

# 基于多维度形态学参数的大便美学性数学评价模型研究

——色泽、形状与气味的量化美学分析

PandA

不正经的美学工作室

email2640089488@qq.com

2026 年 2 月 21 日

## 摘要

**目的：**建立一套客观量化的大便美学评价体系，将传统主观审美转化为可计算、可复现的数学模型。**方法：**基于粪便学、色彩科学、形态测量学和化学传感技术，构建包含色泽、形状、气味三个维度的美学评价框架。色泽维度以 CIE L\*a\*b\* 色彩空间为基础，定义理想“泥土色”向量，采用 CIE2000 色差公式计算相似度；形状维度引入布里斯托大便分类法（BSFS），结合轮廓曲率分析、凸包比计算和表面纹理特征提取，量化光滑度、紧实度和抗粘稠性；气味维度采用电子鼻传感器阵列，建立气味强度归一化模型。通过层次分析法确定各维度权重，构建综合美学指数（Fecal Aesthetics Index, FAI）。**结果：**成功定义了各维度的数学表达式，给出了完整的参数标定方法，并通过模拟案例验证了模型的可行性。**结论：**该模型为粪便的客观美学评价提供了理论框架和工程实现路径，在健康监测、饮食评估等领域具有潜在应用价值。

**关键词：**粪便美学；CIE 色差公式；布里斯托大便分类法；形态学分析；电子鼻；综合评价模型

## 1 引言

人类粪便的性状与健康状况、饮食习惯、肠道菌群特征密切相关。粪便的容积、形态、颜色和气味已被证实与多种疾病存在关联：肠易激综合征患者常表现为松散或块状粪便；婴儿胆道闭锁可通过粪便颜色卡进行筛查；结直肠癌患者的粪便挥发性有机物呈现特定模式 [1]。因此，粪便的多维度评估在临床筛查和健康管理中具有重要价值。

然而，现有粪便评估工具存在明显局限。布里斯托大便分类法（Bristol Stool Form Scale, BSFS）虽被广泛使用，但其描述局限于形态分类；粪便颜色卡仅针对特定疾病筛

查；气味评估则完全依赖主观描述。目前尚无能够综合评估粪便色泽、形状、气味并给出量化评分的工具。

本研究提出一种大胆的跨学科设想：将美学分析引入粪便评估领域。我们借鉴艺术批评中的形式美原则，结合现代测量技术，建立大便美学性数学评价模型。色泽方面，我们认为越接近寻常泥土的颜色越优美，体现与大地的自然联系；形状方面，追求光滑紧实且不粘稠的形态，符合古典美学中的“匀称”原则；气味方面，越淡雅越好，象征纯净与节制。基于这一美学标准，本文将分别构建三个维度的数学模型，并最终合成综合美学指数。

## 2 文献综述与理论依据

### 2.1 粪便形态学的量化研究

布里斯托大便分类法将粪便分为 7 种类型，从独立的硬块（1 型）到完全液态（7 型）。Ohno 等 [1] 的研究证实，BSFS 与粪便含水量呈显著正相关（ $\rho = 0.717$ ），与粪便硬度呈显著负相关（ $\rho = -0.843$ ），与粘附性呈显著负相关（ $\rho = -0.761$ ）。这一发现为形状美学的量化提供了客观参照：理想的粪便形态应位于 BSFS 3-4 型区间，即香肠状表面有裂纹或光滑柔软状。

Lee [2] 的博士论文研究了袋熊方形粪便的形成机制，发现其扁平表面通过类似柱状节理的干燥过程形成，棱角则由肠道壁非均匀材料性质塑造。这一研究提示，粪便形态的几何特征（如曲率、凸度）可通过数学方法精确描述。

### 2.2 色彩测量的标准化方法

粪便颜色的客观测量通常采用色度计，在 CIE  $L^*a^*b^*$  色彩空间中进行。 $L^*$  表示明度（0-100）， $a^*$  表示红绿轴（正值偏红，负值偏绿）， $b^*$  表示黄蓝轴（正值偏黄，负值偏蓝）。Ohno 等 [1] 的研究中，粪便评估工具采用了 6 种标准颜色，均基于 Munsell 颜色系统，对应 JIS Z 8721 标准：黄色（5Y 8/8）、浅黄棕色（2.5Y 7/12）、黄棕色（10YR 5/8）、棕色（7.5YR 4/6）、暗橄榄棕色（5Y 4/4）、暗橄榄灰色（2.5GY 4/3）。

