APP 图标计算审美评估

戴凌宸^{1,2)}, 郑月儿^{1,2)}, 彭韧²⁾, 于金辉^{1,2)*}

¹⁾ (浙江大学 CAD&CG 国家重点实验室 杭州 310058)

²⁾ (浙江大学计算机科学与技术学院 杭州 310027)
(jhyu@cad.zju.edu.cn)

摘 要: 近年来, 计算美学已经成为一个活跃的研究领域. 移动终端 APP 充斥着人们的生活, 但关于 APP 图标的计算美学评估却鲜有尝试. 提出一个基于设计准则感知模型的 APP 图标计算审美评估框架. 首先定义一些特征变量量化评估 APP 图标中的某些方面, 如色彩度、和谐度、对比度, 同时收集了 60 名志愿者对 240 个 APP 图标在色彩度、和谐度、对比度以及美感的人工评估结果, 然后构建相应统计线性回归模型. 实验结果表明 APP 图标计算审美模型可以解释 84%~91% 人类对 APP 图标中的色彩度、和谐度、对比度以及美感的判断, 并与人工评估结果具有高度显著相关.

关键词: APP 图标; 审美; 人工评估; 回归模型

中图法分类号: TP391.41 **DOI:** 10.3724/SP.J.1089.2021.18650

Computational Aesthetics of APP Icons

Dai Lingchen^{1,2)}, Zheng Yue'er^{1,2)}, Peng Ren²⁾, and Yu Jinhui^{1,2)*}

¹⁾ (State Key Laboratory of CAD & CG, Zhejiang University, Hangzhou 310058)

²⁾ (College of Computer Science and Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

Abstract: In recent years, computational aesthetics has become an active research field. Mobile device applications (APP) have covered every aspect of life and become an indispensable part of people's daily life. Unfortunately, few attempts have been made toward the computational evaluation of APP icon aesthetics. A framework for computational aesthetic evaluation of APP icons is proposed. A set of feature variables is defined to evaluate some aspects of APP icons, such as colorfulness, harmony and contrast. The human subjective ratings of 60 volunteers on the colorfulness, harmony, contrast and aesthetics of APP icons are also collected, and the statistical linear regression models are constructed. The results show that proposed regression models can explain 84%–91% of human judgments on colorfulness, harmony, contrast and aesthetics of APP icons, and the evaluation scores of proposed models are highly correlated with manual evaluation scores.

Key words: APP icon; aesthetics; human evaluation; regression model

随着移动互联网时代的到来, 移动终端数量呈几何级数形势增长, 全球用户已超过 32 亿^[1]. 移动终端设备的应用程序(application program,

APP)是指帮助用户解决某些特定任务的软件程序. 用户对于 APP 的需求爆发式增长, 2019 年全球 APP 下载量达到 2040 亿次, 日均使用时长增长

收稿日期: 2020-09-07; 修回日期: 2020-11-11. 基金项目: 国家自然科学基金(61772463). 戴凌宸(1988—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为视觉心理学计算、计算审美; 郑月儿(1994—), 女, 博士研究生, 主要研究方向为图形与可视化; 彭韧(1968—), 男, 学士, 副教授, 主要研究方向为产品创新设计、计算机辅助工业设计、数字媒体设计、环境艺术设计; 于金辉(1960—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 论文通讯作者, 主要研究方向为计算机图形学、计算机动画、数字艺术.

35%,其广告支出达2400亿美元^[2]。因此,一个优秀的APP能为用户和开发者都带来极大的益处。在海量APP中存在大量同类型的免费产品,如何能吸引人们的注意,在剧烈的竞争中脱颖而出,是一个值得深入研究的课题。

APP图标(icon)是用户在应用程序商店中看到的关于APP的第1个可视化元素。调查表明,3/4用户随机选择第1次使用APP时通常基于APP的图标^[3]。一个好的APP图标会给用户留下良好的印象;反之,糟糕的印象可能导致吸引力下降,甚至可能拒绝使用相关APP。因此,APP图标在APP应用中扮演着重要的角色。那么如何评估APP图标?传统上主要由专业人士对图标用文字定性评估,然而面对海量APP,让专业人士对每个新的APP图标进行评估,或者详尽地比较类似的设计方案几乎是一个不可能完成的任务。在设计师方面,通常需要耗费大量的时间和艰难的设计实践掌握设计准则,从而极大地增加初学者对设计美学的学习难度^[4]。如果能用计算机对APP图标进行自动审美评估将有助于解决这个问题。

计算审美也称为计算美学,是指借助计算机模拟人类视觉系统美感感知并对视觉对象的“美”自动做出审美评估的计算方法研究。针对APP图标计算审美研究不仅有利于设计师更快地掌握设计准则,而且能帮助设计师更方便地了解广大用户的潜在想法和审美趋向^[5]。在设计阶段可以对相似的设计方案进行排序筛选,从而大大降低设计工作的试错成本。计算审美研究也有重要的理论意义,它能揭示人类的审美机制,深化我们对审美的认识。

现有的计算审美研究主要以照片、网页、绘画等作为主要对象。APP图标计算审美评估相关研究很少,它面临以下几个研究挑战。

(1) APP图标与照片、网页、绘画等视觉艺术在视觉特征和构图方式上极大不同,如照片中强调的真实性和摄影技巧^[6],绘画中强调的光影效果、抽象度^[7],网页图片中强调的图像、文字等元素的空间排列^[8]等。这些照片、网页和绘画等视觉艺术的设计准则并不完全适用于APP图标。因此,需要找到影响APP图标美感的设计准则。

(2) APP图标的特点是尺寸小,主要以简单的具象或抽象图案构成,彩色的图标占大多数,也有少量的图标是黑白的。因此,需要根据APP图标的特点抽取合适的审美特征将其转化为可以计算的变量。

(3) 虽然人类审美有主观上的个体差异(这在

艺术创作中尤为明显),但在一定程度上也有趋同效应,如APP图标就是面向大量用户设计的,设计师希望更多的用户喜欢他们的APP图标设计。因此,需要和心理学的一些研究手段相结合,对得到的图标美感评估模型的有效性进行验证。

