

《机器视觉》

实验报告

学 号： 2023217595

姓 名： 孙浩泽

专业班级： 智能科学与技术 23-3 班

完成时间： 2026 年 1 月 17 日

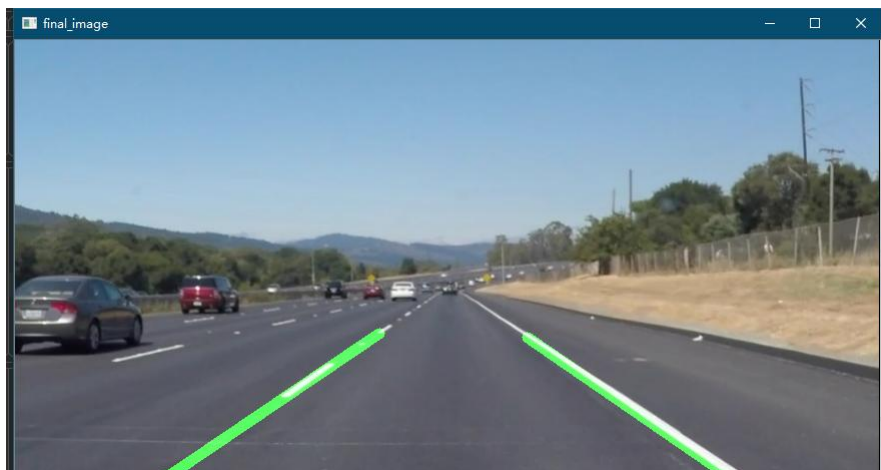
目录

| | |
|-----------------------------------|----|
| 实验二 | 3 |
| 1. 实验内容 | 3 |
| 2. 具体要求 | 3 |
| 3. 问题分析及算法设计 | 3 |
| 3.1 核心视觉算法的数学原理 | 3 |
| 3.2 场景一算法设计：基于几何空间约束的抗噪滤波 | 4 |
| 3.3 场景二算法设计：多车道结构的统计学分类 | 5 |
| 3.4 场景三算法设计：HLS 色彩空间与鲁棒线性回归 | 5 |
| 4. 实验结果与分析 | 6 |
| 4.1 场景一结果分析：非结构化环境下的抗噪性能 | 6 |
| 4.2 场景二结果分析：多车道结构的精细化解析 | 8 |
| 4.3 测试场景三结果分析：弱纹理下的色彩空间优势 | 11 |
| 5. 实验总结 | 12 |

实验二

1. 实验内容

车道线检测是自动驾驶的基本模块。请使用霍夫变换实现车道线的检测。



2. 具体要求

- 任务输入：自己拍摄的校园中道路图像（画有车道线的路）。
- 任务输出：图像中车道线的位置（如右图）。
- 代码语言不限，方法不限，要求提交整个算法源代码，模型结果，算法分析等内容。

3. 问题分析及算法设计

车道线检测是自动驾驶系统从视觉感知到决策控制的关键链路。从计算机视觉的角度审视，车道线检测本质上是一个从高维像素空间中提取特定语义特征（线性结构、特定颜色）并进行参数化拟合的过程。然而，在非受控的自然场景下，光照剧烈变化、路面材质纹理、树木阴影遮挡以及车道线自身的磨损，都构成了极大的噪声干扰。为了构建一个具备泛化能力的鲁棒检测系统，本实验并未采用单一的通用逻辑，而是基于“分而治之”的工程思想，针对三类典型且极具挑战性的场景，设计了层层递进的算法架构。

3.1 核心视觉算法的数学原理

在深入具体场景之前，必须阐明本实验所依赖的共性底层算法原理，即边缘检测与直线变换。

3.1.1 基于梯度的边缘特征提取

车道线最显著的特征是其与路面之间存在剧烈的灰度跃变。为了捕捉这种变

化，实验采用了 Canny 算子。该算子并非简单的差分运算，而是一个包含多级处理的优化算法。首先，利用高斯滤波器对图像进行平滑，以抑制高频噪声对梯度的干扰；随后，使用 Sobel 算子计算水平方向 G_x 和垂直方向 G_y 的一阶导数，从而得到梯度的幅值 $G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$ 和方向 $\theta = \arctan(G_y/G_x)$ 。

