

# 采用局部点云和 BP 神经网络的苹果树剪枝决策系统构建

李鑫星<sup>1,2</sup>, 梁步稳<sup>1</sup>, 刘诗阳<sup>1</sup>, 李 辉<sup>1,2\*</sup>

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 100083; 2. 农业农村部农业信息化标准化重点实验室, 北京 100083)

**摘 要:** 针对当前果树智能化剪枝决策研究尚不完善的问题, 以树形分析和人工智能剪枝决策为基础, 建立苹果树剪枝决策系统。提出基于局部点云的树枝三维骨骼提取方法, 该方法采用 Harris 角点检测、凝聚层次、深度层次分析算法提取三维骨骼关键点, 并基于线覆盖法建立树枝的空间向量, 获取苹果树枝的三维空间形态特征数据, 从而生成树枝的三维骨骼图, 实现真实树枝的数字化模拟; 提出基于 BP 神经网络的剪枝决策方法, 以三维骨骼图特征, 实现根据输入的果树数据自动分析并生成剪枝方案。结果表明, 剪枝决策方案对于背上枝和向心枝的辨别程度较好, 准确率均达到 90% 以上, 对于干扰枝的总检出率 85.71%, 整体符合要求。该系统实现了苹果树剪枝环节的数字化处理和智能化剪枝, 为果树科学剪枝提供可靠的工具。

**关键词:** 智能系统; 农业工程; 苹果剪枝; 三维点云; BP 神经网络

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.2.020

中图分类号: S661.1

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2021)-2-0170-07

李鑫星, 梁步稳, 刘诗阳, 等. 采用局部点云和 BP 神经网络的苹果树剪枝决策系统构建[J]. 农业工程学报, 2021, 37(2): 170-176. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.2.020 http://www.tcsae.org

Li Xinxing, Liang Buwen, Liu Shiyang, et al. Pruning decision system for apple tree based on local point cloud and BP neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2021, 37(2): 170-176. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.2.020 http://www.tcsae.org

## 0 引 言

中国苹果种植面积和总产量位居世界首位, 仅 2018 年苹果产量高达 2.57 亿 t<sup>[1-2]</sup>。然而中国果树种植智能化和自动化水平较低, 苹果平均单位面积产量与发达国家仍有较大差距, 达到出口要求的高档苹果不足总产量的 20%, 远低于国际水准<sup>[3]</sup>。而良好的果树修剪技术可以极大地提高果树的光合作用效率, 优化果树营养运输和分配, 从而提升果实的产量和品质。然而果树剪枝对从业者技术要求较高, 需要经过科学理论学习并具有丰富的经验。为了降低苹果的生产成本, 提高其品质和单位产量, 剪枝方法亟需向自动化、智能化发展<sup>[4-5]</sup>。

现代果树剪枝技术可分为机械剪枝和虚拟剪枝<sup>[6]</sup>。机械剪枝通过制作复杂的剪枝机械代替人工劳动实现树木的自动化或半自动化剪枝, 可有效解决人工劳动强度大、效率低问题, 但其仅适用于果树粗剪, 难以实现精细化剪枝<sup>[7-9]</sup>。而虚拟剪枝通过构建虚拟果树生长空间, 并仿真模拟果树的生物信息, 定量评估剪枝效果, 有效克服机械剪枝的高破坏性、不可逆性, 提供科学的剪枝决策<sup>[6,10]</sup>。Kolmani 等<sup>[11]</sup>提出了一种基于离散差分进化的虚拟树修剪算法, 在考虑树木距离基础上优化树木的整

体阳光摄入量, 使其朝着期望的生长形式发展。Bai 等<sup>[12]</sup>基于二维激光扫描技术提取了果树的生长参数, 并提出了整枝及主干修剪方法; 郭彩玲等<sup>[13]</sup>利用三维激光扫描仪获取冠层的点云数据, 并提出基于颜色取样的苹果树枝点云数据提取方法; 杨丽丽等<sup>[14]</sup>对冬季落叶后的苹果树进行扫描获取果树的三维骨骼图, 并基于多项式拟合函数, 为虚拟苹果树修剪仿真提供数学规律; Kolmanic 等<sup>[15]</sup>建立计算机图形的交互式实时三维苹果树剪枝教育系统用于模拟苹果树剪枝训练。虚拟剪枝多从生物量、生长信息定量果树最优剪枝方式, 但其多停留在数学模型、图像处理及仿真模拟上。

果树修剪本质上是一个随机、非线性、复杂的系统, 然而由国内外研究现状可知, 目前结合人工智能技术的智能化剪枝决策研究尚不完善, 且没有科学的剪枝决策软件系统辅助农户剪枝。因此, 本文以苹果树剪枝环节为例, 提出基于局部点云和 BP 神经网络的苹果树剪枝方法, 并开发设计苹果树剪枝系统, 可供树形分析和辅助剪枝决策, 便于果园从业者进行剪枝活动, 从而有效指导苹果的种植和生长, 实现产效最大化。

