

# 冷冻食品切割机安全防护系统识别技术\*

梁冬泰<sup>1,2</sup> 陈文明<sup>1</sup> 潘晓彬<sup>1,2</sup>

(1. 宁波大学机械工程与力学学院, 宁波 315211; 2. 浙江省零件轧制成形技术研究重点实验室, 宁波 315211)

**摘要:** 为降低冷冻食品加工中工人操作时手部被割伤的风险, 提出基于机器视觉的切割机安全防护系统识别技术, 系统利用彩色相机对切割机工作区域进行实时监控, 以锯条位置为参考点设置不同的危险区域, 对采集的图像进行分析处理, 针对工人操作时的手套颜色受照明影响大, 提出拮抗性感知颜色特征提取与高斯混合模型分类相结合的目标颜色识别方法, 对手套的颜色特征进行分类检测, 通过形态学处理与特征量统计判定最终结果, 判别工人手部所处的危险等级。实现了整个切割机的安全防护系统设计, 其实验测试结果表明, 系统能够准确识别不同照明条件下的手套颜色特征, 相比 HSV 和 CIE Lab 颜色空间, 降低了图像处理时间, 单幅图像处理时间为 39.18 ms, 具有较好的鲁棒性, 满足了安全防护系统实时性和可靠性的要求。

**关键词:** 冷冻食品切割机 安全防护系统 颜色目标识别 高斯混合模型 机器视觉 拮抗性理论

**中图分类号:** TP391.41; X912.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)01-0045-08

## Detection and Recognition in Security Protection System for Frozen Food Cutting Bandsaw Machine

Liang Dongtai<sup>1,2</sup> Chen Wenming<sup>1</sup> Pan Xiaobin<sup>1,2</sup>

(1. Faculty of Mechanical Engineering and Mechanics, Ningbo University, Ningbo 315211, China

2. Zhejiang Province Key Laboratory of Part Rolling Technology, Ningbo 315211, China)

**Abstract:** In order to reduce the risk of causing harm to the hands of cutting workers in the processing of frozen-fish, the detection and recognition methods for security protection system of cutting machine based on machine vision were proposed. With the workspace of cutting bandsaw under the surveillance of the color camera, the machine vision system divided the surveillance image into different dangerous regions according to the center position of the bandsaw image, and performed image processing on the acquired surveillance images. To overcome the variance of illuminance on the operation gloves of workers, the perceptual color feature recognition method was combined with the Gaussian mixture model to classify the perceptual color features and identify the workers gloves. The final evaluation for which different dangerous regions the workers hands had entered could be given after morphological image processing and statistics from the resulting images. And the machine vision system for security protection of meat cutting bandsaw machine was implemented in the laboratory. The experimental results showed that the proposed perceptual color feature with GMM could accurately identify the color features of the gloves under the variance of illuminance. By comparing with the HSV and CIE Lab color space, the proposed detection and recognition methods could achieve good robustness and have low image processing time cost, averaging at 39.18 ms. And the proposed machine vision system could meet the needs of real-time and reliability for security protection system.

**Key words:** Frozen food cutting bandsaw machine Security protection system Color detection and recognition GMM Machine vision Color opponent process theory

收稿日期: 2014-07-15 修回日期: 2014-10-15

\* 国家自然科学基金资助项目(51305214)、浙江省自然科学基金资助项目(LQ12E05009)和浙江省教育厅资助项目(Y201017781)

作者简介: 梁冬泰, 讲师, 主要从事工业视觉检测、机器人感知及操控技术研究, E-mail: liangdongtai@nbu.edu.cn

## 引言

随着彩色图像传感器精度的提高和成本的降低,彩色机器视觉系统的应用越来越多,在纺织印刷、农产品品质检测<sup>[1-3]</sup>、在线零件缺陷检测<sup>[4-5]</sup>、智能机器人<sup>[6-7]</sup>等领域广泛应用。目前颜色检测算法主要是将原始的RGB图像,变换到HSV或者CIE Lab颜色空间后,再进行图像处理<sup>[8-10]</sup>,通过不同颜色空间的转换,得到色调、色度、饱和度等色彩信息分量,获取颜色特征信息,进而实现对彩色特征的分析 and 提取<sup>[11-12]</sup>。

在冷冻鱼片的食品加工生产中,鱼的加工和切割过程完全依赖工人的手工操作完成,然而切割机本身没有可靠的安全防护装置,工人在操作过程中,极易被切割机割伤手部,存在极大的安全隐患。基于机器视觉的切割机安全防护系统识别技术,可针对工人操作时的蓝色手套,通过检测蓝色特征,对手是否进入切割机危险区域进行判别,从而进行相应的安全警告和防护控制。由于生产现场照明不均匀、环境复杂,普通阈值分割的颜色检测算法受限较大,降低了检测的准确性和鲁棒性;同时采用将RGB空间图像转换为HSV、CIE Lab等彩色空间的分量提取方法,颜色空间变换需要的运算量大,对硬件性能要求高,不适合实时性要求较高的安全防护系统中。为了减少现场照明环境的干扰,提高检测系统可靠性和实时性,本文提出拮抗性感知颜色特征提取与高斯混合模型分类相结合的目标颜色识别方法,设计切割机安全防护系统。

