

融合人类认知网络优化的中国画情感识别

盛家川¹ 陈雅琦¹ 王 君² 李 亮^{3,4}

摘 要 现有中国画研究缺少对画作情感的分析,但画家将生活感悟寄情于美术创作,升华国画的艺术价值.基于此种情况,文中提出融合人类认知优化深度学习网络结构的中国画情感识别算法.首先,根据图像显著性和笔道复杂度提出中国画感兴趣区域提取算法.再使用可视化卷积神经网络提取国画情感特征,并交互式地融合国画情感表达手法知识优化网络结构.最后微调构建的网络预测国画情感.实验将 1 000 幅中国画分为 4 种情感类别,准确率较高,识别效果较优.消融实验与可视化实验分析网络各层作用,进一步验证文中算法识别中国画情感的能力.

关键词 中国画情感,卷积神经网络(CNN),图像分类,感兴趣区域,可视化

引用格式 盛家川,陈雅琦,王君,李亮.融合人类认知网络优化的中国画情感识别.模式识别与人工智能,2020,33(2):141-149.

DOI 10.16451/j.cnki.issn1003-6059.202002006

中图法分类号 TP 391

Chinese Paintings Sentiment Recognition via CNN Optimization with Human Cognition

SHENG Jiachuan¹, CHEN Yaqi¹, WANG Jun², LI Liang^{3,4}

ABSTRACT Most existing methods are lack of analysis of Chinese paintings sentiment. In this paper, an algorithm of Chinese paintings sentiment recognition via convolutional neural network (CNN) optimization with human cognition is proposed. Firstly, the region of interest from painting is extracted to obtain the square area with rich emotional expression according to image saliency and brushstroke complexity. Then, the deep learning network structure is optimized by combining feature visualization and the knowledge of emotional expression techniques in traditional Chinese paintings. Finally, a rebuilt network is fine-tuned for Chinese paintings sentiment classification task. In the experiment, 1000 Chinese paintings are classified with four emotions and the accuracy rate is better than that of other convolutional neural networks. The effect of model operation is explained through ablation and visualization experiments, and thus the ability of the proposed algorithm to recognize the sentiment of traditional Chinese paintings is confirmed.

收稿日期: 2019-03-28; 录用日期: 2019-09-19

Manuscript received March 28, 2019;

accepted September 19, 2019

国家自然科学基金项目(No.61502331, 61602338)、湖北省创新群体项目(No.2015CFA025)、教育部人文社会研究项目(No.18YJA63005T)、天津市自然科学基金项目(No.18JCYB JC85100) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China(No. 61502331, 61602338), Foundation for Innovative Research Groups of Hubei Province(No.2015CFA025), MOE Project of Humanities and Social Sciences(No.18YJA63005T), Natural Science Foundation of Tianjin(No.18JCYBJC85100)

本文责任编辑 高隽

Recommended by Associate Editor GAO Jun

1.天津财经大学 理工学院 天津 300222

2.天津财经大学 管理信息系统系 天津 300222

3.三峡大学 水电工程智能视觉监测湖北省重点实验室 宜昌 443002

4.天津大学 智能与计算学部 天津 300350

1.School of Science and Technology, Tianjin University of Finance and Economics, Tianjin 300222

2.Department of Management Information Systems, Tianjin University of Finance and Economics, Tianjin 300222

3.Hubei Key Laboratory of Intelligent Vision Based Monitoring for Hydroelectric Engineering, China Three Gorges University, Yichang 443002

4.College of Intelligence and Computing, Tianjin University, Tianjin 300350

Key Words Chinese Paintings Sentiment , Convolutional Neural Networks(CNN) , Image Classification , Region of Interest , Visualization

Citation SHENG J C , CHEN Y Q , WANG J , LI L. Chinese Paintings Sentiment Recognition via CNN Optimization with Human Cognition. Pattern Recognition and Artificial Intelligence , 2020 , 33(2) : 141-149.

中国画是中华民族传统文化精神遗产中不可替代的重要组成部分,而情景交融是中国画的一个重要的艺术表现形式。画家将来源于生活、社会的情感融入艺术创作,使画面富有强烈的艺术感染力,以期获得观众的理解与情感共鸣。因此研究中国画表现的情感对于作品鉴赏工作具有重要意义,有助于国画的分类管理及中华民族传统文化的保护与传播。

目前在图像情感分析方面已有大量研究。He 等^[1]利用二分类结果辅助实现自然图像情感的多分类,但数据集需要二分类和多分类两套情感标签,工作量有所增加。Kang 等^[2]构建颜色匹配情感词数据集,通过为西方绘画创建颜色谱,找到数据集中相应的情感词,预测画作的情感。相比照片和油画,中国画的线条更显著,更强调意境烘托的独特艺术追求,上述针对自然图像或西方画图像情感的研究方法并不完全适用于中国画的分析。

当前针对中国画的研究多集中于识别绘画的作者、分析作品风格等方面,对中国画展现的情感研究非常少^[3]。文献[4]~文献[6]考虑国画运笔特征,使用卷积神经网络(Convolutional Neural Network , CNN) 提取国画描绘艺术目标的高级语义特征,引入支持向量机和改进嵌入式学习算法,实现中国画作者的识别。王征等^[7]融合 CNN 提取的中国画特征和颜色特征后,采用支持向量机将国画根据情感表达分为 6 类。虽然 CNN 在发掘高层情感语义特征方面效果出色,但在训练过程中忽略大量底层纹理等特征,结果存在过拟合现象。

