

基于 Faster R-CNN 模型的木材表面节子缺陷检测

萧嘉奕^{1,2}, 马艳^{1,2}, 周竹^{1,2}, 方益明^{2,3}

(1. 浙江农林大学信息工程学院, 浙江杭州 311300; 2. 浙江省林业智能监测与信息技术研究重点实验室, 浙江杭州 311300;

3. 浙江双枪竹木有限公司, 浙江丽水 323800)

摘要: 研究基于 Faster R-CNN 模型的木材表面节子缺陷检测方法, 解决现有方法存在的特征选取困难、不能适应木材以及节子的多样性变化、检测精度不高等问题, 而且能够给出节子缺陷的位置以及图像的大小。小样本集测试结果表明, 该方法能够取得较高的检测精度, 准确率为 94.0%; 对其中 4 个典型样本进行分析, 位置检测最大误差仅为 5 个像素, 大小检测最大误差仅为 7 个像素; 相比 OSTU 方法具有更好的检测精度。

关键词: 深度学习; 节子检测; Faster R-CNN; 缺陷定位

中图分类号: S781.5; TS67 文献标识码: B 文章编号: 1001-8654 (2020) 02-0045-04

Detection of Timber Surface Knots Based on Faster R-CNN

XIAO Jia-yi^{1,2}, MA Yan^{1,2}, ZHOU Zhu^{1,2}, FANG Yi-ming^{2,3}

(1. School of Information Engineering, Zhejiang A & F University, Hangzhou 311300, Zhejiang, China;

2. Zhejiang Provincial Key Laboratory of Intelligent Monitoring in Forestry and Information Technology, Hangzhou 311300, Zhejiang, China;

3. Zhejiang Suncha Bamboo and Wood Co., Ltd, Lishui 323800, Zhejiang, China)

Abstract: An inspection method of timber surface knots was developed based on Faster R-CNN model. The new method made the selection of knot features data-driven, adapted variation of wood species and knot types, and improved inspection accuracy efficiently. The test results showed that the positions and sizes of the knots were detected with 94.0% of inspection accuracy. The images of the four typical samples showed that the maximum errors of knot positions and sizes were 5 pixels and 7 pixels, respectively. The Faster R-CNN method was superior to OSTU-based method in the study.

Key words: Deep learning; knot detection; Faster R-CNN; defect positioning

节子对木材的力学性能和表面美观性影响较大, 尤其影响木材的加工质量, 因此, 木材表面节子缺陷无损快速检测方法的研究, 具有重要的现实意义^[1]。近年来, 基于光学图像的节子检测技术快速发展并取

得了较好的检测效果, 如: 一种基于子区域变尺度高斯拟合模型的缺陷识别方法, 用于木质雪糕棒表面的黑节检测, 准确识别率达到 92.8%^[2]; 通过划分子块的方法, 利用支持向量机, 对每个子块图像进行识别判断, 最后将子块图像拼接起来, 也可实现木材节子缺陷的定位检测^[3]。

通常, 这些方法由两个步骤组成: 1) 木材节子图像特征提取。利用灰度共生矩阵、Gabor 变换、局部二进制模式分析等方法, 提取木材表面图像的灰度或者纹理特征; 2) 节子缺陷分类器识别。采用人工神经网络、

收稿日期: 2019-07-18; 修改日期: 2020-02-05

基金项目: 浙江省基础公益研究计划项目“基于空气耦合式超声波的木材缺陷自动识别及定量检测”(LGG18F010006); 中国博士后科学基金资助项目“木材内部空气耦合式超声波传播模型及缺陷定量检测”(2019M662112)。

作者简介: 萧嘉奕(1997—), 男, 本科生。Email: 52130810@qq.com
责任作者: 马艳, 女, 实习研究员。Email: 30473397@qq.com

支持向量机、凸优化等方法,构建分类器,区分节子图像与正常木材图像。然而,当树种、树龄、光照强度不同时,木材以及节子的颜色、纹理特征也会存在较大差异,利用手工设计的特征,难以适应木材以及节子的多样性变化,节子等缺陷的检测精度受限。

深度学习作为机器视觉领域的研究新方向,具有较高的检测准确率、较低的误检率和漏检率^[4]。其中 Girshick R 提出的 Faster R-CNN 模型,用多层次的神经网络结构,可从大量样本图像中“智能”地学习、记忆目标的深层次非线性特征,显著提高目标识别的精度^[5]。目前, Faster R-CNN 已经在工业 CT 图像缺陷检测^[6]、铁轨路基检测^[7]、异性纤维识别^[8]等领域得到广泛应用。