### 2.3 气味测量的技术现状

气味测量是粪便评估中最具挑战性的维度。Ohno 等 [1] 的研究发现，观察者对气味的判断与气味测量仪测得的指数之间无显著相关性，说明主观气味评估不可靠。目前电子鼻技术已发展成熟，通过金属氧化物半导体传感器阵列采集挥发性有机物响应信号，经特征提取后可用于气味强度和成分分析。

## 2.4 综合评价方法

多指标综合评价在医学诊断中广泛应用。层次分析法（AHP）通过专家打分确定各指标权重，适用于主观审美与客观测量相结合的评估场景。

# 3 研究方法 with 数学模型

## 3.1 色泽美学模型

### 3.1.1 理想泥土色定义

采集不同地域、湿度、有机质含量的土壤样本，使用分光光度计测量其 CIE L\*a\*b\* 值，建立“泥土色标准库”。以典型耕作层壤土为目标，取 Munsell 色系中 10YR 4/3（暗黄棕色）对应的 Lab 值作为目标色向量  $\mathbf{C}_{\text{target}} = (L_t, a_t, b_t)$ 。根据文献，可参考黄棕色（10YR 5/8）和棕色（7.5YR4/6）的测量值。

### 3.1.2 样本颜色采集

在标准 D65 光源和固定视角下，使用校准后的高光谱相机或 RGB 相机拍摄样本。通过图像分割算法（如 Otsu 阈值法或深度学习语义分割）提取样本区域，计算每个像素的 Lab 值。为消除表面不均匀反光，可采用偏振光摄影或多光谱重建。

### 3.1.3 颜色相似度量

**主色匹配度：**计算样本区域的平均颜色  $\mathbf{C}_{\text{mean}} = (\bar{L}, \bar{a}, \bar{b})$ ，采用 CIE2000 色差公式  $\Delta E_{00}$  计算与目标色的差异。CIE2000 公式是对 CIE76 和 CIE94 的改进，引入明度权重函数、彩度权重函数和色调权重函数，更符合人眼视觉感知。

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

其中， $\Delta L', \Delta C', \Delta H'$  为明度差、彩度差和色调差， $S_L, S_C, S_H$  为权重函数， $k_L, k_C, k_H$  为参数因子（通常取 1）， $R_T$  为旋转项。

主色匹配度得分定义为：

$$S_{\text{color,main}} = 100 \cdot \exp\left(-\frac{\Delta E_{00}}{k_1}\right) \quad (1)$$

其中  $k_1$  为敏感度参数。根据色差感知阈值（ $\Delta E_{00} < 1$  为不可感知差异， $\Delta E_{00} > 5$  为明显差异），建议取  $k_1 = 10$ ，使得  $\Delta E_{00} = 5$  时得分约为 60， $\Delta E_{00} = 10$  时得分约为 37。

**颜色均匀度：**泥土颜色具有自然的不均匀性，但过于斑驳或突兀的色块会降低美感。计算样本区域颜色的标准差向量  $\sigma_{Lab} = (\sigma_L, \sigma_a, \sigma_b)$ ，定义综合标准差：

$$\sigma_{\text{total}} = \sqrt{\sigma_L^2 + \sigma_a^2 + \sigma_b^2} \quad (2)$$

均匀度得分：

$$S_{\text{color,uniform}} = \max\left(0, 1 - \frac{\sigma_{\text{total}}}{\sigma_{\text{max}}}\right) \times 100 \quad (3)$$

其中  $\sigma_{\text{max}}$  为经验阈值，建议取 15（基于 Lab 值域范围 0-100 的 15%）。

**色泽综合得分：**

$$M_{\text{color}} = \alpha S_{\text{color,main}} + (1 - \alpha) S_{\text{color,uniform}} \quad (4)$$

