

基于多特征非线性融合的草图-图像检索方法

苏亮亮^{1, 2, 3}, 李惠¹

- (1. 智能建筑与建筑节能安徽省重点实验室, 安徽 合肥 230022;
2. 安徽省建设领域碳达峰碳中和战略研究院, 安徽 合肥 230601;
3. 安徽建筑大学 电子与信息工程学院, 安徽 合肥 230022)

摘要: 草图-图像检索属于计算机视觉领域的跨域检索问题, 由于草图的简单性和抽象性, 导致其与自然图像的域间差异过大, 至今其检索精度仍无法满足现实需求。本文提出了一种基于多特征非线性融合的草图-图像检索方法, 非线性融合草图的形状特征和具有语义特性的深度特征, 形成新的图像特征表示。该融合策略结合了两类特征的优点, 既能有效刻画草图的边缘轮廓信息, 又能兼顾语义信息。最后在两个公开数据集(Flickr15k 和 TU-Berlin)上进行实验, 其结果显示本文提出的特征融合方法得到的检索效果优于其他融合方法和基于单一特征的方法。另外, 本文提出的融合策略易于扩展到其他多特征融合情况。

关键词: 草图-自然图像检索; 手工特征; 深度学习; 特征融合

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 2095-8382(2022)03-074-09

Sketch-image Retrieval Method Based on Multi-feature Non-linear Fusion

SU Liangliang^{1, 2, 3}, LI Hui¹

- (1. Anhui Province Key Laboratory of Intelligent Building and Building Energy Saving, Hefei 230022, China;
2. Anhui Institute of Strategic Study on Carbon Dioxide Emissions Peak and Carbon Neutrality in Urban-Rural Development, Hefei 230601, China; 3. School of Electronic and Information Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei 230022, China)

Abstract: Sketch-image retrieval is a cross-domain retrieval in the field of computer vision. Sketches are simple and abstract in nature, leading to excessive inter-domain differences from natural images, and the retrieval accuracy has so far failed to meet realistic needs. In this paper, a sketch-image retrieval method based on non-linear fusion of multiple features is proposed, which combines the shape feature and depth features with semantic features of sketches to form a new image feature representation. The fusion strategy combines the advantages of both features, which can effectively portray the edge contour of sketches while taking semantic information into account. Experiments are conducted on two public datasets (Flickr15k and TU-Berlin), proving that the retrieval results obtained by the method proposed are better than those obtained by other fusion methods as well as single feature-based methods, and can be easily applied to other multi-feature fusion cases.

Keywords: sketch-natural image retrieval; manual feature; deep learning; feature fusion

近年来,随着触屏技术的蓬勃发展,手机、平板电脑等可触屏电子设备逐渐成为人们生活中不可或缺的部分,人们可以用手绘草图的形式在移动终端

便捷地绘制出物体的外观轮廓,于是基于手绘草图的图像检索技术(Sketch-Based Image Retrieval, SBIR)^[1]逐渐引起了学者们的注意,成为当前计算机视觉跨

收稿日期: 2021-11-22

基金项目: 国家自然科学基金项目(62001004); 安徽建筑大学博士科研启动基金资助项目(2018QD61); 安徽省高校省级自然科学研究重点项目(KJ2019A0768)

作者简介: 苏亮亮(1986-), 通讯作者, 男, 讲师, 博士, 研究方向: 视频/图像处理、模式识别等。E-mail: llsu_yz@ahjzu.edu.cn

域检索领域的研究热点之一。由于自然图像蕴含丰富的纹理信息和色彩信息,而手绘草图仅包含简单的线条信息,因此如何有效地缩小草图与自然图像之间的域间差异,是目前研究的难点问题。

早前应用于 SBIR 领域的方法主要是基于颜色、形状、纹理等视觉传统手工特征,如 Canny 边缘检测^[2]、尺度不变特征变换(scale invariant feature transform, SIFT)^[3]、方向梯度直方图(histogram of oriented gradient, HOG)^[4]特征、局部二值模式(local binary pattern, LBP)^[5]和颜色直方图^[6]等,这些特征虽然在不同的应用场景下取得了不错效果,但是受限于其反映图像的特定方面信息,泛化性能较差。为了缓解该问题,部分学者将不同手工特征进行了融合,以此实现检索性能的提升,例如 Mehmood 等人将加速鲁棒特征(speeded up robust features, SURF)与 HOG 特征融合,提升了检索的准确率和检索效率^[7];郭元晨等人提出了一种基于空间注意力的边缘图融合模型,将自然图像和对应的边缘图编码到各自的特征空间,然后由空间注意力掩膜进行加权融合得到图像向量表征,从而实现草图-图像的检索^[8]。然而手工特征存在的“语义鸿沟”问题仍然没有得到很好的解决。近年来,随着深度神经网络技术的快速发展,不少学者开始基于深度学习方法提取草图、图像的特征,典型深度学习网络结构有 LeNet^[9]、AlexNet^[10]、VGG^[11]等,通过端到端的学习方式,其获得的特征能够有效缓解语义信息的不足,使得基于深度学习的方法逐渐成为获取图像特征的主流方法。