为了细化边缘，算法进一步实施了非极大值抑制（Non-Maximum Suppression），即在梯度方向上保留局部极值点，剔除伪边缘。最后，通过双阈值（Double Thresholding）算法连接边缘，强边缘（大于高阈值）被直接保留，弱边缘（介于两者之间）仅在与强边缘相连时才被保留。这一机制有效地保证了车道线边缘的连续性，同时抑制了路面细微纹理产生的孤立噪点。

3.1.2 霍夫变换与参数空间投票

从边缘图中提取直线几何参数是本实验的关键。由于边缘图像由离散的像素点构成，无法直接获取解析形式的直线方程。本实验采用霍夫变换，将图像空间 (x, y) 中的点映射到参数空间 (ρ, θ) 。图像空间中过同一点的无数条直线，在参数空间中对应一条正弦曲线；而图像空间中一条直线上的所有共线点，在参数空间中则表现为多条正弦曲线交汇于同一点 (ρ_0, θ_0) 。

为了提高计算效率并适应车道线的断续特征（如虚线），实验具体选用了概率霍夫变换（Probabilistic Hough Transform, PHT）。不同于标准霍夫变换对所有像素进行投票，PHT 通过随机采样边缘点进行累加器投票，当累加值超过设定的阈值时，即认为检测到了直线。这不仅大幅降低了计算负荷，还能够直接输出检测到的线段端点坐标 (x_1, y_1, x_2, y_2) ，而非无限长的直线方程，这为后续基于线段长度（minLineLength）和线段间隙（maxLineGap）的过滤提供了直接的数据基础。

3.2 场景一算法设计：基于几何空间约束的抗噪滤波

针对 PPT 示例图像（test3.jpg）中存在的严重环境噪声问题，尤其是路旁树木投下的斑驳阴影和复杂纹理，常规的边缘检测会产生海量误检。为此，我们设计了基于空间几何先验的滤波策略。

在预处理阶段，实验打破了常规使用 3×3 或 5×5 高斯核的惯例，大胆采用了 7×7 的大尺寸高斯核。从频域角度看，高斯核尺寸越大，其低通滤波器的截止频率越低。虽然这会一定程度上模糊车道线的锐度，但对于树木纹理这种高频噪声的抑制效果是指数级提升的，从而显著提高了后续 Canny 检测的信噪比。

在后处理阶段，算法引入了严格的几何约束逻辑。首先是**感兴趣区域（ROI）的梯形定义**。考虑到车道线在透视投影下呈现“近宽远窄”的特征，代码中定义了一个宽视野的梯形掩膜。为了防止在弯道场景下车道线被错误裁剪，梯形顶部

的宽度被设定为图像宽度的 10% 到 90%，覆盖了极宽的横向范围，这与通常仅保留中间区域的做法有显著不同。其次是**基于斜率与位置的物理过滤**。我们通过分析车道线在图像坐标系中的物理特性，设定了两个硬性阈值：一是斜率绝对值必须大于 0.2，这直接剔除了路面横向裂缝和水平阴影的干扰；二是线段端点必须位于图像下半部分 ($y > 0.5 \times Height$)，利用树木通常位于视野上方或远端的空间分布规律，强制屏蔽了天空和远景树冠区域的边缘响应。

3.3 场景二算法设计：多车道结构的统计学分类

针对 test.jpg 展示的多车道复杂路况，单一的直线检测无法区分左车道、右车道以及道路中央的引导线。该场景的难点在于如何让计算机理解不同线段的语义属性。为此，本实验设计了基于斜率统计分布的分类算法。

