

基于模糊神经网络的苗木地径定位方法研究

赵学增 杨延竹 王伟杰 吴 羨

(哈尔滨工业大学机电控制及自动化系, 哈尔滨 150001)

摘 要 为了实现针叶苗木分级特征的提取, 提出了基于模糊神经网络(FNN)的地径自动搜索定位(RC-ASL)方法, 同时提出了针叶苗木图象行像素特征向量的构造方法, 并应用相应的隶属函数实现了各特征量的模糊化过程. 经过网络的学习和训练, 得到了用于实现 RC-ASL 方法的 FNN 结构. 实验结果表明, 该方法的定位精度能够满足实际应用的要求.

关键词 计算机图象处理(320·6040) 自动定位 针叶苗木 地径 模糊神经网络

中图法分类号: TP391.4 TP183 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2003)06-0670-04

Study on the RC-ASL Method Based on Fuzzy Neural Network

ZHAO Xue-zeng, YANG Yan-zhu, WANG Wei-jie, WU Xian

(Dept. of Mechatronics controlling and automation Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

Abstract Accurately locating the root collar of seedling is important for the measurement of seedling morphological characteristics in the computer vision system of seedling grading. A RC-ASL (Root Collar-Automatic Searching and Locating) method based on fuzzy neural network (FNN) has been studied to resolve the key problem in the field of conifer seedling feature extraction. In the computer vision system, the features of the object may be extracted based on the hue variation of the image. Three line features of the seedling image are selected based on the hue variation in every line of the image as the input vector of the FNN. And the corresponding membership function has been chosen to accomplish the fuzzy processing of these features. BP algorithm is selected to optimize the weights of the membership function and the stimulation function of the neural networks. With the training of the FNN, a FNN structure used to search and locate the root collar of seedling is achieved. The foliage, stem, root and the root collar of the conifer seedlings is recognized from the seedling image and then the root collar is located by the FNN. The experimental results show that this method has the capability to meet the requirement of seedling grading operation.

Keywords Computer image processing, Automatic locating, Conifer seedling, Root Collar, Fuzzy Neural Network

0 引 言

利用计算机视觉技术对苗木进行自动分级是苗木分级领域近年来研究的一个重要课题. 与传统的人工分级相比较, 自动分级的难点在于如何理解苗木的形态学特征. 人工分级中, 苗木形态特征通过定性的分析和主观判断很容易辨别, 而对于只能进行定量分析的计算机系统来说, 这样的判别过程就很

难实现^[1]. 然而, 随着模糊技术和神经网络技术应用的发展, 计算机可以更好地模拟人类的思维过程. 模糊系统对信息的处理过程更接近于人类的思维过程, 可以将人类的主观评价以适合于计算机的形式表现出来, 而其智能推理过程则可以实现对信息的定性分析; 神经网络系统则对信息进行分布式存储和并行协同处理, 并且具有组织、自学习的能力, 善于对已知信息进行综合、联想和推广^[2]. 利用模糊技术和神经网络技术等智能技术, 计算机可以成功地

基金项目: 国家自然科学基金项目(39670607)

收稿日期: 2002-10-16; 改回日期: 2003-02-21

实现对苗木形态特征的判别。

苗木地径是苗木出土前苗干与地面交界处,是苗木的一个重要形态特征参数,其他的很多形态特征的识别和测量都依赖于地径的定位。因此,地径的精确定位是苗木自动分级中的一项重要而又艰难的任务^[3]。基于这一点,本文提出了一种基于模糊神经网络的地径自动搜索定位(RC-Automatic Searching and Locating)方法,实验结果表明,该方法能够有效地完成苗木地径的自动识别定位。

1 苗木行特征描述及其模糊化

1.1 特征描述

为了实现苗木地径自动搜索定位,选取苗木图象中的行像素作为研究对象。这里的苗木图象是经过滤波、平滑、边缘提取等预处理后得到的与背景分离的目标图象,苗木的特征区域图象如图 1 所示。