笔者基于 Faster R-CNN 模型的节子缺陷检测方法,通过系统自动从样本图像中学习节子缺陷的特征,检测节子缺陷在图像中的位置和大小,旨在开发一种更高效、准确的木材表面节子缺陷检测方法。

1 材料与方法

1.1 试验材料

利用数码相机,采集水杉 (*Metasequoia glyptostroboides*)、红松 (*Pinus koraiensis*)、杉木 (*Cunninghamia lanceolata*) 等锯材的照片,建立小型样本库。样本库中共有 227 张图片,图片中的节子大小不一,大的可达 1 200×860 个像素,小的仅 100×100 个像素,大小相差近百倍;每张图片中含节子 0~5 个不等,如图 1 所示。

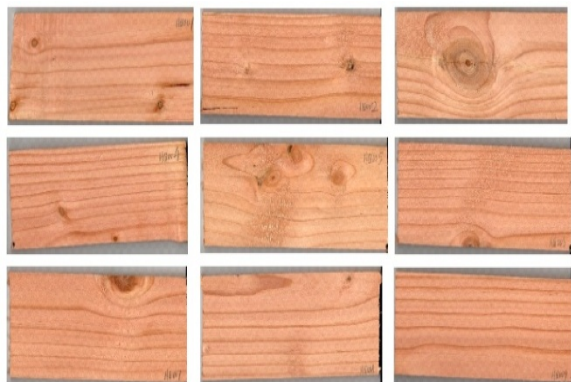


图1 采集到的锯材样品图片

Fig.1 Digital images of timber specimens

1.2 Faster R-CNN 结构

采用的 Faster R-CNN 深度网络结构如图 2 所示^[5]。主要分为四个步骤:

1) 将锯材的原始图片输入多层卷积神经网络,提取特征图,供后续 RPN (region proposal network) 层和全连接层使用; 2) RPN 生成候选框,选取前景候选框(因为物体一般在前景中),并利用边框回归(bounding box regression)调整候选框的位置,从而得到特征子图(proposals); 3) ROI (Regions of Interest) 层将大小尺寸不同的 proposal 池化成相同的大小,然后送入后续的全连接层,进行物体分类和位置调整回归; 4) 利用 ROI 层输出的特征图 proposal,判断 proposal 的类别,同时再次对 bounding box 进行回归处理,从而得到精确的形状和位置。

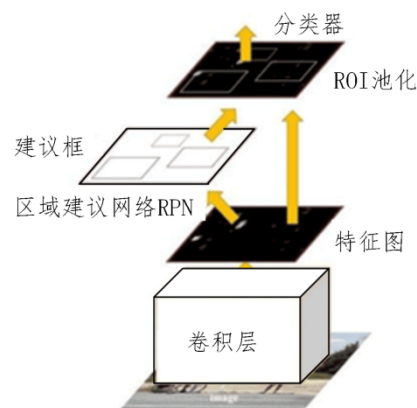


图2 Faster R-CNN 网络结构

Fig.2 Diagram of Faster R-CNN

1.3 实现平台

所用计算机的具体配置为: Inter i5-3470 CPU @3.20HZ 处理器, NVIDIA GeForce GTX 1050 Ti(4G) 显示适配器, 16GB DDR3 内存。Faster R-CNN 算法在 Matlab 2018a 软件平台上实现, 选用 Matlab 自带的 Imagelabeler 组件, 对节子图像进行手工标注。

2 结果与分析

2.1 网络训练

在样本库中随机选取 187 张图片,对 Faster R-CNN 进行训练,通过多次实验,设置学习率为 0.001, 动量系数为 0.1。训练用时 392 s 完成,损失函数曲线的变化情况如图 3 所示。

图 3 显示,随着迭代次数的增加,损失率逐渐减小,1 500 次迭代后,损失函数的数值已减小至 0.0246,说明 Faster R-CNN 网络能够快速有效地从样本图片中,学习到节子缺陷的特征。

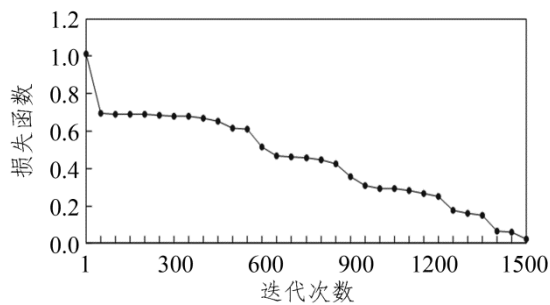


图3 训练过程中损失函数变化曲线

Fig.3 Loss value at training stage

2.2 节子缺陷识别结果

采用训练好的 Faster R-CNN 模型对剩下的 40 张图片进行检测,图 4 所示为 4 个典型样本的节子缺陷识别效果,用矩形框标出节子缺陷的所在位置,矩形框上方显示了检测结果的置信度。

