

显著性特征重构下的海上钻井作业场景 潜在安全风险视觉图像识别算法

覃建宇^{1†}, 刘宇沛², 邓文杨¹, 王天昊², 黄泽彬¹

(1. 中海石油(中国)有限公司深圳分公司, 广东 深圳 841000; 2. 中海油研究总院有限责任公司, 北京 100022)

摘要: 在海上钻井作业场景潜在安全风险分析过程中, 基于几何和纹理特征识别视觉图像包含的潜在安全风险, 在复杂场景下会受到背景噪声干扰, 使得识别结果 F1 值较低。因此, 提出了显著性特征重构下的海上钻井作业场景潜在安全风险视觉图像识别算法。通过现场监控平台采集海上钻井作业场景视觉图像, 利用改进直方图均衡算法实现视觉图像增强处理。建立图像显著性矩阵获取图像感兴趣区域, 将小面积区域去除后针对该区域提取显著性特征, 依托于自适应特征重构金字塔结构完成显著性特征重构。以基于区域的卷积神经网络为核心构建识别模型, 将显著性特征重构结果输入模型中进行学习, 输出海上钻井作业场景潜在安全风险识别结果。实验结果表明: 当前算法应用后得出的识别结果 F1 值保持在 0.93 以上, 充分体现了该识别方式的优越性。

关键词: 显著性特征重构; 视觉图像; 海上钻井作业; 潜在安全风险; 风险识别; 特征提取
中图分类号: TU714 **文献标识码:** A

Visual Image Recognition Algorithm for Potential Safety Risks in Offshore Drilling Operation Scenarios Based on Significant Feature Reconstruction

QIN Jianyu^{1†}, LIU Yupei², DENG Wenyang¹, WANG Tianhao², HUANG Zebin¹

(1. Shenzhen Branch, CNOOC China Limited., Shenzhen, Guangdong 841000, China;
2. CNOOC Research Institute Ltd., Beijing 100022, China)

Abstract: In the process of analyzing potential safety risks in offshore drilling operations, geometric and texture features are mainly used to identify potential safety risks contained in visual images. In complex scenarios, background noise may interfere with the recognition results, resulting in lower F1 values. Therefore, a visual image recognition algorithm for potential safety risks in offshore drilling operation scenarios based on saliency feature reconstruction is proposed. Collect visual images of offshore drilling operation scenes through on-site monitoring platforms, and use improved histogram equalization algorithm to achieve visual image enhancement processing. Establish an image saliency matrix to obtain the region of interest in the image. After removing small areas, extract saliency features for that area, and rely on the adaptive feature reconstruction pyramid structure to complete saliency feature reconstruction. Construct a recognition model based on a region based convolutional neural network as the core, input the reconstruction results of salient features into the model for learning, and output the identification results of potential safety risks in offshore drilling operation scenarios. The experimental results show that the recognition result F1 value obtained by the current algorithm after application remains above 0.93, fully reflecting the superiority of this recognition method.

Key words: salient feature reconstruction; visual images; offshore drilling operations; potential safety risks; risk identification; feature extraction

为了满足日益增长的石油能源需求量,人们开始将目标投到海上,大量开发海上油田资源。在油田开发过程中,钻井是一种不可或缺的工程手段,保证了从浅水走向深水的海上油田顺利开发^[1-2]。由于海上钻井作业场景较为恶劣,面临的风险种类相比陆地石油开采明显更多,且一旦发生安全风险事故,引发的事故损失更大。因此,如何实现海上钻井作业场景潜在安全风险识别,成为促进海洋石油勘探开发的关键。

文献[3]融合建筑信息模型和精益建造思想,建立一种生产管理系统,将其和物联网技术应用到施工现场检测过程中,获取实时视频监控图像,将其输入卷积神经网络模型中,输出潜在安全风险识别结果。实验证明,该算法识别准确率较低。文献[4]在采集作业场景监控图像后,利用直方图均衡算法对其进行处理。构建引入方向梯度直方图的支持向量机模型,将预处理后的图像输入其中,检测出人员风险行为。依托知识图谱分析当前风险行为等级,得出最终风险识别结果。施工现场测试结果显示,该方法应用局限性较大,无法应用到复杂作业背景中。文献[5]将采集的一系列作业现场图像转换为序列化数据,并采用数组转化的方式将其划分为多个数据集。运用 TensorFlow 框架构建潜在安全风险识别模型,对转化后的数据集进行编码,并将编码结果输入模型中,实现风险识别。测试结果表明,该方法识别潜在安全风险需要较长时间。

