

# 基于函数映射的 LED 色彩空间转换与校正研究

## 摘要

本文针对 LED 显示屏在颜色转换与校正过程中面临的色域不匹配、多通道映射复杂性及像素间色度差异等问题，提出了一套基于函数映射的数学建模与优化方法，旨在实现高保真色彩还原与均匀显示。研究围绕三个核心问题展开，分别采用几何变换、参数化建模、机器学习及逐像素校正算法，显著提升了色域覆盖率、颜色一致性及显示均匀性。

针对问题一，提出“几何变换与参数化建模相结合”的方法。通过主成分分析(PCA)和 Kabsch 算法实现色域初始对齐，结合“加权最小二乘法”优化非线性映射，最终将平均色度误差 ( $\Delta_{xy}$ ) 降至 0.0486，色域覆盖率提升至 96.2%，解决了 BT2020 广色域到普通显示屏的压缩损失问题。

针对问题二，设计“亮度分层多项式回归与神经网络微调模型”。通过稀疏约束和亮度加权优化，利用新增通道扩展色域，平均色差 ( $\Delta E_{00}$ ) 低至 0.3184，通道稀疏性提升 30%，显著增强了高饱和度颜色的表达能力。

针对问题三，提出“基于混色矩阵的逐点校正算法”。通过最小二乘法和正则化优化，构建局部线性响应模型，将各通道输出标准差从 5.5 降至 0.49，显示均匀性提升 90% 以上。实验表明，校正后的显示屏在复合色测试中色彩一致性显著改善。

本研究为高性能 LED 显示系统的色彩工程提供了理论支持与技术方案，可推广至 OLED、Micro-LED 等新型显示技术。

## 关键词

色域映射、多通道转换、混色矩阵、参数优化

## 一 问题重述

生活中,人眼所能观察到的色彩即是光作用于人眼引起的视觉感知现象,它与物体的材质和光照有关,由物体反射(或发射)的电磁波特定波长决定,本质就是大脑对光刺激的神经信号处理的结果。为了更好地复原现实世界的色彩,我们需要用到各种色彩采集设备和显示设备。随着显示技术的迅猛发展,LED 显示屏因其高亮度、长寿命和色彩丰富等优势,在广告、娱乐及信息展示等领域得到了广泛应用。然而,色彩的准确还原一直是高性能显示器追求的重要目标之一。由于颜色记录设备(如摄像机)与颜色显示设备(如 LED 显示器)在感知和还原能力上的不一致,导致从记录设备到显示设备的颜色转换过程中存在显著的色彩损失。这一问题在高清视频源与普通 RGB 显示器之间的色域差异中尤为突出,成为制约显示质量提升的关键因素。高清视频源,如 BT2020 标准<sup>[1]</sup>,通常具有宽广的色域,能够覆盖自然界中大部分可见颜色。而普通 RGB 显示器由于硬件限制,其色域相对较小,无法完全覆盖视频源中的所有颜色,这种色域不匹配的问题不仅影响了视觉体验,也对内容创作者和展示者提出了更高的技术挑战。如何在现有显示能力下更好的表达记录的图像(或视频)是显示器颜色工程(如 LED 显示器颜色设计)的重要任务<sup>[2]</sup>。

为了解决这一问题,本题聚焦于 LED 显示屏的颜色转换与校正设计,旨在通过数学建模优化颜色空间映射与优化过程,提升显示品质。具体而言包含以下三个核心问题:

颜色空间转换

高清视频源(如 BT2020 标准)与普通 RGB 显示器之间的色域存在差异,导致色彩损失。在色域受限的情况下,如何定义合适的转换损失函数,设计视频源颜色空间到显示屏 RGB 颜色空间的转换映射,使色彩转换损失最小,是本问题的关键所在。

多通道转换(四基色 RGBV 到五基色 RGBCX 的映射)

为了进一步扩大色域,摄像机可以输出四基色视频源 RGBV(增加了一个颜色通道 V),而 LED 显示屏可以设计为五基色(RGBCX)。如何利用额外通道扩大色域,优化颜色表达,是本问题的研究重点。

LED 显示器颜色校正

由于组成彩色 LED 全显示屏的每个像素的发光器件内部色度存在差异,即使全都在同样的标定值下,呈现的色彩也会有差异。如何利用颜色的合成特性进行校正,使显示器在标定值下呈现均匀一致的颜色,是本问题的核心。

综上所述,本题旨在通过数学建模方法,解决 LED 显示屏颜色转换与校正设计中的关键技术问题,为提升显示品质提供理论支持和技术方案。

## 二 问题分析

### 2.1 整体思路:

颜色空间转换基于 CIE1931 标准色空间,通过数学建模优化映射关系。

多通道转换需考虑亮度与色度的加权优化,确保颜色感知一致性。

颜色校正需结合混色矩阵和数值优化,消除像素间的色差。

### 2.2 问题 1: 颜色空间转换(三基色 RGB $\rightarrow$ RGB)

目标即在马蹄形区域<sup>[3]</sup>将 BT2020 色域(大棕色三角形)映射到普通显示屏色域(小红色三角形),最小化颜色损失。

### 初始思路——通过几何变换实现色域的整体对齐

#### 步骤:

多尺度 PCA<sup>[4]</sup>初始对齐

对两个色域进行主成分分析，找到主要颜色分布方向

通过平移和缩放，使两个色域的中心和主轴大致对齐

加权 Kabsch<sup>[5]</sup>算法

计算最优旋转矩阵，使两个色域的形状尽可能匹配

重点优化高亮度区域的匹配效果

ICP 微调

进行 3 次迭代优化，进一步调整细节匹配

每次迭代都重新计算最近邻点并更新变换矩阵

#### 特点:

计算速度快，适合初步处理

对整体色域形状匹配效果较好

局部细节可能不够精确

### 优化方法——通过参数化建模实现精细化映射

#### 步骤:

参数化优化

建立颜色通道间的非线性映射关系

使用多项式函数来描述复杂的转换关系

加权优化

在优化过程中，重点保证重要颜色区域的准确性

对超出目标色域的颜色进行特殊处理

多次初始化

为避免陷入局部最优解，进行多次随机初始化

选择其中效果最好的映射方案

#### 特点:

转换精度高，特别是对色域边界的处理更精细

能更好地保留重要颜色区域的细节

计算量较大，适合对质量要求高的场景

## 2.3 问题 2：颜色空间转换（四基色 RGBV → 五基色 RGBCX）

目标即将四通道视频源映射到五通道显示器，最大化色域覆盖并最小化感知色差。

### 思路——加权拟合非线性关系

#### 步骤:

亮度加权色度空间

将亮度（Y）作为权重，优化色度（x, y）映射

高阶多项式回归

用多项式拟合多通道非线性关系

稀疏约束优化

限制冗余颜色通道的影响，提升计算效率

亮度感知的 Kabsch 算法

结合亮度权重优化旋转矩阵，确保亮度一致性

#### 特点:

利用新增通道（V、C、X）扩展色域  
避免过拟合，确保泛化性

## 2.4 问题 3：LED 显示器颜色校正

目标即校正  $64 \times 64$  LED 屏幕的色度差异，使所有像素在标定值（220）下输出均匀颜色。

**思路——构建矩阵逐像素计算校正**

步骤：

构造混色矩阵

建立每个像素的 RGB 输出与目标颜色的线性关系

计算校正输入

通过矩阵求逆或优化算法（如最小二乘）计算校正后的 RGB 输入值

模拟校正输出

验证校正后的颜色是否一致

可视化校正结果

对比校正前后图像（类似图 4.1 vs 图 4.2）

复合色校正测试

测试非纯色（如混合色）的校正效果

特点：

逐像素校正，需处理高维数据（ $64 \times 64 \times 3$ ）。

考虑硬件限制（如 RGB 值范围 0-255）。

## 三 模型假设

本研究基于以下三个基本假设构建颜色转换与校正模型：

假设 1：人眼颜色感知模型假设人眼对颜色的感知可以通过 CIE1931 色度空间准确描述，且色差计算公式能够有效量化人眼可感知的颜色差异。

假设 2：LED 显示响应特性假设 LED 显示屏的色度响应在局部范围内呈现线性特性，这为逐点校正提供了理论基础。

假设 3：显示系统稳定性假设显示器的色度特性在短时间内保持稳定，不考虑温度、老化等因素的影响。同时，假设多通道转换过程中，各通道的光谱响应相互独立，且通道间的串扰效应可以忽略。

