苗, 发现用 750 ~ 950 nm 的近红外光谱就可以区分^[8]。汤彦丰等根据谱图的差异并通过 BP-ANN 网络, 研究了识别正品大黄和非正品大黄的方法, 大黄样品识别的正确率达到了 98.08 %^[9]。此外, 可见/近红外光谱也被用来识别水果种类、进行内部品质分析^[10-12], 测定农作物和土壤中营养元素与有机质含量等^[13-16]。

人工神经网络是解决这类模式识别问题的重要方法。神经网络具有较强的逼近非线性函数的能力, 并具有自适应学习、并行分布处理和较强的鲁棒性及容错性等特点。由于常用的多层前馈网络计算量大、收敛速度慢, 且容易陷入局部最小值, 其应用受到限制^[17, 18]。径向基函数 RBF(radial basis function)神经网络具有可以逼近任意非线性映射的能力, 且网络结构简单, 其输出的连接权值与输出呈线性关系, 可以采用线性优化算法。为了获得具有较高识别正确率的 RBFN, 人们希望在优化 RBFN 的过程中, 同时引入调节隐层节点个数的机制, 以提高 RBFN 的识别性能。这就是所谓的自适应 RBFN 算法^[19]。Ramesh 等提出了一个算法, 用来从几个神经网络模型中选出最优模型。基于植被指数的径向基函数神经网络模型有 92.1 % 的预测正确率, 这个研究显示了在预测叶片氮素含量时, 径向基函数神经网络比多层感知机神经网络有更高的精确性^[18]。

本文利用可见/近红外光谱识别了三种杂草和大豆幼苗。分别在幼苗生长的第 23 和 45 d 采集了大豆和杂草的光谱, 光谱的波段在 325 ~ 1 075 nm。利用小波变换, 将光谱数据压缩。在模型建立阶段, 分别从第一期和第二期的样本中, 选用其中的部分作为建模数据, 构造一个径向基函数神经网络。

收稿日期: 2007-01-19, 修订日期: 2007-04-26

基金项目: 国家科技支撑计划项目(2006BAD10A09), 国家自然科学基金项目(30671213), 浙江省重大科技攻关项目(2005C12029)和浙江省三农五方资助

作者简介: 朱登胜, 1962 年生, 浙江大学访问学者, 金华职业技术学院副教授 *通讯联系人 e-mail: yhe @zju.edu.cn

络,用来对剩下的样本进行识别。结果表明,这种模型对杂草和作物幼苗有很高的识别率,同时也表明,在不同的生长阶段,光谱的变化不会影响到作物与杂草的种类鉴别。

1 材料与方法

1.1 仪器设备与软件

用 FieldSpec Pro FR 型的手持式光谱仪采集大豆幼苗和杂草的光谱,波段为 325 ~ 1 075 nm,分辨率 3.5 nm。扫描次数 30 次,记录时间 270 ms。探头距离叶片 20 cm,角度 70 左右。光源采用与光谱仪配套的 14.5 V 卤素灯。光谱数据分析软件为 ASD View Spec Pro, Unscramble V9.1 和 MATLAB 7.01。

1.2 光谱的获取

为了消除环境干扰,实验在实验室进行。每次采集光谱样本时,用待测叶片铺满一个直径 12 cm 左右的圆形区域,并用卤素灯在距离 30 cm 左右以 45° 照射。得到的光谱数据首先用 ASD View SpectroPro 显示,并转换为一个文本文件,将该文本导入到 MATLAB 7.01 中,然后进行后续处理。研究的凹头苋、空心莲子草、牛筋草是江南地区大豆苗地里多发的杂草。所有的杂草与大豆幼苗都取自同一个地块,在大豆播种后就不再使用除草剂。

