

# 基于显著性特征的海报设计侵权检测分析

杨滨<sup>1</sup>, 孙建楠<sup>1</sup>, 曹恩国<sup>1\*</sup>, 李子川<sup>2</sup>, 周志立<sup>3</sup>

(1. 江南大学数字科技与创意设计学院, 江苏 无锡 214122; 2. 中国刑事警察学院公安信息技术与情报学院, 辽宁 沈阳 110854; 3. 广州大学人工智能学院, 广东 广州 511363)

**摘要:**为辅助专家进行概念侵权行为的检测与判定,本文提出一种基于视觉显著性特征的海报设计侵权行为取证方法。提出设计了一个包含4个子网络的复杂深度学习模型,用于处理设计作品中的复杂视觉元素,并明确地划分出主要的版式结构关系。通过计算海报与现有作品之间的相似度,本方法能有效检测出设计师的侵权行为。实验结果显示,本方法在海报设计侵权行为取证分析上的准确率较传统方法有显著提升。

**关键词:**图像处理; 相似度计算; 视觉显著性; 抄袭检测; 侵权行为取证

**中图分类号:** TP309 **文献标志码:** A

**引用格式:** 杨滨, 孙建楠, 曹恩国, 等. 基于显著性特征的海报设计侵权检测分析[J]. 山东大学学报(理学版), 2026, 61(3): 11-19.

## Forensic analysis of poster design infringement based on visual salient features

YANG Bin<sup>1</sup>, SUN Jiannan<sup>1</sup>, CAO Enguo<sup>1\*</sup>, LI Zichuan<sup>2</sup>, ZHOU Zhili<sup>3</sup>

(1. School of Digital Technology& Innovation Design, Jiangnan University, Wuxi 214122, Jiangsu, China; 2. School of Public Security Information Technology and Information, Criminal Investigation Police University of China, Shenyang 110854, Liaoning, China; 3. Institute of Artificial Intelligence, Guangzhou University, Guangzhou 511363, Guangdong, China)

**Abstract:** Traditional clone detection methods primarily rely on pixel-level image similarities, often overlooking conceptual similarities in core design elements, particularly in compositional layouts. To address this limitation, we propose a forensic method for detecting poster design infringement based on visual saliency features, aimed at assisting experts in identifying and assessing conceptual plagiarism. To achieve this goal, a sophisticated deep learning model comprising four sub-networks is developed to process complex visual elements in design works and explicitly delineate key layout structural relationships. By computing conceptual feature similarities between posters and existing works, proposed method effectively identifies designer's infringing behaviors. The experimental results demonstrate significant improvements in accuracy compared to traditional approaches in poster design infringement forensic analysis.

**Key words:** image processing; similarity calculation; visual saliency; plagiarism detection; infringement evidence collection

## 0 引言

在数字化时代,海报设计是信息传播与视觉沟通的重要手段。然而,随着设计工具的普及,该领域面临严峻的原创性挑战,抄袭、克隆、盗用现象频发,既侵犯原创者权益,也阻碍行业的健康发展。识别海报抄袭时,除了整体视觉相似度,核心设计概念(尤其构图)的相似度更关键。传统深度学习图像分析方法虽擅长提取整体特征,却常忽略关键元素的构图相似性,导致评估海报原创性时精确度不足。

从侵权形式看,既存在原封不动或基本照搬他人作品的行为,也包括通过改头换面、将他人受著作权保护的独创性内容窃为己有的行为,前者在著作权执法领域被称为低级抄袭,后者被称为概念侵权<sup>[1]</sup>,如图1所示。

收稿日期:2025-01-17; 网络出版时间:2026-01-19

基金项目:国家自然科学基金资助项目(21BG131);江苏高校哲学社会科学研究重大资助项目(2025SJJZD110);辽宁网络安全执法协同创新中心资助项目

第一作者:杨滨(1979—),男,副教授,博士,研究方向为数字图像处理,人工智能辅助设计。E-mail:yangbin@jiangnan.edu.cn

\* 通信作者:曹恩国(1983—),男,教授,博士,研究方向为人工智能辅助设计。E-mail:enguoao@jiangnan.edu.cn



图1 抄袭案例  
Fig.1 Examples of plagiarism

近年来,随着数字化图像处理的普及,针对图像“克隆”或“拷贝-移动”检测的传统方法主要是利用图像底层像素级特征和局部纹理特征来判断是否存在重复区域。例如,最早基于尺度不变特征变换(scale-invariant feature transform, SIFT)<sup>[2]</sup>等局部特征的方法能在一定程度上抵抗图像旋转、尺度变化等变换,但其无法应对更抽象的概念抄袭或大尺度几何变换。结合离散余弦变换(discrete cosine transform, DCT)或奇异值分解的方法<sup>[3]</sup>有助于从图像的频域特征中捕捉克隆痕迹,尽管对一些简单编辑手段较为有效,但对于艺术化设计、版式变换、元素置换等复杂应用场景时,准确率会显著下降。双分支卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)<sup>[4]</sup>等深度网络虽然在一定程度上提升了对克隆痕迹的检测能力,但依旧聚焦于局部像素级的重复检测,对整体构图概念的判定能力有限。

