

苹果采摘机器人目标果实快速跟踪识别方法*

吕继东¹ 赵德安² 姬伟²

(1. 常州大学信息科学与工程学院, 常州 213164; 2. 江苏大学电气信息工程学院, 镇江 212013)

摘要: 为了减少苹果采摘机器人采摘过程处理时间,对苹果采摘机器人目标果实的快速跟踪识别方法进行了研究。对基于 $R-G$ 颜色特征的 OTSU 动态阈值分割方法进行首帧采集图像分割,采用图像中心原则确定要采摘的目标果实;利用所采集图像之间的信息关联性,在不断缩小图像处理区域的同时,采用经过加速优化改进的去均值归一化积相关模板匹配算法来跟踪识别后帧图像的目标果实,并进行不同阈值分割方法实现效果,不同灰度、亮度和对比度的匹配识别以及新旧方法识别时间对比试验,从而验证了所采用和设计方法的有效性;其中所设计跟踪识别方法的识别时间相比于原方法,减少 36%。

关键词: 苹果 采摘机器人 跟踪识别 动态图像

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2014)01-0065-08

引言

从 20 世纪 60 年代 Schertz 和 Brown 提出采用机器人采摘果实之后,各种果蔬采摘机器人技术得到广泛研究^[1-3],但早期样机的果蔬采摘速度都较低,其中采摘一个苹果的时间为数十秒^[4]。2008 年, Baeten 等开发的苹果采摘机器人 AFPM,对直径在 6~11 cm 的苹果平均采摘时间为 9 s^[5]。国内果蔬采摘机器人研究起步较晚,部分高校及科研院所对各种果蔬采摘机器人相继开展了研究,并取得了初步成果且开发了一些样机^[6-12],其中 2009 年中国农业机械化科学研究院与江苏大学联合研制的苹果采摘机器人在实验室条件下的单果采摘时间为 15 s^[13],基本上反映了目前国内苹果采摘机器人采摘速度的技术水平,但相比于人工采摘速度还存在较大的差距,还需进一步减少采摘过程处理时间。联合研制的苹果采摘机器人^[13]在目标果实质心逐步逼近图像中心的过程中,需多次采集图像跟踪识别。以往每次所采集图像只是在重复执行某种识别算法,基本花费相同的识别时间,其整体识别时间即是所有采集图像识别时间的等加累积。识别时间为采摘过程处理时间的一部分,减少它即可提高苹果采摘机器人的采摘速度,缩小与人工采摘速度的差距,增强其实用性,因此,本文利用所采集图像之间

的信息关联性,研究适用于苹果采摘机器人目标果实的快速跟踪识别方法。

1 快速跟踪识别方法

目标果实无疑是苹果采摘机器人所采集图像之间的最主要关联信息。本文利用前帧图像识别出的目标果实信息来减少当前图像的识别时间,以此逐帧类推递减。首先,对所采集的首帧图像进行图像分割。

1.1 图像分割

由于苹果果实与其背景之间具有较大的颜色差别,为此选择基于颜色特征的图像分割方法。选取在自然环境下果园拍摄的一组图片,选择苹果果实与背景(树枝、绿叶、天空)区域,对其 R 、 G 、 B 颜色因子的值进行统计分析,发现色差 $R-G$ 和 $2R-G-B$ 都能够较好地将苹果果实从背景中分割开来。考虑到 $R-G$ 计算更为简单,本文以色差 $R-G$ 作为图像分割的颜色特征值。 $R-G$ 色差曲线如图 1 所示。

从图 1 中可以确定固定阈值,对苹果果实图像进行固定阈值分割,但经过试验验证,固定阈值分割法对光线变化适应性不强。为此采用一种动态阈值分割方法——OTSU 法^[14],它是一种性能良好的动态阈值分割方法,通过计算图像中目标类和背景类的类内方差最小、类间方差最大进行动态阈值求取。

收稿日期: 2012-12-31 修回日期: 2013-04-07

* 江苏省博士后科研计划资助项目(1102110C)、机器人技术与系统国家重点实验室开放基金重点项目(SKLRs-2010-2D-09,SKLRs-2010-MS-10)、江苏高校优势学科建设工程资助项目和常州大学科研启动费资助项目(ZMF13020019)

作者简介: 吕继东,讲师,博士,主要从事机器人视觉测量与控制研究,E-mail: vveaglevv@163.com

通讯作者: 赵德安,教授,博士生导师,主要从事机器人控制技术和计算机控制应用研究,E-mail: dazhao@ujs.edu.cn

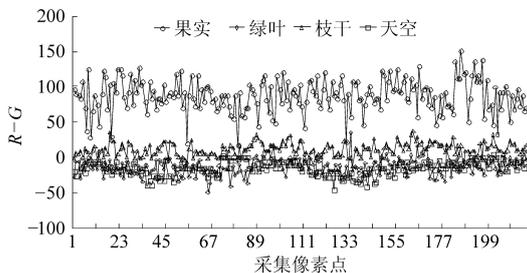


图1 苹果图像 R-G 色差曲线

Fig.1 Color difference graph of apple image

具体对于图像 I 来说,记 T 为前景与背景的分割阈值,前景点数占图像比例为 w_0 ,平均灰度为 u_0 ;背景点数占图像比例为 w_1 ,平均灰度为 u_1 。图像的总平均灰度为 $u_T = w_0u_0 + w_1u_1$ 。从最小灰度值到最大灰度值遍历 T ,当 T 使得方差值 $\sigma^2 = w_0(u_0 - u_T)^2 + w_1(u_1 - u_T)^2$ 最大时, T 即为分割的最佳阈值。通常直接应用 OTSU 法计算量较大,因此在实现时本文方差值采用改进等价公式 $\sigma^2 = w_0w_1(u_0 - u_1)^2$ 。

