

文章编号:1007-2780(2018)11-0936-07

基于 Gabor 和灰度共生矩阵混合特征叶片 泵装配质量检测

刘 康^{1,2}, 陈小林^{1*}, 刘岩俊¹, 梁 浩^{1,2}

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 本文提出一种 Gabor 和灰度共生矩阵相结合的特征来检测叶片泵中叶片装配质量的方法。首先构建叶片图像数据集, 用 5 种尺度的和 4 种方向的 Gabor 滤波器对图像滤波, 根据滤波后的图像计算得到幅值特征图, 然后提取幅值特征图的灰度共生矩阵特征, 最后融合归一化各个幅值特征图提取到的特征, 利用主成分分析法降维, 并用这些特征向量训练支持向量机(SVM)分类器, 实现对叶片装配质量的评估。将本文提出的混合特征与 LBP 特征、灰度共生矩阵分别进行了比较得到的分类效果约提高了约 10%。基于 Gabor 和灰度共生矩阵混合特征的叶片装配质量检测准确率提升到了 93%。实验结果表明 Gabor 特征和灰度共生矩阵结合后能够很好从多尺度、多方向上提取图像的纹理特征, 并应用于图像分类取得了良好的效果, 在一些图像识别上有很广泛的应用前景。

关键词: Gabor 变换; 叶片泵; 灰度共生矩阵; 支持向量机; 特征融合

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/YJYXS20183311.0936

Vane pump assembly quality detection based on gabor and gray level co-occurrence matrix hybrid characteristics

LIU Kang^{1,2}, CHEN Xiao-lin^{1*}, LIU Yan-jun¹, LIANG Hao^{1,2}

(1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,*
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)*

Abstract: This paper presents a method to detect blade assembly quality in a vane pump by features of the combination of Gabor and gray level co-occurrence matrix. Firstly, the blade image dataset is constructed, and the image is filtered by five-scale and four-direction Gabor filters. The amplitude feature map is calculated on the basis of the filtered image, and then the gray level co-occurrence matrix feature of the amplitude feature map is extracted. Finally, we combine and normalize the features extracted from each feature map, reduce the dimensions by principal component analysis, train the support vector machine (SVM) classifier with these feature vectors to achieve the evaluation of blade assembly

收稿日期: 2018-05-29; **修订日期:** 2018-07-27.

基金项目: 长春市重点科技攻关项目(No.17DY008)

Supported by Changchun City Key Scientific and Technological Projects of China (No.17DY008)

* 通信联系人, E-mail: 654040216@qq.com

quality. Respectively comparing mixing features proposed in this paper with the LBP features and gray level co-occurrence matrix, the classification effect is improved by about 10%. The classification effect of blade assembly quality is improved to 93% based on the combination of Gabor and gray level co-occurrence matrix. The experimental results show that the combination of Gabor features and gray level co-occurrence matrix can extract texture features by multi-scale and multi-directions, and obtain good results by applying to image classification. It has wide application prospects in some image recognition.

Key words: gabor transform; vane pump; gray level co-occurrence matrix; support vector machines; feature combination

1 引 言

随着工业快速的发展,传统的基于灰度值特征和模板匹配等手段来检测微小重要零件装配质量已经不能满足现代化生产要求。本文就叶片泵叶片装配质量问题,提出一种基于新型纹理特征的智能化检测方法。

