# 初级图像图形算法工程师测试题 - 答案与评分标准

#### 本文档仅供内部评分使用

# 一、传统图像处理(25分)

- 1. 选择题(每题2分,共10分)
- 1.1 答案: B 高斯滤波用于去除高斯噪声(正态分布噪声)
- 1.2 答案: D Canny使用高斯滤波先降噪,对噪声最鲁棒
- 1.3 答案: B 腐蚀使物体变小,边界向内收缩
- 1.4 答案: D 傅里叶变换是可逆的,不会损失信息
- 1.5 答案: B 直方图均衡化用于增强图像对比度

## 2. 简答题(15分)

2.1 滤波器对比 (5分)

#### 噪声类型:

• 高斯滤波: 适合高斯噪声,加权平均平滑

• 中值滤波:适合椒盐噪声,用中值替换

#### 边缘保持:

- 中值滤波更好(非线性,不模糊边缘)
- 高斯滤波较差(线性平均,会模糊)

#### 计算复杂度:

• 高斯: O(k²), 可分离优化到O(k)

• 中值: O(k<sup>2</sup>·log k),需要排序

**评分:** 噪声类型2分,边缘保持2分,复杂度1分

### 2.2 形态学操作应用 (5分)

### 去除噪点方法: 开运算

### 步骤:

1. 腐蚀: 小噪点被完全去除, 主要物体缩小

2. 膨胀:恢复主要物体大小,噪点不再恢复

### 伪代码:

#### python

kernel = cv2.getStructuringElement(cv2.MORPH\_RECT, (3,3))
result = cv2.morphologyEx(image, cv2.MORPH\_OPEN, kernel)

### 开运算 vs 闭运算:

• 开运算(腐蚀+膨胀): 去除白色噪点,分离粘连物体

• 闭运算(膨胀+腐蚀):填充黑色空洞,连接断裂轮廓

**评分:** 方法2分,步骤2分,对比1分

### 2.3 图像增强 (5分)

#### 使用场景:

- 低对比度图像(灰度集中)
- 曝光不足/过度
- 需要增强细节(医学影像、卫星图像)

#### 副作用:

- 噪声被放大
- 可能过度增强,不自然
- 全局处理,不同区域需求不同

#### CLAHE改进:

• 分块处理: 图像分小块(8×8), 每块独立均衡化

• 限制对比度: 设置直方图最大高度阈值, 防止过度增强

• 块间插值:双线性插值平滑过渡

**评分:** 场景1.5分,副作用2分,CLAHE1.5分

# 二、深度学习图像算法(30分)

## 3. 选择题(每题2分,共8分)

3.1 答案: B - 1×1卷积降低计算复杂度和调整通道数

3.2 答案: B - ResNet残差连接解决梯度消失问题

3.3 答案: B - NMS用于去除重复检测框

3.4 答案: D - mAP是目标检测指标,不是分割指标

## 4. 卷积计算题(7分)

输入: 64×64×32, 卷积: 3×3, stride=1, padding=1, 输出64通道

## 卷积后尺寸(2分):

 $H = (64 - 3 + 2 \times 1) / 1 + 1 = 64$   $W = (64 - 3 + 2 \times 1) / 1 + 1 = 64$ 

C = 64

答案: 64×64×64

## 池化后尺寸 (1分):

2×2 max pooling, stride=2

答案: 32×32×64

## 3×3卷积参数量 (2分):

权重: 3 × 3 × 32 × 64 = 18,432

偏置: 64 总计: 18,496

## 1×1卷积参数量 (2分):

权重:  $1 \times 1 \times 32 \times 64 = 2,048$ 

偏置: 64

总计: 2,112 (减少88.6%)

# 5. 目标检测与分割(8分)

### 5.1 目标检测基础 (4分)

### IoU计算 (1.5分):

IoU = 交集面积 / 并集面积

交集 =  $\max(0, \min(x2\_1,x2\_2) - \max(x1\_1,x1\_2)) \times \max(0, \min(y2\_1,y2\_2) - \max(y1\_1,y1\_2))$ 

并集 = area1 + area2 - 交集

取值: 0到1, 越大越重叠

### 两阶段 vs 单阶段 (2分):

维度	两阶段(Faster R-CNN)	单阶段(YOLO)
流程	RPN生成候选框 → 分类回归	直接预测
精度	高,小目标好	略低
速度	慢	快,可实时
4		▶