CNN 善于处理相对复杂的特征提取或分类任务^[8-9]。相比 VGG(Visual Geometry Group Net)^[10]等,GoogLeNet^[11]的卷积层尺寸大小相对固定,可视化的语义意义较强,有利于各层可视化的对比观察,有助于结合人类鉴赏国画感情的先验知识改进网络构造。国画中笔触线条、刻画对象等元素同样流露作者情感,而 GoogLeNet 丢弃部分中间层特征的学习方式,浪费大量中国画表达的情感因素特征。同时 GoogLeNet 辅助分类器在 ImageNet 分类任务中作用较小,未参与结果预测。

鉴于深度学习分类方法存在网络决策缺乏解释的缺点,研究者不能确定模型究竟学习图像中的哪

些元素。例如,清代画家朱耷(号八大山人)的作品通常宣泄对家国命运无常的悲愤无奈之情,签名形似“哭之”“笑之”两种形态,颇具代表性^[12]。即使算法将这样一幅国画分类为“悲伤”情感的结果正确,也无法说明算法是识别到描绘对象的笔墨间蕴含的情感,还是检测到“八大山人”的典型题款或印章便统归类为悲伤情感。Zhou 等^[13]和 Selvaraju 等^[14]提出梯度加权类激活定位(Gradient-Weighted Class Activation Mapping , Grad-CAM) 技术,通过计算目标类别相对于卷积层的梯度生成类激活图,从而将图像不同区域对结果的影响程度进行可视化。Olah 等^[15-16]可视化 CNN 各层特征以解释网络识别物体种类的原因。上述可视化研究均针对目标检测领域,对于中国画情感这样主观抽象的高级语义信息,更需要使用直观的方式探究深度网络提取的特征与决策结果的关系及原因。

深度学习网络通常浅层提取点、线等简单纹理特征,深层提取较复杂的高级语义特征^[15-17]。中国画情感分类任务中 CNN 高层仅提取情感语义特征,端对端的学习方式导致结果的获取过于盲目,忽略中间层特征的关注的焦点。基于此种情况,本文提出融合人类认知优化深度学习结构的中国画情感分类算法。利用深度网络特征可视化技术理解网络各层情感信息,将人类对国画情感的观察认知作为先验知识,构建更适应中国画情感分类任务的网络模型,控制网络重点训练蕴含画家情感的元素,提高系统识别能力,减轻过拟合。

1 融合人类认知的中国画情感分类

1.1 基于图像显著性与笔道复杂度的中国画感兴趣区域提取

鉴于 CNN 对于输入图像的像素规格要求,在目前文献中,基于深度学习的绘画作品分析工作^[18-19]通常将美术作品直接变形为网络所需尺寸,即强制将画作的宽高比调整为 1 : 1。然而国画十分讲究画幅形式与装裱,多数国画艺术作品形状并不是正方

形,立轴如赋、长卷如小说、团扇如小品……丰富的画幅形式是中国画的特点之一^[20]。例如,国宝《千里江山图》酣畅淋漓的长卷宽高比约为23:1,显然调整为正方形后画作将被严重变形,绝无原作笔墨灵动、精致优雅之美。因此现有文献不适用于中国画的情感分析。

国画中主体对象是画家笔墨情感集中表现的区域。画面主体一般集中在一个区域,该区域通常鲜明显著,笔道着墨更精雕细琢,起到突出主题与创作意图的作用。因此根据图像显著性和笔道复杂度提取感兴趣区域可获得国画中情感表达较丰沛的区域,有助于后续情感特征的提取。对画作进行边缘检测能有效提取笔道信息。Zhang等^[21-22]提出基于布尔映射的图像显著性检测模型(Boolean Map Based Saliency Model, BMS),能简单快捷地计算显著性区域,有效获得图像中颜色较鲜亮的目标。然而,中国画存在以墨为主、色为辅的特点,BMS倾向于将笔墨中的一抹留白或鲜红的印章预测为显著区域,因此无法直接用于中国画的显著性局部区域提取。本文针对中国水墨画提出改进的基于图像显著性与笔道复杂度的中国画感兴趣区域提取算法,获取国画的显著性区域,通过Sobel算子对各区域进行边缘检测,选择笔道最多的显著性区域,从而定位水墨画中情感显著的正方形部分。

首先,对图像进行反色处理。设 $I_i = (r_i, g_i, b_i)^T$ 为图像 I 第 i 像素的三维颜色向量,反色处理后图像 C 像素颜色向量

$$C_i = (255 - r_i, 255 - g_i, 255 - b_i)^T.$$

然后,利用BMS预测图像显著性,注意力显著图 $D = BMS(C)$ 。D为二值图像,其中显著性高的区域像素值为1,背景区域像素值为0。将像素值同为1的连通区域作为一个显著区域,寻找该区域在图像中横坐标最小值 x_{\min} 、最大值 x_{\max} 和纵坐标最小值 y_{\min} 、最大值 y_{\max} 。则第 i 个显著区域的外接矩形

$$E(x, y)_i = (x_{\min}, y_{\min}, x_{\max}, y_{\max}). \quad (1)$$

将图像进行灰度处理后,计算显著区域的二值边缘图像

$$G(x, y)_i = f_b(\nabla_{\text{sobel}}(f_{\text{gray}}(E(x, y)_i))),$$

其中, $f_{\text{gray}}(\cdot)$ 表示将显著区域的外接矩形区域灰度化, ∇_{sobel} 表示Sobel算子, $f_b(\cdot)$ 通过敏感阈值 γ 将边缘图像二值化。 $G(x, y)$ 的像素 $g(x, y)$ 定义如下:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & |\nabla_s(f_{\text{gray}}(e(x, y)))| > \gamma \\ 0, & |\nabla_s(f_{\text{gray}}(e(x, y)))| \leq \gamma \end{cases}$$

