

面向目标识别的特征融合模糊模型及其应用

阮旺, 郝国生, 王霞, 胡晓婷, 杨子豪

引用本文

阮旺, 郝国生, 王霞, 胡晓婷, 杨子豪 [面向目标识别的特征融合模糊模型及其应用](#) [J]. 计算机科学, 2023, 50(6A): 220100138-7.

RUAN Wang, HAO Guosheng, WANG Xia, HU Xiaoting, YANG Zihao. [Fusion Multi-feature Fuzzy Model for Target Recognition and Its Application](#) [J]. Computer Science, 2023, 50(6A): 220100138-7.

相似文献推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于机器视觉的驾驶员视野盲区安全预警方法研究](#)

Study on Safety Warning Method of Driver's Blind Area Based on Machine Vision

计算机科学, 2023, 50(6A): 220700141-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220700141>

[基于双门控-残差特征融合的跨模态图文检索](#)

Dual Gating-Residual Feature Fusion for Image-Text Cross-modal Retrieval

计算机科学, 2023, 50(6A): 220700030-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220700030>

[基于改进Yolov4-tiny的轻量级目标检测算法](#)

Lightweight Target Detection Algorithm Based on Improved Yolov4-tiny

计算机科学, 2023, 50(6A): 220700006-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220700006>

[注意力特征融合的孪生网络目标跟踪方法](#)

Attentional Feature Fusion Approach for Siamese Network Based Object Tracking

计算机科学, 2023, 50(6A): 220300237-9. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220300237>

[基于区域注意力机制和多尺度特征融合的输电线路螺栓缺陷检测](#)

Defect Detection of Transmission Line Bolt Based on Region Attention Mechanism and Multi-scale Feature Fusion

计算机科学, 2023, 50(6A): 220200096-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220200096>

面向目标识别的特征融合模糊模型及其应用

阮 旺 郝国生 王 霞 胡晓婷 杨子豪

江苏师范大学计算机科学与技术学院 江苏 徐州 221116

(1614646426@qq.com)

摘 要 针对在自然识别场景下,图像特征往往具有复杂性、多样性和模糊性的特点,以及在利用多个特征对图像进行识别时,往往缺乏考虑特征间的关系等问题,提出了一种融合多种图像特征的目标识别模糊模型。首先,对图像进行特征提取,将特征的取值作为模型的模糊集并给出对应的隶属函数;其次,给出模型的评价指标,根据指标论证模型的可行性;然后,利用粒子群优化算法对图像各特征的隶属函数的参数进行优化;最后,给出基于特征融合模糊模型的目标识别算法,并将算法应用于填涂点识别与热轧带钢表面缺陷判别这两个识别场景来进行实验论证。实验结果表明,所设计的模型在评价指标下表现良好,算法明显提高了目标识别的准确率与鲁棒性以及改善了特征融合的合理性。

关键词: 目标识别;特征融合;模糊数学;隶属函数;粒子群优化算法

中图分类号 TP391

Fusion Multi-feature Fuzzy Model for Target Recognition and Its Application

RUAN Wang, HAO Guosheng, WANG Xia, HU Xiaoting and YANG Zihao

School of Computer Science and Technology, Jiangsu Normal University, Xuzhou, Jiangsu 221116, China

Abstract In natural recognition scenes, image features are often characterized by complexity, diversity and fuzziness, and lack of consideration of the relationship between features when using multiple features for image recognition, a target recognition fuzzy model integrating multiple image features is proposed. Firstly, the image feature is extracted, the value of the feature is taken as the fuzzy set of the model, and the corresponding membership function is given. Secondly, the evaluation index of the model is given, and the feasibility of the model is demonstrated according to the index. Thirdly, particle swarm optimization algorithm is used to optimize the parameters of membership function of image features. Finally, the target recognition algorithm based on feature fusion fuzzy model is proposed, which is applied to filling-mark recognition and the hot rolled strip surface defect recognition. Experimental results show that the designed model performs well under the evaluation index, and the algorithm significantly improves the accuracy and robustness of target recognition and the rationality of feature fusion.

Keywords Target recognition, Feature fusion, Fuzzy mathematics, Membership function, Particle swarm optimization algorithm

1 引言

目标识别指将图像中可能存在的目标进行分类和定位的过程^[1]。利用图像的特征进行识别是目标识别常见的做法,而仅利用图像某一特征进行识别得到的准确率往往较低,需要融合多个特征进行综合分析以提高图像的识别准确率^[1]。图像特征融合常用于处理结构和含义不同的多源图像特征数据^[2]。而图像的某些特征往往具有复杂性和模糊性,较难给出精确的数值描述,给特征融合任务带来了一定困难。目前,图像特征融合主要有传统的特征融合和基于深度学习的特征融合。传统特征融合需要结合特征的特点设定相关阈值或者结合一些经验方法进行融合,目前并没有一套通用的融合

