可信度越高。其概率定义公式为：

$$P(x=X|I)=\frac{1}{Z(I)}e^{-E(X|I)} \quad (3)$$

$$E(x|I)=\sum_i\varphi_u(x_i)+\sum_{i,j}\varphi_p(x_i,y_i) \quad (4)$$

式中：x为观测值；$E(x|I)$为能量函数。

式（4）中能量函数由一元势函数和二元势函数构成。其中，一元势函数用于衡量当像素点i的观测值为y_i时该像素点属于类别标签x_i的概率。二元势函数则用于衡量两事件同时发生的概率$\varphi(x_i,y_i)$。两个相邻的像素点颜色值y_i非常接近，则像素点x_i和y_i属于同一个类别的概率比较大；反之，颜色差异比较大则分割裂开的概率也增大。

2.3.2 自适应二元势函数设计

设计自适应二元势函数实现空间距离与颜色特征权重的动态自适应调整。其计算公式为：

$$\varphi_p(x_i,y_i)=u(x_i,y_i)\sum\omega^m K_G^m(f_i,f_i) \quad (5)$$

式中：$u(x_i,y_i)$为标签兼容项，用于控制像素间的能量传导条件，仅当相邻像素的标签一致时，能量方可相互传递；ω^m为各提取特征分量的权值参数；$K_G^m(f_i,f_i)$为特征函数，其具体表达式为

$$K_G^m(f_i,f_i)=W^{(1)}e^{-\frac{|p_i-p_j|}{2\theta_\alpha^2}-\frac{|I_i-I_j|}{2\theta_\beta^2}}+W^{(2)}e^{\frac{|p_i-p_j|}{2\theta_\gamma^2}} \quad (6)$$

式中：$W^{(1)}$和$W^{(2)}$分别为双边核和空间平滑核的权重系数；p_i和p_j为像素空间坐标；I_i和I_j为颜色特征；θ_α^2和θ_β^2分别为控制空间距离与颜色差异的敏感程度；θ_γ^2为空间平滑尺度参数，用于控制平滑核的作用范围。

为量化评估改进CRF模型的优化效能，同样引入交叉熵损失函数进行度量计算，参见式（1）和（2）。

2.3.3 CRF推理算法

采用平均场近似推理算法求解最优像素标签分布。具体步骤如下：结合FCN网络输出的一元势函数初始化各像素标签的独立概率分布；融合观测图像的空间位置与颜色特征，迭代更新全图标签分布，并在像素群间自适应传递邻域约束信息；设定迭代停止判据，当相邻两次迭代的标签分布变化量化为L_1距离小于1×10^{-5}时自动终止更新。系统将最大迭代次数硬性设定为5次，单帧图像处理延迟仅约为5 ms，满足工业级金属3D打印在线监测的毫秒级需求。

3 试验结果分析

3.1 试验环境与数据集

平台采用NVIDIA RTX 3090显卡搭配24 GB显存，以及Intel i9-12900K 处理器，软件环境配置为Python 3.8、TensorFlow 2.8和OpenCV 4.6。模型训练设批处理大小为8，以兼顾训练稳定性与运行效率；采用Adam优化器，其收敛最快、泛化效果最好；初始学习率取0.001，以保证收敛速度与精度平衡；以二元交叉熵为损失函数，同时集成学习率衰减与早停策略，验证集指标连续3轮无提升则学习率减半，损失值连续5轮上升则终止训练，最大迭代轮次为50。

利用前文在线监测系统采集并构建了包含500张316L不锈钢打印熔池图像的OpenPrinting数据集，场景全面涵盖正常成形、小孔缺陷（匙孔）、粉末飞溅及边缘不规则4类典型工况。正常成形即熔池呈规则的泪滴状或椭圆形，无剧烈波动；小孔缺陷多因能量输入过大导致熔池过深甚至汽化而形成；粉末飞溅为未熔透粉末或气化反冲力弹出的金属颗粒；边缘不规则通常因送粉不均或扫描轨迹拐角处的热累积引起。正常成形依赖于能量输入，如1.3节所述，通过控制变量法，匹配了最佳物理边界条件：激光功率1 200 W、扫描速度10 mm/s、送粉器转盘速度0.5 r/min，同时配合10 L/min的氩气吹散等离子体羽烟。在此参数下，材料熔化充分且热力学稳定，从源头上抑制了高亮飞溅。本研究的算法则负责在打印偏离此状态时，准确将异常形貌分辨出来。