图像分割完成后,图像中常有孤立的小点、毛刺和小孔洞,为了减少这些噪声对后续识别的影响,采取腐蚀-去除-膨胀的方法来消除噪声,即首先对分割后的图像采用腐蚀运算,其作用是消除目标边界点,使边界向内部收缩;然后通过小区域去除运算对图像中仍然残留的小区域进行消除;最后用膨胀运算对目标边界点进行扩充,将与目标接触的所有点合并到该目标中。如此将图像划分为果实和背景两个部分。

1.2 目标果实确定

单机械手采摘机器人在进行果实采摘时,只能逐次单个采摘,因此当图像中有多个果实时,必须确定出即将进行采摘的目标果实。为此采用 8 邻域标记法对上述处理好的果实分割图像进行标记,并对标记果实区域求取二维质心坐标,公式为

$$\begin{cases} x = \sum_{i,j \in \Omega} \frac{i}{n} \\ y = \sum_{i,j \in \Omega} \frac{j}{n} \end{cases} \quad (1)$$

式中 i, j ——果实图像像素的横、纵坐标

n ——果实图像的总像素数

Ω ——属于同一果实图像的像素集合

同时计算其边长,最后以距离图像中心最近原则确定目标果实,距离计算式为

$$d = \sqrt{(x_0 - x_c)^2 + (y_0 - y_c)^2} \quad (2)$$

式中 x_0, y_0 ——果实的质心坐标

x_c, y_c ——图像中心坐标

1.3 识别区域提取

前帧图像的目标果实信息可为后帧图像目标果

实的识别提供借鉴,即利用前帧图像中目标果实的质心坐标及自身大小和图像中心坐标来确定后帧图像的处理区域。由于采集图像中目标果实的质心坐标是逐步逼近图像中心的,所以相对于首幅采集图像,后续采集所得图像的处理区域会大大缩小,从而可以大大减少图像处理时间,进而缩短采摘机器人的整体采摘时间,增强其采摘快速性。具体步骤如下:

(1) 采集图像并对其进行图像处理,以果实质心距离图像中心 (x_c, y_c) 最近原则确定采摘目标果实,并确定其自身边长 l 和 m 及其水平最小外接矩形左上角顶点的坐标 (x_t, y_t) ,如图 2 所示。

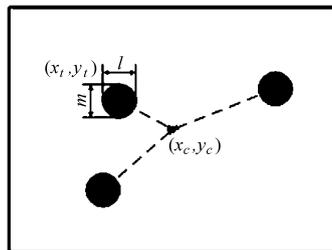


图2 步骤1示意图

Fig.2 Step 1 diagram

(2) 将图像分为 A、B、C、D 4 个区域,以采摘目标果实质心和图像中心坐标判断其在何区域。若在 A 区域,以坐标 (x_t, y_t) 和 $(x_c + l/2, y_c + m/2)$ 为基点确定后帧采集图像的矩形处理区域,如图 3 所示;若在 B 区域,以坐标 $(x_t + l, y_t)$ 和 $(x_c - l/2, y_c + m/2)$ 为基点确定后帧采集图像的矩形处理区域;若在 C 区域,以坐标 $(x_t, y_t + m)$ 和 $(x_c + l/2, y_c - m/2)$ 为基点确定后帧采集图像的矩形处理区域;若在 D 区域,以坐标 $(x_t + l, y_t + m)$ 和 $(x_c - l/2, y_c - m/2)$ 为基点确定后帧采集图像的矩形处理区域。

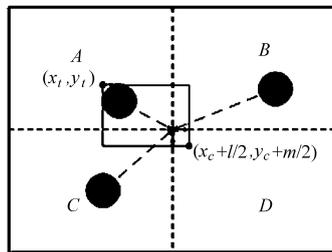


图3 步骤2示意图

Fig.3 Step 2 diagram

(3) 采集图像,对步骤(2)中确定的矩形处理区域如步骤(1)方法进行处理,区域之外则直接填充为白色,如图 4 所示,不同的是通过式(1)求得的目标果实质心坐标需要从矩形处理区域坐标系换算到采集图像坐标系中。假设目标果实在矩形处理区域的质心坐标为 (x_g, y_g) ,那么换算到采集图像坐标系中,目标果实的质心坐标 (x_g', y_g') 为

$$\left\{ \begin{array}{l} x_{g'} = \begin{cases} x_g + x_t & (x_g \in A) \\ x_g + x_c - l/2 & (x_g \in B) \\ x_g + x_t & (x_g \in C) \\ x_g + x_c - l/2 & (x_g \in D) \end{cases} \\ y_{g'} = \begin{cases} y_g + y_t & (y_g \in A) \\ y_g + y_t & (y_g \in B) \\ y_g + y_c - m/2 & (y_g \in C) \\ y_g + y_c - m/2 & (y_g \in D) \end{cases} \end{array} \right. \quad (3)$$