方法。而基于深度学习的特征融合方法,需要大量的带标签训练数据且需要较多的算力。

针对具有模糊性质的特征进行特征融合,并对这些特征建立相应的模糊模型,往往能得到符合人类认知的识别结果。因此,本文针对特征融合过程中出现的特征具有模糊性、特征阈值选取困难、单一特征难以判断识别结果等问题,提出了面向目标识别的特征融合模糊模型。本文模型可将多个具有模糊性质的特征进行有效融合,利用隶属函数代替阈值选取,建立模糊模型。最后,在填涂点识别和热轧带钢表面缺陷的应用中,解决了检测目标颜色过浅和轮廓面积过或是纹理复杂而导致的识别困难问题。结果表明,本文模型的识别准确率高,模型鲁棒性好。

基金项目:国家自然科学基金(61673196);徐州市科技计划项目(KC19213);江苏省研究生科研与实践创新计划项目(KYCX21_2633);赛尔网络下一代互联网技术创新项目(NGII20190513)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(61673196), Xuzhou Science and Technology Planning Project(KC19213), Jiangsu Graduate Research and Practice Innovation Program(KYCX21_2633) and Cel Network Next Generation Internet Technology Innovation Project(NGII20190513).

通信作者:郝国生(hgskd@jsnu.edu.cn)

本文第 2 节给出了模糊数学应用与特征融合的相关进展;第 3 节给出了基于特征融合的模糊模型;第 4 节把本文方法应用于填涂点识别与热轧钢表面缺陷检测;最后总结全文。

2 模糊数学与特征融合的相关技术

2.1 模糊数学及其在视觉中的应用

模糊数学是对经典数学集合论的扩展,其核心是利用隶属函数分析事物的隶属度,再通过隶属度比较得出相应结果。模糊模型是用模糊数学理论来建立客观事物的某些特征和内在联系的数学模型^[3],该模型可以对具有模糊性质的事物特征进行量化分析,从而达到对特征进行精确描述的目的^[4]。

近年来,模糊模型与计算机视觉任务结合密切^[5],在目标识别、图像分割与图像增强^[6]等方面均有所结合。Dang 等^[7]利用模糊熵选取藏文结构图像不同灰度层次的阈值,用来增强图像灰度层次的边缘信息。该方法能得到较为客观准确的藏文轮廓特征。Feng 等^[8]在核磁共振成像的图像中,针对乳腺癌灶图像对比度低、边界模糊及亮度不均匀的特点,提出了一种结合马尔可夫随机场能量和模糊速度函数的活动轮廓模型,对乳腺癌灶图像进行半自动分割。该方法具有分割速度快、可重复性高和分割结果相对客观等优点。Al-Ameen 等^[9]采用改进的基于 II 型模糊集的算法,在保持亮度和提供自然色的同时,增强了灰度图像的对比度。该算法复杂度低,能够快速调整不同图像的对比度。Wai 等^[10]采用基于感知哈希的图像搜索和模糊逻辑算法对纸币图像进行处理,将检测到的纸币结果用语音信息显示,以便视障人士了解纸币的面值。上述方法虽然在各自场景下取得了较好的结果,但在面向目标识别的图像特征融合方面仍缺乏一个通用的模糊模型。

2.2 特征融合

特征融合是在目标识别任务中,将提取到的特征进行组合,以提高整体识别率的一种目标识别方法。目前特征融合可以分为传统的特征融合和基于深度学习的特征融合。

在传统的特征融合方面,针对多特征设定阈值是一种常见做法。Ruan^[11]将轮廓面积特征和图像像素个数特征进行融合,再通过阈值比较来判断填涂点是否填涂。Yao 等^[12]在针对填涂点识别时,引入加权平均灰度的概念,通过阈值法综合分析图像加权平均灰度和平均灰度特征,最终判断填涂点是否正确填涂。Li 等^[13]设定相关阈值过滤长度特征序列和角度特征序列中的奇异值,再将其融合以提升手动动作识别的精度。此外,传统特征融合往往需要根据具体场景选择相关图像处理方法进行特征融合。Yang 等^[14]通过将图像色彩空间从 RGB 转换到 HSV 空间,从而提高了救生衣轮廓提取的精度,该方法能够比较准确地识别复杂环境下的渡口救生衣。Han 等^[15]通过融合各特征的响应图与特征之间的互补关系,得到目标的位置,该方法提高了目标跟踪的准确性。Ping 等^[16]针对接触网绝缘子缺陷,融合绝缘子各瓷片轮廓和灰度特征来区分正常绝缘子和缺陷绝缘子。Lu 等^[17]融合图像灰度特征的灰度值、均值与中值作为区域拟合中心的 L2 范数,再将其作为混合灰度分布能量驱动力,并与分布度量能量驱动力一起组成能量泛函来分析图像分割问题。Wang 等^[18]提出了一种轮廓波域内局部对比度增强的灰度化算法,该方法利用灰度化图像进行多尺度分解,再用轮廓波逆变换

