

# 基于改进 MRF 的冲压件轮廓缺陷图像分割算法

吕 宁<sup>1,2</sup>, 肖 剑<sup>2</sup>, 高 健<sup>2</sup>, 欧阳雪峰<sup>2</sup>, 罗忠洁<sup>2</sup>

(1. 扬州职业大学 机械工程学院, 江苏 扬州 225009; 2. 哈尔滨理工大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150080)

**摘要:** 针对冲压件在生产过程中产生的表面缺陷视觉检测问题, 提出一种改进的马尔可夫随机场图像分割算法。首先, 应用基于像素的马尔可夫随机场算法, 获取像素特征, 提取基于像素的似然函数。采用随机区域合并算法获得区域特征, 提取基于随机区域合并的似然函数。利用最大梯度算法获得图像的边缘特征, 提取基于边缘的似然函数, 用以恢复随机区域合并过程中丢失的边缘信息。融合 3 种似然函数, 根据能量最小准则, 实现图像分割。通过与传统图像分割方法的对比实验, 验证了该算法的有效性。实验结果表明, 改进算法可实现冲压件图像的精准分割, 应用效果较好。

**关键词:** 冲压件; 视觉检测; 马尔可夫随机场; 随机区域合并; 图像分割; 似然函数

**DOI:** 10.13330/j.issn.1000-3940.2022.04.014

**中图分类号:** TP391.41; TG84      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1000-3940 (2022) 04-0101-09

## Image segmentation algorithm on contour defects for stamping part based on improved MRF

Lyu Ning<sup>1,2</sup>, Xiao Jian<sup>2</sup>, Gao Jian<sup>2</sup>, Ouyang Xuefeng<sup>2</sup>, Luo Zhongjie<sup>2</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, Yangzhou Polytechnic College, Yangzhou 225009, China;

2. School of Automation, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

**Abstract:** For the problem of visual inspection for surface defects of stamping part during the production process, an improved Markov Random Field (MRF) image segmentation algorithm was proposed. First, the pixel-based MRF algorithm was applied to obtain the pixel features and extract the pixel-based likelihood function, and the stochastic region merging algorithm was used to obtain regional features, and the likelihood function based on stochastic region merging was extracted. Then, the edge features of the image was obtained by the maximum gradient algorithm, and the edge-based likelihood function was extracted to restore the edge information lost in the stochastic region merging process. Furthermore, three kinds of likelihood functions were fused, and image segmentation was realized by the minimum energy criterion. Finally, the effectiveness of the algorithm was verified by comparative experiments with traditional image segmentation methods. The experimental results show that the improved algorithm can achieve accurate segmentation of stamping part images, and the application effect is better.

**Key words:** stamping part; visual inspection; Markov Random Field; stochastic region merging; image segmentation; likelihood function

冲压是一种重要的机械加工制造技术, 能够高效大批量生产其他方法难以制造的带有加强筋、起伏或翻边的工件。冲压件在生产过程中由于模具或表面处理不当而易产生表面缺陷<sup>[1]</sup>。实际生产环境中存在的污染物, 如灰尘和纤维, 也可能对加工件造成污损。常见的冲压件表面缺陷有锈迹、划痕、

脏污和缺料等。先进的缺陷评估标准不仅需要判断表面是否存在缺陷, 还需要获得缺陷的确切尺寸和类型。人工目检是当前检测冲压件缺陷的常用方法, 而人工的主观性和疲劳程度可能影响检测效率和检出率<sup>[2]</sup>。近年来, 机器视觉的快速发展推动了工业生产中产品质量监控和分析技术的进步, 其具有快速、简单和费用低廉等优点, 应用领域日趋广泛。图像分割是机器视觉的重要步骤之一, 最早应用在医学影像领域, 以满足病情诊断、治疗方案制定等需求<sup>[3]</sup>。图像分割是将图像划分为具有各自不同相似特征区域的过程, 是计算机视觉中阶、高阶处理的前提和基础。

随着计算机技术的发展, 图像分割根据应用场

收稿日期: 2021-05-05; 修订日期: 2021-08-19

基金项目: 扬州市“绿扬金凤计划”高层次创新创业领军人才引进项目 (2021CX044)

作者简介: 吕 宁 (1970-), 男, 工学博士, 教授, 研究生导师

E-mail: ning\_lv@163.com

通信作者: 肖 剑 (1996-), 男, 硕士研究生

E-mail: moqizixi@163.com

景的不同,发展了多种多样的分割方法,以满足不同视觉检测的要求。传统的图像分割方法有基于阈值、区域、聚类、图论和基于特定理论等的分割方法<sup>[4]</sup>,近几年又兴起了基于深度学习的图像分割方法<sup>[5-6]</sup>,分割速度和准确性大大提高,但其对于具体工业产品的分割数据集较为匮乏,标注繁重。图像分割的每种方法各有优缺点,不尽相同。在冲压件图像分割方面,文献[7]采用固定阈值的图像分割方法对图像进行分割,该方法的计算量小、性能稳定,但易丢失信息。文献[8]设计了一种自适应分辨率的超像素聚类算法,可对大量点云数据进行有效分割。文献[9]根据易拉罐冲压图像几何特征,提出了一种针对易拉罐冲压图像几何特点的图像分割算法,将原图像分割为内表面和外圆环,分割后的图像为特征提取提供了有效基础。

在无监督分割方法中,基于阈值的图像分割易丢失图像的细微纹理,基于区域的图像分割对噪声较为敏感,且分割区域较大时,计算量大。同时,图像分割具有不适应性,往往需要具体问题具体分析,这使得先验信息在分割问题中成为一个强有力的工具。马尔可夫随机场(Markov Random Field, MRF)是一种概率图模型<sup>[10]</sup>,将空间信息作为先验信息,减少了噪声对分割结果的影响,依赖大量的变量独立关系,构建一种基于联合概率分布的结构模型。与其他模型相比,马尔可夫随机场一个很大的优势即为可以很方便地引入先验知识<sup>[11]</sup>。针对冲压件视觉检测特性,本文根据能量最小准则,融合