为了解决上述挑战,本文提出一个APP图标计算审美评估框架。

1 相关工作

近年来,计算审美研究吸引了越来越多学者的注意,并且已经取得了阶段性的成果,相关工作主要集中在以下照片、绘画、网页和图标设计几个方面。

在照片审美评估方面,Luo等^[9]通过结合照片美学特征和相应美学类别,对图像进行分类。Bhattacharya等^[10]基于照片语义分割获取前景主体,并计算一系列背景、前景之间的相对位置关系作为美感特征,得到回归模型评估图像美学质量。Datta等^[11]提出包括曝光、颜色特征、饱和度和色调等特征变量,并用三分构图法衡量摄影构图,用景深特征衡量主体突出程度的方法对照片进行美学计算。Ke等^[6]通过提取颜色分布、颜色对比度、色彩数、光照对比度和模糊度等照片图像特征变量,应用机器学习的方法建立模型,对照片美感进行度量。王伟凝等^[12]通过提取色彩均衡性、景深和颜色矩等特征对摄影图像进行审美分类和评估。由于照片图像的构图、模糊度和突出主体等视觉要素,与APP图标设计准则有较大差异,因此这些审美评估模型并不完全适用于APP图标美感评估。

在绘画审美评估方面,Li等^[5]从颜色和构图2个方面考虑,构建了包括色调、模糊效果和边缘分布等全局特征和区域色调、色相和对比度等共48个特征变量,并用机器学习的方法对冗余变量进行筛选得到油画美感评估模型,并据此对著名风景油画图像分类。Mallon等^[7]通过对抽象画的美感量化评估来对其进行分类,通过提取自相似性、长宽比、各向异性和复杂度等金字塔式方向剃度直方图(pyramid histograms of orientation gradients)统计特征作为特征变量建立抽象油画美感与感知对比度之间的关系,进而建立美感评估分类模型。张佳婧等^[13]根据水墨画的审美准则,提取了水墨画中的颜色、纹理、构图美感特征,通过回归分析的方法构建水墨画美感量化评估模型。由于APP图标既没有油画的丰富色彩,也不像水墨画以水墨为

主要表现媒介,所以油画和水墨画的计算审美方法很难照搬到 APP 图标的美感计算评估中.但有些审美特征(如色彩和谐度)^[5]对 APP 图标美感评估研究有很大启发.

在网页审美评估方面,Zheng 等^[8]通过提取图像底层特征量化计算网页布局结构中的均衡性、对称性和平衡性.Reinecke 等^[14]提出了网页视觉复杂度和色彩度的量化模型,并作为预测变量评估用户对网页设计的审美评价.由于网页审美评估因素包括网页色彩度、结构元素之间的关系和秩序、主体结构元素的突出等,而这些因素与 APP 图标的设计有较大差异,因此现有关于网页的审美评估模型并不完全适用于 APP 图标计算审美评估.

在图标设计审美评估方面,Liao 等^[15]通过提取视觉特征研究图标设计中的关键视觉要素,包括复杂度、平衡性和重复性,但只统计分析特征变量值分布,而没有验证方法的有效性.Wang^[16]通过统计颜色数、色相、饱和度、亮度信息发现企业图标中的颜色规律.Li 等^[17]通过提取图标视觉结构中的形状和颜色语法自动生成多样的图标设计.Zhang 等^[4]提出一个基于平衡、对比以及和谐设计准则的黑白商业图标审美评估框架,该框架仅对形状特征进行审美评估,没有考虑图标的色彩信息.Reber 等^[18]提出了对称、对比、复杂度和感知流畅性等因素影响物体视觉美感.Hasler 等^[19]提出图像的审美感知与色彩度密切相关.Tokumaru 等^[20]指出色彩和谐度是一项重要的设计准则.虽然上述工作与本文的研究并没有直接联系,但是它们在提取与人类审美感知相关的重要视觉特征和审美准则方面提供了启示.

色彩在 APP 图标设计中非常重要.色彩是人类视觉美感感知中的一项重要感知特征^[21],是人们对一幅图像的第一直观感受^[5].Datta 等^[11]通过提取颜色特征、饱和度和色调信息度量图像美感.Bhattacharya 等^[10]提出用颜色特征作为图像美学属性的重要描述.Phan^[22]利用对色彩美学理论的研究和测试,验证了色彩美学在广告投放领域的重用性.因此,在 APP 图标审美评估计算中也要考虑色彩信息.

2 APP 图标色彩计算审美评估框架

APP 图标计算审美评估框架如图 1 所示.首先建立 APP 图标数据集(绿色方框),并对其中的每个图标图像按以下步骤处理.

Step1. 构造一系列特征变量集量化度量每个 APP 图标的色彩度、和谐度以及对比度(粉色方框).

Step2. 对 APP 图标数据集依次在色彩度、和谐度、对比度以及图标美感上进行人工评估(红色方框).

Step3. 以色彩度、和谐度以及对比度的人工评估结果作为因变量,相应维度特征变量集作为自变量,分别回归得到对应的线性回归模型(蓝色方框).

Step4. 将 APP 图标美感人工评估结果对上述 3 个维度的模型进行回归得到 APP 图标计算审美评估模型(橙色方框).

图 1 APP 图标计算审美评估框架

下面将详细介绍每个维度的特征变量构造.由于事先不知道哪些特征变量在计算审美评估中起到重要作用,本文的策略是先构建比较多的特征变量作为自变量,然后在回归时通过统计方法对变量进行筛选,最后把通过筛选的变量作为模型的变量.

APP 图标由目标区域和背景区域构成.本文用 P 表示一个 APP 图标, R 表示图标的目标区域, B 表示背景区域.显然 $P = R + B$.

3 特征量

本节介绍算法中涉及色彩度、和谐度、对比度相关特征量计算方法.

