

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.09.022

基于自适应差分进化算法拟合圆的树干胸径测量方法

胡春华¹ 李萍萍² 金成磊¹ 朱 乐¹

(1. 南京林业大学信息科学技术学院, 南京 210037; 2. 南京林业大学生物与环境学院, 南京 210037)

摘要: 提出一种参数自适应的差分进化算法 (Adaptive differential evolution, ADE) 拟合圆的方法对树干胸径进行测量。采用实验室自制胸径测量平台采集树干胸径数据, 对采集到的数据用 K-means 算法进行聚类, 分割出背景与目标。为提高测量精度, 采用角度补偿法对树干表面点到激光传感器中心的偏角进行补偿。对补偿后的数据, 以激光传感器中心为坐标原点, 计算出树干表面点横纵坐标。最后对树干表面坐标点采用自适应差分进化算法拟合圆, 拟合过程中, 差分进化过程的种群数、进化策略、变异尺度以及交叉概率随着进化过程自适应变化。分别对校园内与人工林地各 40 棵不同大小的树进行了测量与拟合, 其拟合时间为 1.41 s, 拟合结果与实际值比较分析, RMSE 分别为 4.996 mm 与 4.500 mm。并与 Levenberg - Marquardt (LM) 算法、粒子群优化算法 (Particle swarm optimization, PSO) 以及 Hough 变换拟合圆法测量树干胸径进行了分析与比较, 实验结果表明所提方法能更有效准确地测量出树干胸径。

关键词: 单木胸径; 差分进化算法; 激光传感器; 参数自适应

中图分类号: S758.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298 (2018)09-0183-06

Measurement of Tree Diameter at Breast Height Based on Adaptive Differential Evolution Algorithm for Circle Fitting

HU Chunhua¹ LI Pingping² JIN Chenglei¹ ZHU Le¹

(1. College of Information Science and Technology, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China
2. College of Biology and Environment, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

Abstract: A parameter adaptive differential evolution algorithm was proposed to measure the diameter at breast height (DBH) of tree trunk by fitting circle. A DBH measuring platform made by laboratory was utilized to collect the data, and the K-means algorithm was first introduced to cluster the data and segment the background and target. In order to improve the fitting accuracy, the angle compensation method used arc length was employed to compensate the deflection angle of the trunk surface point to the laser sensor center before fitting. Then, the center of laser sensor was taken as the coordinate origin, and the horizontal and vertical coordinates of the trunk surface points were calculated. Finally, the adaptive differential evolution algorithm was proposed to fit the tree trunk surface. In the process of fitting, the number of population, evolutionary strategy, scaling factor and crossover rate of the differential evolution process were adaptively changed with the evolution process. Totally forty different sizes of trees in the campus and artificial forest were measured and fitted respectively, and the fitting time was 1.41 s. The results of the proposed method were compared with the real values of DBH. The RMSE for DBH of trees in the campus and artificial forest were 4.996 mm and 4.500 mm, respectively. At the same time, the results were compared with the Levenberg - Marquardt (LM), particle swarm optimization (PSO) and Hough transform. The experiments validated that the method proposed can measure the DBH more effectively and accurately.

Key words: individual tree diameter at breast height; differential evolution algorithm; laser sensor; parameter adaptive

0 引言

林业生产中,森林资源调查与数据采集是一个重要环节。树木胸径是立木测定的最基本因子之一。测量树木胸径可以了解树木生长状况,为树木可视化以及整个林区的生产控制提供重要数据。早期测量胸径采用卡尺或围尺人工测量^[1],这种测量方式劳动强度大,特别是对于有杂草的森林。随着电子技术的不断发展,各种测量树干胸径方法相继产生,实现无接触的树干胸径测量^[2-16]。有学者采用数字图像方法获取树干胸径,如利用条形码阅读器扫描并读取树干上带有树木胸径的条形码带的数值^[2],获得树干胸径。王雪峰等^[3]采用原野服务器传回的图像,并通过立体的视觉技术重建了远距离树木的胸径。王建利等^[4]采用光学三角形测量理论,搭建一个由线性激光传感器与 CMOS 图像传感器组成的测量系统,通过图像数据与树干坐标信息获取树干表面轮廓图像,最后通过最小二乘拟合椭圆法求取树干胸径。除了直接根据图像获取树干直径以外,FORSMAN 等^[5]采取多视觉图像重构树干,获得树干点云数据,采用 Gauss - Newton 法拟合圆,求取树干胸径。黄晓东等^[6]采用 CCD、倾角传感器、距离传感器等设计了一套自动测量胸径与树高的测量仪。近几年,较多学者采用地面激光点云数据分析树干参数^[7-11],也有较多学者采用二维激光数据测量树干直径^[12-15]。也有学者融合激光传感器与机器视觉测量单木树胸径^[16]。机器视觉比较符合人的思维,但是在自然环境下,容易受到光照等条件的影响。地面激光雷达技术点云数据处理非常费时,二维激光技术特别是胸径位置处采用二维激光技术测量速度较快,且轻便,容易制成测量仪。

