

文章编号: 2095-2163(2023)10-0142-05

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

可靠性模糊局部信息 C 均值聚类算法的苗族服饰图像分割

覃小素¹, 黄成泉², 雷欢¹, 陈阳¹, 彭家磊¹, 周丽华¹

(1 贵州民族大学 数据科学与信息工程学院, 贵阳 550025;

2 贵州民族大学 工程技术人才实践训练中心, 贵阳 550025)

摘要: 传统的模糊 C 均值 (FCM) 算法容易受到噪声的影响, 难以对具有褶皱、污渍和色彩差异大的苗族服饰图像进行有效的分割。本文提出可靠性模糊局部信息 C 均值聚类算法, 在 FCM 的目标函数中增加一个模糊因子来度量局部的相似性, 充分结合空间信息与灰度信息, 提高对噪声的鲁棒性。此外, 引入一个模糊不确定性聚类模型, 对像素进行可靠性分析, 进一步降低噪声点和边缘点的影响。利用含噪的苗族服饰图像进行实验, 实验结果表明本文所提算法对含噪的苗族服饰图像分割效果好, 对于褶皱、污渍及色彩差异大的苗族服饰图像, 本文所提算法都获得最高的划分系数和最低的划分熵, 分割质量均优于对比算法。

关键词: 模糊 C 均值; 苗族服饰图像; 局部信息; 不确定性聚类; 可靠性

Images segmentation of Miao clothing based on dependable fuzzy local information C-means clustering algorithm

QIN Xiaosu¹, HUANG Chengquan², LEI Huan¹, CHEN Yang¹, PENG Jialei¹, ZHOU Lihua¹

(1 College of Data Science and Information Engineering, Guizhou Minzu University, Guiyang 550025, China;

2 Engineering Training Center, Guizhou Minzu University, Guiyang 550025, China)

[Abstract] The traditional fuzzy C-means (FCM) algorithm is easy to be affected by noise, and it is difficult to segment the Miao clothing images with folds, stains and color differences effectively. In this paper, the dependable fuzzy local information C-means clustering algorithm is proposed, which adds a fuzzy factor to the objective function of FCM to measure local similarity, fully combines spatial information and gray information, and improves the robustness to noise. In addition, a fuzzy uncertainty clustering model is introduced to analyze the dependability of pixels to further reduce the influence of noise points and edge points. The experimental results show that the proposed algorithm has good segmentation effect on the noisy Miao clothing images. For the Miao clothing images with large differences in folds, stains and colors, the proposed algorithm has the highest partitioning coefficient and the lowest partitioning entropy, and the segmentation quality is better than the comparison algorithm.

[Key words] fuzzy C-means; Miao clothings images; local information; uncertainty clustering; dependability

0 引言

作为民族文化和精神的重要载体之一, 民族服饰与国家的发展和传承密不可分。民族服饰也体现了不同民族之间的文化差异和多样性, 具有重要的历史、文化和艺术价值。随着时间的推移, 民族服饰不断演变, 原材料、风格、颜色以及制作工艺和图案等方面的变化, 都能够反映出相应民族文化的历史

演变和发展轨迹^[1]。而苗族服饰是传统民族服饰的代表之一, 具有独特魅力和多元性, 有利于不同民族之间文化的传播与交流, 也是其民族的身份象征和文化符号, 对于传承民族精神和提升民族自信心具有重要作用。苗族服饰具有纹理图腾复杂、色彩缤纷等特点, 随着时间的推移, 服饰受环境和噪声等多种因素的影响, 导致部分图案和纹理变得模糊不清。因此, 及时保护和传承民族文化意义非凡。

基金项目: 国家自然科学基金(62062024); 贵州省省级科技计划项目(黔科合基础-ZK[2021]一般 342); 贵州省研究生教育教学改革重点项目(黔教合 YJSJGKT[2021]018); 贵州省教育厅自然科学研究项目(黔教技[2022]015)。

作者简介: 覃小素(1998-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 图像处理、机器学习; 黄成泉(1976-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向: 机器学习、模式识别。