3.1 色彩度

图标中与颜色有关的特征包括颜色丰富度、色相、饱和度和亮度.下面介绍如何构造它们的计算变量.

3.1.1 颜色丰富度

颜色丰富度可以影响图片的视觉复杂度^[23],适当的色彩搭配有助于提升 APP 图标的美感,而色彩滥用会增加图标的视觉复杂度,造成杂乱无章的视觉感受.

(1) Lab 丰富度

Hasler 等^[19]通过图像 CIELab 颜色空间中的某些特征变量组成一个线性方程来度量图像 Lab 丰富度, 并通过人工评估验证该方法. 本文将其作为一个候选变量. 首先将图标 P 中的像素转换到 CIELab 颜色空间, 然后构建一个包含若干特征变量的集合 $\{K\}$ 如表 1 所示, 假定图标 Lab 丰富度可由其中某个子集线性组合来表达. 该子集可以令图标颜色丰富度预测结果与人工评估结果最吻合.

表 1 CIELab 颜色空间中的特征变量集合 $\{K\}$

公式	解释
$I_v := [L_v, a_v, b_v]^T$	像素点 v 在 Lab 颜色空间对应通道值
$\mu_a := \frac{1}{N_v} \sum_{v=1}^{N_v} a_v$	a 通道平均值, N_v 为图标像素点个数
$\mu_b := \frac{1}{N_v} \sum_{v=1}^{N_v} b_v$	b 通道平均值
$\sigma_a := \sqrt{\frac{1}{N_v} \sum_{v=1}^{N_v} (a_v^2 - \mu_a^2)}$	a 通道标准差
$\sigma_b := \sqrt{\frac{1}{N_v} \sum_{v=1}^{N_v} (b_v^2 - \mu_b^2)}$	b 通道标准差
$\mu_{ab} := \sqrt{\mu_a^2 + \mu_b^2}$	ab 平面重心偏离距离
$\sigma_{ab} := \sqrt{\sigma_a^2 + \sigma_b^2}$	ab 平面标准差长度
$C_v := \sqrt{a_v^2 + b_v^2}$	色浓度
$\mu_C := \frac{1}{N_v} \sum_{v=1}^{N_v} C_v$	平均色浓度
$\sigma_C := \sqrt{\frac{1}{N_v} \sum_{v=1}^{N_v} (C_v^2 - \mu_C^2)}$	色浓度标准差
$S_v := \frac{C_v}{L_v}$	饱和度
$\mu_S := \frac{1}{N_v} \sum_{v=1}^{N_v} S_v$	平均饱和度

定义 $\hat{M}_i$ 为第 i 个图标的 Lab 丰富度, $\mathbf{k}^{(i)} := [k_1^{(i)} \cdots k_z^{(i)}]^T$ 为包含 z 个元素的为第 i 个图标特征变量集合 $\{K^{(i)}\}$ 的一个子集, N_p 为图标总数量, Lab 丰富度即为 $\hat{M}_i = (\boldsymbol{\varphi}^{(i)})^T \mathbf{k}_i$. 其中, $\boldsymbol{\varphi}^{(i)}$ ($\boldsymbol{\varphi}^{(i)} := [\varphi_1^{(i)} \cdots \varphi_j^{(i)} \cdots \varphi_z^{(i)}]^T$) 为第 i 个图标 Lab 丰富度线性方程的系数. 通过求解由除了图标 i 外的剩余 $(N_p - 1)$ 个图标组成测试集和人工评估结果 M^{exp} 的最大相关系数 η , 可以得到图标 i 线性方程系数 $\boldsymbol{\varphi}^{(i)}$, 即

$$\{\varphi_j\}_i = \arg \max_{\varphi_2 \cdots \varphi_z} \frac{\sum_{y \neq i} (\tilde{C}_y - \varsigma_{\tilde{C}}) \cdot (M_y^{\text{exp}} - \varsigma_{M^{\text{exp}}})}{\sqrt{\sum_{y \neq i} (\tilde{C}_y - \varsigma_{\tilde{C}})^2 \cdot (M_y^{\text{exp}} - \varsigma_{M^{\text{exp}}})^2}}.$$

其中, $\tilde{C}_y := \sum_{j=1}^z \varphi_j \cdot k_j^{(y)}$; $\varsigma_{\cdot}$ 表示 $(\cdot)$ 的平均值, 并设定 $\varphi_1^{(i)} := 1$. 测试集和人工评估结果的相关系数为

$$\eta = \frac{\sum_{y=1}^{N_p} (\tilde{M}_y - \varsigma_{\tilde{M}}) \cdot (M_y^{\text{exp}} - \varsigma_{M^{\text{exp}}})}{\sqrt{\sum_{y=1}^{N_p} (\tilde{M}_y - \varsigma_{\tilde{M}})^2 \cdot \sum_{y=1}^{N_p} (M_y^{\text{exp}} - \varsigma_{M^{\text{exp}}})^2}}.$$

对所有 APP 图标得到的最优线性方程的系数取算术平均, 即为 Lab 丰富度线性方程的系数

$\boldsymbol{\varphi} = \frac{1}{N_p} \sum_{y=1}^{N_p} [\varphi_1 \cdots \varphi_z]_y^T$. 最终得到 Lab 丰富度线性方程为 $\hat{M} = \sigma_{ab} + 0.94\mu_C$.

(2) RGB 丰富度

RGB 是另一个颜色空间, 本文考虑计算图标的 RGB 颜色分布度量颜色 RGB 丰富度. RGB 在三维坐标上构成一个立方体 (red, green, blue 3 基色分别为 R_X 轴, G_Y 轴, B_Z 轴). 首先把 RGB 颜色立方体沿 R, G, B 3 个方向分成 4 等分进行分割, 共分成 64 个子立方体 $B_{(g)}$ ($g = 1, 2, \cdots, 64$), APP 图标 P 的每个像素点则落入其中一个子立方体内. 然后统计图标中所有像素在 RGB 颜色立方体中的频数分布. 为消除噪声的影响, 假设 Q_{RGB} 为子立方体中的像素点数最大值, 设定当 $B_{(g)} > \nu Q_{\text{RGB}}$ ($g = 1, 2, \cdots, 64$) 时, 子立方体 $B_{(g)}$ 才是有效立方体. 通过实验设定 $\nu = 0.005$.