在解决优化问题中,差分进化算法(Differential evolution, DE)是一种非常有效的优化算法^[17]。它是由 STORN 等^[18]于 1995 年提出的。为解决差分进化算法对参数敏感的问题,许多研究者提出了参数自适应的差分进化算法。QIN 等^[19]提出了自适应差分进化算法(SaDE)。LIU^[20]提出参数自适应差分算法(JADE)优化 JIT(Just-in-time)与相关向量机(Relevant vector machine, RVM)。PEÑUÑURI 等^[21]针对 DE/rand/1/bin 策略算子提出一种自适应种群数的 DE 算法,找出合适的交叉概率与对应的种群数,变异尺度在 $[0,1)$ 内随机取,该算法对较复杂的函数优化效果较好。本文提出一种新的非接触式测量树干胸径方法,采用实验室自制的基于激光传感器的履带移动机器人胸径测量平台测量树干胸径。针对树干近似圆形,将传感器采集的树干表面

参数用圆进行拟合,拟合出圆的半径,从而获得树干胸径。针对本研究数据,在 PEÑUÑURI 等^[21]研究基础上,加入自适应策略与自适应控制参数,实现圆的参数拟合。

1 实验材料

本文实验数据采用实验室自制胸径测量仪测量获得,其测量平台示意图如图 1 所示,以 Arduino 为微处理器设计测量控制系统。采用长、宽、高为 540、280、110 mm 的履带小车为载体,将控制器以及传感器固定在智能小车平台上。平台上固定一伸缩式铝合金撑杆,底部用螺丝螺母连接于小车底盘上,高度可以调整。撑杆顶端带有三维多角度旋转云台,可以满足多角度的测量需求。激光传感器(VL53L0X 型)与舵机用 L 型连接件连接,采用透明亚克力塑料板作为激光传感器的固定板,用螺丝固定在 L 型金属连接件上。测量平台采用红外接收模块与红外遥控器控制小车前进、后退、左右转、停止以及采集数据等。测量数据存放于控制系统的 SD 卡内。采用超声波传感器测量树干表面到测量平台的距离。

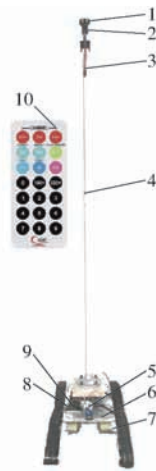


图 1 测量平台示意图

Fig. 1 Sketch of sample collection platform

1. 激光传感器 2. 舵机 3. 控制线 4. 可调整铝合金撑杆
5. 超声波传感器 6. 履带移动机器人平台 7. 电动机 8. 控制系统 9. 红外接收模块 10. 红外遥控器

测量平台可以通过遥控器实现远程控制,控制测量平台运动与数据采集。激光传感器测量范围在 2 m 以内。本实验平台测量范围为 50 ~ 1 000 mm,测量精度为 ± 1.0 mm,舵机转角范围在 $0^{\circ} \sim 180^{\circ}$,环境工作温度为 $-10 \sim 45^{\circ}\text{C}$ 。

2 自适应差分进化算法拟合圆

2.1 拟合圆方程的建立

由于大部分树干呈圆台形,对于同一高度的树

干截面呈圆形,故根据同一平面上任意3个点能确定圆。为了使拟合圆更精确,每次舵机带动激光传感器从 0° 到 180° 采集数据,对同一个方位采集3次。如图2所示,每次采集数据时传感器自动调整到零初始位置。初始位置设置为极坐标起始坐标位置,传感器中心为坐标原点,每隔15 ms 激光传感器转动 1° ,采集一次数据,数据单位均为 mm。将采集到的数据利用 K-means 算法聚类,保留目标数据点。如图2所示,设转动角度与初始位置之间的夹角为 α 。设拟合圆心坐标为 (x_c, y_c) ,半径为 R ,采集样本点 t 时刻的坐标 (x_t, y_t) 到圆心距离为 d_t ,其中 $x_t = \rho_t \cos \alpha, y_t = \rho_t \sin \alpha, \rho_t$ 为传感器到树干表面的距离,为使样本点尽可能拟合在圆心为 (x_c, y_c) 、半径为 R 的圆上,则所有样本点到圆心距离与半径差的和应最小,即优化目标方程为