CNN特征相比传统手工特征更具表示性,尤其在一般的图像检索和图像识别任务中取得了突破性的进展。Lang等<sup>[5]</sup>研究了抄袭服装检索问题,提出了一种基于区域表示的新型网络,称为剽窃搜索网络,利用所使用的标志来指导区域表示的学习。然而CNN特征虽然相比于传统特征更具表示性,但仍然难以避免特征单一、语义信息相关性差等问题。Cui等<sup>[6]</sup>通过与设计师的探索性研究,详细阐述了形成独特海报的8个要素和抄袭的6个判断标准,提出了利用主要元素和抄袭标准相结合的模型来检索抄袭图像,并在自建的海报抄袭数据集上进行实验,取得了不错的效果。最近,Yang等<sup>[7]</sup>提出可以通过视觉显著特征的生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)模型计算图像设计作品的相似性。

视觉显著性检测(salient object detection, SOD)近年来也取得了快速进展。从最早的基于像素级颜色差异或亮度差异来判定显著区域的方法<sup>[8]</sup>,发展到了基于深度卷积网络的显著性检测模型<sup>[9-13]</sup>。这些方法在自然图像场景下常能取得较为理想的显著性分割效果,然而对于海报这类艺术设计作品,因其包含的多重主次元素和版式布局更加多元化,直接将自然图像上的显著性检测模型迁移过来,实际效果依旧存在不足。本研究所提出的方法,正是基于上述对于视觉显著性和结构布局的两方面思考,同时结合当前深度学习框架,以更好地适应海报多重显著要素的检索与比对。

以上分析发现,图像相似性检测与图像取证等方面的研究已逐步涉及艺术风格、绘画、产品设计等领域。但是总体是研究还不多,主要集中在作品的特征提取和量化方法上。在此,本文提出了一种全新的海报设计侵权取证方法。本研究的主要贡献如下:(1)设计了一个包含4个子网络的复杂深度学习模型,用于处理艺术设计作品中的复杂视觉元素,并明确地划分出主要的版式结构关系;(2)提出根据海报的版式结构特征(对称、平衡、焦点)来引导显著区域的注意力,并设计了图像结构特征子网结构;(3)设计了重要显著区域注意力子网结构,基于颜色、亮度和边缘等底层特征识别海报中的主要显著区域。

## 1 相关研究

### 1.1 视觉注意力机制

视觉注意力机制<sup>[8]</sup>源于对人类视觉的模仿,人眼非常擅长识别复杂图像或从复杂背景中提取典型特

征。人类视觉注意机制可分为自下而上的数据驱动注意机制和自上而下的任务驱动注意机制<sup>[6]</sup>。

### 1.1.1 自下而上的数据驱动注意机制

这种机制完全由感知数据驱动,将人的视线引导到场景中的显著区域。通常,与周围环境具有较强对比度或明显不同的区域能够吸引自下而上的注意力。该机制利用图像的颜色、亮度、边缘等特征表示,通过判断目标区域与周围像素的差异,计算图像区域的显著性。图2展示了自下而上注意的例子。

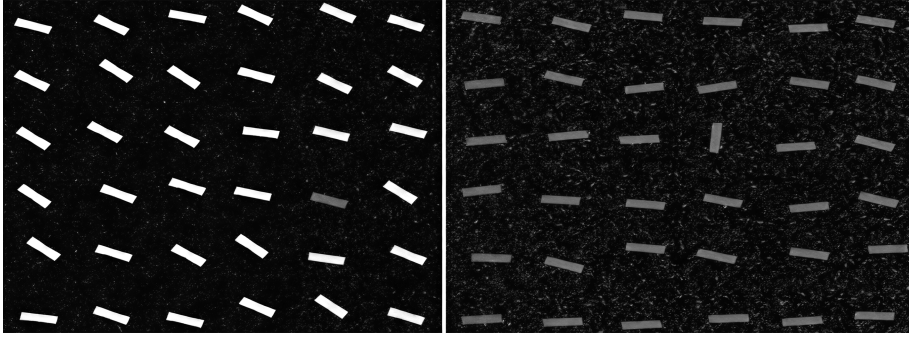


图2 自下而上注意机制例子

Fig.2 Example of bottom-up attention mechanism

### 1.1.2 自上而下的任务驱动注意机制

自上而下的任务驱动注意机制由人的“认知因素”决定,如知识、预期和当前的目标,它根据图像的特定特征计算图像区域的显著性。图3展示了自上而下注意的例子,在监控任务下,场景中的人体能够引起注意。