以现有的施工安全风险识别方法为依据,本研究以海上钻井作业场景潜在安全风险识别为研究核心,提出基于显著性特征重构的视觉图像识别算法。通过作业场景图像均衡化处理、显著性特征提取、特征重构和模型识别,得出准确的潜在安全风险识别结果。

1 设计基于显著性特征重构的海上钻井作业场景潜在安全风险视觉图像识别算法

1.1 作业场景监测图像采集与处理

将 GB28181 协议应用到海上钻井作业场景监控平台中,搭建多协议通信环境,通过多台设备将

现场拍摄的作业场景监控视频传输到后台,并按照图像帧进行划分,得到一系列视觉图像,其可作为作业场景潜在安全风险识别的基础。

考虑到海上钻井作业场景较为复杂,在视觉图像应用之前需要依托改进直方图均衡算法进行预处理,实现视觉图像质量的大幅提升^[6]。将原始作业场景图像划分为高照度和低照度两个区域,并确定这两个照度区域的划分阈值,基于此处理原始图像直方图,得到 3 个子图。从图像亮度平均值入手,对三个直方图子图代表的照度区域进行判断。

$$\bar{L} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \lg(\lambda + L(i)) \quad (1)$$

式中, \bar{L} 表示亮度平均值, N 表示图像包含的像素数量, i 表示像素点, L 表示亮度, λ 表示较小的运算常数, \lg 表示对数函数。

当亮度平均值小于低照度阈值,代表该直方图属于低照度区域;当亮度平均值大于高照度阈值,证明直方图属于高照度区域,处于两个阈值之间的则属于中低照度区域。

针对海上钻井作业场景现场图像进行归一化处理,再更新低照度和高照度阈值,得到式(2)所示的计算结果。

$$\begin{cases} L'_1 = L_{\min} - \left(0.6 + 0.4 \frac{\bar{L} - \log_2 L_{\min}}{\log_2 L_{\max} - \log_2 L_{\min}}\right) \\ \quad (L_{\max} - L_{\min}) \\ L'_2 = L_{\max} - \left(0.9 + 0.1 \frac{\bar{L} - \log_2 L_{\min}}{\log_2 L_{\max} - \log_2 L_{\min}}\right) \\ \quad (L_{\max} - L_{\min}) \end{cases} \quad (2)$$

式中, L'_1 表示低照度阈值, L'_2 表示高照度阈值, L_{\max} 、 L_{\min} 表示图像最大和最小亮度值。

对于三个直方图子图来说,图像中各个灰度级别出现的概率分布情况如式(3)所示。

$$p_j(\chi) = \frac{m_j^\chi}{m_j}, j = 1, 2, 3 \quad (3)$$

式中, $p(\cdot)$ 表示概率分布函数, j 表示子图编号, χ 表示灰度级, m_j^χ 表示子图中灰度级 χ 的出现次数, m_j 表示子图中像素数量。

为了保证图像均衡化处理过程中细节信息不受到影响,采用式(4)对式(3)进行修正。

$$T_j(L) = L_{\max j} \left(\frac{L}{L_{\max j}} \right)^{1-f(L)} \quad (4)$$

式中, T 表示修正值, f 表示修正函数 Gamm。

利用修正后的概率密度函数,均衡海上钻井作业场景图像三个直方图子图的图像像素值,实现视觉图像的增强处理。

1.2 提取作业场景视觉图像显著性特征

针对预处理后的作业场景视觉图像,分别获取对比度、饱和度、亮度和轮廓信息四项特征参数,并基于此建立一个矩阵,该矩阵中每一类特征参数的权重需要使用变异系数法计算得到。每项特征参数的变异系数计算式为:

$$\eta_o = \frac{\varepsilon_o}{\tau_o} \quad (5)$$

式中, η 表示变异系数, ε 表示均值, τ 表示标准差, o 表示某一类特征参数。

基于变异系数计算结果,可以建立式(6)所示的图像显著性矩阵。

$$\mathbf{G} = E(o) \begin{bmatrix} o_{11} & o_{12} & \cdots & o_{1\eta} \\ o_{21} & o_{22} & \cdots & o_{2\eta} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ o_{\varepsilon 1} & o_{\varepsilon 2} & \cdots & o_{\varepsilon \eta} \end{bmatrix} \quad (6)$$

