

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.09.002

苹果夜视图像小波变换与独立成分分析融合降噪方法*

贾伟宽^{1,2} 赵德安^{1,2} 阮承治^{1,3} 刘晓洋¹ 陈玉¹ 姬伟^{1,2}

(1. 江苏大学电气信息工程学院, 镇江 212013; 2. 江苏大学机械工业设施农业测控技术与装备重点实验室, 镇江 212013;
3. 武夷学院机电工程学院, 武夷山 354300)

摘要: 对不同人工光源辅助下采集到的夜视苹果图像, 通过噪声分析, 判定苹果夜视图像的噪声以高斯噪声为主, 并混有部分椒盐噪声。针对高斯噪声去除难题, 将小波变换 (Wavelet transform, WT) 与独立成分分析 (Independent component analysis, ICA) 理论引入夜视图像的处理系统, 为了最大程度地降低噪声污染, 提出 WT-ICA 融合降噪方法。通过仿真实验, 结果表明融合降噪效果较为理想。为了更好地评价夜视图像的降噪效果, 以自然光下的图像为参照基准, 提出相对峰值信噪比 (Relative peak signal-to-noise ratio, RPSNR) 的概念。对所采集到的不同的夜视图像进行多次重复实验, 结果表明, 从视觉上看 WT-ICA 降噪方法得到的低噪图像噪点明显减少; 从 RPSNR 看, WT-ICA 得到的低噪图像, 分别比原始图像、小波软阈值降噪、ICA 降噪方法平均提高 29.94%、8.09%、7.54%; 白炽灯下的图像处理后的 RPSNR 最高, 适合作为人工光源。WT-ICA 融合降噪方法通过连续处理, 排除夜视图像的噪声干扰, 得到的低噪图像更利于进一步识别, 从而为实现苹果采摘机器人的全天候作业打下基础。

关键词: 苹果 采摘机器人 夜视图像 降噪 小波变换 独立成分分析

中图分类号: TP242; TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)09-0009-09

Combined Method for Night Vision Image Denoising Based on Wavelet Transform and ICA

Jia Weikuan^{1,2} Zhao Dean^{1,2} Ruan Chengzhi^{1,3} Liu Xiaoyang¹ Chen Yu¹ Ji Wei^{1,2}

(1. School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China

2. Key Laboratory of Facility Agriculture Measurement and Control Technology and Equipment of Machinery Industry, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China

3. School of Mechanical and Electrical Engineering, Wuyi University, Wuyishan 354300, China)

Abstract: Through the analysis of noise, it's found that the Gaussian noise is the main noise in the night vision images obtained under different artificial lights, which also mixed with some salt and pepper noises. With regard of the elimination of Gaussian noise, the wavelet transform (WT) and independent component analysis (ICA) were introduced into the process of night vision images. In order to minimize the noise, a combined method of WT and ICA (WT-ICA) was proposed. The simulation results verified the effect of this combined method. For the purpose of better evaluation of denoising effect in these night vision images, taking the image under the natural light as a reference, an index named relative peak signal-to-noise ratio (RPSNR) was proposed. The repeated tests were carried out in different night vision images. The results showed that there was an obviously visual decrease of noise with WT-ICA method. The RPSNRs of WT-ICA images were improved by 29.94%, 8.09% and 7.54% than those of original images, wavelet soft threshold denoising images and ICA denoising images. Especially under the

收稿日期: 2015-01-25 修回日期: 2015-02-26

* 国家自然科学基金资助项目(61203014, 61379101)、高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20133227110024)、江苏省高校优势学科建设项目和江苏省普通高校研究生科研创新计划资助项目(KYLX14-1062)

作者简介: 贾伟宽, 博士生, 主要从事智能信息处理、智能机器人研究, E-mail: jwk_1982@163.com

通讯作者: 赵德安, 教授, 博士生导师, 主要从事智能控制、智能机器人研究, E-mail: dazhao@ujs.edu.cn

incandescent lamp, the RPSNR reached the highest value, so this kind of lamp was suitable for being artificial light. By means of continued processing with WT - ICA method, these low noise images were easy to be identified further, which laid a solid foundation for the round-the-clock operation of the apple harvesting robot.

Key words: Apple Harvesting robot Night vision image Denoising Wavelet transform Independent component analysis

引言

伴随着科技的进步,农业机器人技术的发展日趋成熟,在现代农业生产作业过程中已逐渐发挥作用^[1],使农业的装备与生产水平达到一个前所未有的程度。果蔬采摘是农业生产中一个重要环节,在农业生产中呈现出劳动强度大、工作效率低、作业要求高等特点,为了进一步解放劳动力、提高生产效率、压缩生产成本等,果蔬采摘机器人的研究引起国内外众多学者关注,得到长足的进展^[2-4]。

果蔬生产呈现很强的季节性特点。为了保证果蔬在成熟期内及时采摘,在果蔬采摘机器人辅助作业的同时,有必要进一步考虑采摘机器人的全天候作业,即采摘机器人夜间作业。

然而夜间采摘的作业环境相对复杂,考验着采摘机器人的工作能力。目前国内外对于采摘机器人的夜间作业研究相对较少,可查文献更是寥寥。夜间作业,由于光线等原因造成夜视图像存在大量的噪声,这些含噪图像直接影响着目标物的识别率,进一步影响了采摘机器人的工作效率。因此,夜间作业应首先考虑夜视图像的降噪,对于图像的降噪研究,国内外学者提出了许多图像降噪算法^[5-6],也已经在诸多领域取得良好进展^[7-8],且在农业领域中也取得很多成果^[9-10],然而对于夜视图像降噪研究依然偏少^[11-12],农业领域的相关研究相对更少。