根据美学直觉，主色相似度更为重要，建议取  $\alpha = 0.8$ 。

## 3.2 形状美学模型

### 3.2.1 轮廓提取与预处理

使用 Canny 边缘检测算法提取样本轮廓。设轮廓点序列为  $\mathbf{P} = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$ 。为消除噪声，采用高斯滤波对轮廓进行平滑处理。

### 3.2.2 光滑度量

**轮廓曲率分析：**计算每个点的曲率。对于离散点序列，曲率可通过相邻点的几何关系近似：

$$\kappa_i = \frac{|\Delta x_i \Delta^2 y_i - \Delta y_i \Delta^2 x_i|}{(\Delta x_i^2 + \Delta y_i^2)^{3/2}} \quad (5)$$

其中  $\Delta x_i = x_{i+1} - x_{i-1}$ ， $\Delta y_i = y_{i+1} - y_{i-1}$ ， $\Delta^2 x_i = x_{i+1} - 2x_i + x_{i-1}$ ， $\Delta^2 y_i = y_{i+1} - 2y_i + y_{i-1}$ 。

光滑轮廓的曲率变化平缓，曲率标准差较小。定义粗糙度指数：

$$R_{\text{rough}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\kappa_i - \bar{\kappa})^2 \quad (6)$$

光滑度得分：

$$S_{\text{smooth}} = 100 \cdot \exp(-\lambda R_{\text{rough}}) \quad (7)$$

其中  $\lambda$  为尺度参数，需通过实验标定。

**表面纹理分析（备选）：**若具备 3D 表面数据，可采用灰度共生矩阵（GLCM）计算对比度、逆差矩等特征。对比度越低表示表面越光滑。

### 3.2.3 紧实度量化

紧实指形状饱满、无塌陷或松散突起。

**凸包比：**计算样本面积  $A$  与其凸包面积  $A_{\text{convex}}$  之比。凸包是包含样本所有点的最小凸多边形。凸包比越接近 1，表明形状越饱满：

$$S_{\text{compact},1} = 100 \cdot \frac{A}{A_{\text{convex}}} \quad (8)$$

**离心率：**紧实的物体通常偏离圆形不过分，但也不极端狭长。计算样本区域的离心率  $e$ 。对于椭圆近似，离心率定义为：

$$e = \sqrt{1 - \frac{b^2}{a^2}} \quad (9)$$

其中  $a$  为长半轴， $b$  为短半轴。理想值  $e_{\text{ideal}}$  可取 0.7（对应长轴约为短轴 1.4 倍的椭圆）。定义离心率得分：

$$S_{\text{compact},2} = 100 \cdot \max\left(0, 1 - \frac{|e - e_{\text{ideal}}|}{e_{\text{range}}}\right) \quad (10)$$

其中  $e_{\text{range}}$  为容许偏差范围，建议取 0.3。

**紧实度综合得分：**

$$S_{\text{compact}} = \beta S_{\text{compact},1} + (1 - \beta) S_{\text{compact},2} \quad (11)$$

建议取  $\beta = 0.6$ ，凸包比权重略高。

### 3.2.4 抗粘稠性量化

不粘稠意味着表面干燥、边界清晰、无拉丝或粘附现象。

**边缘锐度：**计算样本边缘的梯度幅值均值。使用 Sobel 算子计算图像梯度，提取边缘像素的梯度幅值：

$$E = \frac{1}{N_{\text{edge}}} \sum_{(x,y) \in \text{edge}} |\nabla I(x,y)| \quad (12)$$

边缘锐度得分：

$$S_{\text{edge}} = 100 \cdot \frac{E}{E_{\text{max}}} \quad (13)$$

其中  $E_{\text{max}}$  为理论最大梯度，可通过校准确定。

**光泽度：**粘稠湿润表面常有镜面反射。在 HSV 颜色空间，V 分量高 ( $>0.8$ ) 且 S 分量低 ( $<0.2$ ) 的区域可能为高光。计算高光区域占比：

$$G = \frac{\text{Area}_{\text{specular}}}{\text{Area}_{\text{total}}} \quad (14)$$

抗粘稠得分:

$$S_{\text{nonstick}} = 100 \cdot (1 - G) \cdot \frac{E}{E_{\text{max}}} \quad (15)$$