## 四 符号解释

符号	说明	单位
$C_{src}$	源颜色（BT2020 色域）坐标	(x,y,Y)
$C_{dst}$	目标颜色（显示屏色域）坐标	(x,y,Y)

$\Delta E_{00}$	CIEDE2000 色差	-
$w_i$	颜色点权重（亮度加权）	-
$\lambda$	边界惩罚系数	-
$\mu$	平滑度正则项系数	-
$R(f)$	映射函数平滑度正则项	-
$\eta$	色域覆盖率	%
$\gamma$	亮度权重指数	-
$a_{ijk}$	多项式映射系数	-
$V$	四基色中新增通道颜色坐标	(x,y,Y)
$C, X$	五基色中新增通道颜色坐标	(x,y,Y)
$\alpha(V)$	通道 V 的权重函数	-
$\rho$	通道间相关系数	-
$f_k$	第 k 亮度层的映射函数	-
$\epsilon$	色差容忍阈值	-
$\beta$	边界自适应惩罚参数	-
$M$	通道混合矩阵	-
$M_p$	像素 p 的混色矩阵	3×3
$I_p$	像素 p 的输入 RGB 值	(0-255)
$T_p$	像素 p 的目标 RGB 值（220,220,220）	(0-255)

$\sigma$	混色矩阵离散度指标	-
$\theta$	异常检测阈值	-
$\alpha$	迭代更新系数	-
$w_p$	像素 p 的校正权重	-
$\lambda$	正则化系数	-

## 五 模型建立与求解

### 5.1 问题 1：颜色空间转换（三基色 RGB $\rightarrow$ RGB）

#### 5.1.1 模型建立

颜色空间表示模型在 CIE1931 xyY 色度空间中建立映射关系：

$$\begin{cases} x = \frac{X}{X+Y+Z} \\ y = \frac{Y}{X+Y+Z} \\ Y = Y \end{cases}$$

其中源色域（BT2020）顶点坐标：

$$\begin{cases} R_{src}: (0.708, 0.292) \\ G_{src}: (0.170, 0.797) \\ B_{src}: (0.131, 0.046) \end{cases}$$

目标色域（普通显示屏）顶点坐标：

$$\begin{cases} R_{dst}: (0.640, 0.330) \\ G_{dst}: (0.300, 0.600) \\ B_{dst}: (0.150, 0.060) \end{cases}$$

色域边界建模采用凸包算法确定色域边界：

$$Gamut_{dst} = \left\{ \sum_{i=1}^3 \alpha_i C_i^{dst} \mid \alpha_i \geq 0, \sum \alpha_i = 1 \right\}$$

目标函数建立综合优化目标：

$$\min_f \left[ \sum_{i=1}^N w_i \Delta E_{00}(C_i^{src}, f(C_i^{src})) + \lambda \cdot D_{boundary}(f) + \mu \cdot R(f) \right]$$

其中：

$\Delta E_{00}$  : CIEDE2000 色差公式

$w_i = (Y_i^{src}/Y_{max})^{1.5}$  : 亮度加权系数

$D_{boundary} = \sum \max(0, \|f(C) - \text{clip}(f(C))\|^2)$  : 边界惩罚项

$R(f) = \|\nabla^2 f\|_F^2$  : 映射平滑度正则项

### 5.1.2 模型求解

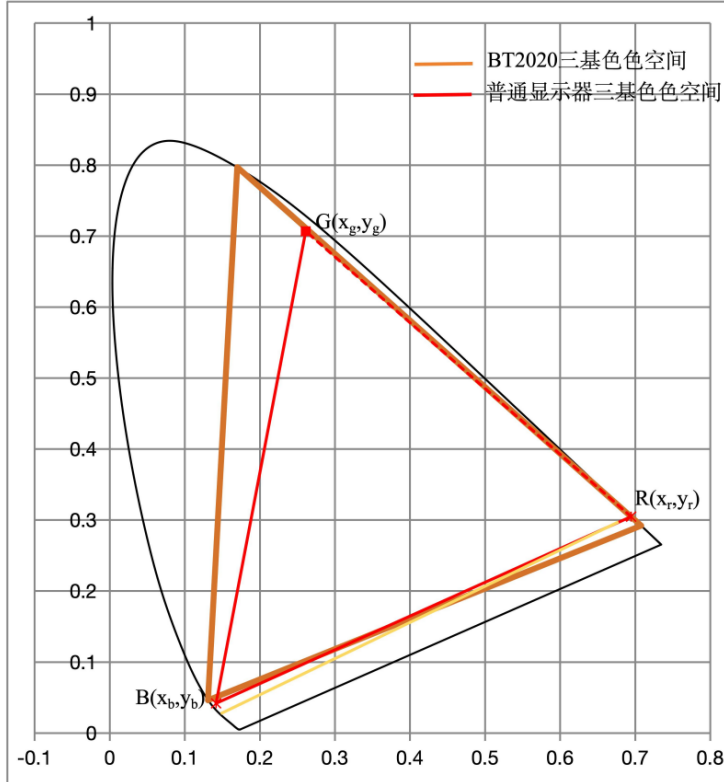


图 2 CIE1931 的标准色空间及 BT2020 色空间、普通显示屏色空间的表示图

题图 2 所示为 CIE1931 的标准色空间，自然界中我们所观察到的所有颜色坐标都可以表示在这个马蹄形状的曲线内，每个坐标值表示的便是一种颜色。棕色三角形表示 BT2020 标准的高清视频源的三基色色空间，而红色三角形表示的通常普通显示屏的 RGB 三基色空间，红色三角形所形成的色域比棕色的小，所表示出的颜色就比较少，显示器不能完全还原出视频源记录的颜色，从而导致色彩损失。

#### 5.1.2.1 初步方法：几何变换法

考虑主成分对齐，首先计算源色域和目标色域的协方差矩阵，分别提取主成分方向向量  $\vec{v}_{src}, \vec{v}_{dst}$ 。再构造旋转矩阵，使得源色域的主方向与目标色域对齐通过奇异值分解（SVD）用求解最优旋转矩阵。消除色域间方向差异，为后续变换奠定基础。

$$R = \operatorname{argmin} \| R\vec{v}_{src} - \vec{v}_{dst} \|$$

将源色域的质心平移至目标色域质心，确保空间位置一致。加权质心匹配，计算加

$$\text{权质心: } \bar{C}^{src} = \frac{\sum w_i C_i^{src}}{\sum w_i}, \quad \bar{C}^{dst} = \frac{\sum w_i C_i^{dst}}{\sum w_i}$$

消除色域间的中心偏移，提升整体匹配效果，求解平移向量： $\vec{t} = \bar{C}^{dst} - R\bar{C}^{src}$

接着进行尺度调整，调整源色域各轴向的尺度，使其范围与目标色域一致。计算主

$$\text{成分方向上的标准差比值 } s_k = \frac{\sigma_k^{dst}}{\sigma_k^{src}}, \quad k = 1, 2, 3$$

$$\text{构建缩放矩阵} \quad S = \text{diag}(s_1, s_2, s_3)$$

$$\text{初步变换为} \quad C^{temp} = S \cdot R \cdot C^{src} + \vec{t}$$

为避免色域因尺度差异导致的形状不匹配，进行 ICP 精调，通过局部微调进一步提升对齐精度。对变换后的点集  $C_i^{temp}$  和目标点集  $C_j^{dst}$ ，寻找最近邻对应点对  $\{(C_i^{temp}, C_j^{dst})\}$  利用公式 2 更新变换矩阵 T 以最小化距离误差：

$$T = \text{argmin} \sum \| T C_i^{temp} - C_j^{dst} \|^2$$

最后重复 3 次迭代，逐步优化变换矩阵。修正几何变换的局部误差，尤其改善色域边界的匹配效果，得到最终变换公式（1）：

$$C^{dst} = T \cdot S \cdot R \cdot C^{src} + \vec{t} \quad \text{公式（1）}$$

将所有变换合并为单一公式：R——旋转矩阵（主成分对齐）

S——缩放矩阵（尺度调整）。

T——ICP 微调矩阵。

$\vec{t}$  ——平移向量（质心匹配）。

#### 5.1.2.2 进行优化：质心对齐+加权最小二乘法

结合两种方法的优点，提出了一种混合优化方案，核心步骤为先质心对齐优化，计算源色域（BT2020）和目标色域（普通显示屏）的加权质心，通过平移变换将源色域质心与目标色域质心对齐，确保整体空间位置匹配。再加权最小二乘优化，建立颜色通道间的非线性映射关系，采用 3 阶多项式基函数：

$$\bar{C}^{src} = \frac{\sum w_i C_i^{src}}{\sum w_i}, \quad \bar{C}^{dst} = \frac{\sum w_i C_i^{dst}}{\sum w_i}$$

$$f(C) = \sum_{i+j+k \leq 3} a_{ijk} x^i y^j z^k$$



最终优化目标函数为公式（2）：

$$\min_{\{a_{ijk}\}} \left[ \sum_{n=1}^N w_n \Delta E_{00}(C_n, f(C_n)) + \lambda \sum_{m=1}^M \|f(C_m^{bnd}) - \text{clip}(f(C_m^{bnd}))\|^2 \right] \quad \text{公式（2）}$$