本文以苹果夜视图像为研究对象,对不同的人光源下采集到的苹果夜视图像进行分析处理,提出一种基于小波变换(Wavelet transform, WT)和独

立成分分析(Independent component analysis, ICA)相融合的降噪方法(WT - ICA),最大限度地去除噪声污染,以期为夜视图像的目标物精准识别提供基础,以实现苹果采摘机器人的全天候作业,进一步提高采摘效率。

1 苹果夜视图像采集与噪声分析

1.1 夜视图像采集

图像采集地点:江苏省丰县大沙河镇苹果生产园区。

图像采集方法:首先进行选点标记,采用相同的拍摄方位和角度。

图像采集环境:利用光照度测试仪(型号 TASI - 8720,测试范围 $1 \sim 20 \times 10^5$ lx),测试自然光照度小于 1 的情况下,利用不同的人光源辅助补光,进行夜视图像的采集。由于光照度对噪声的产生有着直接的影响,尽管难以保证光照度相同,但在选择不同的人光源时应使光照度最大限度地保持一致。

人工光源种类:白炽灯(直流 12 V, 35 W),荧光灯节能灯(直流 12 V, 9 W),LED 灯(9 组 1 W 带铝基板的灯珠组成)。

人工光源电源:铅酸蓄电池(12 V, 36 A·h)。

图像采集镜头:AFT - 0814MP 型,焦距 8 mm,视场角 54° ,相对通光径 F1.4 - C,最近物距 0.15 m。

图 1 所示分别为自然光、白炽灯、荧光灯、LED 灯光下,同一拍摄角度,所采集到的同一点的苹果图像。



图 1 不同灯光环境下采集到的苹果原始图像

Fig. 1 Apple original images under different lighting environments

(a) 自然光 (b) 白炽灯 (c) 荧光灯 (d) LED 灯

由图 1 可以看出,3 种人工光源辅助照明下所采集到的苹果夜视图像相对于自然光下的图像所

含噪点相对明显。但若要实现苹果采摘机器人的全天候作业,在光照不足的夜间环境还需人工光

源补光照明。相对于自然光,人工光源又有着自身的不足,如光照范围小、光线不均匀、稳定性差、光照强度低等。夜间温度相对较低,在一定程度上也影响着传感器的正常工作。正是上述这些原因,导致摄像头曝光不足,致使采集到的夜视图像

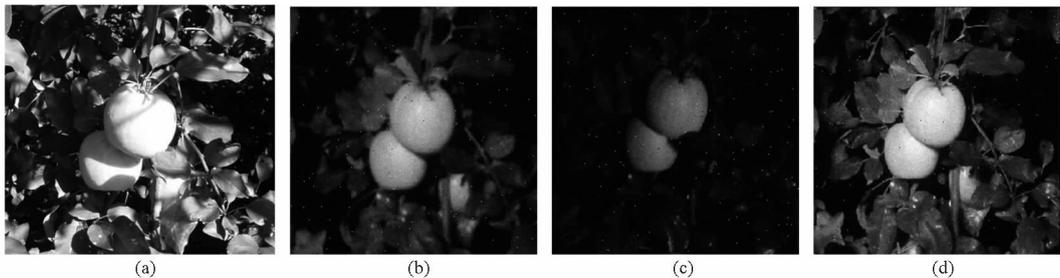


图2 原始图像的灰度图

Fig.2 Gray images of apple original images

(a) 自然光 (b) 白炽灯 (c) 荧光灯 (d) LED灯

由图2可知,相对于自然光,3幅夜视苹果图像,从视觉上看噪点更为明显。并可以对3幅图像的噪声进行初步判断,所含噪声为混合噪声,其中部分为椒盐噪声,然而其余噪声无法从视觉上对其判断,且由于目前的技术条件所限难以对噪声类型做出明确性。可查的一些有关夜视图像的文献,对夜视图像的相关研究,均以高斯噪声为主要噪声^[11, 13-14]。且高斯噪声在图像中较为普遍,故本研究推测所采集到的这些苹果夜视图像所含的未知噪声为高斯噪声。

需要注意的是,采摘机器人的夜间作业环境为开放的非结构环境,背景复杂,环境因素多变,甚至为不可控因素(如温度、湿度等),不同采集点的光照度及距离也不尽相同,因此在不同采集条件下,所采集到的夜视图像包含噪声也略有不同。尽管如此,但这些夜视图像的噪声类型仍以高斯噪声为主,并伴有部分的椒盐噪声,其不同之处主要是所含噪声的量有所不同。

2 WT-ICA 融合降噪方法

为了更好地识别这些夜视图像,首先考虑对其进行降噪预处理,以得到更为清晰的低噪苹果图像,利于采摘机器人的图像识别系统更进一步处理。夜视图像的噪声以高斯噪声为主,同时伴有部分的椒盐噪声,然而目前对于高斯噪声处理仍是一个难题,虽有大量的学者为此付出了很多的努力^[15-17],但最终还是难以达到理想的降噪效果。本研究将小波变换与独立成分分析同时引入夜视图像的处理系统,充分发挥2种算法在降噪方面的优点,进一步尝试将其二者融合(WT-ICA)进行降噪处理,以期最大限度降低夜视图像的噪声污染。

噪点增多。

1.2 夜视图像噪声分析

为了更清晰地观察所采集到的苹果夜视图像,以便更直接地显示夜视图像中的噪点,本文首先将4幅原始图像转换为灰度图像,如图2所示。

2.1 小波降噪

小波变换在时域和频域同时具有良好的局部化性质,该特性不仅可将图像的结构和纹理表征在不同的分辨率层次上,且具有检测边缘的能力,因此,利用小波降噪的同时,可提取并保存对视觉起主要作用的边缘信息。小波变换率先实现图像的非线性降噪,小波降噪作为图像处理领域的热点之一,不断有新的方法提出^[18-19]。无论何种小波降噪方法,都遵循一个最基本的原理:图像源信号和噪声信号的小波系数在不同尺度上具有不同的性质,并通过构造相应的评价准则,在小波域中运用相应的数学方法对噪声信号的小波系数进行处理。本研究采用小波阈值降噪方法,其评价准则为预定阈值,即按照预定阈值处理小波系数,认为小于预定阈值的小波系数由噪声贡献,可以直接将其忽略;否则认为由图像源信号引起,将其保留或伸缩,然后进行重构复原。