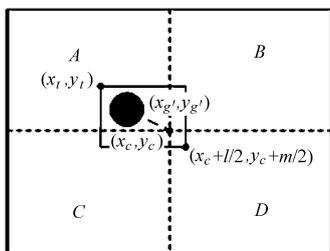


图 4 步骤 3 示意图

Fig. 4 Step 3 diagram

(4) 如步骤(2)方法确定再下一帧采集图像的矩形处理区域,以步骤(3)进行处理,如此循环,直到采摘目标果实质心坐标与图像中心坐标重合。

1.4 快速模板提取识别

上述步骤中后帧图像通过利用前帧图像目标果实的质心坐标及自身大小来合理缩小图像处理区域从而达到减小图像识别时间的目的,而其图像识别方法是相同的。为了进一步减少后帧图像的目标果实识别时间,在利用前帧图像关联信息缩小后帧图像处理区域的同时,提取首帧图像的目标果实作为后续图像识别的模板,采用快速去均值归一化积相关算法来匹配识别后帧图像的目标果实。

模板匹配识别算法就是根据已知模板图在目标图中搜索相匹配子图像的过程。去均值归一化积相关算法对图像亮度和等级的变化不敏感,相对于其他相关匹配算法而言,鲁棒性强,精准度高^[15]。

去均值归一化积相关算法通过计算相关矩阵寻找相关系数的最大值点即匹配点,其相关系数表示为

$$\rho(r, c) = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f_{i+r, j+c} - \bar{f}_{rc})(t_{i, j} - \bar{t})}{\sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f_{i+r, j+c} - \bar{f}_{rc})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (t_{i, j} - \bar{t})^2}} \quad (4)$$

式中 $f_{i+r, j+c}$ ——采集图像子区域图像

$t_{i, j}$ ——模板图像,尺寸为 $M \times N$

\bar{f}_{rc}, \bar{t} ——采集图像子区域图像和模板图像内所有像素灰度的平均值

$$\bar{f}_{rc} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f_{i+r, j+c} \quad (5)$$

$$\bar{t} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N t_{i, j} \quad (6)$$

由式(6)得

$$\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (t_{i, j} - \bar{t}) = 0 \quad (7)$$

结合式(5)~(7),式(4)可简化为

$$\rho(r, c) = \frac{S_{fi} - S_f S_t / (MN)}{\sqrt{S_{ff} - S_f^2 / (MN)} \sqrt{S_{tt} - S_t^2 / (MN)}} \quad (8)$$

其中

$$S_{fi} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f_{i+r, j+c} t_{i, j} \quad (9)$$

$$S_{ff} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f_{i+r, j+c}^2 \quad (10)$$

$$S_{tt} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N t_{i, j}^2 \quad (11)$$

$$S_f = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f_{i+r, j+c} \quad (12)$$

$$S_t = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N t_{i, j} \quad (13)$$

式(9)为采集图像子区域图像与模板图像像素灰度的卷积和;式(10)和式(12)为采集图像子区域图像像素灰度平方和和像素灰度和;式(11)和式(13)为模板图像像素灰度平方和和像素灰度和。

在求取图像像素的灰度时,一般计算式为

$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B \quad (14)$$

式中 Y ——图像像素点的灰度

R, G, B ——图像像素点 RGB 各通道的色度,其前面的数为权值

考虑到苹果果实图像中颜色差别较大的实际情况,经过试验验证目标果实匹配识别,采用 $2R - G - B$ 颜色因子计算值其匹配成功率与式(14)计算的灰度等同,而 $2R - G - B$ 颜色因子计算只涉及加减运算,因此本文以 $2R - G - B$ 颜色因子计算结果作为图像像素点的灰度。

在计算去均值归一化相关系数时,需要进行大量的卷积运算、求和运算和平方根倒数运算,计算复杂度比较大。为了简化其运算过程,降低计算复杂度,提高计算速度,本文采取如下加速优化措施:

(1)由于在本文应用过程中,模板图像是固定不变的,所以关于模板图像的计算只需一次,式(8)进一步简化为

$$\rho(r, c) = \frac{S_{fi} - S_f P_1}{\sqrt{[S_{ff} - S_f^2 / (MN)] P_2}} \quad (15)$$

其中

$$P_1 = S_t / (MN) \quad (16)$$

$$P_2 = S_{tt} - S_t^2 / (MN) \quad (17)$$

(2)式(8)求取平方根倒数时引入 Carmark 的

Fast Inverse Square Root 算法^[16]来实现,该算法求平方根仍然采用牛顿迭代法^[17]无限逼近,而牛顿迭代法关键在于估计第1个近似根,若该近似根与真根足够接近,那么只需迭代几次,就可以得到满意解。Fast Inverse Square Root 算法的不同在于以猜测值 0x5f3759df 作为起始来计算第1个近似根,使得整个逼近过程收敛速度大幅度提升。