$$f(\theta) = \sqrt{\sum_{t=1}^N (d_t^2 - R^2)^2} \quad (0 < R < 500 \text{ mm}) \quad (1)$$

$$\text{其中} \quad d_t^2 = (x_t - x_c)^2 + (y_t - y_c)^2 \quad (2)$$

$$\begin{cases} x_c < 1\,000 \\ y_c < 1\,000 \end{cases} \quad (3)$$

式中 N ——目标样本点数 θ ——优化参数

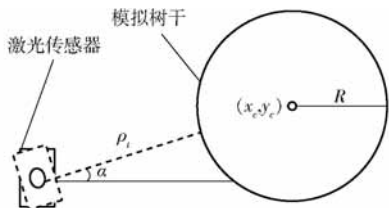


图2 样本采集原理示意图

Fig. 2 Sample collection principal diagram

圆心坐标与半径均为未知数,即优化参数 $\theta = (x_c, y_c, R)$ 。需要拟合优化算法对其进行优化,基于梯度的 Levenberg - Marquardt (LM) 优化算法、进化优化算法、粒子群优化算法等均有各自的优缺点。本文采用差分进化算法拟合圆。

2.2 自适应差分进化算法

差分进化算法是基于群体智能理论的优化算法,通过群体内个体间的合作与竞争产生的群体智能指导优化搜索,主要有变异、交叉与选择3个过程,而算法过程中的种群初始化、种群规模、进化策略、变异尺度以及交叉概率等均影响优化算法的收敛性与鲁棒性。因此本文主要对种群规模、进化策略、进化算子以及交叉概率在进化过程中自适应调整进行研究,其算法过程如下:

(1) 初始化

设置初始化种群与代数以及计算过程中的其他

参数初始值。假设用 $G = 0, 1, \dots, G_{\max}$ 表示进化代数,则当前代数下种群中第 i 个个体表示为

$$\mathbf{X}_{i,G} = (x_{i,G,1}, x_{i,G,2}, \dots, x_{i,G,D}) \quad (i = 1, 2, \dots, N_p) \quad (4)$$

式中 D ——种群个体维数

N_p ——种群个数

在种群初始化时,初始的种群需覆盖整个搜索空间 $\mathbf{R}^D$,初始化为

$$x_{i,0,j} = x_{L,j} + r(x_{U,j} - x_{L,j}) \quad (j = 1, 2, \dots, D) \quad (5)$$

式中 $x_{U,j}$ ——第 j 维的上界

$x_{L,j}$ ——第 j 维的下界

r —— $[0, 1]$ 区间内均匀分布的随机数

种群个数必须大于进化向量数,目前较多的学者对种群个数 N_p 进行研究,种群个数与种群向量幅度有关,本研究采用 PEÑUÑURI 等^[21]提出的种群自适应算法

$$N_p = kD \ln(x_U - x_L + e) \quad (6)$$

式中 k ——比例系数

x_L ——下界 x_U ——上界

本文 D 为3,初始种群数 $N_{p0} = 30$, k 由 PEÑUÑURI 等^[21]提出的自适应算法获取。

(2) 差分变异操作

在当前代数中,对于每一个个体矢量 $\mathbf{X}_{i,G}$ (称为目标矢量),使用变异算子生成一个新的个体 $\mathbf{V}_{i,G}$ (称为变异矢量)。目前变异策略有多种形式,经过多次实验可知 DE/rand/1/bin 策略与 DE/current-to-best/1 策略对圆拟合效果较好,从当前种群中随机挑选3个个体矢量 $\mathbf{X}_{r1,G}$ 、 $\mathbf{X}_{r2,G}$ 与 $\mathbf{X}_{r3,G}$,并选出最优 $\mathbf{X}_{best,G}$,则变异策略为^[22]

$$\mathbf{V}_{i,G} = \begin{cases} \mathbf{X}_{r1,G} + F_i(\mathbf{X}_{r2,G} - \mathbf{X}_{r3,G}) & (r < \zeta) \\ \mathbf{X}_{i,G} + F_i(\mathbf{X}_{best,G} - \mathbf{X}_{i,G}) + F_i(\mathbf{X}_{r1,G} - \mathbf{X}_{r2,G}) & (r \geq \zeta) \end{cases} \quad (7)$$

$$\text{其中} \quad \zeta = \lambda \left(1 - \frac{G}{G_{\max}}\right) + \gamma \quad (8)$$

