

基于人工神经网络的原木 CT 图像缺陷识别

徐兆军, 王厚立, 丁建文, 业 宁

(南京林业大学, 南京 210037)

摘要: 以欧洲白蜡为例, 利用训练好的神经网络识别原木 CT 图像中的各种木材缺陷。不同隐藏层节点的神经网络可以正确地识别树皮、节子、腐朽和无疵木材; 但是对于细小裂纹尚还不能准确识别。计算机快速、自动识别图像中的各种缺陷, 有利于实现最优化的锯切方案。

关键词: 图像处理; 图像识别; CT 扫描; 人工神经网络

中图分类号: S781, TN911.73 文献标识码: A 文章编号: 1001-8654(2005)04-0015-03

Wood Defect Recognition in Log CT Images by Artificial Neural Network

XU Zhao-jun, WANG Hou-li, DING Jian-wen, YE Ning

(Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

Abstract: This paper introduces a method for automatic analysis of wood defects in CT images through artificial neural networks (ANN). Experiments on European ash (*Fraxinus excelsior*) showed that the ANN of nodes in different hidden layers could accurately distinguish wood bark, knot, decay and clear logs, but it did not work well for fine splits. The application of the method is helpful to realize quick and automatic recognition of wood defects, and to draw an optimal sawing scheme.

Key words: image processing; image recognition; CT scanning; artificial neural network (ANN)

原木锯切过程中, 合理的锯切方案可以去除许多的木材缺陷, 提高无缺陷材的出材率, 从而生产较高商业价值的锯材。为了将原木锯切为高价值的板材, 需要精确地定位、度量和标识原木内部的缺陷, 并能快速实时运行, 以便扫描、图像重建和图像演示可以适应锯切操作的进行^[1]。原木及其内部缺陷的 3D 显示, 仅仅是锯材工艺实时优化操作的第一步, 最终, 锯机操作工将按照计算机的建议, 以最佳的原木锯切程序进行锯切; 或者直接由计算机发出指令, 自动地完成锯切过程。因此, 计算机自动识别 CT 扫描图像中节子等缺陷是问题的关键^[2]。

人工神经网络是上世纪 80 年代以来, 广泛应用在计算机视觉和模式识别中的一种有效方法^[3,4]。本

研究通过将原木 CT 扫描所得到的图像信息, 先预处理, 然后应用人工神经网络来训练识别原木 CT 图像中的主要缺陷^[5]。

1 试验材料与装置

材料 欧洲白蜡 (*Fraxinus excelsior*) 原木, 共计 4 段。直径为 20~30 cm, 长度为 80~120 cm, 外表没有明显缺陷。

装置 医用 CT 扫描仪。为便于进行图像处理, 木段的两端用 V 形木块支撑, 使木段中段被扫描的部分与床台脱离接触。

过程 调整好木段的位置, 用 CT 机对木段进行逐层扫描。扫描的断层厚度为 2 mm, 断层间距为 5 mm, 扫描图像的分辨率为 512×512 像素。由于所使用的医学 CT 机床台移动范围有限, 每根木段只扫描其中一段, 扫描长度为 65~70 cm。每根木段所

收稿日期: 2004-10-18; 修改稿: 2005-06-23

基金项目: 国家自然科学基金项目 (30271048)

作者简介: 徐兆军 (1975—), 男, 南京林业大学硕士, 高级程序员。

获取的 CT 扫描图像均在 100 幅以上,在毫米级上反映了原木的密度分布:低密度区表现为暗区,高密度区则为亮区。CT 扫描仪产生的文件格式是 DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine),不能直接用常规图像软件来处理,为此,编写了专门的程序,对图像进行除去背景^[6]、滤波除噪声、归一化等预处理。图 1 是一张预处理过的图像,图中原木外围的框线是为了确定识别区域,以减少计算量。

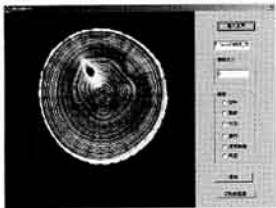


图 1 预处理后的原木 CT 图像
Fig. 1 Log CT images after pretreatment

2 识别算法

计算机的高速化和大容量化,使图像的模式识别由传统的统计方法发展到人工智能的方法,其中人工神经网络就是有效的方法之一,已广泛应用于光学字符、指纹、人脸等复杂对象的识别,并且取得了良好的效果。人工神经网络是从人类神经网络工作原理中得到启发,应用数学来模拟人类神经网络工作的原理。

