

基于树冠图像特征的苹果园神经网络估产模型*

程洪^{1,2} Lutz Damerow³ Michael Blanke³ 孙宇瑞¹ 程强¹

(1. 中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083;

2. 河北农业大学信息科学与技术学院, 保定 071001; 3. 波恩大学农业工程学院, 波恩 53115)

摘要: 针对树上苹果产量的早期估测问题, 提出了一种利用果树图像树冠树叶与果实的信息, 通过 BP (Back propagation) 神经网络建立模型进行苹果估产的方法。首先在苹果园内分别获取果树在苹果半熟期、成熟期的数字图像, 并在苹果收获时将每棵树上的苹果称量, 得到实际产量; 采用图像处理方法识别出树冠上的果实及树叶; 提取果实区域及树叶区域与产量相关的信息为输入, 以果树实际产量为输出, 建立基于 BP 神经网络的半熟期与成熟期估产模型, 拟合度 R 分别达到 0.928 7、0.980 4。将模型用于待估产样本, 得到半熟期样本估测产量与实际产量拟合度 R 为 0.876 6, 成熟期样本估测产量与实际产量拟合度 R 为 0.960 6。结果表明该模型具有较好的预测精度与鲁棒性。

关键词: 苹果 估产 数字图像 神经网络

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)01-0014-06

ANN Model for Apple Yield Estimation Based on Feature of Tree Image

Cheng Hong^{1,2} Lutz Damerow³ Michael Blanke³ Sun Yurui¹ Cheng Qiang¹

(1. Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. College of Information Science and Technology, Agricultural University of Hebei, Baoding 071001, China

3. Institute of Agricultural Engineering, University of Bonn, Bonn 53115, Germany)

Abstract: In order to estimate apple yield in orchard automatically, a yield estimation method was presented which combined image processing and back-propagation neural network (BPNN) based on the information of leaves and apples in the tree. Firstly, digital images of apple trees were acquired, including half-ripe apples (the apple just turned red) and ripe apples (the apple totally turned red). The actual yield of each tree was weighted in harvest time. Secondly, the fruits and leaves on the image of apple tree were identified. Some useful parameters were extracted from data which were used as input variables, and the actual yield was set as output variable. Finally, BPNN estimation yield model was built and the fitting degrees of this model were 0.928 7 and 0.980 4 for the half-ripe apples and ripe apples, respectively. When this model was applied on samples for yield estimation, the correlation coefficient between model and actual was 0.876 6 in the half-ripe ones and 0.960 6 in the ripe ones. The results indicated that both the two models had good reliability and generalization performance. It concluded that the method presented has substantial potential for apple yield estimation.

Key words: Apple Yield estimation Image Neural network

引言

果园估产不仅可以使果农早期掌握果园生产

状况和预计果园收获利润, 还可为合理计划收获期采摘人力数目和费用提供定量依据, 以免在收获期过多或者过少的雇佣采摘劳动者而使成本较

高或耽误采摘进度^[1]。传统的人工田间抽样、目测清点单株果实数量等方式,对测产人员的经验要求高,劳动强度大,精度较低^[2]。针对传统的果园估产方法的不足,国内外学者尝试利用机器视觉等相关技术,进行了芒果^[3]、柑橘^[4]等果园内的估产方法研究。

在苹果园果树估产方面,通过图像处理技术在果树的数字图像中获取苹果个数产量信息的研究已取得很大进展^[5-9]。而如何通过从图像中获得的信息来估测果树上苹果的产量的研究还有待深入。文献[10]尝试采用图像处理结合公式法估算产量,即利用图像获取的树上苹果个数及直径信息,采用文献[11]提到的质量、个数及直径的计算公式,估计产量。文献[12]中将苹果树捡果后到采摘前这段时间分为4或5个时间段,每段时间获取苹果树图像一次,以从这几个时间段图像中获取的苹果个数为输入,以苹果树的实际产量为输出建立神经网络估产模型,得出此模型的估产准确度高于文献[10]中提到的方法,但此法需要几个生长期的数据作为输入,因此仅适用于苹果成熟期或接近成熟期的苹果估产。