式中 F_i ——变异尺度因子

ζ ——选择概率

λ ——自适应因子,取0.5

γ ——常数,取0.01

对差分矢量进行缩放,从而控制搜索步长。较大 F_i 对全局搜索比较有效,较小的 F_i 可以加速收敛。可见,选择合适的 F_i 非常重要,一般选择 $F_i \in (0.4, 0.9)$,然而对不同的进化代数 F_i 不是一个定值, F_i 随着进化过程变化而动态变化。本文选用文献^[23]提出的按照 Cauchy 分布,其参数随进化代数变化而变化。

(3)交叉操作

差分进化算法采用离散交叉算子:二项式交叉和指数交叉。交叉算子把通过变异操作得到的变异矢量 $V_{i,G}$ 与个体目标矢量 $X_{i,G}$ 进行离散交叉生成试验矢量 $U_{i,G}$,具体的二项式交叉操作为

$$U_{i,G,j} = \begin{cases} V_{i,G,j} & (r < C_{ri} \text{ 或 } j = j_{rand}) \\ X_{i,G,j} & (\text{其他}) \end{cases} \quad (9)$$

式中 C_{ri} ——第 i 次进化交叉概率因子
 j_{rand} ——随机整数

一般 $C_{ri} \in (0,1)$,但在 $C_{ri} \in (0.1,0.8)$ 时更有效。在 j 维上,若随机生成数小于 C_{ri} 时,试验矢量继承变异矢量,反之继承父代目标矢量。一般而言 C_{ri} 越大则选择的交叉位也就越多,意味着试验矢量更倾向于变异矢量。本文 C_{ri} 随着进化过程正态分布,其正态分布均值随进化代数变化而变化^[23]。

(4)选择操作

差分进化算法通过变异操作和交叉操作产生后代群体之后,采用一对一的贪婪筛选算子将子个体与相应的父个体进行比较,较优者保存到下一代,选择操作为

$$X_{i,G} = \begin{cases} U_{i,G} & (f(U_{i,G}) < f(X_{i,G})) \\ X_{i,G} & (f(U_{i,G}) \geq f(X_{i,G})) \end{cases} \quad (10)$$

(5)优化结束条件判断

若不满足最大迭代次数 1 000,继续进化过程,采用式(6)更新种群数,进入变异、交叉与选择过程。否则结束进化优化过程,输出最优值。

3 实验与分析

在林分测定中,胸径(DBH)指树干距离地面上 1.3 m 处树干的直径。本次测量平台为履带机器人平台,样本采集场景如图 3 所示。为验证机器人行走稳定性,在校园与人工林地随机选择大小不同的 40 棵树进行测量,对每一棵树进行标记。为验证本文测量系统测量胸径的准确性,首先对标记好的树采用围尺人工测量出胸径值作为树干胸径实际值,其数据统计分析表如表 1 所示。



图 3 样本采集场景

Fig. 3 Sample collection scene

表 1 样本胸径统计

Tab. 1 DBH statistics of measured sample mm			
	最大值	最小值	均值
校园	310. 24	120. 34	240. 34
人工林地	325. 65	119. 54	223. 94

为验证系统测量的稳定性,分别在阴天的早晨、中午、下午与晴天的早晨、中午、下午进行了 6 次数据测量,每次对每个场景(校园与人工林地)有标记的 40 棵树以相同顺序进行测量记录数据,每次测量 3 个方位,求取平均值作为测量值。实验数据处理器为 Intel i5-6500 CPU 3.2 GHz,内存 8.0 GB,数据处理软件为 Matlab 2016b。