则下笔着墨最精心的显著区域外接矩形

$$E(x, y)_s = \arg \max_{i \in [0, n]} \sum_{j=0}^{x_{\max}-x_{\min}} \sum_{k=0}^{y_{\max}-y_{\min}} g(j, k)_i,$$

其中 n 表示中国画中显著区域外接矩形的数量,

$\sum_{j=0}^{x_{\max}-x_{\min}} \sum_{k=0}^{y_{\max}-y_{\min}} g(j, k)_i$ 表示 $E(x, y)_i$ 的复杂度,复杂度受笔道密度和显著区域大小的双重影响。

本文以 $(x_{\text{center}}, y_{\text{center}})$ 作为中心点,提取正方形中国画感兴趣区域,区域边长

$$l = \delta \min(I_{\text{width}}, I_{\text{height}}), \delta \in (0, 1],$$

其中 $I_{\text{width}}, I_{\text{height}}$ 分别表示图像 I 的宽度、高度, δ 为裁剪阈值,为了过滤国画装裱镶边部分,并且尽量保留国画大部分信息,取 $\delta = 0.9$ 。由式(1)可知,复杂度最高的外接矩形 $E(x, y)_s$ 左上角坐标为 (x_{\min}, y_{\min}) ,右下角坐标为 (x_{\max}, y_{\max}) ,则 $E(x, y)_s$ 的中心点坐标

$$(x_s, y_s) = \left(\left\lceil \frac{x_{\min} + x_{\max}}{2} \right\rceil, \left\lceil \frac{y_{\min} + y_{\max}}{2} \right\rceil \right).$$

为了保证提取区域在图像范围内,中国画感兴趣区域的中心点 $(x_{\text{center}}, y_{\text{center}})$ 定义如下:

$$x_{\text{center}} = \begin{cases} \left\lceil \frac{l}{2} \right\rceil, & x_s - \left\lceil \frac{l}{2} \right\rceil < 0 \\ I_{\text{width}} - \left\lceil \frac{l}{2} \right\rceil, & x_s + \left\lceil \frac{l}{2} \right\rceil > I_{\text{width}} \\ x_s, & \text{其它} \end{cases}$$

$$y_{\text{center}} = \begin{cases} \left\lceil \frac{l}{2} \right\rceil, & y_s - \left\lceil \frac{l}{2} \right\rceil < 0 \\ I_{\text{height}} - \left\lceil \frac{l}{2} \right\rceil, & y_s + \left\lceil \frac{l}{2} \right\rceil > I_{\text{height}} \\ y_s, & \text{其它} \end{cases}$$

中国画感兴趣区域提取过程如图1所示。

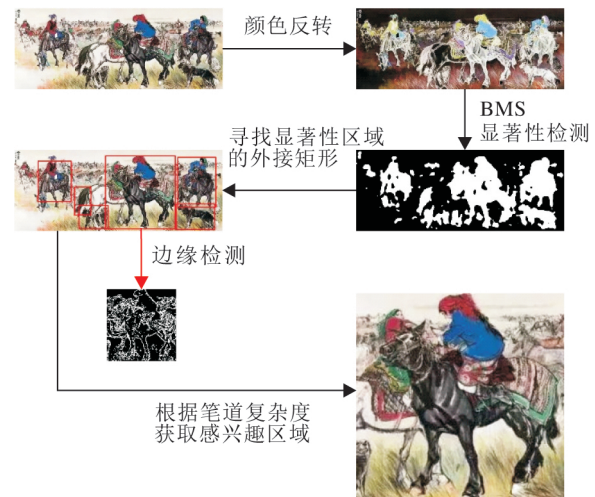


图1 中国画感兴趣区域提取过程

Fig.1 Extraction process of region of interest in Chinese

paintings

在图 1 黄胄《欢腾的草原》中,使用红色框标注画中显著性区域,最终算法提取笔道更复杂的画面中央两位正在骑马角力的主角作为感兴趣区域,该区域集中体现柯尔克孜族节日活动欢快愉悦的场景。

悲伤孤傲、豪情肆意、活泼欢快、安静平和 4 种情感的感兴趣区域提取结果示例如图 2 所示。

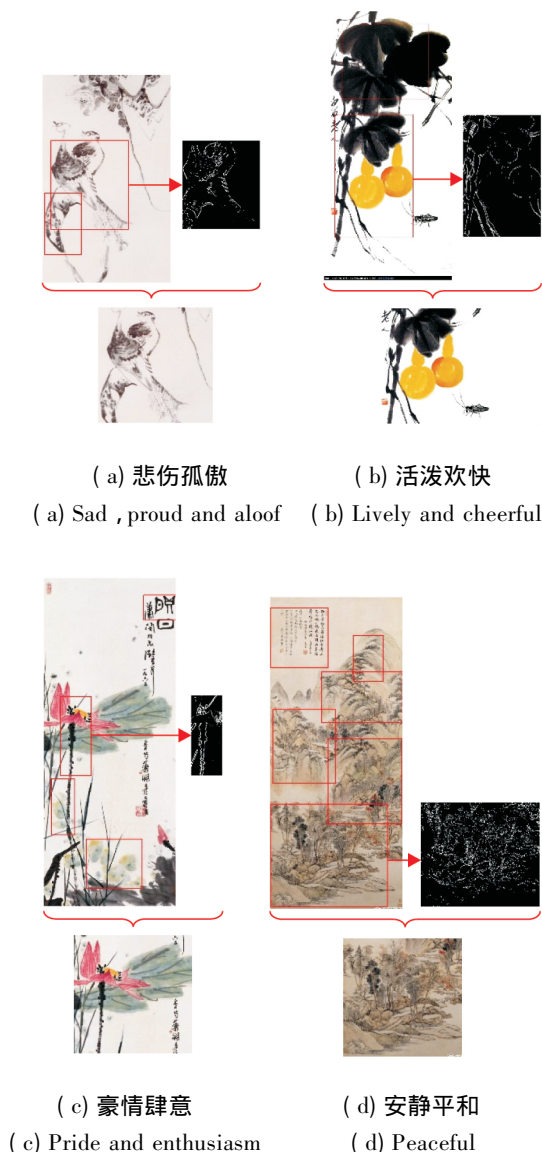


图 2 4 种情感中国画感兴趣区域示例

Fig.2 Examples of region of interest in Chinese paintings with 4 different emotions