小波降噪,从数学角度分析,其本质属于函数逼近;从信号学角度分析,又可以看作是一个信号滤波问题。因此,小波降噪实际上是图像特征提取和图像低通滤波功能的综合体。图3为小波降噪的流程图。

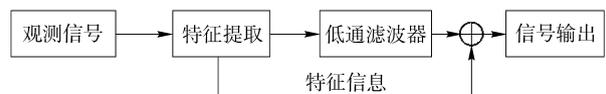


图3 小波降噪流程图

Fig.3 Flow chart of wavelet denoising

设含噪图像信号

$$f(i, j) = s(i, j) + n(i, j) \quad (1)$$

式中 $s(i, j)$ ——图像源信号

$n(i, j)$ ——噪声信号且服从 $N(0, \sigma^2)$

对观测图像信号 $f(i, j)$ 作离散小波变换后, 得到的小波系数仍由 2 部分组成, 即图像源信号对应的小波系数与噪声信号所对应的小波系数。

图像的阈值降噪实质上是对图像数据的行和列各作一维小波变换, 然后对所得的一维信号进行阈值降噪。仅对式(1)中的行向量进行离散取样, 得 N 个离散点信号 $f(n)$ 。其离散小波变换为

$$W_f(\alpha, k) = 2^{-\frac{\alpha}{2}} \sum_{n=0}^{N-1} f(n) \psi(2^{-\alpha}n - k) \quad (n=0, 1, \dots, N-1) \quad (2)$$

式中 $W_f(\alpha, k)$ ——小波系数

α ——分解尺度

同理对列向量做同样的小波变换。

小波阈值降噪的基本思想:

(1) 对二维图像信号进行小波变换, 选择合适的小波基和分解层数 α , 计算信号 f 到第 α 层的分解。

(2) 对分解后的高频系数进行阈值量化, 对于从 $1 \sim \alpha$ 的每一层选择一个合适的阈值, 并对该层的高频系数进行阈值量化处理。

(3) 根据小波分解的第 α 层的低频系数和经过修改的从第 1 层到第 α 层的各层高频系数计算二维信号的重构, 得到低噪图像。

这里采用软阈值函数, 当小波系数的绝对值不小于给定的阈值时, 令其减去阈值。否则, 令其为 0, 则

$$\tilde{w}_{\alpha, k} = \begin{cases} \text{sgn}(w_{\alpha, k})(|w_{\alpha, k}| - \lambda) & (|w_{\alpha, k}| > \lambda) \\ 0 & (|w_{\alpha, k}| \leq \lambda) \end{cases} \quad (3)$$

式中 $w_{\alpha, k}$ ——第 α 尺度下的第 k 个小波系数

$\tilde{w}_{\alpha, k}$ ——阈值函数处理后的小波系数

λ ——阈值

一般取

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \ln(MN)} \quad (4)$$

式中 σ ——噪声标准方差

M, N ——图像行和列的像素数

2.2 ICA 降噪

ICA 广泛应用于盲源信号分离, 解决诸如鸡尾酒会问题。随着 ICA 研究的深入, 已得到进一步的推广应用^[20-21]。在满足一定条件的情况下, ICA 可以很好地从混合信号中分离出隐含的源信号, 应用在图像处理中, 主要任务为从噪声污染的图像中提取图像源信号, 达到降噪的效果^[22-23]。ICA 降噪基

本思想是, 把含噪图像看成 2 个相互独立信号的混合, 即图像源信号与噪声信号。基于 ICA 的图像降噪就是把图像源信号和噪声信号分离开来, 而图像的细节损失较小, 以达到降噪的目的。ICA 降噪流程如图 4 所示。

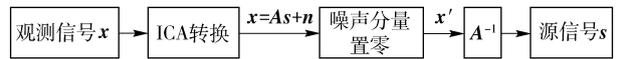


图 4 ICA 降噪流程图

Fig. 4 Flow chart of ICA denoising

设含噪的 ICA 模型表示为

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s} + \mathbf{n} \quad (5)$$

$$\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_n]^T \quad (6)$$

$$\mathbf{n} = [n_1, n_2, \dots, n_m]^T \quad (7)$$

式中 \mathbf{x} ——观测图像信号

\mathbf{s} ——图像源信号

\mathbf{n} ——噪声信号, $\mathbf{n} \sim N(0, \sigma^2)$

\mathbf{A} ——一个 $m \times n$ 的混合矩阵

\mathbf{s} 与 \mathbf{n} 相互独立。

这里通过极大似然法来估计出混合矩阵, 然而在含噪的 ICA 模型中, 仅仅估计出混合矩阵是远不够的。将式(5)进行求逆, 得

$$\mathbf{W}\mathbf{x} = \mathbf{s} + \mathbf{W}\mathbf{n} \quad (8)$$

这里得到的是独立成分的包含噪声的估计, 而期望估计得到的是源信号的独立成分 \hat{s}_i , 并使得该成分在某种程度上达到最优, 即包含噪声最小。

本研究采用 FICA 算法进行降噪, 其基本步骤如下:

(1) 利用无噪声的训练集 \mathbf{v} , 估计 \mathbf{v} 的 ICA 基向量, $\mathbf{v} = \mathbf{A}\mathbf{s}$, 获得 \mathbf{A} 的估计 $\hat{\mathbf{A}}$, 并令 $\mathbf{W}_0 = \hat{\mathbf{A}}^{-1}$, 然后计算 $\mathbf{W} = \mathbf{W}_0(\mathbf{W}_0^T \mathbf{W}_0)^{-\frac{1}{2}}$ 。