著名心理学家 Attneave^[24]认为视觉是一个信息处理过程. 图形包含色彩信息量越多, 则认为色彩越丰富. 香农的“信息熵”概念^[25]用于信息的量化度量. 香农信息熵定义如下.

假设 X 为所有可能事件的集合, $P(x)$ 为集合中某一具体事件 x 发生的概率, 那么 X 的信息熵定义为 $H(X) = -\sum_{x \in X} p(x) \text{lb}(p(x))$. 图标上的每个像素点都是独立分布的; 因此立方体 $B_{(g)}$ 上像素点数分布概率函数为 $P(B_{(g)}) = B_{(g)} / N_p$. 定义图标的 RGB 丰富度为

$$C_{\text{RGB}} = -\sum_{g=1}^{64} P(B_{(g)}) \text{lb}(P(B_{(g)}) + \xi).$$

其中, 设置一个数值很小的 ξ 项以避免 $\text{lb}(0)$ 出现.

3.1.2 色相、饱和度和亮度特征

本文采用 HSL 颜色空间构建 APP 图标在色相、饱和度以及亮度上的特征变量.

(1) 色相数

色相环是一个 $0^\circ \sim 360^\circ$ 的环, 但在观看 APP 图标时并不去感受色彩的细微变化, 故可以把色相环划分成若干区间. 根据 Li 等^[5]的工作, 将色相环划分成 20 个区间(每个区间 18°), 然后对 APP 图标 P 的每个像素点的色相值进行统计, 得到 20 个分组, 组距为 18° 的直方图 h , $h_H(j)$ 表示第 j 个分组中像素点的个数. 假设 Q_h 为直方图中的最大值, 为了消除噪声的影响, 设定只有当 $h_H(j) > \nu_h Q_h$ ($j=1, 2, \dots, 20$) 时, 区间 $h_H(j)$ 才是有效色相区间. 因此, 有

$$H_{\text{count}} = \# \text{of} \{j | h_H(j) > \nu_h Q_h\}.$$

其中, $\# \text{of} \{ \}$ 表示集合的基数, 此外, 通过实验设定 $\nu_h = 0.005$.

(2) 平均色相

APP 图标既包括目标区域 R , 也有背景区域 B . 显然, 目标区域和背景区域共同影响 APP 图标的美感. 本文把 APP 图标 P 的整体平均色相 $\bar{H}_P$ 、目标区域 R 平均色相 $\bar{H}_R$ 以及背景区域 B 平均色相 $\bar{H}_B$ 纳入特征候选, 它们的计算公式分别为

$$\bar{H}_P = \frac{1}{A_P} \sum_{v \in P} v_H;$$

$$\bar{H}_R = \frac{1}{A_R} \sum_{v \in R} v_H;$$

$$\bar{H}_B = \frac{1}{A_B} \sum_{v \in B} v_H.$$

其中, v_H 表示像素点 v 的色相值; A_P , A_R 和 A_B 分别表示 APP 图标整体、目标区域及背景区域面积.

(3) 饱和度

饱和度表示颜色纯度, 图像中纯色往往比单调的或不纯的颜色更有吸引力^[11]. 定义 APP 图标平均饱和度为 $\bar{S}_P = \frac{1}{A_P} \sum_{v \in P} v_s$. 其中, v_s 表示像素点 v 的饱和度值.

研究表明图像目标物体的饱和度更能引起用户的注意^[26], 目标区域的饱和颜色往往能弥补背景区域的颜色暗淡, 更能凸显图标的目标区域. 因此, 计算目标区域的平均饱和度为

$$\bar{S}_R = \frac{1}{A_R} \sum_{v \in R} v_s.$$

(4) 亮度

艺术家常通过亮度信息来表达目标的光照场景^[5], 因此, 亮度是 APP 图标美感评估的一个重要方面. 本文计算 APP 图标平均亮度 $\bar{L}_P$ 、最大亮度 $L_{P\max}$ 、最小亮度 $L_{P\min}$ 以及对数平均亮度 $L_{P\log}$ 作

为候选特征变量, 它们的计算公式分别为

$$\bar{L}_P = \frac{1}{A_P} \sum_{v \in P} v_L;$$

$$L_{P\max} = \max(v_L), v \in P;$$

$$L_{P\min} = \min(v_L), v \in P;$$

$$L_{P\log} = \frac{1}{A_P} \exp \left[\sum_{v \in P} \lg(\xi + v_L) \right].$$

其中, ξ 设置为一个极小的值, 以避免 $\lg(0)$ 出现.

3.1.3 颜色变化度

本文用 APP 图标在色相、饱和度以及亮度的方差度量颜色变化程度, 具体计算如下.

$$D_H = \frac{1}{(N_P - 1)} \sum_{v \in P} (v_H - \bar{H}_P)^2;$$

$$D_S = \frac{1}{(N_P - 1)} \sum_{v \in P} (v_s - \bar{S}_P)^2;$$

$$D_L = \frac{1}{(N_P - 1)} \sum_{v \in P} (v_L - \bar{L}_P)^2.$$

其中, D_H , D_S 和 D_L 分别表示 H , S 和 L 这 3 个分量的方差.

3.2 和谐度

和谐是衡量一个艺术作品中视觉元素间如何组合的设计准则. 它为艺术作品提供了聚合力, 使其成为一个完美的整体^[13]. Tokumaru 等^[20]指出, 在产品色彩设计中颜色间的互相协调, 即色彩和谐.