预处理阶段采用LabelMe图像标注工具对熔池真实轮廓进行精细勾勒，生成二值掩码图Mask作为Ground Truth真实标签。标注完成后按照7∶3的比例将数据集随机划分为训练集与验证集。部分数据集样本如图7所示。选取四项指标做定量分析：像素准确率（Pixel acc.）衡量模型分割精度，平均交并比（Mean IU）衡量轮廓区域匹配度，轮廓误差反映边界拟合精度，推理速度评估算法工业应用的实时性。

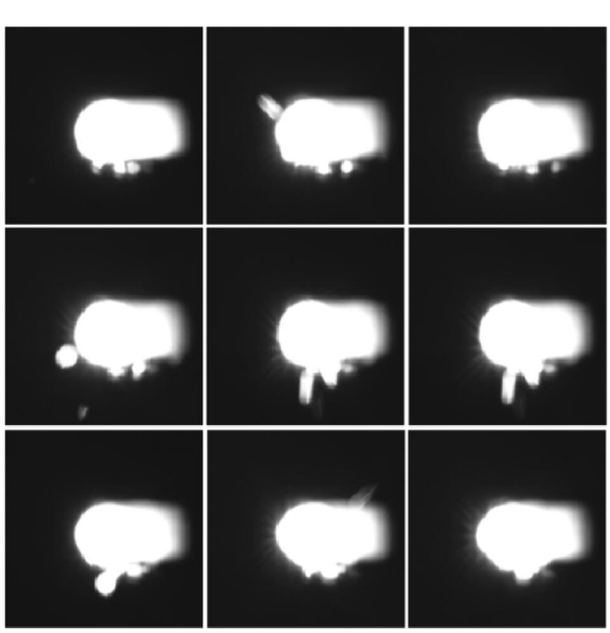

图7 数据集样本

Fig. 7 Dataset samples

3.2 模型训练结果

训练阶段以准确率作为核心监测指标，训练过程准确率曲线如图8所示。前5个迭代轮次中，网络快速学习熔池基础深层特征，损失值呈陡崖式下降，训练集从0.5降至0.05，验证集从0.6降至0.06。第5至18轮迭代期间损失函数逐渐收敛并趋于稳定。最终验证集准确率达99.23%，训练集准确率达99.5%，两者差值仅为0.27%。结果表明改进后模型拟合精度高且具备优异泛化能力，未出现过拟合现象。

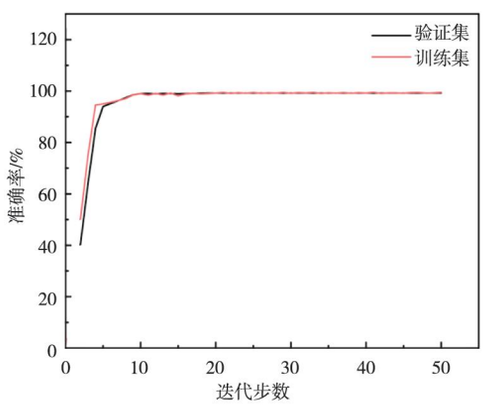

图8 训练迭代图

Fig. 8 Training iteration diagram

3.3 不同算法对比

3.3.1 性能定量对比

在FCN架构中，跳跃连接机制将深层高级语义与浅层空间细节融合，在反卷积还原分辨率时获得平滑边缘[26]。为确定最佳上采样融合策略，分别对FCN-32s-fixed、FCN-32s、FCN-16s及FCN-8s四种网络变体进行语义分割性能对比，结果如表3所示。FCN-8s通过更细粒度的特征融合，其像素准确率达90.3%，平均交并比达62.7%，均为最高。因此选用FCN-8s作为联合算法的前端基础网络。