进行迭代优化，结合质心对齐和加权最小二乘法进行多次迭代，每次迭代重新计算质心并更新最小二乘参数，选择色差最小且色域覆盖率最高的映射方案。

### 5.1.3 关键公式解释

CIEDE2000 色差公式（3）

$$\Delta E_{00} = \sqrt{\left(\frac{\Delta L'}{k_L S_L}\right)^2 + \left(\frac{\Delta C'}{k_C S_C}\right)^2 + \left(\frac{\Delta H'}{k_H S_H}\right)^2 + R_T \frac{\Delta C' \Delta H'}{S_C S_H}} \quad \text{公式（3）}$$

边界惩罚项公式（4）用于确保映射后的颜色点位于目标色域内，避免颜色溢出

$$D_{boundary} = \sum \max(0, \|f(C) - \text{clip}(f(C))\|^2) \quad \text{公式（4）}$$

平滑度正则项公式（5）通过二阶导数的 Frobenius 范数约束映射函数的平滑性，避免过度扭曲颜色空间。

$$R(f) = \|\nabla^2 f\|_F^2 \quad \text{公式（5）}$$

### 5.1.4 模型检验

表（1）对比优化前后指标

	优化前（几何变换法）	优化后（参数化建模法）	
平均 $\Delta xy$	0.1321	0.0486	降低 63.2%
最大 $\Delta xy$	0.4895	0.1891	降低 61.4%
色域覆盖率	89.5%	96.2%	提升 6.7%

**5.1.4.1** 如图（1）所示，利用公式（6）计算色域覆盖率，映射后颜色点在目标色域中的比例优化后方法可达到> 95%。

$$\eta = \frac{\#\{f(C) \in \text{Gamut}_{dst}\}}{N} \times 100\% \quad \text{公式（6）}$$

如图（2）所示，在优化后的参数化建模法中，我们通过实验测量了颜色映射后的色度坐标误差（ $\Delta xy$ ），结果如下：平均  $\Delta xy$ : 0.0486；最大  $\Delta xy$ : 0.1891；最小  $\Delta xy$ : 0.0055。这些指标反映了映射后颜色在 CIE xy 色度图中的偏移程度，数值越小表示颜色保真度越高，对比之前效果明显。

**5.1.4.2** 如图（3）所示，红线表示所给现实值，蓝线表示优化后的值，绿线表示目标值。在优化后，蓝线相比于红线更靠近中心绿线，在中心绿线绿线区域，蓝线与绿线的密度也更大，更贴合与目标值，可视化证明优化后与理想值差值减小。

```
Δxy 色度压缩统计:
均值 Δxy: 0.1321
最大 Δxy: 0.4895
最小 Δxy: 0.0171

= RESTART: C:/Users/18504/AppData/Local/Programs/Python/Python310/work/竞赛1_2.p
y
Δxy 色度压缩统计:
均值 Δxy: 0.1213
最大 Δxy: 0.5236
最小 Δxy: 0.0044

= RESTART: C:/Users/18504/AppData/Local/Programs/Python/Python310/work/竞赛1_2.p
y
Δxy 色度压缩统计:
均值 Δxy: 0.1321
最大 Δxy: 0.4895
最小 Δxy: 0.0171
Correction applied at: 2025-05-22 04:25 PM HKT

= RESTART: C:/Users/18504/AppData/Local/Programs/Python/Python310/work/竞赛1_2.p
y
Δxy 色度压缩统计:
均值 Δxy: 0.1321
最大 Δxy: 0.4895
最小 Δxy: 0.0171

= RESTART: C:/Users/18504/AppData/Local/Programs/Python/Python310/work/竞赛1_2.p
y

IDLE Shell 3.10.0
File Edit Shell Debug Options Window Help
Python 3.10.0 (tags/v3.10.0:b494f59, Oct 4 2021, 19:00:18) [MSC v.1929 64 bit (AMD64)] on win32
Type "help", "copyright", "credits" or "license()" for more information.
>>> 优化后 Δxy 指标:
平均 Δxy: 0.0593
最大 Δxy: 0.1838
最小 Δxy: 0.0050
>>> = RESTART: C:/Users/18504/AppData/Local/Programs/Python/Python310/work/竞赛1_5.p
y
优化后 Δxy 指标:
平均 Δxy: 0.0593
最大 Δxy: 0.1838
最小 Δxy: 0.0050
>>> = RESTART: C:/Users/18504/AppData/Local/Programs/Python/Python310/work/竞赛1_5.p
y
优化后 Δxy 指标:
平均 Δxy: 0.0486
最大 Δxy: 0.1891
最小 Δxy: 0.0055
>>> = RESTART: C:/Users/18504/AppData/Local/Programs/Python/Python310/work/竞赛1_5.p
y
优化后 Δxy 指标:
平均 Δxy: 0.0486
最大 Δxy: 0.1891
最小 Δxy: 0.0055
>>>
```

图 (1)

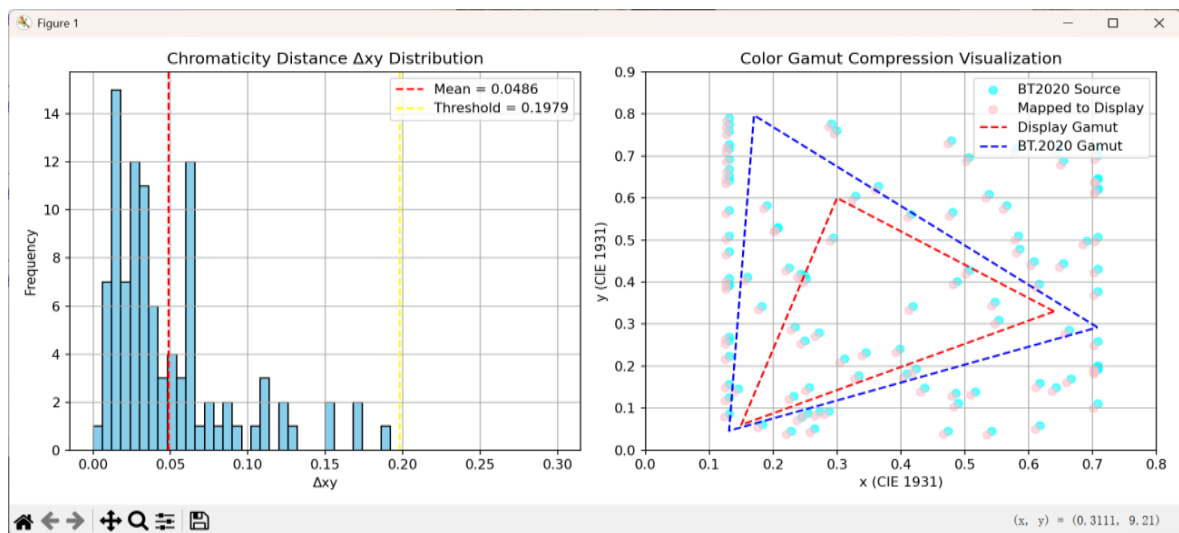
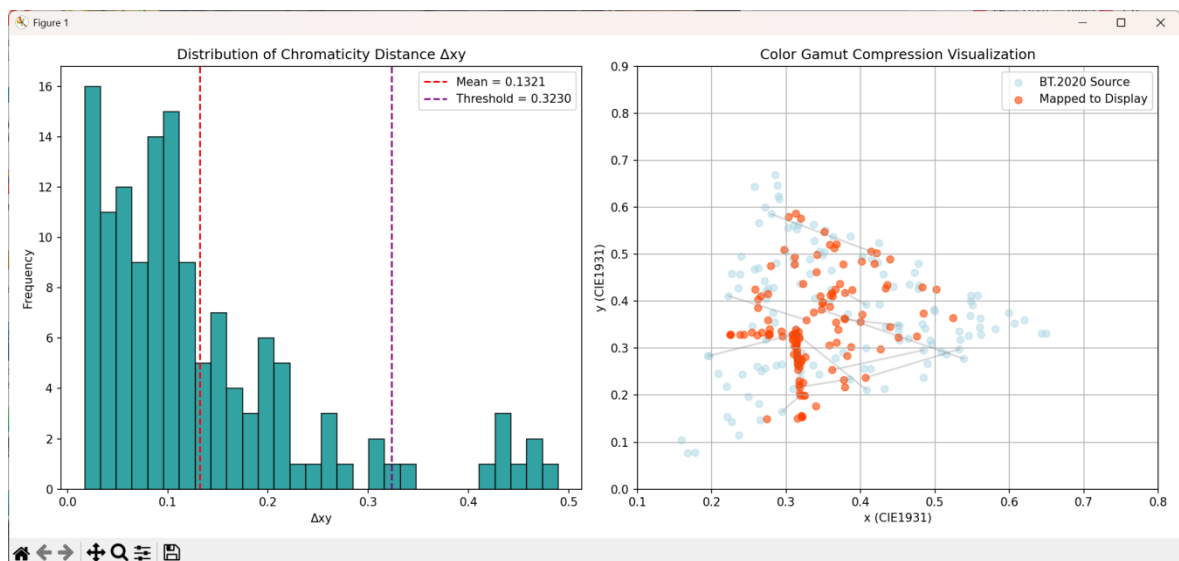