通讯作者: 黄成泉 Email: hcq863@163.com

收稿日期: 2023-07-04

图像分割是将图像按照一定的规则划分为若干个具有相似特征(如亮度、色彩、纹理、密度等等)区域的技术和过程。信息化时代,图像分割技术已广泛应用于各个领域,在医学和遥感领域尤为常见。传统的模糊 C 均值(FCM)是一种简单高效的算法,这个算法对于无噪声图像,具有分割准确率高和速度快的优势^[2]。但处理含噪声图像时效果不佳,无法充分体现其分割准确率高和速度快的优势。为了提高算法对噪声的鲁棒性,许多研究者不断的对 FCM 算法进行改进,Ahmed 等^[3]提出具有空间约束的改进算法(FCM with Spatial constraints, FCM-S),充分考虑像素的邻域信息,从而提高算法对噪声的鲁棒性,但是在算法运行的过程中,需要一次次计算像素点的邻域信息,导致计算成本高;Chen 等^[4]引入两个变量来替换 FCM-S 中的邻域信息,即均值滤波(FCM-S1)和中值滤波(FCM-S2),旨在提前计算空间邻域信息,降低了计算成本;Krinidis 等^[5]定义了一种新的模糊因子(Fuzzy Local Information C - Means, FLICM),来抑制迭代过程中的噪声;高云龙等^[6]提出簇间可分的鲁棒模糊 C 均值聚类(Robust Fuzzy C-Means Clustering Integrating Between - cluster Information, RBI-FCM)算法,利用像素的稀疏性,提高簇之间的分类;Zhang 等^[7]提出具有邻域信息约束的偏差稀疏模糊 C 均值(Deviation-Sparse Fuzzy C-means With Neighbor Information Constraint, DSFCM-N),基于像素的邻域信息,对测量值与理论值之间的偏差施加稀疏性来降低算法噪声的敏感性。然而苗族服饰图像的纹理复杂、色彩鲜艳、图案丰富,经过长期保存的服饰图像存在折痕、磨损等现象。尽管改进后的算法在一定程度上能够提高对苗族服饰图像的分割效果,但并没有考虑到像素边缘点对算法的影响,对于存在折痕、磨损、色彩差异大的苗族服饰图像分割效果仍有待进一步提高。

由于传统 FCM 算法对噪声敏感,无法有效分割具有折痕、污渍、色彩差异大的苗族服饰图像,本文提出了可靠性模糊局部信息 C 均值聚类算法的苗族服饰图像分割(Dependable Fuzzy Local Information C-means, DFLICM)算法,构造一个模糊因子来度量空间信息和灰度信息的相似性,既不需调节参数也可以自动确定空间约束项,旨在平衡噪声和细节;使用一个不确定性聚类模型进一步降低噪声点和边缘点的影响。实验结果表明,本文所提算法对噪声具有鲁棒性,对于边缘点分割效果较好,能较完整的分割出苗族服饰图案。

1 相关算法

1.1 传统的模糊 C 均值算法(FCM)

传统的 FCM 是一种基于模糊逻辑的无监督聚类算法,通过一个迭代的最小化过程将 n 个被测量的像素划分为 c 个类^[6]。FCM 的目标函数 $J_{FCM}(U, V)$ 如式(1)所示:

$$J_{FCM}(U, V) = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n u_{ki}^m \|x_i - v_k\|^2 \quad (1)$$

其中, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为图像的像素集; n 为像素的个数; x_i 为图像中第 i 像素的灰度值; c 为划分 X 的类别数($c > 1$); m 为模糊加权指数,决定聚类的模糊性,在实际应用中, m 通常取为 2; $V = \{v_k | 1 \leq k \leq c\}$ 和 $U = \{u_{ki} | 1 \leq k \leq c, 1 \leq i \leq n\}$ 分别为聚类中心矩阵和模糊隶属度矩阵,其中隶属度满足 $\sum_{i=1}^n u_{ki}^m = 1$ 约束条件, $\|x_i - v_k\|^2$ 为像素 x_i 与聚类中心 v_k 的欧氏距离。

利用拉格朗日乘子法对 $J_{FCM}(U, V)$ 进行迭代更新,实现最小化目标函数,获得隶属度 u_{ki} 和聚类中心 v_k 更新,式(2)和式(3):

$$u_{ki} = \sum_{j=1}^c \left(\frac{\|x_i - v_k\|}{\|x_i - v_j\|} \right)^{-\left(\frac{2}{m-1}\right)} \quad (2)$$

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ki}^m x_i}{\sum_{i=1}^n u_{ki}^m} \quad (3)$$

