

基于 YOLOv11 的微滴式数字 PCR 液滴检测与计数研究

陈筱^{1*} 朱强军¹ 王震宇² 李孝成¹
CHEN Xiao ZHU Qiangjun WANG Zhenyu LI Xiaocheng

摘要

针对数字 PCR 图像因光照不均匀、液滴边缘模糊及背景干扰等问题导致的液滴检测性能偏低的核心瓶颈，文章提出了一种基于深度学习的数字 PCR 液滴检测与统计方法，旨在提升复杂图像场景下液滴检测的准确性与鲁棒性。在数据准备阶段，采用 T-Rex Label 自动定位与人工检查修正相结合的方式完成液滴标注，同时引入 K-means 聚类算法及像素平均值法实现阴、阳性液滴的快速区分，显著缩短了数据标注周期，提升了标注质量。模型构建环节，采用 YOLOv11 算法作为基础检测框架，结合多种数据增强策略开展模型训练与预测，并针对高、低两种亮度等级的图像分组设计对照实验，以验证方法在不同光照条件下的适应性。实验结果表明，所提方法在测试集上的检测准确度达 97.64%，假阳性率低至 2.28%；在高亮度组和低亮度组图像中，检测准确度分别为 95.9% 和 95.4%，展现出优异的光照适应性与抗干扰能力。该研究提出的鲁棒性液滴检测方案，有效解决了数字 PCR 图像液滴检测中的关键技术问题，可为密集型多类别目标检测任务提供可靠的技术参考与实践范式。

关键词

数字 PCR 液滴图像；YOLOv11；CLAHE；T-Rex Label；液滴识别与计数

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.02.011

0 引言

微滴式数字聚合酶链式反应（digital droplet PCR, ddPCR）是一种新型核酸定量技术，具有高灵敏度、高准确性和高通量等优点^[1]。该技术的应用十分广泛，在病原体检测方面，能够快速准确地检测病毒和细菌的核酸序列，对传染病的早期诊断、疫情监测能够提供重要依据^[2]。观察 ddPCR 中检测到的荧光图像可以发现，由荧光信号二元性产生的阴阳点呈现出密集分布、低对比度、随机分布等特点。

对 ddPCR 液滴检测方法进行研究有利于提高检测准确性和可靠性。传统的液滴检测方法主要基于图形处理技术和机器学习算法，如霍夫变换、形态学处理、自适应阈值和分水岭算法等。刘丽等^[3]提出采用 HOG 算法提取图像特征并结合支持向量机模型实现分类和计数。传统的方法对规则排列的液滴处理效果较好，但也具有一些局限性，如易受噪声、主观因素和实验条件的影响导致特征提取不够准确、模型泛化能力不足^[4]。

深度学习方法的出现为解决这些问题提供了新的思路。深度学习模型中，如卷积神经网络（convolutional neural network, CNN），具有强大的特征提取和模式识别能力，能够自动学习液滴图像中的复杂特征能力。相关研究已经尝

将深度学习应用于 ddPCR 液滴检测，并取得了较好的效果。例如，有研究开发了一种基于深度学习的高通量 ddPCR 液滴检测框架，结合霍夫变换和 CNN，实现了对 ddPCR 图像中液滴的高精度定位和分类^[5]。此外，还有研究提出了改进的 YOLOv3 模型，在数据标注上采用随机背景转移法和源可追溯性注释法，用于节约数据标注的时间^[6]。

然而，现有的深度学习方法在微滴式数字 PCR 液滴检测中仍存在一些问题和挑战。首先，深度学习模型的训练往往需要大量的标注数据，但在实际应用中，获取足够的高质量标注数据往往存在困难^[7-9]，尤其在数字液滴 PCR 图像中，目标小且密集，给数据标注带来了极大的挑战。其次，深度学习模型的复杂性较高，训练和推理过程需要大量的计算资源和时间，在微滴式数字 PCR 图像中存在的噪声干扰、液滴粘连及边界不清晰等情况，这在一定程度上进一步加大了深度学习模型在精确检测与计数上的难度，限制了其在实际应用中的性能表现。