表3 四种采样策略对比

Tab. 3 Comparison of four sampling strategies

采样策略	Pixel acc./%	Mean acc./%	Mean IU/%	f.w. IU/%
FCN-32s-fixed	83.0	59.7	45.4	72.0
FCN-32s	89.1	73.3	59.4	81.4
FCN-16s	90.0	75.7	62.4	83.0
FCN-8s	90.3	75.9	62.7	83.2

注：Mean acc.为每个类别准确率的平均值；f.w. IU为频率加权交并比，根据不同类别出现的频率加权计算的重合度。

获取高精度熔池掩码后需提取几何与动态特征。提出基于极坐标的边界量化方法，首先计算并确定熔池的几何质心作为运动参考基点；随后沿顺时针方向以固定角度步测量质心至边缘的射线距离，如图9所示。

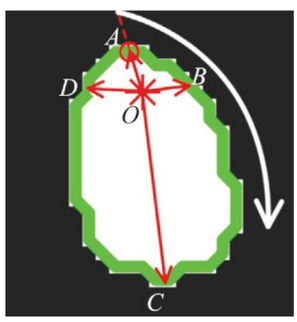

图9 边缘提取简图

Fig. 9 Schematic diagram of the edge extraction

3.3.2 强干扰场景定性对比

为验证所提出FCN-8s+CRF模型在复杂工况下的优越性，选取传统Canny算子和单一FCN-8s模型，在强干扰场景下进行熔池轮廓提取对比，结果如图10所示。Canny算子受飞溅噪声影响严重，产生了大量伪边缘，且彻底丧失了对小孔缺陷边界的识别能力；单一FCN-8s模型虽能定位熔池主体，但受限于卷积操作的平滑

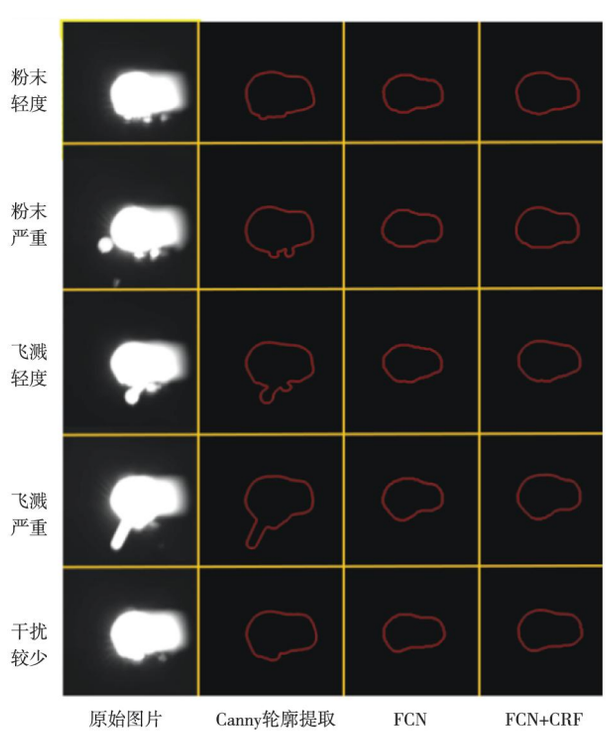

图10 强干扰场景轮廓提取结果对比

Fig. 10 Comparison of the contour extraction results in strong interference scenarios

特性，输出边界存在明显的模糊与粘连现象；而FCN-8s+CRF方法通过自适应CRF动态调整空间与颜色权重，有效消除了粉末飞溅与强光干涉的影响，提取轮廓平滑连续且与真实边界的匹配度极高。

3.4 不同工艺参数下稳定性验证

在金属3D打印中，当激光功率增至600 W以上时，熔池的热力学不稳定性显著增加，剧烈的热效应与飞溅会导致传统监测算法产生巨大误差。为了在严苛工况下极限验证FCN+CRF模型的鲁棒性，选取3组高功率工艺参数进行对比试验。工况1为激光功率1 000 W，扫描速度8 mm/s，送粉器转盘速度0.5 r/min；工况2为激光功率1 200 W，扫描速度10 mm/s，送粉器转盘速度0.5 r/min；工况3为激光功率1 400 W，扫描速度12 mm/s，送粉器转盘速度0.5 r/min。