图3 自上而下注意机制例子

Fig.3 Example of top-down attention mechanism

近年来,研究者在特征综合理论和注意力心理学模型的基础上,提出了许多可计算的注意力选择模型。但由于海报设计作品的多视觉元素特征,元素之间的组合方式众多,经过前期实验分析,直接应用这些方法的效果并不理想。因此,本文考虑综合应用两种注意力机制,把海报设计划分出主次关系,其中自下而上的注意力机制用于确定主要元素,依赖于图像的底层特征,如颜色、亮度和边缘。在设计海报的背景中,这种注意力机制可以帮助模型快速识别出图像中的显著区域,例如色彩鲜明或对比度高的元素。这对于初步过滤图像信息,突出视觉上最引人注目的部分非常有用。而自上而下的注意力机制则更多地依赖于任务的具体需求和用户的预期,可以用于确定次要元素。在设计海报中可以依据预先定义的设计原则(如对称、平衡、焦点等)来引导注意力。

## 1.2 显著性目标检测

显著性目标检测利用注意力机制来自动识别图像中最引人注目的区域。早期主要基于底层的视觉特征,如颜色、对比度、边缘和纹理。这些方法通常采用非深度学习的统计和计算机视觉技术,依赖于手工设计的特征和启发式算法来估计图像中各区域的显著性。Itti等<sup>[10]</sup>模拟了人类的视觉搜索机制,使用中心周围差异在多个尺度上检测显著性。Achanta等<sup>[11]</sup>则直接从像素级的颜色特征出发,通过简单有效的方式突出显著区域,适用于自然图像。

随着深度学习的发展,显著性检测技术也逐渐转向更为复杂和准确的深度模型。Han等<sup>[9]</sup>研究的SalNet则采用了一种更简洁的网络结构,直接从像素级学习显著性特征进行目标检测。该方法的优点在于模型结构简单,易于实现,但它可能难以处理更复杂或细粒度的显著性任务。随后,DHSNet引入了深层次

的层级结构<sup>[10]</sup>,通过递归细化显著图,显著提高了检测精度和图像边缘的清晰度,尽管这种深度网络的训练时间较长。Hou等<sup>[14]</sup>引入了短连接与深度监督机制来增强显著性目标检测的网络性能,不仅有效缓解了深度网络在训练过程中的梯度消失问题,还提升了模型对不同尺度显著目标的识别精度。Li等<sup>[15]</sup>提出了一种纯化机制,对整个显著物体的不同区域施加严格的权重,并从难以区分的区域中提纯结果,从而准确预测显著物体的位置和细节。

对于艺术设计作品的复杂多主元素的结构来说,仅考虑一元信息是不够的。因此,本文提出了多主元素视觉注意力机制,结合使用自下而上和自上而下的机制,其中自下而上机制用于确定主要元素,而自上而下机制则用于确定海报版式特征。

## 2 多主元素视觉注意力网络

为了有效处理艺术设计作品中的复杂视觉元素并明确地划分出其重要版式结构关系,本文设计了一个包含4个子网络的深度学习模型。第一个是重要显著区域注意力子网,用于识别海报中的主要显著区域,它依赖于颜色、亮度和边缘等底层特征;第二个是图像结构特征子网,根据海报版式结构特征(对称、平衡、焦点)引导(纠正)显著区域的注意力;还有上述2个子网络特征再通过视觉纠正子网进行校正。整个网络的框架如图4所示,主要包括4个部分,除上述3个子网结构外,还加入了特征提取网络。