## 1 安全防护系统组成与区域图像获取

### 1.1 切割机安全防护技术要求

食品加工工厂对冷冻鱼等进行切割加工过程中,需要工人手持冷冻鱼,利用切割机的带锯进行鱼的切割和分离,冷冻鱼切割机的外形和现场工人操作情况如图1所示。因为鱼身形状的不规则性,工人要多次调整鱼身位置来进行切割,通过多次切割,完成鱼头去除、鱼骨、鱼肉、鱼皮分离等必要的操作步骤,整个鱼的切割过程完全依赖工人的手工操作。

受到冷冻鱼本身形状的不规则性和现场环境光线等因素的影响,工人在切割冷冻鱼时,很难完全判断手部与切割机带锯的实际距离,特别是在长时间高强度工作后的疲劳状态下,操作工人经常发生误判,造成严重的事故。

为避免发生事故,利用图像处理、模式识别,提出基于机器视觉的切割机安全防护系统识别技术,通过相机拍摄图像代替人眼观察,利用计算机的图

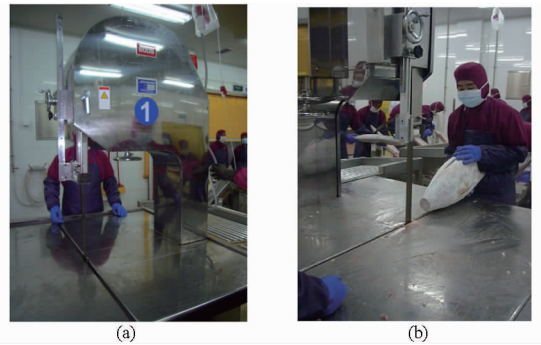


图1 冷冻鱼切割机 and 工人的手工操作  
Fig. 1 Meat cutting bandsaw machine and its operation by workers

(a) 切割机 (b) 工人切割冷冻鱼

像处理、识别代替人的判断,及时准确地发现进入危险区域的工人手指并进行安全警示和防护,提高工人冷冻食品加工时生产的安全性。

### 1.2 机器视觉安全防护系统组成

食品切割机的主要部件包括工作台、带锯、机身、导向支架、挡板等几部分,在此基础上安装照明光源、工业相机、工业平板计算机组成机器视觉安全防护系统,其组成如图2所示。

实际检测时,工业相机连续采集监控区域的彩色图像,工业平板计算机对获得的图像进行彩色图像处理和分析,系统根据图像中带锯的位置,设置3个不同危险级别的检测区域,图像处理算法根据颜色特征检测结果,判断工人蓝色手套所在区域,输出相应的警示控制信号。同时,系统将监控区域的图像和检测结果显示在计算机屏幕上,实现对工人的安全预警和对切割机的紧急制动控制。

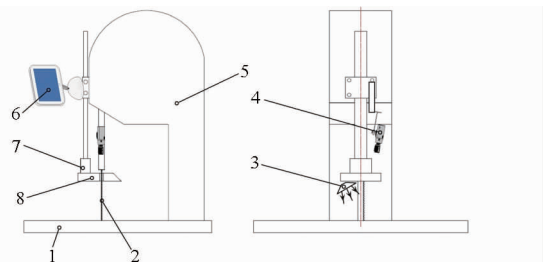


图2 机器视觉系统的安装示意图

Fig. 2 Installation of machine vision system

1. 切割机工作台 2. 切割机带锯 3. 照明光源 4. 工业相机
5. 机身 6. 工业平板计算机 7. 切割机导向支架 8. 切割机挡板

### 1.3 图像感兴趣区域划分与预处理

工业相机连续监控带锯工作区域,在实验室条件下获得的图像如图3a所示。根据图像中带锯的位置,人为划分3个不同危险级别的检测区域,颜色检测算法只将这些区域作为感兴趣区域进行图像处理,从而能够保证高效的图像分析与处理速度。根据工人手部实际距离带锯的远近程度,在图像中以

带锯为参照中心,将感兴趣区域划分成危险(红色)、警告(黄色)和安全(绿色)3个区域,分别用R、Y、G表示,如图3b所示。3个区域的危险检测优先级依次是红色区域、黄色区域、绿色区域。当在优先级最高的红色区域内检测到手套的颜色特征时,直接输出危险报警信号,并控制切割机紧急制动;当在黄色区域内检测到手套的颜色特征时,忽略绿色区域信息,输出警示信号,发出报警声音,提示已靠近危险区域;当在绿色区域内检测到手套的颜色特征时,提示处于安全区域,无警示信号。

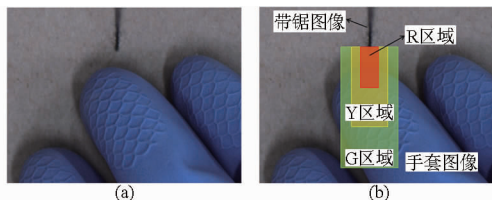


图3 监控区域图像及感兴趣区域划分

Fig.3 Image of inspection region and processing ROI

(a) 相机采集到的图像 (b) 3个危险区域划分

R、Y、G区域在图像中的位置,可以通过软件操作界面进行手工设置。

工业相机获得的带锯工作区域监控图像经过区域分割后,得到感兴趣(ROI)区域图像,首先对其进行图像前处理,包括高斯平滑滤波去噪,减少图像中随机噪声,以及滤波后的彩色图像归一化处理,用浮点数表示图像数据。