激光传感器采集的数据由树干表面反射到传感器的时间与速度计算出来,由于激光传感器存在一定的发散性,本研究首先将采集的数据经过发散角校正,然后计算树干表面点的坐标值。分别将不同时间段与不同方位采集的数据采用 K-means 算法分割出目标数据。采用文献[14]提出的弧长法矫正激光传感器的发散角,拟合出发散角二次方程,每次计算时采用角度补偿的方式减少误差,拟合 R^2 为 0.907,均方根误差(RMSE)为 0.626°,其方程为

$$F_{\rho} = -0.000\,592\rho^2 + 0.064\,28\rho - 11.1 \quad (11)$$

式中 ρ ——激光传感器中心到树干表面点距离,mm
 F_{ρ} ——补偿角,(°)

补偿角随着距离的增加而增大,因此每次计算树干表面点坐标值之前,将对应的角度减去补偿角即为补偿后角度。

计算出补偿后数据对应的坐标值,采用 2.2 节的自适应差分进化算法拟合圆。图 4 是经过处理后的数据点拟合圆效果图,显示大部分数据点比较集中在圆弧上,极少部分数据有一定的偏差,由于树干表面不是绝对的光滑,因此表面的部分数据不在同一圆弧上。但是对于同一个方向的数据点,大部分在同一个圆弧上。分别对 3 个方向的数据进行分割与拟合,拟合出最优半径,计算 3 个方向的平均值即为本文所求树干胸径。

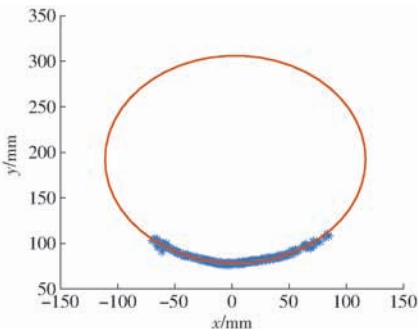


图 4 二维坐标点拟合圆

Fig. 4 Two dimensional coordinate point fitting circle

本次实验分别对基于梯度下降法 Levenberg - Marquardt (LM) 优化算法、非梯度算法粒子群方法 (PSO) 以及本文提出的自适应差分进化算法 (ADE) 进行了比较分析。对同一组数据进行比较,其结果如表 2 所示,基于梯度下降方法的 LM 算法收敛较慢,运行时间较长,PSO 算法与 ADE 算法收敛速度快,而 ADE 算法最快。拟合圆的直径较相近,因此均方根误差 RMSE 相差较小。从实验结果可以看出,ADE 算法较优。

表 2 不同算法拟合结果比较

Tab.2 Comparison of different algorithms

优化算法	时间/s	RMSE/mm	R ²	直径/mm
LM	24.48	1.63	0.96	216.24
PSO	1.50	1.61	0.99	216.46
ADE	1.41	1.42	0.99	216.54

将 Hough 变换算法与 ADE 算法进行比较。对同一棵树的 6 次测量数据进行了统计分析,测量误差在 ±5 mm 之间,求取平均值作为测量值。将实验测量值分别与实际值进行对比分析,图 5 与图 6 分别给出了校园内与人工林地不同直径的 40 棵树胸径测量值与实际值之间的关系。由图 5 与图 6 可知,本文算法数据点较集中。表 3 给出了采用本文算法与 Hough 变换算法拟合的测量值与实际值的直线拟合结果。本文算法对校园内数据拟合直线斜率为 0.993,偏离值为 3.782, R^2 为 0.989, RMSE 为 4.996 mm。而 Hough 变换算法拟合的直线斜率为 1.038,偏离值为 -7.981, R^2 为 0.947, RMSE 为 12.18 mm。对于人工林地,本文拟合算法的 RMSE 为 4.500 mm, Hough 变换算法的 RMSE 为 11.97 mm。由实验分析可知,本文测量胸径方法受样地场景影响较小。虽然本文算法拟合圆效果较好,但是实际值与测量值之间存在一定的误差。引起误差的因素较多,如树干实际测量的误差、传感器误差以及传感器发散角补偿误差等。在以后的研究工作中,应尽量减少测量误差,提出更有效的发散角补偿算法,使测量值更逼近于真实值。

4 结论

(1)采用实验室自制的基于激光传感器的胸径测量平台对校园内与人工林地不同直径的 40 棵树进行多次测量,每次测量对同一棵树采集 3 个方向的数据,每个方向采集 3 次,获得不同方位的测量数据,并将数据保存于 SD 卡。