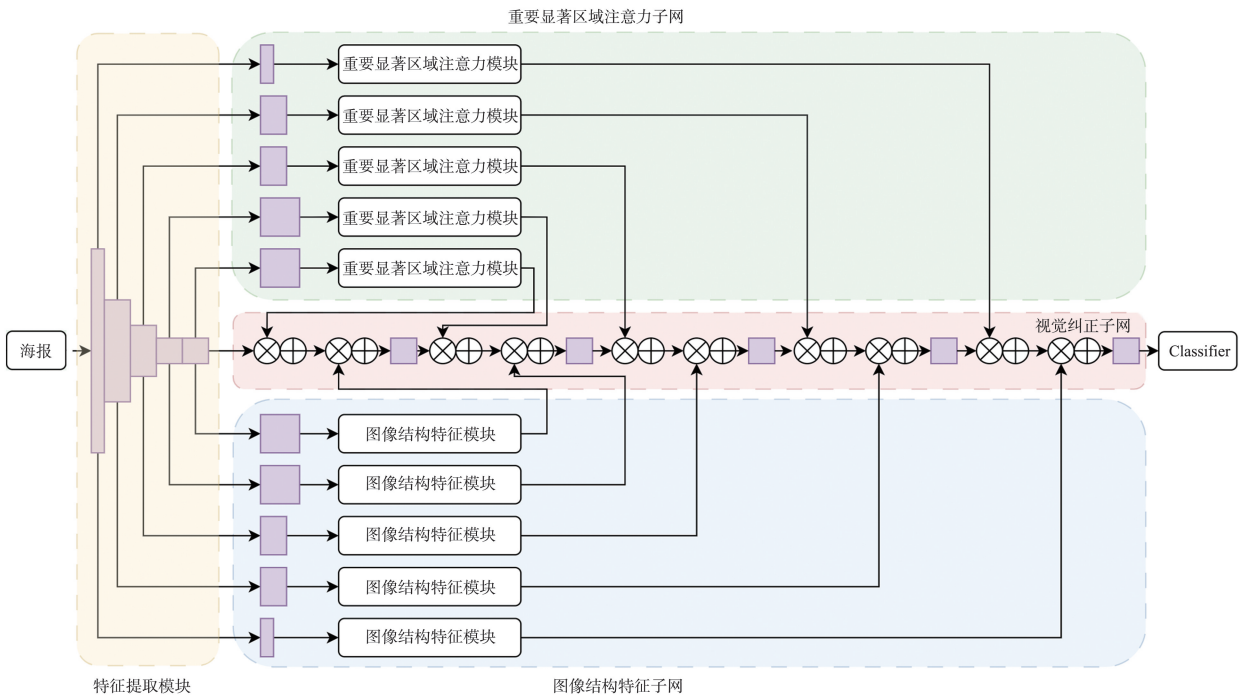


图4 多主元素视觉注意力网络结构  
Fig.4 Multi-principal element visual attention network structure

### 2.1 特征提取模块

从输入的海报图像中提取丰富的视觉特征,这些特征应包括但不限于颜色、纹理、形状和边缘信息。由于本文重点研究版式海报的抄袭检测问题,重点关注以下5个视觉特征,见表1。

表1 版式海报的主要视觉特征  
Table 1 Main visual features of the typography poster

特征类型	描述
颜色	颜色是显著性检测中的关键视觉线索之一,能够帮助模型识别视觉上突出的区域。
纹理	纹理信息有助于区分不同的图像区域和内容,对于理解复杂的版式设计特别重要。
边缘	边缘可以揭示对象的轮廓和结构,对于定位和识别海报中的关键设计元素至关重要。
形状	形状信息有助于识别和分类海报中的各种图形和符号。
空间	版式设计中元素的空间排列和相互关系对理解整体设计意图和视觉流向非常关键。

本文选择 ResNet-50 作为特征提取模块,并去除了最后的全局池化层和全连接层,以适应像素级预测任务。特征提取模块包含 5 个用于编码的残差模块,分别命名为  $F_1, F_2, \dots, F_5$ 。将最后一个残差模块  $F_5$  的步长设为 1,以避免进一步减小特征图的空间尺寸,保留更多的空间信息。此外,分别将  $F_4$  和  $F_5$  中卷积层的空洞率设置为 2 和 4,以允许网络在保持特征图尺寸不变的情况下增加每个卷积层的感受野,这有利于捕捉更广泛的上下文信息。设置  $H$  和  $W$  分别代表图像的高和宽,对于给定的  $H \times W$  输入图像,特征提取模块最终输出的特征图大小为  $16 \times 16$ 。

为了整合多尺度特征,采用横向连接,通过一个  $128 \times 1 \times 1$  卷积层将每个编码模块的特征传输到解码器。此外,通过自上而下的架构将高级语义传播到低级细节,帮助定位显著物体和恢复物体细节。来自同级编码特征和更高级解码特征被相加,随后跟着一个  $128 \times 3 \times 3$  的卷积层,执行 2 倍上采样。