1.3 光谱数据预处理

小波变换是将一维时间域的信号映射到二维域上的数学变换。它具有如下的特点:(1)以任意的尺度在时域或频域上观察信号;(2)非常适合用于数据压缩或过滤噪声^[20]。小波变换的基本思想是用基函数将一个信号分解。尺度函数捕捉信号的基本(低频)信息,不同的母小波捕捉细节(高频)信息。用一系列的连续尺度,可以描述信号越来越细节的信息。小波变换的参数是使用的小波滤波器和分解的层次。从滤波器对的观点来看,离散小波的分解实际上是一个双通道的滤波器对,即一个高通滤波器 $H(n)$ 和一个低通滤波器 $L(n)$,在重建的时候又有一对与之相对应的重建滤波器 $Ho(n)$ 和 $Lo(n)$ 。我们只要知道了不同小波的不同滤波器的参数就能对信号进行相应的小波分解和重建。因此小波变换在计算机实现时就是用滤波器参数对信号进行卷积滤波。Daubechies 小波函数提供了比 Haar 函数更有效的分析和综合。Daubechies 系中的小波基记为 dbN,大多数不具有对称性,正则性随着序号 N 的增加而增加。连续小波变换中存在信息表述的冗余度,小波变换的冗余性事实上也是自相似性的直接反映,由连续小波变换恢复信号的重构方式不是唯一的。也就是说,信号 $f(t)$ 的小波变换与小波重构不存在一一对应关系。在实际运用中,尤其是在计算机上实现时,连续小波必须加以离散化。这一离散化都是针对连续的尺度参数 a 和连续的平移参数 b 的,而不是针对时间变量 t 的。为了使小波变换具有可变化的时间和频率分辨率,适应待分析信号的非平稳性,很自然地需要改变 a 和 b 的大小,以使小波变换具有“变焦距”的功能。

1.4 RBF 神经网络模型

人工神经网络通常都有输入和输出,中间是一些处理单

元(隐含层)。在传统统计理论中,输入是独立变量,输出是依赖变量。一般地说,ANN 是一个灵活的有许多可配置参数的数学函数,通过学习算法,ANN 的内部参数被调整,以确切地表示训练变量之间的复杂关系。在有监督的学习算法中,输入变量与期望的输出变量的例子被同时提交给网络,ANN 就反复地调整内部参数,以尽可能的表达这些关系,如果预测误差小于给定的阈值,学习过程就结束。这时网络就可以对其他输入做预测了。

径向基函数 RBF 网络既有生物背景,又与函数逼近理论相吻合,具有可以逼近任意非线性映射的能力,且网络结构简单,其输出的连接权值与输出呈线性关系,可以采用线性优化算法,大大改善局部极小点问题,近年来已成为人们的研究热点。当然,建立 RBF 神经网络的关键和难点在于隐层神经元位置和数量的选取。RBF 网络的输入是输入向量 p 与权向量 w 之间的距离 d 与系数 b 的乘积。隐含层的传递函数就是径向基函数,通常定义为一个高斯函数。径向基函数(RBF)神经网络是一种典型的局部逼近神经网络。对于输入只有少数几个权值需要调整,从而具有学习速度快的特点。BP 网络用于函数逼近时,权值的调整是梯度下降法,存在局部极小和收敛速度慢等特点。而 RBF 网络在逼近能力、分类能力和学习速度等方面均优于 BP 网络。RBF 神经网络的学习分两步进行,即隐含层的学习和输出层的学习,其中隐含层的学习采用 K -均值聚类法确定 RBF 中心,输出层的学习采用最陡下降法。

2 试验结果与分析

在第一期的光谱采集中,从大豆幼苗取 110 个样本,其中 65 个用于训练,其余 45 个用于预测。凹头苋有 32 个样本,25 个用于训练。空心莲子草有 34 个样本,25 个用于训练。牛筋草有 27 个样本,25 个用于训练。在第二期光谱数据中,大豆幼苗有 56 个样本,35 个用于训练,凹头苋有 37 个样本,25 个用于训练,空心莲子草有 39 个样本,25 个用于训练,牛筋草有 43 个样本,25 个用于训练。图 1 显示了部分样本的光谱图。横坐标为波长,范围是 325 ~ 1 075 nm,纵坐标为光谱漫反射率。从图中可以看出,不同的植物叶片的光谱曲线有明显区别,并具有一定的特征性和指纹性。应用 ASD View Spec Pro 软件,将所有光谱数据转换成文本文件,然后导入 MATLAB 中。用小波变换对所有的光谱数据压缩,提取低频信息,用如下的函数。

```
[c,1]=wavedec(X,3,'db12')
```

```
xi=appcoef(c,1,'db12',3)
```

利用 db12 小波变换,作第三层分解,然后提取近似部分的小波系数,作为原始信号的替代。它可以保存原始信号的大部分能量和信息,同时能够压缩数据量,将每个样本的光谱数据从 751 个减少到 114 个。图 2 是每个品种取一条样本在小波变换后的图形。