典型的神经网络系统由输入层、隐蔽层、输出层组成。一般输入层和输出层各有一个,而隐蔽层可以有多个,视具体问题的复杂程度而确定。通常 1~2 个隐蔽层就可以取得良好的效果。输入层包含多个输入节点,节点的多少由训练或识别数据集中元素的数量决定;隐蔽层中每层的节点数量由设计人员确定;输出层也包含多个输出节点,其数量取决于所分类别的个数。例如,识别 2 种缺陷,需要有 2 个输出节点。输入与输出节点间为一系列的运算关系。在使用人工神经网络进行识别之前,先要对神经网络进行训练。可将已确定类别的数据输入输入层,通过神经网络计算后,输出到输出层,将输出层得出的数据与事先掌握的数据进行比较。如果偏差较大,需改变一些节点的权重,再进行计算,直到输出值和已知参照值之间的误差足够小为止。图 2 为原木 CT 图像神经网络识别缺陷的示意图,窗口为 3×3 像素。

采样过程中,首先浏览所有的原木 CT 图像,选出有典型缺陷的图像。因为图像一般是二维的,因此,在采集数据训练时,所采集的数据是以目标像素为中心,并包括 8 个相邻像素的一小正方形块数据,

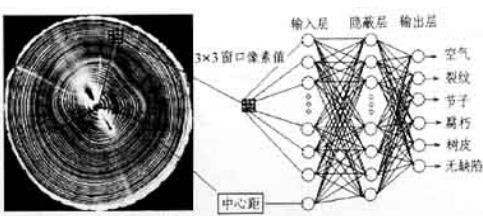


图 2 神经网络示意图

Fig. 2 Sketch map of artificial neural network (ANN)

这种小正方形的区域被称为窗口。具体实现是:用鼠标点击目标像素的部位,采样就是以该点为中心的一个特定大小的正方形,采样过的区域可标识成白色。在缺陷样本采集时,尽量涵盖各种缺陷的典型代表样本,而且不同的缺陷尽量分布在不同的图像上,采集过程如图 3 所示。典型样本采集后,用神经网络进行训练,再用训练好的神经网络来识别原木 CT 图像,识别后,再对图像中节子图像进行腐蚀处理,以便除去某些被误判为节子的分散区域。

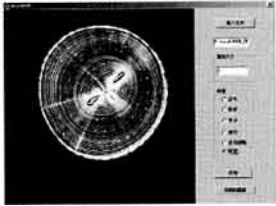


图 3 采样过程示意图

Fig. 3 Sampling from a log CT image

3 试验结果

按上述的采样方法,3×3 像素的窗口,再加上目标像素到原木中心的距离。近似地以原木外接矩形对角线的交点为原木中心。人工神经网络识别系统的输入节点为 10 个,输出节点为 6 个,中间隐蔽层 10 个。给定连接率为 0.75,学习速度为 0.000 01,最大叠代次数为 10 000。采集的样本共 1 010 个,其中节子 84、树皮 124、无缺陷木材 625、裂纹 17、腐朽 90、背景 70 个,来自 10 张 CT 图像。原木髓心与腐朽木材接近,可以将髓心部分列为腐朽。缺陷的识别率=(识别出某缺陷的数目/某缺陷实际数目)×100%。在本试验条件下,识别率分别为:节子 96.42%、树皮 95.26%、无缺陷木材 99.52%、裂纹 11.76%、腐朽 96.67%。识别的效果如图 4~6 所示。

上述图像识别效果乃是对被采样过的已知图像进行识别的效果。为了检验该种结构的人工神经网络识别能力,运用该结构神经网络对所有扫描图像进行识别。图 7 显示的是对任意选取的、未参加采样的