(2) 估计各分量概率密度 $s_i = \mathbf{w}_i^T \mathbf{v}$, 对观测图像信号估计 $\hat{\mathbf{X}}$ 进行 ICA 变换, 计算在变换基 \mathbf{W} 下的稀疏变换投影 $\mathbf{Y} = \mathbf{W}\hat{\mathbf{X}}$ 。

(3) 运用最大似然收缩函数 g_i , 对 s_i 进行去噪估计 $s_i = g_i(y_i)$ 。

(4) 对变换求逆, 得 $\hat{\mathbf{X}} = \mathbf{W}^T \hat{\mathbf{S}}$ 。

由此可以看出, ICA 是把待处理图像在一定准则下, 分解成一系列最大不相关的基向量, 再通过其准则选择一定量的基向量对图像进行重构, 从而实现降噪。

2.3 WT-ICA 降噪

融合降噪方法的基本思想: 对于含噪图像信号 \mathbf{x} , 首先采用小波软阈值降噪方法, 此时主要去除夜

视图图像的椒盐噪声以及部分高斯噪声,也可视为首次降噪,即得到低高斯噪声图像 x' 。为避免造成过多信息损失,此处不可进行小波连续降噪。将得到的低高斯噪声图像,利用 ICA 最大限度地将其图像源信号估计 \hat{x} 与噪声信号进行分离,将噪声信号置零,即完成 ICA 降噪,经 ICA 处理后的图像保持低失真。然而此时分离得到的 \hat{x} 依然存在一些噪声,为此,再次进行小波软阈值降噪,从而得到更加干净的图像源信号 s 。

本研究所提出的 WT-ICA 融合降噪方法流程图如图 5 所示。

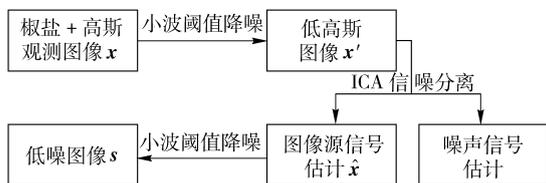


图 5 WT-ICA 降噪流程图

Fig. 5 Flow chart of WT-ICA denoising

新的融合降噪方法进行 2 次小波软阈值降噪,但有别于经典的小波二次降噪。本研究是在 2 次小波阈值降噪的之间引入独立成分分析,对第 1 次得到的低噪图像进行最大限度地独立成分分解,以期最大限度的分离出噪声信号,排除噪声干扰,进而实现夜视图像的降噪和增强。

在本研究中,小波降噪选取连续性较好的软阈值函数,避免因不连续在重构过程中产生振荡。常规 ICA 算法收敛较慢,这里选用改进的 FICA 算法。融合降噪旨在得到更清晰、更干净的夜视图像,为下一步的识别处理打下良好基础。

WT-ICA 组合降噪的基本步骤:

- (1) 对二维图像信号 x 进行小波变换,计算信号 x 到第 α 层的分解。
- (2) 对于每一层选择一个合适的阈值,并对该层的高频系数进行软阈值量化处理。
- (3) 第 α 层的低频系数和量化后各层高频系数计算二维信号的重构,得到低噪图像 x' 。
- (4) 利用源图像训练集,估计 ICA 基向量并得到混合矩阵 A 。
- (5) 对低噪图像 x' 进行 ICA 变换,利用最大似然估计,去除噪声估计。
- (6) ICA 变换求逆,得图像源信号估计 \hat{x} 。
- (7) 对 \hat{x} 重复步骤(1)~(3),得低噪图像 s 。

3 仿真实验

首先对本文所提出的融合降噪算法进行仿真验证。本研究选取标准 Lenna 图像和自然光下采集到

的苹果图像进行仿真,对 2 幅图像分别添加 $\sigma_n^2 = 0.05$ 的高斯噪声,如图 6 所示。

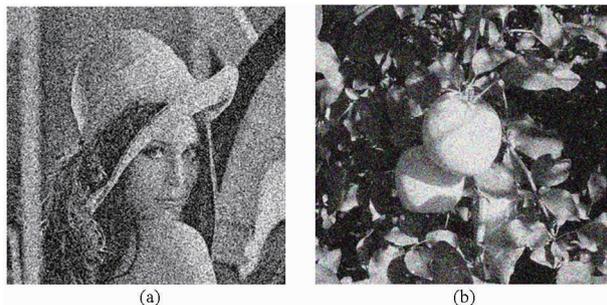


图 6 添加 $\sigma_n^2 = 0.05$ 的高斯噪声效果图

Fig. 6 Effect pictures with added $\sigma_n^2 = 0.05$ Gaussian noise

(a) Lenna 加噪图像 (b) 自然光苹果加噪图像

3.1 实验设置

为更好地验证本研究所提出的降噪方法的有效性,分别采用均值滤波降噪、小波软阈值降噪、ICA 降噪、WT-ICA 融合降噪 4 种方法进行对比实验。各种降噪方法参数基本设置如下:

均值滤波降噪方法,窗口大小为 3×3 ,该窗口大小可以很好地保持图像细节,且节约计算成本。小波降噪方法采用软阈值法,小波分解层数一般为 2~5 层,层数太多增加计算成本,太少达不到分解效果,本研究选择 3 层分解。ICA 降噪方法,正交变换采用 8×8 基图。

实验运行平台,主机配置:CPU Intel Core2 Duo E7300 2.66 GHz, RAM 1.99 GB,显卡 Intel® G33/G31 ECF;运行环境:Matlab R2012a。