## 1 系统设计

### 1.1 系统需求分析

本系统结合北京八口果树园、十三陵种植园等果园的实地需求调研, 综合考虑苹果产业从业者的实际需求, 基于瀑布模型开发方法, 对苹果树剪枝决策系统进行需求分析<sup>[16]</sup>。将系统功能大体分为三类: 树枝三维骨骼提取功能、苹果树剪枝功能、苹果树剪枝资料查询功能,

收稿日期: 2020-08-14 修订日期: 2020-12-21

基金项目: 北京市重点实验室开放课题 (BUBD-2017KF-09); 公益性行业 (农业) 科研专项 (201303106)

作者简介: 李鑫星, 副教授, 研究方向为农业信息化技术。

Email: lxxcau@cau.edu.cn

\*通信作者: 李辉, 高级实验师, 研究方向为农业大数据技术应用。

Email: caulihui@cau.edu.cn

如图 1 所示。

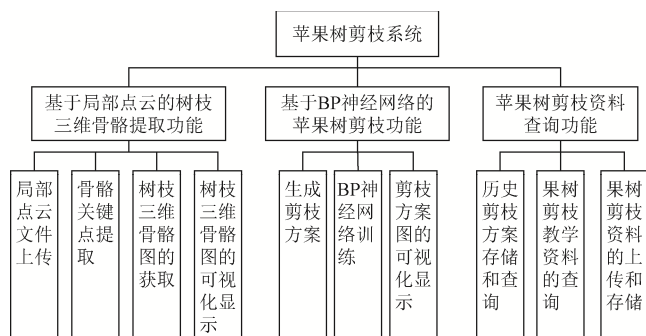


图 1 系统功能模块

Fig.1 System function module diagram

## 1.2 系统架构设计

在智能化剪枝决策的基础上, 结合系统需求设计了系统架构, 如图 2 所示。系统分为数据层、业务逻辑层和界面层 3 个层。数据层负责将采集到的果园各项数据进行组织化处理并保存在数据库中, 业务逻辑层利用数据层中存储的数据进行分析和处理, 用以实现各项系统功能, 最后将结果反馈回界面层中, 以供用户查看。

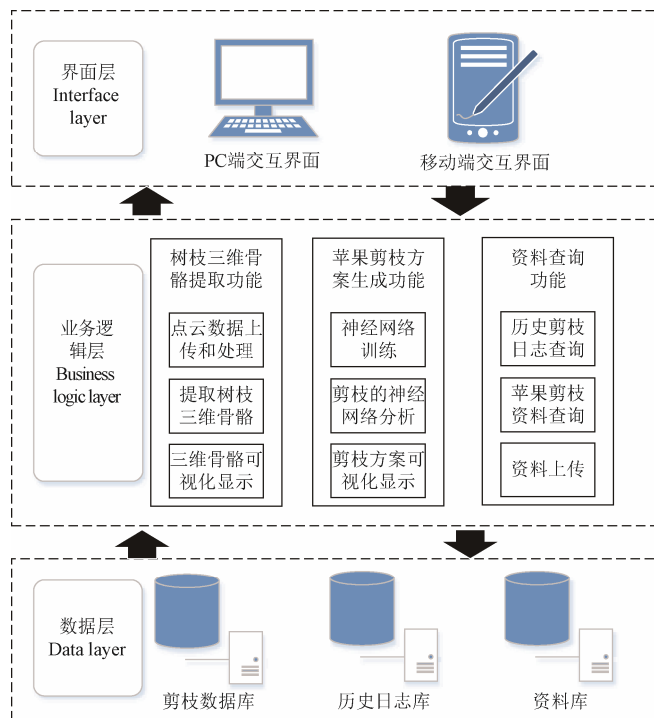


图 2 系统架构

Fig.2 System architecture

## 2 系统关键模型设计

### 2.1 研究对象分析

苹果树在生长过程中, 如果没有人工干预, 会出现很多不适合苹果增产的异常树形, 其果树产量往往堪忧。干扰果树正常生长的干扰枝可以大体上分为绝对干扰枝和相对干扰枝。相对干扰枝的判别标准模糊且无统一原则, 对果树生长影响较小甚至有一定益处。绝对干

扰枝指具有鲜明的形态特征, 在树枝的各个生长阶段均大量存在, 且严重压制果树正常营养运输和分配的树枝, 是苹果剪枝的重中之重<sup>[17]</sup>, 因此本文研究对象主要为绝对干扰枝。绝对干扰枝主要有 3 种, 分别是背上枝、向心枝和竞争枝。背上枝和向心枝可单独判别, 无需对照参考, 如图 3a 所示; 而竞争枝形态特征类似于保留枝, 但是其以更有利于营养运输的形态存在, 因此在判别竞争枝的时, 需要与对应的保留枝进行对比, 如图 3b 所示。