图 2(a) 中八大山人使用孔雀的尾翎比喻清朝官帽上的孔雀翎,光滑石头上站立的孔雀暗喻清朝政权的崩塌,表达画家对外族入侵、国破家亡的悲愤之情。(b) 中齐白石的葫芦满溢乐观的生活情趣,一

旁的昆虫更增加灵动之感。(c) 中潘天寿以极富金石意味的线条画就气势磅礴荷花,墨彩纵横交错,表现作者自信、豁达的品格。(d) 中王翬的《虞山枫林图》描绘画家的家乡美景,下方小桥流水、树林村落展现宁静祥和的生活场景。本文提出中国画的感兴趣区域提取算法都能获取国画情感流露明显部分。

1.2 融合中国画情感知识的网络结构优化

以往基于深度学习的研究工作一般将有监督数据输入分类网络,单纯依赖原网络自主修改参数获取模型。人们在欣赏学习艺术品时能根据生活体验、了解的专业艺术知识等重点分析蕴含情感的因素。本文将这种人类主观感受嵌入算法中,借助可视化技术在一定程度上实现 CNN 与人类交互影响网络结构,控制网络训练方向,使算法重点训练人之所想。

CNN 卷积核提取图像特征并映射为通道,每个通道是一种特征的提取结果。图像最终特征由全部通道特征加权组合所得。为了观察网络训练得到的情感特征,直观理解 CNN 不同卷积层工作原理,在可视化训练网络的通道特征之后,首先使用 1.1 节预处理后的中国画情感数据集微调 GoogLeNet,令网络自主训练国画情感信息,获得一个较好的分类准确率。再分别可视化各卷积层通道特征,以图像的形式表现网络提取的中国画情感特征。将 GoogLeNet 的 Inception 模块视为一个整体卷积层。

中国画的情感受到笔墨、描绘对象和意境的影响。画家潘天寿曾言“笔墨取于物,发于心,为物之象,心之迹。”。笔墨不仅是国画创作的手段,更是抒发情感的一种艺术语言。寓情于景是画家常用的情感表达方式,我国传统文化中赋予一些客观事物以人性化的品格,例如“梅兰竹菊”花中四君子分别代表傲、幽、坚、淡的品质;松鹤延年,苍松、仙鹤、桃子等象征健康长寿的美好祝愿。一幅国画作品的含义在很大程度上取决于绘画意象。意境是艺术的灵魂,是客观事物与画家思想情景交融的产物,中国画常通过较少颜色与精心布局表现思想的韵律,这种格调与作者的情感息息相关。

综合上述分析与对网络通道特征可视化的观察,本文提取笔墨特征的 Layer 3a、描绘意象的 Layer 4d 和表现意境的 Layer 4e 三层添加辅助分类器,使其按权重参与模型学习与分类,引导网络重点学习这 3 层网络提取到的特征,既增加人类认知对分析中国画情感更有利的特征的利用率,又减轻模型过拟合问题。

在卷积层与辅助分类器之间的数据传递使用全

局平均池化,这是因为全局平均池化能获取元素与通道特征——对应的特征向量,强调主观选取特征对分类结果的影响.在构建辅助分类器结构时,为了减少中间层信息传递的损失,尽量简化辅助分类器构造.最终优化的网络结构图如图 3 所示,其中 3 个辅助分类器详细信息见表 1.

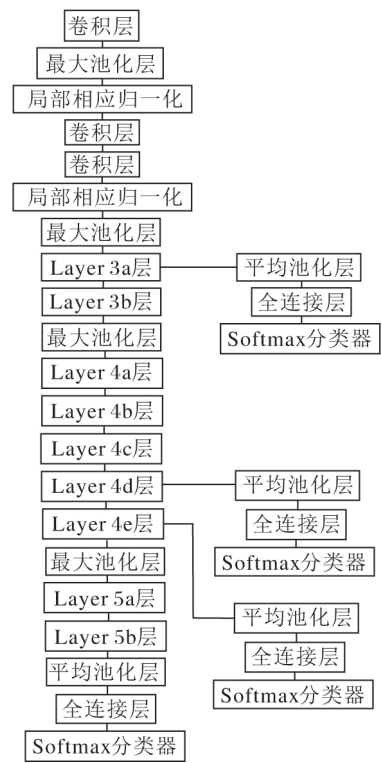


图 3 中国画情感分类网络结构

Fig.3 Structure of Chinese painting sentiment classification network

表 1 辅助分类器的详细信息

Table 1 Details of auxiliary classifier

辅助 分类器	全局平均池化		Dropout	全连接层	Softmax
	核大小	输出尺寸		输出尺寸	
Layer 3a	14×14	1×1×256	1×1×256	1×1×4	1×1×4
Layer 4d	14×14	1×1×528	1×1×528	1×1×4	1×1×4
Layer 4e	14×14	1×1×832	1×1×832	1×1×4	1×1×4

辅助分类器中全局平均池化层与随机失活 (Dropout) 输出尺寸取决于相应卷积层通道数量,全连接层与 Softmax 输出尺寸取决于分类类别.本文将中国画分为悲伤孤傲、豪情肆意、活泼欢快、安静平和 4 种情感.