## Anchor作用 (0.5分):

- 预定义多尺度多比例的候选框
- 预测相对anchor的偏移量
- 简化学习,覆盖各种目标

**评分:** IoU 1.5分,对比2分, anchor 0.5分

### 5.2 图像分割 (4分)

## 语义 vs 实例分割 (1.5分):

• 语义分割: 像素分类, 同类物体不区分(3只猫都标为"猫")

• 实例分割: 像素分类+实例区分(分别标为猫1、猫2、猫3)

### FCN改进 (1.5分):

• 全卷积:用1×1卷积替代全连接层,接受任意尺寸输入

• 上采样: 反卷积恢复分辨率

• 跳跃连接:结合浅层细节和深层语义

## U-Net跳跃连接 (1分):

• 恢复细节: 传递高分辨率特征,恢复精细边界

• 梯度流动: 提供更短梯度路径

• 多尺度融合: 浅层细节+深层语义

**评分:** 分割对比1.5分, FCN 1.5分, U-Net 1分

## 6. 实践题(7分)

### 选择迁移学习(2分):

- 10,000张数据有限,从头训练易过拟合
- 预训练模型已学习通用特征
- 收敛更快,精度更高

## Fine-tune方法 (2分):

```
model = resnet50(pretrained=True)
for param in model.parameters():
    param.requires_grad = False
    model.fc = nn.Linear(2048, 2)

# 方法2: 全部微调(不同学习率)
optimizer = optim.Adam([
    {'params': model.layer1.parameters(), 'lr': 1e-5},
    {'params': model.fc.parameters(), 'lr': 1e-3}
])
```

## 数据增强 (2分,至少3种):

- 随机水平翻转、旋转(-15°~15°)
- 随机缩放和裁剪
- 亮度、对比度、色调调整

• Random Erasing / Cutout

## 评估方法 (1分):

• 指标: Accuracy, Precision, Recall, F1, 混淆矩阵

• 划分: 训练70%, 验证15%, 测试15%

• 监控: loss和accuracy曲线,观察过拟合

**评分:** 迁移学习2分,fine-tune 2分,增强2分,评估1分

# 三、计算机视觉基础(17分)

7. 选择题(每题2分,共6分)

7.1 答案: D - SIFT基于灰度图,不考虑颜色

7.2 答案: D - Canny是边缘检测算子,不是特征描述子

7.3 答案: C - RANSAC用于去除误匹配

## 8. 特征匹配与图像拼接(11分)

8.1 特征点检测与匹配 (6分)

## 检测步骤 (2分):

1. 检测关键点: 多尺度DoG寻找极值点

2. 关键点筛选: 去除低对比度和边缘响应点

3. 方向分配:基于梯度方向直方图

4. 生成描述子: SIFT 128维, ORB 256位二进制

## RANSAC (2分):

思想: 随机采样找最优模型, 区分内点和外点

#### 步骤:

- 1. 随机选最小样本集(4对点), 计算变换H
- 2. 计算所有点的重投影误差,统计内点数
- 3. 重复多次(如1000次),选内点最多的模型
- 4. 用所有内点重新估计最优H

### ORB优势 (1分):

- 速度快100倍(基于FAST)
- 免费开源(SIFT有专利)
- 二进制描述子, 匹配用汉明距离更快

应用场景 (1分): 图像拼接、物体识别、3D重建、图像检索、SLAM

**评分:** 步骤2分,RANSAC 2分,ORB 1分,应用1分

#### 8.2 图像配准与拼接 (5分)

### 拼接步骤 (2分):

1. 特征提取: 检测特征点和描述子

2. 特征匹配: 最近邻匹配

3. 变换估计: RANSAC估计单应性矩阵H

4. 图像变换: 用H变换图像

5. 图像融合: 处理重叠区域

### 融合方法 (2分):

• 渐入渐出:  $(result = \alpha \times img1 + (1-\alpha) \times img2)$ ,  $\alpha \text{从1到0}$ 

• 多频段融合: 低频宽过渡, 高频窄过渡

• 泊松融合: 保持梯度一致性

失败情况 (1分): 重叠区域太少、光照差异大、透视变形严重、运动物体、重复纹理

**评分:** 步骤2分,融合2分,失败1分

# 四、计算几何(15分)

9. 选择题(每题2分,共4分)