在对图像进行分类时,图像的纹理特征通常起着非常重要的作用,而且图像的纹理特征在图像中的存在是非常普遍的,这种特征又很难被形式化表达。使用纹理特征来分析图像特性,在检索图像、处理图像、计算机视觉等领域起着非常关键的作用。纹理特征的优点之一就是光照的变化不是很敏感,可以表达出图像中反复出现的同质现象的特性,这种特性往往代表的是图像内部广泛存在的某种规律,它包含着物体表面结构组织排列特点和周围环境变化的关系^[1]。当采用局部二值模式特征方法(LBP)来描述纹理特征,在一些图像处理过程中容易出现二进制模式过多的现象,导致提取特征稀疏的问题^[2]。随机场模型(MRF)方法通过概率的方式来模拟纹理的特性,这种方法需要大量的模型参数,在实际应用中比较复杂并且容易受到噪声干扰。纹理统计分析方法中典型的特征是灰度共生矩阵,这种方法已经大量应用到工业生产实践中,在图像分类和图像识别的应用中有很高的准确率。这种特征用来表达在某种特定图像空间位置上的像素点之间灰度值的关联性,这种关联特性在一定程度上反映着纹理的分布情况。用灰度共生矩阵特征来对图像识别存在的缺点是利用的图像信息主要是局部信息,这使得在一些图像识别中取得的效果不是很理想^[3]。

并且提取图像灰度共生矩阵的方法和人类视觉模型脱节,图像的一些全局信息不能被提取到,也就导致无法得到各个尺度上相对应像素之间的依赖和遗传的联系^[4-5]。在获取纹理特征的方法里面 Gabor 特征也是一种效果非常好的方法^[6]。它参考了心理学和生理学的研究发现,成功模拟了一些方向可选神经元计算机机制,这种方法的原理是 Gabor 函数作为小波变换的基函数,这样就使提取到图像的各个方向和尺度上的特征得到增强,充分使用图像上的各个尺度间的信息,解决了灰度共生矩阵纹理特征尺度间的像素依赖和遗传关系的问题^[7]。

本文综合灰度共生矩阵和 Gabor 特征方法的优缺点,提出一种 Gabor 小波和灰度共生矩阵相结合的特征,该方法有效利用了图像各个尺度的信息检测叶片泵中叶片的装配质量。

2 灰度共生矩阵(GLCM)特征

在工业生产实践中图像的灰度共生矩阵(GLCM)使用非常广泛,它用纹理特征来表征图像的灰度信息^[8]。这种方法的原理是在提取图像特征前,先给定一个位移矢量 $\mathbf{d} = (dx, dy)$ 确定采样策略,然后按着 $\mathbf{d}$ 分布来分别计算图像灰度级 i 和 j 的数量,我们可以根据这个统计量来计算原图像的灰度共生的矩阵特征: $\mathbf{P}_d[I, J] = n_{ij}$, n_{ij} 代表的是共生像素点的数量,图像灰度级大小决定了 (i, j) 值。其中共生矩阵 $\mathbf{P}_d$ 的维数是 $n \times n$ 维的, n 代表着图像总的灰度级的个数,为了简化表达,在表达灰度共生矩阵时先不考虑间距和方向。提取图像的灰度共生矩阵特征时首先要归一化灰度图像如式(1)所示:

$$N[i, j] = \frac{p(i, j)}{\sum_i \sum_j p[i, j]} \quad (1)$$

根据位移矢量统计各个像素灰度级的分布就能得到共生矩阵, HARALICK 等人总共定义了 14 种用于表征纹理的二阶统计量目的是能够更能细致全面描述图像的纹理特性, 在这 14 种统计量存在着大量的冗余。考虑到大量计算纹理会影响效率, 在生产实践的应用中使用几个少量纹理特征组合。根据研究得到: 对比度 (CON), 熵 (ENT), 二阶矩 (ASM), 局部平稳性 (IDM) 这几种统计量之间的相关性小并且分辨率效果也好, 能够很好的表征图像的纹理信息^[9]。

2.1 能量 (二阶矩)

$$ASM = \sum_i \sum_j P(i, j)^2 \quad (2)$$

通过计算灰度共生矩阵中每一个元素的平方和得到能量二阶统计量也叫做二阶矩。能量值的大小能够反映图像灰度纹理粗细度和灰度分布的均匀程度和图像灰度变化的一些特性。

2.2 熵

$$ENT = - \sum_i \sum_j P(i, j) \log P(i, j) \quad (3)$$

纹理特征熵代表的是图像纹理的随机性。当熵的值是最大时, 反映的灰度信息是空间灰度共生矩阵均值的大小是一样的; 相反, 在熵的值比较小时, 在这种情况下得到的信息是灰度共生矩阵的值分布非常不均匀。