对于所有的训练样本,分别赋以一个向量作为标准输出,对凹头苋的赋值是(1 0 0 0)。对大豆是(0 1 0 0)。对空心莲子草是(0 0 1 0)。牛筋草的标准输出是(0 0 0 1)。然后用

如下的函数, 建立 RBF 神经网络, 并进行训练。

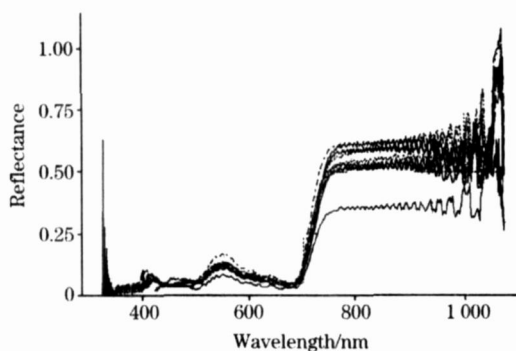


Fig. 1 Spectroscopy of some samples of weeds and soybean

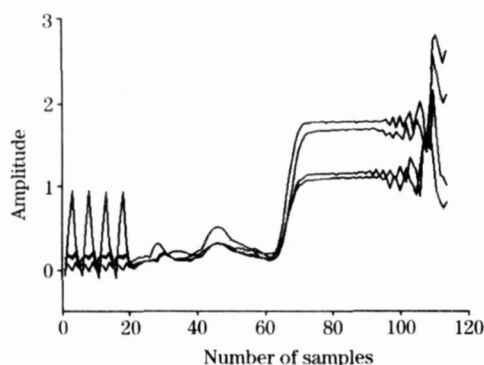


Fig. 2 Result of wavelet transform of spectroscopy samples

$\text{net} = \text{newrbf}(P, T, \text{thread})$

其中, P 是用于建立模型的光谱样本, 是一个 114×250 的矩阵。表示每个输入样本是 114 个数据, 共有 250 个样本。 T 是这些样本对应的标准输出, 是一个 4×250 的矩阵。 Thread 是传递函数的一个调节参数, 这里取为 1.6, 较之其他的取值, 正确识别率较高。然后, 用余下的光谱样本检验模型的识别能力, 用下面的函数。

$Y = \text{sim}(\text{net}, P_2)$

P_2 是剩下的 128 个样本经过小波变换后的数据, 也是一个矩阵。114 行 128 列。经过这个模拟过程, 得到神经网络对这些样本的分类结果。每个样本的预测结果都是标准输出为 1 的元素的位置有较大的值。因此, 取对应的数据可以作出如下的三维图来显示结果。图 3 是凹头苋、豆苗、空心莲子草的预测样本结果。凹头苋样本用三角形标记, 豆苗样本用矩形标记、空心莲子草样本用五角星标记。图 4 中豆苗样本用矩形标记, 空心莲子草样本用五角星标记, 牛筋草样本用三角形标记。结果表明, 在 128 个检验样本中, 所有的豆苗样本都能正确识别。只有 3 个第二期的牛筋草样本被判断为空心莲子草, 其余的杂草都正确识别。这说明 RBF 神经网络具有较强的识别能力。

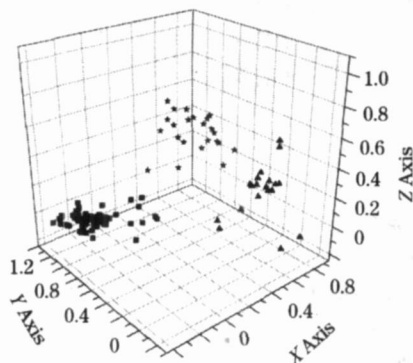


Fig. 3 Prediction result of soybean, alligator alternanthera and emarginate amaranth