(2)对采集的数据采用 K-means 进行聚类,分

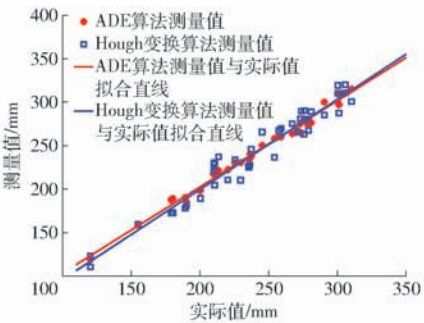


图 5 校园内树干胸径测量值与实际值关系

Fig.5 Relationship between actual DBH and measured DBH in campus

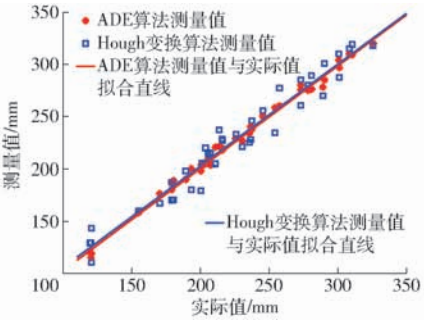


图 6 人工林地树干胸径测量值与实际值关系

Fig.6 Relationship between actual DBH and measured DBH in artificial forest

表 3 本文算法与 Hough 变换算法拟合圆测量值与实际值之间的关系

Tab.3 Relationship between actual DBH and measured DBH by using ADE and Hough respectively

拟合方法	拟合方程	RMSE/mm	R ²
ADE 算法	校园内 $y = 0.993x + 3.782$	4.996	0.989
	人工林地 $y = 0.979x + 4.975$	4.500	0.993
Hough 变换算法	校园内 $y = 1.038x - 7.981$	12.18	0.947
	人工林地 $y = 0.973x + 8.512$	11.97	0.955

割出背景与目标。采用弧长法计算出补偿角与激光传感器到树干表面点距离的拟合公式。将采集到的数据角度分别减去补偿角度,对分割的目标样本数据进行补偿。对补偿后的数据,以激光传感器中心为坐标原点,计算出树干表面点的横纵坐标。

(3)根据每棵树的横纵坐标,分别采用基于梯度的 LM 优化算法、粒子群 (PSO) 优化算法、本文提出的自适应差分进化算法以及 Hough 变换算法拟合圆测量出树干胸径,并对测量值与实际值进行了分析与比较。本文算法拟合时间最短,为 1.41 s,对校园内和人工林测量结果与实际值比较分析, RMSE 分别为 4.996 mm 与 4.500 mm。实验结果表明,本文提出的自适应差分进化算法收敛快,且比 Hough 变换拟合圆方法更逼近真实值。