针对上述问题，本研究提出了基于 YOLOv11^[10] 的深度学习模型，旨在提高 ddPCR 液滴检测的效率和准确性，通过结合 T-Rex Label^[11] 和 K-means 聚类算法，缩短密集型目标检测的标注问题，为 ddPCR 图像液滴检测提供新的解决方案。

1 YOLOv11 算法

1.1 网络架构

YOLOv11 是由 Ultralytics 团队开发的最新实时目标检测

1. 芜湖学院计算科学学院 安徽芜湖 241000

2. 中国科学技术大学 安徽合肥 230000

[基金项目] 芜湖学院自然科学研究项目（WHKY-202410）

3 实验

3.1 实验环境配置

本研究的实验环境分为硬件和软件两部分，其中硬件环境包括处理器为 Intel i7-10700F 芯片，显卡为 NVIDIA 2070 SUPER 8 GB。软件部分基于 Python (3.8.5) 编程语言进行开发和实现，利用 PyTorch 深度学习框架构建和训练模型。在数据增强方面，借助 OpenCV 图像处理库实现。

3.2 评价指标

准确率 (Accuracy, ACC) 和假阳性率 (false positive rate, FPR) 是 ddPCR 检测最重要的指标之一。为比较 YOLO 和阈值分割的预测性能，采用公式进行比较。

$$\text{准确度 (ACC)} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad (1)$$

$$\text{假阳性 (FPR)} = \frac{FP}{FP + TN} \times 100\% \quad (2)$$

式中：TP (true positive) 表示真阳性，指阳性目标被正确预测为阳性；FP (false positive) 表示假阳性，指阴性目标被错误预测为阳性；FN (false negative) 表示假阴性，指阳性目标错误预测为阴性；TN (true negative) 表示真阴性，指阴性目标正确预测为阴性。

3.3 实验过程

本文将批处理设置为 4，学习率初始值为 0.01，并使用了 Adam 优化器，迭代次数为 1 000，同时设置早停处理，当迭代 50 次损失值没有下降则停止迭代，模型的输入尺寸为 640 px×640 px，其余参数为默认值。

3.4 实验结果

本文采用的方法在测试集获得的 ACC 和 FPR 分别为 97.64% 和 2.28%，Precision-Recall 曲线如图 3 所示。将本文方法与其他方法进行了比较，其中，传统方法采用霍夫圆结合颜色阈值二分类实现阴性和阳性液滴的检测，获取的性能如表 1 所示。因各图像的亮度不同，颜色阈值难以调整导致性能较差，ACC 仅为 58.51%。其他深度学习方法如 Filter Faster R-CNN^[5] 和 YOLOv8n，在 ACC 和 FPR 指标均得到了明显提升，但本文方法相较于这两种方法在性能上有微小的提升。

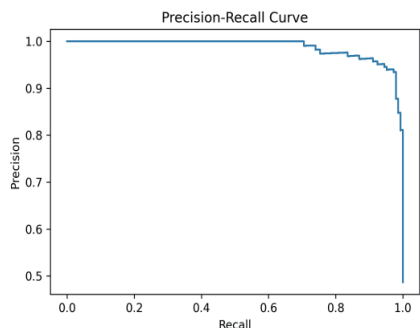
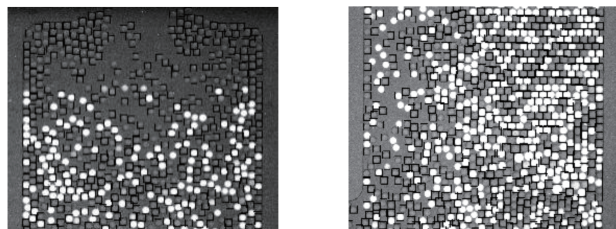


图 3 本文方法在测试集上获得的 Precision-Recall 曲线

表 1 其他方法与本文方法的性能对比

单位：%		
方法	ACC	FPR
HoughCircles+Color Theshold	58.51	50.23
Filter Faster R-CNN ^[5]	94.47	4.49
YOLOv8n	96.31	2.52
YOLOv11 (本文方法)	97.64	2.28