(3)式(9)求卷积通过快速哈特莱变换(Fast Hartley transform, FHT)进行加速。Hartley 变换是一种完全对称的实数域正交三角变换;一定长度的实序列,其离散哈特莱变换(Discrete Hartley transform, DHT)仍然是同长度的实序列,对变换后的序列再进行一次同样的变换即可恢复原序列;由于 DHT 不需要像傅里叶变换那样处理实部和虚部,比其具有更高的计算效率,所以经常被用到求卷积当中^[18-23]。

二维离散哈特莱变换(2DHT)和反变换(2IDHT)的公式为^[23]

$$H(u, v) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} x(m, n) \cos\left(2\pi \frac{um}{M}\right) \cos\left(2\pi \frac{vn}{N}\right) \quad (18)$$

$$x(m, n) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} H(u, v) \cos\left(2\pi \frac{um}{M}\right) \cos\left(2\pi \frac{vn}{N}\right) \quad (19)$$

$$\text{其中 } \cos\left(2\pi \frac{um}{M}\right) = \cos\left(2\pi \frac{um}{M}\right) + \sin\left(2\pi \frac{um}{M}\right)$$

$$\cos\left(2\pi \frac{vn}{N}\right) = \cos\left(2\pi \frac{vn}{N}\right) + \sin\left(2\pi \frac{vn}{N}\right)$$

$$(u=0, 1, 2, \dots, M-1; v=0, 1, 2, \dots, N-1)$$

由上述定义可以推导出哈特莱变换和傅里叶变换之间的关系

$$H(u, v) = \text{Re}(F(u, -v)) - \text{Im}(F(u, v)) \quad (20)$$

$$\text{Re}(F(u, v)) = \frac{H(-u, v) + H(u, -v)}{2} \quad (21)$$

$$\text{Im}(F(u, v)) = \frac{H(-u, -v) - H(u, v)}{2} \quad (22)$$

由式(20)、(21)和(22)及傅里叶卷积定理可得

$$2\text{DHT}(S_{\beta}) = \frac{2\text{DHT}_f(-r, -c) + 2\text{DHT}_f(r, c)}{2}$$

$$\frac{2\text{DHT}_t(-r, -c) + 2\text{DHT}_t(r, c)}{2} +$$

$$\frac{2\text{DHT}_f(-r, c) - 2\text{DHT}_f(r, -c)}{2}$$

$$\frac{2\text{DHT}_t(-r, c) - 2\text{DHT}_t(r, -c)}{2} -$$

$$\frac{2\text{DHT}_f(-r, -c) - 2\text{DHT}_f(r, c)}{2} \cdot \frac{2\text{DHT}_t(-r, c) + 2\text{DHT}_t(r, -c)}{2} + \frac{2\text{DHT}_f(-r, c) + 2\text{DHT}_f(r, -c)}{2} \cdot \frac{2\text{DHT}_t(-r, -c) - 2\text{DHT}_t(r, c)}{2} \quad (23)$$

通过哈特莱反变换

$$S_{\beta} = W \cdot 2\text{IDHT}(2\text{DHT}(S_{\beta})) \quad (24)$$

$$\text{其中 } W = \begin{cases} 1 & (r \in [0, L-M], c \in [0, H-N]) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases}$$

式中 W ——抗频谱混叠窗函数

L, H ——目标图的尺寸

在图像匹配中,用到的是二维快速哈特莱变换(2FHT),它是二维离散哈特莱变换(2DHT)的快速算法。对式(18) $H(u, v)$ 进行奇偶抽取

$$\begin{cases} y(m, n) = x(2m, 2n) \\ z(m, n) = x(2m+1, 2n+1) \end{cases} \quad (m=0, 1, 2, \dots, \frac{M}{2}-1; n=0, 1, 2, \dots, \frac{N}{2}-1) \quad (25)$$

式(18)可表示为

$$H(u, v) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{m=0}^{\frac{M}{2}-1} \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} y(m, n) \cos\left(2\pi \frac{2mu}{M}\right) \cdot \cos\left(2\pi \frac{2nv}{N}\right) + \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{m=0}^{\frac{M}{2}-1} \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} z(m, n) \cdot \cos\left(2\pi \frac{(2m+1)u}{M}\right) \cos\left(2\pi \frac{(2n+1)v}{N}\right) \quad (26)$$

由三角公式可得

$$\begin{cases} \cos\left(2\pi \frac{(2k+1)u}{M}\right) = \cos\left(\frac{2\pi u}{M}\right) \cos\left(\frac{4\pi ku}{M}\right) + \sin\left(\frac{2\pi u}{M}\right) \cos\left(\frac{4\pi \left(\frac{M}{2}-u\right)}{M}\right) \\ \cos\left(2\pi \frac{(2l+1)v}{N}\right) = \cos\left(\frac{2\pi v}{N}\right) \cos\left(\frac{4\pi kv}{N}\right) + \sin\left(\frac{2\pi v}{N}\right) \cos\left(\frac{4\pi \left(\frac{N}{2}-v\right)}{N}\right) \end{cases} \quad (27)$$

令

$$\begin{cases} H_y(u, v) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{m=0}^{\frac{M}{2}-1} \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} y(m, n) \cos\left(\frac{4\pi mu}{M}\right) \cos\left(\frac{4\pi nv}{N}\right) \\ H_z(u, v) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{m=0}^{\frac{M}{2}-1} \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} z(m, n) \cos\left(\frac{4\pi mu}{M}\right) \cos\left(\frac{4\pi nv}{N}\right) \end{cases}$$