3.2 仿真结果

利用上述 4 种降噪方法,分别对图 6 标准加噪图像进行降噪处理,结果如图 7 所示。

由图 7 从视觉上观察,本文提出的 WT-ICA 融合降噪方法相对于其他 3 种方法,所含噪点最少,图像最为清晰。

视觉评价常常带有一定的主观因素,为了更客观地评价降噪效果,进一步计算峰值信噪比 (Peak signal-to-noise ratio, PSNR),结果列于表 1。

表 1 从客观数据角度更直观地对 4 种不同的降噪方法进行优劣比较。降噪处理后的低噪图像中,均值滤波后的低噪图像峰值信噪比相对其他 3 种方法最低;而小波软阈值降噪方法与 ICA 降噪方法得到的图像峰值信噪比基本相当,表明二者降噪能力大致相同;WT-ICA 降噪方法后得到的低噪图像峰值信噪比相对最高,明显高于其他 3 种降噪方法。

为进一步说明融合降噪方法的效果,对 4 种降噪方法得到的信噪比做差异性检验。由表 1 结

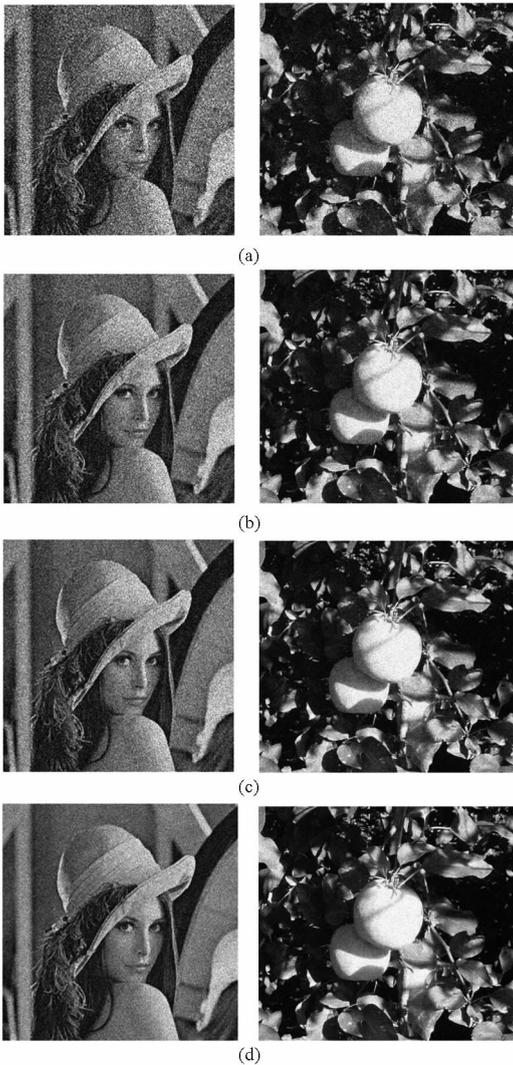


图7 降噪效果比较图

Fig. 7 Effect comparison of four denoising methods

(a) 均值滤波降噪效果图 (b) 小波软阈值降噪效果图
(c) ICA 降噪效果图 (d) WT-ICA 降噪效果图

果,列方差分析见表2。

表1 不同降噪方法得到的图像的相对峰值信噪比

Tab. 1 RPSNR with different denoising methods

图像	加噪 图像	均值 滤波	小波软 阈值	ICA 降噪	WT-ICA 降噪
Lenna	30.164 3	31.909 1	34.014 7	34.507 3	36.744 9
自然光苹果	30.814 7	32.314 5	34.908 7	35.147 7	37.015 3

表2 4种降噪方法的方差分析

Tab. 2 Analysis of variance for four denoising methods

方差来源	平方和	自由度	均方	F比
因素	22.914 7	3	7.638 2	42.234 8
误差	0.723 4	4	0.180 9	
总计	23.638 1	7		

因 $F_{0.05}(3,4) = 6.59 < 42.2348$,因此在显著水平0.05下,认为4种降噪方法得到的信噪比存在显著差异。

4 苹果夜视图像降噪实验分析

通过前面的仿真实验,验证了提出的融合方法在降噪方面的效果,进一步将融合降噪方法应用于苹果夜视图像处理。

4.1 降噪效果评价

一般情况下,降噪效果主要从视觉效果和信噪比2个方面进行衡量。

视觉效果评价,在视觉差距较大时,可以进行定性判定,无法定量比较;然而如果两者差距不是太明显,视觉判断定性同样相对困难;且视觉评价带有很强的主观性,因人而异,会得出不同的结论。所以视觉评价难以做到客观公正。

为了更客观地从数值上衡量各种方法的降噪效果,克服计算信噪比需以无噪的纯净图像作为基准的不足,本研究提出RPSNR的概念,RPSNR定义如下:以自然光下采集到的图像为基准(视为无噪图像),认定其为原始无噪图像信号,将其视为其他待处理的夜视图像的信号参照,此时计算得到的峰值信噪比则定义为低噪图像的相对峰值信噪比。

几种夜视图像均以自然光图像为统一的基准参照,即参照物相同,计算标准相同,因此具有可比性。RPSNR从数据角度能客观地评价降噪效果。

4.2 夜视图像降噪

利用3.1节所述4种降噪方法,对3种人工光源下的含噪夜视图像进行降噪处理,图8~11为4种方法降噪效果比较图。

4.3 实验结果分析

4.3.1 降噪效果视觉评价

由图2和图8~11可以看出,从直观视觉角度看,4种降噪方法都在一定程度上降低了夜视图像的噪声污染。但对4种降噪方法得到的低噪图像进行整体对比发现,均值滤波方法的降噪效果相对较差,噪点剩余较多,图像仍较为模糊;小波软阈值降噪方法以及ICA降噪方法得到的低噪图像虽比均值滤波清晰,但依然有大量的噪点存在,降噪效果并不彻底,从某种程度上,还有待于进一步提高;WT-ICA降噪效果则相对较好,相对于其他3种降噪方法,图像最为清晰,噪点最少,更完好地保留了图像纹理、边缘等细节信息。