2.3 惯性矩 (对比度)

$$CON = \sum_i \sum_j (i - j)^2 P(i, j) \quad (4)$$

通过计算共生矩阵里对角线惯性矩的值可以得到灰度图像的对比度特征, 它值的大小从侧面表现出矩阵值的图像中局部变化的多少和矩阵值

的分布情况, 这种特征主要反映着图像的纹理的沟纹深度和图像的清晰度。

2.4 局部平稳性 (逆差矩)

$$IDM = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{P(i, j)}{1 + (i - j)^2} \quad (5)$$

局部平稳二阶统计量是用来度量图像纹理的局部的变化, 从侧面表现出纹理特征形状的规则性, IDM 的值越大, 则原图像的纹理就越规则, IDM 值越小, 原图像的纹理就越不规则。

3 Gabor 小波

在提取图像空间位置, 方向和图像空间频率的结构信息时, 二维 Gabor 滤波器的效果非常出色^[10]。哺乳动物视觉系统中简单细胞的感受野的性质和 Gabor 的性质十分相似, 也可以表明 Gabor 模拟人类视觉在提取图像特征时有很强的方向和空间位置的选择性。目前在很多特征提取的过程中都涉及到了 Gabor 特征, 这种方法首先要对图像中所有的像素在多角度和多尺度方向上提取特征, 再简单统计提取 Gabor 特征后图像的均值和方差, 用这些进行图像的分类和识别。这种方法在一些简单的图像中有着比较好的分类效果, 但在一些复杂的场景中分类效果并不是很理想。经过 Gabor 变换的图像得到的幅值特征图的优点是能够同时获得较高的频域和时域上的分辨率, 有利于提取图像在多个方向上的空间频率和局部结构特性的特性, 充分使用图像的局部信息和全局信息。从本质上来看 Gabor 滤波器的作用效果就是让某一特定频段的信息通过它其余的信息全都滤掉。Gabor 滤波器在时域中可以用高斯函数和复指数函数相乘的形式来表示, 具体公式如(6):

$$G(x_0, y_0, \Theta, w_0) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{x_0^2 + y_0^2}{2\sigma^2}\right] \times \left[\exp(jw_0x_0) - \exp\left(-\frac{w_0^2\sigma^2}{2}\right) \right] \quad (6)$$

其中:

$$x_0 = x \cos\Theta + y \sin\Theta \quad (7)$$

$$y_0 = -x \sin\Theta + y \cos\Theta \quad (8)$$

这些表达式中 Θ 的含义反映出 Gabor 滤波器的方向; 参数 x, y 则是用来代表像素在图像空间的位置; 参数 w_0 的含义是滤波器的中心频率; 参数 σ 代表着标准差; $\exp(-w_0^2\sigma^2/2)$ 的作

用相当于是一个直流补偿。要想达到光照不变的要求, 可以采用设置直流补偿, 这时在光照条件发生变化时对图像均匀亮度的位置提取特征效果相同。在参数 σ 较大的情况下, 可以不必考虑直流补偿的设置问题; 其中比较重要的一个参数是 w_0 , Gabor 滤波器在频域中的尺度和中心位置都是由参数 w_0 确定; 参数 Θ 来控制生成各种方向

的滤波器。 σ 和 w_0 的关系可以用式(9)表示:

$$W_t = \sqrt{2} \sigma \approx \frac{\sqrt{2} \pi}{w_0} \quad (9)$$

Gabor 小波的时域窗的值是由参数 W_t 所决定的,当设置参数 σ 为特定值后,在频域中的中心频率的值与在时域中窗宽的值呈现出反比关系。当时域窗的值即参数 W_t 的值比较大,根据两者的反比关系可以知道频域中窗口值比较小,同样中心频率的值也相对比较小,在这种情况下只能利用图像的一些全局信息,部分细节信息会被忽略,所以提取到的特征多为低频特征。丢失一部分局部特征,不利于图像局部特征的表达;如果参数 W_t 取的值比较小,在频域中窗口值就会比较大,同样中心频率的值相对来说比较高,这种情况下图像的一些细节部分的信息会得到充分的利用,图像的高频特征被采集到,这时候容易出现的问题是,提取特征时受到图像噪声干扰的概率也会增大。