则由式(27),式(26)可变为

$$\begin{aligned}
 H(u,v) &= H_y(u,v) + H_z(u,v) \cos\left(\frac{2\pi u}{M}\right) \cos\left(\frac{2\pi v}{N}\right) + \\
 &H_z\left(u, \frac{N}{2} - v\right) \cos\left(\frac{2\pi u}{M}\right) \sin\left(\frac{2\pi v}{N}\right) + \\
 &H_z\left(\frac{M}{2} - u, v\right) \sin\left(\frac{2\pi u}{M}\right) \cos\left(\frac{2\pi v}{N}\right) + \\
 &H_z\left(\frac{M}{2} - u, \frac{N}{2} - v\right) \sin\left(\frac{2\pi u}{M}\right) \sin\left(\frac{2\pi v}{N}\right) \quad (28)
 \end{aligned}$$

由此, $M \times N$ 点 DHT 被分解为 $(M \times N)/2$ 点 DHT, 上述 $H_y(u, v)$ 和 $H_z(u, v)$ 可以继续分解。这就是 DHT 的快速算法 FHT, 则式(24)可以改为

$$S_{\beta} = W \cdot 2IFHT(2FHT(S_{\beta})) \quad (29)$$

本文在求解式(10)和式(11)时, 仍然采用快速哈特莱变换求卷积的方法, 不同的是模板图像像素值全部为 1, 即采集图像和二阶采集图像(采集图像的平方)与零值拓展后的模板单位矩阵求卷积。

模板匹配识别其目标果实的质心坐标也需要坐标系的转换。假设采集图像矩形处理区域的左上角像素点坐标为 (x_o, y_o) , 目标果实在矩形处理区域中成功匹配的位置坐标为 (x_r, y_r) , 那么换算到采集图像坐标系中, 目标果实的质心坐标应该为

$$\begin{cases} x_r' = x_r + M/2 + x_o. \\ y_r' = y_r + N/2 + y_o. \end{cases} \quad (30)$$

基于以上分析, 其快速模板匹配识别流程如下:

(1) 对模板图像如式(16)、(17)进行计算, 得到 P_1 和 P_2 。

(2) 对模板图像进行零值延拓, 扩大到与采集图像相同尺寸。

(3) 对采集图像及模板图像进行快速哈特莱变换, 得到 f_{FHT} 和 t_{FHT} 。

(4) 根据式(23), 在得到采集图像及模板图像的相关面哈特莱变换以后, 进行哈特莱反变换, 所得结果 $[L - M, H - N]$ 即为 S_{β} 矩阵。

(5) 将零值拓展后模板图像中的非零值变为 1, 然后对其进行哈特莱变换, 得到 t'_{FHT} 。

(6) 根据式(23), 在得到采集图像及零值拓展后模板图像的相关面哈特莱变换以后, 进行哈特莱反变换, 所得结果 $[L - M, H - N]$ 即为 S_i 矩阵。

(7) 求其二阶采集图像, 并进行哈特莱变换, 得 f'_{FHT} 。

(8) 根据式(23), 在得到二阶采集图像及零值拓展后模板图像的相关面哈特莱变换以后, 进行哈特莱反变换, 所得结果 $[L - M, H - N]$ 即为 S_{β} 矩阵。

(9) 由流程(1)、(4)、(6)、(8)所得结果, 根据式(18)最终得到去均值归一化积相关面矩阵 ρ 。

(10) 对 ρ 进行遍历, 寻找最大值, 得到其位置

(i, j) , 即为匹配坐标。

2 试验结果与分析

试验软件由 Matlab R2010b 编程开发, 试验用计算机配置: 处理器为 Intel(R), Core(TM) 2, Duo CPU E7300 @ 2.66 GHz; 内存为 2 GB; 硬盘为 320 GB。

2.1 图像分割试验

比较 OTSU 分割算法与固定阈值分割算法的分割效果。选择 2 幅不同光线下拍摄的苹果果实图像, 如图 5a 和 5b, 其中图 5a 为强光照射下的果实图像, 图 5b 果实图像则光线比较弱, 大部分处于阴影中; 图 5c 和 5d 为固定阈值分割后的果实图像, 分割阈值相同, 但图 5c 中存在小的枝叶噪声, 而图 5d 存在过分割现象, 说明固定阈值分割对于光线变化适应性不强, 对于强光条件下的图像还未分割彻底, 而对于弱光条件下的图像已经出现了过分割现象; 图 5e 和 5f 为 OTSU 动态阈值分割果实图像, 从图中分割效果可知, 果实被比较好地分割出来, 相比于固定阈值分割, 对于光线变化适应性比较强。