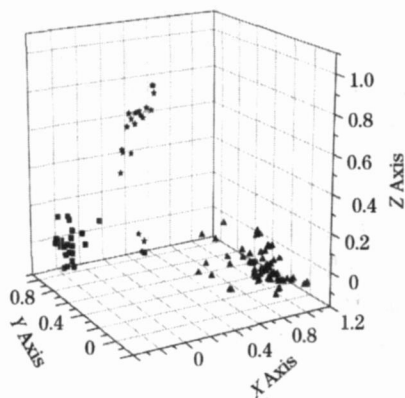


Fig. 4 Result of soybean, alligator alternanthera and goosegrass

3 结 论

小波变换具有滤波和频率选择的功能, 它将高频段的噪声过滤, 同时可以根据选择的分解层级, 以一定的比例压缩数据。我们选用 db12 小波, 作三层分解, 可以减少大量的数据, 同时, 处理结果保留了大部分的信息, 在分类识别中不至引起混淆。RBF 网络的识别能力强, 网络结构灵活、简单, 计算时间快。对于作为杂草与作物两大类来识别, 具有极高的正确率, 没有一个样本错误归类。在实验设计上, 对于抽样间隔时间的确定, 主要是根据叶片的生长情况确定。需要只采集苗期的叶片光谱, 叶片也应该在大小、颜色上有一定的变化。三周的间隔时间不算长, 但第一期样本只有三周的生长时间, 因此具有一定的比较意义。在一定程度上可以说明, 利用 Vis/NIR 光谱识别杂草与大豆幼苗, 可以不用考虑生长期不同的问题, 不会对正确率有太大影响。当然, 要可靠地证明这个结论, 必须要使生长期之间的间隔更短, 做更多批次的抽样, 然后扩展到多种生长条件下的豆苗与杂草, 而且要真正在实地条件下做光谱采集。

参 考 文 献

- [1] MAO Wen-hua, WANG Yi-ming, ZHANG Xiao-chao, et al (毛文华, 王一鸣, 张小超, 等). Transactions of the Chinese Society of Agriculture Engineering (CSAE) (农业工程学报), 2004, 20(5): 43.
- [2] Goel P K, Prasher S O, Patel R M, et al. Transactions of the ASAE, 2002, 45(2): 443.
- [3] MAO Wen-hua, WANG Yue-qing, WANG Yong-ming, et al (毛文华, 王月青, 王踊鸣, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis (光谱学与光谱分析), 2005, 25(6): 83.
- [4] Slaughter D C, Lanini W T, Giles D K. Transactions of the ASAE, 2004, 47(6): 1907.
- [5] Reyer Zwiggelaar. Crop Protection, 1998, 17(3): 189.
- [6] Malthus T J, Maderia A C. Remote Sensing of Environ, 1993, 45: 107.
- [7] Borregaard T, Nielsen H, Norgaard L, et al. J. Agric. Enging. Res., 2000, 75(4): 389.
- [8] Jurado M Exposito, Lopez F Granados, Atenciano S, et al. Crop Protection, 2003, 22: 1177.
- [9] TANG Yan-feng, ZHANG Zhuo-yong, FAN Guo-qiang, et al (汤彦丰, 张卓勇, 范国强, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis (光谱学与光谱分析), 2005, 25(5): 715.
- [10] HE Yong, LI Xiao-li, SHAO Yong-ni (何勇, 李晓丽, 邵咏妮). Spectroscopy and Spectral Analysis (光谱学与光谱分析), 2006, 26(5): 850.
- [11] Lu R, Ariana D. Applied Engineering in Agriculture, 2002, 18(5): 585.
- [12] ZHU Bin, ZHENG Qing-ming, QIN Lurping, et al (朱斌, 郑清明, 秦路平, 等). Academic Journal of Second Military Medical University (第二军医大学学报), 2003, 24(4): 455.
- [13] HE Yong, SONG Hai-yan, Annia G P, et al. Lecture Notes in Computer Science, 2005, 3644: 859.
- [14] Adams M L, Philpot W D, Norvell W A, et al. International Journal of Remote Sensing, 1999, 20(18): 3663.
- [15] CHENG Yi-shong, HAO Er-bo, HU Chun-sheng, et al (程一松, 郝二波, 胡春胜, 等). Resources Science (资源科学), 2003, 25(1): 193.
- [16] Antihus Hernández Gómez, Yong He, Annia García Pereira. Journal of Food Engineering, 2006, 77(2): 313.
- [17] Uno Y, Prasher S O, Lacroix R, et al. Computers and Electronics in Agriculture, 2005, 47: 149.
- [18] Ramesh Gautam, Suranjan Panigrahi, David Franzen. Biosystems Engineering 2006, 95(3): 359.
- [19] ZHAO Mei-fang, LUO A-li, WU Fur-chao, et al (赵梅芳, 罗阿理, 吴福朝, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis (光谱学与光谱分析), 2006, 26(2): 377.
- [20] TIAN Gao-you, YUAN Hong-fu, LIU Hui-ying, et al (田高友, 袁洪福, 刘慧颖, 等). Chinese Journal of Analytical Chemistry (分析化学), 2004, 32(9): 1125.