公式中, \mathbf{G} 表示图像显著性矩阵, E 表示图像信息熵。

依托于图像显著性矩阵,提取海上钻井作业场景视觉图像中具有较大显著性的区域,作为图像感兴趣区域。考虑到上述提取的显著性区域中存在很多小目标区域,这部分小面积区域是因为人眼对小目标的敏感度较低而产生的,会干扰最终作业场景潜在安全风险识别结果^[7-8]。因此,本研究提出按照图 1 所示的流程,将总面积小于 20 的小面积区域从标注的显著性区域中剔除,最终得到感兴趣区域。

从视觉图像感兴趣区域入手,结合尺度不变特征转换算法(SIFT)提取图像显著性特征。实际操作过程中,将感兴趣区域划分为 8×8 的区域,分别进行相对亮度、灰度、对比度和饱和度矩阵的计算,并明确单个像素点处矩阵的梯度、方向,如式(7)和式(8)所示。

$$\phi(x, y) = \{ [I(x+1, y) - I(x-1, y)]^2 + [I(x, y+1) - I(x, y-1)]^2 \}^{1/2} \quad (7)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \frac{I(x, y+1) - I(x, y-1)}{I(x+1, y) - I(x-1, y)} \quad (8)$$

式中, (x, y) 表示像素点坐标, I 表示像素值, ϕ 表示梯度幅值, θ 表示方向, \tan^{-1} 表示反正切函数。

统计每个区域内不同方向的梯度累加值,得到包含位置、尺度、空间、对比度、饱和度和相对亮度 6 类特征信息的 128 维特征向量,作为符合人眼视觉特点的显著性特征。

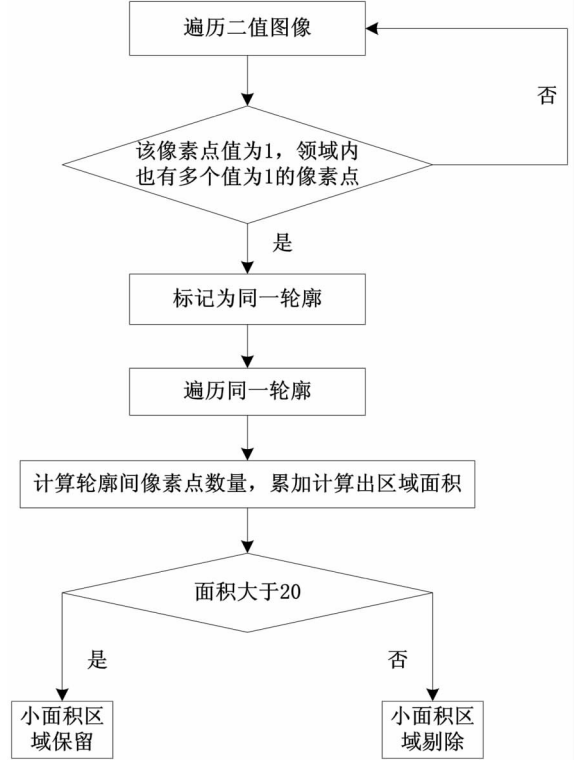


图 1 图像小面积区域剔除流程

1.3 建立显著性特征自适应重构方案

上述提取出的一系列显著性特征,蕴含了丰富的语义信息,但很多空间细节信息无法体现出来。为了更好地进行海上钻井作业场景潜在安全风险识别,以原特征金字塔为基础,设计一种自适应特征重构金字塔(AFRP)结构,如图 2 所示。将显著性特征提取结果输入其中进行自适应重构,得到适合于多尺度潜在安全风险识别的特征图像。