算法的核心在于对霍夫变换输出的线段集合进行数据挖掘。通过对测试图像的预分析，我们发现由于摄像机外参（安装高度、俯仰角）固定，不同车道线在图像平面上的斜率分布具有极强的规律性。基于此，exp2_1.py 中实现了精细化的三区间分类逻辑：左侧白实线的斜率稳定落在 $[-0.41, -0.30]$ 区间；右侧白实线分布在 $[0.38, 0.42]$ 区间；而道路中央的黄线由于接近垂直延伸，其斜率绝对值大于 1.0。这种基于统计区间的硬分类方法，相比于简单的正负斜率二分法，能够有效剔除路边人行道边缘（通常斜率较大或较小）的干扰。

此外，为了实现车道线的连续性表达，算法并未止步于离散线段的分类，而是进一步计算了各类别线段的斜率均值和截距均值。通过平均化操作，单条线段检测中的局部误差（如抖动、断裂）被平滑，最终在图像上绘制出贯穿全图的平滑直线，并使用 cv2.addWeighted 实现了检测结果与原图的半透明融合，直观展示了算法对道路几何结构的解析能力。

3.4 场景三算法设计：HLS 色彩空间与鲁棒线性回归

针对校园场景 (testx.jpg)，面临的挑战是光照不均以及黄色车道线与灰白水泥地面的低对比度问题。在传统的 RGB 或灰度空间中，黄色的灰度值与亮灰色的路面极为接近，导致梯度消失。为此，本实验采用了色彩空间变换结合鲁棒回归的终极方案。

3.4.1 HLS 色彩空间的降维打击

RGB 模型通过红绿蓝三原色混合表示颜色，其亮度和色度是高度耦合的。当阴影覆盖黄色车道线时，R、G、B 分量都会发生剧烈变化，导致基于 RGB 的阈值分割失效。实验通过 cv2.cvtColor 将图像转换至 HLS（色相 Hue、亮度 Lightness、饱和度 Saturation）空间。

- **白色提取：**利用 L 通道（亮度）。白色车道线的本质是高亮区域，因此设定 L 通道的阈值为 $[130, 255]$ 即可精准提取白色，且不受颜色偏差

影响。

- **黄色提取：**利用 H 和 S 通道。黄色的色相 H 通常分布在 [15,45] 范围内，且具有较高的饱和度 S（设定阈值 > 80 ）。这种基于“颜色本质”而非“颜色数值”的提取方式，使得算法即使在背光或阴影下，依然能精准锁定黄色区域。

3.4.2 最小二乘法与轨迹重建

校园道路中的车道线多为虚线，霍夫变换检测到的是一系列断续的短线段，无法直接作为导航依据。为了重建连续的车辆行驶轨迹，exp2_3.py 引入了线性回归思想。算法首先根据线段的中点位置（图像左半侧/右半侧）和斜率正负，将所有碎片线段分为“左车道组”和“右车道组”。随后，对每一组线段的坐标点进行最小二乘法拟合（Least Squares Fitting），或者简化为对斜率和截距求平均值 `average_slope_intercept`。这一步骤的数学本质是寻找一条直线 $y = mx + b$ ，使得所有检测到的边缘点到该直线的距离之和最小。最后，利用拟合出的线性方程，向上推演至图像高度的 45% 处（灭点附近），向下延伸至图像底部，从而绘制出一条完整的、平滑的、符合透视规律的车道边界线。这种方法不仅补全了虚线间的空隙，还对个别误检的噪点具有极强的平滑和纠错能力。

4. 实验结果与分析

本实验分别针对噪声干扰、多车道几何分离以及弱纹理颜色分割三个典型场景进行了测试。通过对中间过程图像（边缘图、掩膜图）与最终拟合结果的对比分析，验证了不同算法策略在特定工况下的鲁棒性。