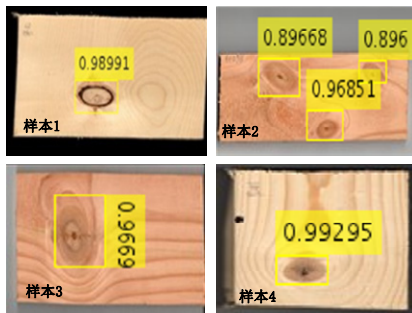


图4 节子缺陷识别结果

Fig.4 Results of knot inspection

从图 4 可以看出,该方法能够较好地识别出木材表面的节子缺陷,节子缺陷的颜色、纹理与周围正常木材的相差越明显,则检测结果的置信度越高,而且检测结果不受样本中节子缺陷数量的影响。

表 1 列出图 4 所示 4 个样本中节子缺陷的位置和大小,检测结果以 $[x, y, l, w]$ 形式给出,其中 (x, y) 为矩形框的左上角坐标, l 为矩形框的长度, w 为矩形框宽度。为了对比,表 1 还列出了手工标注的结果。

表 1 节子缺陷位置和大小检测

Tab.1 Position and size of detected knots

样本序号	检测结果	手工标注结果	绝对误差(像素)			
			x	y	l	w
样本 1	[114, 49, 30, 15]	[114, 45, 32, 18]	0	4	-2	-3
	[118, 39, 23, 13]	[118, 38, 23, 16]	0	1	0	-3
样本 2	[37, 38, 34, 21]	[36, 37, 37, 21]	1	1	-3	0
	[76, 66, 30, 17]	[80, 69, 23, 14]	-4	-3	7	3
样本 3	[72, 51, 44, 23]	[68, 47, 47, 25]	4	4	-3	-2
样本 4	[88, 57, 49, 29]	[87, 62, 52, 27]	1	-5	-3	2

表 1 数据显示,检测出的缺陷位置和大小与手工标注结果基本一致,缺陷位置的最大绝对误差为 5 个像素,缺陷大小的最大绝对误差为 7 个像素。

OTSU 算法是一种常用的图像分割算法,又被称为大津阈值法,或最大类间方差法。其首先统计图像的一维直方图,根据图像的灰度特征,计算最优灰度阈值,使得目标和背景间的类间方差达到最大,最后利用该阈值将图像分成目标和背景两部分^[9]。有研究表明,利用 OTSU 算法对 141 张木材缺陷图片进行分割,取得了较好的效果^[10]。

为了比较,笔者分别采用本文方法和 OTSU 方法,对测试集的 40 张图片进行检测,结果列于表 2。

表 2 Faster R-CNN 法与 OTSU 方法的检测结果对比

Tab.2 Testing results between Faster R-CNN method and OTSU-based method for knots inspection

检测方法	正确检测/个	准确率/%	漏检/个	漏检率/%	误检/个	误检率/%
Faster R-CNN	62	94.0	4	6.1	6	9.1
OTSU 法	62	94.0	4	6.1	16	24.2

表 2 结果表明,相比 OTSU 算法, Faster R-CNN 方法更适应节子、正常木材颜色与纹理变化的情况,通过大量样本图片的学习,能够获得反映节子特征的深层次特征,具有更高的准确率。

3 结论

基于 Faster R-CNN 模型的木材表面节子缺陷检测方法,能够自动地从样本图像中学习到节子缺陷的特征,可检测节子缺陷在图像中的具体位置及大小,准确率达到 94.0%,检测结果与手工标注的结果基本一致,为木材表面缺陷检测,提供了一种更高效简捷的方法。

参考文献:

- [1] 蒋昊, 蔺陆军, 郑红平, 等. 基于空气耦合式超声波的锯材节子缺陷检测[J]. 木材工业, 2019, 33(1): 46-49.
JIANG H, LIN L J, ZHENG H P, et al. Non-destructive detection of knot in sawn timber based on air-coupled ultrasonic[J]. China Wood Industry, 2019, 33(1): 46-49.
- [2] 苑玮琦, 李绍丽, 李德健. 基于子区域变尺度高斯拟合的木材表面缺陷识别[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(4): 879-886.
YUAN W Q, LI S L, LI D J. Wood surface defect recognition based on sub-region zoom Gaussian fitting[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(4): 879-886.
- [3] 王泽润, 方益明, 冯海林, 等. 木材节子缺陷检测与定位方法[J]. 激