得到增强后的细节图像,最后将分解后的图像特征与增强后的图像特征进行融合得到灰度化图像。该方法保留彩色图像的局部对比度,增加灰度图像的感知特征。上述方法虽然在一定程度上提高了检测的准确性,但大多依赖于阈值的选取和相关图像处理方法,必要时还需结合经验性规则,其结果与人的认知有一定偏差。

在深度学习特征融合方面,设计相关特征提取与融合模块是一种常见做法。Li 等^[19]提出了一种深层编码的特征融合模块,该模块可以有效避免特征在网络融合过程中受到污染的情况。Hu 等^[20]提出了一种多注意力融合模块,将特征和面积注意力融合以提升车辆重识别算法的性能。Pan 等^[21]设计了一种神经网络,该网络在每个残差模块内进行局部特征融合,在模块之间进行全局特征融合,并在每个残差块中引入坐标注意力模块。该网络提升了图像超分辨率重建的质量。此外,还有一些其他特征融合方法,例如 Ma 等^[22]将卷积神经网络提取到的特征经过注意力掩码处理后生成多尺度光流,再通过融合网络将多尺度光流融合为统一尺度输出。该方法可被端到端优化训练,且在实时性和可靠性之间达到良好的平衡。Li 等^[23]在车辆重识别场景下,提出了一种保留特征图空间分布的焦点融合(Ffs)方法,提高了特征融合效率,提高了识别的准确率。上述方法虽然在许多数据集上表现出较好的性能,但方法相对复杂,在需要快速识别或者算力受限的场景下,算法可能会失去有效性。

综上所述,本文针对目标识别过程中阈值的选取较难,算力有限等问题,在传统的特征融合方法的基础上,提出了一种面向目标识别的特征融合模糊模型。

3 基于特征融合的模糊模型

3.1 预备定义

定义 1(论域 U) 模型的基本论域 $U = \{\text{所有图像}\}$ 。

定义 2(特征集合 x) 用 $x = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots)$ (其中 x_i 表示第 i 个特征)来表示图像的特征集合,其中 $x \subset U$ 。

假定该图像各特征的度量均为模糊概念,引入隶属度来对特征对应的识别结果权重进行度量。由于大部分具有模糊性质的图像特征概率分布可以近似地用正态分布来描述,因此本文给出了基于近似正态分布的识别结果隶属函数表达式。

定义 3(识别结果的隶属函数 y) 对于每一个特征 x_i ,其对应识别结果的隶属度为 y^j , y^j 对应的隶属函数定义为:

$$y^j(x_i) = \begin{cases} 0, & |x_i - \bar{x}_i^j| > 2s_i^j \\ 1 - \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^j}{2s_i^j}\right)^2, & |x_i - \bar{x}_i^j| \leq 2s_i^j \end{cases} \quad (1)$$

其中, j 表示识别结果的类别数, \bar{x}_i^j 表示在第 j 个类别下第 i 个特征的均值, s_i^j 表示在第 j 个识别结果下第 i 个特征的标准差。

在目标识别过程中,每一类识别结果的判定均有多个特征参与,因此需要建立特征融合后的隶属函数表达式来表示该类别的隶属度。

3.2 特征融合模糊模型

在论域 U 上定义表示特征融合的隶属函数表达式:

$$Y_j(y) = \sum_i y^j(x_i), i=1, 2, 3, \dots, j=1, 2, 3, \dots \quad (2)$$

其中, $Y_j(y)$ 表示在第 j 个识别结果下各特征隶属度总和, 即该识别结果的隶属度。

综合识别的计算方法如下:

$$F(Y) = \arg \max_j \{Y_j\}, j=1, 2, 3, \dots \quad (3)$$

其中, F 表示识别结果的类别。根据最大隶属原则, 在模糊关系隶属度集合中选择最大隶属度的模糊关系的类别, 作为模型最后的识别结果。

对于模型的参数, 即式(1)中的均值 \bar{x}_i^j 和标准差 s_i^j , 本文采用粒子群优化算法求解其值。

3.3 粒子群算法对模型参数进行优化

粒子群算法的核心思想来源于鸟类的捕食行为, 通过对鸟群的捕食行为进行计算机仿真, 根据个体与群体之间的协同与信息共享来寻找最优解。粒子群算法具有算法简单、收敛速度快、搜索效率高等优点。

式(1)中的均值 \bar{x}_i^j 和标准差 s_i^j , 对于不同的特征均相互独立, 因此可以分别利用粒子群单独优化。 \bar{x}_i^j 和 s_i^j 均为实数类型, 因此对粒子用实数编码。具体算法在本文 3.6 节进行详细介绍。

3.4 模型评价指标与识别准确率

当特征融合后的识别结果隶属度集合 $\{Y_j\}$ 中最大分量与第 2 大分量相差不大时, 用最大隶属原则得出结论显然是很勉强的。例如隶属度集合中最大分量是 0.420, 而第二大分量是 0.418 时, 前者只比后者大不到 0.5%, 这无法说明最大隶属原则对识别类别的区分度。