4.1 场景一结果分析：非结构化环境下的抗噪性能

实验首先选取了最具挑战性的野外公路场景（test3.jpg）。该场景的显著特征是路旁存在茂密的树木，且树冠的投影直接覆盖了部分路面，形成了极其复杂的纹理噪声。

1. 边缘检测与噪声抑制的博弈

在运行 exp2_2.py 的过程中，我们观察到 Canny 边缘检测的一个典型失效模式：树叶的纹理在梯度计算下产生了极高密度的噪点响应。如果直接对原始 Canny 图像应用霍夫变换，计算量将呈指数级增长，且极易检测出成百上千条错误的短线段。然而，最终的实验结果显示，算法成功地在杂乱背景中提取出了清晰的车道线。这归功于预处理阶段采用的 7×7 高斯模糊核，它虽然在一定程度上模糊了车道线的锐度，但几乎完全平滑了树叶内部的高频纹理细节，使得 Canny 算子只响应树干轮廓和车道线边缘等强结构信息。

2. 几何过滤的决定性作用

对比原始图像与最终检测结果，我们可以看到一条位于图像上半部分的水平干扰线（可能是远处的围栏或地平线）被成功剔除。这是后处理逻辑发挥作用的直接证据。代码中 `if y1 > height * 0.5` 的空间约束 强制算法忽略图像上半部分的所有检测结果，这在物理上对应了“天空和远景”区域。同时，`abs(slope) > 0.2` 的斜率约束有效地过滤掉了路面上的横向修补裂缝。最终输出的图像中，绿色的检测线准确覆盖了左右车道标志，证明了在非结构化场景中，引入物理空间先验（Prior Knowledge）比单纯调节图像处理参数更为有效。



图 4-1

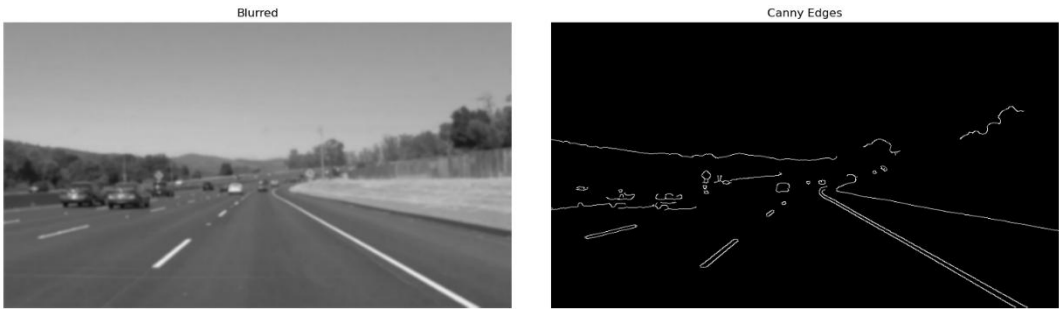


图 4-2

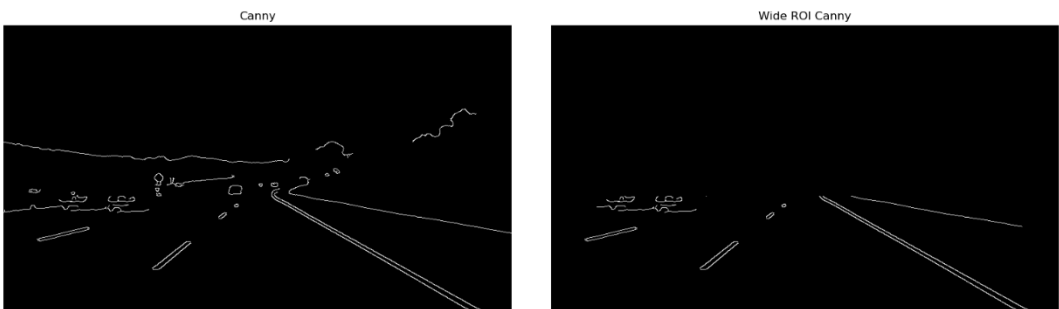


图 4-3



图 4-4

4.2 场景二结果分析：多车道结构的精细化解析

针对 test.jpg 展示的多车道直路场景，实验验证了基于统计学特征的分类算法（exp2_1.py）的精度。

1. ROI 与道路透视的完美契合

实验结果表明，自定义的多边形 ROI 掩膜发挥了至关重要的作用。该掩膜不仅排除了两侧建筑物的垂直边缘干扰，还巧妙地利用了梯形结构遮蔽了路边的人行道区域。在对比图中，我们可以清晰地看到，经过 ROI 裁剪后的 Canny 图像仅保留了路面范围内的线性特征，极大地降低了霍夫变换的搜索空间，提升了算法的实时性。