### 2.2 重要显著区域注意力子网

卷积块注意力模块(convolutional block attention module, CBAM)<sup>[16]</sup>采用级联的方式来协调空间和通道信息。然而,这种方式过于强调空间和通道信息在传输过程中的顺序,可能会在某些复杂场景下导致信息丢失。为了更好地在空间和通道维度上捕捉上下文信息,本文着重于平衡和强化独立的空間信息和通道信息。首先解码来自特征提取子网的 5 个横向连接的特征,然后对于每个分支输入解码卷积特征,表示为  $F_i \in \mathbf{R}^{H \times W \times C}$ 。重要显著区域注意力为

$$A_i = S_s(F_i) \otimes S_c(\text{GAP}(F_i)), \tag{1}$$

其中,  $S_s$  和  $S_c$  分别表示空间和通道维度上的 Softmax 操作,  $\text{GAP}(\cdot)$  是全局平均池化操作,  $\otimes$  表示元素乘积。  $S_s(F_i)$  为空间注意力,直接在空间维度上进行 Softmax 运算得到空间权重;第二项  $S_c(\text{GAP}(F_i))$  为通道注意力,采用全局平均池化去除空间影响得到长度为  $C$  的向量,再在通道维度上进行 Softmax 运算得到通道权重,将空间维度和通道维度的注意力通过元素乘积运算整合在一起,对输入特征  $F_i$  进行加权,则

$$M_i = F_i \otimes \text{Att}_i + F_i. \tag{2}$$

由分类器对  $M_i$  进行分类,该分类器包括 2 个卷积层,分别是 128 个  $3 \times 3$  以及一个  $1 \times 1$  的卷积核,然后进行 Sigmoid 和上采样操作。本文通过二元交叉熵损失函数计算出第  $i$  个重要显著区域注意力模块掩码  $\rho^{(i)}$ ,

$$\rho^{(i)} = \sum_{j=1}^{H \times W} (g_j \log p_j + (1+g_j) \log(1-p_j)), \quad i \in \{1, \dots, 5\}, \tag{3}$$

其中  $p_j$  和  $g_j$  分别表示预测图的第  $j$  个像素和显著对象的真实掩码。通过将来自特征提取子网的多级横向特征作为输入,以多尺度方式学习提升注意力,并将其输出到视觉纠正子网络以提升对显著区域的注意力。

### 2.3 图像结构特征子网

图像结构特征子网目的是根据海报版式结构特征(对称、平衡、焦点)引导显著区域的注意力。这类任务不仅需要高级的空间理解能力,还需要能够从全局角度分析图像。本文提出如图 5 所示的图像结构特征模块。

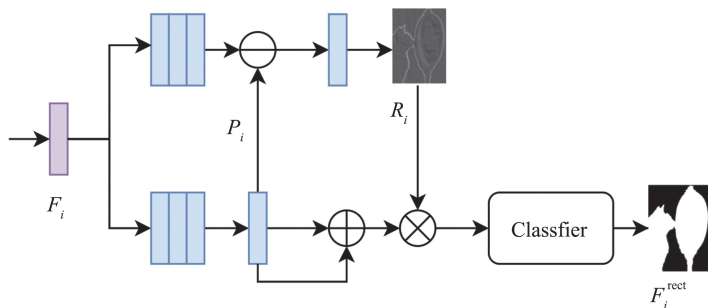


图5 图像结构特征模块  
Fig.5 Image structure feature module

图像结构特征子网络有 5 个图像结构特征模块组成,每个模块使用两个并行的卷积分支来处理输入特征  $F_i \in \mathbf{R}^{H \times W \times C}$ ,其中第一分支是广义区域特征,第二分支是对象区域特征。每个分支具有 3 个卷积层,步长都为 1。第一卷积层具有 128 个  $3 \times 3$  的核,第二层使用 128 个  $3 \times 3$  空洞卷积核,空洞率为 2。第三个卷积层

使用1个 $1 \times 1$ 的核。本文将上述2个分支的输出表示为 $F_{i,G}$ 和 $F_{i,O}$ 、 $F_{i,E}$ 为差异特征,

$$F_{i,E} = F_{i,G} - F_{i,O}. \quad (4)$$

矫正的注意力表示为

$$R_i = \text{Tanh}(F_{i,E}). \quad (5)$$

双曲正切函数  $\text{Tanh}$  将特征映射到 $[-1, 1]$ 范围内以获得调整的注意力,让它集中在容易出错的区域。对于每个分支,对对象特征 $F_{i,O}$ 进行加权,则

$$M_{i,O} = F_{i,O} \otimes R_i + F_{R,O}. \quad (6)$$

生成的特征 $M_{i,O}$ 被输入到分类器,该分类器与重要显著区域注意力子网中的分类器相同。最小化优化目标为

$$\zeta^{(i)} = \sum_{j=1}^{H \times W} (g_j \log p_j + (1+g_j) \log(1-p_j)), \quad i \in \{1, \dots, 5\}, \quad (7)$$