如图 2 所示,自适应特征重构金字塔结构中包含 4 层特征 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$, 选择其中任意一层作为中间层,针对其他三层特征图进行最大池化和差值调整,使得特征图尺寸相同,记录调整后的特征图中特征向量位置^[9],实现显著性特征自适应融合与重构,输出重构后的特征,具体计算式为:

$$\rho_{cd}^k = \sum_{k=1}^4 \omega_{cd}^k \times \delta_{cd}^k \quad (9)$$

式中, ρ 表示自适应融合后的特征向量, δ 表

示原始特征向量, k 表示特征层级, (c, d) 表示位置, w 表示自适应学习得出的标量权重。

其中, 标量权重计算式为:

$$\omega_{cd}^k = \frac{e^{w_{cd}^k}}{\sum_{k=1}^4 e^{w_{cd}^k}} \quad (10)$$

式中, e 表示底数, W 表示每个层级的权重图。

随后, 通过最大池化和平均池化操作, 获取自适应融合特征的空间特征, 将其合并处理后, 在卷积层和激活函数的作用下生成空间注意力特征图。

$$A = \mu(h_{3 \times 3}([Q, Q'])) \quad (11)$$

式中, A 表示空间注意力特征图, μ 表示激活函数, h 表示卷积运算, Q 表示最大池化操作得出的空间特征, Q' 表示平均池化操作生成的空间特征。

每个特征向量的位置参数, 分别乘以空间注意力特征图得到更新后的位置参数, 并将尺寸统一的多层级特征图调整到最初尺寸, 将位置参数添加到不同层级特征图上, 完成海上钻井作业场景潜在安全风险视觉图像显著性特征重构。