为了说明本文模型利用最大隶属原则判断识别结果的有效性, 给出了最大隶属原则的评价指标。设最大隶属原则的评价指标 α 的表达式为:

$$\alpha = \frac{\beta - \gamma}{\gamma} \quad (4)$$

其中, β 为识别结果隶属度集合 $\{Y_j\}$ 的最大分量, γ 为第二大分量。

在对数据集中的图像进行目标识别后, 保存每一张图像的评价指标 α 。在进行模型评估时, 将每一张图像的指标 α 累加求和再取平均, 即将平均指标作为模型的评价指标。

给出评价指标如下:

当 $\alpha \leq 0.1$ 时, 最大隶属原则完全失效;

当 $0.1 \leq \alpha \leq 0.25$ 时, 最大隶属原则相对低效;

当 $0.25 \leq \alpha \leq 0.5$ 时, 最大隶属原则比较有效;

当 $0.5 \leq \alpha$ 时, 最大隶属原则非常有效。

通过上述指标, 对本文模型进行评价, 从而了解特征融合的有效性, 即模型的可行性。

目标识别的准确率是判断本文模型优劣的重要方法之一, 本文采用识别正确率 (Accuracy) 作为识别的准确率计算方法。假设本文目标识别的类别有两类, 记为正例 (Positive) 和负例 (Negative)。图像最终被正确地划分为正例的个数记为 True positives (TP); 图像被正确地划分为负例的个数记为 True negatives (TN), 则本文目标识别正确率的计算式为:

$$Acc = \frac{TP + TN}{total} \quad (5)$$

其中, $total$ 表示识别总数。

3.5 算法流程图

图 1 为本文算法的流程图, 首先输入图像, 对图像进行预处理操作; 其次, 根据具体识别场景提取图像的相关特征; 然后, 用 PSO 优化后的隶属函数对图像特征的隶属度进行计算; 再次, 将各识别结果的隶属度利用最大隶属原则对其进行选择, 将最大隶属度的类别作为最终的识别结果; 最后, 待所有图像识别完毕, 根据保存的隶属度集合计算模型的评价指标并输出识别结果和评价结果。

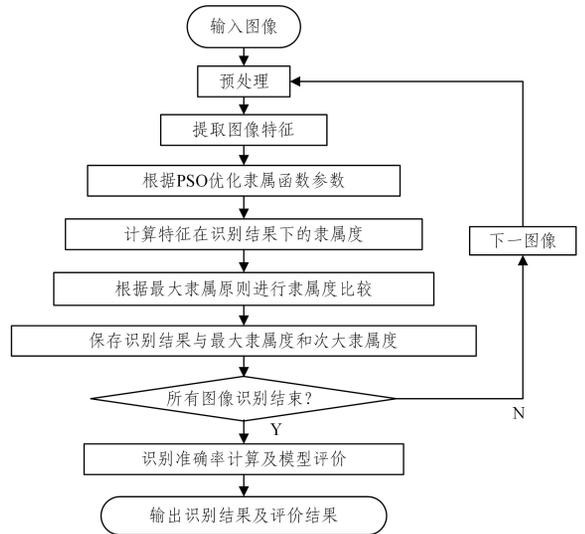


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flowchart of algorithm

4 应用与分析

4.1 实验环境

程序的运行环境为: 64 位 Windows10 系统, CPU 为 Intel i7 8700, 16GB 内存, 识别速度大约 6 张每秒。采用 Python 语言进行编程, 仿真界面采用 tkinter 进行编写。实验仿真界面如图 2 所示。

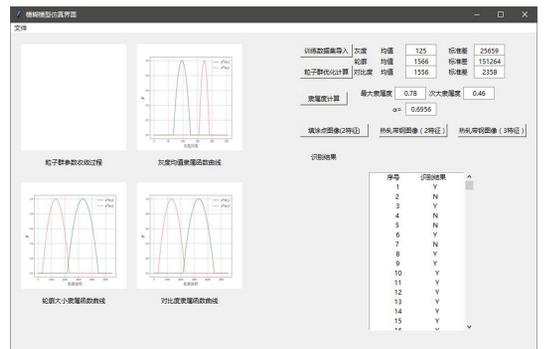


图 2 仿真界面图

Fig. 2 Diagram of simulation interface

4.2 数据集

本文将模糊模型应用于考试答题卡填涂点和热轧带钢表面缺陷这两个识别场景, 其中答题卡图片由江苏师范大学计算机科学与技术学院提供, 热轧带钢表面缺陷图片采用东北大学 (NEU) 发布的表面缺陷数据开源数据集 NEU-CLS-64-

¹⁾ <https://gitee.com/ruanwanggg/fzsy.git>

gg。所用答题卡填涂点图像和热轧带钢表面缺陷如图 3 和图 4 所示。为了增加样本多样性,对现有数据集中的图片进行数据增强,主要是对图像进行亮度调整,从而增加两组偏亮与偏暗的数据集,再与实际拍摄的数据集共同进行实验。其中,答题卡填涂点数据集共有 3528 张图像,热轧带钢表面缺陷数据集共有 592 张图像。