1.3 网络可视化分析

本文提出利用激活最大化 (Activation Maximization, AM) 技术^[23]可视化网络提取中国画情感特征. AM 通过寻找激活响应最大时的输入以近似网络从图像中学习的特征样式.使用 $f_{ij}(\theta; H)$ 表示网络

第 j 层第 i 单元的激活, $f_{ij}(\theta; H)$ 最大时输入 H 的取值:

$$H^* = \arg \max_H f_{ij}(\theta; H), \text{ s.t. } \|H\| = \rho$$

f_{ij} 即网络参数 θ 和输入样本 H 的函数.

H^* 最大程度上近似通道特征可视化.在网络训练完成后参数 θ 已知,使用梯度上升法求局部最大值,计算该非凸优化问题,即计算 $f_{ij}(\theta; H)$ 的梯度作为移动方向,输入样本 H 据此做出改变,多次迭代后能够近似卷积核从数据集中学习到的特征.

使用中国画情感数据集微调 GoogLeNet 并可视化各卷积层通道特征,观察其中蕴含中国画元素更明显的 3 层通道,可视化示例如图 4 所示. Layer 3a 卷积层提取笔墨特征,从特征图中可看到工整严谨又细腻的线条、犹如分染笔法的墨色渐变等国画用笔技法效果,细线苍劲,粗线圆润秀雅,笔道实际上描绘的是作者内心的情感. Layer 4d 卷积层倾向于提取具体绘画对象的特征,可以观察到层叠的羽毛、干枯的枝丫、连绵群山等,自然事物对应某些精神象征.意象对于中国画借物抒情具有重要作用, Layer 4e 卷积层特征抽象复杂,大量元素组合成为别具一格的“场景”,表现意境美.例如画面中河流两岸山石重叠,视之有如心随重叠的山水逐渐释放,表现深邃幽远的境界,而有的特征图又表现出仰视巍峨山脉的崇高雄伟之感.

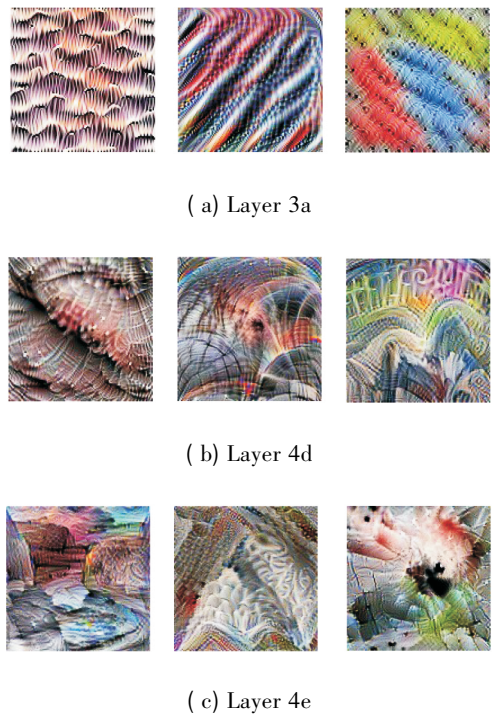


图 4 微调模型 3 个卷积层通道可视化示例

Fig.4 Channel visualization example of 3 convolution layers

of fine-tuned model

与其它研究不同,实验验证过程不仅通过准确率说明算法效果,而且为了直观说明模型提取特征的依据符合人类鉴赏中国画关注的焦点,引入类激活图分析不同深度卷积层中网络的运作行为。若分析类激活图结果显示网络对蕴含画家情感的笔墨区域激活反应更大,证实本文算法能针对中国画情感元素进行分类。若类激活图显示画作中类似印章这种非情感因素区域激活反应更大,说明由于数据集同类图像存在某种无关情感的相似元素,导致网络训练角度出现偏差。使用类激活图可视化方法分析实验结果既能帮助研究者掌握网络运作过程原因,提高网络的可解释性,又可以辅助实验数据验证算法有效性,强化算法可信度与应用价值。

2 实验及结果分析

本文在天津美术学院中国画系教授的指导下,参阅大量中国画书籍(如《中国画图鉴》等),从互联网上获取五代时期到近现代共 1 000 幅中国画,像素大小一般在 150 万像素左右,图像清晰。根据对画作题款诗词、画家人生经历、作品赏析评论等方面的分析,将数据分为 4 类国画常见情感(悲伤孤傲、豪情肆意、活泼欢快、安静平和),形成中国画情感数据集,各类别数据量相等以保证数据集平衡。数据集中包含人物画、山水画、花鸟画、动物画等各种内容,涉及工笔、写意绘画技法,样本数据广泛。

提取分辨率为 448×448 的中国画感兴趣区域,网络输出类别设为 4 类情感。在 ImageNet 数据集预训练的基础上随机初始化添加的辅助分类器和最终输出层的权重,使用中国画微调本文的融合中国画情感知识的分类网络。

微调 ImageNet 预训练的模型以提取中国画图像特征的方法是可行的。首先,国画艺术与情感来源于生活,画家通过对自然万物的分析和体悟完成作品,即中国画是对自然场景的艺术再加工,是自然图像的另一种体现。其次,GoogLeNet 的深度结构可以从丰富的感知信息中提取复杂结构和建立数据中内在表征。ImageNet 预训练模型已学习丰富的视觉特征,模型参数直接或间接包含与中国画类似的特征信息,可以学习到中国画情感特征信息。最后,虽然训练数据集不足以完成深度网络的训练,但模型已在 ImageNet 大量图像下进行充分的预训练,本文还通过椒盐噪声、高斯噪声、缩放、随机裁剪的数据增强方式扩充训练样本。因此,使用中国画情感数据集