像素、区域、边缘3种特征似然函数,提出一种改进的MRF冲压件轮廓缺陷图像分割方法,并通过与现有图像分割算法的实验对比,证明该算法的有效性。

## 1 基于MRF的图像分割算法

### 1.1 马尔可夫随机场

假设在二维空间集 $S = \{1, 2, \dots, n\}$ 定义有随机向量 $\mathbf{X} = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ , $n$ 为图像中像素点总数, $X_n$ 为随机变量。 $\mathbf{X}$ 的相空间为 $L = \{1, 2, \dots, k\}$ ,通常称为图像的标记,其中 $k$ 为标记的分类数。为了深入研究像素间的空间关系,引入邻域系统概念,设有邻域系统 $N = \{N_i \mid i \in S\}$ ,其中 $N_i$ 为位置 $i$ 的邻域,邻域系统具有如下属性:

$$\begin{cases} i \notin N_i \\ i \in N_j \Leftrightarrow j \in N_i \end{cases} \quad (1)$$

式中: $j$ 为与位置 $i$ 不同的像素。

将 $i$ 的邻域定义为与 $i$ 的距离小于半径 $r$ 的集合,使用欧式距离作为度量,邻域系统的表达式为:

$$N_i = \{i' \in S \mid [dist(i', i)]^2 \leq r^2, i' \neq i\} \quad (2)$$

式中: $dist(i', i)$ 为 $i'$ 位置到 $i$ 位置的欧氏距离; $i'$ 为与 $i$ 不同位置的像素。

根据需要可以选择不同的邻域半径,将其分为一阶邻域系统、二阶邻域系统<sup>[12]</sup>等。由邻域系统可以定义基团,基团是邻域系统的最小单元,随着邻域阶数的增长,基团数目也随之增加<sup>[13]</sup>。图1展示了一阶邻域系统和二阶邻域系统及其对应基团。

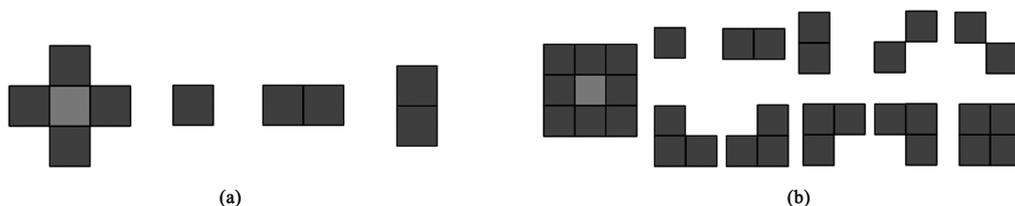


图1 一阶与二阶邻域系统及其对应基团

(a) 一阶邻域系统和基团 (b) 二阶邻域系统和基团

Fig. 1 The first and second order neighborhood systems and their corresponding groups

(a) The first order neighborhood system and group (b) The second order neighborhood system and group

设 $N$ 为定义在 $S$ 上的邻域系统,如果 $\mathbf{X}$ 满足:(1)正定性, $P(\mathbf{X}=\mathbf{x}) > 0, \forall \mathbf{x} \in \Omega$ ;(2)Markov性, $P(x_i \mid x_{S/i}) = P(x_i \mid x_{N_i})$ ,则称 $\mathbf{X}$ 为以 $N$ 为邻域系统的马尔可夫随机场。其中, $P(\mathbf{X}=\mathbf{x}) = P(X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n)$ ,表示联合概率; $\Omega$ 为所有可能组态的集合; $P(\cdot \mid \cdot)$ 表示条件概率; $x_i$ 为 $X_n$ 在相空间集合 $L$ 上的对应取值; $S/i$ 为网格 $S$ 中除 $i$ 以

外的任意位置; $x_{S/i}$ 表示网格 $S$ 中除 $i$ 以外的任意位置的集合; $x_{N_i} = \{x_j \mid j \in N_i\}$ ,表示 $i$ 的所有邻域的位置标记集合。

### 1.2 基于马尔可夫随机场的图像分割算法

从聚类角度来看,图像分割就是将具有相似特征或感兴趣的像素点用标签进行分类<sup>[14]</sup>。设有待分割图像 $S = \{s_i \mid i = 1, 2, 3, \dots, N_w \times M_h\}$ , $N_w \times M_h$

表示图像大小,  $s_i$  表示图像中的每一个像素。 $X = \{X_s | s \in S\}$  为图像  $S$  的标记场,  $X_s$  为像素  $s$  所属分类, 分类集合用  $\Lambda = \{1, 2, 3, \dots, n'\}$  表示,  $n'$  为分类数。 $Y = \{Y_s | s \in S\}$ , 代表待分割图像  $S$  的观测场,  $Y_s$  为  $s$  在  $S$  中取值对应的观测场, 将图像分割转化为在已知观测场的条件下, 求从观测场  $Y$  估计最佳标记  $\hat{x}$  的问题, 由贝叶斯理论有:

$$\hat{x} = \arg \max_x P(x | Y) \quad (3)$$

由最大后验概率得:

$$P(x | Y) = \frac{P(Y | x)P(x)}{P(Y)} \quad (4)$$

由于  $Y$  为观测场,  $P(Y)$  为常量, 所以最终分割准则为:

$$\hat{x} = \arg \max_x P(Y | x)P(x) \quad (5)$$

由 Hammersley-Clifford 定理<sup>[15]</sup>可知, 马尔可夫随机场符合高斯分布, 所以, 可以用高斯分布密度函数代替  $P(x)$ , 则有:

$$P(X = x) = \frac{1}{Z} \exp(-U(x)) \quad (6)$$

式中:  $Z = \sum_x U(x)$ , 为规范化常数;  $U(x)$  为能量函数。

$U(x)$  的表达式为:

$$U(x) = \sum_{s \in S} U(x_s, x_{N_s}) \quad (7)$$

$$U(x_s, x_{N_s}) = \sum_{t \in N_s} V(x_s, x_t) \quad (8)$$

式中:  $x_s, x_{N_s}, x_t$  为位于空间集角标像素的变量;  $N_s$  为像素点  $s$  邻域内的像素点;  $V(x_s, x_t)$  为像素  $s$  与像素  $t$  之间的势函数,  $t \in N_s$ , 选择多级逻辑模型<sup>[16]</sup>, 其表达式有如下形式:

$$V(x_s, x_t) = \begin{cases} \beta, & x_s = x_t \\ -\beta, & x_s \neq x_t \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $\beta$  为耦合系数, 其大小表示相邻像素的惩罚程度,  $\beta$  的设定需要一些先验知识。

对于似然函数  $P(Y | x)$ , 已知图像中每一类像素点都是相互独立的, 所以, 可以假设每一类中所有像素点均服从高斯分布, 对每一类的所有像素点都建立高斯密度函数来估计该像素点属于这一类的概率, 所以有:

$$P(Y | x) = (2\pi)^{-\frac{D}{2}} | \Gamma |^{-\frac{1}{2}} \times \exp\left(-\frac{1}{2}(Y - \mu)^T \Gamma^{-1}(Y - \mu)\right) \quad (10)$$