对旁轴相机采集图像进行几何畸变校正后，应用不同算法提取对应沉积状态下的熔池轮廓，并测量实际熔池宽度与预测宽度的误差，结果如图11所示。在相对低的功率下各算法能保持一定提取精度，但在1 400 W的高功率强干扰环境下，传统算法结果严重偏离真实轮廓，而FCN+CRF算法依然保持了极高的边缘拟合度。

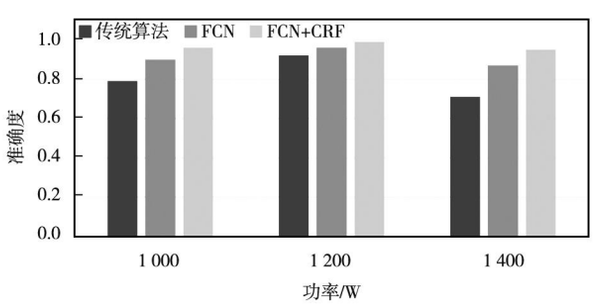

图11 不同功率下3种算法计算结果

Fig. 11 Calculated metrics of the three algorithms at different power levels

FCN+CRF算法在三组工况下的稳定性指标如表4所示，可以看出在工艺参数大幅波动下，本研究所构建系统的像素准确率均稳定在98.8%以上，轮廓误差严格控制在0.06%以内，充分证明模型对工艺参数动态演变具有极强自适应能力与卓越监测稳定性，可满足实际打印质量监控需求。

表4 不同工艺参数下FCN+CRF算法的稳定性指标

Tab. 4 Stability indexes of the FCN+CRF algorithm under different process parameters

激光功率/W	扫描速度/（mm·s^{-1}）	Pixel Acc./%	轮廓误差/%
1 000	8	99.1	0.054
1 200	10	99.23	0.056
1 400	12	98.8	0.059

3.5 典型零件应用实例

以某具有异形轮廓且易产生热积累的复杂空心薄壁结构为例，采用本研究方法在零件实际打印过程中进行监测，所制备零件成形完整，无裂纹或未熔合缺陷，如图12所示。这进一步说明了此模型的工程应用潜力。



图12 应用案例

Fig. 12 Application case

4 结论

（1）耦合FCN-8s与自适应CRF的熔池监测方法，可有效抑制熔池高亮飞溅干扰，消除形貌分割伪边缘，实现熔池轮廓的精准提取。

（2）FCN-8s+CRF联合算法在OpenPrinting数据集上识别准确率达99.23%，轮廓误差仅0.056%，推理速度为42 帧/s，兼具高精度与工业级实时性。该方法在不同激光功率工艺参数下稳定性优异，高功率强干扰场景下仍保持98.8%以上像素准确率，适配金属3D打印复杂工况。

参考文献：

[1] 刘冠，赵凯，刘德福，等. 激光增材制造中裂纹萌生机理及抑制方法研究 [J]. 铸造技术，2024，45（9）：803–821.

[2] Liu G，Su Y G，Pi X Y，et al. Achieving high strength 316L stainless steel by laser directed energy deposition-ultrasonic rolling hybrid process [J]. Materials Science & Engineering A，2024，903：146665.

[3] 李自祥，孙见龙，王伟，等. 异质熔丝增材制造多材料构件研究进展（特邀）[J]. 中国激光，2026，53（4）：47–67.

[4] 李殿起，柴媛欣，苗立国，等. 基于ASSFOA-GRNN模型的激光定向能量沉积温度预测 [J]. 稀有金属材料与工程，2025，54（10）：2470–2482.