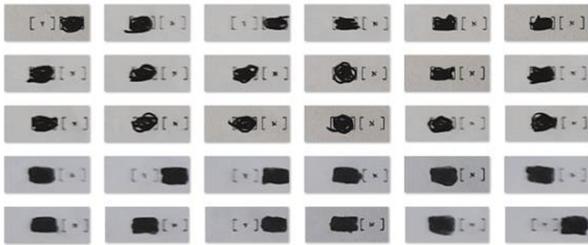


图 3 答题卡填涂点图像

Fig. 3 Images of filling-mark on answer sheet

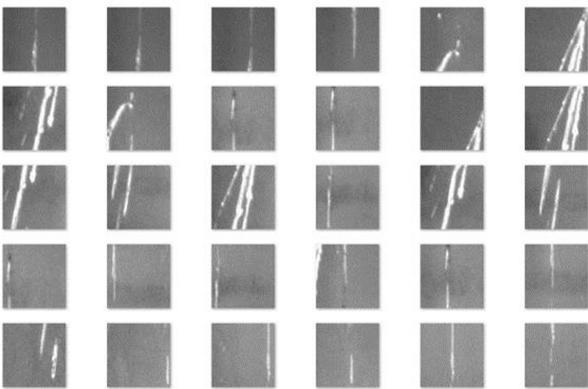


图 4 热轧带钢表面缺陷图像

Fig. 4 Surface defect image of hot rolled strip

4.3 图像预处理

填涂点和热轧带钢表面缺陷图像存在大量的噪声,如果不经过处理,直接进行目标识别,则会给识别结果的判定带来一定的误差。因此,本文首先对输入的图像进行预处理,主要包括图像灰度化、均值滤波、图像二值化,处理结果如图 5 所示。

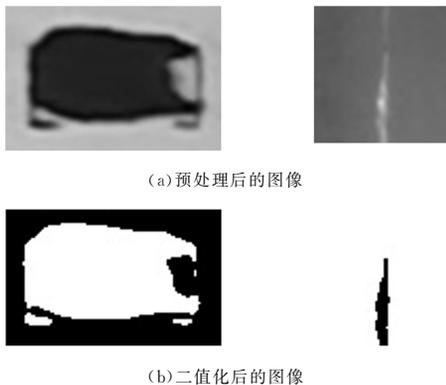


图 5 图像预处理及二值化

Fig. 5 Image preprocessing and binarization

4.4 特征选择

在本文识别场景下,轮廓和灰度的度量均为模糊概念,需要结合人的主观认知参与才能得到正确的识别结果,因此

适合用模糊模型进行建模。本文轮廓特征采用的是下文所提出的轮廓面积计算方法,灰度特征采用文献[24]中关于灰度均值的计算方法。对于填涂点识别场景采用融合灰度与轮廓特征建立模糊模型。考虑到热轧带钢表面缺陷纹理的复杂性,在融合灰度和轮廓特征的基础上,再融合对比度特征,即共 3 个特征进行综合识别。

4.5 轮廓面积计算

根据本文的识别场景,由于不需要对检测目标的边缘进行精细把握,只需计算轮廓内的面积,因此本文以轮廓的面积特征为例,提出轮廓面积的计算方法。

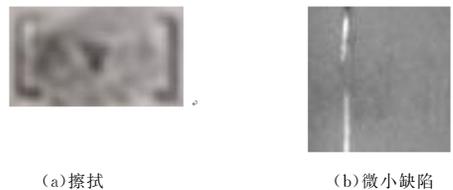
将图像进行二值化处理,此时图像 D 只存在黑色(灰度值为 0)和白色(灰度值为 255)两种像素点。而白色像素点的个数即表示轮廓的面积。

轮廓面积的计算式如下:

$$x_1 = \sum_{k=0}^p \lceil \tau_k / 255 \rceil \quad (6)$$

其中, x_1 表示目标轮廓面积特征, p 为图像像素点的个数, τ 为每个像素点的像素值。

在大多数场景下,仅凭轮廓的面积这一特征是无法满足识别要求的,例如,在答题卡识别场景下,填涂区域存在擦拭,如图 6(a)所示,虽然此时轮廓面积达到填涂要求,但实际为未填涂。例如,在热轧带钢表面缺陷检测场景下,虽然缺陷面积很小,但缺陷是存在的,如图 6(b)所示。因此,仅利用轮廓特征是无法准确识别图像的,需要在此基础上融合其他特征来进行综合判断。



(a) 擦拭

(b) 微小缺陷

图 6 擦拭和微小缺陷样例

Fig. 6 Examples of wipes and minor defects

4.6 粒子群优化

粒子群算法优化模型参数的基本步骤如下:

步骤 1 采集隶属度样本 z^j

步骤 2 初始化种群,设定种群规模,根据优化参数的数目确定搜索空间维度与最大迭代次数。

步骤 3 根据适应度更新粒子的位置,此时适应度函数为 $G = |y^j - z^j|$ 。

步骤 4 评估适应度值,根据历史和当前适应度值,找出当前粒子最优位置 $pBest$ 以及粒子群最优位置 $gBest$ 。

步骤 5 不断调整粒子的位置 X 和速度 V ,粒子的速度和位置更新公式为:

$$V = \omega * V + c_1 r_1 (pBest - X) + c_2 r_2 (gBest - X) \quad (7)$$

$$X = X + V \quad (8)$$

步骤 6 重复步骤 3—步骤 5,直到多次迭代得到的误差值小于本文规定的迭代停止精度。

步骤 7 输出参数,停止运算。

本文粒子群算法的各参数如表 1 所列,各特征的位置边界如表 2 所列。

表 1 粒子群算法参数

Table 1 Particle swarm optimization parameters

类别	参数	
种群规模	300	
搜索空间维度	2(填涂点场景) 2或3(热轧带钢表面场景)	
惯性权重	0.8	
学习因子	$c_1=0.5$	$c_2=0.5$
最大速度	根据识别场景的不同, V_{max} 选取相应搜索空间的 15%	
最大迭代次数	400	
精度	0.0001	
随机数范围	[0,1]	

表 2 特征位置边界

Table 2 Feature location boundary

位置边界	特征		
	轮廓	灰度	对比度
填涂点	[60,4500]	[160,2200]	
热轧带钢表面	[0,3000]	[40,190]	[8000,29000]

4.7 填涂点识别场景下的模糊模型及识别结果

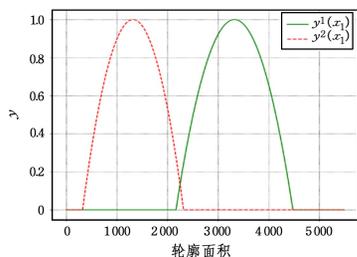
在填涂点识别场景下,粒子群算法求解模型参数结果如表 3 所列。

表 3 填涂点识别场景下隶属函数的参数

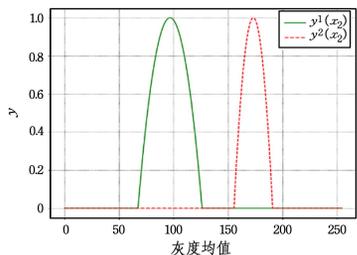
Table 3 Parameters of membership function in the scene of filling point recognition

隶属函数	均值	标准差
$y^1(x_1)$	3324.083	577.682
$y^2(x_1)$	1319.926	499.031
$y^1(x_2)$	96.865	14.696
$y^2(x_2)$	173.269	8.862

模型的隶属函数曲线如图 7 所示。



(a) 轮廓面积隶属函数曲线



(b) 灰度均值隶属函数曲线

图 7 填涂点识别场景下的隶属函数曲线

Fig. 7 Membership function curve in the scene of filling point recognition

由图 7 可知,在填涂点识别场景下,正确填涂的轮廓面积和灰度均值的隶属度分布大致在[2100,4500]和[60,130]区间内;而未填涂或者擦拭的填涂点轮廓面积和灰度均值分布大致在[400,2200]和[160,180]区间内。轮廓和灰度特征在隶属函数曲线上有所重合,无法通过单一特征进行识别。将隶属函数参数代入式(3),求得模糊模型,再通过模糊模型综合分析轮廓面积和灰度均值这 2 个图像特征,从而区分填涂、未填涂这两类情况。

通过式(4)计算模型的评价指标 $\alpha=12.799$,这说明该模型在判断填涂和未填涂时非常有效。

本文算法分别与文献[11]的 RSL 算法与文献[25]的 LZ Y 算法进行比较,识别结果如图 8 所示。

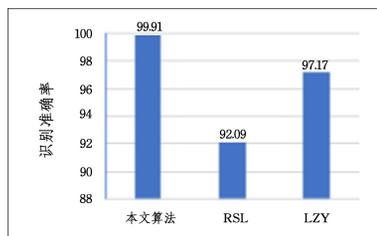


图 8 答题卡识别场景下的识别率(%)

Fig. 8 Recognition rate of answer sheet recognition scenario

可以看出,在此场景下,本文算法的识别准确率优于另外两种算法。

此外,本文算法在填涂面积过大、过小、颜色过浅的情况下均可正常识别,识别结果如图 9 所示,矩形框选中区域表示本文算法判定为填涂点。

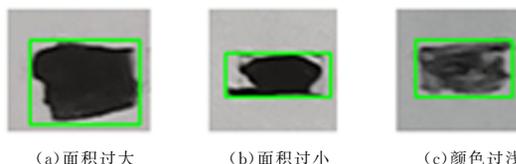


图 9 填涂面积过大、过小、颜色过浅的识别结果

Fig. 9 Recognition result of too large and too small filling area and too light color

特别地,针对文献[12]中提到的在填涂点识别场景下,出现填涂面积过小和颜色过浅两者共存时,本文算法依然能正常识别,如图 10 所示。

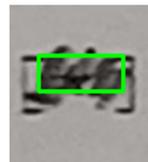


图 10 填涂面积过小和颜色过浅两者共存的识别结果

Fig. 10 Recognition results of coexistence of too small coating area and too light color