式中:  $D$  为  $Y$  的维度;  $\mu$  为高斯分布参数,  $\mu = E(X)$ ;  $E(X)$  为  $X$  的数学期望;  $\Gamma$  为  $X$  的协方差

矩阵。

将式 (6) 和式 (10) 相乘, 可以得到像素点被分割到每一类的概率, 其中概率最大的一类即为该点的最终分割结果。

## 2 基于改进的马尔可夫随机场的图像分割算法

由式 (5) 可知分割准则为:

$$\hat{x} = \arg \max_x P(Y | x)P(x) \quad (11)$$

文献研究证明, 基于像素的 MRF 算法对初始值非常敏感, 容易陷入局部最优解<sup>[17]</sup>。因此, 本文将图像  $Y$  划分为像素特征  $Y^P$ 、区域特征  $Y^R$ 、边缘特征  $Y^E$ , 利用 3 种特征优点进行图像分割, 则有:

$$\hat{x} = \arg \max_x P((Y^P, Y^R, Y^E) | x)P(x) = \arg \max_x P(Y^P | x)P(Y^R | x) \times P(Y^E | x)P(x) \quad (12)$$

式中:  $P(Y^P | x)$  为像素似然函数;  $P(Y^R | x)$  为区域似然函数, 由随机区域合并 (Stochastic Region Merging, SRM) 方法获得, 等价于  $\alpha(R_a, R_b)$ , 将在章节 2.2 中具体说明;  $P(Y^E | x)$  为边缘似然函数。

算法的总体流程如图 2 所示。

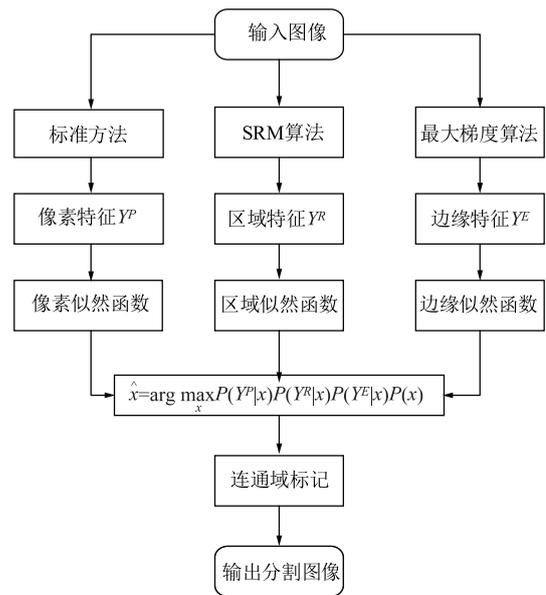


图2 算法流程图

Fig. 2 Algorithm flow chart

### 2.1 像素特征提取

像素特征提取是利用像素似然函数  $P(Y^P | x)$  对微观纹理和细节信息进行建模, 像素特征服从高斯分布, 故有:

$$P(Y_s^p | X_s = h) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} \sqrt{\det(\Sigma_h^p)}} \times \exp\left(-\frac{(Y_s^p - \mu_h^p)^T \cdot (Y_s^p - \mu_h^p)}{2(\Sigma_h^p)}\right) \quad (13)$$

$$\begin{cases} \mu_h^p = \frac{1}{|X^h|} \sum_{s \in X^h} Y_s^p \\ \Sigma_h^p = \frac{1}{|X^h|} \sum_{s \in X^h} (Y_s^p - \mu_h^p)' \cdot (Y_s^p - \mu_h^p) \end{cases} \quad (14)$$

式中： $Y_s^p$  为每个像素  $s$  的像素特征； $\mu_h^p$ 、 $\Sigma_h^p$  为高斯分布参数； $\det(\Sigma_h^p)$  为  $\Sigma_h^p$  的行列式； $h$  为被划分的类别； $X^h$  为  $X_s = h$  的标签场， $1 \leq h \leq n$ ； $D$  为  $Y_s^p$  的维度。

## 2.2 区域特征提取

利用随机区域合并算法 (SRM)<sup>[18]</sup> 提取图像的区域特征。首先，构建区域邻接图 RAG，当这些区域具有充分的相似特征分布时，区域邻接图可以用来进行区域合并，用每 1 个节点代表 1 个区域  $R$ ，图 3 中  $R_1 \sim R_6$  为被划分的区域，图像边缘  $E$  连接每一个节点和与该节点相邻的节点。

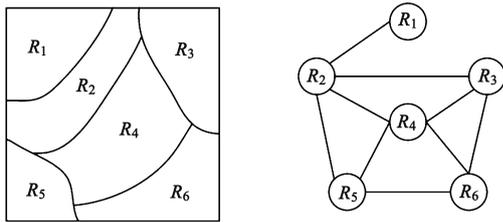


图 3 典型的区域邻接图

Fig. 3 Typical region adjacency graph

为了合并区域  $R_a$  和其相邻区域  $R_b$ ，计算式 (12) 中的区域似然函数  $P(Y^R | x)$ ，基于统计区域合并理论<sup>[19]</sup>，引入一个新的随机区域合并似然函数  $\alpha(R_a, R_b)$ ，则有：

$$\alpha(R_a, R_b) = \exp\left[-\frac{(E[R_a] - E[R_b])^2}{\Lambda(R_a, R_b)}\right] \quad (15)$$

式中： $E$  为在一个区域内的元素期望值； $\Lambda$  为统计区域合并系数。 $\Lambda(R_a, R_b)$  的表达式如下：

$$\Lambda(R_a, R_b) = \frac{D_f^2}{2Q} \left[ \frac{\ln(\Phi(f)^2)}{\Phi(R_a)} + \frac{\ln(\Phi(f)^2)}{\Phi(R_b)} \right] \quad (16)$$

式中： $Q$  为正则项； $D_f$  为给定图像  $f$  的动态范围； $\Phi(\cdot)$  为自变量中的像素数量。

在彩色图像中，对区域邻接图中一条边进行分析时，需要对每个色彩通道 (RGB) 的合并参数  $\alpha$

进行计算，只有当每个参数  $\alpha$  均大于随机产生的阈值时才进行合并。阈值的取值范围为 0~1 之间，如果  $\alpha(R_a, R_b)$  大于阈值，则将两个区域进行合并，否则不合并，合并后区域的颜色为  $R_a$  或  $R_b$  的平均颜色。