[5] Yang J Y，Liu G，Zhu W，et al. High-precision and ultraspeed monitoring of melt-pool morphology in laser-directed energy deposition using deep learning [J]. Additive Manufacturing

Frontiers，2025，4（2）：200199.
[6] 任松，吴家柱，张屹，等. 激光束空域形态对激光定向能量沉积316L不锈钢热输运影响的数值模拟 [J]. 金属学报，2024，60（12）：1678–1690.
[7] 雷朝娇，任松，郑小强，等. 常规/高速激光定向能量沉积熔池热流输运行为数值模拟 [J]. 应用激光，2025，45（6）：41–52.
[8] Liu G，Su Y G，Pi X Y，et al. Fatigue strength improvement of laser-directed energy deposition 316L stainless steel with in situ ultrasonic rolling by preliminary investigation [J]. Materials，2024，17（15）：3693.
[9] 叶嘉峰，林博超，鲍伊达，等. 基于数据增强与机器学习的电子束熔化增材制造TiAl-4822合金疲劳寿命高精度预测研究 [J]. 铸造技术，2025，46（12）：1159–1176.
[10] 杜浩，黄健康，王庆元，等. 电弧增材制造表面缺陷识别及优化补偿策略 [J]. 焊接学报，2025，46（12）：24–33.
[11] 甄隽灏，徐俊飞，吴勇华. 金属增材制造缺陷检测技术研究进展 [J]. 机械制造，2025，63（1）：58–64.
[12] 吴世彪，窦文豪，杨永强，等. 面向激光选区熔化金属增材制造的检测技术研究进展 [J]. 精密成形工程，2019，11（4）：37–50.
[13] Li J，Wan J，Chen Z J，et al. In situ monitoring of surface depressions in metal laser additive manufacturing and its interlayer transfer mechanism [J]. China Foundry，2026，23（3）：283–290.
[14] 宋鹏，何昱煜，王飞，等. 基于在线监测的激光金属沉积316L不锈钢熔池温度场仿真研究 [J]. 航空科学技术，2025，36（12）：59–66.
[15] 谢冠明，马炜鑫. 基于光学相干层析的激光焊接在线监测与质量调控方法 [C]// 中国力学大会-2025摘要集（第三册），2025：119.
[16] 何慧颖. 基于视觉特征的增材制造形态特征监测 [D]. 南京：南京理工大学，2024.
[17] 雷凯云. 宽束激光熔覆熔池几何形态检测与控制研究 [D]. 武汉：武汉理工大学，2020.
[18] Han F，Liu S，Liu S，et al. Defect detection：defect classification and localization for additive manufacturing using deep learning method [C]// 21st International Conference on Electronic Packaging Technology（ICEPT 2020），2020：1–4.
[19] AbouelNour Y，Gupta N. Assisted defect detection by in-process monitoring of additive manufacturing using optical imaging and infrared thermography [J]. Additive Manufacturing，2023，67：103483.
[20] Gerdes S，Gaikwad A，Ramesh S，et al. Monitoring and control of biological additive manufacturing using machine learning [J]. Journal of Intelligent Manufacturing，2024，35：1055–1077.
[21] Krähenbühl P，Koltun V. Efficient inference in fully connected CRFs with Gaussian edge potentials [C]// Advances in Neural Information Processing Systems 24（NIPS 2011），2011：109–117.
[22] 曹龙超，周奇，等. 激光选区熔化增材制造缺陷智能监测与过程控制综述 [J]. 航空学报，2021，42（10）：199–233.
[23] 赵竞杰，徐婧，李胜勇，等. 丝材定向能量沉积增材制造在线监测与过程控制综述 [J]. 金属加工（热加工），2024（9）：1–14.
[24] 赵志斌，王晨希，张兴武，等. 激光粉末床熔融增材制造过程智能监控研究进展与挑战 [J]. 机械工程学报，2023，59（19）：253–276.
[25] 蔡玉华，熊俊，陈辉. 激光增材制造过程监测与控制研究进展及展望 [J]. 电焊机，2023，53（9）：1–13.
[26] 郑有凤. 基于二维线阵图像的高速公路沥青路面病害感知方法研究 [D]. 南京：东南大学，2024.

（编辑：王杰，wj@foundryworld.com）