在时域中我们可以用高斯函数和复指数函数乘积的形式来表示 Gabor 滤波器。两个函数在时域中乘法运算等同于这两个函数分别经过傅里叶变换后的结果在频域中进行卷积运算。时域中的高斯函数经过变换后在频域中依然是一个高斯函数,而时域中复指数函数经过变换后在频域中得到一个冲激函数。冲激函数有个特性在频域内和任何函数卷积得到的结果依然是原函数,高斯函数与一个冲激函数卷积后得到的结果是个高斯函数。经过以上变换运算高斯函数调制的复指数函数在频域中变换后成为一个高斯函数。如果在频域里面分别采样可以得到各种尺寸和各种大小的频域窗口同时也获得不同尺度和不同方向组合成的滤波器。将获得到的各种形态的滤波器与待提取特征图像进行滤波操作,得到滤波后的结果,用 $f(x, y)$ 代表待提取特征的图像,那么可以把 $f(x, y)$ 和 $G(x_0, y_0, \Theta, w_0)$ 之间的卷积表示为公式(10)所示:

$$F(x, y, \Theta, w_0) = f(x, y)G(x_0, y_0, \Theta, w_0) \quad (10)$$

在对待提取特征图像进行卷积滤波操作时会涉及到设置两个窗口的尺寸,如何设置滤波器频域窗口的大小影响着滤波器在频域中的带宽,同时滤波器卷积模板的尺寸则影响的是滤波器卷积模板的窗口。

4 实验原理

在液压泵装配中一个重要的环节是叶片的装配质量,如图 1 为经过采集处理后得到在叶片泵中叶片装配时可能出现 3 种情况,左一的图为叶片正确安装的图像,左二位叶片装反时处理后得到的图像,左三是没有装叶片处理得到的图像。叶片装配质量即正确安装和错误安装两种情况,左一图为正确安装,其余两种情况都是错误安装。



图 1 三同状态下的叶片图像

Fig.1 Leaf image in three states

为了充分利用图像信息来对图像进行识别,首先用不同尺度和不同方向的滤波器对原图进行滤波操作,然后在滤波后的幅值特征图像的再提取图像的灰度共生矩阵特征,对这些灰度共生矩阵特征组合归一化操作,降低归一化后特征向量的维度,然后将这些特征向量作为输入来用分类器进行分类从而识别出图像。

本实验的样本数据集,如图 2 所示,是在工业现场通过并经过后期简单处理得到的,要解决的是一个二分类问题,通过训练 SVM 分类器来检测叶片装配质量的好坏。

本实验采用了 5 个不同时域的窗口尺度和 4 个方向的 20 个 Gabor 滤波器,如图 3 所示。用这些滤波器与待提取特征图像进行卷积,并计算得到卷积后图像的幅值特征图,如图 4 所示。提取幅值特征图的灰度共生矩阵特征,选取图像的能量、熵、惯性矩和局部平稳这 4 种特征用来表达图像的纹理特征。

对提取得到的灰度共生矩阵特征归一化,依据公式(11)对提取到的每一组特征集,用零均值方法进行规范化操作,这种方法的原理是使用特征集中特征值的标准差和均值对数据进行归一化操作^[11]。

$$fea'_i = \frac{fea_i - \mu_i}{\sigma_i}, i = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