- 光与光电子学进展, 2018, 55(5): 311-318.
- WANG Z R, FANG Y M, FENG H L, et al. Method for wooden knot detection and localization[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(5): 311-318.
- [4] WANG J, Ma Y, ZHANG L, et al. Deep learning for smart manufacturing: methods and applications[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2018, 48, Part C: 144-156.
- [5] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6):1137-1149.
- [6] 常海涛, 苟军年, 李晓梅. Faster R-CNN 在工业 CT 图像缺陷检测中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2018, 23(7): 1061-1071.
- CHANG H T, GOU J N, LI X M. Application of faster R-CNN in image defect detection of industrial CT[J]. Journal of Image and Graphics, 2018, 23(7): 1061-1071.
- [7] XU X, LEI Y, YAGG F. Railway subgrade defect automatic recognition method based on improved Faster R-CNN[J]. Scientific Programming, 2018, 2018:1-12.
- [8] 何晓昀, 韦平, 张林, 等. 基于深度学习的籽棉中异性纤维检测方法[J]. 纺织学报, 2018, 39(6): 131-135.
- HE X Y, WEI P, ZHANG L, et al. Detection method of foreign fibers in seed cotton based on deep-learning[J]. Journal of Textile Research, 2018, 39(6): 131-135.
- [9] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.
- [10] 吴东洋, 业宁, 徐波, 等. 基于 Otsu 算法的木材缺陷图像分割[J]. 计算机与数字工程, 2012, 40(10): 116-118.
- WU D Y, YE N, XU B, et al. Wood defect image segmentation based on Otsu[J]. Computer and Digital Engineering, 2012, 40(10): 116-118.
- (本文编校 张鹏、姜征)

《木材工业》杂志征稿简则

1 来稿要求

1.1 内容篇幅

与木材加工相关的行业评述、研究与开发、讨论与建议、应用技术等各栏目的文章均可投稿。要求论点明确, 突出研究的创新性和实用意义; 论据充分, 数据翔实; 条理清晰, 文字精炼; 4 000~5 000 字 (word 文档 4~5 页) 为宜。

1.2 书写顺序

中文题名→作者姓名 (不超过 5 人)→单位全称、所在城市、邮编→中文摘要 (200 字内)、关键词→英文题名→作者姓名拼音、单位英文名称→英文摘要、关键词→正文→参考文献 (15 篇以内)。

首页页脚标注: ① 基金项目来源+名称“编号”(如有); ② 第一作者的姓名 (出生年—), 性别, 职称, Email; 责任作者 (如有) 的姓名, 性别, 职称, Email。

1.3 标题层次

以阿拉伯数字连续编号, 如 1; 1.1; 1.1.1; 左起顶格, 序号后空一格写标题。

1.4 图表设计

应合理紧凑, 并附对应英文的图题、表题。每篇文章插图或表格以 6 幅内为宜, 表格以双栏宽为宜 (≤8.3 cm)。

插图黑白颜色、线型清晰;

表格采用三线式。空格示“未测”或无此项;

“—”表示无结果。

1.5 量与符号

使用国家现行的法定计量单位和符号, 请勿使用废弃单位及符号, 正确区分大小写、正斜体。

1.6 参考文献

按照 GB/T 7714—2015《信息与文献参考文献著录规则》著录, 按其在正文中出现的先后进行排序, 以阿拉伯数字连续编号, 在引文处用“[]”以上标的形式标注。作者的“姓”用全拼、大写, “名”用缩写、首字母大写。尽量选用近十年的文献。

2 出版须知

2.1 版权申明

为避免版权纠纷和防止一稿两 (多) 投现象, 投稿时请务必申明: 本刊是该文稿唯一的投寄刊物。审稿期间未收到本刊不予录用的书面通知前, 请勿再 (改) 投其他刊物。

2.2 发表流程

文稿需通过初审、专审等程序, 方可进入编辑流程。初审通过的稿件, 需遵照《中华人民共和国著作权法》, 与本刊签署文章出版协议后, 进入专审程序。自收稿之日起 3 个月内完成审查, 并通知作者刊用与否。

2.3 稿酬

为支持专业学术期刊的发展, 通过审查的文稿, 需根据版面数量、编辑加工量及发稿时间, 支付一定的出版费。

文稿刊登后, 一次性付给作者税后稿酬 (含电子版稿酬), 并赠送样刊若干。

投稿请登录本刊采编系统:

mcgy.criwi.org.cn

未尽事宜, 解释权归本刊编辑部