但是传统的 FCM 算法对噪声较敏感,对具有折痕、污渍、色彩差异大的苗族服饰图像分割效果难以令人满意。

2 本文算法

2.1 不确定性的聚类模型

像素具有明显和非明显的特征,对于非明显特征的像素,无法定义其类别属性时称为像素的模糊不确定性。对于属性不明确的像素,基于当前的聚类结果,仅用距离来度量不确定性的。当一个像素距离交叠的簇越远时,像素的模糊不确定性就越小,反之越大^[8]。

像素 i 的模糊不确定性模型如式(4)所示:

$$\delta_i = \frac{\min\{\|x_i - v_k\|^{2q}, k = 1, 2, \dots, c\}}{\sum_{k=1}^c \|x_i - v_k\|^{2q}} \quad (4)$$

其中, q 为不确定性因子。

在像素聚类的过程中尽可能的使不确定性最小,即不确定性的聚类模型,式(5):

$$J = \min \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n \delta_i \|x_i - v_k\|^2 \quad (5)$$

基于式(5),分析像素的可靠性。对于隶属度值大的像素,具有明显的特征,可以确定像素类别;而对于距离交叠簇较远的噪声点和边缘点,像素的隶属度特征不够明显,其大小只与像素点到聚类中心的距离有关,距离交叠簇越远,像素的模糊不确定性越小,则对应 δ_i 的权重较小,从而降低了噪声点和边缘点的影响。

2.2 DFLICM 算法的目标函数

传统的 FCM 算法对噪声较为敏感,分割的苗族服饰图像的效果难以令人满意。本文考虑像素的局部空间信息和灰度信息,在目标函数中使用一个模糊因子来自动确立空间约束项,并通过降低像素之间的不确定性来进一步提高算法对噪声点和边缘点的鲁棒性,获得 DFLICM 算法的目标函数,式(6):

$$\begin{cases} J = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n [u_{ki}^m \|x_i - v_k\|^2 + G_{ki} + \alpha \delta_i \|x_i - v_k\|^2] \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^n u_{ki}^m = 1 \end{cases} \quad (6)$$

其中, α 为不确定性模型的占比系数; N_i 为 x_j 周围窗口中的邻域像素; G_{ki} 为模糊因子,满足式(7):

$$G_{ki} = \sum_{\substack{j \in N_i \\ i \neq j}} \frac{1}{\|x_j - v_i\|^2 + 1} (1 - u_{kj})^m \|x_j - v_k\|^2 \quad (7)$$

用拉格朗日乘子法对式(6),即目标函数构建辅助函数,式(8):

$$\sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n [u_{ki}^m \|x_i - v_k\|^2 + G_{ki} + \alpha \delta_i \|x_i - v_k\|^2] - \sum_{i=1}^n \lambda_i \left(\sum_{k=1}^c u_{ki} - 1 \right) \quad (8)$$

对式(8)中的隶属度 u_{ki} 求偏导,并基于隶属度

$\sum_{i=1}^n u_{ki}^m = 1$ 的约束条件得到式(9):

$$u_{ki} = \frac{(\|x_i - v_k\|^2 + G_{ki})^{-\frac{1}{m-1}}}{\sum_{j=1}^c (\|x_i - v_j\|^2 + G_{ji})^{-\frac{1}{m-1}}} \quad (9)$$

对式(8)中的聚类中心 v_k 求偏导,式(10):

$$\sum_{i=1}^n (u_{ki}^m + \alpha \delta_i) v_k - \sum_{i=1}^n (u_{ki}^m + \alpha \delta_i) x_i = 0 \quad (10)$$

求解式(10)得到式(11):

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^n (u_{ki}^m + \alpha \delta_i) x_i}{\sum_{i=1}^n (u_{ki}^m + \alpha \delta_i)} \quad (11)$$

算法实现的步骤:

(1) 设置加权模糊指数 m 、聚类的个数 c 、窗口 N 、不确定性因子 q 、不确定性比例系数 α 、阈值 ε 和最大迭代次数 T_{\max} ;

(2) 初始化聚类中心 $v^{(1)}$ 和隶属度 u_{ki}^1 , 设置迭代次数 $T_{\text{nums}} = 1$;

(3) 根据式(4)计算 δ_i ;

(4) 根据式(8)计算隶属度 $u_{ki}^{(T_{\text{nums}}+1)}$;

(5) 根据式(10)计算聚类中心 $v_k^{(T_{\text{nums}}+1)}$;

(6) 运行过程中满足 $\|J^{(T_{\text{nums}}+1)} - J^{(T_{\text{nums}})}\| < \varepsilon$, 或者 $T_{\text{nums}} > T_{\max}$ 这两个条件中的一个,则停止迭代。均不满足条件时,令 $T_{\text{nums}} = T_{\text{nums}} + 1$,转到第三步,继续下一轮迭代。