4.8 热轧带钢表面缺陷识别场景下的模糊模型及识别结果

在热轧带钢表面缺陷识别场景下,由于热轧带钢表面缺陷纹理丰富,因此在灰度和轮廓特征的基础上,再加入对比度特征,图像对比度计算方法参考文献[26],本文不再介绍。通过增加相关特征的数量,进一步分析模型识别的准确率。

利用粒子群算法求解模型参数结果如表 4 所列。

表 4 热轧带钢表面缺陷识别场景下隶属函数的参数

Table 4 Parameters of membership function of surface defect recognition in the scene of hot rolled strip

隶属函数	均值	标准差
$y^1(x_1)$	691.851	501.883
$y^2(x_1)$	1825.079	383.720
$y^1(x_2)$	127.832	23.733
$y^2(x_2)$	114.318	19.070
$y^1(x_3)$	24212.959	2698.573
$y^2(x_3)$	16166.928	3644.240

模型的隶属函数曲线如图 11 所示。

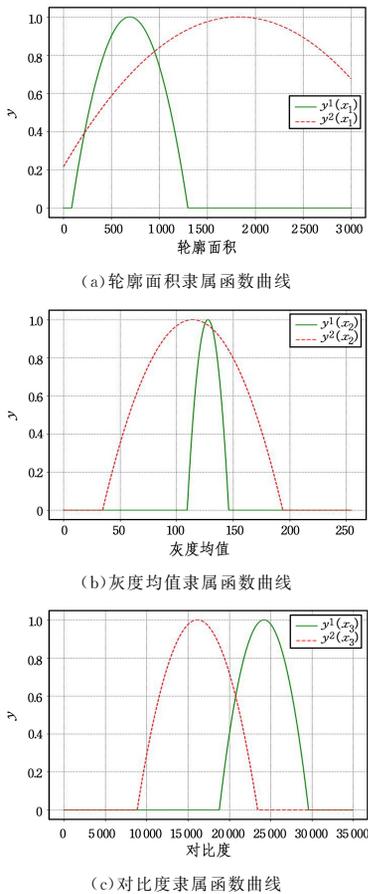


图 11 热轧带钢表面缺陷识别场景下的隶属函数曲线

Fig. 11 Membership function curve of surface defect recognition scene of hot rolled strip

由图 11 可知,在热轧带钢表面缺陷识别场景下,有缺陷的图像轮廓大小、灰度均值和对比度大致分布在 $[100,1300]$, $[110,140]$ 和 $[18000,29000]$ 区间内。而无缺陷的图像轮廓大小、灰度均值和对比度大致分布在 $[0,3000]$, $[40,190]$ 和 $[8000,24000]$ 区间内,3个特征隶属函数曲线均有重合,无论用哪一个特征都无法直接给出准确的识别结果。

将融合灰度均值特征、轮廓面积特征和对比度特征的模型,融合灰度均值特征和轮廓面积特征的模型以及采用单一特征的模型,共计 5 个模型进行对比实验,实验结果如图 12 所示。

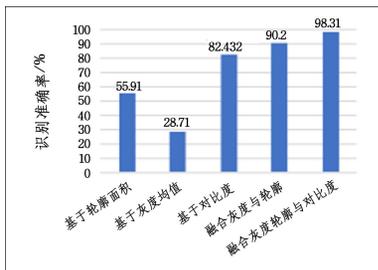


图 12 热轧带钢表面缺陷识别场景下的识别率

Fig. 12 Recognition rate of surface defect recognition scenario hot rolled strip

由图 12 可知,融合灰度与轮廓的识别模型优于单一特征识别模型,增加对比度特征融入后比原来的融合模型识别准确率提高了 8.11%,这说明随着融入相关特征数量的增加,

模型准确率有所提升。

计算该模型的评价指标,在融合灰度和轮廓特征后,模型的评价指标 $\alpha_1 = 94.138$ 。在融合灰度、轮廓和对比度 3 个特征后模型的评价指标为 $\alpha_2 = 2.428$ 。这说明这两个模型在对缺陷检测时非常有效,且融合 3 个特征的模型区分度比融合两个的模型更好。

此外,在热轧带钢表面缺陷场景下,针对缺陷较小的图像也能够准确识别,如图 13 所示。



图 13 较小缺陷的识别结果

Fig. 13 Recognition results of minor defects

结束语 本文提出了一种面向目标识别的特征融合模糊模型。该模型弥补了单一或少量特征不足以识别图像目标的缺点,综合分析了图像特征,识别结果符合人的认知习惯。在应用方面,针对现有算法无法准确识别填涂较浅和存在擦拭的填涂点识别问题,以及在热轧带钢表面缺陷检测场景下较小缺陷难以检测等问题,本文算法均优于对比算法。

本文提出的轮廓面积计算方法适合于处理图像特征较为单一或者图像对比度较高的识别场景。该方法本质上是计算待检测目标的像素点个数。如果图像本身包含大量噪声,图像对比度较低,检测目标过小,则该方法就不适用了。