基于利用苹果树冠图像信息估测果树产量的研究目标,本文尝试尽可能多地从果树数字图像中提

取与产量有关的多重信息,借助神经网络方法,提高估测果树产量的置信度。

1 试验设计与图像采集

本研究中用到的样本图像均摄自位于德国波恩大学 Kein Altendorf 农场的苹果园,其中果树南北成行,苹果品种为“Gala”,树形为细长纺锤形,果树的挂果差异较大,在 70~170 个之间。分别于苹果半熟期(树上苹果大部分刚着红)、成熟期(收获前约半个月)时采集单株果树图像。采集图像时使用 Cannon PowerShot SX110 IS 型数码相机,在避免强光条件下,获取果树西面图像(西面较东面日照时间长)。拍摄角度为距离果树 1.4 m,距地高度 1.2 m,并且垂直于果树种植方向。拍摄过程中将一块长 2 m、高 1.5 m 的白色幕布用竹竿支撑置于当前拍摄的果树后方,以避免后方果树的果实以及噪声对当前拍摄图像造成干扰和混淆。获取的苹果半熟期图像如图 1a 所示,成熟期图像如图 1c 所示。在苹果收获时,将每棵树上苹果全部摘下后,通过称量获得单株果树的产量。本文建模样本为半熟期与成熟期各 120 个,用于检测模型的待估产样本,半熟期与成熟期各 25 个。数据处理所涉及的程序均在 Matlab 2011b 环境下完成。

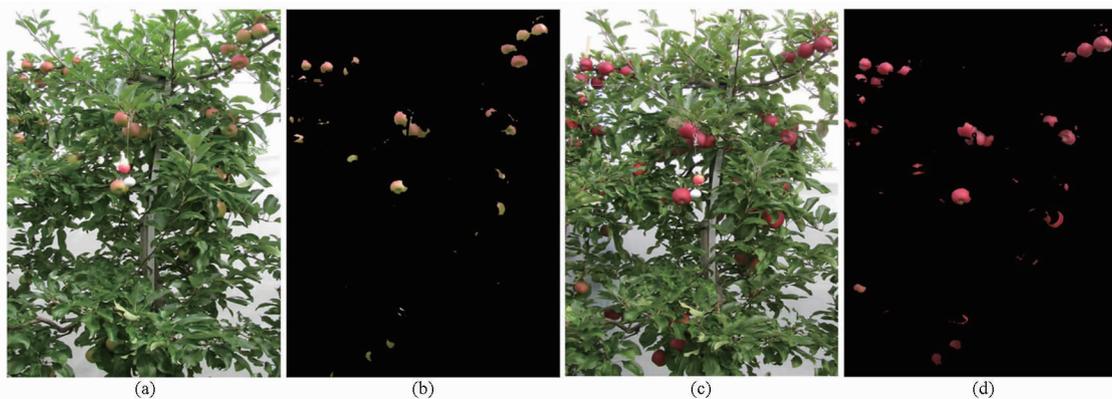


图 1 原始图像及果实区域图像

Fig. 1 Original image and fruit image

(a) 半熟期 (b) 半熟期果实识别结果 (c) 成熟期 (d) 成熟期果实识别结果

2 树冠图像特征提取

从树冠图像中提取的信息有:图像的总面积(I_A)、果实区域的总面积(F_A),果实区域的果实个数(F_N)、树叶区域的总面积(L_A)以及面积小于图像总面积 0.2% 的果实区域的总面积(S_{FA})。 F_A 和 F_N 与苹果产量有直接关系, L_A 和 S_{FA} 能够反映树叶对果实的遮挡率,间接影响苹果产量估计值。总面积的 0.2% 这个值通过多次试验获得。考虑到系统误差对图像的影响以及建模需要,将果实区域比例