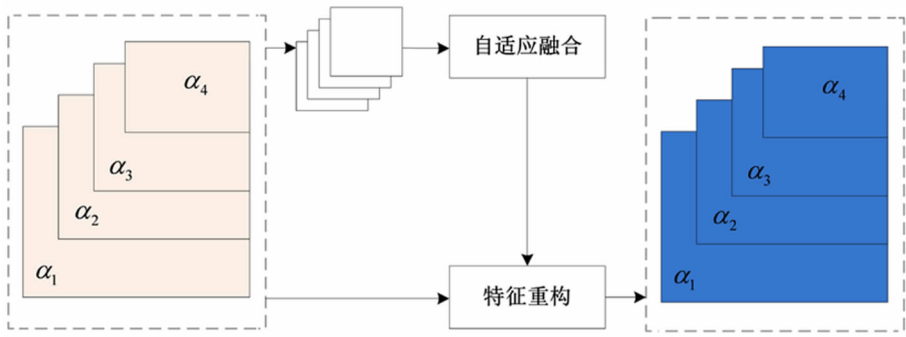


图 2 AFRP 结构图

1.4 基于显著性特征重构识别潜在安全风险

将视觉图像的显著性特征重构结果看作输入

向量, 构建基于区域的卷积神经网络 (Faster R-CNN) 的潜在风险识别模型, 如图 3 所示。

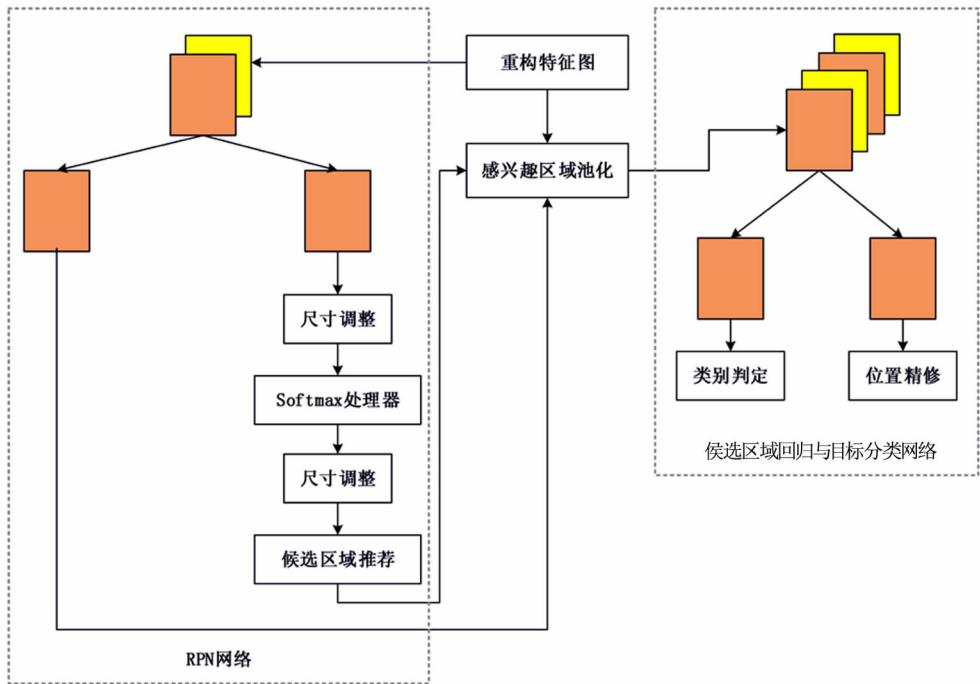


图 3 潜在安全风险视觉图像识别模型

如图 3 所示, 潜在安全风险视觉图像识别模型主要由区域推荐网络(RPN)、候选区域回归与目

标分类网络两个主要结构组成。显著性特征重构图先输入 RPN 网络, 设置特征图锚点作为中心,

提取潜在安全风险所在候选区域,在完成尺寸调整后形成候选框。为了避免受到视觉图像复杂背景的影响^[10],生成候选框时需要结合模糊 C 均值聚类算法,按照候选框高度进行聚类,根据聚类结果设置最合理的候选框尺寸。候选框优化过程中,定义海上钻井作业场景潜在风险识别目标函数。

$$J = \sum_{r=1}^R \sum_{z=1}^v (\Phi_{rz})^q \times \sum_{r=1}^R \sum_{z=1}^v D_{rz}^2(\gamma_r, \xi_z) \quad (12)$$

式中, J 表示目标函数, r 表示样本编号, R 表示样本数据集, z 表示潜在安全风险类别, v 表示类别数量, Φ 表示隶属度, D 表示欧氏距离, γ 表示视觉图像样本数据, ξ 表示聚类中心。

通过反复迭代对目标函数进行不断计算,输出最优聚类划分结果,找到与当前情况最相似的情况,基于此设置候选框数值。随后,通过候选区域回归与目标分类网络进一步分析,识别出具体的潜在安全风险发生区域,并输出潜在风险类别。

2 实验

2.1 实验环境

在观察新提出识别算法的实际应用性能时,选择北部湾盆地作为实验区域,该区域的海域总面积达到了 $3.8 \times 10^4 \text{ km}^2$ 。据统计,该区域探明地质石油储量约为 23200 万桶,并存在 10 个已开发的油田,还有大量油田等待开发。中海石油中国有限公司接下来的工作,就是依托图 4 所示的海上钻井平台对实验区域的边际油田进行开发。

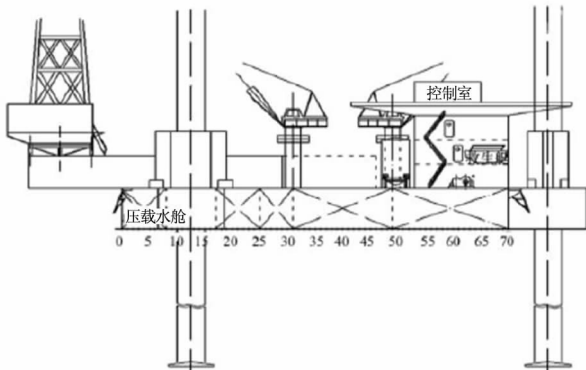


图 4 海上钻井平台设计方案

其中,海上钻井平台的设计参数如表 1 所示。

在上述海上钻井平台上开展一系列石油开发工作,通过施工现场监控设备采集当天作业场景图像。将所提算法应用到作业场景中,识别施工现场潜在安全风险,验证显著性特征重构下风险识别算