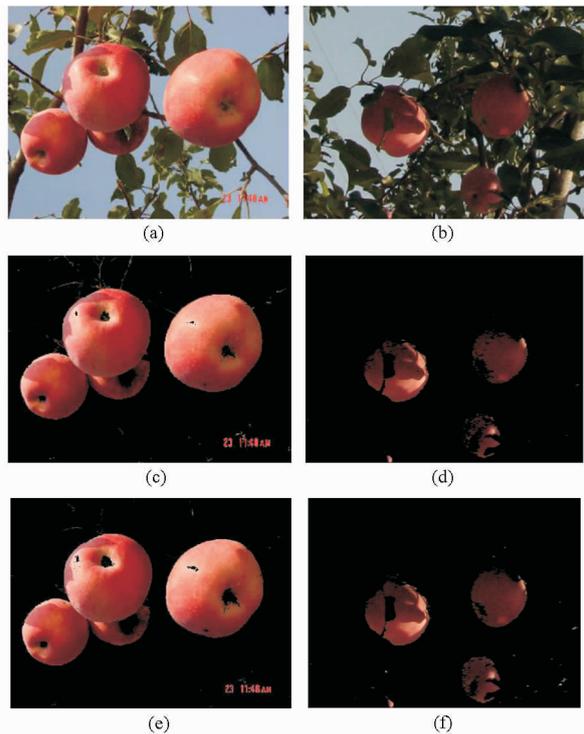


图5 分割效果对比

Fig. 5 Comparison of segmentation results

- (a) 原始图像 1 (b) 原始图像 2 (c) 固定阈值分割图像 1
(d) 固定阈值分割图像 2 (e) OTSU 动态阈值分割图像 1
(f) OTSU 动态阈值分割图像 2

2.2 匹配识别试验

匹配概率是用来检验是否正确匹配的一项数据。比较采用 $R - G, 2R - G - B$ 计算值与式(14)计

算的灰度的目标果实匹配概率。选择一幅自然光线下拍摄的苹果果实图像。为了增加匹配难度,所选图像背景复杂且有很多个苹果果实。从中人工选取10个苹果作为目标果实,并将其作为模板图像,如图6a所示。分别以式(14)计算值、 $R-G$ 色差值和 $2R-G-B$ 色差值作为图像像素灰度值,采用快速去均值归一化积相关算法进行匹配识别。从图6b、6c和6d可以看出,采用 $R-G$ 色差值,①、④、⑤目标果实匹配错误,而采用 $2R-G-B$ 色差值与采用式(14)计算的灰度都具有100%匹配成功率。

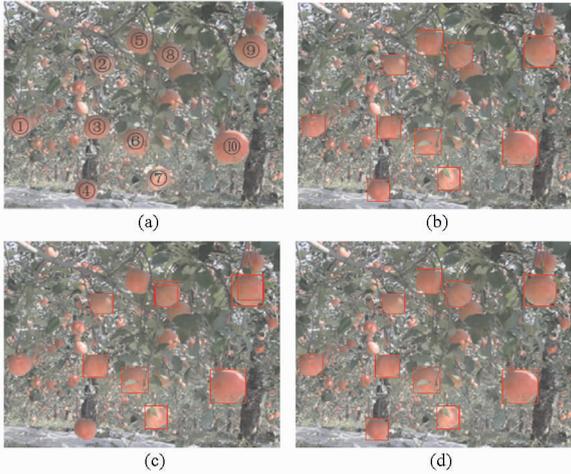


图6 匹配结果对比

Fig. 6 Comparisons of matching results

(a) 原始图像 (b) Gray (c) $R-G$ (d) $2R-G-B$

2.3 干扰识别试验

苹果采摘机器人在逐步逼近图像中心的过程中,所采集图像由于光照影响以及拍摄角度的不同,其亮度、对比度等可能已发生变化,因此有必要检验匹配识别算法由于图像亮度、对比度的变化对目标果实匹配概率的影响。

图像亮度的调整分为非线性和线性两种方法。非线性图像亮度调整方法使得图像信息损失较大,调整过的图像显得平淡,无层次感;线性图像亮度调整方法调整过的图像则层次感很强,真实自然。因此采用图像处理软件 Photoshop 中线性图像亮度调整方法(Photoshop CS3 及以上版本为线性图像亮度调整方法,同时保留非线性图像亮度调整方法;以下版本只有非线性亮度调整方法)对图6原始图像进行多个等级的亮度调整,而后进行匹配识别,其匹配概率与亮度变化之间的关系如图7所示。图中横轴负值代表亮度变暗,正值代表亮度增强;从图中可以看出,在亮度变化 $[-35, 40]$ 范围内,仍然具有100%的匹配概率;虽然在亮度调整较小或较大时,出现匹配错误,匹配概率下降,但由于苹果采摘机器人在逐步逼近图像中心的过程中所采集图像是在短

时间内捕获完成的,图像之间亮度变化不会很大,因此可以满足要求。

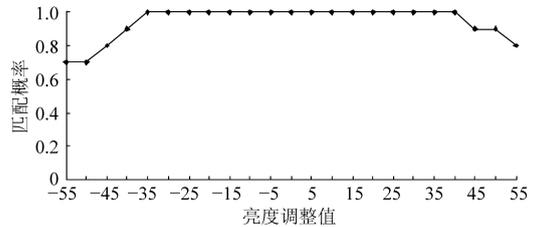


图7 亮度变化与匹配概率关系图

Fig. 7 Relation of brightness variation and matching ratio

对比度的调整仍然通过 Photoshop 软件来实现,然后进行匹配识别,其匹配概率与对比度变化之间的关系如图8所示。图中负值代表对比度减弱,正值代表对比度增强;从图中可以看出,对比度的变化不影响匹配识别,识别准确无误。