其中的参数含义跟公式(3)相同。在易出错的特征 $F_{R,E}$ 上,本文添加了一个回归器 $\varepsilon^{(i)}$ 。为了学习 $F_{R,E}$ ,通过最小化 KL 散度,使预测的错误图接近其真实值,

$$\text{KL}(g \parallel p) = \sum_i^{H \times W} g_i \log \frac{g_i}{p_i}, \quad (8)$$

其中 $p_i$ 和 $g_i$ 分别表示第 $i$ 个像素点的预测值和真实值。

## 2.4 视觉纠正子网

该子网作用以自上而下的方式处理来自重要显著区域注意力模块和图像结构特征模块的特征信息,从而逐步细化 SOD 预测。类似的,该子网仍然由5个模块组成,如图6所示。对于第 $i$ 个解码阶段,输入特征 $F_i \in \mathbf{R}^{H \times W \times C}$ ,首先提升注意力加权

$$M_i = F_i \otimes A_i + F_i, \quad (9)$$

然后使用具有128个 $3 \times 3$ 核的卷积层将特征卷积为 $M'_i$ 。接下来对生成的特征进行加权

$$\mathcal{L}_i = M'_i \otimes R_i + M_i, \quad (10)$$

每个模块 $i$ 的输出 $\mathcal{L}_i$ 被输入到一个分类器中。分类器的输出预期逼近 SOD 的真实值,其损失为

$$\psi^{(i)} = \sum_{j=1}^{H \times W} (g_j \log p_j + (1+g_j) \log(1-p_j)) \cdot (1 + |e_j|), \quad i \in \{1, \dots, 5\}, \quad (11)$$

其中, $e_j$ 表示预测误差图 $e$ 的第 $j$ 个像素, $|\cdot|$ 表示绝对值运算。

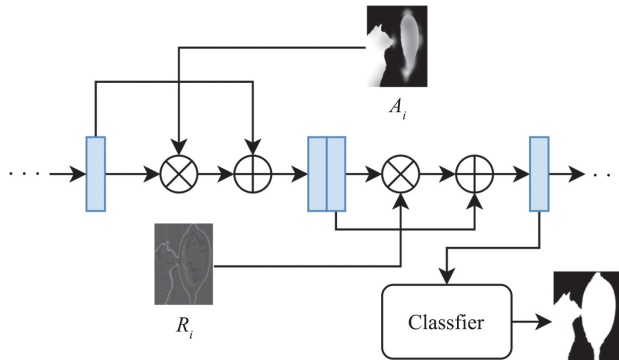


图6 视觉纠正子网结构模块  
Fig.6 Visual correction module

## 3 实验分析

### 3.1 实验设置

由于当前针对海报设计和艺术设计作品相似性/抄袭检测的公开数据库并不多,许多研究者往往会选择自行构建数据集。Donovan等<sup>[17]</sup>建立了一个平面设计作品数据集,该数据集包含了来自Flickr的1078个平面设计的重要性标注。Cui等<sup>[6]</sup>建立了一个海报抄袭数据集,该数据集包含了22624张设计插画作品,

同时也加入了 224 张用于查询的设计作品。海报抄袭数据集提供了初步的参照,但在数量和涵盖范围上仍存在一定局限。为此,本文综合收集了不同类型的海报。

- (1) 商业广告海报:如各类商业宣传、营销活动等;
- (2) 艺术/文艺海报:如艺术展海报、电影宣传海报等;
- (3) 教育/公益宣传海报:如校园活动、社会公益等。

经过筛选与清洗后,最终获得了 3 214 张完整海报图像,并从现有插画、海报和设计作品库中累积形成了一个规模约 27 140 张的视觉元素相似性检测数据集。该数据集中,3 种类型的样本各占 1/3,基本涵盖了海报设计的常见类型。给定一张原始作品,本文通过传统的检索方法在网站上获得一组相似的图片(前 100 张),然后,邀请 7 位专业视觉设计专家来完成标注。实验中 70% 的样本被选为训练集,其余的用于测试。具体分 3 个阶段训练网络:(1) 训练特征提取子网和视觉纠正子网;(2) 固定视觉纠正子网,然后训练重要显著区域注意力子网和图像结构特征子网;(3) 使用总体损失训练整个网络。