微调真实图像预训练的模型,既能减少网络训练时间,又可以在一定程度上解决小数据集带来的过拟合问题。

根据对各卷积层所提取情感特征的可视化图像的观察得知,网络 Layer 3a、Layer 4d、Layer 4e 层特征蕴含中国画笔道、意象和意境等元素,这些因素与国画情感息息相关。因此本文将 Layer 3a、Layer 4d、Layer 4e 卷积层的辅助分类器分别以 0.1 的权重参与模型训练与分类,最终分类器权重设为 0.7,即重点训练表现画家情感的特征,直接影响分类结果,减少网络中间层信息的损失。

实验采用五折交叉验证法验证算法效果,实验准确率混淆矩阵如图 5 所示,“安静平和”情感分类效果最好,而“豪情肆意”类别与“悲伤孤傲”和“活泼欢快”类别间的错分率相对较高。表现“豪情”与“孤傲”的艺术手法有相似之处,如国画中目光如炬、刚健威猛的雄鹰多以墨线勾勒鹰眼、钩喙与利爪,身体羽毛处用墨淋漓大胆,浓淡过渡富有层次,有时表现英气勃发、一展宏图之意,有时又表达清风傲骨、倔强不屈的情怀。“豪情肆意”与“活泼欢快”类型的中国画同样用笔流畅简洁富于变化,墨色较亮丽。因此“豪情肆意”情感与其它两类较难分辨。

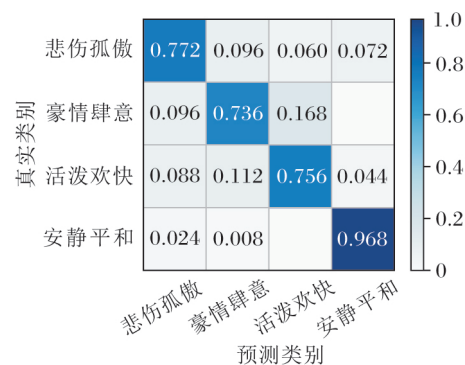


图 5 准确率混淆矩阵

Fig.5 Confusion matrix of accuracy

为了验证本文算法对于情感检测的有效性,与直接调整图像尺寸至 448×448 并通过本文构建网络分类实验进行对比。本文算法准确率为 80.8%,而变形缩放后准确率为 76.8%。通过本文算法处理输入图像数据能有效提高国画情感分类准确率,说明图像直接变形缩放弱化图像中蕴含的情感信息,根据图像显著性与笔墨复杂度提取中国画感兴趣区域,不仅解决图像变形问题,还能选取中国画中情感信息丰富的区域,有利于情感的特征提取与预测。

为了定量探究各卷积层的作用,分别在网络中

间7层单独添加辅助分类器,并令其以0.1的权重参与模型训练与分类,相应的最终分类器权重设为0.9,实验结果见表2。表2的实验1中GoogLeNet不改动网络结构,获得73.8%的准确率,其余实验相对于实验1的准确率数值变化如表所示。表中实验2、实验7、实验8显示,本文根据卷积层通道可视化及中国画情感先验知识选择的Layer 3a、Layer 4d、Layer 4e卷积层添加辅助分类器,能较明显地提高分类准确率,而其它卷积层并未对分类结果起到积极的影响。这说明通过可视化的确能够辨别卷积层中的情感信息。

表2 各层添加辅助分类器后准确率对比

Table 2 Accuracy comparison after adding auxiliary classifiers at each layer

实验编号	辅助分类器卷积层	准确率 /%	准确率变化
1	不添加任何辅助分类器	73.8	-
2	Layer 3a	75.6	+ 0.018
3	Layer 3b	74.5	- 0.007
4	Layer 4a	72.3	- 0.015
5	Layer 4b	74.6	+ 0.008
6	Layer 4c	72.4	- 0.014
7	Layer 4d	75.4	+ 0.016
8	Layer 4e	75.6	+ 0.018

接下来通过消融实验进一步说明本文优化网络结构的可行性。在本文算法基础上分别单独删除Layer 3a、Layer 4d、Layer 4e卷积层的辅助分类器,同时保持其它结构不变,构建3种消融网络结构,实验结果见表3。数据对比显示删除任何一层的辅助分类器都会导致分类准确率有所下降,充分表明选取的3层卷积层提取蕴含中国画情感的特征,符合通道可视化图像体现的信息。本文算法提高国画情感相关特征的利用率,构建更适于识别中国画情感的分类算法。

表3 消融实验结果

Table 3 Ablation experiment results

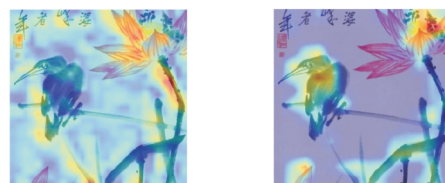
实验编号	消融网络结构	准确率 /%
1	本文算法	80.8
2	删除 Layer 3a 层辅助分类器	76.5
3	删除 Layer 4d 层辅助分类器	77.1
4	删除 Layer 4e 层辅助分类器	77.0

本文算法与VGG、残差网络(Residual Network, Resnet)准确率对比如下:本文算法为80.8%,VGG为75.1%,Resnet为78.5%。这2种网络在ImageNet