颜色之间的和谐不是由特定的颜色决定的, 而是由它们在颜色空间中的相对位置决定的^[27]. Matsuda^[28]和 Tokumaru 等^[20]提出了 8 种色彩和谐模式, 在色彩研究领域被广泛接受. 图 2 展示了在 HSV 颜色空间中色相环上的 8 种分布类型. 每种色相的分布类型(灰色扇形)定义为一个色彩和谐模式. 色彩和谐模式可以由独立颜色组成(i, V 和 T 型), 也可以由互补色(色相环上位置相差 180° 的相对颜色)组成(I, Y 和 X 型), 或者更复杂的颜色组合(L 型). N 型模式对应于灰度图. 这些模式都可以任意角度旋转.

图 2 色彩和谐模式

本文采用文献[27]提出的方法计算 APP 图标的色相分布与模式匹配程度度量其色彩模式和谐度: 用像素点色相值与某种模式的距离(弧长)之和来度量该模式匹配程度. 首先定义每个模式为 $T_q (q \in \{i, l, l, T, V, X, Y\})$, $E_{T_q(\theta)}(v)$ 表示第 q 个模式旋转角度 θ 后与像素点 v 距离最近的点的色相值, 即

$$E_{T_q(\theta)}(v) = \begin{cases} v_H, & v \in G_q \\ H_{\text{nearest_border}}, & v \notin G_q \end{cases}$$

其中, G_q 表示模式 $T_q(\theta)$ 中的灰色扇形区域; $H_{\text{nearest_border}}$ 表示模式 $T_q(\theta)$ 中最接近像素 v 色相值的扇形边缘. 色相直方图与模式之间的距离可以定义为 $H_{\text{ar}(q, \theta)} = \sum_{v \in P} \|v_H - E_{T_q(\theta)}(v)\| \cdot v_S$. 其中, $\|\cdot\|$ 表示色环上的弧长距离. 因为低饱和度的像素点色相值在视觉上不明显, 因此用 v_S 加权. 显然, 当像素点落在扇形区域内, 其与该模式距离为 0. 现在问题变成寻找参数 (q, θ) 使 $H_{\text{ar}(q, \theta)}$ 最小, 以确定最适合 APP 图标的色彩分布模式及其匹配度, 分 2 步来解决.

Step1. 对于给定模式 T_q , 寻找 $\theta(q)$ 满足

$$\theta(q) = \underset{\theta}{\operatorname{argmin}} (H_{\text{ar}(q, \theta)}).$$

Step2. 比较每个模式, 寻找与图像色相分布最匹配的模式 q_0 , 使

$$q_0 = \underset{q}{\operatorname{argmin}} (H_{\text{ar}(q, \theta(q))}), q \in \{i, l, l, T, V, X, Y\}.$$

$H_{\text{ar}(q_0, \theta(q_0))}$ 即为色彩模式和谐度.

3.3 对比度

对比度是不同对象或元素之间差异的感知. 当对象为一幅图像时, 不同元素在亮度和色相上的差异的综合印象被称为图像对比. 本节构造与对比度相关的特征变量.

3.3.1 目标区域对比度

研究表明在图像有前景物体的情况下, 相比于整体对比度, 前景物体的对比度更能引起用户的注意^[26]. 德国生理学家韦伯通过对重量差别感觉的研究发现一条定律, 即感觉的差别阈限随原来刺激量的变化而变化, 并定义刺激的增量 ΔI 和原来刺激值 I 的比值为韦伯比率, 用公式表示即为 $w_b = \Delta I / I$. 据此对目标区域与背景区域的亮度和色相分别计算对比度为

$$H_{\text{contrast}} = \frac{|\bar{H}_R - \bar{H}_B|}{\bar{H}_B}.$$

$$L_{\text{contrast}} = \frac{|\bar{L}_R - \bar{L}_B|}{\bar{L}_B}.$$

$$\text{其中, } \bar{L}_R = \frac{1}{A_R} \sum_{v \in R} v_L, \bar{L}_B = \frac{1}{A_B} \sum_{v \in B} v_L.$$

综合考虑色相和亮度的对比, 把上面 2 个变量求算术平均. 再考虑目标区域和背景区域的面积占比影响, 最后计算目标区域与背景的对比度, 即

$$R_{\text{ctra}} = \frac{A_R}{A_B} \cdot \frac{(L_{\text{contrast}} + H_{\text{contrast}})}{2} \quad (1)$$

3.3.2 经典对比度

此外, 还引入一些对比度的经典算法作为候选特征变量.

(1) 迈克逊对比度

$$M_{\text{contrast}} = \frac{L_{\text{max}} - L_{\text{min}}}{L_{\text{max}} + L_{\text{min}}}.$$

其中, L_{max} 和 L_{min} 分别表示 APP 图标亮度最大值和最小值.

$$(2) \text{ 均方根对比度 } C_{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{A_p} \cdot \sum_{v \in P} (v_L - \bar{L}_p)^2}.$$

4 APP 图标人工评估心理实验

在互联网上尚未找到带有较大群体打分的图标数据集, 本文选取包含知名的互联网公司、常见移动终端操作系统以及传统企业的 240 幅 APP 图标图像作为数据集, 如图 3 所示, 然后邀请测试人员在数据集上对 APP 图标色彩度、和谐度、对比度以及图标美感进行人工打分. 经过咨询心理学家, 高校学生已经在日常的学习生活中具备成熟的审美观点, 因此他们可以对这些 APP 图标不同维度的审美进行评估, 在心理学领域认为用 30 个以上的测试者即可以满足常规的心理测试需求. 邀请了 60 名测试者(30 名男生和 30 名女生, 年龄范围是 18~35, 包括经济学、农学、工学、文学、理学、艺术学和医学专业的学生)参与人工评估.