Identification Methods of Crop and Weeds Based on Vis/ NIR Spectroscopy and RBF- NN Model

ZHU Deng-sheng¹, PAN Jia-zhi², HE Yong^{2*}

1. Department of Information Engineering, Jinghua College of Profession & Technology, Jinghua 321017, China

2. College of Biosystems Engineering and Food Science, Zhejiang University, Hangzhou 310029, China

Abstract The automated recognition of crop and weed by using Vis/ NIR spectral in field is one of hottest research branches of agriculture engineering. If the recognition is efficient and effective, then the variate operations of herbicide or fertilizer spraying in field could be realized. Many researches have pointed out that the reflectance rate of green plant leaves could be used to identify the varieties. As the colors and surface textures of crop and weed were change in different living phases, these changes may exert great influence on the reflectance spectral of plant leaves. Vis/ NIR spectra of three weeds and one crop in two different terms were recorded by spectral meter ASD FieldSpec Pro FR. Its wave band is from 325 to 1 075 nm. The scan time was 270 ms. The scanning times of per sample was set to 30 times. Firstly, 23 days after the planting of soybean, some soybean leaves and weeds leave were picked from the field, and brought to lab to record spectral. The lighting condition was controlled by an artificial halogen bulb. Secondly, on the 45th day, the same experiment was done. The three weeds were goosegrass, alligator alternanthera and emarginate amaranth. The crop was soybean seedling. Totally 378 samples were drawn for two terms. As one original reflectance spectrum contains 651 float numbers, the total data volume was huge. Using wavelet transform to compress data volume and extract characteristic spectral data was tried. The result was 114 float numbers per sample. Among them, 250

samples from two terms were used as input data to build artificial neural network model, and those left were used to check the validation. Radial basis function neural network model is widely used in pattern recognition problems. It is a nonlinear and self adaptive parallel. By assigning a 1 by 4 vector to each spectral samples, the source data could be used to build an RBF-NN model. All the samples were assigned these standard output data. Then, the left 128 samples were used to check the performance of the model. The result is that only 3 samples from the second term of goose grass were wrongly classified as alligator alternanthera, which showed that RBF neural network have strong ability to differentiate spectra of species of plant, and that there was no massive difference of NIR spectra of one plant in different life periods. This demonstrated that the NIR spectra could be used to identify crop from weed with no need to care about the living stages of these plants.

Keywords Vis/ NIR; Weed; Soybean; RBF artificial neural network (ANN)

* Corresponding author

(Received Jan. 19, 2007; accepted Apr. 26, 2007)

中国化学会第 26 届学术年会(第一轮通知)

中国化学会第 26 届学术年会定于 2008 年 7 月 13 ~ 16 日在天津举行。会议由中国化学会主办,南开大学承办,天津师范大学、天津理工大学协办。

大会主题:化学与和谐社会

会议内容包括:大会特邀报告、分会邀请报告、专题报告与讨论、论文墙报展讲,同时设置专题学术论坛。会议期间还将组织展览展示。欢迎广大科技工作者积极参加,踊跃投稿。热烈欢迎相关企业、高校、科研院所利用此次契机,扩大影响,参与会展。

本次学术年设置绿色化学、环境化学、化学生物学等 20 个学术分会;专题论坛 1 个及新技术新仪器专场展示。其中分析化学为第 9 分会。

分析化学分会的征文范围

(1) 原子光谱分析方法;(2) 分子光谱分析方法;(3) 色谱法与分离技术;(4) 电分析化学与传感器;(5) 环境分析化学;(6) 生物分析化学;(7) 波谱法;(8) 质谱分析;(9) 分析仪器与联用技术。

征文联系及收集人:张 毅

单 位:南开大学化学系

地 址:天津市卫津路 94 号

邮政编码:300071

电 话:022 - 23506075

电子信箱:nkgcms@gmail.com