WT-ICA降噪方法可以大幅度提高图像的复原质量,视觉质量也得到大幅度的改善。然而直观的视觉带有一定的主观因素,难以公正客观地评价真正的降噪效果。

4.3.2 降噪效果数值评价

为了更直观地说明4种降噪方法的降噪能力,

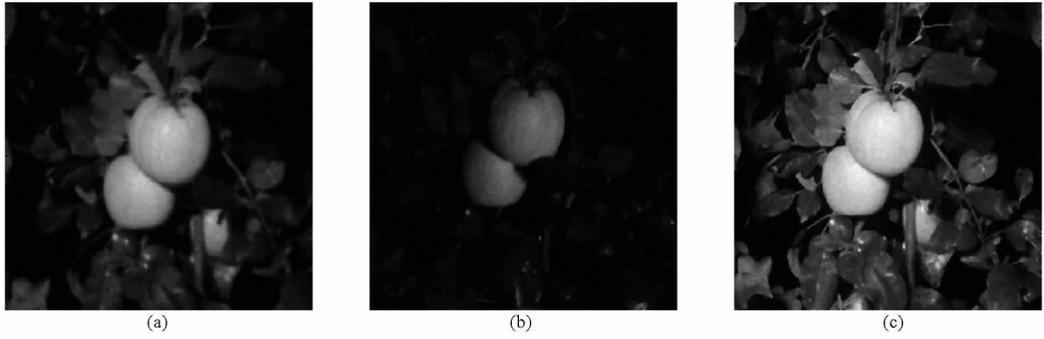


图8 均值滤波降噪效果图

Fig. 8 Denoising results of average filtering

(a) 白炽灯 (b) 荧光灯 (c) LED灯

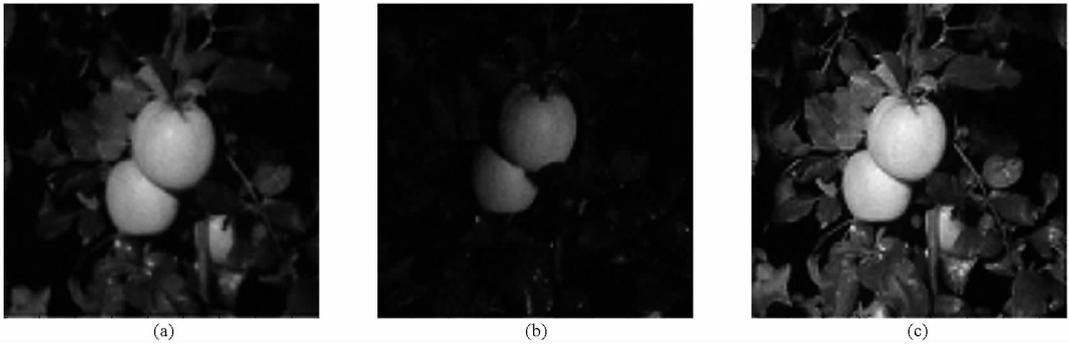


图9 小波软阈值降噪效果图

Fig. 9 Denoising results of wavelet soft threshold

(a) 白炽灯 (b) 荧光灯 (c) LED灯

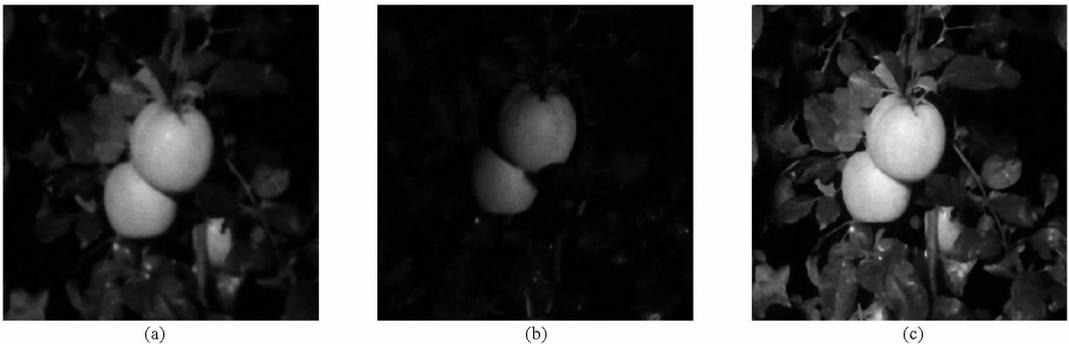


图10 ICA 降噪效果图

Fig. 10 Denoising results of ICA

(a) 白炽灯 (b) 荧光灯 (c) LED灯

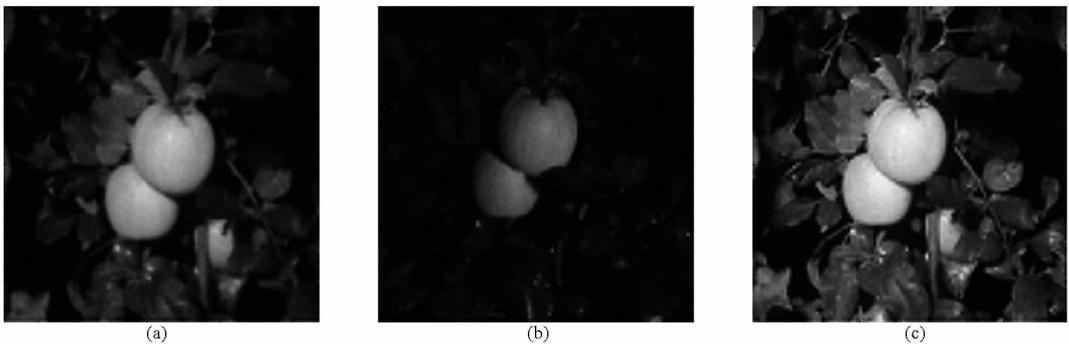


图11 WT-ICA 降噪效果图

Fig. 11 Denoising results of WT-ICA

(a) 白炽灯 (b) 荧光灯 (c) LED灯

进一步计算各降噪处理后的低噪图像的相对峰值信噪比,列于表3。

表3 不同降噪方法得到的图像相对峰值信噪比

Tab.3 RPSNR with different denoising methods

图像环境	原始夜视图像	均值滤波	小波软阈值	ICA降噪	WT-ICA降噪
白炽灯	37.184 7	40.827 4	43.538 6	43.337 5	46.527 2
荧光灯	31.182 5	33.387 6	36.903 1	37.272 1	40.177 9
LED灯	29.301 4	33.661 4	36.670 3	37.035 5	39.803 5

从表3数值角度评价降噪效果,可以看出本文提出的WT-ICA融合降噪方法相对于其他3种方法,RPSNR最高。几种降噪方法对夜视图像的降噪能力,趋势同仿真实验一致。

表3数值相对表1来说,RPSNR提高得更多,主要原因是夜视图像中伴有椒盐噪声,以上4种降噪方法均能很好地去掉椒盐噪声,对相对峰值信噪比的提高有进一步的积极意义。

WT-ICA降噪后的相对峰值信噪比,相对于原始夜视图像平均提高29.94%;相对于经典小波软阈值降噪方法平均提高8.09%;相对于ICA降噪方法平均提高7.54%。