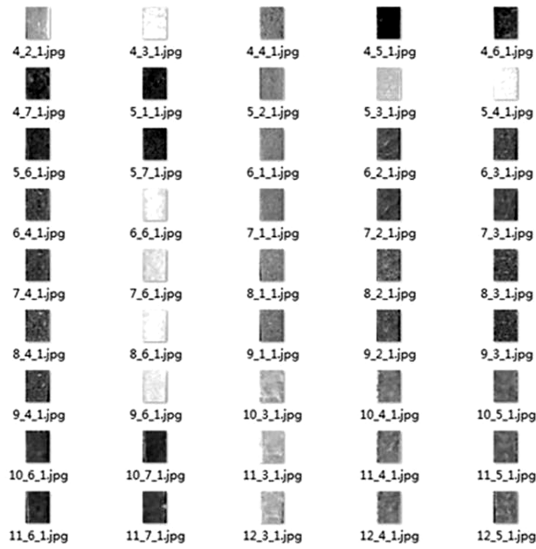


图 2 叶片图像数据集
Fig.2 Leaf image dataset

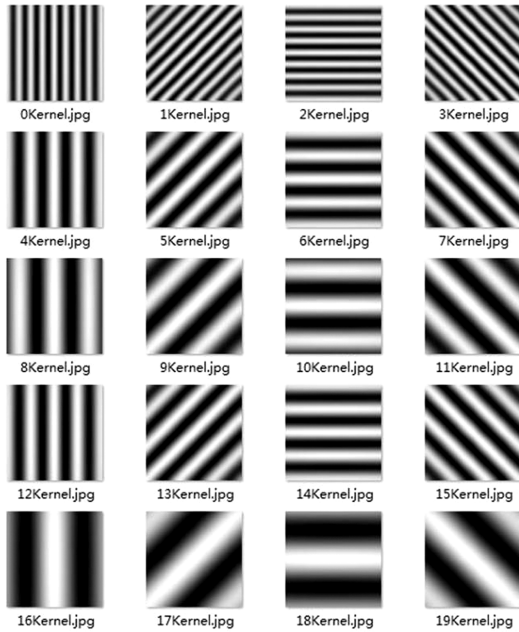


图 3 Gabor 滤波器
Fig.3 Gabor filter

$$fea'_i = \frac{fea_i - \mu_i}{\sigma_i + \epsilon}, i = 1, 2, \dots, n. \quad (12)$$

在上述公式中, fea_i 参数的含义是代表着第 i 个特征集的特征向量的值, 把第 i 个特征向量的均值和标准差分别用 μ_i 和 σ_i 表示, 把原特征向量归一化再用 fea'_i 表示, 参数 i 的含义是特征向量的编号, 将特征集中的所有特征向量进行归一化操作后如公式(13)融合成新的特征集, 为避免

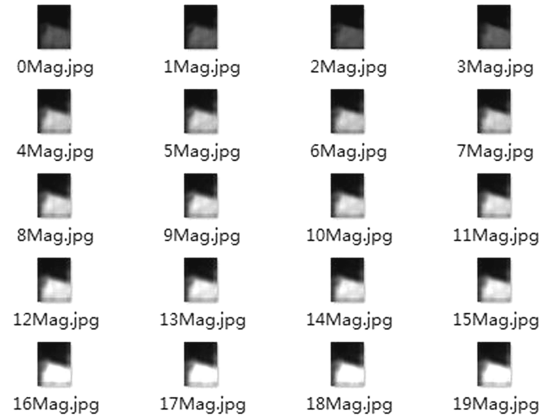


图 4 叶片滤波后的图像
Fig.4 Filtered image of the blade

出现零操作的现象, 在进行归一化操作时引入一个极小数, 如(12)所示, 设置它的值为 $\epsilon = le - 6$ 。

$$fea_{new} = [fea'_1, fea'_2, \dots, fea'_i], i = 1, 2, \dots, n, \quad (13)$$

由于得到的 fea_{new} 的维数往往都比较高, 高维特征用 SVM 分类器的分类效果不是很理想, 所以需要对 fea_{new} 降维, 这样也能达到降低空间复杂度和计算复杂度的效果^[12-13]。常用的降低数据维度的方法主要是 PCA(主成分分析法)方法, 用公式(14)表达:

$$fea_{PCA} = [f''_1, f''_2, \dots, f''_m], m < n, \quad (14)$$

在这个公式中, 参数 n 代表着原来特征的维数, 参数 m 则是通过 PCA(主成分分析法)降维操作以后得到的特征维数的大小, 其中 m 和 n 的关系为 $m < n$, 参数 f''_1 的含义为进行 PCA 降维操作之后的主成分分量。