3 实验结果与分析

将本文算法(DFLICM)与 FCM、FCM-S1、FCM-S2、FLICM 和 RBI-FCM 算法在苗族服饰图像上进行对比,旨在验证本文算法的优势。数据集来源于北京服装学院民族服饰图像博物馆 (<http://www.biftmuseum.com/>), 实验中部分参数设置:模糊加权指数为 2,窗口为 3,阈值为 10^{-5} ,聚类数为 2,最大迭代次数为 100,不确定性因子为 2。

实验环境: MATLAB R2018b, Intel (R) Core (TM) i7-3770 CPU @ 3.40 GHz, 8 .00 GB 内存。

3.1 算法的评价指标

本文选用两个客观评价指标即划分系数 (Partition Coefficient, V_{pc}) 和划分熵 (Partition Entropy, V_{pe}) 来验证 DFLICM 算法的优势。 V_{pc} 和 V_{pe} 的值在 0 ~ 1 之间波动, V_{pc} 的值越接近于 1,效果越好; V_{pe} 的值越接近于 0,模糊聚类越紧凑,分割效果越好。指标的定义如式(12)和式(13):

$$V_{pc} = \frac{\sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n u_{ki}^2}{n} \quad (12)$$

$$V_{pe} = - \frac{\sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n u_{ki} \log u_{ki}}{n} \quad (13)$$

3.2 实验结果

实验一 选取 3 张蜡染图像,由简单的色彩组成,但是图像中存在磨损、折痕、污渍的现象。本文

对这类苗族服饰图像添加 5% 高斯和 5% 椒盐混合噪声, 增加算法的分割难度, 旨在验证 DF LICM 算法的优势, 实验结果如图 1 和表 1 所示。由图 1 和表 1 可知, FCM 和 RBI-FCM 算法分割的图像不同程度地受到噪声的影响, 部分像素出现错分和漏分的现象, 图像中仍有磨损和折痕。FCM-S1 和 FCM-S2 算法能去掉大部分噪声点, 分割效果较好, 但是分割的图像边缘部分还存在稀疏的噪声点; FLICM 算法

分割的图像轮廓和背景划分较为明确, 消除大部分噪声点的影响, 但是分割的蜡染图中边缘部分被模糊掉。FCM、RBI-FCM、FCM-S1、FCM-S2 和 FLICM 算法难以分割具有磨损、折痕、污渍的苗族服饰图像。DF LICM 算法不仅能分割出完整的图腾, 而且边缘部分也较为清晰, DF LICM 算法获得最高的 V_{pc} 值和最低的 V_{pe} 值, 说明 DF LICM 算法分割蜡染图像的效果较理想。

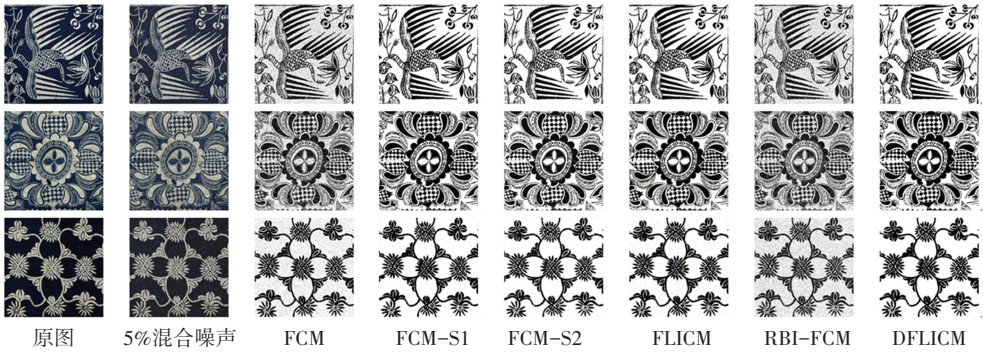


图 1 不同算法分割含有 5% 混合噪声的苗族服饰图像

Fig. 1 Segmentation results on Miao clothing images containing 5% mixed noise from different algorithms

表 1 不同算法分割含有 5% 混合噪声的苗族服饰图像的 V_{pc} 和 V_{pe} (%) 值

Tab. 1 V_{pc} and V_{pe} (%) values of 5% mixed noise image segmentation by different algorithms