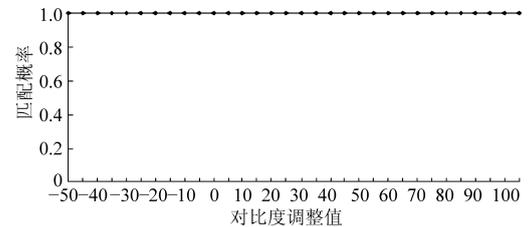


图8 对比度变化与匹配概率关系图

Fig. 8 Relation of contrast variation and matching ratio

2.4 算法比较试验

采用3种算法进行比较试验,验证其识别的快速性。

(1)算法1:动态图像各帧均采用OTSU识别算法。

(2)算法2:动态图像各帧仍然采用OTSU识别算法,但后帧图像根据前帧图像关联信息逐渐缩小目标果实的处理区域。

(3)算法3:首帧图像采用OTSU识别算法,后帧图像在根据前帧图像关联信息逐渐缩小目标果实处理区域的同时,采用快速去均值归一化积相关算法直接识别目标果实。

假设在苹果采摘机器人目标果实质心小步长逼近图像中心的过程中,视频传感器采集动态图像4帧,图像大小为320像素 \times 240像素。对10组图片进行比较试验,识别时间如表1。

从表1可以看出,采用算法1处理时间平均为1.15 s,采用算法2平均处理时间为0.95 s,说明后帧图像根据前帧图像关联信息逐渐缩小目标果实的处理区域能够有效减少处理时间,减少17%;而算法3采用快速去均值归一化积相关算法直接识别目标果实又进一步缩短处理时间,平均处理时间为0.74 s,相对于算法1处理时间减少36%,从而说明

本文所设计方法相比于以往重复执行识别算法, 处理时间等加累积具有比较大的优势, 能够显著提高机器人采摘速度。

表 1 识别时间对比

Tab. 1 Comparisons of recognition time

图像组号	算法 1	算法 2	算法 3
1	1.10	0.93	0.72
2	1.12	0.95	0.75
3	1.16	0.96	0.73
4	1.18	0.96	0.74
5	1.12	0.95	0.73
6	1.13	0.94	0.72
7	1.19	0.95	0.74
8	1.12	0.95	0.74
9	1.14	0.96	0.75
10	1.19	0.95	0.74

3 结论

(1) 在对苹果果实及其背景 R 、 G 、 B 颜色因子

统计分析的基础上, 采用基于 $R-G$ 颜色特征的 OTSU 动态阈值分割方法进行图像分割。

(2) 当图像中有多个果实时, 采用基于图像中心最近原则确定要采摘的目标果实。

(3) 利用所采集图像之间的关联信息, 不断缩小后帧图像的图像处理区域。

(4) 对去均值归一化积相关算法进行加速优化改进, 在不断缩小的后帧图像区域进行模板匹配、定位目标果实。

(5) 分别进行了不同阈值分割算法的实现效果, 不同灰度、亮度和对比度的模板匹配识别, 所设计跟踪识别方法与旧方法识别时间的比较试验, 验证了所采用和设计方法的有效性。其中所设计跟踪识别方法相比于旧方法, 识别时间减少 36%。

参 考 文 献

- 张铁中, 杨丽, 陈兵旗, 等. 农业机器人技术研究进展[J]. 中国科学: 信息科学, 2010, 40(增刊): 71~87. Zhang Tiezhong, Yang Li, Chen Bingqi, et al. Research progress of agricultural robot technology[J]. Science China: Information Science, 2010, 40(Supp.): 71~87. (in Chinese)
- 近藤直, 門田充司, 野口伸. 农业机器人 II. 机构与实例[M]. 孙明, 李民赞, 译. 北京: 中国农业大学出版社, 2009.
- Zhang L B, Yang Q H, Bao G J, et al. Overview of research on agricultural robots in China [J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2008, 1(1): 12~21.
- Kondo N, Ting K C. Robotics for bioproduction systems[M]. New York: ASAE Publication, 1998: 231~251.
- Baeten J, Donné K, Boedrij S, et al. Autonomous fruit picking machine: a robotic apple harvester[M]//Laugier C, Siegwart R. Field and Service Robotics, Springer Tracts in Advanced Robotics, 2008, 42: 531~539.
- 张亚静, 李民赞, 刘刚, 等. 基于机器视觉和信息融合的邻接苹果分割算法[J]. 农业机械学报, 2009, 40(11): 180~183. Zhang Yajing, Li Minzan, Liu Gang, et al. Separating adjoined apples based on machine vision and information fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(11): 180~183. (in Chinese)
- 张凯良, 杨丽, 王粮局, 等. 高架草莓采摘机器人设计与试验[J]. 农业机械学报, 2012, 43(9): 165~172. Zhang Kailiang, Yang Li, Wang Liangju, et al. Design and experiment of elevated substrate culture strawberry picking robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(9): 165~172. (in Chinese)
- 蔡健荣, 孙海波, 李永平, 等. 基于双目立体视觉的果树三维信息获取与重构[J]. 农业机械学报, 2012, 43(3): 153~156. Cai Jianrong, Sun Haibo, Li Yongping, et al. Fruit trees 3-D information perception and reconstruction based on binocular stereo vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(3): 153~156. (in Chinese)
- 王海青, 姬长英, 顾宝兴, 等. 基于机器视觉和支持向量机的温室黄瓜识别[J]. 农业机械学报, 2012, 43(3): 163~167. Wang Haiqing, Ji Changying, Gu Baoxing, et al. In-greenhouse cucumber recognition based on machine vision and least squares support vector machine [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(3): 163~167. (in Chinese)
- 宋怀波, 何东健, 潘景朋. 基于凸壳理论的遮挡苹果目标识别与定位方法[J]. 农业工程学报, 2012, 28(22): 174~178. Song Huaibo, He Dongjian, Pan Jingpeng. Recognition and localization methods of occluded apples based on convex hull theory [J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(22): 174~178. (in Chinese)
- 项荣, 应义斌, 蒋焕煜. 基于双目立体视觉的番茄定位[J]. 农业工程学报, 2012, 28(5): 161~167. Xiang Rong, Ying Yibin, Jiang Huanyu. Localization of tomatoes based on binocular stereo vision[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(5): 161~167. (in Chinese)
- 毛亮, 薛月菊, 孔德运, 等. 基于稀疏场水平集的荔枝图像分割算法[J]. 农业工程学报, 2011, 27(4): 345~369. Mao Liang, Xue Yueju, Kong Deyun, et al. Litchi image segmentation algorithm based on sparse field level set[J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(4): 345~369. (in Chinese)
- Zhao D A, Lv J D, Ji W, et al. Design and control of an apple harvesting robot[J]. Biosystems Engineering, 2011, 110(2): 112~122.
- 张德丰. 详解 MATLAB 数字图像处理 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2010: 254~257.
- 韩冰, 王永明. 基于一种快速归一化积相关算法图像匹配研究[J]. 兵工学报, 2010, 31(2): 160~165.