5 实验结果

将得到的新的特征集作为输入数据, 用 SVM(支持向量机)做分类器对其分类, 选 RBF 作为核类型, SVM 的类型为 SVC, 来解决这个叶片装配质量检测的二分类问题。实验环境的硬件条件为 Inter(R) Core i7 CPU, 主频为 3.6 GHz, 6 GB 内存的 PC 兼容机, 软件环境为 python 3.6.1。

实验结果对比, 为了验证 Gabor 和 GLCM 混合特征, 本文选取了 LBP 特征和灰度共生矩阵特征两种常用的纹理特征作为对照组。在构建的叶片图像数据集中选取正样本图像和负样本图像构

成图像子集,在图像数据子集中随机选取图像数据分别构造训练集和测试集得到不同的数据集,一共进行了 7 次试验得到的分类准确率如图 5 所示。

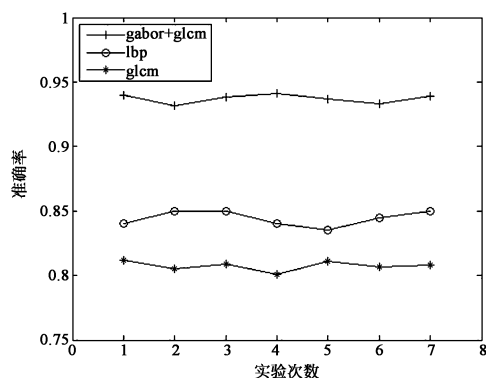


图 5 三种特征识别准确率

Fig.5 Recognition accuracy of three kinds of feature

从实验结果我们可以得到当提取的 Gabor 和灰度共生矩阵相结合的特征时得到的分类准确率的平均值是 0.93,提取的特征是 LBP 特征时得到的分类准确率的平均值为 0.84,提取的特征是灰度共生矩阵特征时得到的分类准确率的平均值为 0.81(表 1)。

从实验结果可以看到当 Gabor 和灰度共生矩阵特征相结合的特征可以提高图像的分类准确

表 1 三种特征识别准确率

Tab.1 Mean recognition accuracy of three kinds of feature

图像特征	灰度共生 矩阵	局部二值 模式(LBP)	Gabor+灰度 共生矩阵
平均准确率	0.81	0.84	0.93

率。因为 Gabor 特征图能够从多方向和多尺度来获得图像信息,既能够利用图像的全局信息又能够利用图像的局部信息,弥补了灰度共生矩阵特征缺少对全局特征利用的缺点。当这两种特征结合时准确反应图像的纹理特征信息,提高图像识别的准确率。

6 结 论

经过各种特征对比得出本文提出的基于 Gabor 和灰度共生矩阵相结合的混合特征使用 SVM 分类器来检测叶片泵叶片装配质量的方法,能够有效利用图像各个尺度和方向上的信息,提取出具有代表性图像纹理特征信息,将其应用到叶片泵叶片装配质量检测其检测精度达到了 93%,有效检测出叶片泵的叶片装配质量。

参 考 文 献:

- [1] 冯伟兴,唐墨,贺波. Visual C++ 数字图像模式识别技术详解[M]. 北京:机械工业出版社,2010.
FENG W X, TANG M, HE B. *Digital Image Pattern Recognition Programming Using Visual C++* [M]. Beijing: Machinery Industry Press, 2010. (in Chinese)
- [2] 王伟,黄非非,李见为,等. 使用多尺度 LBP 特征描述与识别人脸[J]. 光学 精密工程, 2008, 16(4): 696-705.
WANG W, HUANG F F, LI J W, et al. Face description and recognition using multi-scale LBP feature [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2008, 16(4): 696-705. (in Chinese)
- [3] 刘丽,匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(4): 622-635.
LIU L, KUANG G Y. Overview of image textural feature extraction methods [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(4): 622-635. (in Chinese)
- [4] 黄媛媛,张尤赛. 双树复小波域共生矩阵的纹理特征提取方法[J]. 计算机应用与软件, 2012, 29(7): 216-219, 230.
HUANG Y Y, ZHANG Y S. Texture feature extraction method with dual-tree complex wavelet domain co-occurrence matrix [J]. *Computer Applications and Software*, 2012, 29(7): 216-219, 230. (in Chinese)
- [5] 王氏,王静,王羽笙. 一种多尺度灰度共生矩阵的纹理特征提取算法[J]. 液晶与显示, 2016, 31(10): 967-972.
WANG M, WANG J, WANG Y S. Multi-scale algorithm of texture feature extraction based on gray-level co-occurrence matrix [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(10): 967-972. (in Chinese)
- [6] 胡敏,朱弘,王晓华,等. 基于梯度 Gabor 直方图特征的表情识别方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2013, 25(12): 1856-1861.

- HU M, ZHU H, WANG X H, *et al.* Expression recognition method based on gradient Gabor histogram features [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2013, 25(12): 1856-1861. (in Chinese)
- [7] 肖达,王润民,邹孝,等.基于 Gabor 变换和灰度梯度共生矩阵的超声无损测温研究[J].传感技术学报,2017,30(11):1684-1688.
- XIAO D, WANG R M, ZOU X, *et al.* A noninvasive temperature measurement based on Gabor transform and gray level gradient co-occurrence matrix using ultrasound [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2017, 30(11): 1684-1688. (in Chinese)
- [8] 黄荣娟,姜佳欣,唐银凤,等.基于多特征组合的图像纹理分类[J].计算机应用与软件,2011,28(8):12-16,46.
- HUANG R J, JIANG J X, TANG Y F, *et al.* Feature combination based image texture classification [J]. *Computer Applications and Software*, 2011, 28(8): 12-16, 46. (in Chinese)
- [9] 宋荣杰,宁纪锋,刘秀英,等.基于纹理特征和 SVM 的 QuickBird 影像苹果园提取[J].农业机械学报,2017,48(3): 188-197.
- SONG R J, NING J F, LIU X Y, *et al.* Apple orchard extraction with QuickBird imagery based on texture features and support vector machine [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(3): 188-197. (in Chinese)
- [10] 孔锐,张冰.Gabor 滤波器参数设置[J].控制与决策,2012,27(8):1277-1280.
- KONG R, ZHANG B. Design of Gabor filters' parameter [J]. *Control and Decision*, 2012, 27(8): 1277-1280. (in Chinese)
- [11] 赵川源,何东健,乔永亮.基于多光谱图像和数据挖掘的多特征杂草识别方法[J].农业工程学报,2013,29(2): 192-198.
- ZHAO C Y, HE D J, QIAO Y L. Identification method of multi-feature weed based on multi-spectral images and data mining [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2013, 29(2): 192-198. (in Chinese)
- [12] 耿庆田,赵浩宇,于繁华,等.基于改进 HOG 特征提取的车辆识别算法[J].中国光学,2018,11(2):174-181.
- GENG Q T, ZHAO H Y, YU F H, *et al.* Vehicle type recognition algorithm based on improved HOG feature [J]. *Chinese Optics*, 2018, 11(2): 174-181. (in Chinese)
- [13] 周书仁,殷建平.基于 Haar 特性的 LBP 纹理特征[J].软件学报,2013,24(8):1909-1926.
- ZHOU S R, YIN J P. LBP texture feature based on Haar characteristics [J]. *Journal of Software*, 2013, 24(8): 1909-1926. (in Chinese)

作者简介:刘康(1992—),男,河北石家庄人,硕士研究生,研究方向为:图像处理,目标跟踪与识别。E-mail:L12Kang30@163.com

陈小林(1980—),男,吉林长春人,副研究员,研究方向为:实时视频图像处理,嵌入式处理器设计,景象模拟仿真嵌入式实时处理器设计。E-mail:654040216@qq.com