(F_1)、果实个数比(F_2)、小面积果实比例(F_3)、果实树叶比(F_4)作为估产模型的输入,计算式为

$$F_1 = F_A / I_A \quad (1)$$

$$F_2 = F_N / 170 \quad (2)$$

$$F_3 = S_{FA} / F_A \quad (3)$$

$$F_4 = F_A / L_A \quad (4)$$

2.1 果实区域识别与参数提取

果实区域识别及个数统计算法沿用文献[10]的研究方法,半熟期果实识别结果如图 1b 所示,成熟期果实识别结果如图 1d 所示。果实区域信息提

取流程如图2所示。

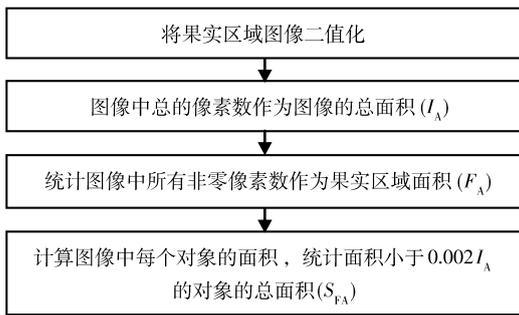


图2 果实区域信息提取流程图

Fig.2 Flowchart of extraction information from fruit image

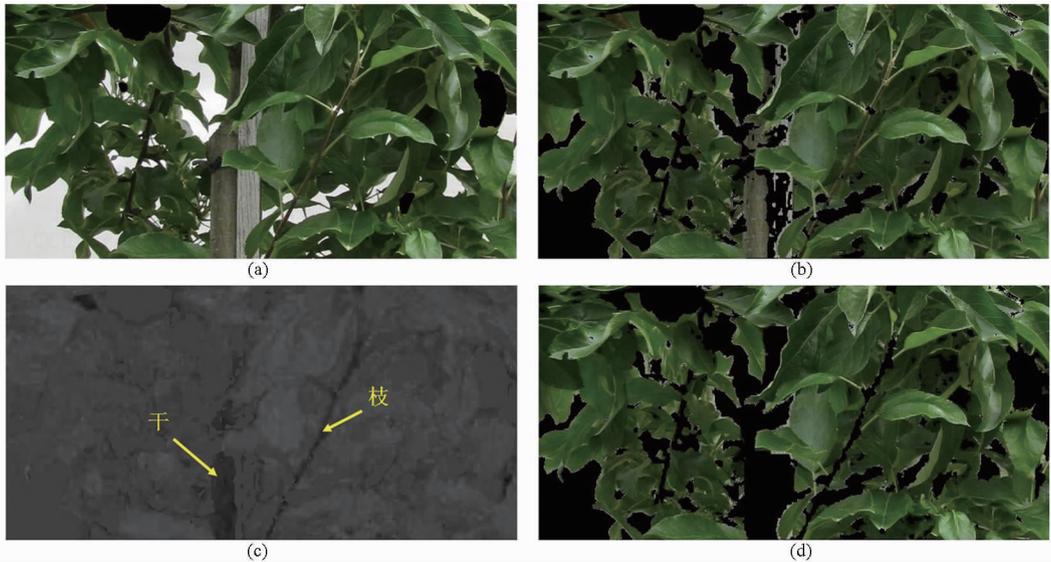


图3 树叶区域提取过程

Fig.3 Process of extraction leaf zone

(a) 除果后图像 (b) 除背景后图像 (c) 图3b的H分量图 (d) 去枝干后图像

行分析发现,图像中树叶、枝干与背景3部分的 G 、 H 分量值差异较大,其中 H 分量图见图3c;最后,参照文献[14],以每个像素的 G 、 H 值为输入,采用K-均值聚类算法,进行3类聚类分析,达到分割树冠枝干的目的,最终得到的树叶区域图,如图3d所示。

统计树叶区域图中非0像素个数,得到树叶区域面积 L_A 。利用式(1)~(4),计算得到树冠图像特征参数:果实区域比例(F_1)、果实个数比(F_2)、小面积果实比例(F_3)、果实树叶比(F_4)。为了方便建立产量估测模型,将果实产量值归一化,由于每棵树的最高产量不超过50 kg,故有

$$Y_c = Y/50 \quad (5)$$

式中 Y ——每棵树的实际产量

Y_c —— Y 归一化值

考虑篇幅所限,此处只列出部分建模用树冠图像特征数据,如表1所示。

3 神经网络预测模型建立

本研究采用BP神经网络来建立苹果估产模

2.2 树叶区域识别与参数提取

为了清楚展现此部分的处理过程,从整幅图中截取部分进行说明,见图3a。树叶区域识别及特征提取处理过程如下:首先在原始图像中减去果实区域部分;其次,在RGB颜色空间中,采用文献[9]中线剖面技术对图像进行色差分析,确定利用 $G-B > 10$ 和 $G > R$ 将图像中蓝天白云及白色幕布等噪声像素值置零,处理结果见图3b。从图中可以看出,经过处理,图像中枝干部分仍然存在;为了去除此部分,利用文献[13]中的RGB空间到HSI空间的转换公式得到树冠的HSI图,对 R 、 G 、 B 、 H 、 S 、 I 6个分