图 3 APP 图标数据集

本文设计了一个 APP 图标美感人工评估界面,如图 4 所示,其中界面上方显示一个 APP 图标,要求每位测试者对该 APP 图标的色彩度、和谐度、对比度以及图标美感进行评估.本文采用最常见的 5 级量表进行评估,值域为[1,5],从分数 1(最左侧)到 5(最右侧)分别代表从最坏到最好美感评估.在测试开始之前,为了确保测试者能按照本文定义的概念进行评估心理实验,向测试者具体解释了上述 4 个概念的含义,此外,对实验过程也进行了详细指导.为了能让测试者更加理解评估测试内容和熟悉操作界面,在正式实验开始之前进行了测试训练.当前 APP 图标完成打分评估后,单击“下一个”按钮,界面读入下一个 APP 图标,测试者继续对其进行打分评估.当测试者对之前的评估结果不确定时,单击“上一个”按钮则返回显示上一组的图标并重新进行评估操作,当所有 240 幅 APP 图标图像评估完成后,系统提示测试结束.

图 4 APP 图标美感人工评估测试界面

5 回归分析

本文把第 3 节中构造的各个特征变量作为自变量,把人工评估结果作为因变量,然后用心理学常用的回归分析方法建立色彩度、和谐度、对比度和 APP 图标美感模型.具体用统计分析软件 SPSS 进行回归.

为了便于比较每个特征变量的相对重要性,本文将每个特征变量用 min-max 线性变换进行归

一化处理,然后对于色彩度、和谐度、对比度,在回归训练时采用蒙特·卡罗交叉验证方法^[29].具体将 APP 图标数据集,随机划分为训练集和测试集(训练集包含 160 个 APP 图标,测试集包含 80 个 APP 图标).每次划分用训练集训练模型,用测试集验证模型的有效性.在每个维度上重复该过程 10 次,并将 10 次训练得到的模型结果取算术平均值作为每个维度最终的回归模型.然后采用文献[8]方法,将色彩度、和谐度和对比度回归模型作为预测变量,得到 APP 图标美感回归模型.每个回归模型有其对应的统计信息,具体含义在第 5.1 节介绍.

5.1 统计变量含义

回归分析中每个统计变量的含义解释如下:

(1) R^2 是决定系数,它反映自变量可以解释因变量变化的百分比. R^2 越接近 1,说明自变量对因变量的解释作用越强,回归越成功.统计学上, $R^2 \geq 0.8$,被认为拟合优度高,自变量对因变量解释程度高, $R^2 \leq 0.5$ 则被认为解释程度低.

(2) 校正 R^2 ,与 R^2 类似,用来评价回归方程优劣. R^2 有随着自变量个数的增多而值增大的缺陷,因此用校正 R^2 对自变量进行惩罚.校正 R^2 能更好地反映模型拟合优度.

(3) STD.Er. 为模型标准差,是均方误差的算术平方根,其大小反映了建立的模型预测因变量时的精度.标准差越小,说明建立的模型效果越好.

(4) Sig. 是显著性水平,为结果可信度的递减指标. Sig. 通常与 0.05 比较,如果小于 0.05,说明差异显著,通过检验.

(5) V_{ar} . 为模型中的自变量.

(6) Const. 为回归模型的常数项.

(7) Reg. Coef 为回归系数,是自变量对因变量影响大小的参数.

(8) Std. Er. 为标准差,是每项回归系数的标准差,用来衡量模型回归系数的精确度.值越小说明越精确.

(9) Std. Coef. 为标准化回归系数.

(10) t 代表 t 检验统计数值.

5.2 色彩度模型

把第 3.1 节中提到的特征变量作为候选,然后用 SPSS 中的变量筛选自动剔除冗余变量,最后保留了特征变量 $\hat{M}$, H_{count} 和 C_{RGB} ,由这 3 个变量构成色彩度模型为

$$C_c = 0.132 + 0.249\hat{M} + 0.523H_{count} + 0.236C_{RGB}.$$

该模型的统计信息如表2所示. 该模型的决定系数 $R^2=0.941$, 校正 $R^2=0.912$, 可见它能解释 91.2%的人工评估结果, 其显著性概率 Sig. 值为 0, 表明该模型在统计上是显著的. $\hat{M}$, H_{count} 和 C_{RGB} 都通过 t 检验, 所对应的 Sig. 值都小于 0.05, 所以它们对色彩度模型具有显著性贡献.

表2 色彩度回归模型 C_c 统计信息

$V_{\text{ar.}}$	Reg.Coeff.	Std.Er.	Std.Coeff.	t	Sig.
$\hat{M}$	0.249	0.085	0.554	144.864	0.001
H_{count}	0.523	0.012	0.389	256.672	0.000
C_{RGB}	0.236	0.056	0.867	445.676	0.004
Const.	0.132	0.121		78.497	0.075

5.3 和谐度模型

类似地, 用 SPSS 中的变量筛选自动剔除冗余变量后保留了一个特征变量 H_{ar} , 构成和谐度模型

$$C_{\text{har}} = 0.297 + 0.652H_{\text{ar}}.$$

该模型的统计信息如表3所示. 该模型的决定系数 $R^2=0.909$, 校正 $R^2=0.881$, 这表明它可以解释 88.1%的和谐度人工评估结果, 其显著性概率 Sig.=0, 表明该模型在统计上是显著的. 特征变量 H_{ar} 通过了 t 检验, 对应的 Sig. <0.05, 所以它对和谐度模型具有显著性贡献.

表3 和谐度回归模型 C_{har} 统计信息

$V_{\text{ar.}}$	Reg.Coeff.	Std.Er.	Std.Coeff.	t	Sig.
H_{ar}	0.652	0.042	0.975	17.332	0.000
Const.	0.297	0.236		6.358	0.075

5.4 对比度模型

在剔除冗余变量后保留了一个对比度的特征变量 R_{ctra} , 构成色彩对比度模型

$$C_{\text{ctra}} = 0.451 + 0.579R_{\text{ctra}}.$$

该模型的统计信息如表4所示. 该模型的决定系数 $R^2=0.869$, 校正 $R^2=0.842$, 这表明它可以解释 84.2%的对比度人工评估结果, 其显著性概率 Sig.=0.003, 表明该模型在统计上是显著的. 特征变量 R_{ctra} 通过了 t 检验, 其所对应的 Sig. <0.05, 所以它对对比度模型具有显著性贡献.