#### 1.4 安全防护系统识别关键技术与流程图

切割机安全防护系统识别技术的关键,是如何提高图像处理与图像识别的准确性、鲁棒性和实时性。针对冷冻食品加工现场的环境复杂,在拮抗性感知理论上,提出感知颜色特征提取算法,根据拮抗性色彩理论对图像R、G、B通道进行处理,获得图像的拮抗性感知颜色特征,采用高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)的分类方法<sup>[13]</sup>对图像的像素点进行分割,然后通过分类结果对目标颜色特征进行分割识别检测。

首先获得一定数量的带锯工作区域监控图像,人工把手套的蓝色目标颜色特征区域以及部分背景区域、冷冻鱼体区域分割出来,经过拮抗性感知颜色特征变换后作为高斯混合模型的训练样本,对高斯混合模型中各个高斯分布的参数进行估计。获取高斯混合模型的各个参数后,对带锯工作监控图像的ROI区域进行像素点分类,通过分类结果对目标颜色进行分割提取,然后利用形态学膨胀、腐蚀等后处理操作,获取最终检测的手套目标颜色特征图像,输出相应的检测结果,并将结果实时显示在屏幕上,图像处理流程如图4所示。

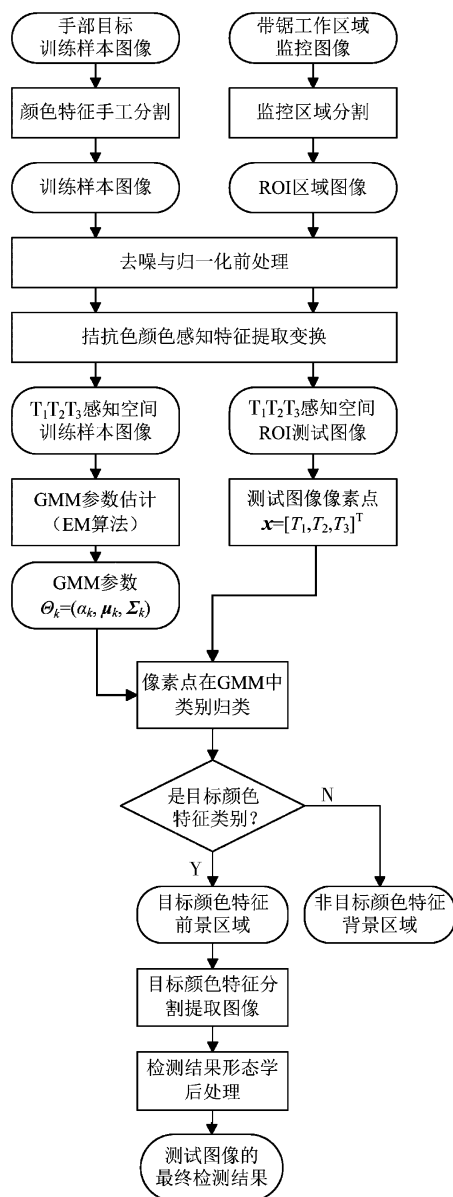


图4 安全防护系统识别技术与处理流程图

Fig.4 Flowchart of detection and recognition in security protection system

## 2 安全防护系统识别技术颜色特征提取

### 2.1 颜色感知的拮抗性理论

人眼彩色视觉是三基色感知理论和拮抗性理论的统一体现。在人眼视网膜中存在3种不同的视锥感光细胞,对颜色光谱具有不同的吸收能力,三基色理论解释了视网膜中3种视锥细胞的感光采样感知过程。在视网膜节细胞和之后的视觉信息传递通路中,存在具有“中心-环绕”型式感受野的颜色拮抗神经元<sup>[14]</sup>,这些颜色拮抗神经元在处理颜色感知信号时,采用红-绿、蓝-黄、黑-白拮抗性对信号比较的“侧抑制”方式,拮抗性理论解释了颜色信号的传递和处理。

因此,人眼视网膜中3种不同的视锥细胞对外

部颜色光谱采样感知之后,感知的颜色信号通过独立的亮度、红-绿和蓝-黄这3对拮抗性通道,在视觉神经通路各个层次上由各种不同尺寸、类型的颜色拮抗神经元进行信息的编码和传递。三基色和拮抗性两种理论统一,解释了人眼彩色视觉感知和处理的整个过程<sup>[15]</sup>。

## 2.2 拮抗性感知颜色特征提取算法

颜色感知的拮抗性理论为机器视觉颜色特征提取提供了新的思路,文献[16]根据人眼系统特性提出增强颜色变换算法,并利用机器视觉技术进行了活鸡鸡冠检测。为满足安全防护系统可靠性的需要,在增强颜色变化算法的基础上,本文进行了改进的拮抗性感知颜色特征提取变换算法,获得符合人眼感知特性的颜色特征。

人眼视觉中颜色拮抗神经元在处理颜色感知信号时,采用拮抗性对信号比较的方式。因此,对于彩色图像 $f(x,y)$ 的拮抗性信号处理过程,可以表示为不同尺度高斯核函数与图像卷积差的形式<sup>[16]</sup>

$$h(x,y) = G_{\sigma_c} * f_i(x,y) - G_{\sigma_s} * f_j(x,y) \quad (\sigma_c < \sigma_s) \quad (1)$$