图 1 苗木形态特征示意图

对于苗木图象的任意行(共 576 行,每一行有 768 个像素),选取行平均灰度 \bar{x} 、行目标跨度 n 和跨度内灰度变化值 $\Delta\bar{x}$ 来反映像素的分布特征,同时由它们构成行特征向量 $X = (\bar{x}, n, \Delta\bar{x})$ 。行特征向量各元素的具体解释如下:

\bar{x} 为行平均灰度,图象的任意行各像素灰度的平均值;

n 为行目标跨度,图象的任意行苗木目标第 1 点到结束点之间的像素数,即苗木图象每行所覆盖的像素数;

$\Delta\bar{x}$ 为灰度变化均值,每行目标跨度内像素点之间(连续两点)灰度变化的平均值,即苗木图象在每行所覆盖的像素之间灰度变化的平均值。

图 2 给出了一幅苗木图象各行特征向量分布曲线示意图。根据行特征向量可以按图 3 所示的方式

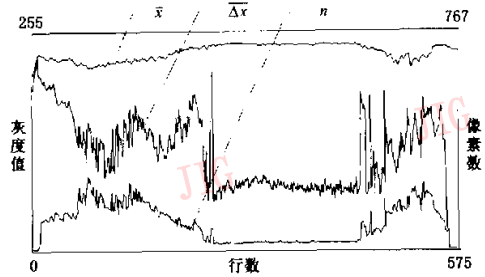


图 2 行特征向量的分布曲线示意图
(特征 x 和 $\Delta\bar{x}$ 的纵坐标为灰度值,特征 n 的纵坐标为像素数)

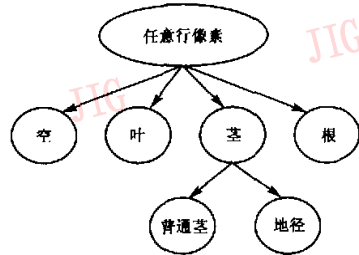


图 3 任意行像素对应的分类示意图

对任意行像素进行判断,并给出其对应的类别。

1.2 特征向量模糊化

通过对行特征量的分析研究,相对于苗木图象行像素各自的分类特征,应用

$$\mu_{Big}(u) = Sigmoid[\alpha_1(u - \beta_1)] = \frac{1}{1 + \exp[\alpha_1(u - \beta_1)]} \quad (1)$$

$$\mu_{Small}(u) = 1 - Sigmoid[\alpha_2(u - \beta_2)] \quad (2)$$

所示的 Sigmoid 函数作为隶属函数来描述 \bar{x} 、 n 和 $\Delta\bar{x}$ 的模糊状况,隶属函数曲线如图 4 所示,具体的模糊对应关系如表 1 所示。

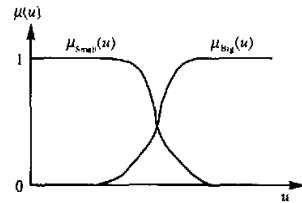


图 4 行特征量模糊隶属函数曲线

表 1 行特征量模糊关系对应表

模糊量	\bar{x}	n	$\Delta\bar{x}$
Small	小灰度	小跨距	小变化
Big	大灰度	大跨距	大变化

式(1)和式(2)中, $\mu_{Big}(u) \in [0, 1]$ 表示行特征向量 X 中各元素对应为模糊量“Big”的可能性; $\mu_{Small}(u) \in [0, 1]$ 表示行特征向量 X 中各元素对应为模糊量“Small”的可能性; $\alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2$ 为常数 ($i=1, 2, 3$), 决定了行向量各元素在两种模糊状态下的隶属函数曲线. 其中, 对于 \bar{x}, u 为灰度值, $u \in [0, 255]$; 对于 n, u 为像素数, $u \in [0, 599]$; 对于 $\Delta x, u$ 为灰度值, $u \in [0, 255]$.