需要进一步研究的问题包括光照对识别的影响,例如在图像预处理过程中加入图像白平衡算法。此外,本文模型可以继续融合图像其他特征,以期获得更好的识别效果。

参考文献

- [1] CHENG K Q, ZHU Z L, DENG X M. Deep learning for multi-scale object detection: A survey[J]. Journal of Software, 2021, 32(4): 1201-1227.
- [2] LIU W B, ZOU Z Y, XING W W. Feature fusion methods in pattern classification[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2017, 40(4): 1-8.
- [3] SUN F C, LUO M N. Overview of fuzzy system modeling[J]. Journal of Hangzhou Dianzi University (Natural Science Edition), 2015, 35(5): 1-6.
- [4] ZHU M Y, YANG Y L, JIA X L. The Image Fusion Algorithm Based on Wavelet Transform and Fuzzy Math[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(S1): 375-380.
- [5] LI C F, NIE S D. Medical image processing and analysis based on fuzzy mathematics[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2011(4): 2750-2753.
- [6] YJ Z. Image engineering[M]. Beijing: Beijing Tsinghua University Press, 2006: 256-261.
- [7] DANG H E. Tibetan Character Recognition in the Glyph Outline Feature Extraction Algorithms And Simulation[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2016, (11): 4.
- [8] FEN G B, CHEN Y H, LIU S Z. Segmentation of breast cancer on DCE-MRI images with MRF energy and fuzzy speed function[J]. ACTA Automatica Sinica, 2020, 46(6): 1188-1199.
- [9] AL-AMEEN Z. Contrast Enhancement of Digital Images Using

- an Improved Type-II Fuzzy Set-Based Algorithm[J]. *Traitement du Signal*, 2021, 38(1): 39-50.
- [10] WAI K W, CHI J T, THU S M, et al. Fuzzy Logic Based Perceptual Image Hashing Algorithm in Malaysian Banknotes Detection System for the Visually Impaired[J]. *Artificial Intelligence Advances*, 2021, 3(1): 13.
- [11] RUAN S L. Research on information extraction and recognition technology in online marking[D]. Chengdu: Chengdu University of Electronic Science and technology, 2010.
- [12] YAO S L, WANG S R, GAI M. A Novel Recognition Algorithm of Objective Questions for Exam Answer Sheets[J]. *Journal of Graphics*, 2019, 40(5): 900-907.
- [13] LI D D, ZHANG L M, DENG X Y. dynamic gesture recognition based on multi-feature fusion[J]. *Computer Applications and Software*, 2021, 38(8): 6.
- [14] YANG X S, CAI B Y, ZHANG J M. Life jacket detection algorithm based on HSV color feature and contour area[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2016, 52(3): 184-188.
- [15] HAN M F, LI S Y, WAN X, et al. Integrating multiple features for tracking vehicles in satellite videos[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2021, 26(11): 2741-2750.
- [16] PING T, LI X F, XU J M. Catenary insulator defect detection based on contour features and gray similarity matching[J]. *Journal of Zhejiang University-Science A (Applied Physics & Engineering)*, 2020, 21(1): 64-73.
- [17] LU Y Y, FENG H, LI J. Active contour image segmentation combined with statistical modeling of distribution metrics[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2020, 56(7): 228-233.
- [18] WANG B X, LIU G W, LIU Metal Color to grayscale algorithm based on local contrast enhancement in contourlet transform domain[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2020, 35(2): 10.
- [19] LI Y, HAN X H, ZHANG L. Seismic P-Wave First-Arrival Picking Model Based on Spatiotemporal Attention Mechanism [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2021(1): 1-16.
- [20] HU Y, CHEN X B, LIANG J. Vehicle Re-Identification Method Based on Part Features and Multi-Attention[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2021(1): 1-11.
- [21] PAN Z H, ZHU J, CHI X Y. Image super-resolution model based on feature fusion and attention mechanism[J]. *Application Research of Computers*, 2021(1): 1-6.
- [22] MA J Y, WANG C M. Real-time Video Frame Interpolation Based on Multi-scale Optical Prediction and Fusion[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2021(1): 1-6.
- [23] LI H, YANG C. Vehicle re-identification based on local feature and focus fusion[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2021(1): 1-11.
- [24] YI F, JING G, DUAN H H. Multimodal MRI glioma segmentation combined with gray histogram and cellular automaton[J]. *Research on Computer Applications*, 2019, 36(10): 7.
- [25] LUO Z Y, ZHANG P C, YAO J J. Answer sheet recognition based on Hough transform[J]. *Computer Applications and Software*, 2020, 37(3): 251-256.
- [26] PELI E. Contrast in complex images[J]. *Journal of the Optical Society of America. A, Optics and Image Science*, 1990, 7(10): 2032-2040.



RUAN Wang, born in 1997, postgraduate. His main research interests include computer vision, fuzzy mathematics, and deep learning.



HAO Guosheng, born in 1972, Ph. D., professor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include machine learning and evolutionary computation.