表4 对比度回归模型 R_{ctra} 统计信息

$V_{\text{ar.}}$	Reg.Coeff.	Std.Er.	Std.Coeff.	t	Sig.
R_{ctra}	0.579	0.103	0.865	27.462	0.015
Const.	0.451	0.124		7.365	0.064

5.5 APP图标美感模型

现在已经得到了 APP 图标的色彩度、和谐度和对比度模型 C_c , C_{har} 和 C_{ctra} . 接着将 C_c , C_{har} 和 C_{ctra} 作为自变量, 把人工评估的 APP 图标美感数据作为因变量, 对其回归得到 APP 图标美感模型

$$C_A = 0.053 + 0.609C_c + 0.368C_{\text{har}} + 0.132C_{\text{ctra}}.$$

该模型统计信息如表5所示. 该模型的决定系数 $R^2=0.915$, 校正 $R^2=0.903$, 表明模型在剔除自变量个数对 R^2 的影响后可以解释 90.3%的美感人工评估结果. 模型标准误差 Std.Er.=0.074, 说明模型预测因变量时精度很高. 在回归分析中, 模型中的 3 个特征变量都通过 t 检验, 因而它们对美感的解释都有显著贡献. C_c , C_{har} 和 C_{ctra} 所对应的系数 (表5中 Reg.Coeff. 列) 表明在预测人类对 APP 图标美感中, 色彩度 C_c 比和谐度 C_{har} 和对比度 C_{ctra} 起到更重要的作用.

表5 APP图标美感回归模型统计信息

$V_{\text{ar.}}$	Reg.Coeff.	Std.Er.	Std.Coeff.	t	Sig.
C_c	0.609	0.045	0.254	14.364	0.000
C_{har}	0.368	0.082	0.359	56.652	0.000
C_{ctra}	0.132	0.116	0.767	145.374	0.007
Const.	0.053	0.085		74.657	0.035

6 计算审美模型性能分析

在第5节中已经得到色彩度、和谐度、对比度以及美感的回归模型. 图5展示了 240 个 APP 图标在每个维度上的人工评估结果 (蓝色曲线) 和回归模型计算结果 (红色曲线), 纵坐标为结果值, 横坐标为 APP 图标序号. 对二者的结果进行比较, 从中可见回归模型计算结果近似逼近人工评估结果.

Perkiö 等^[30]和 Harper 等^[31]使用皮尔森相关系

图5 APP图标人工评估结果和回归模型结果比较

数 R_p 、斯皮尔曼秩相关系数 R_s 和肯德尔相关系数 τ 等非参数化相关分析比较模型计算结果和心理测评结果, 这 3 个相关系数的取值范围为 $[-1, 1]$. 相关系数绝对值越大, 代表变量之间相关关系密切程度越高. 其中, 正值为正相关, 负值为负相关. 本文计算了 10 次交叉验证结果中的训练集 S_1 和测试集 S_2 平均皮尔森相关系数和对应的双侧显著性 ($Ave_R_p/Sig.$)、平均斯皮尔曼秩相关系数和对应的双侧显著性 ($Ave_R_s/Sig.$)、平均肯德尔相关系数和对应的双侧显著性 ($Ave_ \tau /Sig.$) 和回归模型计算结果与人工评估结果之间的均方误差 (Ave_MSE) 的算术平均值来评估在 10 次蒙特·卡

罗交叉验证情况下回归模型的平均预测性能, 如表 6 所示. 此外, 本文还计算了训练集和测试集的平均皮尔森相关系数及其双侧显著性 S_D of $R_p /Sig.$ 和均方误差的标准差 S_D of MSE , 来评估回归模型评估性能的稳定性. 较高的平均皮尔森相关系数、平均斯皮尔曼秩相关系数、平均肯德尔相关系数以及各自相应的 $Sig.$ 均小于 0.05, 表明回归模型计算结果与人工评估结果之间具有高度显著相关性. Ave_MSE 的值较低表明 10 次蒙特·卡罗交叉验证过程中回归模型预测性能稳定. 上述都证明回归模型具有较高的预测性能, 回归模型的自变量在图标计算审美评估中具有较高的预测能力.

表 6 模型性能统计信息

相关系数及显著性	C_c	C_{har}	C_{ctra}	C_A
$Ave_R_p / Sig.(S_1)$	0.976/0.000	0.903/0.000	0.867/0.000	0.942/0.000
$Ave_R_p / Sig.(S_2)$	0.964/0.000	0.898/0.000	0.842/0.000	0.923/0.000
$Ave_R_s / Sig.(S_1)$	0.982/0.000	0.901/0.000	0.854/0.000	0.951/0.000
$Ave_R_s / Sig.(S_2)$	0.965/0.000	0.882/0.000	0.834/0.000	0.931/0.000
$Ave_ \tau / Sig.(S_1)$	0.812/0.000	0.772/0.000	0.714/0.000	0.811/0.000
$Ave_ \tau / Sig.(S_1)$	0.795/0.000	0.752/0.000	0.685/0.000	0.786/0.000
$Ave_MSE(S_1)$	0.053	0.074	0.084	0.096
$Ave_MSE(S_2)$	0.078	0.092	0.101	0.124
S_D of $R_p / Sig.(S_1)$	0.012/0.000	0.024/0.000	0.013/0.000	0.017/0.000
S_D of $R_p / Sig.(S_2)$	0.011/0.000	0.028/0.000	0.015/0.000	0.012/0.000
S_D of $MSE(S_1)$	0.011	0.018	0.021	0.016
S_D of $MSE(S_2)$	0.018	0.019	0.017	0.010

7 结 语

本文提出了一个 APP 图标计算审美评估框架, 它能够有效解释 90% 的 APP 图标美感人工评估结果. 尽管人类大脑处理 APP 图标审美的机制尚不明确, 但是本文为 APP 图标审美评估提供了一个参考框架, 从一个新的侧面扩展了人们对视觉审美的认知. 在未来的工作中, 将继续研究影响人类视觉审美感知的因素, 从而进一步完善审美算法框架.