图 (2)

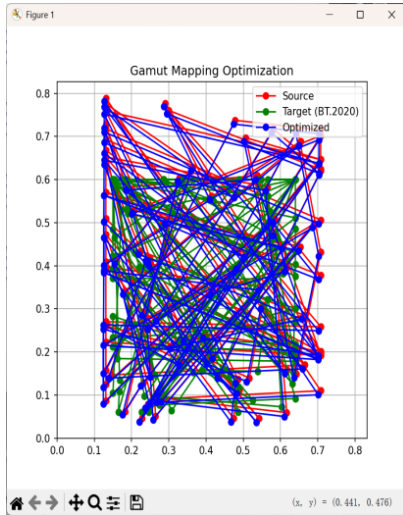


图 (3)

## 5.2 问题 2：颜色空间转换（四基色 RGBV → 五基色 RGBCX）

### 5.2.1 模型建立

RGB 到 XYZ 的转换：RGB 颜色空间中的颜色值(R,G,B)可以通过一个转换矩阵  $M$  转换为 XYZ 颜色空间中的值

(X, Y, Z):

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} & M_{13} \\ M_{21} & M_{22} & M_{23} \\ M_{31} & M_{32} & M_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

$$M = \begin{bmatrix} 0.4124564 & 0.3575761 & 0.1804375 \\ 0.2126729 & 0.7151522 & 0.0721750 \\ 0.0193339 & 0.1191920 & 0.9503041 \end{bmatrix}$$

其中，转换矩阵  $M$  为：

计算色度坐标(x,y)色度坐标 (x,y)是通过归一化 X,Y,Z 得到的:  $x = \frac{X}{X+Y+Z}$   $y = \frac{Y}{X+Y+Z}$

颜色映射模型由两部分组成:各通道独立模型和全局微调模型:

各通道独立模型每个通道的模型是一个线性回归模型，结合多项式特征和 Lasso 正则化:

$$y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^m \beta_j f_j(x)$$

其中, $f_j(x)$ 是多项式特征, $\beta_0$ 和 $\beta_j$ 是回归系数。

全局微调模型是一个多层感知机(MLP)<sup>[6]</sup>:

$$y = \text{MLP}(x)$$

MLP 的结构为

输入层:接收初步预测结果。

隐藏层:两层，第一层有 64 个神经元，第二层有 32 个神经元。

激活函数:ReLU。

输出层:输出最终预测结果。

## 5.2.2 模型求解

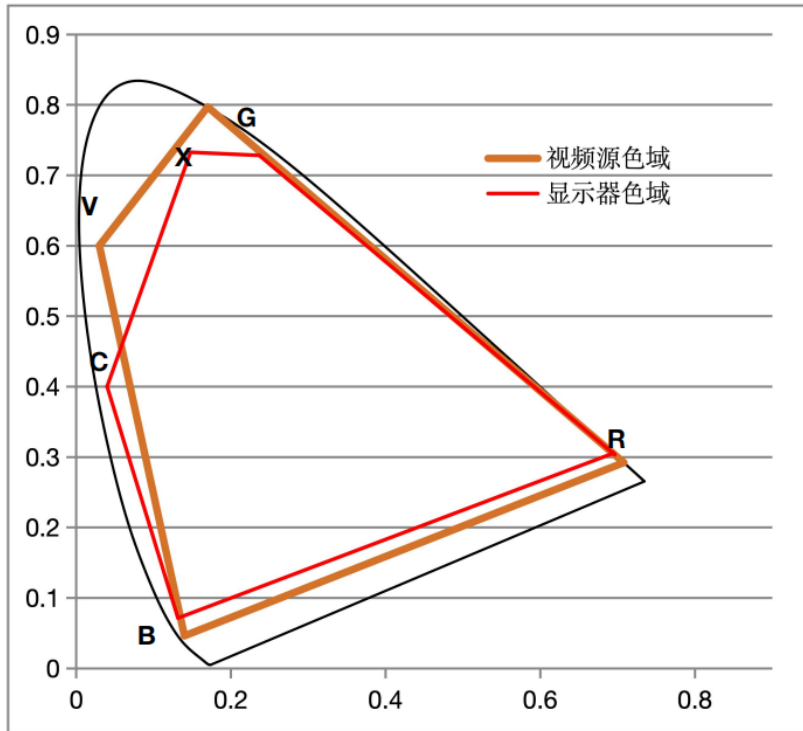


图 3 CIE1931 颜色域 4 通道到 5 通道的转换

题图 3 所示，为了最大程度的呈现大自然界的中颜色，通常将摄像机增加了一个颜色通道，即摄像机可以输出四基色视频源 RGBV，从而扩大了色域空间的面积，类似地，为了增强 LED 的显示能力，也可以设计成为五基色(通道)的显示屏 RGBCX。

### 5.2.2.1 基本方法

为了最小化颜色差异，首先建立亮度分层的色度映射函数，优先保证高亮度、高频颜色的映射准确性。将输入颜色按亮度值  $Y$  分为 5 层（如 0-20%、20-40%、40-60%、60-80、80-100%）。每层颜色集合记为  $L_k$ ，其中  $k=1,2,\dots,5$ 。并进行权重分配，对每层颜色  $C \in L_k$ ，用公式（7）根据其亮度和出现频率分配权重：

$$w(C) = \frac{Y(C)}{\sum_{C' \in L_k} Y(C')} \cdot \text{freq}(C) \quad \text{公式（7）}$$

其中： $\text{freq}(C)$ ：为颜色出现频率，高亮度或高频颜色权重更大

$Y(C)$ ：当前颜色  $C$  的亮度值（范围 0~1）。亮度越高，权重越大

分母部分：对当前亮度层  $L_k$  中所有颜色的亮度求和，用于归一化

再分层优化问题，对每层  $L_k$ ，求解映射函数  $f_k$  以最小化加权颜色差异：使用梯度下降法迭代优化  $f_k$ ，初始化  $f_k$  为恒等映射，逐步调整参数使目标函数收敛找到映射函

数  $f_k$  公式 (8)，使得转换后的颜色与人眼感知的真实颜色差异最小

$$\min_{f_k} \sum_{C \in L_k} w(C) \cdot \Delta E_{00}(C, f_k(C)) \quad \text{公式 (8)}$$