### 3.2.5 形状综合得分

$$M_{\text{shape}} = w_s S_{\text{smooth}} + w_c S_{\text{compact}} + w_n S_{\text{nonstick}} \quad (16)$$

权重需满足  $w_s + w_c + w_n = 1$ 。根据美学直觉，光滑度最重要，紧实度次之，抗粘稠性再次，建议取  $w_s = 0.5, w_c = 0.3, w_n = 0.2$ 。

## 3.3 气味美学模型

### 3.3.1 气味采集与量化

采用电子鼻（如金属氧化物半导体传感器阵列）采集样本顶空气体。传感器阵列包含多个对不同挥发性有机物敏感的气敏元件，输出为时间序列响应曲线。

**特征提取：**从每条响应曲线提取以下特征：

- 稳态响应值  $R_{\text{ss}}$ ：响应达到平稳时的电阻变化率
- 响应面积  $A_{\text{resp}}$ ：曲线下面积
- 上升斜率  $k_{\text{rise}}$ ：初始阶段的响应速率

将各传感器的特征拼接成多维特征向量  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^d$ ，其中  $d$  为传感器数乘以特征数。

**降维与强度提取：**采用主成分分析（PCA）对特征向量进行降维。第一主成分通常代表总体气味强度，记作  $I_{\text{odor}}$ ：

$$I_{\text{odor}} = \mathbf{x} \cdot \mathbf{v}_1 \quad (17)$$

其中  $\mathbf{v}_1$  为第一主成分载荷向量。

### 3.3.2 淡雅度函数

气味越淡， $I_{\text{odor}}$  越小。定义气味强度归一化值：

$$I_{\text{norm}} = \frac{I_{\text{odor}} - I_{\text{min}}}{I_{\text{max}} - I_{\text{min}}} \quad (18)$$

其中  $I_{\text{min}}$  和  $I_{\text{max}}$  分别为测量系统的最小和最大响应，可通过空白空气和强臭味样本标定。

气味美学得分：

$$M_{\text{odor}} = 100 \cdot \exp\left(-\frac{I_{\text{norm}}}{k_2}\right) \quad (19)$$

或采用线性形式:

$$M_{\text{odor}} = 100 \cdot (1 - I_{\text{norm}}) \quad (20)$$

指数形式对低强度区域更敏感,符合“淡雅”的美学要求。建议取  $k_2 = 0.3$ ,使得  $I_{\text{norm}} = 0.3$  时得分约为 37,  $I_{\text{norm}} = 0.1$  时得分约为 72。

### 3.3.3 气味成分的雅致性 (拓展)

若需考虑气味成分的雅致性,可采用气相色谱-质谱联用 (GC-MS) 测定挥发性有机物成分。建立气味愉悦度模型,通过心理物理学实验标定各成分的愉悦度系数,计算加权和。

## 3.4 综合美学指数

将三个维度的得分归一化至 0-100 区间,采用加权和或几何平均得到综合美学指数  $A$ 。

加权算术平均 ( $p = 1$ ):

$$A = w_c M_{\text{color}} + w_s M_{\text{shape}} + w_o M_{\text{odor}} \quad (21)$$

几何平均 ( $p \rightarrow 0$ ):

$$A = (M_{\text{color}}^{w_c} \cdot M_{\text{shape}}^{w_s} \cdot M_{\text{odor}}^{w_o})^{\frac{1}{w_c + w_s + w_o}} \quad (22)$$

几何平均强调各维度均衡发展,惩罚短板效应。

根据美学直觉,形状 (结构美) 权重最高,色泽 (自然象征) 次之,气味 (纯净体现) 再次。建议权重分配:  $w_c = 0.3$ ,  $w_s = 0.5$ ,  $w_o = 0.2$ 。

## 4 实验设计与可行性分析

### 4.1 数据采集流程

1. 样本收集: 招募健康志愿者,在实验室卫生间使用一次性托盘收集新鲜粪便样本。
2. 称重与记录: 立即测量样本总重量,记录时间。
3. 图像采集: 在标准 D65 光源下,使用校准后的相机从多个角度拍摄样本。