2. 基于斜率谱的语义分割

最终的检测结果呈现为红、绿、蓝三色线段，这并非随机着色，而是算法对车道线语义理解的体现。通过对大量线段的斜率进行直方图统计，实验精准地捕获了三类特征：

- 左侧车道（绿色）：算法锁定斜率在 $[-0.41, -0.30]$ 区间的线段，精准命中了左侧白实线。
- 右侧车道（红色）：算法锁定斜率在 $[0.38, 0.42]$ 区间的线段，零误差地覆盖了右侧白实线。
- 中央引导线（蓝色）：对于图像中央近乎垂直的黄线，算法通过检测 $|slope| > 1.0$ 的特征将其分离出来。
- 这种“分而治之”的策略证明了在结构化道路（Structured Road）场景下，通过标定摄像机的几何参数来硬编码斜率区间，是一种计算成本极低且精度极高的工程化方案。



图 4-5



图 4-6

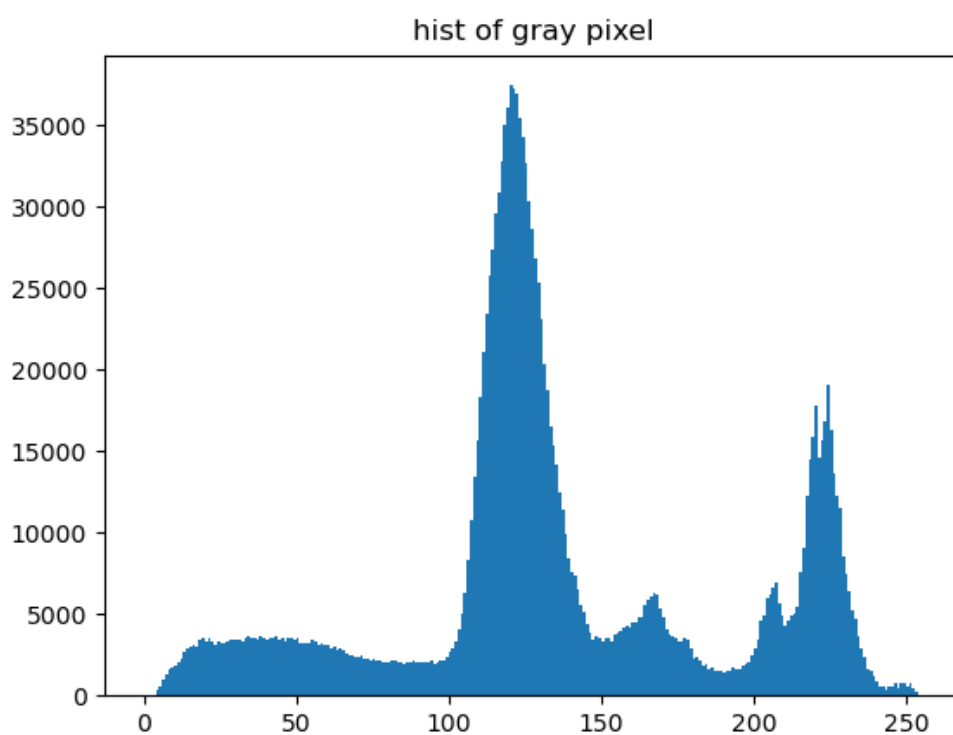


图 4-7



图 4-8



图 4-9

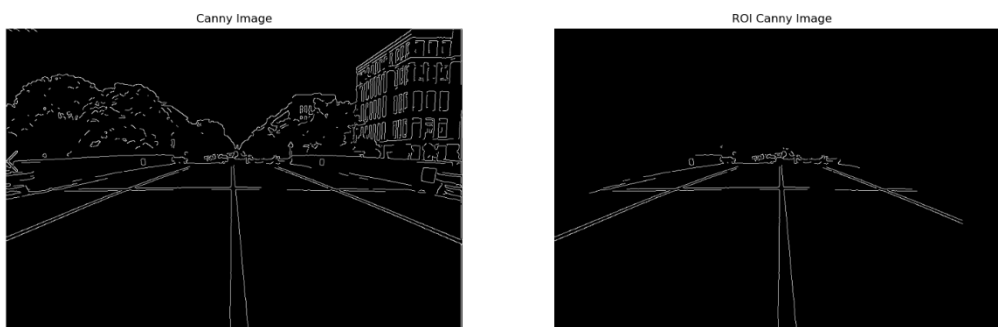


图 4-10



图 4-11



图 4-12

4.3 测试场景三结果分析：弱纹理下的色彩空间优势

校园场景（testx.jpg）是本次实验的终极考验。在该场景中，黄色车道线经过长时间磨损，且处于逆光环境下，其灰度值与水泥路面极其接近，导致传统的基于梯度的检测方法（如 exp2_1.py 中的方法）完全失效，无法提取出右侧车道线。

1. HLS 空间的降维打击