9.1 答案: B - Voronoi单元内的点到该单元种子点距离最近

9.2 答案: B - Delaunay三角剖分最大化最小角,避免狭长三角形

## 10. 简答题(11分)

## 10.1 Voronoi图与Delaunay三角剖分 (5分)

### Voronoi图定义 (2分):

给定n个种子点,Voronoi图将平面划分为n个区域

 $V(pi) = \{ \ x \mid d(x,pi) \leq d(x,pj), \ \forall j \neq i \ \}$ 

即:到pi距离最近的所有点的集合

### 对偶关系 (1.5分):

• Voronoi边 ↔ Delaunay边(相邻单元的种子点连边)

Voronoi顶点 ↔ Delaunay三角形(围绕顶点的3个种子点)

### 应用 (1.5分):

• Voronoi: 最近邻查询、区域划分、路径规划、图像分割

• Delaunay: 网格生成、散点插值、地形建模、曲面重建

**评分:** 定义2分,关系1.5分,应用1.5分

## 10.2 凸包 (3分)

定义 (1分): 包含点集S的最小凸多边形(橡皮筋套住所有点)

### Graham扫描 (1.5分):

1. 找最低点p0作基准

2. 其他点按相对p0的极角排序

3. 用栈维护凸包,依次加点

4. 形成右转则弹出栈顶(非凸), 左转保留

**复杂度 (0.5分):** Graham扫描: O(n log n)

评分: 定义1分,算法1.5分,复杂度0.5分

## 10.3 点与多边形 (3分)

射线法 (1.5分): 从点P发射水平向右射线,计算与多边形边的交点数

• 奇数个: P在内部

• 偶数个: P在外部

### 伪代码 (1分):

```
python

def point_in_polygon(P, polygon):
    count = 0

for i in range(len(polygon)):
    v1, v2 = polygon[i], polygon[(i+1)%len(polygon)]
    if (v1.y <= P.y < v2.y) or (v2.y <= P.y < v1.y):
        x = v1.x + (P.y-v1.y)*(v2.x-v1.x)/(v2.y-v1.y)
        if x > P.x:
        count += 1

return count % 2 == 1
```

### 特殊情况 (0.5分):

• 点在顶点/边上: 单独判断

• 射线过顶点: 只计算下顶点或使用严格不等号

评分: 原理1.5分,代码1分,特殊情况0.5分

# 五、综合应用题(13分)

11. 停车场车位检测系统(13分)

(a) 方案设计 (4分)

推荐方案: 深度学习分类

流程:

输入图像 → 车位ROI提取 → CNN分类(空/占用) → 时间平滑 → 输出状态

#### 技术选择:

- 预先标注或自动检测车位位置
- 轻量级CNN(MobileNet/EfficientNet-Lite)二分类
- 多帧投票避免抖动

评分: 方案合理2分,步骤清晰2分

### (b) 技术细节 (5分)

## 传统方法 (2分):

• 背景差分(GMM)检测前景

• 边缘检测: 车辆边缘密度高

• 纹理分析: LBP/HOG特征

• 颜色直方图: 车辆与地面差异

• 特征组合输入SVM分类

### 深度学习 (2分):

• 模型: MobileNetV2二分类(空/占用)

• 输入: 裁剪的车位图像

• 迁移学习: 预训练+微调

• 数据增强: 光照、旋转、遮挡

## 光照/阴影/遮挡 (1分):

• 光照:数据增强模拟多时段,CLAHE归一化

• 阴影: HSV空间分析, 亮度归一化

• 遮挡: 训练时加入遮挡样本, 时间序列跟踪

**评分:** 传统2分,深度学习2分,鲁棒性1分

### (c) 工程考虑 (4分)

### 提升准确率 (2分):

• 数据: 多样化采集(时段/车型/角度), 高质量标注

• 模型: 迁移学习, 超参数调优, 模型集成

• 后处理: 时间平滑(5帧投票), 空间一致性, 规则约束

#### 挑战与方案 (2分):

挑战	解决方案
实时性	降低检测频率(1-5fps),轻量级模型,GPU加速
光照变化	多时段训练,图像归一化,红外摄像头
遮挡	多角度摄像头,时间序列跟踪
边界情况	明确规则(>50%算占用),时间辅助
4	<b>.</b>

**评分:** 准确率方法2分,挑战识别2分