- Han Bing, Wang Yongming. Research of image matching based on a fast normalized cross correlation algorithm [J]. Acta Armamentar, 2010, 31(2):160~165. (in Chinese)
- 16 周宇浩葳. 基于 DSP 嵌入式平台多路实时视频拼接技术[D]. 上海:上海交通大学, 2013.
Zhou Yuhao. Embedded multichannel real-time images processing system based on DSP platform[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2013. (in Chinese)
- 17 云磊. 牛顿迭代法的 MATLAB 实现[J]. 信息通信, 2011(6):20, 22.
- 18 Bracewell R N. Discrete Hartley transform [J]. Journal of the Optical Society of America, 1983, 73(12):1 832~1 835.
- 19 Waston A B, Porison A. Separable two-dimensional discrete Hartley transform [J]. Journal of Optical Society American, 1986, 3(12):2 001~2 004.
- 20 Hou H S. The fast Hartley transform algorithm [J]. IEEE Transactions on Computers, 1987, C-36(2):147~156.
- 21 孙鹤泉, 沈永明, 王永学, 等. Hartley 变换在互相关分析中应用研究[J]. 大连理工大学学报, 2004, 44(2):284~287.
Sun Hequan, Shen Yongming, Wang Yongxue, et al. Application of Hartley transform to cross-correlation analysis[J]. Journal of Dalian Universtiy of Technology, 2004, 44(2):284~287. (in Chinese)
- 22 刘德坤. 基于哈特莱变换的快速模板互相关算法设计[D]. 武汉:华中科技大学, 2011.
Liu Dekun. Design of fast template matching algorithm based on Hartley transform[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2011. (in Chinese)
- 23 龚俊斌, 明德烈, 刘德坤, 等. 基于哈特莱变换的快速图像模板匹配算法[J]. 宇航学报, 2011, 32(5):1 115~1 123.
Gong Junbin, Ming Delie, Liu Dekun, et al. Fast image template matching algorithm based on discrete Hartley transform[J]. Journal of Astronautics, 2011, 32(5):1 115~1 123. (in Chinese)
- 24 项荣, 应义斌, 蒋焕煜. 田间环境下果蔬采摘快速识别与定位方法研究进展[J]. 农业机械学报, 2013, 44(11):208~233.
Xiang Rong, Ying Yibin, Jiang Huanyu. Development of real-time recognition and localization methods for fruits and vegetables in field[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(11):208~233. (in Chinese)

Fast Tracing Recognition Method of Target Fruit for Apple Harvesting Robot

Lü Jidong¹ Zhao Dean² Ji Wei²

(1. School of Information Science and Engineering, Changzhou University, Changzhou 213164, China

2. School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: In order to lessen picking time of apple harvesting robot, the fast tracing recognition method of target fruit for apple harvesting robot was researched. Firstly, the first collected image was segmented by the OTSU dynamic threshold segmentation method based on $R-G$ color feature, and the picking target fruit was determined based on the principle of the nearest to image center. Next, the target fruit in the follow images were traced and recognized with the improved fast mean-residual normalized product correlation template matching algorithm while the region of image process idea was smaller frame-by-frame continuously according to the correlated information between the acquired images. At last, the comparative tests, which took into account of different threshold segmentation methods, different matching recognition by gray value, brightness and contrast, and the recognition time with the new and old methods, were done, and results from experiments indicated that the method used is viable, decreases by 36%.

Key words: Apple Harvesting robot Tracing recognition Dynamic image