## 2.3 边缘特征提取

Marr 视觉理论<sup>[20]</sup>指出，图像不同部分的边缘往往是模式识别的重要特征。近年来，诸多研究学者提出了许多适用于各种场景的边缘提取算法，例如 Canny 算法<sup>[21]</sup>、Roberts 算法<sup>[22]</sup>、Marr-Hildreth 算法<sup>[23]</sup>等，但实际图像纹理和成像过程中产生的噪声，依然是影响算法应用的难题之一。本文的边缘特征提取利用最大梯度法<sup>[24]</sup>，能够基于彩色图像恢复 MRF 标准方法对图像处理而丢失的图像信息。RGB 图像的每一个像素是一个三维向量，图像边缘通过对图像进行梯度运算获得，由雅可比矩阵特征值公式计算梯度值。假设一幅图像可以用二维随机变量  $f(x, y)$  表示，则有：

$$J' * J = \begin{bmatrix} \frac{\partial r}{\partial x} & \frac{\partial g}{\partial x} & \frac{\partial b}{\partial x} \\ \frac{\partial r}{\partial y} & \frac{\partial g}{\partial y} & \frac{\partial b}{\partial y} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{\partial r}{\partial x} & \frac{\partial r}{\partial y} \\ \frac{\partial g}{\partial x} & \frac{\partial g}{\partial y} \\ \frac{\partial b}{\partial x} & \frac{\partial b}{\partial y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_x & J_{xy} \\ J_{xy} & J_y \end{bmatrix} \quad (17)$$

式中： $J$  为雅可比矩阵； $J'$  为  $J$  的转置； $r$ 、 $g$ 、 $b$  为色彩三通道。

不同的环境光照条件对图像分割效果的影响很大，在实际应用时应根据环境背景和测量对象来选择不同类型的光源，建设相对稳定的检测环境。

由于所采集的冲压件图像与背景图像的边界会由于光线照明的问题而在图像分割过程中产生难以被区分的边缘，并且断续现象也会影响图像边缘特征的提取，为此引入图像局部灰度梯度  $\square f$ ：

$$\square f = (\partial f / \partial x, \partial f / \partial y) \quad (18)$$

梯度的大小为：

$$\|\square f\| = \sqrt{(\partial f / \partial x)^2 + (\partial f / \partial y)^2} \quad (19)$$

$\square f$  包含了图像灰度变化最快的方向和数量。本文利用 Sobel 算子进行偏导数平滑，逼近此梯度，进而获得图像的边缘特征  $Y^E$ ：

$$Y^E = (J_x + J_y) + \sqrt{|J_x^2 - 2J_x J_y + J_y^2 + 4J_{xy}^2|}$$

根据高斯分布定义边缘似然函数，表达式为：

$$P(Y_s^E | X_s = h) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} \sqrt{\det(\Sigma_h^E)}} \times \exp\left(-\frac{(Y_s^E - \mu_h^E)^T \cdot (Y_s^E - \mu_h^E)}{2(\Sigma_h^E)}\right) \quad (20)$$

$$\begin{cases} \mu_h^E = \frac{1}{|X^h|} \sum_{s \in X^h} Y_s^E \\ \Sigma_h^E = \frac{1}{|X^h|} \sum_{s \in X^h} (Y_s^E - \mu_h^E)' \cdot (Y_s^E - \mu_h^E) \end{cases} \quad (21)$$

式中:  $Y_s^E$  为每个像素  $s$  的边缘特征;  $\mu_h^E$ 、 $\Sigma_h^E$  为高斯分布参数;  $\det(\Sigma_h^E)$  为  $\Sigma_h^E$  的行列式;  $D'$  为  $Y_s^E$  的维度。

式 (13)、式 (14)、式 (20) 和式 (21) 中的角标  $P$  和  $E$  分别代表像素和边缘。

## 2.4 图像的连通域标记

基于上述算法生成的图像为边缘轮廓二值图像, 还需将二值图像进行连通域标记, 以分割不同区域。常见的连通域标记算法有基于行程的连通域标记算法和基于轮廓的连通域标记算法<sup>[25]</sup>, 考虑到方法效率, 降低标记时间的复杂度, 本文利用基于行程的连通域标记算法完成区域分割。

在二值图像中, 首先利用行程编码对图像进行标记, 然后对图像进行逐行扫描, 将每一行的连续白色像素组成的序列定义为团 (Run)。对于行  $l$  ( $l$  的取值为除第 1 行外的所有行数) 中所有的团, 如果第  $l$  行的团与第  $(l-1)$  行的团没有重叠区域, 则分配新的标签; 如果第  $l$  行的团仅与第  $(l-1)$  行的团有重叠区域, 则将第  $(l-1)$  行的标签分配给  $l$  行; 如果第  $l$  行中所有的团, 与第  $(l-1)$  行的团有 2 个以上的重叠区域, 则分配给当前团一个连续团的标签, 并在等价对中记录第  $(l-1)$  行的重叠团的标签, 将其标记为一类。将记录下的等价对转换为具有相同标签的等价序列, 遍历团的标签, 解析等价类, 在图像中标记图像的新标签。本步骤基于 Bwlabel 函数<sup>[26]</sup> 对二值图像进行连通域标记, 连通域标记的算法流程如图 4 所示。

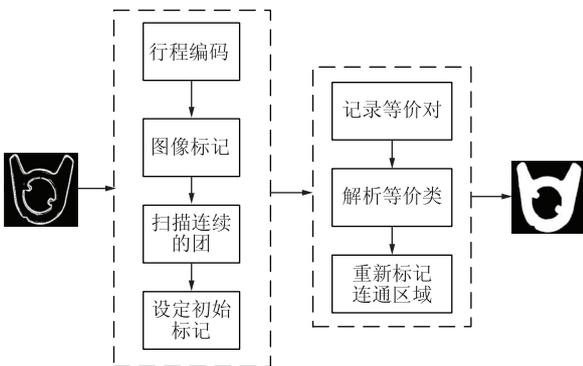


图 4 连通域标记算法流程图

Fig. 4 Flow chart of connected domain labeling algorithm

## 2.5 本文算法步骤

本文使用基于像素的 MRF 图像分割标准算法,

结合 SRM 算法和最大梯度算法, 分别提取像素特征、区域特征和边缘特征, 最后获得图像分割结果, 算法步骤为:

- (1) 输入一个待分割图像  $Y$  和分类数  $n'$ ;
- (2) 利用基于像素的 MRF 方法获得像素特征  $Y^P$ ;
- (3) 利用 SRM 算法提取区域特征  $Y^R$ ;
- (4) 利用最大梯度法提取边缘特征  $Y^E$ ;
- (5) 使用 K-means 算法将像素特征和边缘特征分别聚类为  $n'$  类以获取初始化标签场  $X^0$ ;
- (6) 开始迭代, 设定最大迭代次数, 此时设定迭代次数  $\text{iter}=0$ ;
- (7) 对给定迭代次数的标签场  $X^{\text{iter}}$  的  $n'$  类, 分别计算  $\mu_h^P$ 、 $\Sigma_h^P$ 、 $\mu_h^E$  和  $\Sigma_h^E$ ;
- (8) 计算  $P(Y_s^P | X_s = h)$ ,  $\alpha(R_a, R_b)$  和  $P(Y_s^E | X_s = h)$ ;
- (9) 计算式 (12) 获得最优的  $\hat{x}$ , 其中项  $P(Y^R | x)$  用  $\alpha(R_a, R_b)$  来代替计算。
- (10) 如果  $X^{\text{iter}+1} = X^{\text{iter}}$ , 停止迭代, 否则继续循环。
- (11) 图像的连通域标记。

## 3 实验验证

基于本文提出的改进的马尔可夫图像分割算法, 提供了一种新的冲压件轮廓缺陷分割方案。算法性能测试和对比实验在光照环境稳定的空间进行测试图像的采集。为了评估实验所提出的方法, 针对 4 种不同的冲压件典型缺陷, 对其进行分割, 同时对遗传分割算法 (GA)、ICM 算法、基于图的图像分割算法, 结合 4 种分割算法的评价指标  $PRI$ 、 $VOI$ 、 $GCE$  和  $BDE$ , 证明其有效性和准确性。对于 4 种分割算法的评价指标, 其含义如下:  $PRI$  (Probabilistic Rand Index) 为计算分割图像的标记与真实的标记中像素对相同的占比;  $VOI$  (Variation of Information) 用来描述像素点与聚类之间的关系, 计算像素从当前类别聚类转变到另一个聚类时缺失或增加的信息量;  $GCE$  (Global Consistency Error) 用以度量一个分割结果可以被看作是另一个分割的子集的程度;  $BDE$  (Boundary Displacement Error) 为度量分割结果与真实分割结果之间的边缘像素的平均位移误差。其中,  $PRI \in [0, 1]$ , 其值越大表示分割结果越好;  $VOI \in [0, \infty)$ ,  $GCE \in [0, 1]$ ,  $BDE \in [0, \infty)$ , 这 3 个性能指标值越小表示分割结果越好。本实验综合考虑上述 4 个性能指标, 实验对象如图 5 所示。

图 6 为采用 4 种分割算法对冲压件典型缺陷进

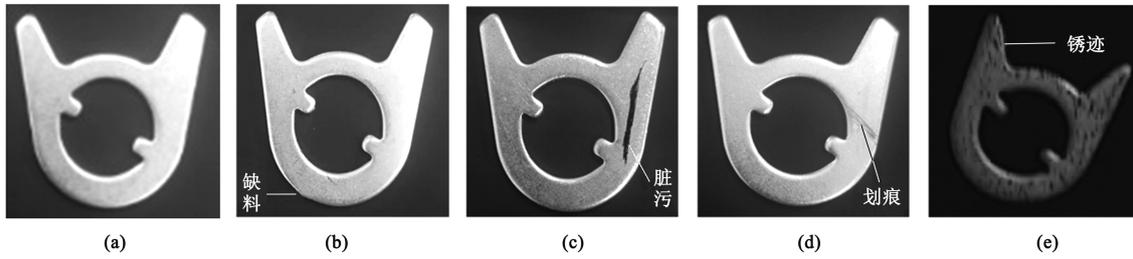


图 5 合格工件和冲压件的 4 种典型缺陷

(a) 合格冲压件  $a_1$  (b) 缺料的冲压件  $a_2$  (c) 带有脏污的冲压件  $a_3$  (d) 带有划痕的冲压件  $a_4$  (e) 带有锈迹的冲压件  $a_5$

Fig. 5 Qualified parts and four typical defects of stamping parts

(a) Qualified stamping part  $a_1$  (b) Stamping part of lacking material  $a_2$  (c) Stamping part with squalidity  $a_3$   
(d) Stamping part with scratch  $a_4$  (e) Stamping part with rust  $a_5$