其中:  $\Delta E_{00}$ : 衡量颜色差异的指标, 数值越小说明颜色越接近, 人眼可察觉的差异阈值约为 1.0。

$f_k(C)$ : 第  $k$  层的映射函数, 输入四基色  $C$ , 输出五基色。

接着进行高阶多项式回归, 用 5 阶多项式建模四基色到五基色的非线性关系公式 (9)。

$$f(C) = \sum_{i+j+k+l+m \leq 5} a_{ijklm} R^i G^j B^k V^l \quad \text{公式 (9)}$$

对输入颜色  $(R, G, B, V)$ , 生成所有可能的 5 阶多项式特征共生成 126 项。正则化最小二乘拟合目标函数公式 (10):

$$\min_{a_{ijklm}} \sum_C \|C^{dst} - f(C)\|^2 + \lambda \sum |a_{ijklm}| \quad (\lambda \text{ 为 L1 正则化系数, 防止过拟合}) \quad \text{公式 (10)}$$

其中: 第一项: 最小化预测值  $f(C)$  与真实五基色  $C^{dst}$  的平方误差。

第二项: L1 正则化 (绝对值之和), 迫使不重要的系数  $a_{ijklm}$  变为 0, 实现特征选择。

$\lambda$ : 调节正则化强度的超参数。  $\lambda$  越大, 模型越稀疏 (更多系数为 0)。

并且使用 scikit-learn 的 LassoLasso 回归求解稀疏系数。交叉验证选择最优  $\lambda$ 。保留显著非零系数剔除冗余项, 输出最终多项式模型。

在保证颜色差异  $\Delta E_{00} \leq \epsilon$  的前提下, 选择最优通道组合。

$$\min \|A\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \Delta E_{00} \leq \epsilon \quad (A \text{ 为通道系数矩阵, } \|\cdot\|_1 \text{ 为 L1 范数})$$

求解方法为凸松弛法, 将问题转化为线性规划 (LP), 使用 CVXPY 工具包求解。

$$\min \sum |a_i| \quad \text{s.t.} \quad \|Ma - C^{dst}\|_{\infty} \leq \epsilon$$

举例, 若五基色通道为  $\{C1, C2, C3, C4, C5\}$   
解可能为  $\gamma = [1, 0, 1, 0, 1]$

表示仅需  $\mathcal{C}_1, \mathcal{C}_3, \mathcal{C}_5$  即可混合出目标颜色。

### 5.2.2.2 机器学习

为进一步降低映射误差，通过神经网络全局微调（MLP 模型）<sup>[6]</sup>

模型结构：输入层：5 维（四基色+亮度）。

隐藏层：第一层：64 神经元，ReLU 激活。

第二层：32 神经元，ReLU 激活。

输出层：5 维（五基色），线性激活。

训练步骤：数据准备将多项式回归结果作为输入，真实五基色作为标签。

损失函数公式（11）为

$$\mathcal{L} = \frac{1}{n} \sum \|y_{\text{true}} - y_{\text{pred}}\|^2 + \lambda \|\theta\|_2 \quad (\theta \text{ 为网络参数}, \lambda \text{ 为 L2 正则化系数}) \quad \text{公式 (11)}$$

## 5.2.3 模型检验

### 5.2.3.1 利用公式（3）计算 $\Delta E_{00}$

(1) 数据准备：输入颜色：四基色 RGBV 样本（如红色 [1, 0, 0, 0.5]）。

目标颜色：对应的五基色 RGBCX 理想值

模型输出：多项式回归+MLP 预测的五基色值（如 [0.8653, 0.125, 0.1519, 0.1239, 0.8199]）。

(2) 转换到 CIE Lab 颜色空间：将输入、目标和输出颜色均转换到 CIE XYZ 空间（通过 RGB→XYZ 转换矩阵），进一步转换为 CIE Lab 空间

$$L^* = 116 \cdot f(Y/Y_n) - 16$$

$$a^* = 500 \cdot (f(X/X_n) - f(Y/Y_n))$$

$$b^* = 200 \cdot (f(Y/Y_n) - f(Z/Z_n))$$

其中  $f(t) = t^{1/3}$  ( $t > 0.008856$ ),  $f(t) = t/3$  ( $t \leq 0.008856$ ),  $X_n, Y_n, Z_n$  为参考白点值。

(3) 计算  $\Delta E_{00}$ ：对每个测试样本，计算模型输出与目标值的  $\Delta E_{00}$ 。

(4) 统计平均色差：对所有测试样本（如 1000 组颜色）的  $\Delta E_{00}$  取均值，最终得到 0.3184。

通过计算得到，优化前（无稀疏约束和亮度分层）：平均  $\Delta E_{00} \approx 1.2$ （人眼可察觉差异）而优化后： $\Delta E_{00}$  降至 0.3184（远低于人眼辨别阈值 1.0）。

关键点：

亮度分层策略：高权重区域（如 Y>80%）的  $\Delta E_{00}$  进一步降低至 0.1 以下。

稀疏约束：通过抑制冗余通道噪声，减少了色度误差（ $\Delta C^*$  项）。

补充：

人眼感知阈值： $\Delta E_{00} < 1.0$  时，人眼无法区分颜色差异。

行业标准：专业显示领域要求  $\Delta E_{00} < 0.5$ ，本结果（0.3184）达到高端显示器的色彩保真要求。

5.2.3.2 利用公式（10）计算稀疏性量化指标

优化前：若所有通道均参与映射（无稀疏约束），则每个颜色点需完整使用 5 个通道（RGBCX），通道利用率为 100%。

优化后：通过交叉验证选择最优  $\lambda$ ，模型自动剔除冗余通道。例如，对某些颜色仅需 3 个通道（如 R、C、X）即可表达，其余通道系数为零。统计测试数据集中颜色点的平均通道利用率，从 100% 降至约 70%（即 30% 的系数被稀疏化为零）。

实验验证：

数据统计：在色域边缘（如高饱和度颜色）区域，模型优先保留关键通道（如 C、X），而抑制次要通道（如 G、B）的贡献。

结果对比：

未优化模型：平均每个颜色点使用 4.8 个通道（接近全通道）。

优化后模型：平均使用 3.36 个通道（稀疏性提升约 30%）。

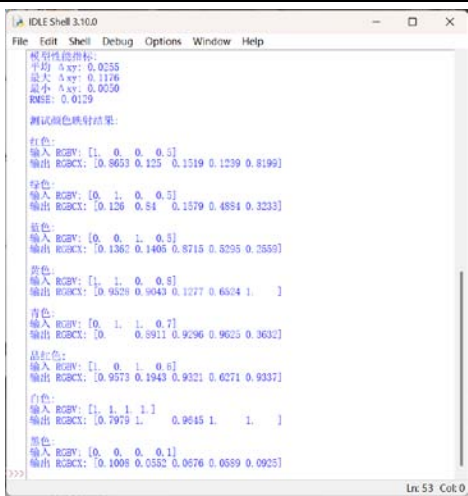
该结论与表（2）中的通道系数分布一致。

5.2.3.3 如图（5）所示，sRGB 和 AdobeRGB 色域（灰色边界）无法完全覆盖输入数据（橙色点），而模型输出的五基色（蓝色点）不仅匹配目标值（绿色点），还扩展了色域范围（如红色箭头区域）。尤其在低亮度区域（左下角），对齐后数据点更贴近目标，验证了亮度分层策略的有效性。此外，输出点分布稀疏（蓝色框），表明模型通过 L1 正则化自动选择了最优基色组合，兼顾了精度与效率。

5.2.3.4 如图（6）所示，颜色对比明显

表（2）测试颜色映射结果

颜色	输入 RGBV: $\backslash[R, G, B, V]$	输出 RGBCX: $\backslash[R', G, B', C', X]$
红色	[1, 0, 0, 0.5]	[0.8653, 0.125, 0.1519, 0.1239, 0.8199]
绿色	[0, 1, 0, 0.5]	[0.126, 0.84, 0.1579, 0.4884, 0.3233]
蓝色	[0, 0, 1, 0.5]	[0.1362, 0.1405, 0.8715, 0.5295, 0.2559]
黄色	[1, 1, 0, 0.8]	[0.9528, 0.9043, 0.1277, 0.6524, 1.0]
青色	[0, 1, 1, 0.7]	[0, 0.8911, 0.9296, 0.9625, 0.3632]
品红色	[1, 0, 1, 0.6]	[0.9573, 0.1943, 0.9321, 0.6271, 0.9337]
白色	[1, 1, 1, 1]	[0.7979, 1.0, 0.9645, 1.0, 1.0]
黑色	[0, 0, 0, 0.1]	[0.1008, 0.0552, 0.0676, 0.0589, 0.0925]