A. 背上枝; B. 向心枝

A. Back branch; B. Centripetal branch

a. 无需对照的干扰枝类型

a. Interference branches without comparison



C. 竞争枝; D. 保留枝

C. Competitive branch; D. Reserved branch

b. 需与保留枝对照的干扰枝类型

b. Interference branch compared with reserved branch

图 3 绝对干扰枝类型及保留枝

Fig.3 Types of absolute interference branches and reserved branch

### 2.2 树枝三维骨骼提取方法

苹果树剪枝决策的先决条件是将现实中的真实树枝转化为数字化的模拟树枝。为解决这一问题, 本研究提出基于局部点云的苹果树树枝三维骨骼提取方法, 并以此生成苹果树三维骨骼图。该三维骨骼图可供剪枝决策, 也可以为苹果产业从业者进行树形分析提供数据支持。

#### 2.2.1 数据采集

数据采集地点为北京八口果树园, 选取初果期纺锤形苹果树作为试验对象, 数据采集时间选择在傍晚 19:00。选取使用了基于 TOF (Time of Flight) 原理的深度相机 MESASR4000 作为数据采集设备<sup>[18-19]</sup>, 该深度摄像头最大有效拍摄范围 5 m, 校准范围 0.8~5m, 绝对精度 10 mm, 最大帧速率 54FPS, 像素矩阵尺寸 176×144, 获取数据格式为 ASC 点云格式。其通过光脉冲发射器发

射出的原始光信号与接受到的反射光信号之间相位的差值来计算目标物体和 TOF 相机的距离值。其原理可以表达为

$$T = \frac{c\Delta\varphi}{4\pi f} \quad (1)$$

式中  $c$  为光速, m;  $\Delta\varphi$  为原始光信号与接受光信号的相位差, 弧度;  $f$  为调制频率, Hz。

本次共选择采集 15 棵形状较为规则的果树进行数据采集, 每棵树选择 8 个角度对果树的树枝部分进行拍摄, 共采集 120 个数据集。

### 2.2.2 三维骨骼提取方法

剪枝决策算法主要依赖于树枝的空间特征和形态特征, 即树枝的三维骨骼。因此, 实际需要得到的是一张反应树枝空间结构的图  $G(V, E)$ 。其中  $V$  为骨骼关键点集合,  $E$  为关键点的邻接矩阵。本方法首先寻找树枝骨骼的关键点, 即树枝的起始点与终结点。对于在同一根主枝上生长的多根树枝, 则需要找出其在主枝上的分生点。此后, 根据关键点在二值图像上的区域关系判断其是否存在连接关系, 并得出邻接矩阵  $E$ 。算法流程如图 4 所示。

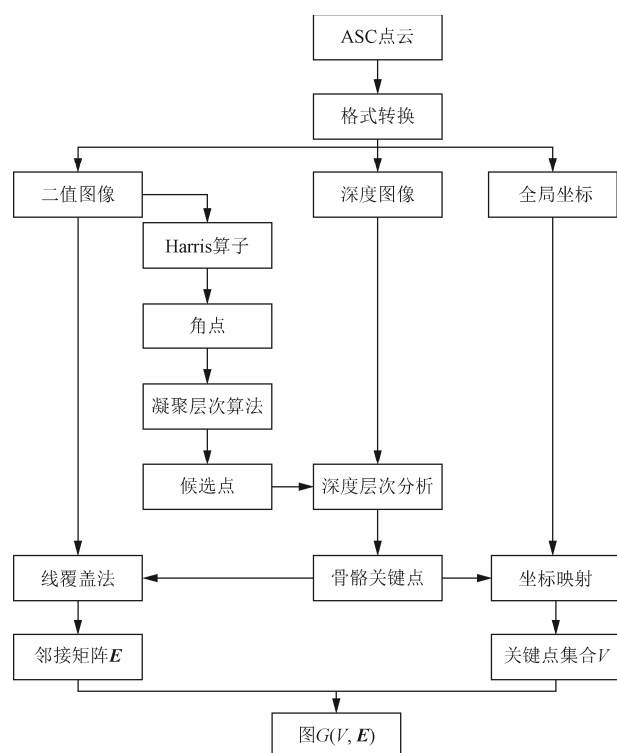


图 4 三维骨骼提取方法流程图

Fig.4 Flow chart of 3D bone extraction method

1) 基于 Harris 角点检测算法生成初始候选点。对二值图像进行处理, 将检测到的角点作为初始候选点<sup>[20]</sup>。

2) 基于凝聚层次算法筛选邻近候选点。树枝生长时存在一定粗细度, 致使树枝左右两侧均可被检测到一个角点; 此外, 当出现复杂枝条交叉场景中, 也会产生大量无效候选点, 对于初始候选点中存在的邻近候选点, 采用凝聚层次算法筛选产生的邻近候选点, 并将其合并为一个聚类簇。