法的应用效果。

表 1 海上钻井平台设计参数

| 参数项 | 数值 | 参数项 | 数值 |
|------------|------|--------------------------|-------|
| 腿数/个 | 3 | 桩腿横向中心距/m | 35.6 |
| 结构形式 | 圆柱 | 桩腿纵向中心距/m | 33.4 |
| 桩腿尺度/(m×m) | 72×3 | 悬梁臂移动/m | ±14 |
| 桩靴尺度/(m×m) | 8×3 | 最大钻深/m | 7000 |
| 升降装置 | 齿条液压 | 最大作业水深/m | 35 |
| 船体形状 | 三角形 | 空船重量/t | 6082 |
| 船体型长/m | 60 | 吃水排水量/t | 6415 |
| 船体型宽/m | 50.4 | 吃水可变载荷/t | 535 |
| 船体型深/m | 5.5 | 桩靴压力/(t·m ²) | 47.04 |

2.2 识别结果

在潜在安全风险视觉图像识别过程中,先对所有作业现场图像进行均衡处理,以任意一幅图像为例,均衡化处理效果如图 5 所示。

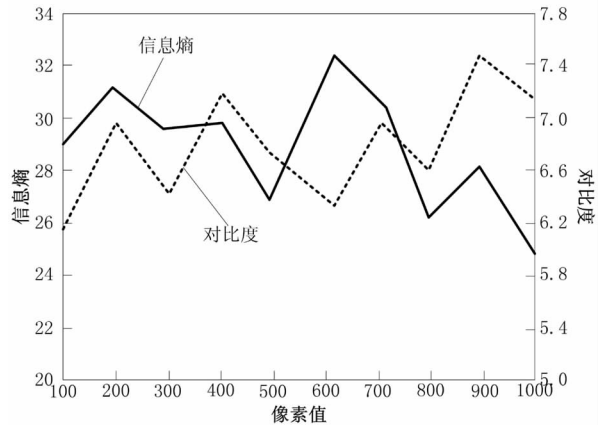


图 5 视觉图像均衡化处理效果图

由图 5 可知,在均衡化处理后的图像的信息熵和对比度最大值分别为 32.57、7.54,且总体对比度和信息熵保持在期望标准之上,证明了所提方法均衡处理后图像的细节和视觉效果得到明显提升。

以随机选定的四幅样本图像为例,针对预处理后的图像进行显著性特征提取,这一操作过程中图像感兴趣区域的提取结果如图 6 所示。

在显著性特征提取、重构完成后,输入潜在安全风险识别模型中,针对四幅选定的样本图像最终识别出四类潜在安全风险问题,分别为未戴安全帽、未配备钻机防提断装置、电源未独立连接、未配备应急逃生装置。

按照同样的操作方式处理所有采集的海上钻井作业场景图像,获取所有潜在安全风险识别预警结果,如图 7 所示。

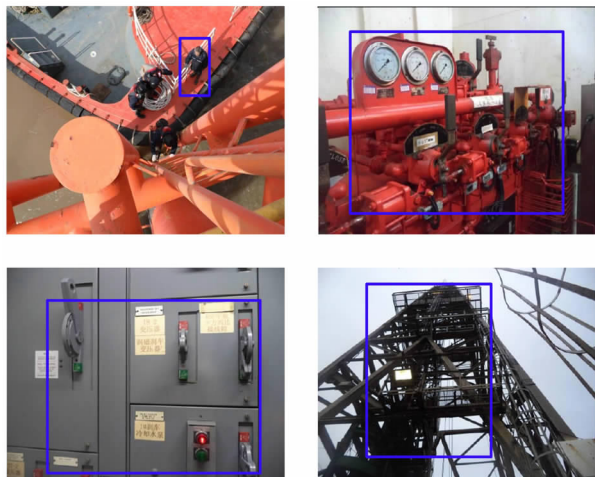


图6 视觉图像感兴趣区域提取结果

| 风险内容 | 风险等级 | 预警时间 |
|-----------|------|-----------|
| 未戴安全帽 | 低级 | 08:04:33 |
| 高空风险 | 高级 | 09:22:35 |
| 未戴安全帽 | 低级 | 09:34:45: |
| 人员入侵 | 中级 | 10:04:12 |
| 机械负载作业 | 中级 | 10:25:30 |
| 人员入侵 | 中级 | 18:20:25 |
| 光线模糊作业 | 低级 | 19:21:06 |
| 指挥信号为明确作业 | 中级 | 11:05:30 |
| 危险区域作业 | 中级 | 10:25:30 |
| 吊物上有人 | 高级 | 15:44:52 |