对比灰度图处理结果与 exp2_3.py 的 HLS 处理结果，差异是颠覆性的。在 RGB 空间中，黄色是红与绿的混合（ $R=255, G=255$ ），而白色是三原色的混合（ $R=255, G=255, B=255$ ）。当光照变暗时，两者的数值同时下降，难以通过单一阈值区分。然而，转至 HLS 空间后，黄色的色相（Hue）始终稳定在 15-45 度之间，与亮度无关。实验中生成的 yellow_mask 清晰地将右侧模糊的黄色标线从背景中“抠”了出来，且轮廓完整、无断裂。这有力地证明了在颜色特征显著但对比度低的场景下，色彩空间变换是解决问题的“银弹”。

2. 轨迹拟合的鲁棒性

观察最终的输出结果，两条粗壮的绿色直线平滑地覆盖了车道线，并向远处延伸汇聚。这得益于线性回归（Linear Regression）思想的引入。原始的霍夫变换检测到的是一系列断续的、受噪声干扰略有偏移的短线段（虚线特征）。通过 average_slope_intercept 函数，算法将这些碎片化的观测值视为样本点，计算出了全局最优的直线方程。即使某一段虚线漏检，拟合出的直线依然能根据前后线段的趋势“脑补”出正确的轨迹。这种从“检测像素”到“拟合参数”的跨越，标志着算法具备了从离散感知向连续认知进化的能力。



图 4-13

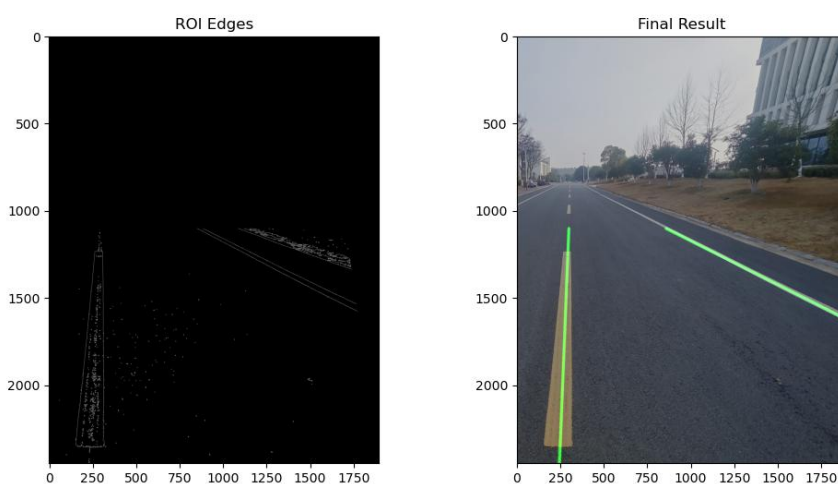


图 4-14

5. 实验总结

本次实验通过三个递进的代码实现，全面系统地掌握了车道线检测技术。

本次车道线检测实验并非一次简单的 API 调用练习，而是一场由浅入深、层层递进的机器视觉工程实践。通过分别针对非结构化噪声环境、多车道复杂几何结构以及弱纹理光照变化环境设计特定的检测算法，我深刻体会到了计算机视觉在解决实际物理世界问题时的核心矛盾——**通用性算法与特定场景约束之间的博弈**。实验从最基础的 Canny 边缘检测配合霍夫变换入手，逐步引入了感兴