3) 基于深度层次分析算法提取三维骨骼关键点。树枝复杂生长情况导致存在树枝彼此之间相互交叉, 交叉时会产生多个角点, 而这些角点并不是我们需要的树枝骨骼关键点, 而是由于视觉因素产生的无效候选点。此类候选点的特点是其邻域内存在多条交叉树枝, 因此其深度数据会呈现多层次性, 每一根交叉的树枝会提供一个额外的深度层次。而非交叉点仅存在两层: 树枝层和背景层。利用交叉候选点的这一特点, 可以通过聚类对像素点邻域做深度层次分析, 从而判断该点是否为交叉候选点。

4) 基于线覆盖法建立树枝的空间向量。经过处理后的关键点集合  $V$  中点与点之间彼此独立, 不具备逻辑关系, 因此需要先以获取的关键点为基础, 判断任意两关键点间是否存在一根树枝, 即判断点与点之间是否具有连接关系。针对这一问题, 提出了取线覆盖法予以解决。

### 2.2.3 三维骨骼提取方法的实验验证

采集的点云数据为 ASC 格式, 大小为  $(176 \times 144)$  行 3 列的矩阵, 其内容为全局坐标  $(x, y, z)$ 。其中第三列  $z$  值即为该点深度值函数  $d$ , 即  $d(x, y) = z$ 。

将点云数据进行处理, 通过式 (2) ~ (3) 可以分别获得二值图像与深度图像。

二值图像映射后深度值  $D_1$  为

$$D_1 = \begin{cases} 255 & d > 0 \\ 0 & d = 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中  $d$  为该点原始深度值。 $d=0$  代表无深度 (即未检测到物体)。

深度图像映射后深度值  $D_2$  为

$$D_2 = \frac{255d}{d_{\max}} \quad (3)$$

式中  $d_{\max}$  为所有点中最大深度值。将深度值按比例放大到灰度区间  $(0, 255)$  即获得了目标的深度值  $D_2$ 。

考虑到 SR4000 易受光照影响, 获取的二值与深度图像均存在噪声, 因此对二值图像进行高斯滤波后再进行骨骼提取。角点检测及无效点剔除过程如图 5 所示。

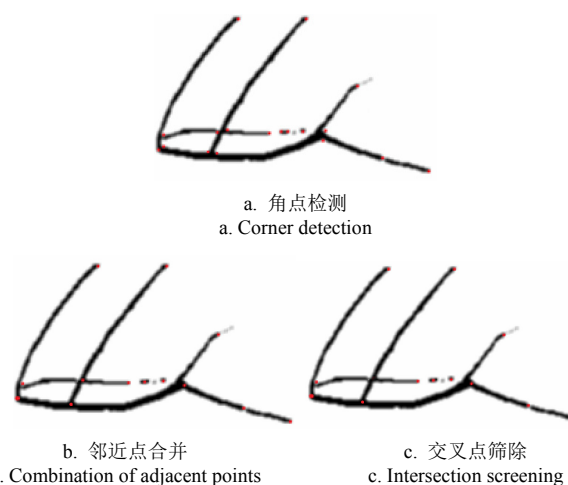
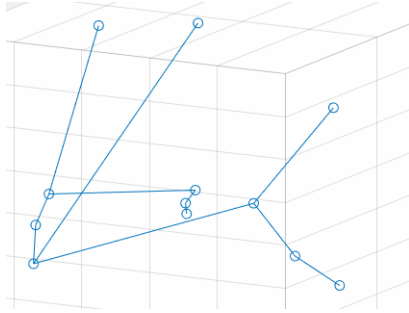


图 5 角点检测及无效点剔除效果展示

Fig.5 The show of corner detection and the screening process of invalid points



根据线覆盖法得到邻接矩阵  $E$ ；同时根据角点检测后点  $P$  的坐标获取三维关键点全局坐标  $O(x,y,z)$ ，从而获得三维骨骼关键点集合  $V$ 。图  $G(V,E)$  在三维坐标中建立的树冠三维骨骼模型如图 6 所示。



注：图中点为树枝骨骼关键点；线表示苹果树枝。

Note: The points are the key point of branches; the lines represent the apple branches.