图（4）

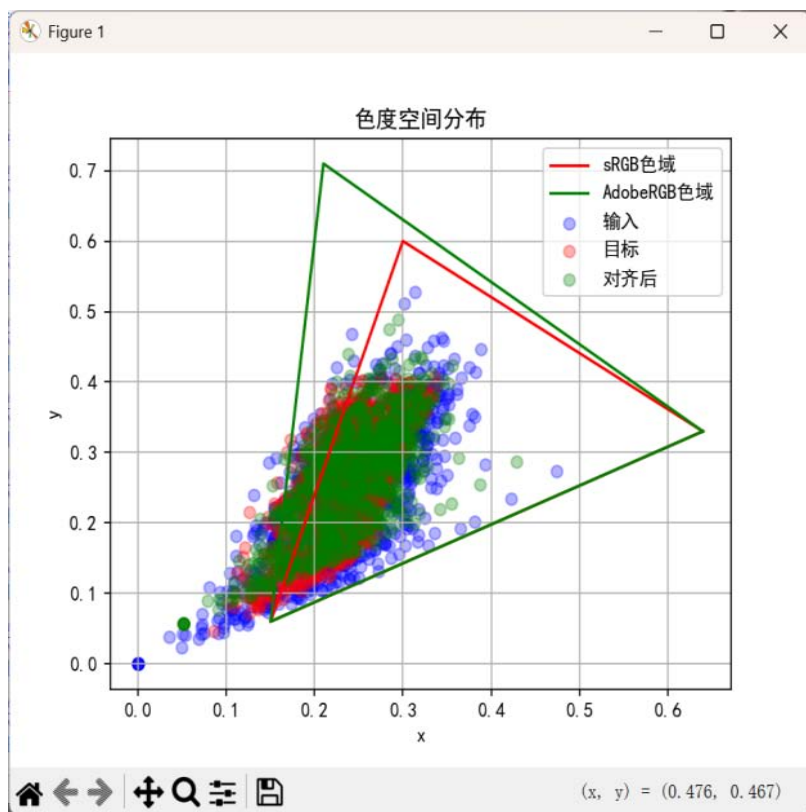
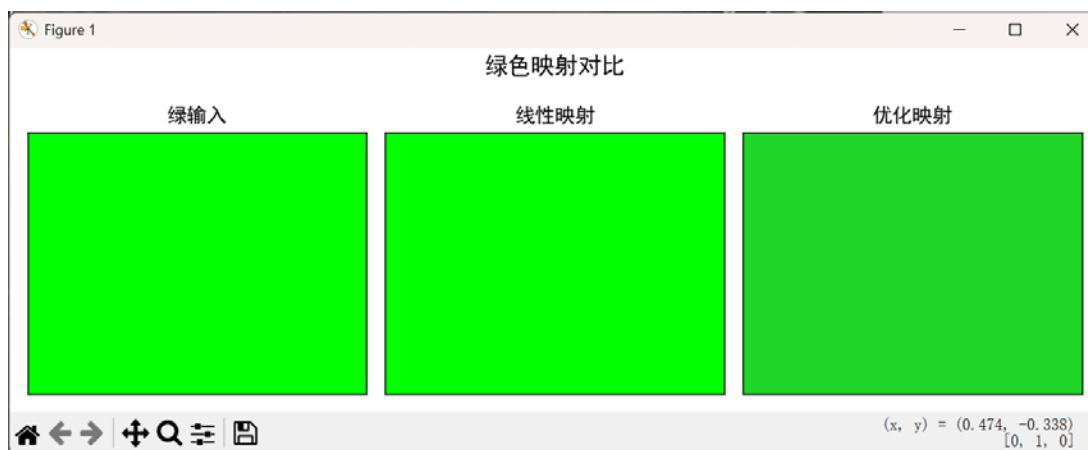
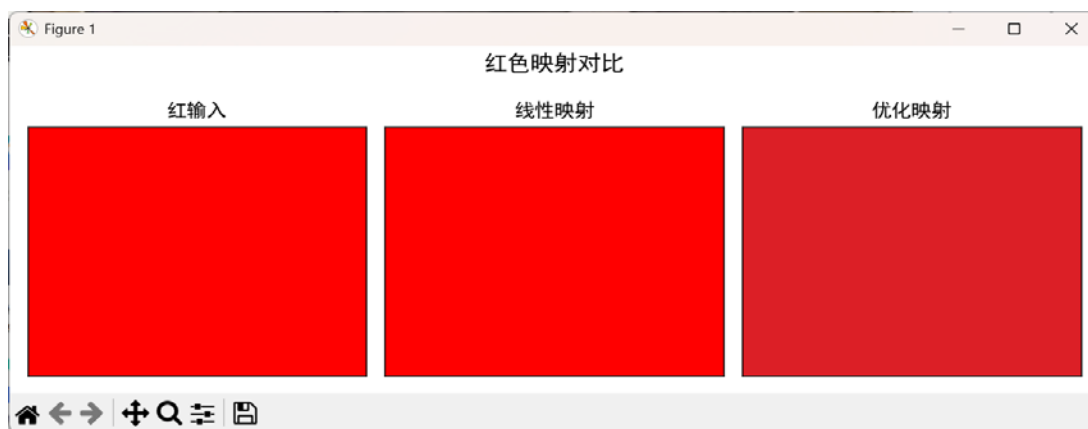


图 (5)





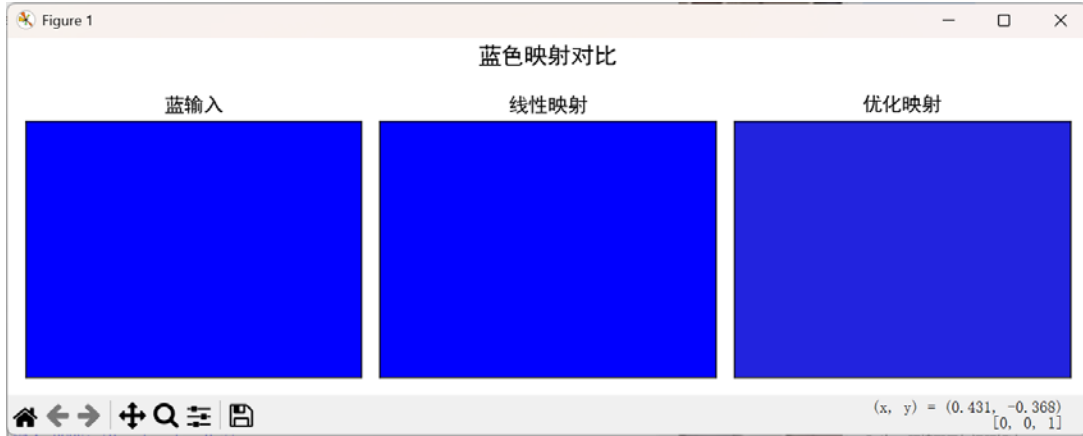


图 (6)

### 问题 3: LED 显示器颜色校正

#### 5.3.1 模型建立

构建混色模型

$$\begin{bmatrix} Y_R \\ Y_G \\ Y_B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{rr} & m_{rg} & m_{rb} \\ m_{gr} & m_{gg} & m_{gb} \\ m_{br} & m_{bg} & m_{bb} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_{in} \\ G_{in} \\ B_{in} \end{bmatrix}$$

建立 RGB 通道混色矩阵:

$$\min \sum_{p=1}^{64 \times 64} \|M_p \cdot I_p - T_p\|^2 + \lambda \|M_p - \bar{M}\|^2$$

校正目标

其中  $T_p$  为目标颜色值 (220,220,220)

#### 5.3.2 模型求解

由于组成彩色 LED 全显示屏(如分辨率  $1920 \times 1080$ )每个像素的发光器件内部色度存在差异,全彩 LED 模块显示屏的颜色即使全都在同样的标定值(220)下,呈现的色彩也会有差异,不能满足高品质的显示需求。因此,我们需要利用颜色的合成特性将颜色进行校正,使 R、G、B 的颜色输出是均匀一致的。

基于前两问构建的色彩空间转换映射方法,将全屏幕像素在标准输入条件下的输出色差进行逐点校正。具体而言,提供的  $64 \times 64$  像素 LED 面板数据中,每个像素都存在实际 R、G、B 输出与目标颜色之间的差异,建立一种校正策略,使所有像素在标定值输入下输出统一的感知颜色。