型,它是一种基于误差反向传播的多层感知器学习算法^[15]。在人工神经网络实际应用案例中,80%~90%的人工神经网络模型是采用BP网络及其派生形式^[16]。训练BP神经网络估产模型的过程是感知器不断学习树冠特征信息与果树实际产量关系的过程,即通过不断调整每一个处理单元的权重使实际产量与预测产量之间的误差逐渐变小的过程。

为建立半熟期、成熟期2个估产模型,获取的这2个时期样本各145个,每个时期均随机选出120个建立模型,其余25个用于检测模型。模型建立过程类似。训练模型时,为了提高模型的泛化能力,采用初期终止法,将120个样本中2/3作为训练样本集、1/6作为确认样本集、1/6作为测试样本集。因为由一个单隐层的BP神经网络就可以完成任意的 N 维到 M 维空间的映射^[17-18],所以本文神经网络采用3层结构,隐含层神经元数的确定方法,依据下面经验公式调整,选出能够使均方误差(MSE)最小,线性拟合度 R 最大的 N_A 值。

表 1 部分样本参数
Tab.1 Part of samples' parameters

| 序号 | 半熟期 | | | | | 成熟期 | | | | |
|----|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| | F_1 | F_2 | F_3 | F_4 | Y_G | F_1 | F_2 | F_3 | F_4 | Y_G |
| 1 | 0.038 1 | 0.694 1 | 0.861 1 | 0.069 8 | 0.631 1 | 0.089 1 | 0.805 9 | 0.562 0 | 0.153 2 | 0.615 1 |
| 2 | 0.038 9 | 0.564 7 | 0.571 1 | 0.062 0 | 0.555 7 | 0.028 0 | 0.329 4 | 0.913 3 | 0.068 7 | 0.145 5 |
| 3 | 0.015 0 | 0.276 5 | 0.821 1 | 0.023 0 | 0.194 0 | 0.054 2 | 0.735 3 | 0.691 3 | 0.123 6 | 0.414 4 |
| 4 | 0.010 0 | 0.464 7 | 1.000 0 | 0.022 4 | 0.438 8 | 0.104 4 | 0.688 2 | 0.265 2 | 0.205 1 | 0.464 5 |
| 5 | 0.020 6 | 0.441 2 | 0.628 0 | 0.036 5 | 0.455 2 | 0.044 5 | 0.547 1 | 0.529 8 | 0.140 1 | 0.389 1 |
| 6 | 0.020 0 | 0.358 8 | 0.736 2 | 0.032 3 | 0.327 8 | 0.042 5 | 0.382 4 | 0.377 3 | 0.094 4 | 0.236 1 |
| 7 | 0.038 7 | 0.729 4 | 0.674 1 | 0.066 6 | 0.698 1 | 0.051 8 | 0.523 5 | 0.601 9 | 0.108 3 | 0.343 5 |
| 8 | 0.019 5 | 0.447 1 | 0.888 4 | 0.036 6 | 0.414 4 | 0.080 8 | 0.717 6 | 0.387 5 | 0.428 6 | 0.588 2 |
| 9 | 0.009 7 | 0.364 7 | 0.714 0 | 0.015 8 | 0.242 5 | 0.058 8 | 0.617 6 | 0.540 7 | 0.111 4 | 0.375 4 |
| 10 | 0.007 8 | 0.376 5 | 1.000 0 | 0.010 8 | 0.353 1 | 0.067 9 | 0.564 7 | 0.473 9 | 0.316 2 | 0.554 9 |

$$N_H = (N_1 + N_0)^{1/2} + N_A \quad (N_A \in [0, 10]) \quad (6)$$

式中 N_H ——隐含层节点数
 N_1 ——输入层节点数
 N_0 ——输出层节点数
 N_A ——隐含层节点数调整量

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (7)$$

式中 x_i, y_i ——第 i 个样本的目标值与预测值
 \bar{x} ——目标值集合的均值
 \bar{y} ——预测值集合的均值
 n ——样本个数

BP 神经网络训练时主要参数设置为：输入： F_1 、 F_2 、 F_3 、 F_4 ；目标： Y_G ；输出： Y_E ；隐含层传递函数：正切 S 形函数；输出层传递函数：线性函数；训练函数：Levenberg - Marquardt 算法；性能函数：MSE。