式中  $G_{\sigma}$ ——尺度因子为 $\sigma$ 的高斯核函数

$f_i(x,y)$ ——彩色图像的 $R$ 、 $G$ 、 $B$ 分量通道

$f_j(x,y)$ —— $f_i(x,y)$ 对应的拮抗性通道

根据拮抗性理论,存在红-绿和蓝-黄两对色彩通道,因而拮抗性通道 $f_j(x,y)$ 可以表示为

$$\begin{cases} f_{\pm(R-G)}(x,y) = \pm(R-G) \\ f_{\pm(Y-B)}(x,y) = \pm((R+G)-B) \end{cases} \quad (2)$$

将式(2)中正项通道及其对应的 $G$ 、 $B$ 分量通道分别代入到式(1)中,得到<sup>[16]</sup>

$$\begin{cases} h_{G_c(R-G)_s}(x,y) = \text{DoG} * G + G_{\sigma_s} * (2G - R) \\ h_{B_c(Y-B)_s}(x,y) = \text{DoG} * B + G_{\sigma_s} * [2B - (R + G)] \end{cases} \quad (3)$$

其中  $\text{DoG} = G_{\sigma_c} - G_{\sigma_s}$

式中  $\text{DoG}$ ——高斯差分算子

分析式(3),等号右边的第1部分实质上是对 $G$ 、 $B$ 分量灰度图像的高斯差分滤波处理,表现为图像的边缘特性;第2部分为拮抗特征的高斯光滑处理,表现为特定颜色通道对其拮抗色的增强对比。

本文以识别图像中目标颜色特征为主,因而可以对式(3)进行简化,仅保留第2部分拮抗性感知特征,记作

$$\begin{cases} T_2 = G_{\sigma_s} * (2G - R) \\ T_3 = G_{\sigma_s} * [2B - (R + G)] \end{cases} \quad (4)$$

分析可知, $T_2$ 为增强绿色特征的红-绿拮抗通道高斯光滑特征, $T_3$ 为增强蓝色特征的蓝-黄拮抗通道

高斯光滑特征。为保留图像原始信息的完整性,增加表示图像亮度通道的特征,即

$$T_1 = G_{\sigma_s} * \left( \frac{R+G+B}{3} \right) \quad (5)$$

由此构建了拮抗性理论中的黑-白(亮度)、红-绿和蓝-黄3对拮抗性通道特征,获取的拮抗性感知颜色特征记作 $T_1$ 、 $T_2$ 、 $T_3$ ,可通过RGB空间转换得到

$$\begin{bmatrix} T_1 \\ T_2 \\ T_3 \end{bmatrix} = G_{\sigma_s} * \begin{bmatrix} 1/3 & 1/3 & 1/3 \\ -1 & 2 & 0 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (6)$$

式(6)可看作是RGB图像经线性变换后,再进行高斯滤波处理,模拟了人眼颜色视觉拮抗处理机制,将原数据变换到增强后的感知颜色特征空间上,颜色信息通过拮抗性处理进行了增强表示。

## 3 安全防护系统识别技术颜色分类方法

### 3.1 高斯混合模型参数估计

监控图像中不同颜色的特征,在颜色空间中可以用不同的类别进行描述,为了对图像特征点进行分类,本文采用高斯混合模型的分处理办法。对于由多维样本点组成的一种类别 $C$ ,对应着由均值和协方差矩阵确定的高斯分布。假设高斯混合模型的组成包含 $K$ 个高斯分布,则整个样本空间上的像素点由 $K$ 个高斯分布生成。

如果GMM的参数已知,对于任意一个未知分类的像素,通过计算其在各个高斯分布中的概率即可对该像素进行分类。为了确定高斯混合模型的参数,根据训练样本图像,进行GMM参数估计,当GMM的log似然函数取得最大值时,对应的参数即为所求估计值。

对于3维的高斯分布概率密度函数<sup>[17]</sup>

$$N(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^3 |\boldsymbol{\Sigma}|}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})\right) \quad (7)$$

式中  $\mathbf{x}_{3 \times 1}$ ——3维列向量  $\boldsymbol{\mu}_{3 \times 1}$ ——期望

$\boldsymbol{\Sigma}_{3 \times 3}$ ——协方差矩阵

$|\boldsymbol{\Sigma}|$ 、 $\boldsymbol{\Sigma}^{-1}$ —— $\boldsymbol{\Sigma}$ 的行列式与逆矩阵

对于由 $K$ 个高斯分布组成的GMM,其概率密度函数表示为 $K$ 个高斯分布的线性相加<sup>[17]</sup>

$$p(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^K p(k)p(\mathbf{x}|k) = \sum_{k=1}^K \alpha_k N(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k) \quad (8)$$

其中  $\sum_{i=1}^K \alpha_k = 1$

式中  $\alpha_k$ ——第 $k$ 个高斯分布的权重系数



GMM 的对数似然函数表示为<sup>[18]</sup>

$$L = \sum_{i=1}^N \lg \left( \sum_{k=1}^K \alpha_k N(\mathbf{x}_i | \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k) \right) \quad (9)$$

式中  $N$ ——训练样本中像素数

为了估计上述似然函数取得最大值时的参数, 本文采用 EM 算法<sup>[19]</sup>对 GMM 的参数进行估计, 最终得到  $K$  组参数  $\boldsymbol{\Theta}_k = (\alpha_k, \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k)$ ,  $k \in \{1, 2, \dots, K\}$ 。 $\boldsymbol{\Theta}_k$  即为 GMM 中第  $k$  个高斯分布的参数。