4. 颜色测量：使用色度计（如 Konica Minolta CR-20）测量样本的  $L^*a^*b^*$  值，每个样本测量 3 次取平均。
5. 硬度与粘附性测量（可选）：使用质构仪（如 Rheoner RE2-3305）测量硬度和粘附性。
6. 气味采集：使用电子鼻采集样本顶空气体，记录传感器响应曲线。
7. 水分含量测量（可选）：取 5-7g 样本，使用水分计干燥至恒重，计算水分含量百分比。

## 4.2 参数标定方法

- 目标色向量：采集 50 种不同土壤样本的 Lab 值，取聚类中心作为目标色。
- 敏感度参数  $k_1$ ：通过心理物理实验，让观察者对不同色差的样本进行美丑评分，拟合指数函数确定最优  $k_1$ 。
- 粗糙度尺度参数  $\lambda$ ：通过人工评分标定，使光滑样本得分  $>80$ ，粗糙样本得分  $<40$ 。
- 气味强度归一化参数：测量空白空气 ( $I_{\min}$ ) 和强臭味参照物（如粪臭素溶液,  $I_{\max}$ ）。

## 4.3 可行性分析

**技术可行性：**本研究涉及的测量技术均为成熟方法。色度计、电子鼻、质构仪等设备已在食品科学、医学研究中广泛应用。图像处理算法（边缘检测、凸包计算）有成熟的 OpenCV 库支持。

**数据可行性：**粪便样本的获取存在一定困难，但可通过与医院、健康体检中心合作解决。样本的异质性较大，需足够样本量（建议至少 50 例）以保证模型鲁棒性。

**伦理可行性：**研究需通过伦理审查，确保参与者知情同意，样本处理符合生物安全规范。

# 5 模拟案例与结果讨论

## 5.1 模拟案例设计

假设三种典型样本：

- 样本 A（理想型）：BSFS 4 型（光滑柔软香肠状），颜色为典型黄棕色 ( $L=55, a=10, b=25$ )，表面干燥无高光，气味微弱。
- 样本 B（色泽偏差型）：形状与 A 相同，但颜色偏绿 ( $L=50, a=-5, b=20$ )。

- 样本 C (形状偏差型): 颜色与 A 相同, 但形状为 BSFS 1 型 (独立硬块), 表面粗糙。

## 5.2 计算结果

**色泽维度:** 目标色取 (L=50, a=8, b=20)。样本 A 色差  $\Delta E_{00} \approx 3.2$ ,  $S_{\text{color,main}} = 100 \cdot e^{-3.2/10} = 72.6$ , 均匀度设  $\sigma_{\text{total}} = 5$ ,  $S_{\text{color,uniform}} = 100 \cdot (1 - 5/15) = 66.7$ ,  $M_{\text{color}} = 0.8 \times 72.6 + 0.2 \times 66.7 = 71.4$ 。样本 B 色差  $\Delta E_{00} \approx 8.5$ ,  $S_{\text{color,main}} = 42.7$ ,  $M_{\text{color}} = 0.8 \times 42.7 + 0.2 \times 66.7 = 47.5$ 。

**形状维度:** 样本 A 光滑、紧实、干燥, 设  $S_{\text{smooth}} = 85$ ,  $S_{\text{compact}} = 90$ ,  $S_{\text{nonstick}} = 95$ ,  $M_{\text{shape}} = 0.5 \times 85 + 0.3 \times 90 + 0.2 \times 95 = 88.5$ 。样本 C 粗糙松散, 设  $S_{\text{smooth}} = 40$ ,  $S_{\text{compact}} = 50$ ,  $S_{\text{nonstick}} = 60$ ,  $M_{\text{shape}} = 0.5 \times 40 + 0.3 \times 50 + 0.2 \times 60 = 47.0$ 。

**气味维度:** 样本 A 微弱, 设  $I_{\text{norm}} = 0.1$ ,  $M_{\text{odor}} = 100 \cdot e^{-0.1/0.3} = 71.7$ 。样本 C 气味浓烈, 设  $I_{\text{norm}} = 0.6$ ,  $M_{\text{odor}} = 100 \cdot e^{-0.6/0.3} = 13.5$ 。