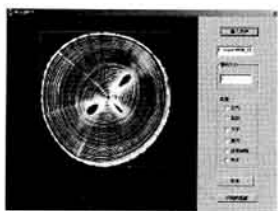


图 4 未经识别
Fig. 4 An unclassified log CT image

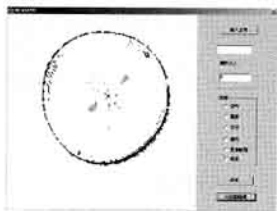


图 5 识别后
Fig. 5 The log CT image after classified

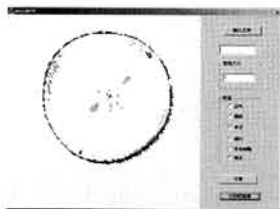


图 6 处理后
Fig. 6 The log CT image after filtered

图像的识别和处理效果。从左至右依次为：原始图像，识别后图像，处理后图像。

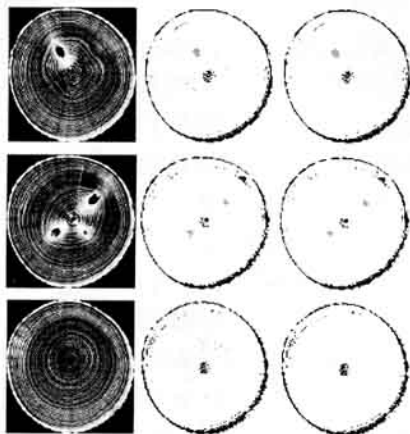


图 7 一些原木 CT 图像的缺陷识别
Fig. 7 Defects recognition for some log CT images

为了更好地应用人工神经网络识别原木缺陷，本试验还尝试了用不同结构的神经网络来识别。训练数据同上，但神经网络隐蔽层的节点数分别为：15、20、25、30、35，连接率为 0.75，学习速度为 0.000 01，

最大叠代次数为 10 000。表 1 是神经网络不同隐蔽层节点时，对应各种缺陷的识别率。

表 1 不同隐蔽层节点时原木各种缺陷的识别率 Tab. 1 Prediction rate vs. nodes in different hidden layers					
节点/个	节子/%	树皮/%	无缺陷木材/%	裂纹/%	腐朽/%
10	96.42	95.26	99.52	11.76	96.67
15	96.42	95.58	92.48	11.76	96.67
20	95.23	96.77	96.32	47.05	95.56
25	97.61	97.58	99.68	58.82	94.44
30	97.61	94.35	98.88	58.82	95.55
35	100.00	93.54	98.56	58.82	94.44

从表 1 可见，随着隐蔽层中节点数的增加，各种缺陷的识别率总体上趋于升高，但是对于裂纹的识别仍不尽人意。

算法程序用 VC++6.0 写成，可在普通计算机上运行。对于某种结构的神经网络，训练过程需要几分钟，但是识别和处理过程仅需几毫秒。

4 结论

从几种不同隐蔽层节点数的神经网络来看，对节子、树皮等缺陷的识别结果令人满意，对裂纹的识别率不高。分析其原因：一是采样时 3×3 像素的窗口对于裂纹而言相对较大，一些非裂纹像素被采进样本，训练时造成一定误差；二是以 3×3 像素的窗口来识别，一些裂纹的像素有可能被误判成其他类缺陷。因此，细小裂纹缺陷还有待寻找更有效的识别方法。

对于节子、树皮、腐朽等缺陷，虽然识别的算法很有效，但对于 3×3 像素的窗口，在缺陷边缘识别时可能会存在一定的误判。以节子为例，虽可识别节子主体，但如何将节子的边缘完整化，亦需进一步研究。

参考文献：

[1] 王厚立，徐兆军，丁建文，等. 基于 CT 扫描的原木薄木刨切计算机模拟[J]. 木材工业，2004，18(6)：9-12.
[2] Schmoldt D L, Li P, Lynn Abbott A. Machine Vision Using Artificial Neural Networks with Local 3D Neighborhoods[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 1997 (16)：255-271.
[3] Hagan T M, Demuth B H, Beale H M. 神经网络设计[M]. 戴葵，译. 北京：机械工业出版社，2002：227-257.
[4] Haykin S. 神经网络原理[M]. 叶世伟，史忠植，译. 北京：机械工业出版社，2004：109-175.
[5] Schmoldt D L, He J, Lynn Abbott A. Automated Labeling of Log Features in CT Imagery of Multiple Hardwood Species[J]. Wood and Fiber Science, 2000, 32(3)：287-300.
[6] 张爱珍，王厚立，徐兆军. 原木断层扫描图像的自动分割研究[J]. 信息技术，2003 (11)：62-64.

(责任编辑 姜征)