参考文献

- 胡春华,李萍萍,朱咏莉. 基于 Levenberg - Marquardt 算法的杨树枝干建模[J/OL]. 农业机械学报, 2014, 45(10): 272 - 276. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20141042&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.10.042.
- HU Chunhua, LI Pingping, ZHU Yongli. Poplar branch and trunk modeling based on Levenberg - Marquardt[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(10): 272 - 276. (in Chinese)
- 关强,尹丽丽,李志鹏,等. 基于超声测距的定高树径测量仪的研究[J]. 东北林业大学学报, 2006, 34(4): 27 - 30.
- GUAN Qiang, YIN Lili, LI Zhipeng, et al. Research of measuring instrument for tree diameter based on ultrasonic distance measurement[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2006, 34(4): 27 - 30. (in Chinese)
- 王雪峰,冯银花. 基于原野服务器的远程树木直径测定的研究[J]. 林业科学研究, 2006, 19(6): 675 - 678.
- WANG Xuefeng, FENG Yinhua. Study on field server-based remote tree diameter measurement[J]. Forest Research, 2006, 19(6): 675 - 678. (in Chinese)
- 王建利,李婷,王典,等. 基于光学三角形法与图像处理的立木胸径测量方法[J/OL]. 农业机械学报, 2013, 44(7): 241 - 245. http://www.j-csam.org/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20130742&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.07.042.
- WANG Jianli, LI Ting, WANG Dian, et al. Measuring algorithm for tree's diameter at breast height based on optical triangular method and image processing[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(7): 241 - 245. (in Chinese)
- FORSMAN M, BÖRLIN N, HOLMGREN J. Estimation of tree stem attributes using terrestrial photogrammetry with a camera rig[J]. Forests, 2016, 7(3): 61.
- 黄晓东,冯仲科,解明星,等. 自动测量胸径和树高便携设备的研制与测量精度分析[J]. 农业工程学报, 2015, 31(18): 92 - 99.
- HUANG Xiaodong, FENG Zhongke, XIE Mingxing, et al. Developing and accuracy analysis of portable device for automatically measuring diameter at breast height and tree height[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(18): 92 - 99. (in Chinese)
- 刘伟乐,林辉,孙华,等. 基于地面三维激光扫描技术的林木胸径提取算法分析[J]. 中南林业科技大学学报, 2014, 34(11): 111 - 115.
- LI Weile, LIN Hui, SUN Hua, et al. Based on the ground of 3D laser scanning technology analysis of forest tree diameter at breast height extraction algorithm[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2014, 34(11): 111 - 115. (in Chinese)
- OVELAND I, HAUGLIN M, GOBAKKEN T, et al. Automatic estimation of tree position and stem diameter using a moving terrestrial laser scanner[J]. Remote Sensing, 2017, 9(4): 350.
- LIU C, XING Y, DUANMU J, et al. Evaluating different methods for estimating diameter at breast height from terrestrial laser scanning[J]. Remote Sensing, 2018, 10(4): 513.
- SAREMI H, KUMAR L, STONE C, et al. Sub-compartment variation in tree height, stem diameter and stocking in a *Pinus radiata* D. Don plantation examined using airborne LiDAR data[J]. Remote Sensing, 2014, 6(8): 7592 - 7609.
- LIU L, PANG Y, LI Z. Individual tree DBH and height estimation using terrestrial laser scanning (TLS) in a subtropical forest[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2016, 52(2): 26 - 37.
- KONG J, DING X, LIU J, et al. New hybrid algorithms for estimating tree stem diameters at breast height using a two dimensional terrestrial laser scanner[J]. Sensors, 2015, 15(7): 15661 - 15683.
- BRUNNER A, GIZACHEW B. Rapid detection of stand density, tree positions, and tree diameter with a 2D terrestrial laser scanner[J]. European Journal of Forest Research, 2014, 133(5): 819 - 831.
- 王亚雄,康峰,李文彬,等. 基于 2D 激光探测的立木胸径几何算法优化[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(6): 290 - 296. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20160638&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.06.038.
- WANG Yaxiong, KANG Feng, LI Wenbin, et al. Optimization of geometry algorithm for DBH of standing tree on 2D laser detection[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(6): 290 - 296. (in Chinese)
- 孙浩,刘晋浩,黄青青,等. 基于二维激光扫描的立木胸径计算方法性能分析[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(8): 186 - 191. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20170821&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.08.021.
- SUN Hao, LIU Jinhao, HUANG Qingqing, et al. Performance analysis of calculation method for DBH of standing tree based on two dimensional laser scanning[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(8): 186 - 191. (in Chinese)
- 程朋乐,刘晋浩,王典. 融合激光和机器视觉的立木胸径检测方法[J/OL]. 农业机械学报, 2013, 44(11): 271 - 275. http://www.j-csam.org/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20131146&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.11.046.
- CHENG Pengle, LIU Jinhao, WANG Dian. Measuring diameters at breast height using combination method of laser and machine vision[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(11): 271 - 275. (in Chinese)
- ALI M Z, AWAD N H, SUGANTHAN P N. Multi-population differential evolution with balanced ensemble of mutation strategies for large-scale global optimization[J]. Applied Soft Computing, 2015, 33: 304 - 327.
- STORN R, PRICE K. Differential evolution-a simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces[R]. Technical Report TR-95-012, ICSI, 1995.
- QIN A K, HUANG V L, SUGANTHAN P N. Differential evolution algorithm with strategy adaptation for global numerical optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computations, 2009, 13(2): 398 - 417.
- LIU Y. Adaptive just-in-time and relevant vector machine based soft-sensors with adaptive differential evolution algorithms for parameter optimization[J]. Chemical Engineering Science, 2017, 172: 571 - 584.
- PEÑUÑURI F N, CAB C, CARVENTE O, et al. A study of the classical differential evolution control parameters[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2016, 26: 86 - 96.
- OPARA K, ARABAS J. Comparison of mutation strategies in differential evolution—a probabilistic perspective[J]. Swarm & Evolutionary Computation, 2018, 39: 53 - 69.
- AWAD N H, ALI M Z, SUGANTHAN P N. Ensemble of parameters in a sinusoidal differential evolution with niching-based population reduction[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2018, 39: 141 - 156.