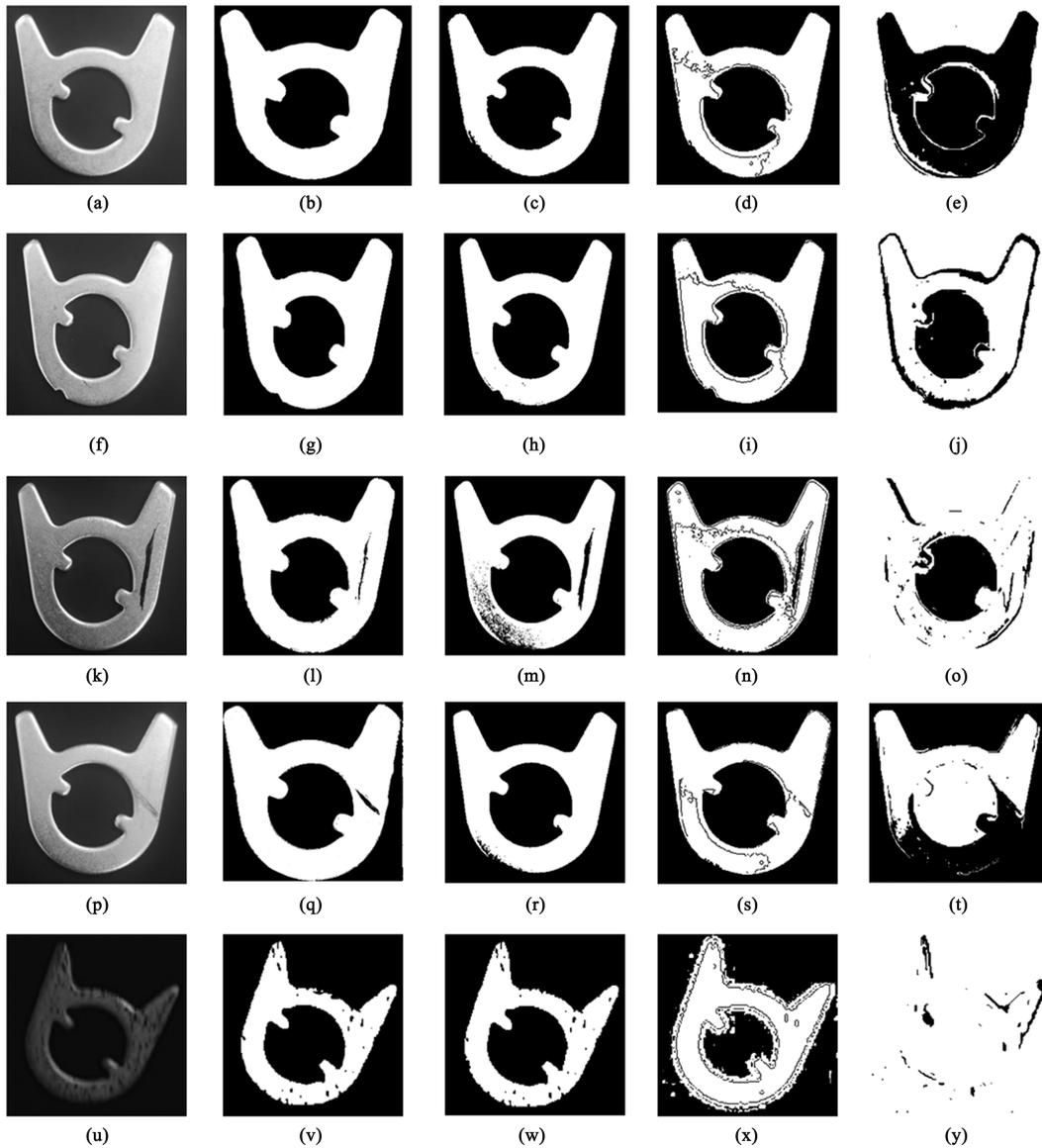


图 6 采集原图像和 4 种算法分割效果

(a)  $a_1$  (b)  $a_2$  (c)  $a_3$  (d)  $a_4$  (e)  $a_5$  (f)  $a_1$ , Proposed (g)  $a_2$ , Proposed (h)  $a_3$ , Proposed (i)  $a_4$ , Proposed  
(j)  $a_5$ , Proposed (k)  $a_1$ , GA (l)  $a_2$ , GA (m)  $a_3$ , GA (n)  $a_4$ , GA (o)  $a_5$ , GA (p)  $a_1$ , ICM (q)  $a_2$ , ICM  
(r)  $a_3$ , ICM (s)  $a_4$ , ICM (t)  $a_5$ , ICM (u)  $a_1$ , Graph (v)  $a_2$ , Graph (w)  $a_3$ , Graph (x)  $a_4$ , Graph (y)  $a_5$ , Graph

Fig. 6 Captured original image and segmentation effect of four algorithms

行分割的结果。其中  $a_1$  为合格冲压件,  $a_2$  至  $a_5$  为带有缺陷的冲压件, Proposed 为本文算法, GA 为遗传算法, ICM 为 ICM 算法, Graph 为基于图的图像分割算法。

由图 6 可以看出, 本文提出的改进的 MRF 图像分割算法能更好地获得各种缺陷类型的重要特征, 分割结果更接近原图像, 同时由于采用了随机区域合并算法 (SRM), 使分割后产生的噪声较少, 最

大梯度法也获得了更好的边缘信息。

使用 4 种分割算法的评价指标对分割结果进行定量分析, 以衡量本文方法的有效性, 仿真分析对各种缺陷不同算法下的性能指标, 如图 7 所示, 本文方法获得较高的  $PRI$ , 证明其分割准确性更好。而  $VOI$ 、 $GCE$  和  $BDE$  这 3 种指标比其他方法较低, 说明改进的  $MRF$  图像分割算法的性能要优于其他传统图像分割算法。