为了方便计算, 提高算法的运行效率, 对协方差矩阵  $\boldsymbol{\Sigma}$  进行了简化处理, 并以方差的对角矩阵代替, 公式为

$$\boldsymbol{\Sigma}_k = \text{diag}(\sigma^2) \quad (10)$$

### 3.2 基于高斯混合模型的目标颜色分类

经上述高斯混合模型参数估计之后, 获得参数已知的 GMM 概率密度函数。

利用已知参数的 GMM 对测试样本图像的像素点进行分类时, 对于未知类别的任意一个像素点  $\mathbf{x}$ , 首先计算该像素在 GMM 每个高斯分布函数中的条件概率密度, 即

$$p(\mathbf{x} | \alpha_k) = N(\mathbf{x} | \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k) \quad (11)$$

然后计算该像素在 GMM 每个高斯分布函数中的后验条件概率

$$p(\alpha_k | \mathbf{x}) = \frac{\alpha_k p(\mathbf{x} | \alpha_k)}{\sum_{k=1}^K \alpha_k p(\mathbf{x} | \alpha_k)} \quad (12)$$

如果存在  $p(\alpha_j | \mathbf{x}) \geq \forall p(\alpha_k | \mathbf{x})$ ,  $j, k \in \{1, 2, \dots, K\}$  恒成立, 那么该像素  $\mathbf{x}$  归属于第  $j$  类。如果以前景、背景对本文图像中场景进行分类, 可以作如下描述:

$C(\text{fore}) = \{\text{不同亮度的蓝色手套区域}\}$

$C(\text{back}) = \{\text{背景区域, 冷冻鱼区域, 其他}\}$

对测试样本中每个像素依次进行 GMM 分类处理, 获得每个像素的归属类别之后, 即可对目标颜色特征进行分割提取。

这些目标颜色特征经过形态学和特征量统计的后处理后, 即可以输出作为目标颜色的检测结果, 上述的 GMM 分类及目标颜色分割提取的流程如图 4 所示。

## 4 算法性能比较与实验结果

### 4.1 实验系统配置与 GMM 参数

为验证安全防护系统识别关键技术和安全防护系统的有效性, 在实验室条件下建立系统的实验装置。系统使用 Basler acA1300-30gc 型工业相机, Computar M1614-MP2 型镜头, CCS HPR-100SW 型照明光源, 采集监控区域的彩色 RGB 图像, 分辨

率为 960 像素  $\times$  680 像素, 通过获得模拟食品加工操作的蓝色手套手部测试图像进行实验。工业计算机为 Intel Pentium Daul E2140 @ 1.6 GHz, 内存 2 GB, 系统使用 Visual C++ 作为软件开发平台, 以 OpenCV 2.4.8 实现图像处理算法。

通过控制照明光源, 获取模拟现场生产环境在不同光照强度下的蓝色手套样本图像, 并根据这些样本图像人工选取 90 个包含 30 像素  $\times$  30 像素的蓝色区域图像, 结合背景区域图像和冷冻鱼区域图像, 共同构成 GMM 的训练样本像素点集, 合成 450 像素  $\times$  300 像素的训练样本图像, 如图 5 所示。

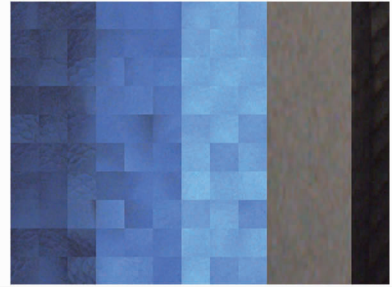


图 5 训练样本图像

Fig. 5 Sample image from training set

将训练样本变换到以  $T_1$ 、 $T_2$ 、 $T_3$  表示的感知颜色特征空间 ( $T_1 T_2 T_3$ ) 上, 然后以每个像素点的  $T_1$ 、 $T_2$ 、 $T_3$  通道值作为 GMM 的一个训练样本点  $\mathbf{x} = [T_1, T_2, T_3]^T$ , 按照 3.1 节中的参数估计步骤对 GMM 进行参数估计, 其中, 选取 GMM 的高斯分布的数量  $K=5$ , 分别对应图 5 从左至右依次所示的光照 I 时蓝色图像类别、光照 II 时蓝色图像类别、光照 III 时蓝色图像类别、背景区域图像类别和冷冻鱼区域图像类别。

通过在  $T_1 T_2 T_3$  特征空间下对 GMM 进行参数估计, 获得的参数结果  $\boldsymbol{\Theta}_k = (\alpha_k, \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k)$  如表 1 所示。

表 1 通过训练样本获取的 GMM 参数

Tab. 1 Parameters of GMM from training set

$\alpha_k$	$\boldsymbol{\mu}_k^T$	$\boldsymbol{\Sigma}_k$
0.19	[80.2, 37.0, 106.2]	diag[84.0, 108.8, 456.3]
0.19	[130.2, 50.9, 188.5]	diag[166.7, 156.5, 712.7]
0.21	[180.3, 68.1, 209.5]	diag[83.3, 183.8, 280.9]
0.28	[141.1, 153.0, -27.5]	diag[3 661.2, 3 246.9, 630.1]
0.13	[33.2, 40.0, 0.2]	diag[40.5, 133.4, 145.0]