图 6 三维骨骼模型

Fig.6 3D bone model

### 2.3 基于 BP 神经网络的苹果剪枝方法

针对果树修剪的高度抽象、非线性、多变量耦合性的问题，采取 BP 神经网络实现苹果树剪枝决策功能<sup>[21-23]</sup>。

#### 2.3.1 模型建立

##### 1) 激活函数选用

本研究需分析树枝是否剪除，且还需判别该树枝的干扰枝类型，即本研究属于多分类问题。因此，选用 Softmax 作为激活函数。

##### 2) 输入层

对树枝做 BP 神经网络训练需要拟定输入层的值，这些值应该具备反应树枝空间特性的能力。综合考虑了树枝的形态特征和实际采集情况，以标定杆为  $Z$  轴，南北方向为  $X$  轴，东西方向为  $Y$  轴， $X$  轴正方向为  $0^\circ$  角，建立柱坐标系。规定：每根树枝从主枝上的分生点为该树枝的起始节点，树枝生长的末端为该树枝的末端节点。据此拟定如下 5 个特征值：树枝纵向高度  $\Delta h$ ，树枝径向长度  $\Delta r$ ，树枝生长角度  $\Delta \alpha$ ，树枝平均直径  $\bar{d}$ ，树枝弯曲度  $\rho$ 。

由于本文构建的神经网络模型输入层限定为树枝的 5 个形态特征值，实际输出的图  $G(V,E)$  无法直接输入神经网络，需要将  $G(V,E)$  的数据进行处理，转化为树枝的形态特征值。

遍历邻接矩阵  $E$ ，并取出矩阵  $E$  中值为 1 所对应的点  $P_i(x_i, y_i, z_i)$ 、 $P_j(x_j, y_j, z_j)$  构成了树枝的空间向量  $\vec{a}$

$$\vec{a} = (x_i - x_j, y_i - y_j, z_i - z_j) \quad (4)$$

树枝的空间向量可以转化为柱坐标系下的空间向量  $\vec{b}$

$$\vec{b} = (h, r, \alpha) = \left( z_i - z_j, x_i - x_j, \arctan \frac{y_i}{x_i} - \arctan \frac{y_j}{x_j} \right) \quad (5)$$

式中  $h$  为高度，m； $r$  为径向距离，m； $\alpha$  为方位角，弧度。

返回二值图中，以点  $P_i(x_i, y_i)$  为中心，分别在其 8 个

方向上搜索第一个空白像素的位置，即获得  $(x+k_1, y)$ ， $(x-k_2, y)$ ， $(x, y+k_3)$ ， $(x, y-k_4)$ ， $(x+k_5, y+k_5)$ ， $(x-k_6, y-k_6)$ ， $(x+k_7, y-k_7)$ ， $(x-k_8, y+k_8)$ 。则该点直径  $d_i$  近似为

$$d_i = \min \{k_1 + k_2, k_3 + k_4, k_5 + k_6, k_7 + k_8\} \quad (6)$$

同理计算  $P_j(x_j, y_j, z_j)$  点的直径  $d_j$ ，最终根据  $P_i(x_i, y_i, z_i)$  和  $P_j(x_j, y_j, z_j)$  点的直径  $d_i$  和  $d_j$  求得该树枝的整体直径  $d$ 。

$$d = 0.5(d_i + d_j) \quad (7)$$

综上，从树枝三维骨骼关键点中可以计算出该段树枝的形态特征值

$$(\Delta h, \Delta r, \Delta \alpha, d, \rho) = \left( z_i - z_j, x_i - x_j, \arctan \frac{y_i}{x_i} - \arctan \frac{y_j}{x_j}, 0.5(d_i + d_j), 1 \right) \quad (8)$$

最后，将所有三维骨骼提取出的树枝数据转化为上述 5 个形态特征值，输入到经过训练得到的 BP 神经网络模型，可以得到对每个树枝的分类判断。

#### 3) 输出层

输出层有 1 个节点，表示这个树枝的类别， $N$  的取值为  $(0, 1, 2, 3)$ 。当  $N=0$  时，该树枝为需要保留；当  $N \neq 0$  时，该数值为需要剪除。 $N=1$  为背上枝， $N=2$  为向心枝， $N=3$  为竞争枝。

#### 4) 隐含层

为了选择神经网络模型性能最优化的隐含层节点数，基于交叉验证方法，以误差精度为评估指标，对模型进行性能测试，并确定隐含层节点为 10。

#### 5) 网络参数调优

初始权重采用随机初始化，随着迭代次数增多，随机梯度下降法逐渐接近最优解。不同学习率下模型性能变化如表 1 所示。可见，当学习率达到 0.85 后，模型的精度基本不会发生太大变化，但是随着学习率的减少，训练时长显著上升。因此学习率选择 0.85 最为合适。

表 1 不同学习率的性能对比

Table 1 Comparison between learning rate and model performance

学习率 Learning rate	损失量 Loss	训练时间 Time/s
0.95	0.052	18
0.90	0.047	32
0.85	0.029	48
0.80	0.025	75
0.75	0.025	93

#### 2.3.2 误差分析

本文采取准确率、精确率、召回率和  $F1$  指数对基于 BP 神经网络模型的树枝剪枝分类问题进行评价，如表 2 所示。

此模型对于背上枝和向心枝的辨别程度较好，准确率在 0.9 以上， $F1$  分数在 0.8 以上。对竞争枝的分类准确率略低，为 0.740。考虑到竞争枝和另外 2 种树枝存在一些差异，即背上枝和向心枝不受到其他枝条的干扰，满足空间形态特征即可以判别，属于独立干扰枝。但是竞