2 基于模糊神经网络的 RC-ASL 方法

2.1 模糊神经元

人工神经元是神经网络的基本单元, 改变神经元的激励函数(输入与输出关系), 就可以改变神经网络的结构和状态. 模糊神经网络(FNN)选用如图 5 所示的多输入、单输出的单体模糊神经元作为 FNN 的基元^[4].

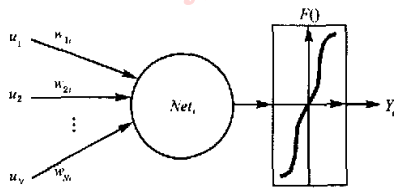


图 5 单体模糊神经元示意图

以第 i 个节点 A_i 为例:

令 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_N\}$ 为输入信号向量, $W = \{w_1, w_2, \dots, w_N\}$ 为权重强度集, 则经模糊合成运算得到节点 A_i 的输入为

$$\sum (Net_i) = U \odot W = \bigvee_{j=1}^N (u_j \wedge w_j) \quad (3)$$

此处“ \vee ”和“ \wedge ”分别为取大运算和取小运算. 由此 A_i 的输出为

$$Y = F \left[\sum (Net_i) \right] \quad (4)$$

激励函数 F 可以采用简单的线性模型、线性阈值单元等形式, 但非线性函数更适合于图象的模糊运算, 本文采用非线性的 Sigmoid 函数作为激励函数.

2.2 模糊神经网络结构

采用前馈层次型模糊神经网络作为 RC-ASL 方法的基本网络结构如图 6 所示^[5].

输入 x_1, x_2, x_3 分别代表行特征向量的 3 个分量 \bar{x}, n 和 $\Delta \bar{x}$, 网络的 I ~ III 层实现模糊化, 把观测值论域上的语言值表示成 4 个模糊集, 即用

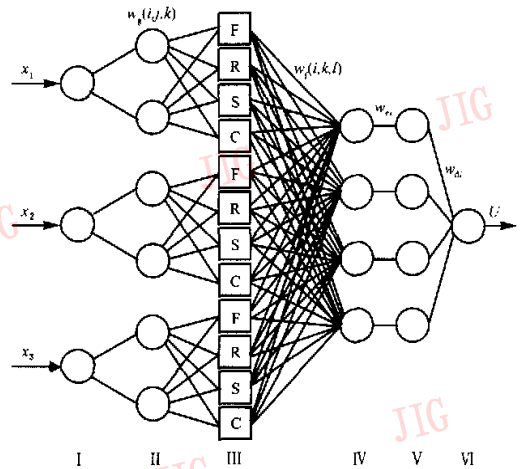


图 6 RC-ASL 方法的模糊神经网络结构

{F, R, S, C} 分别表示 {叶, 根, 茎, 地径}. III 层与 IV 层实现模糊规则的推理机制(即“IF-THEN”语句). IV 层同时与 V ~ VI 层实现解模糊, 即把模糊规则的输出转化为实际的输出值.

网络各层输入-输出关系为

I 层

$$O_{i1} = \mu_{Big}(x_i); O_{i2} = \mu_{Small}(x_i) \quad (i = 1, 2, 3)$$

II 层

$$O_{ij} = I_{ij}, i = 1, 2, 3, j = 1, 2$$

III 层

$$\text{IF } w_k(i, j, k) \cdot I_{ij} = m_{i1}$$

$$\text{AND } w_k(i, j, k) \cdot I_{ij} = m_{i2}$$

$$\text{AND } \dots \text{ THEN } O_{ik} = P_k$$

$$i = 1, 2, 3; j = 1, 2; k = 1, 2, 3, 4$$

IV 层

$$O_l = \sum_i \sum_k [w_l(i, k, l) \cdot I_{ik}]$$

$$i = 1, 2, 3; k = 1, 2, 3, 4; l = 1, 2, 3, 4$$

V 层

$$O_l = \text{Sigmoid}(w_{nl} \cdot I_l)$$

VI 层

$$O = \sum_l (w_{ol} \cdot I_l)$$

$$l = 1, 2, 3, 4$$

其中, I 和 O 分别表示各层的输入和输出, m 和 P 分别对应模糊规则中的判别模式和分类模式, $w_k(i, j, k), w_l(i, k, l), w_{nl}$ 和 w_{ol} 为各层相应的可变权系数, 本文采用 BP 算法对上述可变权值进行学习训练.