图7 潜在安全风险视觉图像识别结果

由图7可知,所提识别算法应用后可以识别出海上钻井作业过程中的潜在安全风险,证明了新提出算法是可行的。

2.3 性能测试

将文献[3]和文献[4]提出方法看作对照组,在同样的实验环境下进行潜在安全风险视觉图像识别,统计每种方法识别结果,对比真实潜在风险发生情况,选用F1值作为评价指标,选用下式评估每种方法的识别性能。

$$F1 = \frac{2 \times \bar{\omega} \times \epsilon}{\bar{\omega} + \epsilon} \quad (13)$$

式中,F1表示调和平均值, $\bar{\omega}$ 表示潜在安全防线识别的准确率, ϵ 表示召回率。

由图8可知,基于显著性特征重构的识别算法应用后,所得潜在安全风险结果F1值总是大于0.93,且相比其他两种文献提出方法的F1值高出很多,这也体现了上文研究内容的优越性。

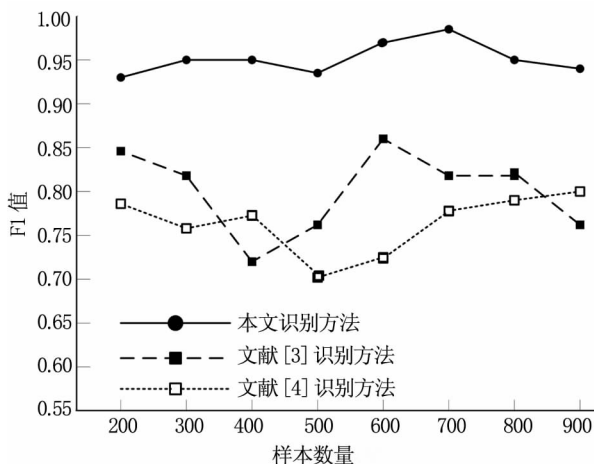


图8 不同方法识别结果F1值对比

3 结论

在海洋石油资源开发过程中,针对海上钻井作业场景,提出了一种结合显著性特征重构思想的潜在安全风险视觉图像识别算法。通过对施工现场视觉图像的深入分析,准确识别出风险问题并发出预警,进一步提升海上钻井施工安全性。

参考文献

- [1] 陈星,常原,郑颖琇,等.基于AlphaPose与REBA的手工搬运作业姿势风险评估方法[J].中国安全生产科学技术,2022,18(7):232-238.
- [2] 沈景文,陶忠.基于Apriori关联规则的吊装作业风险识别评估与管控[J].电子技术与软件工程,2023(6):202-205.
- [3] 贾文博,张永妍,黄伟文,等.基于KanBIM和物联网的电力工程现场安全行为识别方法研究[J].工程管理学报,2022,36(5):154-158.
- [4] 吴承彬.基于改进机器视觉的施工作业行为风险监测[J].土木工程与管理学报,2023,40(3):82-87.
- [5] 柏彬,孙铭泽,陆勇,等.基于TensorFlow框架的施工现场违规行为智能识别方法[J].电工技术,2021(10):190-191+194.
- [6] 王志鹏,王涛.基于Faster RCNN的穿越围栏违规行为检测[J].计算机系统应用,2022,31(4):346-351.
- [7] 张洪亮.基于大数据的煤矿违规行为分析识别系统研究[J].煤矿安全,2022,53(5):133-137.
- [8] 郭维,张中坤.人因HAZOP在物探作业安全风险识别及控制中的应用[J].中国安全生产科学技术,2017,13(S1):50-53.
- [9] 孙开畅,李权,徐小峰,等.施工高危作业人因风险分析动态贝叶斯网络的应用[J].水力发电学报,2017,36(5):28-35.
- [10] 丁烈云,周诚.复杂环境下地铁施工安全风险自动识别与预警研究[J].中国工程科学,2012,14(12):85-93.