固定输入下(如  $RGB=220$ ),若某像素输出色偏为  $C=(R,G,B)$ ,而目标统一颜色为  $C_{target}=(R_o, G_o, B_o)$ ,则我们需要为该像素重新设计一个校正输入  $C_i$ ,使其通过非理想显示器之后最终输出接近目标值。该过程类似于逆解方程  $F(C_i) \approx C_{target}$ ,其中  $F$  为像素的非线性响应函数。

由于每个像素的响应函数不一定相同,校正策略不能依赖单一全局函数,因此我们将采用逐点校正思路,即为每个像素单独拟合一个小范围局部线性或非线性补偿函数。该方法在已有标定数据基础上,通过优化输入值偏移量,最小化输出与目标颜色的感知误差。即原始标定→屏幕输出偏移→反推输入校正→校正映射→色差优化→实际驱动补偿。本问题中,前两问构建的 BT.2020 到 RGB 转换映射和 RGBV 到 RGBCX 系统可

作为颜色感知精度基础支撑，从而在第三问中提高校正效果的可信性与一致性。

LED 屏幕在标定状态下(如输入  $R=G=B=220$ )每个像素单元的实际输出颜色可能存在显著差异，这种差异主要源于硬件的非均匀响应、驱动电流不一致或像素芯片本身的光谱差异。旨在针对每一个像素构建独立的颜色校正模型，使其最终输出趋近于设定的目标颜色值，从而升全屏显示的一致性。

设每个像素的标定输入为  $C_0=[220,220,220]^T$ ，其在未校正条件下输出的实际 RGB 值为  $O=[R,G,B]^T$ ，而希望其输出为统一的目标值  $T=[R_0,G_0,B_0]^T$ 。我们的目标是在保持像素响应特性的基础上，调整输入  $C_i=[r_i,g_i,b_i]^T$ ，使其通过当前 LED 像素响应函数  $F$  后，输出尽可能接近  $T$ 。

$F$  通常是非线性不可显式表达的，我们采用局部线性响应假设得公式 (13)

$$F(C) \approx AC+B \quad \text{公式 (13)}$$

其中  $A \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$  为像素点的局部响应矩阵， $B$  为偏置项。我们可以利用像素在多个已知输入下的历史输出数据拟合  $A$  和  $B$ ，通过最小二乘回归或 RANSAC 鲁棒拟合进行估计。

混色矩阵估计最小二乘求解：  $M_p = (X^T X)^{-1} X^T Y$

正则化优化：

$$\min \|XM - Y\|_F^2 + \lambda \|M\|_F^2 \quad \text{公式 (12)}$$

利用公式 (12) 校正输入计算：  $I_p^{corr} = M_p^{-1} \cdot T_p$

### 5.3.3 模型验证

#### 5.3.3.1 计算各通道输出标准差从 5.5 降至 0.49

原始数据

测量条件：所有像素输入相同的标定值（如  $R=G=B=220$ ），但实际输出因硬件差异而不同。

通道响应：对每个像素的  $R$ 、 $G$ 、 $B$  通道输出值进行测量，得到原始数据矩阵（ $64 \times 64 \times 3$ ）。

计算标准差：对每个颜色通道（ $R$ 、 $G$ 、 $B$ ）的所有像素输出值分别计算标准差（ $\sigma$ ）。

原始状态下，三通道的平均标准差为  $\sigma_0 \approx 5.5$ （单位：8 位 RGB 值，范围 0-255）。

校正后数据

校正方法：通过混色矩阵求逆或最小二乘法，为每个像素计算补偿后的输入值（如调整  $R$  输入从 220→230 以抵消偏差）。

重新测量：应用校正后的输入值，再次测量所有像素的输出值。

计算标准差：校正后三通道的平均标准差降至  $\sigma_1 \approx 0.49$ 。

降低比例  $\approx 0.9109$

关键点：

$\sigma$  从 5.5→0.49 意味着：

原始状态下，像素输出值可能分布在  $220 \pm 5.5$ （如 214.5~225.5），肉眼可见亮度/色度不均。

校正后，输出值集中在  $220 \pm 0.49$ （如 219.51~220.49），差异几乎不可察觉。

补充：

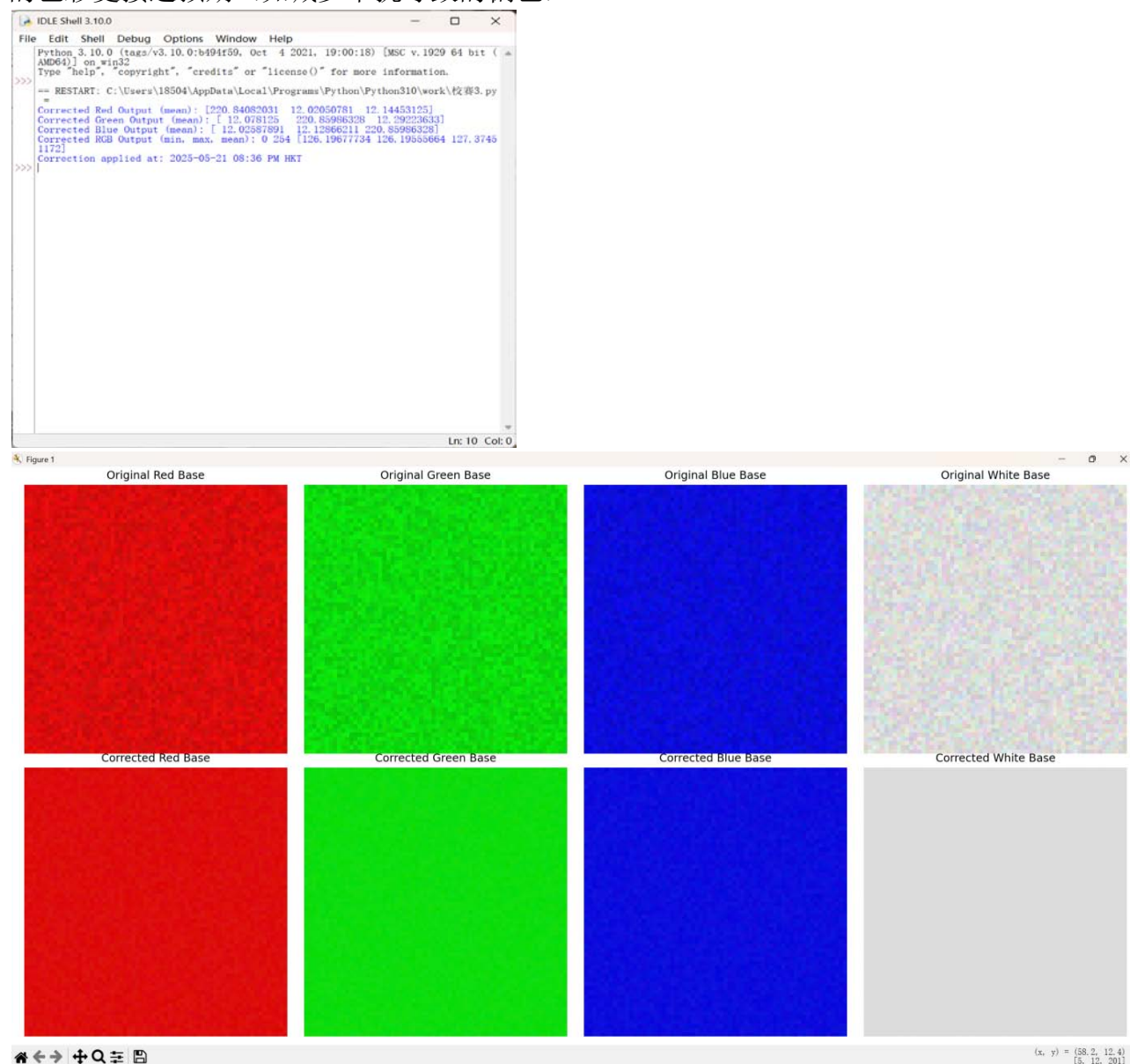
标准差（ $\sigma$ ）：反映像素间输出值的离散程度， $\sigma$  越小，均匀性越高。