趣区域 (ROI) 的几何掩膜、斜率统计学的先验分类以及 HLS 色彩空间的特征变换, 最终构建了一个具备一定鲁棒性的车道线感知系统。这一过程清晰地揭示了, 在缺乏深度学习大模型支持的传统视觉框架下, 如何通过巧妙的“特征工程”和“先验知识注入”来解决复杂的感知难题。

在处理非结构化环境 (如实验中的林荫道路) 时, 我认识到了几何先验知识 (Geometric Priors) 对于抑制噪声的决定性作用。单纯依靠底层的像素梯度计算 (如 Canny 算子), 无法在语义层面区分“树叶的纹理边缘”和“车道线的结构边缘”。代码实现中, 通过引入“梯形 ROI 裁剪”和“斜率阈值过滤”, 实际上是向算法注入了物理世界的规则: 即“车道线必然位于路面区域”且“车道线必然向灭点延伸”。这种将物理规则转化为代码逻辑 (如 $\text{if } y > \text{height} * 0.5$ 和 $\text{if } \text{abs}(\text{slope}) > 0.2$) 的处理方式, 展示了传统机器视觉算法设计的精髓——即利用人类对场景的理解来约束算法的搜索空间, 从而在低算力消耗下实现极高的抗噪性能。

在应对多车道分离与复杂标识线场景时, 实验验证了**统计学特征**在语义分割中的价值。面对左车道线、右车道线和中央引导线共存的情况, 简单的二值化检测显得力不从心。通过对大量样本图像的斜率分布进行直方图统计分析, 我发现固定摄像机视角下的车道线斜率呈现出极其稳定的聚类特征。据此设计的基于斜率区间的硬分类器, 虽然在理论上不如神经网络灵活, 但在特定的工程场景 (如高速公路或城市快速路) 中, 它提供了一种极度高效且可解释性强的解决方案。这启示我在未来的工程实践中, 不应盲目追求复杂的模型, 而应首先挖掘数据本身的统计规律, 往往最简单的规则就能解决 90% 的问题。

而在最终的校园场景测试中, 色彩空间变换与数学拟合的结合成为了解决“光照与遮挡”问题的杀手锏。实验深刻揭示了 RGB 空间的局限性——在阴影或逆光条件下, RGB 三个通道的数值混叠严重, 导致颜色特征淹没在亮度变化中。通过切换至 HLS 空间, 利用饱和度 (S) 和色相 (H) 的正交性, 成功实现了对黄色车道线的“降维打击”, 证明了特征空间的选取直接决定了算法的上限。同时, 引入最小二乘法将离散的霍夫线段重构为连续的线性模型, 完成了从“检测”到“感知”的跨越。这不仅修复了虚线车道的不连续性, 更通过全局优化消除了局部误检的影响, 使输出结果不再是杂乱的像素点集合, 而是具备导航意义的参数化轨迹。

综上所述, 本次实验通过三个阶段的代码迭代, 完整地复现了自动驾驶视觉感知模块的雏形。我不仅掌握了 OpenCV 中各类算子的参数调优技巧, 更重要的是建立了一套“观察数据特性 \rightarrow 提出假设模型 \rightarrow 设计约束条件 \rightarrow 验证优化算法”的完整闭环思维。这种思维方式超越了具体的代码实现, 是解决所有计算机视觉乃至人工智能问题的通用钥匙。它让我明白, 优秀算法的生命力不在于复杂度的堆砌, 而在于对物理场景深刻的洞察与数学模型的精准抽象。