数据集预训练的基础上对中国画情感数据集进行微调,分类准确率均低于本文算法。实验表明本文结合中国画情感知识优化所得的网络结构更适用于中国画情感分类任务。

只根据准确率对模型进行定量分析具有局限性。本文通过类激活图突出显示影响分类结果的像素,分析网络不同卷积层学习特征的主要区域。

图6为潘天寿作品《荷花水鸟》的感兴趣区域分别在Layer 3a卷积层和Layer 4d卷积层的类激活图。该国画作品表达豪情肆意的情感,其中红色表示该位置对画作情感分类结果影响最大,蓝色表示该位置对分类结果影响最小。如(a)所示,在网络训练前期的Layer 3a卷积层图像中有纹路的区域都对分类结果有影响,画面中极具特色的花瓣、荷茎、鸟喙与鸟尾的位置贡献较大,这些区域笔画刚柔相济,线条多呈方折形,显得强健有力。亭亭净植的荷花花瓣部分用金石味的线条笔笔写就,荷茎有如钢筋一般直挺坚硬,以书入画,下笔果敢,体现出刚强的骨气。(b)中显示网络训练中后期的Layer 4d卷积层更多地从国画主要描绘对象上提取特征,作者题款与印章区域几乎对该层训练无影响。鲜艳灿烂的荷花与花苞表达生机盎然、豁达正直。水鸟如鹰一般眼神锐利警觉,似乎随时准备冲向猎物,象征精神振奋、力量强悍之意。



(a) Layer 3a

(b) Layer 4d

图6 潘天寿作品《荷花水鸟》感兴趣区域类激活图

Fig.6 Class activation map of region of interest from Lotus and Waterfowl by Pan Tianshou

综上所述,网络不同层关注方向不同,但同样对人鉴赏中国画重点关注的区域更感兴趣。可视化实验结果说明本文优化网络特征训练符合国画鉴赏规律,提高网络中间层特征利用率,能够综合各层的情感语义信息,提高算法分类中国画情感鲁棒性。

3 结束语

本文提出优化卷积神经网络的中国画情感分类

算法,通过深层网络特征可视化技术实现人类知识与算法的交互.结合国画情感表现手法知识与网络情感特征可视化,调整网络结构,使训练参数更适用于中国画情感识别任务,提高分类准确率.另外,将模型决策依据的位置进行可视化,从而直观分析理解 CNN 分类过程和原因,提高算法的可信度与可解释性.

由于不同技法、内容类别的国画特点差异很大,使用同种算法识别情感较困难,今后将研究针对各个类别中国画的情感识别算法,并建立中国画情感的数学模型,对国画情感进行更精确的计算处理,在国粹的数字化管理与保护方面创造更大价值.

参 考 文 献

- [1] HE X Y, ZHANG W. Emotion Recognition by Assisted Learning with Convolutional Neural Networks. *Neurocomputing*, 2018, 291: 187-194.
- [2] KANG D W, SHIM H, YOON K. A Method for Extracting Emotion Using Colors Comprise the Painting Image. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(4): 4985-5002.
- [3] 贾春花, 郭小英, 白茹意. 绘画特征提取方法与情感分析研究综述. *中国图象图形学报*, 2018, 23(7): 937-952.
(JIA C H, GUO X Y, BAI R Y. Review of Feature Extraction Methods and Research on Affective Analysis for Paintings. *Journal of Image and Graphics*, 2018, 23(7): 937-952.)
- [4] 刘 赏, 盛家川. 基于线条形状和主方向墨色分布特征的中国画画家识别算法. *模式识别与人工智能*, 2017, 30(10): 917-927.
(LIU S, SHENG J C. Artists Recognition via Line Shape and Ink Color Distribution of the Principal Direction for Chinese Paintings. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2017, 30(10): 917-927.)
- [5] 盛家川, 李玉芝. 国画的艺术目标分割及深度学习与分类. *中国图象图形学报*, 2018, 23(8): 1193-1206.
(SHENG J C, LI Y Z. Learning Artistic Objects for Improved Classification of Chinese Paintings. *Journal of Image and Graphics*, 2018, 23(8): 1193-1206.)
- [6] 李玉芝, 盛家川, 华 斌. 中国画分类的改进嵌入式学习算法. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2018, 30(5): 893-900.
(LI Y Z, SHENG J C, HUA B. Improved Embedded Learning for Classification of Chinese Paintings. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 2018, 30(5): 893-900.)
- [7] 王 征, 李皓月, 许洪山, 等. 基于卷积神经网络和 SVM 的中国画情感分类. *南京师大学报(自然科学版)*, 2017, 40(3): 74-79, 86.
(WANG Z, LI H Y, XU H S, et al. Chinese Painting Emotion Classification Based on Convolution Neural Network and SVM. *Journal of Nanjing Normal University(Natural Science Edition)*, 2017, 40(3): 74-79, 86.)
- [8] 樊 迪, HYUNWOO K, 陈晓鹏, 等. 机器仿生眼的多任务学习人脸分析. *模式识别与人工智能*, 2019, 32(1): 10-16.
(FAN D, HYUNWOO K, CHEN X P, et al. Multi-task Learning Based Face Analysis for Machine Bionic Eyes. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2019, 32(1): 10-16.)
- [9] 何姣姣, 张永平, 姚拓中, 等. 基于并行通道级联网络的鲁棒行人检测. *模式识别与人工智能*, 2018, 31(12): 1134-1142.
(HE J J, ZHANG Y P, YAO T Z, et al. Robust Pedestrian Detection Based on Parallel Channel Cascade Network. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2018, 31(12): 1134-1142.)
- [10] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition [C/OL]. [2019-02-26]. <https://arxiv.org/pdf/1409.1556.pdf>.
- [11] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y Q, et al. Going Deeper with Convolutions // *Proc of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington, USA: IEEE, 2015. DOI: 10.1109/CVPR.2015.7298594.
- [12] 李永忠. 八大山人与石涛绘画题款的比较. *中国书法*, 2018(17): 88-99.
(LI Y Z. Comparison between Badashanren and Shi Tao's Painting Inscription. *Chinese Calligraphy*, 2018(17): 88-99.)
- [13] ZHOU B L, KHOSLA A, LAPEDRIZA A, et al. Learning Deep Features for Discriminative Localization // *Proc of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington, USA: IEEE, 2016: 2921-2929.
- [14] SELVARAJU R R, COGSWELL M, DAS A, et al. Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-Based Localization // *Proc of the IEEE International Conference on Computer Vision*. Washington, USA: IEEE, 2017: 618-626.
- [15] OLAH C, MORDVINTSEV A, SCHUBERT L. Feature Visualization [J/OL]. [2019-02-26]. <https://distill.pub/2017/feature-visualization>.
- [16] OLAH C, SATYANARAYAN A, JOHNSON I, et al. The Building Blocks of Interpretability [J/OL]. [2019-02-26]. <https://distill.pub/2018/building-blocks>.
- [17] FU R G, LI B, GAO Y H, et al. Visualizing and Analyzing Convolution Neural Networks with Gradient Information. *Neurocomputing*, 2018, 293: 12-17.
- [18] CETINIC E, LIPIC T, GRGIC S, et al. Fine-Tuning Convolutional Neural Networks for Fine Art Classification. *Expert Systems with Applications*, 2018, 114: 107-118.
- [19] FALOMIR Z, MUSEROS L, SANZ I, et al. Categorizing Paintings in Art Styles Based on Qualitative Color Descriptors, Quantitative Global Features and Machine Learning(QArt-Learn). *Expert Systems with Applications*, 2018, 97: 83-94.
- [20] 郭 艺. 中国画画幅形式的变革与创新. *美术观察*, 2015(2): 128-129.
(GUO Y. The Transformation and Innovation of Chinese Painting Format. *Art Observation*, 2015(2): 128-129.)
- [21] ZHANG J M, SCLAROFF S. Saliency Detection: A Boolean Map Approach // *Proc of the IEEE International Conference on Computer Vision*. Washington, USA: IEEE, 2013: 153-160.
- [22] ZHANG J M, SCLAROFF S. Exploiting Surroundedness for Saliency Detection: A Boolean Map Approach. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2016, 38(5): 889-902.
- [23] ERHAN D, BENGIO Y, COURVILLE A, et al. Visualizing Higher-Layer Features of a Deep Network. Technical Report, 1341. Montreal: University of Montreal, 2010.