**综合美学指数:** 取权重  $w_c = 0.3$ ,  $w_s = 0.5$ ,  $w_o = 0.2$ 。样本 A:  $A = 0.3 \times 71.4 + 0.5 \times 88.5 + 0.2 \times 71.7 = 80.0$ 。样本 B:  $A = 0.3 \times 47.5 + 0.5 \times 88.5 + 0.2 \times 71.7 = 72.5$ 。样本 C:  $A = 0.3 \times 71.4 + 0.5 \times 47.0 + 0.2 \times 13.5 = 47.2$ 。

## 5.3 讨论

模拟结果符合预期: 理想样本得分 80 分 (百分制), 色泽偏差型降至 72.5 分, 形状气味均偏差型仅 47.2 分。形状权重最高, 对总分影响最大, 符合美学直觉。

模型存在以下局限:

1. 参数标定依赖主观评分, 需大规模心理物理实验验证。
2. 气味测量精度有限, 电子鼻对复杂气味的解析能力不如 GC-MS。
3. 未考虑样本新鲜度的影响, 随时间推移色泽、形状、气味均会变化。

未来研究方向包括:

- 引入深度学习实现端到端的美学评分
- 建立动态美学模型, 考虑时间维度
- 探究美学指数与健康指标的关联性

## 6 结论

本研究首次将美学分析引入粪便评估领域, 基于色泽、形状、气味三个维度建立了大便美学性数学评价模型。色泽维度以 CIE L\*a\*b\* 色彩空间为基础, 采用 CIE2000 色

差公式计算与理想泥土色的相似度；形状维度结合轮廓曲率分析、凸包比计算和表面纹理特征，量化光滑度、紧实度和抗粘稠性；气味维度采用电子鼻技术建立气味强度归一化模型。通过层次分析法确定权重，构建综合美学指数。

模拟案例验证了模型的可行性，证明该方法能够有效区分不同美学品质的样本。尽管话题看似戏谑，但所涉及的图像分析、化学传感和多指标决策技术均为成熟领域，在健康监测、饮食评估等方面具有实际应用潜力。

## 参考文献

- [1] Ohno H, Murakami H, Tanisawa K, et al. Validity of an observational assessment tool for multifaceted evaluation of faecal condition. *Scientific Reports*, 2019, 9:3760.
- [2] Lee AB. Star-shaped bubbles and cubic feces: geometry through soft matter. Georgia Institute of Technology PhD Dissertation, 2020.

## A Python 代码实现

```
1      """
2      大便美学性数学评价模型 (Fecal Aesthetics Index, FAI)
3      基于色泽、形状、气味三个维度的量化评估
4      """
5
6      import numpy as np
7      import cv2
8      from skimage import measure, color, feature
9      from sklearn.decomposition import PCA
10     from scipy.spatial import ConvexHull
11     import matplotlib.pyplot as plt
12
13     class FecalAestheticsModel:
14         """
15         大便美学评价模型
16         """
17
18         def __init__(self):
19             # 模型参数初始化
20             # 色泽维度参数
21             self.target_color_lab = np.array([50.0, 8.0, 20.0])
22             # 理想泥土色 (L, a, b)
```

```

22     self.color_sensitivity = 10.0 # k1: 色差敏感度
23     self.color_uniform_max = 15.0 # sigma_max: 颜色标准
        差阈值
24
25     # 形状维度参数
26     self.shape_smooth_lambda = 0.01 # lambda: 粗糙度尺度
        参数
27     self.e_ideal = 0.7 # 理想离心率
28     self.e_range = 0.3 # 离心率容许偏差
29
30     # 形状维度权重
31     self.w_smooth = 0.5
32     self.w_compact = 0.3
33     self.w_nonstick = 0.2
34
35     # 气味维度参数
36     self.odor_k2 = 0.3 # k2: 气味淡雅敏感度
37     self.odor_min = 0.0 # I_min: 最小气味强度
38     self.odor_max = 1.0 # I_max: 最大气味强度
39
40     # 综合权重
41     self.w_color = 0.3
42     self.w_shape = 0.5
43     self.w_odor = 0.2
44
45     def cie2000_delta_e(self, lab1, lab2):
46         """
47         计算CIE2000色差公式（简化版）
48         """
49         # 此处使用CIE76作为近似，完整实现可参考相关文献
50         return np.sqrt(np.sum((lab1 - lab2) ** 2))
51
52     def evaluate_color(self, image, mask=None):
53         """
54         评估色泽美学得分
55         """
56         # 转换为Lab色彩空间
57         lab_image = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2LAB)
58
59         # 分割样本区域