指标	FCM	FCM-S1	FCM-S2	FLICM	RBI-FCM	DF LICM
图像 2 V_{pc}	86.91	89.5	89.7	88.35	86.88	90.47
V_{pe}	22.43	18.92	18.63	20.36	20.34	16.52
图像 3 V_{pc}	85.2	85.74	85.38	83.81	85.18	85.89
V_{pe}	25	24.74	25.22	27.04	25.01	23.46
图像 4 V_{pc}	89.94	91.2	91.04	89.83	87.81	92.48
V_{pe}	17.75	16.23	16.51	18.15	20.94	13.50

注: 加粗字体表示对应算法的 V_{pc} 和 V_{pe} 取得最优值。

实验二 选取 3 张色彩差异大的苗族服饰图像, 对这一类苗族服饰图像添加 10% 高斯和 10% 椒盐混合噪声, 进一步验证 DF LICM 算法的分割性能,

实验结果如图 2 和表 2 所示。由图 2 和表 2 可知, FCM 和 RBI-FCM 算法的分割效果较差, 图像的轮廓与背景大部分混在一起, 出现虚假分割的情况, 不同颜色的像素分割不够准确, RBI-FCM 算法的 V_{pc} 和 V_{pe} 值部分高于 FCM 算法, 由于 RBI-FCM 算法考虑到了簇之间的关系, 一定程度上抑制了噪声点, 增强像素的可分性。FCM-S1 和 FCM-S2 算法对于色差大的图像分割效果略好, 但是 V_{pc} 均低于其他算法, 而 V_{pe} 值又高于其他算法。从指标上分析, FCM-S1 和 FCM-S2 算法的分割性能较差。FLICM 和 DF LICM 算法分割的图案清晰明亮, 但是 FLICM 算法边缘部分的噪声点仍不能有效消除, DF LICM 算法的 V_{pc} 值最高, V_{pe} 值最低, DF LICM 算法的分割质量佳, 分割性能优于对比算法。

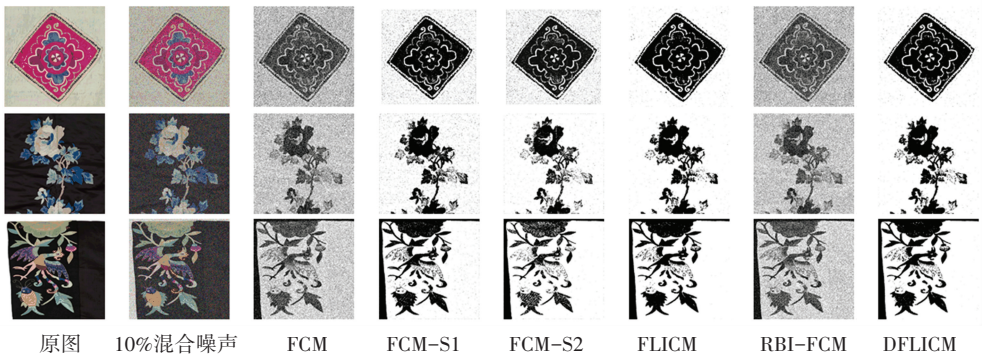


图 2 不同算法分割含有 10% 混合噪声的苗族服饰图像

Fig. 2 Segmentation of Miao clothing images containing 10% mixed noise of different algorithms

表2 不同算法分割含有10%混合噪声的苗族服饰图像的Vpc和Vpe(%)值

Tab. 2 Vpc and Vpe (%) values of 10% mixed noise image segmentation by different algorithms

指标	FCM	FCM-S1	FCM-S2	FLICM	RBI-FCM	DFLICM
图像2 Vpc	85.38	83.48	84.46	87.25	85.41	87.27
Vpe	24.71	28.09	26.51	22.35	24.68	22.31
图像3 Vpc	86.86	83.91	84.58	88.85	86.91	88.87
Vpe	22.3	27.45	26.31	19.85	22.23	19.81
图像4 Vpc	87.64	86.8	87.44	90.51	87.7	90.60
Vpe	21.19	23.18	22.10	17.19	21.08	17.05