BP 神经网络估产模型的结构和性能如表 2 所示。

表 2 模型结构及性能参数

Tab.2 Structure and performance of models

| 参数 | 半熟期估产模型 | 成熟期估产模型 |
|---------|----------|----------|
| 网络结构 | [4-12-1] | [4-12-1] |
| MSE | 0.001 9 | 0.000 7 |
| 拟合度 R | 训练集 | 0.931 0 |
| | 验证集 | 0.916 5 |
| | 测试集 | 0.926 7 |
| | 模型 | 0.928 7 |

利用线性回归方法分析网络输出与目标输出的关系， R (式(7))越接近 1，表示网络输出与目标输出越接近，网络性能越好。从表 2 可以看出训练得到的半熟期估产模型 3 个集合的 R 值均在 0.91 以上，成熟期估算模型 3 个集合的 R 值均在 0.97 以

上，两个模型的拟合度 R 分别为 0.928 7、0.980 4，这些结果说明两个网络模型具有非常好的性能。成熟期估产模型更优于半熟期估产模型，主要原因是苹果半熟期距离收获期时间较长，期间有落果现象。

4 试验结果及分析

将半熟期估产模型与成熟期估产模型用于待估产样本的产量估测。半熟期待估产样本其估测产量与实际产量的线性相关分析如图 4a 所示，可得相关性 R 为 0.876 6，与建模样本集的 0.928 7，仅相差 0.052 1；成熟期待估产样本的分析如图 4b 所示，可得 R 为 0.960 6，与建模样本集的 0.980 4，仅相差 0.019 8。充分说明本文建立的 BP 神经网络估产模型有很好的鲁棒性，并且验证了采用基于树冠特征的 BP 神经网络估产方法的可行性。

图 5 分别列出了苹果半熟期与成熟期待估产样本的产量估计值与实际值，从数值上分析，半熟期的待估产样本的均方根误差 (RMSE) 为 2.95 kg，平均绝对百分误差率 (MAPE) 为 13.52%，成熟期的待估产样本的 RMSE 为 2.03 kg，MAPE 为 8.46%。RMSE 与 MAPE 的计算公式分别为

$$d_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - y_{ie})^2} \quad (8)$$

$$d_{\text{MAPE}} = \sum_{i=1}^N \frac{|(y_i - y_{ie})/y_i|}{N} \times 100\% \quad (9)$$

式中 y_i ——样本实际产量
 y_{ie} ——样本估测产量
 N ——样本个数，取 25

以上结果均表明，本文建立的半熟期估产模型与成熟期估产模型都具有可靠的估产性能，能够解决文献[12]中建立的神经网络模型只能在苹果成熟期或接近成熟期进行估产的问题。