### 3.2 实验结果与分析

为了更全面地验证所提方法的有效性,本文在实验中既采用了 Top-K 召回率来衡量检索召回效果,又采用了(mean average precision, mAP)来评估整体检索性能。由于很少有研究关注平面设计的侵权问题,本文将所提出的方案与文献[6-7]中的方法进行了对比,本文还比较了用于服装图案设计抄袭检测的方法<sup>[5]</sup>,用于标志设计相似性检测的方法<sup>[18]</sup>以及用于图像检索的基于注意力机制的方法<sup>[19]</sup>,以验证其在海报设计领域中的效果。为了测试传统的克隆取证方法是否适用于概念侵权分析,我们也分别在相同的数据集上测试了 3 个取证方法(分别基于 SIFT 特征<sup>[2]</sup>,奇异值分解<sup>[3]</sup>和双分支 CNN<sup>[4]</sup>)。实验结果如表 2 所示。相较于其他对比方法,本文所提出的方法在 Top-10、Top-20 召回率及 mAP 等指标上均表现最优。在商业海报和艺术海报中均有相对稳定且较高的召回率和精度,说明它在面对多种风格和多重元素的海报时具有良好的兼容性。此外,为了验证网络对不同类型海报的适应能力,本文还单独统计了在商业广告类与艺术/文艺海报上的检索表现。结果显示,本方法在两类海报上均能够取得较高一致性,反映了网络对不同版式与风格要素的捕捉能力。

表 2 实验结果  
Table 2 Experiment results

方法	针对性	Top-10	Top-20	mAP
Yang 等 <sup>[2]</sup>	传统克隆取证	0.347	0.285	0.276
Goel 等 <sup>[4]</sup>	传统克隆取证	0.104	0.087	0.257
Rathore 等 <sup>[3]</sup>	传统克隆取证	0.128	0.101	0.244
张舜尧等 <sup>[19]</sup>	传统图像检索	0.133	0.121	0.203
Yang <sup>[18]</sup>	标志设计	0.488	0.410	0.354
Lang 等 <sup>[5]</sup>	服装图案	0.354	0.312	0.268
Cui 等 <sup>[6]</sup>	插画设计	0.623	0.508	0.495
Yang 等 <sup>[7]</sup>	图像设计	0.784	0.634	0.541
本文方法	海报设计	0.835	0.707	0.644

传统的图像检索算法在特定领域中的效果并不理想,难以直接应用在海报检索及相似性检测任务中。同样,传统克隆取证方法在这类型图像中的应用效果也不太理想。虽然一些方法是专门针对设计作品领域抄袭检测而设计的,但是由于不同类型的设计差别较大,因此针对抽象图形特征明显的方法用在海报设计抄袭检测中效果欠佳。文献[6-7]所提出的方法的应用领域跟本方法最为接近,但未将海报作品的结构性特征考虑在内,因此在针对结构性较强的海报设计相似性检测中准确率不高。实验结果如图 7 所示。

从上图实验可以看出,本方法由于使用了图像结构特征子网引导重要显著特征的提取,使得在对不止一个视觉主体元素的作品进行特征提取时,能同时关注多个重要特征元素。这些组合的特征元素往往是海报设计的创意点,对这些创意的借鉴,也会降低其原创性,甚至被认定为抄袭。此外,为了验证网络对不同类型海报的适应能力,本文还单独统计了在商业广告类与艺术/文艺海报上的检索表现,针对性的挑选了版式特征更明显的作品进行实验,如图 8 所示。



图7 相似性查询结果(有红线标识的海报被认为与查询图片高度相似)

Fig.7 Similarity query results (posters marked with a red line are considered highly similar to the query image)



图8 相似性查询结果(有红线标识的海报被认为与查询图片高度相似)

Fig.8 Similarity query results (posters marked with a red line are considered highly similar to the query image)

从以上结果可见,在针对版式设计抄袭的识别任务中,本文提出的方法表现出了更强的构图与创意相似性判断能力。文献[7]所提及的方法虽然对图像结构相似的海报有一定的分析效果,但在理解性方面还存在不足,难以准确地分割辅助性图像元素(如第2行第6列所示)。文献[6]所提及的方法更多地依赖于风格、色彩等特征进行相似性判断,因此在面对创意概念相似但元素被替换的海报时,其准确率相对较低。通过以上分析对比,可以看出本文方法在版式设计抄袭识别领域展现出了明显的优势。