争枝的判别需要与一个对应的保留枝进行比较, 选择其中之一剪除, 即竞争枝的判别需要借助与其在同一主枝上分生的保留枝, 不属于独立干扰枝, 因此竞争枝的判断精度略低。

从整体上看, 该模型精度与其他传统方法相比有了明显的提高, 可根据输入的树枝形态特征参数进行类型判别, 分析该树枝是否需要剪除, 实现对三类绝对干扰枝, 即背上枝、向心枝和竞争枝的分类, 可以有效应用于纺锤形简单树形的苹果树剪枝。

表 2 BP 神经网络模型性能  
Table 2 Performance of BP neural network model

树枝类型 Type of branches	准确率 Accuracy	精确率 Precision	召回率 Recall	F1 分数 F1-score
保留枝	0.830	0.879	0.765	0.818
背上枝	0.903	0.761	0.890	0.820
向心枝	0.973	0.933	0.840	0.884
竞争枝	0.740	0.714	0.800	0.755

### 3 系统构建与应用

在第二章和第三章的基础上, 建立基于局部点云的树枝三维骨骼提取算法与基于 BP 神经网络的剪枝决策系统, 实现智能化苹果树形管理。

#### 3.1 系统构建

本文所构建的苹果树剪枝系统是基于 B/S 模式的, 系统采用 MVC 模式开发, 采用 Python 作为主要开发语言, 使用了开源框架 Django 与深度学习开发平台 Tensorflow 进行开发, 同时应用了 MySQL 数据库与 Webservice 技术<sup>[24]</sup>。

#### 3.2 系统功能

##### 1) 苹果树虚拟剪枝功能

本功能通过对上传的 ASC 点云数据文件进行处理, 从而得到树枝的三维骨骼关键点, 并据此生成树枝的三维骨骼图。同时, 利用已经训练好的 BP 神经网络模型, 对树枝关键点进行智能分析, 对苹果树树形进行优化修剪, 得出剪枝方案, 并生成剪枝方案图, 以保障果树来年正常结果产出。具体实现如图 7a 所示。

##### 2) 苹果树查询与存储应用功能

果树剪枝资料查看功能是本系统功能的拓展和完善。用户可以在内置的果树剪枝资料库中浏览, 查询用户希望学习的剪枝教学文件; 也可以调阅本系统的往期苹果树剪枝记录, 以历史记录作为剪枝案例进行学习; 当用户搜集到一些系统内尚未登录的优质教学资源, 用户可以上传到数据库共享和留存。具体实现如图 7b 和 7c 所示。



a. 苹果树形管理界面  
a. Apple tree shape management interface

b. 剪枝记录查询界面  
b. Pruning record query interface

c. 剪枝资料上传界面  
c. Pruning data upload interface

图 7 系统应用界面  
Fig.7 System interfaces

#### 3.3 系统应用测试

本节将建立的苹果树剪枝系统与实际剪枝结果进行对比, 探讨最终的剪枝决策系统的性能并对其进行评估。

本文共随机抽取 15 个 ASC 点云数据, 对其进行完整的基于局部点云与神经网络的剪枝决策, 得出对应的树枝三维骨骼图和剪枝方案图。对每个三维骨骼图进行人工分析, 判断出该图中的背上枝、向心枝、竞争枝数目, 并与剪枝决策图结果进行对比, 得到结果如表 3 所示。

对于大部分 ASC 点云数据, 剪枝决策方法可以做到 100% 检出, 该模型对于背上枝和向心枝的辨别程度较好, 错误率主要出现在树枝主干和主枝上。少部分形态较为复杂的 ASC 点云数据会存在少量漏检, 总检出率 85.71%, 符合期望。综上所述, 基于局部点云与神经网络的剪枝决策系统符合实际预期需求。

表 3 剪枝决策系统应用与测试

ASC 文件 The number of ASC	背上枝 Back branch	向心枝 Centripetal branch	竞争枝 Competitive branch	总错 检数 Fault detection number	总检 出率/% Detection rate	错误 率/% Error rate
1	1	1	0	0	100.00	0.00
2	1	1	0	1	100.00	66.67
3	1	1	1	0	100.00	0.00
4	3	1	0	2	33.33	66.67
5	0	0	0	1	100.00	0.00
6	0	0	2	0	100.00	0.00
7	2	2	0	1	100.00	33.33
8	1	1	0	1	100.00	33.33
9	2	2	0	1	100.00	33.33
10	1	1	0	0	100.00	0.00
11	0	0	1	1	100.00	0.00
12	0	0	0	1	100.00	0.00
13	3	2	0	1	66.67	33.33
14	1	1	1	1	100.00	0.00
15	2	1	0	1	50.00	66.67
合计	18	14	5	8	85.71	29.41