### 4.2 拮抗性颜色感知特征 GMM 分类性能测试

视觉安全防护系统要求颜色特征识别的稳定性高, 而实际生产环境现场存在光照不均等问题, 影响系统检测的准确性。为了测试 GMM 分类算法的运算性能, 设计了 3 种光照条件, 并对不同光照下的图像进行 GMM 目标颜色分类的效果进行了对比测

试。

通过改变外界的照明条件,提供光照强度依次增强的3种照明光源 I、II、III,其中光照 II 为模拟正常现场生产环境光照强度。在3种光照条件下分别采集15幅包含手部多角度、多姿态的图像,共计45幅模拟工人正常操作状态时手部区域场景图像,图像大小为960像素×680像素,其中3种光照条件下的测试样本图像如图6所示。

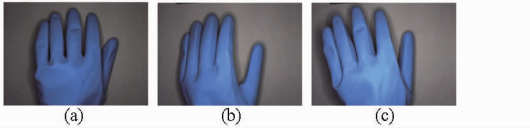


图6 3种光照条件下测试图像

Fig. 6 Test images under three lighting conditions

(a) 光照 I (b) 光照 II (c) 光照 III

为了比较 GMM 分类算法对不同光照条件的适应性能,以像素点为单元对目标颜色特征分割图像进行统计分析,并对不同光照条件下的统计结果进行对比。首先,对每一幅图像在  $T_1 T_2 T_3$  特征空间下进行 GMM 分类处理,获取目标颜色特征分割图像;然后,手工分割目标颜色,作为图像目标特征的真值图像 (Ground truth)。获得 GMM 目标颜色特征分割图像以及其对应的真值图像之后,计算两者的真阳性率 (True positive rate) 和伪阳性率 (False positive rate),对图像的分割效果进行比较。其中,真阳性率与伪阳性率的计算公式为

$$\begin{cases} r_{\text{TPR}} = \frac{N_{\text{TP}}}{P} \times 100\% \\ r_{\text{FPR}} = \frac{N_{\text{FP}}}{N} \times 100\% \end{cases} \quad (13)$$

式中  $N_{\text{TP}}$ ——分割、真值图像中都为目标特征点的数量

$N_{\text{FP}}$ ——分割图像中为特征点,真值图像中为背景点的数量

$P$ ——真值图像中目标像素点的数量

$N$ ——真值图像中背景像素点的数量

分别对3种光照条件下测试图像 GMM 分类获得的目标颜色特征分割图像与对应的真值图像进行统计计算,获得各个光照条件下的平均真阳性率和伪阳性率,其结果如表2所示。

表2 3种光照条件下的分割检测率

Tab. 2 Segmentation rates under different lighting condition

检测率	光照 I	光照 II	光照 III
$r_{\text{TPR}}$	92.68	93.98	93.04
$r_{\text{FPR}}$	0.31	0.37	0.35

分析表2可知,GMM 分类算法对3种光照条件下的蓝色目标颜色特征的分类性能相近。通过利用多光照、不同亮度的蓝色区域图像构建 GMM 参数估计的训练样本,使得 GMM 分类算法对一定亮度变化范围内的目标颜色正确识别分割,降低了对光照变化的敏感度。

模拟现场生产环境正常光照条件(光照 II),重新采集60幅测试图像,如图7a所示。为了验证  $T_1 T_2 T_3$  颜色感知特征与 GMM 分类算法相结合对目标颜色识别的效果,分别在  $T_1 T_2 T_3$  感知颜色特征空间、RGB 特征空间、HSV 特征空间和 CIE Lab 特征空间下,采用 GMM 分类算法进行目标颜色特征分割提取,统计计算各个颜色特征空间下检测结果的平均真阳性率和伪阳性率,并与采用统计特征边界 (Statistically based fast bounded box, SFBB) 分类方法<sup>[16]</sup>的目标颜色分割识别结果进行了比较,其结果如表3所示。

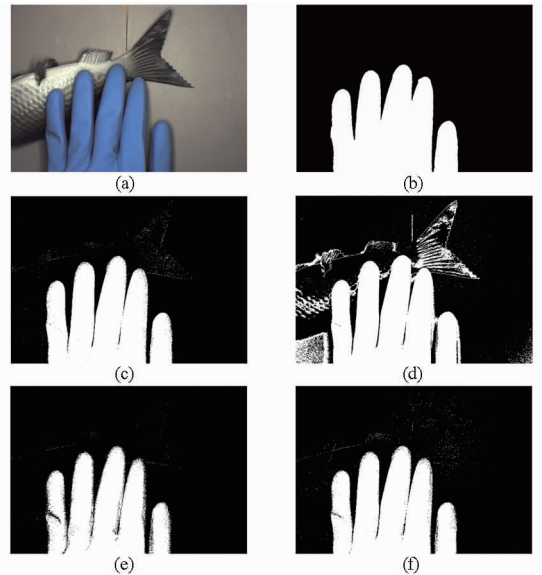


图7 不同空间下分割检测结果

Fig. 7 Segmentation results in different color spaces

(a) 原图像 (b) Ground truth (c)  $T_1 T_2 T_3$  空间

(d) RGB 空间 (e) HSV 空间 (f) CIE Lab 空间

表3 4种特征空间下分割结果检测率

Tab. 3 Segmentation rates in different color spaces

算法	检测率	$T_1 T_2 T_3$	RGB	HSV	CIE Lab
GMM 分类算法	$r_{\text{TPR}}$	95.58	97.81	92.25	96.92
	$r_{\text{FPR}}$	0.50	17.31	0.72	1.54
SFBB 分类算法	$r_{\text{TPR}}$	91.52	92.96	83.94	88.30
	$r_{\text{FPR}}$	0.90	4.66	1.44	1.63