参考文献(References):

- [1] Newzoo. Global mobile market report[OL]. [2020-09-07]. <https://newzoo.com/products/reports/global-mobile-market-report>
- [2] APP Annie. State of mobile 2020[OL]. [2020-09-07]. <https://www.appannie.com/en/go/state-of-mobile-2020>
- [3] Shu W, Lin C S. Icon design and game App adoption[OL].

[2020-09-07]. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.856.31&rep=rep1&type=pdf>

- [4] Zhang J J, Yu J H, Zhang K, *et al.* Computational aesthetic evaluation of logos[J]. *ACM Transactions on Applied Perception*, 2017, 14(3): Article No.20
- [5] Li C C, Chen T. Aesthetic visual quality assessment of paintings[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2009, 3(2): 236-252
- [6] Ke Y, Tang X O, Jing F. The design of high-level features for photo quality assessment[C] // *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2006: 419-426
- [7] Mallon B, Redies C, Hayn-Leichsenring G U. Beauty in abstract paintings: perceptual contrast and statistical properties[J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2014, 8: Article No.161
- [8] Zheng X S, Chakraborty I, Lin J J W, *et al.* Correlating low-level image statistics with users-rapid aesthetic and affective judgments of web pages[C] // *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. New York: ACM Press, 2009: 1-10

- [9] Luo W, Wang X G, Tang X O. Content-based photo quality assessment[C] //Proceedings of the International Conference on Computer Vision. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2011: 2206-2213
- [10] Bhattacharya S, Sukthankar R, Shah M. A framework for photo-quality assessment and enhancement based on visual aesthetics[C] //Proceedings of the 18th ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM Press, 2010: 271-280
- [11] Datta R, Joshi D, Li J, *et al.* Studying aesthetics in photographic images using a computational approach[C] //Proceedings of European Conference on Computer Vision. Heidelberg: Springer, 2006: 288-301
- [12] Wang Weining, Yi Jingjian, Xu Xiangmin, *et al.* Computational aesthetics of image classification and evaluation[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2014, 26(7): 1075-1083(in Chinese)
(王伟凝, 蚁静斌, 徐向民, 等. 可计算的图像美学分类与评估[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2014, 26(7): 1075-1083)
- [13] Zhang Jiajing, Peng Ren, Wang Jian, *et al.* Computational aesthetic evaluation of Chinese wash paintings[J]. Journal of Software, 2016, 27(2): 220-233(in Chinese)
(张佳婧, 彭韧, 王健, 等. 水墨画计算审美评估[J]. 软件学报, 2016, 27(2): 220-233)
- [14] Reinecke K, Yeh T, Miratrix L, *et al.* Predicting users' first impressions of website aesthetics with a quantification of perceived visual complexity and colorfulness[C] //Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems. New York: ACM Press, 2013: 2049-2058
- [15] Liao W H, Chen P M. Analysis of visual elements in logo design[C] //Proceedings of International Symposium on Smart Graphics. Heidelberg: Springer, 2014: 73-85
- [16] Wang Q B. Statistical analysis on the enterprise logo color designs of global 500[C] //Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Computer-Aided Industrial Design & Conceptual Design. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2009: 277-280
- [17] Li Y N, Zhang K, Li D J. Rule-based automatic generation of logo designs[J]. Leonardo, 2017, 50(2): 177-181
- [18] Reber R, Schwarz N, Winkielman P. Processing fluency and aesthetic pleasure: is beauty in the perceiver's processing experience?[J]. Personality and Social Psychology Review, 2004, 8(4): 364-382
- [19] Hasler D, Suesstrunk S E. Measuring colorfulness in natural images[C] //Proceedings of the Human Vision and Electronic Imaging VIII. Bellingham: Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers, 2003, 5007: 87-95
- [20] Tokumaru M, Muranaka N, Imanishi S. Color design support system considering color harmony[C] //Proceedings of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2002: 378-383
- [21] Wong L K, Low K L. Saliency-enhanced image aesthetics class prediction[C] //Proceedings of the 16th IEEE International Conference on Image Processing. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2009: 997-1000
- [22] Phan T. Automated computational aesthetics for pervasive graphical advertising[OL]. [2020-09-07]. http://octoberraindrops.com/publications/automated_computational_aesthetics.pdf
- [23] Fan Z B, Li Y N, Yu J H, *et al.* Visual complexity of Chinese ink paintings[C] //Proceedings of the ACM Symposium on Applied Perception. New York: ACM Press, 2017: Article No.9
- [24] Attneave F. Some informational aspects of visual perception[J]. Psychological Review, 1954, 61(3): 183-193
- [25] Shannon C E. A mathematical theory of communication[J]. The Bell System Technical Journal, 1948, 27(3): 379-423
- [26] Osberger W, Maeder A J. Automatic identification of perceptually important regions in an image[C] //Proceedings of the 14th International Conference on Pattern Recognition. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 1998: 701-704
- [27] Cohen-or D, Sorkine O, Gal R, *et al.* Color harmonization[C] //Proceedings of Special Interest Group on Computer Graphics and Interactive Techniques Conference. New York: ACM Press, 2006: 624-630
- [28] Matsuda Y. Color design[J]. Asakura Shoten, 1995, 2(4): 10
- [29] Dubitzky W, Granzow M, Berrar D P. Fundamentals of data mining in genomics and proteomics[M]. Heidelberg: Springer, 2007
- [30] Perkiö J, Hyvärinen A. Modelling image complexity by independent component analysis, with application to content-based image retrieval[C] //Proceedings of the 19th International Conference on Artificial Neural Networks. Heidelberg: Springer, 2009: 704-714
- [31] Harper S, Jay C, Michailidou E, *et al.* Analysing the visual complexity of web pages using document structure[J]. Behaviour & Information Technology, 2013, 32(5): 491-502