3 实验结果

选用 30 棵樟子松二年龄一级苗作为学习样本,经过 120 次学习后,FNN 的实际输出值和样本值误差的均方根小于 0.01,同时得到一组可变权值和相应的模糊规则。

模糊规则 1

If x_1 is Big and x_2 is Small and x_3 is Small

Then this line is S(茎) and $C_f = x_2$

模糊规则 2

If this line is S(茎) and C_f is Maximum

Then this line is C(地径)

规则中, C_f 为地径的标志变量,通过 C_f 的大小在 S(茎)中可以判断出地径的位置。网络结构确定后,用另外 20 棵樟子松二年龄一级苗作为定位测试对象,经基于 FNN 的 ASL 方法测试后,结果如表 2 所示。

表 2 ASL 方法和人工测试结果

位置特征	苗木高度 (mm)		地径位置 (mm)		茎域高度 (mm)		茎域中地径位置 (mm)	
	ASL	MAN	ASL	MAN	ASL	MAN	ASL	MAN
学习样本 30 棵平均值	320		186		117		84	
测试样本 20 棵平均值	331	335	182	183	120	122	90	93

在表 2 中,分别给出了地径相对于苗木图象和茎域(指苗木无叶和无须根间的树干区域)的位置(该位置均以苗木顶端为参考点),与人工测量(MAV)相比较,ASL 方法的定位精度为 ± 7 行,而自动分级试验系统中苗木图象每行像素对应的实际高度为 0.37mm,可见,ASL 方法的定位精度为 ± 2.59 mm,能够满足实际测量的要求。

4 结 论

(1) 把模糊理论与神经网络技术相结合,作为一种新的具有较广应用范围的模式识别方法,具有更好的应用前景。

(2) 理论和实验表明,应用模糊神经网络识别针叶苗木地径是有效的,该方法识别和定位精度较高,能够满足实际应用。

(3) RC-ASL 方法具有一定的应用价值,其主

要思想可以为基于特征的单目标或多目标自动定位技术提供了一种新思路,并可为其他领域的研究所借鉴。

(4) RC-ASL 方法也存在学习速率较慢、网络结构复杂等缺点,有待于进一步完善。

参 考 文 献

- 1 Ringley M P, Kranzler G A. Neural network recognition of the conifer seedling root collar[A]. In: Proceedings of SPIE[C], Boston, MA, USA, 1996,2907:109~118.
- 2 赵振宇,徐用懋. 模糊理论和神经网络的基础与应用[M]. 北京:清华大学出版社,1997.
- 3 Ringley M P, Kranzler G A. Machine vision for measuring conifer seedlings morphology[A]. In: Proceedings of SPIE[C], Boston, MA, USA, 1995,2345:26~35.
- 4 靳蕃. 神经计算智慧基础[M]. 四川:西南交通大学出版社,2000.
- 5 陶青萍,陶白云. 基于模糊神经网络的汽车类型自动识别分类系统[J]. 计算机工程与应用,1998,(11):78~81.



赵学增 1961 年生,1994 年获哈尔滨工业大学精密仪器及机械专业博士学位,现为哈尔滨工业大学机电工程学院副院长、博士生导师。研究方向为传感与测控技术。



蒋延竹 1976 年生,1998 年获哈尔滨工业大学机电控制及自动化专业硕士学位,现为哈尔滨工业大学机电控制及自动化专业在读博士生。研究方向为传感与测控技术。



王伟杰 1963 年生,副教授,现为哈尔滨工业大学机电控制及自动化系副主任,在读博士生。研究方向为传感与测控技术。



吴 健 1963 年生,副教授,现为哈尔滨工业大学机电控制及自动化专业在读博士生。研究方向为传感与测控技术。