## 4 结论

海报设计侵权行为取证在设计领域扮演着越来越重要的角色,其不仅是保护知识产权的工具,也是推动创新和提升行业标准的关键因素。本文提出了一种基于视觉显著性特征的海报设计侵权取证模型。通过结合4个功能各异的子网络,这一模型能够综合处理和分析来自复杂设计作品的多维度视觉信息,有效识别并强化海报中的显著区域和关键版式结构,其中,重要显著区域注意力子网主要依靠颜色、亮度和边缘等底层视觉特征,负责检测海报中的主要显著区域;图像结构特征子网则根据海报的版式结构特征(如对称性、平

衡性和视觉焦点等)来引导显著区域的注意力分配;视觉纠正子网通过协调和校正两个子网络的特征输出,对整体的注意力预测结果进行优化。

尽管本研究在多个方面做出了改进,但在针对更复杂构图、多重视角元素的海报时,其准确率仍有待进一步提升。此外,在法律层面的相似度阈值设定与概念抄袭认定上仍需结合更多专家经验和司法实践。未来的工作将继续完善自动化抄袭鉴定模型的能力,并尝试与多学科专家合作,增强系统的通用性与可解释性,为提升海报设计保护与行业健康发展贡献力量。

#### 参考文献:

- [1] 余晓春. 美术作品实质性相似判断研究[D]. 武汉:中南财经政法大学,2020.  
YU Xiaochun. Study on substantial similarity determination of art works[D]. Wuhan: Zhongnan University of Economics and Law, 2020.
- [2] YANG B, SUN X, GUO H, et al. A copy-move forgery detection method based on CMFD-SIFT[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(1):837-855.
- [3] RATHORE N K, JAIN N K, SHUKLA P K, et al. Image forgery detection using singular value decomposition with some attacks[J]. *National Academy Science Letters*, 2021, 44(4):331-338.
- [4] GOEL N, KAUR S, BALA R. Dual branch convolutional neural network for copy move forgery detection[J]. *IET Image Processing*, 2021, 15(3):656-665.
- [5] LANG Y, HE Y, YANG F, et al. Which is plagiarism: fashion image retrieval based on regional representation for design protection[C]//*Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Seattle: IEEE, 2020: 12645-12654.
- [6] CUI S, LIU F, ZHOU T, et al. Understanding and identifying artwork plagiarism with the wisdom of designers: a case study on poster artworks[C]//*Proceedings of the 30th ACM International Conference on Multimedia*. Lisbon: ACM, 2022:2043-2051.
- [7] LIU Z H, YANG B, AN J R, et al. Similarity evaluation of graphic design based on deep visual saliency features[J]. *Journal of Supercomputing*, 2023, 79(9):21346-21367.
- [8] BORJI A, ITTI L. State-of-the-art in visual attention modeling[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 35(1):185-207.
- [9] TSOTSOS J K, CULHANE S M, KEI WAI W Y, et al. Modeling visual attention via selective tuning[J]. *Artificial Intelligence*, 1995, 78(1-2):507-545.
- [10] ITTI L, KOCH C, NIEBUR E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(11):1254-1259.
- [11] ACHANTA R, HEMAMI S, ESTRADA F, et al. Frequency-tuned salient region detection[C]//*2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Miami: IEEE, 2009:1597-1604.
- [12] HAN L, LI X, DONG Y. SalNet: edge constraint based end-to-end model for salient object detection[C]//*Chinese Conference on Pattern Recognition and Computer Vision (PRCV)*. Guangzhou: Springer, 2018:417-428.
- [13] LIU N, HAN J. DHSnet: Deep hierarchical saliency network for salient object detection[C]//*Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Las Vegas: IEEE, 2016:678-686.
- [14] HOU Q, CHENG M M, HU X, et al. Deeply supervised salient object detection with short connections[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2019, 41(4):815-828.
- [15] LI J, SU J, XIA C, et al. Salient object detection with purificatory mechanism and structural similarity loss[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2021, 30:6855-6868.
- [16] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: Convolutional block attention module[C]//*Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*. Munich: Springer, 2018:3-19.
- [17] O'DONOVAN P, AGARWALA A, HERTZMANN A. Learning layouts for single-page graphic designs[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2014, 20(8):1200-1213.
- [18] YANG B. Perceptual similarity measurement based on generative adversarial neural networks in graphics design[J]. *Applied Soft Computing*, 2021, 110:107548.
- [19] 张舜尧,李华旺,张永合,等. 基于独立注意力机制的图像检索算法[J]. *计算机科学*, 2023, 50(1):328-333.  
ZHANG Shunyao, LI Huawang, ZHANG Yonghe, et al. Image retrieval based on independent attention mechanism[J]. *Computer Science*, 2023, 50(1):328-333.