## 4 结 论

本文以苹果树剪枝环节为研究对象, 提出了基于局部点云的树枝三维骨骼提取方法和基于 BP 神经网络的剪枝决策方法, 并构建了苹果树剪枝决策系统, 为推进智慧农业普及, 提高自动化、信息化提供了有效的软件工具。

1) 针对果园生产过程中信息化程度较低的问题, 实现基于局部点云的三维骨骼提取, 生成树枝的三维骨骼图, 实现真实树枝的数字化模拟, 提高信息化水平。

2) 针对剪枝技术门槛较高的问题, 以苹果树剪枝为例, 建立了基于 BP 神经网络的苹果树剪枝模型。该模型可以根据输入的树枝形态特征参数进行类型判别, 分析该树枝是否需要剪除, 并实现对三类绝对干扰枝, 即背上枝、向心枝和竞争枝的分类, 经过试验验证, 此模型对于竞争枝准确率为 0.740, 背上枝、向心枝准确率均可达 0.900 以上。

3) 以局部点云和 BP 神经网络为算法核心, 构建了苹果树剪枝决策系统, 根据输入的果树数据自动分析并生成剪枝方案, 辅助从业人员进行剪枝活动。经过实际验证, 剪枝决策系统对干扰枝的总检出率 85.71%, 整体符合要求。

### 【参 考 文 献】

- [1] 国家统计局. 中国统计年鉴[M]. 北京: 中国统计出版社, 2019.
- [2] 张强强, 闫贝贝, 施凡基, 等. 1978-2016 年中国水果增产格局及贡献因素研究[J]. 干旱区资源与环境, 2019, 33(10): 65-71.  
Zhang Qiangqiang, Yan Beibei, Shi Fanji, et al. Spatiotemporal pattern of fruit output increase in China from 1978 to 2016 and the contribution factors[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2019, 33(10): 65-71. (in Chinese with English abstract)
- [3] Wang N, Joost W, Zhang F, et al. Towards sustainable intensification of apple production in China-Yield gaps and nutrient use efficiency in apple farming systems[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2016, 15(4): 716-725
- [4] Mika A, Buler Z, Treder W. Mechanical pruning of apple trees as an alternative to manual pruning[J]. Ogronictwo, 2016, 15(1): 113-121.
- [5] Musacchi S, Serra S. Apple fruit quality: Overview on pre-harvest factors[J]. Scientia Horticulturae, 2018, 234: 409-430.
- [6] 李守根, 康峰, 李文彬, 等. 果树剪枝机械化及自动化研究进展[J]. 东北农业大学学报, 2017, 48(8): 88-96.  
Li Shougen, Kang Feng, Li Wenbin, et al. Progress advance on pruning mechanization and automation of fruit trees[J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2017, 48(8): 88-96. (in Chinese with English abstract)
- [7] Tomasz N, Magdalena D, Micha S, et al. A method for evaluating the size of damages to fruit trees during pruning using different devices[J]. Scientia Horticulturae, 2018, 242: 30-35.
- [8] Korayem M H, Shafei A M, Seidi E. Symbolic derivation of governing equations for dual-arm mobile manipulators used in fruit-picking and the pruning of tall trees[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2014, 105: 95-102.
- [9] Castillo-Ruiz F J, Sola-Guirado R R, Castro-Garcia S, et al. Pruning systems to adapt traditional olive orchards to new integral harvesters[J]. Scientia Horticulturae, 2017, 220: 122-129.
- [10] Jiménez-Brenes F M, López-Granados F, De Castro A I, et al. Quantifying pruning impacts on olive tree architecture and annual canopy growth by using UAV-based 3D modelling[J]. Plant Methods, 2017, 13(1): 1-15.
- [11] Kolmani S, Strnad D, Kohek T, et al. An algorithm for automatic dormant tree pruning[J]. Applied Soft Computing, 2020, 99: 106931.
- [12] Bai J, Xing H Q, Ma S C, et al. Studies on parameter extraction and pruning of tall-spindle apple trees based on 2D laser scanner[J]. IFAC-PapersOnLine, 2019, 52(30): 349-354.
- [13] 郭彩玲, 刘刚. 基于颜色取样的苹果树枝干点云数据提取方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(10): 189-196.  
Guo Cailing, Liu Gang. Point cloud extraction of apple tree canopy branch based on color sampling[J]. Transactions of The Chinese Society of Agricultural Machinery, 2019, 50(10): 189-196. (in Chinese with English abstract)
- [14] 杨丽丽, 张大卫, 谢锐, 等. 初果期苹果树剪枝仿真研究[J]. 农业机械学报, 2017, 48(S1): 98-102, 333.  
Yang Lili, Zhang Dawei, Xie Yue, et al. Study on pruning simulation of apple trees at initial fruit stage[J]. Transactions of The Chinese Society of Agricultural Machinery, 48(S1): 98-102, 333. (in Chinese with English abstract)
- [15] Kolmanic S, Tojnko S, Unuk T, et al. The computer-aided teaching of apple tree pruning and training[J]. Computer applications in engineering education, 2017, 25(4): 568-577.
- [16] 王静. 苹果种植户技术选择行为研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2013.  
Wang Jing. Technology Choice Behaviors of Apple Farmer Household[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2013. (in Chinese with English abstract)
- [17] Sus J, Zeinero R, Zika L. Influence of the pruning system on the growth and productivity of slender spindle apple trees[J]. Horticultural science, 2018, 45(2): 55-63.
- [18] Karkee M, Adhikari B, Amatya S, et al. Identification of pruning branches in tall spindle apple trees for automated pruning[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2014, 103: 127-135.
- [19] Liu S, Yao J, Li H, et al. Research on 3D skeletal model extraction algorithm of branch based on SR4000[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2019, 1237(2): 022059.
- [20] 洪改艳, 芮廷先, 俞伟广, 等. Harris 角点检测的优化算法[J]. 计算机系统应用, 2017, 26(4): 169-172.  
Hong Gaiyan, Rui Tingxian, Yu Weiguang, et al. Improved algorithm based on harris corner detection[J]. Computer Systems & Applications, 2017, 26(4): 169-172. (in Chinese with English abstract)
- [21] Pan H, Yang J, Shi Y, et al. BP neural network application model of predicting the apple hardness[J]. Journal of Computational and Theoretical Nanoscience, 2015, 12(9): 2802-2807.