采用文献[10]中提出的经过图像处理获取苹

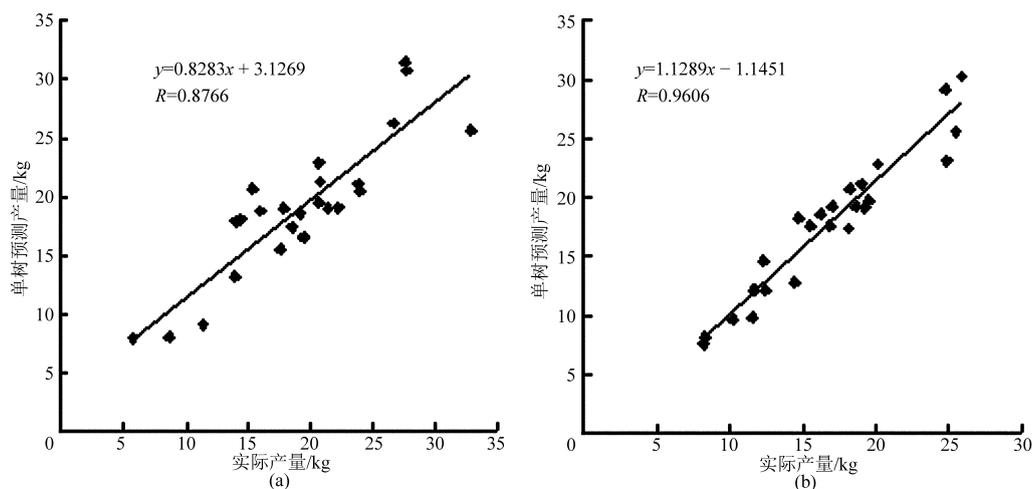


图4 实际产量与估测产量的的线性回归分析

Fig. 4 Linear regression analysis of actual yield and estimated yield

(a) 半熟期 (b) 成熟期

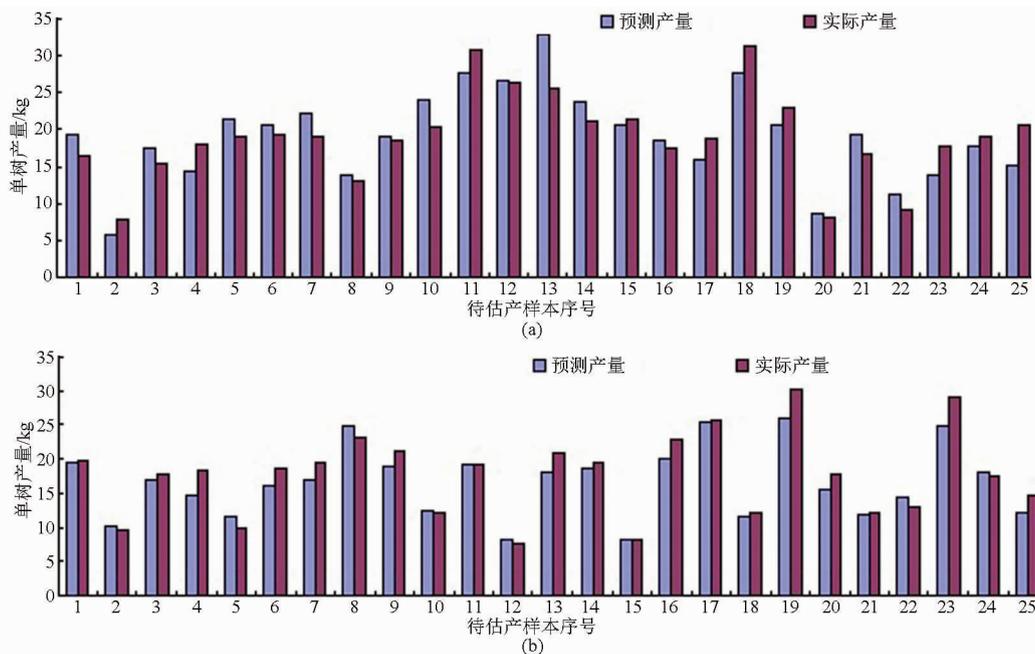


图5 估测产量与实际产量的对比

Fig. 5 Comparative analysis of estimated yield and actual yield

(a) 半熟期 (b) 成熟期

果个数及直径信息,代入公式估算产量的方法(简称公式法)对半熟期与成熟期的待估产样本进行估产,结果见表3。可见,采用公式法估算出的待估产样本的估测产量与其实际值的拟合度小于本文方

法。半熟期与成熟期样本 RMSE 分别提高 0.87 kg、1.04 kg,MAPE 分别提高 9.85%、10.06%。

5 结论

(1) 提出了从苹果树的数字图像中提取树冠特征的技术路线。并从图像中提取出了果实个数、果实区域面积、树叶区域面积、小果实区域总面积等与产量有紧密关系的信息。

(2) 提出了将果实区域比例、果实个数比、小面积果实比例、果实树叶比 4 个参数作为输入,建立神经网络估产模型的方法。

(3) 将半熟期与成熟期估产模型用于待估产样

表3 2种产量估测方法的比较

Tab.3 Comparison of two method of yield estimation

| 时期 | 性能参数 | 本文方法 | 公式法 |
|-----|---------|--------|--------|
| 半熟期 | R | 0.8766 | 0.8349 |
| | RMSE/kg | 2.95 | 3.82 |
| | MAPE/% | 13.52 | 23.37 |
| 成熟期 | R | 0.9606 | 0.8850 |
| | RMSE/kg | 2.03 | 3.07 |
| | MAPE/% | 8.46 | 18.52 |