为了更直观地观察降噪效果,对表3做折线图,如图12所示,可更清晰地看出各种降噪方法的降噪能力趋势。

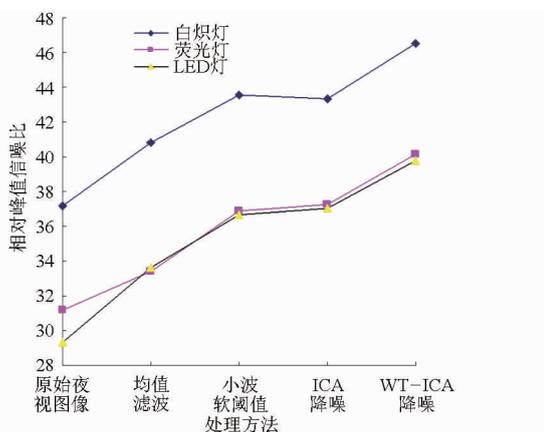


图12 降噪效果趋势图

Fig.12 Trend chart of denoising effect

4.3.3 人工光源评价

由表3以及图12可知,3种人工光源下采集到的夜视图像中,白炽灯下的图像相对峰值信噪比最高,即表明噪声最小。且经过上述各种降噪方法处理后,相对峰值信噪比依然最高,即对其进行的降噪处理效果也相对明显。因此,可以认为白炽灯适合

作为采摘机器人的人工辅助光源,利于下一步的图像识别。

通过上述实验,分别从直观视觉图(图2、8~11)和客观数值(表3)上,对上述4种不同的降噪方法的降噪能力和效果进行对比分析,其结果均显示本研究所提出的WT-ICA降噪方法效果最优。

为了更进一步验证融合降噪方法的有效性,利用不同采集点得到的夜视图像进行多次重复实验,得到的降噪趋势均与上述实验结论保持一致。

5 结论

(1) 通过对不同人工光源下采集到的夜视图像分析,初步判定所含噪声为混合噪声,且以高斯噪声为主,并伴有部分椒盐噪声。

(2) 根据夜视图像的噪声特点,提出运用小波理论和ICA理论对夜视图像对行降噪处理,实验结果表明,2种降噪方法得到的低噪图像噪点明显减少,图像更加清晰,相对峰值信噪比有所提高。二者的降噪效果明显优于形态学理论的均值滤波降噪方法。然而二者降噪并不彻底,还有待于进一步的提高。结合小波变换和ICA理论两者优点,提出了WT-ICA降噪方法,经其处理后的图像质量大幅提高,该方法很好地保留了图像的纹理、边缘等细节信息。融合降噪方法得到的相对峰值信噪比也明显提高,相对于原始夜视图像平均提高29.94%;相对于经典小波软阈值降噪方法平均提高8.09%;相对于ICA降噪方法平均提高7.54%。可见WT-ICA降噪方法切实可行。WT-ICA融合降噪方法,从另一个角度考虑,也可以看作是经历了3次降噪过程,其最终目的是为了得到更为清晰的夜视图像,最大限度地降低噪声污染,相对于其他3种方法,融合降噪方法得到的RPSNR最高。

(3) 提出相对峰值信噪比是以自然光下的图像为基准,克服含噪夜视图像峰值信噪比无法比对的难题。较几种不同的人工光源,相对而言,白炽灯下采集的夜视图像噪声最小,降噪效果也相对明显,可以认为白炽灯适合作为采摘机器人的人工光源。相对于另外2种人工光源,白炽灯属于低色温光源,显色性好,色光最接近于太阳光色,光谱相对均匀,白炽灯下的夜视图像得到的RPSNR最高。