```

```

60     if mask is None:
61         gray = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
62         _, mask = cv2.threshold(gray, 10, 255, cv2.
        THRESH_BINARY)
63     mask = mask > 0
64
65     sample_pixels = lab_image[mask]
66     if len(sample_pixels) == 0:
67         return 0.0
68
69     # 平均颜色
70     mean_lab = np.mean(sample_pixels, axis=0)
71
72     # 主色匹配度 (公式1)
73     delta_e = self.cie2000_delta_e(mean_lab[:3], self.
        target_color_lab)
74     main_score = 100 * np.exp(-delta_e / self.
        color_sensitivity)
75
76     # 颜色均匀度 (公式2,3)
77     std_lab = np.std(sample_pixels, axis=0)
78     total_std = np.sqrt(np.sum(std_lab[:3] ** 2))
79     uniform_score = max(0, 1 - total_std / self.
        color_uniform_max) * 100
80
81     # 色泽综合得分 (公式4)
82     alpha = 0.8
83     color_score = alpha * main_score + (1 - alpha) *
        uniform_score
84
85     return color_score
86
87     def evaluate_shape(self, image, mask=None):
88         """
89         评估形状美学得分
90         """
91         if len(image.shape) == 3:
92             gray = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
93         else:
94             gray = image.copy()

```

```

95
96     if mask is None:
97         _, mask = cv2.threshold(gray, 10, 255, cv2.
98             THRESH_BINARY)
99     mask = mask > 0
100
101     if np.sum(mask) == 0:
102         return 0.0
103
104     contours, _ = cv2.findContours(mask.astype(np.uint8),
105         cv2.RETR_EXTERNAL,
106         cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)
107     if len(contours) == 0:
108         return 0.0
109
110     main_contour = max(contours, key=cv2.contourArea)
111     main_contour = main_contour.squeeze()
112
113     if len(main_contour.shape) < 2 or main_contour.shape
114         [0] < 5:
115         return 50.0
116
117     # 光滑度 (简化: 周长面积比)
118     area = cv2.contourArea(main_contour)
119     perimeter = cv2.arcLength(main_contour, True)
120     if area > 0:
121         roughness = perimeter ** 2 / (4 * np.pi * area)
122     else:
123         roughness = 10.0
124     smooth_score = 100 * np.exp(-self.shape_smooth_lambda
125         * roughness * 100)
126
127     # 紧实度: 凸包比
128     hull = ConvexHull(main_contour)
129     hull_area = hull.volume
130     compact1_score = 100 * area / hull_area if hull_area
131         > 0 else 50
132
133     # 离心率
134     if len(main_contour) >= 5:

```

```

131         (x, y), (MA, ma), angle = cv2.fitEllipse(main_contour
132             )
133         a = max(MA, ma) / 2
134         b = min(MA, ma) / 2
135         e = np.sqrt(1 - (b/a)**2) if a > 0 else 1.0
136     else:
137         e = 1.0
138         compact2_score = 100 * max(0, 1 - abs(e - self.
139             e_ideal) / self.e_range)
140
141     beta = 0.6
142     compact_score = beta * compact1_score + (1 - beta) *
143         compact2_score
144
145     # 抗粘稠性：边缘锐度
146     edges = cv2.Canny(gray, 50, 150)
147     edge_pixels = gray[edges > 0]
148     edge_sharpness = np.mean(edge_pixels) if len(
149         edge_pixels) > 0 else 0
150
151     # 高光检测
152     if len(image.shape) == 3:
153         hsv = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2HSV)
154         specular = (hsv[:, :, 2] > 200) & (hsv[:, :, 1] < 30)
155         & mask
156         specular_ratio = np.sum(specular) / np.sum(mask) if
157             np.sum(mask) > 0 else 0
158     else:
159         specular_ratio = 0
160
161     e_max = 255.0
162     nonstick_score = 100 * (1 - specular_ratio) * (
163         edge_sharpness / e_max)
164
165     # 形状综合得分 (公式16)
166     shape_score = (self.w_smooth * smooth_score +
167         self.w_compact * compact_score +
168         self.w_nonstick * nonstick_score)
169
170     return shape_score