由于统计阴性和阳性液滴数量对绝对定量分析在病毒载量检测、基因表达分析、拷贝数变异检测等方面具有重要应用，因此本文对检测后的阴性和阳性液滴分别进行计数，统计后的结果展示如图 4 所示。



(a) 样本 1 检测结果

(b) 样本 2 检测结果

图 4 测试集的检测结果与液滴的数量统计

从图 4 中可以直观看出，图 4 (a) 中的阴性液滴使用深色方框标识，数量为 556，阳性液滴为浅色方框标识，数量为 232；图 4 (b) 中的阴性液滴数量为 411，阳性液滴数量为 375。

3.5 不同亮度差异的数字液滴图像模型效果评估

本文对不同光照强度的图像分别进行了验证，在实验设计上，本文基于对收集的数字液滴图像数据集的统计分析，确定了不同亮度的两组数据。首先，计算整个数据集中所有图像亮度均值的分布情况，包括均值、标准差等统计参数。然后，根据数据分布特征，选择一个合理的阈值来区分“高亮度图像组”和“低亮度图像组”。

本文对不同光照强度的图像分别进行了验证，在实验设计上，本文基于对收集的数字液滴图像数据集的统计分析，确定了不同亮度的两组数据。首先，计算整个数据集中所有图像亮度均值的分布情况，包括均值、标准差等统计参数。然后，根据数据分布特征，选择一个合理的阈值来区分“高亮度图像组”和“低亮度图像组”。

$$B_{\text{mean}} = \frac{1}{W \times H} \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^H I(i, j) \quad (3)$$

式中：W 和 H 分别表示图像的宽度和高度；I(i, j) 表示图像在位置 (i, j) 处的像素值。

经过分析后确定以亮度均值 65 作为分界阈值，具体分组标准如下：

(1) 高亮度组: 图像亮度均值大于 65 的数字液滴图像归为该组, 这些图像整体呈现较亮的视觉效果, 包含更多的高光区域, 高亮度组的图片共 910 张, 分为训练集 70%, 验证集 15%, 测试集 15%, 对训练集采用此前数据增强策略将数据扩增至 3 000 张。

(2) 低亮度组: 图像亮度均值小于等于 65 的数字液滴图像归为该组, 这些图像相对较为昏暗, 背景部分的颜色更深, 存在更多低照度下的噪点, 低亮度组的图片共 802 张, 同样分为训练集 70%, 验证集 15%, 测试集 15%, 对训练集采用此前数据增强策略将数据扩增至 3 000 张。

对两组图像的模型分别进行训练和评估, 观察模型在不同亮度条件下的性能变化情况, 在测试集上获得的性能指标并绘制结果如图 5 所示。

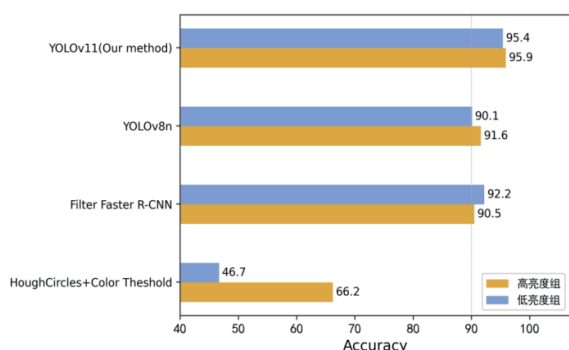


图 5 测试集的检测结果与液滴的数量统计

YOLOv11 模型不论在低光照环境下还是在高光照环境下, 准确率均稳定在 95% 以上, 因此, 在相同光照变化条件下, YOLOv11 的性能下降幅度较小, 表明其对光照变化具有较高的鲁棒性。总体而言, YOLOv11 模型在不同亮度的图片中能保持较好的检测性能, 证明其具有较强的适应性和鲁棒性, 可广泛应用于各种实际微滴式数字 PCR 液滴检测场景, 为相关领域的研究和应用提供可靠的技术支持。