为了量化评价 GMM 分类算法的分割性能,通过采用错分像素率对目标颜色的分割效果进行评价,错分像素率  $\gamma$  定义为

$$\gamma = \left( 1 - \frac{|F_a \cap F_t| + |B_a \cap B_t|}{|F_a| + |B_a|} \right) \times 100\% \quad (14)$$

式中  $F_a, B_a$ ——Ground truth 中的蓝色目标区域和背景区域

$F_t, B_t$ ——通过 GMM 分类算法分割提取的蓝色目标特征区域与背景区域

通过统计计算获得在 4 种颜色特征空间下进行 GMM 分类的错分像素率,  $T_1 T_2 T_3$  特征空间下为 1.89%, RGB 为 16.13%, HSV 为 2.58%, CIE Lab 为 2.43%; 目标颜色特征分割提取图像如图 7c ~ 7f 所示。

为了进一步验证本文提出的拮抗性感知颜色特征提取与 GMM 分类相结合的目标颜色特征分割识别方法的运行效率, 获取图像处理时间, 对采集的 60 幅测试图像, 根据带锯参考点位置设置 ROI 区域, ROI 大小为 160 像素 × 240 像素。对每一幅图像的 ROI 区域图像, 在  $T_1 T_2 T_3$  感知颜色特征空间下, 采用 GMM 分类算法进行目标颜色特征分割提取, 统计并计算单幅运行的平均时间, 并分别对 HSV 特征与 GMM 分类算法相结合以及 CIE Lab 特征与 GMM 分类算法相结合进行 ROI 区域特征分割提取的运行时间进行了统计。通过对 60 幅图像的 ROI 区域进行处理, 在 3 种颜色特征空间下, 单幅 ROI 图像的平均运行时间统计结果为:  $T_1 T_2 T_3$  特征空间下 39.18 ms, HSV 空间下 46.62 ms, CIE Lab 空间下 72.09 ms。

结合以上结果, 分析拮抗性感知颜色特征  $T_1 T_2 T_3$  与 GMM 分类相结合的目标颜色特征分割识别方法的性能。①通过将不同光照强度下的目标颜色区域图像作为 GMM 参数估计的训练样本, 使得训练的高斯混合模型对目标颜色特征的识别亮度范围更广, 降低了光照不均等现场问题对检测准确性和稳定性的影响。②拮抗性感知颜色特征  $T_1 T_2 T_3$  增强了特定颜色对其拮抗色的对比, GMM 分类算法对目标颜色的分割效果优于 SFBB 分类方法,  $T_1 T_2 T_3$  拮抗性感知颜色特征与 GMM 分类相结合的方法, 其目标颜色识别结果的错分像素率低, 整体分割效果更佳。③通过对测试图像设置 ROI 区域, 采用  $T_1 T_2 T_3$  拮抗性感知颜色特征与 GMM 分类相结合的目标颜色识别方法, 对于大小为 160 像素 × 240 像素的 ROI 区域, 所用单幅平均运行时间为 39.18 ms, 对于切割机安全视觉防护系统, 能够实现 25 帧/s 的实时性要求。

#### 4.3 切割机安全防护系统在线测试结果

切割机安全防护系统主程序主要由危险区域设

定及显示模块、颜色检测和识别模块、危险级别警示模块以及参数调节模块组成, 图 8 所示为系统软件界面。

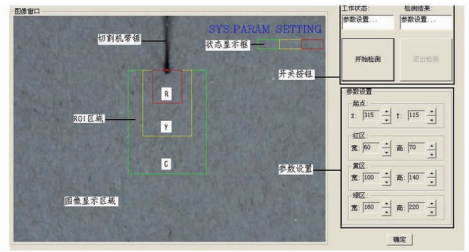


图 8 图像处理软件界面

Fig. 8 Interface of image processing software

系统进入检测状态后, 当有蓝色手套进入到绿色框内时, 图像右上角显示“GREEN DANGER”, 表示绿色框内检测到目标颜色, 如图 9a 所示; 当有蓝色物体进入黄色框内时, 图像右上角显示“YELLOW DANGER”, 表示黄色框内检测到目标颜色, 如图 9b 所示; 当有蓝色物体进入红色框内时, 图像右上角显示“RED DANGER”, 表示红色框内检测到目标颜色, 如图 9c 所示。通过实验测试, 本文方法可以实时准确识别和定位图像中蓝色特征。