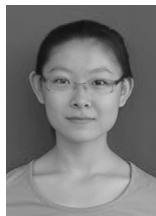
real, Canada: University of Montreal, 2009.

作者简介



盛家川, 博士, 副教授, 主要研究方向为多媒体处理、模式识别. E-mail: jiachuansheng@tjufe.edu.cn.

(**SHENG Jiachuan**, Ph.D., associate professor. Her research interests include digital multimedia processing and pattern recognition.)



陈雅琦, 硕士研究生, 主要研究方向为多媒体处理、机器学习. E-mail: yaqichen@stu.tjufe.edu.cn.

(**CHEN Yaqi**, master student. Her research interests include digital multimedia processing and machine learning.)



王君, 博士, 副教授, 主要研究方向为智能优化算法及应用. E-mail: wangjun@tjufe.edu.cn.

(**WANG Jun**, Ph.D., associate professor. His research interests include intelligent optimization algorithm and application.)



李亮(通讯作者), 博士, 讲师, 主要研究方向为多媒体处理、模式识别. E-mail: liangli@tju.edu.cn.

(**LI Liang** (Corresponding author), Ph.D., lecturer. His research interests include digital multimedia processing and pattern recognition.)

国家自然科学基金委员会

关于推迟 2020 年度项目申请与结题时间等相关事宜的通知

各依托单位:

为深入贯彻习近平总书记关于新型冠状病毒感染肺炎疫情防控有关重要讲话和指示批示精神,全面落实党中央国务院关于打赢疫情防控阻击战工作部署要求,按照“疫情防控是当前最重要的工作”的原则,进一步凝聚科技工作者力量,做好疫情防控工作,国家自然科学基金委员会(以下简称自然科学基金委)特对 2020 年度国家自然科学基金项目申请与结题等工作做出相应调整。

一、推迟申请和结题材料等接收截止日期

为配合疫情防控工作的需要,自然科学基金委决定适当推迟申请和结题材料集中接收的截止时间。

2020 年度项目申请集中接收工作截止时间由原定的 2020 年 3 月 20 日延后至 2020 年 4 月 20 日 16 时。

对于 2019 年资助期满的资助项目,电子结题材料接收截止时间由原定的 2020 年 3 月 1 日延后至 2020 年 4 月 20 日 16 时。

对于《国家自然科学基金资助项目年度管理报告》,依托单位在信息系统中开始填写时间由原定的 2020 年 4 月 1 日延后至 2020 年 5 月 1 日,提交截止时间由原定的 2020 年 4 月 15 日延后至 2020 年 5 月 15 日 16 时。

对于《国家自然科学基金 2016 年度结题项目应退结余资金情况表》(以下简称应退结余资金情况表),依托单位在信息系统中提交截止时间由原定的 2020 年 4 月 15 日延后至 2020 年 5 月 15 日 16 时。

二、在申请和结题材料等提交阶段全面实行无纸化

自然科学基金委在申请阶段全面实行无纸化,并对结题材料暂行无纸化接收。

(一) 申请阶段无纸化。

1、在 2020 年 5 月 31 日(含)以前截止申请的所有项目类型,包含集中接收申请项目和非集中接收申请项目,全部纳入无纸化申请范围。依托单位只需在线确认电子申请书及附件材料,无需报送纸质申请书。项目获批准后,将申请书的纸质签字盖章页装订在《资助项目计划书》最后,一并提交。签字盖章的信息应与电子申请书严格保持一致。

(下转 159 页)