4 结语

为实现 ddPCR 图像中液滴的检测, 本文收集了相关数据并采用 T-Rex label 结合聚类算法有效降低人工标注的时间, 提出了一种基于 YOLOv11 的深度学习方法, 通过对 ddPCR 数据集进行数据增强并构建模型进行训练, 实现了对图片中阴性液滴和阳性液滴的定位、分类与计数。同时, 对不同亮度的图片分组实验, 实验结果表明, 该算法对 ddPCR 图像的识别获得了较高的识别率与较低的假阳性, 具有良好的性能, 在高亮度和低亮度组的图片中保持了较好的鲁棒性, 对其他密集型目标图像检测研究也具有一定参考价值。

参考文献:

- [1] 张晓亮. 液滴式一体化数字 PCR 关键技术研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2024.
- [2] 黄晓彦, 陈淑慰, 李昀哲, 等. 数字 PCR 在病原体检测上

的应用 [J]. 农业与技术, 2024,44(11): 172-176.

- [3] 刘丽, 孙刘杰, 王文举. 基于 SVM 的高通量 dPCR 基因芯片荧光图像分类研究 [J]. 包装工程, 2024, 41(19):223-229.
- [4] 张一鹏. 基于荧光图像的微滴数字 PCR 系统设计与液滴检测方法研究 [D]. 广州: 南方医科大学, 2024.
- [5] 张一鹏, 陈波, 李家奇, 等. 一种基于 Filter Faster R-CNN 的数字 PCR 液滴检测技术 [J]. 南方医科大学学报, 2024, 44(2): 344-353.
- [6] ZHANG B N, CHEN X, LI B, et al. A new few-shot learning method of digital PCR image detection[J]. IEEE access, 2021, 9: 74446-74453.
- [7] 林志聪, 陈舒静, 陈积常. 基于集中扩散金字塔网络的红外船舶检测模型 [J/OL]. 无线电通信技术, 1-13[2026-01-27]. <https://link.cnki.net/urlid/13.1099.TN.20250218.1255.004>.
- [8] 朱昊伟, 吴龙, 杨旭, 等. 基于残差网络的目标参数预测 [J]. 无线电通信技术, 2025,51(4):832-843.
- [9] 徐瑞书, 孙晓光, 雷李华, 等. 基于迁移学习的特征融合阿尔茨海默病分类算法 [J/OL]. 计算机辅助设计与图形学学报, 1-13[2025-06-23]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2925.TP.20250620.0903.006.html>.
- [10] 高泽岭. 基于改进 YOLOv11 的道路裂缝检测系统研究 [J]. 信息与电脑, 2025,37(6):136-138.
- [11] MENG SUWAN K, RIVERA-PALACIO J C, RYO M. ChatGPT and general-purpose AI count fruits in pictures surprisingly well without programming or training[J]. Smart agricultural technology, 2024,9:100688.
- [12] KHAN S S, AHMAD A. Cluster center initialization algorithm for K-means clustering[J]. Pattern recognition letters, 2004, 25(11):1293-1302.
- [13] BULUT F. Low dynamic range histogram equalization (LDR-HE) via quantized haar wavelet transform [J]. The visual computer, 2022,38 (6):2239-2255.
- [14] LUNGISANI B A, LEBEKWE C K, ZUNGERU A M, et al. The current state on usage of image mosaic algorithms[J]. Scientific african, 2022,18:e01419.

【作者简介】

陈筱 (1997—), 通信作者 (email:1275606346@qq.com), 女, 安徽亳州人, 硕士, 助理实验师, 研究方向: 计算机视觉、数据分析与挖掘。

朱强军 (1984—), 男, 安徽怀宁人, 硕士, 副教授, 研究方向: 机器视觉、图像识别、智慧交通。

王震宇 (1997—), 男, 安徽蚌埠人, 博士研究生, 研究方向: 生物信息工程。

李孝成 (2005—), 男, 安徽阜阳人, 本科在读, 研究方向: 人工智能。

(收稿日期: 2025-07-14 修回日期: 2026-01-29)