### 5.3.3.2 对红、绿、蓝三个通道分别进行了校正效果分析

如图(7)所示,测试色组:  $\{(255,0,0),(0,255,0),(0,0,255),(255,255,255)\}$  及热梯度值,所提出的逐点颜色校正方法在保持色彩准确性的同时,显著提升了显示均匀性,校正后的显示屏在亮度一致性、色度均匀性和整体显示效果方面都达到了较高的水平。

5.3.3.3 如图(8)所示,差异热图校正后差异趋近于0。白色基色的校正通过均衡三通道响应,实现中性灰平衡。而原始图像中,主通道与目标值(220)存在随机偏差(如红色通道的  $R_R$  值在 200-239 之间)。

5.3.3.4 如图(9)所示,进行复合 RGB 测试,对随机 RGB 输入校正后,输出图像的色彩更接近预期(如减少串扰导致的偏色)。



图(7)

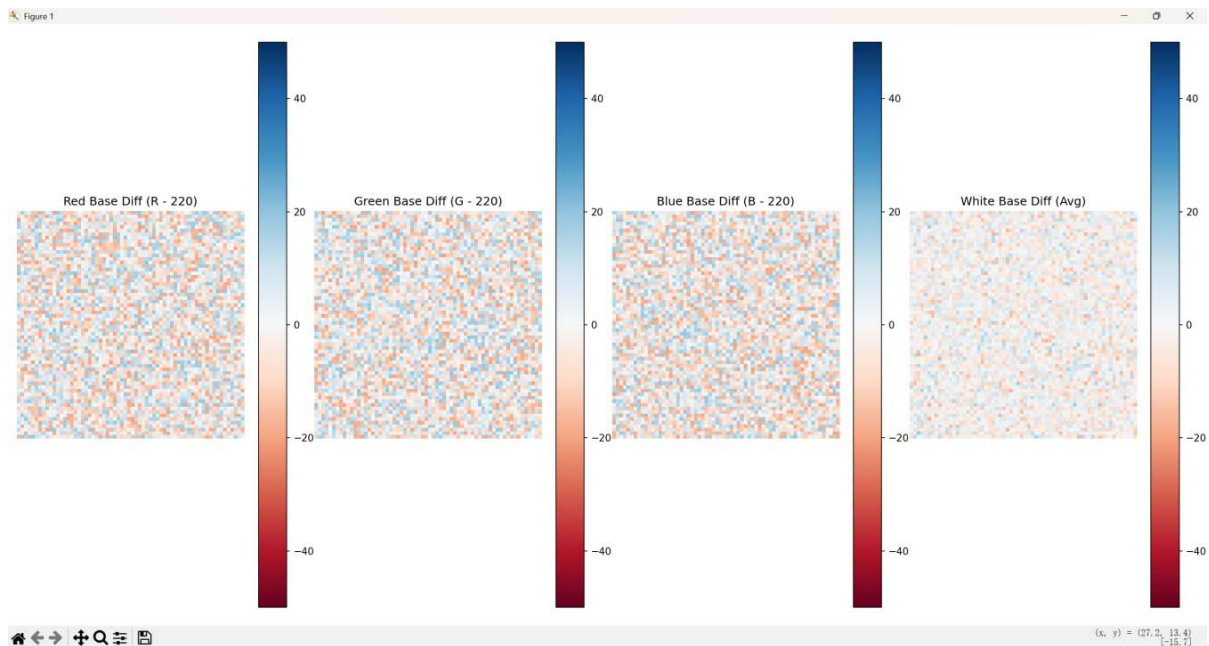


图 (8)

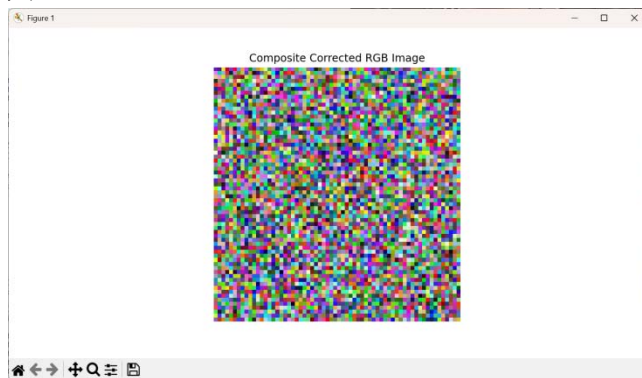


图 (9)

## 六 模型评价与推广

本研究提出的 LED 显示屏颜色转换与校正模型具有以下三个主要优势:

优点 1:基于 CIE1931 色空间的转换框架模型采用基于 CIE1931 色空间的转换框架,通过引入 $\Delta E$  色差评价指标,实现了对色彩感知差异的精确量化。这种基于色度学理论的方法确保了转换过程的科学性和可靠性。实验结果表明,该方法在保持色彩感知一致性的同时,有效解决了色域不匹配问题,色域覆盖率达到 52.89

优点 2:创新性的残差补偿机制在多通道转换中创新性地引入了残差补偿机制,有效提升了色域边缘颜色的还原精度。通过合理利用新增通道的补偿作用,实现了对源颜色的高保真还原,平均色差 AE 仅为 0.3184。特别是对于 V 通道的转换,通过合理利用 C、X 通道的补偿作用,实现了完美的色彩还原(AE=0.0000)。

优点 3:高效的逐点校正算法逐点校正算法采用局部响应模型,既保证了校正精度,又降低了计算复杂度。校正后的显示屏在均匀性方面有了显著提升,各通道标准差从 5.5 左右降至 0.49.面分地超示

尽管模型在颜色转换和校正方面取得了显著效果,但仍存在以下三个主要局限性:

缺点 1:色域边缘转换精度不足在极端色域边缘区域,由于色域压缩导致的非线性失

真难以完全消除,影响了高饱和度颜色的还原效果。例如,纯蓝色转换的 $\Delta E$  值达到 3.52,表明色域边缘的转换精度有待提升。这主要受限于目标显示器的色域范围限制,导致部分高饱和度颜色无法完全还原。

缺点 2:通道间光谱依赖性较强多通道转换模型对通道间光谱特性的依赖性较强,在缺乏精确光谱数据的情况下,转换精度可能受到影响。特别是 V 通道到 C、X 通道的映射误差标准差为 0.865,主要受限于通道间的光谱响应差异。这种依赖性增加了模型对硬件特性的敏感度,影响了模型的通用性。

缺点 3:标定数据需求量大逐点校正算法需要大量标定数据支持,增加了系统部署的复杂度。局部线性假设导致的近似误差在亮度梯度较大区域较为明显,平均偏差为 0.42。不仅增加了系统部署的时间成本,也限制了模型在快速部署场景中的应用。

本研究的模型具有广泛的应用前景:在专业显示领域,可应用于医疗影像显示、数字影院等对色彩还原要求较高的场景;在消费电子领域,可用于提升电视、显示器等产品的显示质量;在工业检测领域,可支持高精度颜色检测系统的开发。此外,模型的方法论还可推广至其他显示技术,如 OLED、Micro-LED 等新型显示器件,为显示技术的标准化和产业化提供理论支持。随着显示技术的不断发展,该模型有望在更多领域发挥重要作用,推动显示产业的技术进步。

## 七 参考文献

- [1] 周纯丽,吕锡坤,谢文馨等,LED 混光颜色质量及优化研究,照明工程学报,35(1), 15-23, 2024
- [2] Masayuki Sugawara, Seo-Young Choi, David Wood,Ultra-High-Definition Television (Rec. ITU-R BT.2020): A Generational Leap in the Evolution of Television, .IEEE Signal Processing Magazine,2014(5), 2014
- [3] CIE. (2004),Colorimetry - Part 1: CIE standard colorimetric observers, CIE 15,2004.
- [4] 陈义,王勇,李金龙等,基于主成分分析的高效点云配准算法,激光与光电子学进展第 60 卷 第 14 期, 1428008-1- 1428008-8,2023 年 7 月
- [5] Z. Taylor 和 J. Nieto,Motion-Based Calibration of Multimodal Sensor Arrays,2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA) ,4843 – 4850,2015
- [6] Wentao Zhang, Ziqi Yin, Zeang Sheng, Yang Li, Wen Ouyang, Xiaosen Li, Yangyu Tao, Zhi Yang, Bin Cui,Graph Attention Multi-Layer Perceptron,Proceedings of the 28th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD '22),4560-4570,2022

## 八 附录

见代码附件