注:加粗字体表示对应算法的Vpc和Vpe取得最优值。

4 结束语

针对传统FCM算法对含噪的苗族服饰图像分割质量不佳的问题,本文提出了可靠性模糊局部信息C均值聚类算法。考虑到像素的空间邻域信息,在FCM的目标函数中构造一个模糊因子,结合空间信息与灰度信息,提高算法对噪声的鲁棒性,并自动调节算法在去噪声和保留细节之间的关系;除此之外,根据几何意义,对像素点进行可靠性分析,在聚类的过程中,降低像素的不确定性,进一步降低了噪声点和边缘点的影响。实验结果表明,DFLICM算法对具有折痕、污渍、色彩差异大的苗族服饰图像分割效果好,既能去噪,又能完整的分割出苗族服饰图案。但是DFLICM算法也存在不足,每次运行均需

要计算局部信息,耗时、计算成本高;参数大小影响着实验结果,一定程度上存在不稳定性,调参过程也较困难;实验对象比较局限,没有对图腾复杂、纹理细小、背景与图案差异小的服饰图像进行研究,存在部分漏分割的现象。

参考文献

- [1] HAI R. Application of spatial neighborhood fuzzy c-means algorithm in 3D image segmentation of national clothing [J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2022, 2022.
- [2] BEZDEK J C, EHRlich R, FULL W. FCM: The fuzzy C-means clustering algorithm [J]. Computers and geosciences, 1984, 10(2-3): 191-203.
- [3] AHMED M N, YAMANY S M, MOHAMED N, et al. A modified fuzzy C-means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data [J]. IEEE transactions on medical imaging, 2002, 21(3): 193-199.
- [4] CHEN S, ZHANG D. Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2004, 34(4): 1907-1916.
- [5] KRINIDIS S, Chatzis V. A robust fuzzy local information C-means clustering algorithm [J]. IEEE transactions on image processing, 2010, 19(5): 1328-1337.
- [6] 高云龙, 杨程宇, 王志豪, 等. 簇间可分的鲁棒模糊C均值聚类算法[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(5): 1114-1121.
- [7] ZHANG Y, BAI X, FAN R, et al. Deviation-sparse fuzzy c-means with neighbor information constraint [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2018, 27(1): 185-199.
- [8] 潘金艳, 高朋, 高云龙, 等. 基于可靠性的鲁棒模糊聚类[J]. 控制理论与应用, 2021, 38(4): 516-528.

(上接第141页)

- [2] 胡亮, 何小海, 卿娜波, 等. 基于YOLOv4目标检测算法的轻量化网络设计[J]. 智能计算机与应用, 2022, 12(1): 164-167.
- [3] 胡勤, 陈琛, 刘敏. 一种基于动态纹理的烟雾和火焰检测方法[J]. 消防科学与技术, 2014, 33(6): 667-669.
- [4] 邓理文, 刘晓军. 基于模糊神经网络的智能火灾探测方法研究[J]. 消防科学与技术, 2019, 38(4): 522-525.
- [5] TRUONG T, KIM J. Fire flame detection in video sequences using multi-stage pattern recognition techniques [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2012, 25(7): 1365-1372.
- [6] DIMITROPOULOS K, BARMPOUTIS P, GRAMMALIDIS N. Spatio-temporal flame modeling and dynamic texture analysis for automatic video-based fire detection [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2015, 25(2): 339-351.
- [7] KONG S, JIN D, LI S, et al. Fast fire flame detection in surveillance video using logistic regression and temporal smoothing [J]. Fire Safety Journal, 2016, 79: 37-43.
- [8] HAN X, JIN J, WANG M, et al. Video fire detection based on Gaussian mixture model and multi-color features [J]. Signal, Image and Video Processing, 2017, 11(8): 1419-1425.
- [9] 孟令昀. 基于特征优化的视频火焰检测算法研究[D]. 广东: 暨

南大学, 2018.

- [10] 富雅捷, 张宏立. 基于迁移学习的卷积神经网络森林火灾检测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(4): 120-126.
- [11] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C] // 2015 IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago, Chile, 2015: 1440-1448.
- [12] LIU W, ANGUELOV D, EERHAN D, et al. SSD: singleshot multibox detector [C] // European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2016: 21-37.
- [13] LIU S, HUANG D. Receptive field block net for accurate and fast object detection [C] // Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV). 2018: 385-400.
- [14] TAN M, PANG R, LE Q V. EfficientDet: scalable and efficient object detection [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020: 10778-10787.
- [15] LIU S, QI L, QIN H, et al. Path aggregation network for instance segmentation [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017: 8759-8768.
- [16] REZATOFIGHI H, TSOI N, GWAK J Y, et al. Generalized intersection over union: A metric and a loss for bounding box regression [C] // Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2019: 658-666.