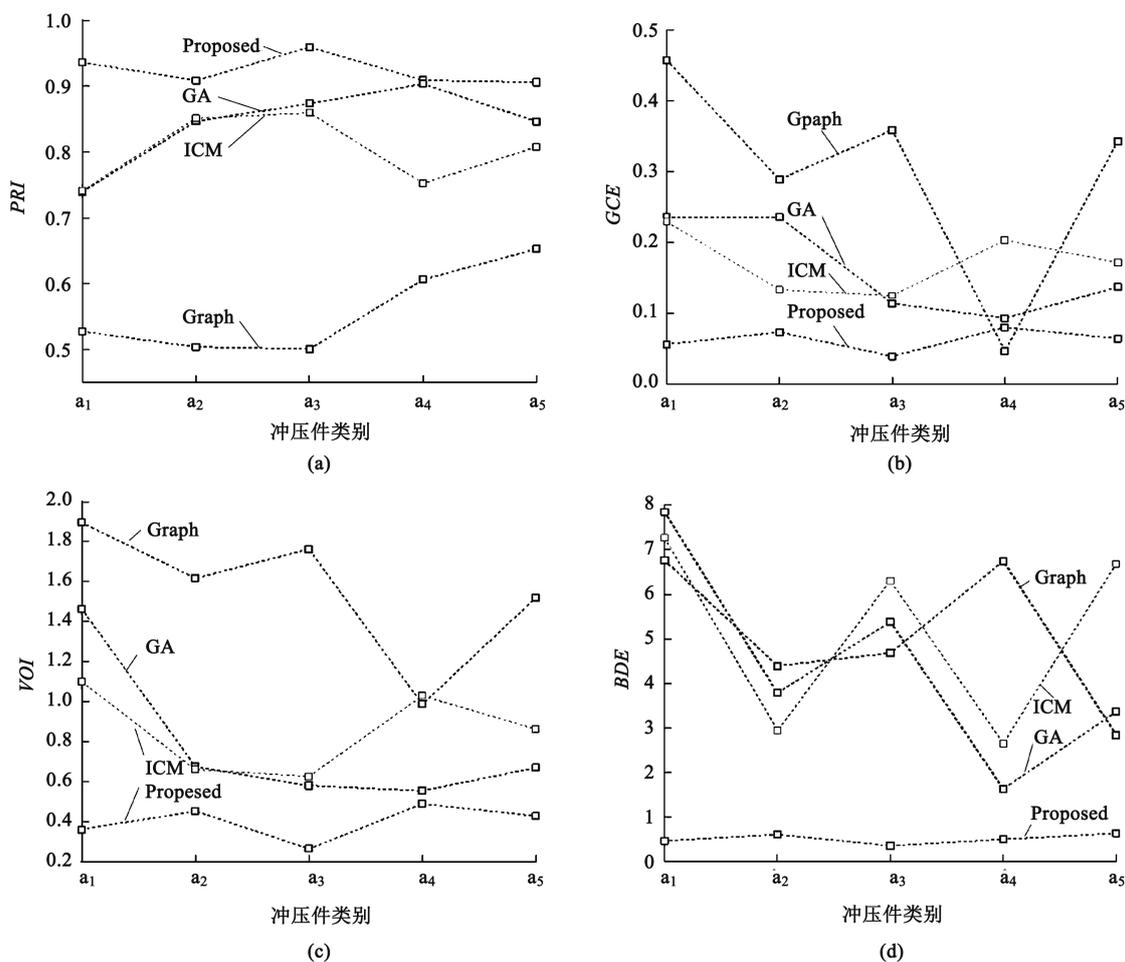


图 7 定量评价指标分析结果

(a)  $PRI$  (b)  $GCE$  (c)  $VOI$  (d)  $BDE$

Fig. 7 Analysis results of quantitative evaluation indexes

对 5 张冲压件图片分别采用 4 种算法进行实验, 其具体的性能指标值如表 1 所示。图 8 为算法在其他异形冲压件上的图像分割测试效果, 从图 8 中可以看出, 本文算法可以较好地完成区域的特征识别, 进行了有效分割。

## 4 结语

本文提出了一种改进的 MRF 冲压件缺陷轮廓图

像分割算法, 融合了像素特征、区域特征和边缘特征, 将似然函数分解为像素似然函数、区域似然函数和边缘似然函数。该模型结合基于像素的 MRF、随机区域合并 (SRM) 和最大梯度算法的优点, 通过对比其他图像分割算法表明其具有更高的准确度和分割精度, 利用  $PRI$ 、 $GCE$ 、 $VOI$  和  $BDE$  4 种评价指标定量分析该算法的分割效果, 证明了该算法对冲压件缺陷图像分割的有效性。由于本文计算了图像的多种特征, 增加了图像分割

表 1 性能评价指标值对比

Table 1 Comparison of performance evaluation index values

性能评价指标	方法	$a_1$	$a_2$	$a_3$	$a_4$	$a_5$
PRI	Proposed	0.9365	0.9083	0.9595	0.9090	0.9061
	GA	0.7397	0.8468	0.8739	0.9036	0.8465
	ICM	0.7413	0.8512	0.8595	0.7524	0.8078
	Graph	0.5273	0.5039	0.5007	0.6062	0.6528
GCE	Proposed	0.0559	0.0728	0.0388	0.0796	0.0637
	GA	0.2354	0.2354	0.1135	0.0927	0.1365
	ICM	0.2289	0.1326	0.1245	0.2029	0.1715
	Graph	0.4571	0.2886	0.3586	0.0458	0.3425
VOI	Proposed	0.3603	0.4523	0.2638	0.4885	0.4276
	GA	1.4650	0.6745	0.5802	0.5542	0.6693
	ICM	1.1000	0.6598	0.6259	1.0290	0.8623
	Graph	1.8964	1.6168	1.7632	0.9862	1.5208
BDE	Proposed	0.4621	0.6031	0.3539	0.4940	0.6336
	GA	7.8532	3.7848	5.3801	1.6284	3.3637
	ICM	7.2673	2.9459	6.3048	2.6513	6.6861
	Graph	6.7650	4.3916	4.6786	6.7459	2.8405

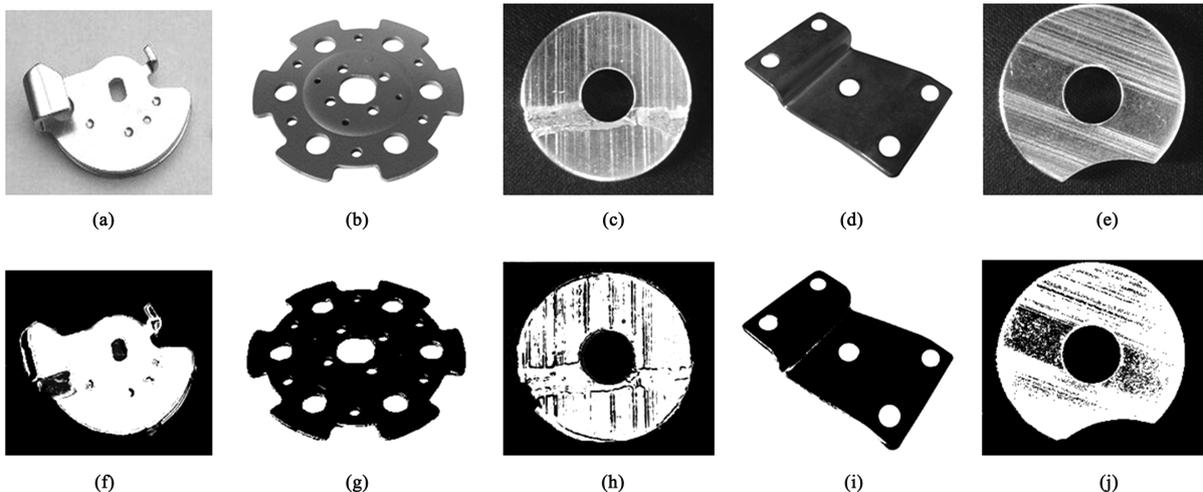


图 8 异形冲压件分割效果

(a) 异形冲压件 1 (b) 异形冲压件 2 (c) 异形冲压件 3 (d) 异形冲压件 4 (e) 异形冲压件 5 (f) 异形冲压件 1, Proposed  
(g) 异形冲压件 2, Proposed (h) 异形冲压件 3, Proposed (i) 异形冲压件 4, Proposed (j) 异形冲压件 5, Proposed

Fig. 8 Segmentation effects of special-shaped stamping parts

(a) Shaped stamping part 1 (b) Shaped stamping part 2 (c) Shaped stamping part 3 (d) Shaped stamping part 4  
(e) Shaped stamping part 5 (f) Shaped stamping part 1, Proposed (g) Shaped stamping part 2, Proposed  
(h) Shaped stamping part 3, Proposed (i) Shaped stamping part 4, Proposed (j) Shaped stamping part 5, Proposed

时间复杂度, 后续工作将从实践的角度深入分析缺陷类型并加快图像的分割速度, 进一步提升分割精度。

## 参考文献:

[1] 陈广锋, 管观洋, 魏鑫. 基于机器视觉的冲压件表面缺陷在线

检测研究 [J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55 (1): 341-347.