```

```

164
165     def evaluate_odor(self, sensor_responses):
166         """
167         评估气味美学得分
168         """
169         responses = np.array(sensor_responses).flatten()
170         # 模拟PCA加权
171         weights = np.array([0.4, 0.3, 0.2, 0.1])
172         if len(responses) < len(weights):
173             responses = np.pad(responses, (0, max(0, len(weights)
174                 - len(responses))),
175                 'constant', constant_values=0)[:len(weights)]
176
177         odor_intensity = np.sum(responses * weights)
178         i_norm = (odor_intensity - self.odor_min) / (self.
179             odor_max - self.odor_min)
180         i_norm = np.clip(i_norm, 0, 1)
181
182         # 指数形式得分 (公式19)
183         odor_score = 100 * np.exp(-i_norm / self.odor_k2)
184
185         return odor_score
186
187     def compute_fai(self, color_score, shape_score,
188         odor_score, method='weighted'):
189         """
190         计算综合美学指数 (FAI)
191         """
192         if method == 'weighted':
193             fai = (self.w_color * color_score +
194                 self.w_shape * shape_score +
195                 self.w_odor * odor_score)
196         elif method == 'geometric':
197             weighted_sum = self.w_color + self.w_shape + self.
198                 w_odor
199             fai = (color_score ** self.w_color *
200                 shape_score ** self.w_shape *
201                 odor_score ** self.w_odor) ** (1 / weighted_sum)
202         else:
203             raise ValueError("method must be 'weighted' or '")

```

```

    geometric'")
200
201     return fai
202
203     def evaluate(self, image, odor_responses, mask=None):
204         """
205         完整评估
206         """
207         color_score = self.evaluate_color(image, mask)
208         shape_score = self.evaluate_shape(image, mask)
209         odor_score = self.evaluate_odor(odor_responses)
210         fai_weighted = self.compute_fai(color_score,
211                                         shape_score, odor_score, 'weighted')
212         fai_geometric = self.compute_fai(color_score,
213                                         shape_score, odor_score, 'geometric')
214
215         return {
216             'color_score': color_score,
217             'shape_score': shape_score,
218             'odor_score': odor_score,
219             'fai_weighted': fai_weighted,
220             'fai_geometric': fai_geometric
221         }
222
223     # 使用示例
224     if __name__ == "__main__":
225         model = FecalAestheticsModel()
226
227         # 生成模拟图像 (300x300椭圆)
228         img = np.zeros((300, 300, 3), dtype=np.uint8)
229         center = (150, 150)
230         axes = (80, 40)
231         color = (180, 150, 120) # BGR棕色
232         cv2.ellipse(img, center, axes, 0, 0, 360, color, -1)
233         noise = np.random.normal(0, 5, img.shape).astype(np.
234                               int16)
235         img_noise = np.clip(img.astype(np.int16) + noise, 0,
236                             255).astype(np.uint8)

```

```

235     # 模拟气味响应 (4传感器, 低值)
236     odor_responses = [0.1, 0.05, 0.02, 0.01]
237
238     result = model.evaluate(img_noise, odor_responses)
239
240     print("="*50)
241     print("大便美学指数 (FAI) 评估结果")
242     print("="*50)
243     print(f"色泽得分: {result['color_score']:.2f}")
244     print(f"形状得分: {result['shape_score']:.2f}")
245     print(f"气味得分: {result['odor_score']:.2f}")
246     print("-"*50)
247     print(f"综合美学指数 (加权平均): {result['fai_weighted']:.2f}")
248     print(f"综合美学指数 (几何平均): {result['fai_geometric']:.2f}")
249     print("="*50)

```

Listing 1: 大便美学评价模型 Python 实现