- [22] Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. *Nature*, 1986, 323(6088): 533-536.
- [23] 郭丽丽, 丁世飞. 深度学习研究进展[J]. *计算机科学*, 2015, 42(5): 28-33.
- Guo Lili, Ding Shifei. Research progress on deep learning[J]. *Computer Science*, 2015, 42(5): 28-33. (in Chinese with English abstract)
- [24] Perondi D, Fraisse C, Dewdney M M, et al. Citrus advisory system: A web-based postbloom fruit drop disease alert system[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 178: 105781

## Pruning decision system for apple tree based on local point cloud and BP neural network

Li Xinxing<sup>1,2</sup>, Liang Buwen<sup>1</sup>, Liu Shiyang<sup>1</sup>, Li Hui<sup>1,2\*</sup>

(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China; 2. Key Laboratory of Agricultural Informatization Standardization, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100083, China)

**Abstract:** Apples are the most widely consumed fruits in dominant agricultural products with the largest planting area in China. However, mechanized pruning of apple trees is still lacking, particularly on the automation and intelligence, due to high intensity of manual labor in current China. Artificial intelligence techniques for pruning can be expected to greatly improve the photosynthetic efficiency of fruits, thereby optimizing the transport and distribution of nutrients in fruit trees for better yield and quality. In this study, an intelligent decision support system for pruning apple trees was established using the local point cloud and BP neural network, according to tree shape and artificial intelligent decision making framework. The first fruiting fusiform apple trees were selected as experimental subjects, in order to obtain the actual conditions of tree branches in an apple. The data collection site was selected as the Bakou Fruit Tree Experimental Garden in Beijing, China, and the collection time was autumn 2019. A MESA SR4000 Time of Flight (ToF) depth camera was selected as the data acquisition device. 15 fruit trees with regular shapes were set for data collection, 8 different angles for each tree from which to capture the branch part, and finally, a total of 120 datasets were collected. 5 feature values were used to represent the spatial morphology of apple tree branches, where the local point cloud segmentation technique was selected for the 3D skeleton extraction of branches. Specifically, a Harris corner-point detection was conducted to generate the initial candidate points, then to filter the neighboring candidate points by cohesive hierarchy, and thereby extract the 3D skeletal key points by depth hierarchy analysis further to establish the spatial vectors of branches using the line coverage, as well as obtain the 3D spatial morphological feature data of apple tree branches. Thus, a 3D skeletal map of branches was achieved to realize the digital simulation of the real tree branches. A BP neural network using pruning decision was then established to discriminate the competing branches and disturbing branch types (dorsal, centripetal and competing branches) with 3D skeletal maps, while determining whether the branch was cut or not. The learning rate of the system reached 0.85 after training and testing, when the implicit layer node was 10. The pruning decision scheme has a good degree of discrimination for dorsal and centripetal branches, with an accuracy rate of more than 90%. The overall detection rate of interference branches was 85.71%, indicating a high standard level. Taking Python as the programming language, and Django and TensorFlow as the deep learning framework, a new system was developed with the functions of 3D bone extraction of tree branches, pruning apple tree, and information query of apple tree pruning. The system can realize the digital processing and intelligent pruning of apple trees, providing scientific and reliable tools for mechanized pruning of fruit trees.

**Keywords:** intelligent systems; agricultural engineering; apple pruning; three-dimensional point clouds; BP neural network