Chen G F, Guan G Y, Wei X. Online stamping parts surface defects detection based on machine vision [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55 (1): 341-347.

[2] 李丽娟, 徐尚龙, 秦杰. 基于图像处理技术的五金件表面缺陷

- 检测研究 [J]. 工程设计学报, 2011, 18 (2): 134-138.
- Li L J, Xu S L, Qin J. Research on hardware surface defects detection based on image processing techniques [J]. Chinese Journal of Engineering Design. 2011, 18 (2): 134-138.
- [3] Borji A, Cheng M M, Hou Q, et al. Salient object detection: A survey [J]. Computational Visual Media, 2019, 5 (2): 117-150.
- [4] 黄鹏, 郑淇, 梁超. 图像分割方法综述 [J]. 武汉大学学报: 理学版, 2020, 66 (6): 519-531.
- Huang P, Zheng Q, Liang C. Overview of image segmentation methods [J]. Journal of Wuhan University: Natural Science Edition, 2020, 66 (6): 519-531.
- [5] Tao X, Zhang D P, Ma W Z, et al. Automatic metallic surface defect detection and recognition with convolutional neural networks [J]. Applied Sciences, 2018, 8 (9): 1575.
- [6] Domen Tabernik, Samo Šela, Jure Skvarč, et al. Segmentation-based deep-learning approach for surface-defect detection [J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2020, 31 (3): 759-776.
- [7] 田洪志, 王东兴, 林建钢, 等. 基于双阈值图像区域生长法的冲压件划痕检测 [J]. 锻压技术, 2020, 45 (6): 175-181.
- Tian H Z, Wang D X, Lin J G. Scratch detection on stamping part based on double threshold image region growth method [J]. Forging & Stamping Technology, 2020, 45 (6): 175-181.
- [8] 林俊义, 吴雷, 杨梅英, 等. 大型自由曲面零件的机器人视觉快速定位方法 [J/OL]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20210105.1328.017.html>.
- Lin J Y, Wu L, Yang M Y, et al. Rapid robot vision positioning method for large free-form surface parts [J/OL]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20210105.1328.017.html>.
- [9] 陈德潮. 易拉罐冲压视觉检测方法设计 [J]. 中山大学研究生学刊: 自然科学·医学版, 2013, 34 (2): 87-99.
- Chen D C. Design of visual inspection method of cans-stampings [J]. Journal of the Graduates Sun Yat-Sen University: Natural Sciences · Medicine, 2013, 34 (2): 87-99.
- [10] Zhou J, Bao X, Li D, et al. Traffic video image segmentation model based on bayesian and spatio-temporal markov random field [J]. Journal of Physics Conference Series, 2017, 910: 012041.
- [11] Wu S, Weng X. Image labeling with Markov random fields and conditional random fields [J/OL]. <https://www.researchgate.net/publication/329266098>, 2018.
- [12] 李旭超, 朱善安. 图像分割中的马尔可夫随机场方法综述 [J]. 中国图象图形学报, 2007, (5): 789-798.
- Li X C, Zhu S A. A survey of the markov random field method for image segmentation [J]. Journal of Image and Graphics, 2007, (5): 789-798.
- [13] Hammersley J M, Clifford P. Markov fields on finite graphs and lattices [R]. Oxford: Oxford University, 1971.
- [14] Chauhan A S, Silakari S, Dixit M. Image segmentation methods: A survey approach [A]. Fourth International Conference on Communication Systems & Network Technologies [C]. IEEE, 2014.
- [15] Chen X, Zheng C, Yao H, et al. Image segmentation using a unified markov random field model [J]. Iet Image Processing, 2017, 11 (10): 860-869.
- [16] 夏平, 任强, 吴涛, 等. 融合多尺度统计信息模糊 C 均值聚类与 Markov 随机场的小波域声纳图像分割 [J]. 兵工学报, 2017, 38 (5): 940-948.
- Xia P, Ren Q, Wu T, et al. Sonar image segmentation fusion of multi-scale statistical information FCM clustering and MRF model in wavelet domain [J]. Acta Armamentarii, 2017, 38 (5): 940-948.
- [17] 徐胜军, 韩九强, 刘光辉. 基于马尔可夫随机场的图像分割方法综述 [J]. 计算机应用研究, 2013, 30 (9): 2576-2582.
- Xu S J, Han J Q, Liu G H. Survey of image segmentation methods based on markov random fields [J]. Application Research of Computers, 2013, 30 (9): 2576-2582.
- [18] Wong A, Scharcanski J, Fieguth P. Automatic skin lesion segmentation via iterative stochastic region merging [J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine A Publication of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society, 2011, 15 (6): 929-36.
- [19] Nock R, Nielsen F. Statistical region merging [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2004, 26 (11): 1452.
- [20] Marr D. Vision: A Computational Investigation Into the Human Representation and Processing of Visual Information [M]. Cambridge: MIT Press, 2010.
- [21] Canny J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8 (6): 679-698.
- [22] 康牧, 许庆功, 王宝树. 一种 Roberts 自适应边缘检测方法 [J]. 西安交通大学学报, 2008, (10): 1240-1244.
- Kang M, Xu Q G, Wang B S. A Roberts' adaptive edge detection method [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2008, (10): 1240-1244.
- [23] 张光年, 葛庆平. 基于 Marr-Hildreth 算子多尺度图像边缘检测 [J]. 首都师范大学学报: 自然科学版, 2005, (3): 17-21.
- Zhang G N, Ge Q P. Multi-scale image edge detection based on Marr-Hildreth operator algorithm [J]. Journal of Capital Normal University: Natural Science Edition, 2005, (3): 17-21.
- [24] Salih O, Viriri S. Skin lesion segmentation using enhanced unified Markov random field [A]. International Conference on Mining Intelligence and Knowledge [C]. Springer, 2018.
- [25] Grana C, Borghesani D, Cucchiara R. Connected co-component labeling techniques on modern architectures [A]. International Conference on Image Analysis and Processing [C]. Berlin, Heidelberg, 2009.
- [26] Haralick R M, Shapiro L G. Computer and robot vision [J]. Addison-Wesley, 1992, 1: 28-48.