本,得到半熟期样本估测产量与实际产量拟合度为 0.876 6,成熟期样本估测产量与实际产量拟合度为 0.960 6,表明本文建立估产模型具有较好的可靠性与鲁棒性。

(4) 本文研究只是果树树冠图像特征结合人工智能算法在苹果估产领域中的应用与探索。树冠图像中仍有许多有用信息值得挖掘,其他人工智能算法也可结合本文提出的识别方法进行比较性研究。

参 考 文 献

- 1 黑龙江省佳木斯农业学校,江苏省苏州农业学校. 果树栽培学总论[M]. 北京:中国农业出版社,2009.
- 2 王少敏,张毅,高华军,等. 苹果套袋栽培技术[M]. 济南:山东科学技术出版社,2006.
- 3 Payne A B, Walsh K B, Subedi P P, et al. Estimation of mango crop yield using image analysis—segmentation method[J]. *Computer and Electronics in Agriculture*, 2013, 91:57 – 64.
- 4 张亚静,邓烈,李民赞,等. 基于图像处理的柑橘测产方法[J]. *农业机械学报*,2009,40(增刊):97 – 99.
Zhang Yajing, Deng Lie, Li Minzan. Estimation of citrus yield based on image processing[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2009, 40(Supp.):97 – 99. (in Chinese)
- 5 Stajko D, Lakota M. Using image processing and analysis techniques for counting apple fruits in the orchard[J]. *Horticultural Science (Prague)*,2001,28(3):95 – 99.
- 6 Stajko D, Rakun J, Blanke M. Modeling apple fruit yield using image analysis for fruit colour, shape and texture[J]. *European Journal of Horticultural Science*, 2009,74(6):260 – 267.
- 7 Aggelopoulou A D, Bochtis D, Fountas S, et al. Yield prediction in apple orchards based on image processing[J]. *Precision Agriculture*, 2011, 12(3):448 – 456.
- 8 Papageorgiou E I, Aggelopoulou K D, Gemtos T A, et al. Yield prediction in apples using fuzzy cognitive map learning approach [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2013, 91:19 – 29.
- 9 Zhou R, Damerow L, Sun Y, et al. Using colour features of cv. ‘Gala’ apple fruits in an orchard in image processing to predict yield[J]. *Precision Agriculture*, 2012,13(5):568 – 580.
- 10 周嵘. 基于数字图像处理的苹果园估产方法研究[D]. 北京:中国农业大学,2011.
- 11 Welte H F. Forecasting harvest fruit size during the growing season[J]. *Acta Horticulturae*, 1990,276:275 – 282.
- 12 Crtomir R, Cvelbar U, Tojnsko S, et al. Application of neural networks and image visualization for early predicted of apple yield [J]. *Erwerbs-Obstbau*, 2012, 54(2):69 – 76.
- 13 冈萨雷斯. 数字图像处理:MATLAB 版[M]. 阮秋琦,译. 北京:电子工业出版社,2006.
- 14 司永胜,刘刚,高瑞. 基于 K-均值聚类的绿色苹果识别技术[J]. *农业机械学报*,2009,40(增刊):100 – 104.
Si Yongsheng, Liu Gang, Gao Rui. Segmentation algorithm for green apples recognition based on K-means algorithm [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2009, 40(Supp.):100 – 104. (in Chinese)
- 15 Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning representations by back-propagating errors [J]. *Nature*, 1986, 323(6088):533 – 536.
- 16 高隽. 人工神经网络原理及仿真实例[M]. 北京:机械工业出版社,2007.
- 17 Hecht-Nielsen R. Theory of backpropagation neural networks[C] // *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*,1989,1:593 – 605.
- 18 陈坤杰,孙鑫,陆秋琰. 基于计算机视觉和神经网络的牛肉颜色自动分级[J]. *农业机械学报*,2009,40(4):173 – 178.
Chen Kunjie, Sun Xin, Lu Qiuyan. Automatic color grading of beef lean tissue based on BP neural network and computer vision [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2009,40(4):173 – 178. (in Chinese)
- 19 刘涛,孙成明,王力坚,等. 基于图像处理技术的大田麦穗计数[J]. *农业机械学报*,2014,45(2):282 – 290.
Liu Tao, Sun Chengming, Wang Lijian, et al. In-field wheatear counting based on image processing technology[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2014, 45(2):282 – 290. (in Chinese)