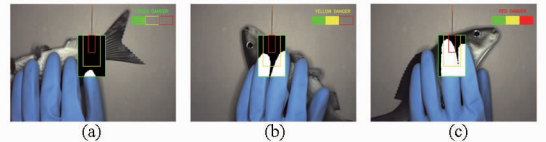


图 9 不同危险等级检测结果

Fig. 9 Results in different danger levels

(a) G 区域 (b) Y 区域 (c) R 区域

## 5 结束语

基于彩色机器视觉的切割机安全防护系统识别技术, 利用 ROI 区域划分方法, 设置了不同危险等级的感兴趣区域, 采用拮抗性感知颜色特征提取与高斯混合模型分类相结合的目标颜色识别方法, 对 ROI 区域的手套颜色特征进行分类检测。通过形态学处理与特征量统计判定检测结果, 判别工人手部所处的危险等级。实验测试结果表明, 系统能够准确识别不同照明条件下的手套颜色特征, 通过设定 ROI 区域, 单幅图像处理时间为 39.18 ms, 相比 HSV 和 CIE Lab 颜色空间, 降低了图像处理时间, 采用拮抗性感知颜色特征提取与 GMM 分类相结合的目标颜色识别方法, 提高了图像颜色特征识别的精度, 具有较好的鲁棒性, 满足了安全防护系统实时性和可靠性的要求。本文提出的安全防护系统图像识别技术同样适用于其他颜色的检测识别应用。

## 参 考 文 献

- 1 Guo Wei, Rage U K, Ninomiya S. Illumination invariant segmentation of vegetation for time series wheat images based on decision tree model[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2013, 96: 58 – 66.
- 2 丁筠, 殷涌光, 王旻. 蔬菜中大肠杆菌的机器视觉快速检测[J]. *农业机械学报*, 2012, 43(2): 134 – 139, 145.  
Ding Yun, Yin Yongguang, Wang Min. Rapid detection based on machine vision for escherichia coli in vegetables [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2012, 43(2): 134 – 139, 145. (in Chinese)
- 3 Alessandro Ulrici, Giorgia Foca, Maria Cristina Ielo, et al. Automated identification and visualization of food defects using RGB imaging: application to the detection of red skin defect of raw hams[J]. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, 2012, 16: 417 – 426.
- 4 王宣银, 梁冬泰. 基于多元图像分析的包装罐内壁缺陷检测[J]. *农业机械学报*, 2009, 40(6): 222 – 226.  
Wang Xuanyin, Liang Dongtai. Packaging cans inner surface inspection system based on multivariate image analysis [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2009, 40(6): 222 – 226. (in Chinese)
- 5 Lee S, Chang L M, Skibniewski M. Automated recognition of surface defects using digital color image processing[J]. *Automation in Construction*, 2006, 15(4): 540 – 549.
- 6 Sridharan M, Stone P. Color learning and illumination invariance on mobile robots: a survey[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2009, 57(6): 629 – 644.
- 7 侯学贵, 陈勇, 郭伟斌. 除草机器人田间机器视觉导航[J]. *农业机械学报*, 2008, 39(3): 106 – 108, 112.  
Hou Xuegui, Chen Yong, Guo Weibin. Machine vision-based navigation for a weeding robot[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2008, 39(3): 106 – 108, 112. (in Chinese)
- 8 Bai X D, Cao Z G, Wang Y, et al. Crop segmentation from images by morphology modeling in the CIE  $L^* a^* b^*$  color space[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2013, 99: 21 – 34.
- 9 Sanchez-Cuevas M C, Aguilar-Ponce R M, Luis Tecpanecatl-Xihuitl J. A comparison of color models for color face segmentation [J]. *Procedia Technology*, 2013, 7: 134 – 141.
- 10 Chen Lijun, Wang Keqi, Xie Yonghua, et al. The segmentation of timber defects based on color and the mathematical morphology [J]. *Optik*, 2014, 125(3): 965 – 967.
- 11 袁媛, 李森, 陈晟, 等. 复杂背景黄瓜叶部病害图像分割方法[J]. *农业机械学报*, 2013, 44(10): 233 – 237.  
Yuan Yuan, Li Miao, Cheng Sheng, et al. Segmentation of cucumber leaf disease images with complex background [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2013, 44(10): 233 – 237. (in Chinese)
- 12 司永胜, 乔军, 刘刚, 等. 基于机器视觉的苹果识别和形状特征提取[J]. *农业机械学报*, 2009, 40(8): 161 – 165, 73.  
Si Yongsheng, Qiao Jun, Liu Gang, et al. Recognition and shape features extraction of apples based on machine vision [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2009, 40(8): 161 – 165, 73. (in Chinese)
- 13 朱峰, 张晓娜, 陈健美, 等. 基于多阶抽样的高斯混合模型彩色图像分割[J]. *中国图象图形学报*, 2011, 16(4): 566 – 571.  
Zhu Feng, Zhang Xiaona, Chen Jianmei, et al. Color image segmentation based on Gaussian mixture model with multi-sampling [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2011, 16(4): 566 – 571. (in Chinese)
- 14 Diaz-Pernas F J, Mario Martínez-Zarzuela, Míriam Antón-Rodríguez, et al. Double recurrent interaction V1 – V2 – V4 based neural architecture for color natural scene boundary detection and surface perception[J]. *Applied Soft Computing*, 2014, 21: 250 – 264.
- 15 梁冬泰. 多尺度多元图像分析机器视觉检测理论及其应用研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2009.
- 16 Lee K M, Li Q, Daley W. Effect of classification methods on color-based feature detection with food processing application[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2007, 4(1): 40 – 51.
- 17 陈雪峰. 图像高斯混合模型的判别学习方法[D]. 北京: 北京理工大学, 2009.
- 18 Singh R, Pal B C, Jabr R A. Statistical representation of distribution system loads using Gaussian mixture model[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2010, 25(1): 29 – 37.
- 19 Jian B, Vemuri B C. Robust point set registration using Gaussian mixture models[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(8): 1633 – 1645.