(4) 不同图像采集条件下,所含噪声量会有所不同,通过多次重复实验,结果表明,降噪趋势均保持一致,即融合降噪方法具有较好的泛化能力。

参 考 文 献

- Zhang Tiezhong, Yang Li, Chen Bingqi, et al. Research progress of agricultural robot technology [J]. *Scientia Sinica: Informations*, 2010, 40(Supp): 71–87. (in Chinese)
- 2 Baeten J, Donn e K, Boedrij S, et al. Autonomous fruit picking machine: a robotic apple harvester[M]//Christian L, Roland S. *Field and Service Robotics*, 2008: 531–539.
- 3 Van H J, Van T J, Hoogakker G J, et al. An autonomous robot for de-leaving cucumber plants grown in a high-wire cultivation system[J]. *Biosystems Engineering*, 2006, 94(3): 317–323.
- 4 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.
- 5 宋怀波, 何东健, 韩韬. Contourlet 变换为农产品图像去噪的有效方法[J]. *农业工程学报*, 2012, 28(2): 287–292.
Song Huaibo, He Dongjian, Han Tao. Contourlet transform as an effective method for agricultural product image denoising[J]. *Transactions of the CSAE*, 2012, 28(2): 287–292. (in Chinese)
- 6 Wei X H, Wu S, Xu L Q, et al. Identification of foreign fibers of seed cotton using hyper-spectral images based on minimum noise fraction[J]. *Transactions of the CSAE*, 2014, 30(9): 243–248.
- 7 Rabbani H, Nezafat R, Gazor S. Wavelet-domain medical image denoising using bivariate laplacian mixture model[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2009, 56(12): 2826–2837.
- 8 Wang X Y, Liu Y C, Yang H Y. An efficient remote sensing image denoising method in extended discrete shearlet domain[J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2014, 49(2): 434–453.
- 9 柴玉华, 高立群, 王蓉, 等. 基于多尺度形态学大豆图像滤波方法[J]. *农业工程学报*, 2006, 22(6): 119–122.
Chai Yuhua, Gao Liqun, Wang Rong, et al. Method for smoothing soybean image noise based on multi-scale morphology[J]. *Transactions of the CSAE*, 2006, 22(6): 119–122. (in Chinese)
- 10 李明喜, 毛罕平, 张艳诚. 基于提升小波和分形的苹果树多源图像融合算法[J]. *农业机械学报*, 2007, 38(10): 91–93.
Li Mingxi, Mao Hanping, Zhang Yancheng. Fusion algorithm for multi-sensor images based on lifting wavelet transform and fractal theory[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2007, 38(10): 91–93. (in Chinese)
- 11 彭波, 孙一林, 崔永普. 渔场夜间监控系统图像去噪算法[J]. *农业机械学报*, 2005, 36(10): 97–100.
Peng Bo, Sun Yilin, Cui Yongpu. Implementation of denoise algorithm for fishery monitoring system[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2005, 36(10): 97–100. (in Chinese)
- 12 Yang S B, He X, Cao H, et al. Double-plateaus histogram enhancement algorithm for low-light-level night vision image[J]. *Journal of Convergence Information Technology*, 2011, 6(1): 251–256.
- 13 Padole C N, Vaidya V G. Image restoration using wigner distribution for night vision system[C]//9th International Conference on Signal Processing, 2008: 844–848.
- 14 Han J, Yue J, Zhang Y, et al. Salient contour extraction from complex natural scene in night vision image[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2014, 63: 165–177.
- 15 Camarena J G, Gregori V, Morillas S, et al. A simple fuzzy method to remove mixed gaussian-impulsive noise from color images [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2013, 21(5): 971–978.
- 16 Hoffman D K, Kouri D J, Pollak E. Reducing Gaussian noise using distributed approximating functionals[J]. *Computer Physics Communications*, 2002, 147(3): 759–769.
- 17 杨福增, 张艳宁, 王崢, 等. 基于小波变换的 Wiener 滤波算法去除苹果图像噪声[J]. *农业机械学报*, 2006, 37(12): 130–133.
Yang Fuzeng, Zhang Yanning, Wang Zheng, et al. Application of wavelet transform-based Wiener filtering method to reduce additive noise in apple image[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2006, 37(12): 130–133. (in Chinese)
- 18 杨福增, 田艳娜, 杨亮亮, 等. 基于杂交小波变换的农产品图像去噪算法[J]. *农业工程学报*, 2011, 27(3): 172–178.
Yang Fuzeng, Tian Yanna, Yang Liangliang, et al. Agricultural image de-noising algorithm based on hybrid wavelet transform
Transactions of the CSAE, 2011, 27(3): 172–178. (in Chinese)
- 19 Swami P D, Jain A. Image denoising by supervised adaptive fusion of decomposed images restored using wave atom, curvelet and wavelet transform[J]. *Signal Image and Video Processing*, 2014, 8(3): 443–459.
- 20 杨竹青, 李勇, 胡德文. 独立成分分析方法综述[J]. *自动化学报*, 2002, 28(5): 762–772.
Yang Zhuqing, Li Yong, Hu Dewen. Independent component analysis: a survey[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2002, 28(5): 762–772. (in Chinese)
- 21 焦卫东, 杨世锡, 吴昭同. 机械故障模式识别的 ICA 基神经网络方法[J]. *农业机械学报*, 2004, 35(4): 151–154.
Jiao Weidong, Yang Shixi, Wu Zhaotong. ICA based neural networks for pattern recognition of mechanical faults [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2004, 35(4): 151–154. (in Chinese)
- 22 Phegade M, Mukherji P. ICA based ECG signal denoising [C]//2013 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI), 2013: 1675–1680.
- 23 McKeown M J, Wang Z J, Abugarbich R, et al. Increasing the effect size in event-related fMRI studies—Getting more in less time with ICA denoising[J]. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 2006, 25(2): 91–101.
- 24 赵德安, 刘晓洋, 陈玉, 等. 苹果采摘机器人夜间识别方法[J]. *农业机械学报*, 2015, 46(3): 15–22.
Zhao Dean, Liu Xiaoyang, Chen Yu, et al. Image recognition at night for apple picking robot[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015, 46(3): 15–22. (in Chinese)