综上所述,手绘草图线条轮廓简单、抽象,但缺乏颜色和纹理信息,而深度特征往往能够获得更加接近语义层面的信息,于是本文将采用一种非线性特征融合方法来综合传统手工特征与深度特征的优势,选取有代表性的、适合表达边缘信息的 HOG 特征与深度特征进行融合,以此克服手绘草图与自然图像之间的域间差异。通过公开数据集上的实验与对比分析,结果显示本文提出的多特征融合方法进行草图-图像检索是有效的。

1 相关工作

1.1 形状特征

图像特征主要分为颜色特征、纹理特征以及形

状特征。由于草图是由简单的线条构成,缺乏颜色和纹理信息,因此本文提取形状特征 HOG 作为草图特征。HOG 特征最早应用于行人检测,后来被广泛应用于人脸检测等领域。它通过计算图像的梯度方向与大小,从而获得关于梯度的统计描述。该算法忽略图像中颜色信息的影响,具有光照不变性、平移不变性和旋转不变性,适用于无色彩信息的草图特征提取。如图 1 所示为自然图像与其对应手绘草图的 HOG 特征。

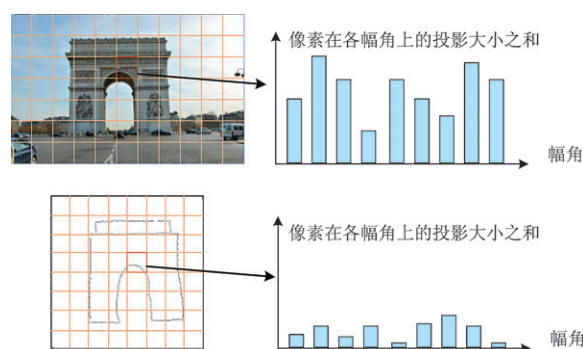


图1 自然图像与其对应手绘草图的梯度直方图

HOG 特征获取步骤如下:

(1) 图像灰度化。

(2) 图像归一化。通常使用 gamma 校正法,可以有效降低图像局部的阴影和光照变化所造成的影响,以及抑制噪声的干扰,归一化计算公式如(1)所示。

$$M'(x, y) = (M(x, y) / 255)^{\text{gamma}}, \text{gamma} \in (0, 1) \quad (1)$$

其中, gamma 通常取值为 0.5。

(3) 计算图像中每个像素的梯度。对每个像素的梯度大小和方向进行计算。计算公式如(2)和(3)所示。

$$G(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \quad (2)$$

$$\theta(x, y) = \arctan \frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)} \quad (3)$$

其中, $G_x(x, y)$ 、 $G_y(x, y)$ 分别表示水平方向梯度和垂直方向梯度。

(4) 统计每个胞元(cell)的梯度方向直方图。将检测窗口(block)划分为多个 cell, 每个 cell 的 360° 梯度方向平均分成若干个方向块(bin), 对 cell 内每个像素沿着梯度方向在直方图上加权投影, 计算出每个 cell 的梯度方向直方图。

(5) 生成 block 特征描述符。将若干个 cell 合

并成一个 block,并将 block 内所有 cell 的梯度方向直方图进行归一化串联处理,生成该 block 的特征描述符。

(6) 生成 HOG 特征描述符。将目标图像作为滑动窗在检测窗口进行扫描,滑动步长为一个 cell,则一个 cell 的特征会出现在若干 block 中。最后将检测窗口所有 block 特征描述符串联处理得到该图像的 HOG 特征描述符。

1.2 深度特征

不同于手工特征需要层层设计,基于卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 提取的深度特征^[12]能够根据特定的任务自动对手绘草图与自然图像分别进行高、中、低多层次的深度特征学习,并且网络的深度和广度可根据需要调整。典型 CNN 结构主要由输入层、卷积层、池化层、激活层、全连接层及输出层构成,其提取的深度特征可分为深度卷积特征和深度全局特征两类。如图 2 所示,深度卷积特征提取自卷积层,倾向于图像的细节与结构信息。深度全局特征从全连接层提取,以向量化形式呈现,便于后续相似度计算处理,同时其特征包含了更高层次的语义信息。因此,鉴于草图-图像检索更倾向于语义层面对比,所以本文选取基于全连接层的深度全局特征作为草图、图像的特征表示。

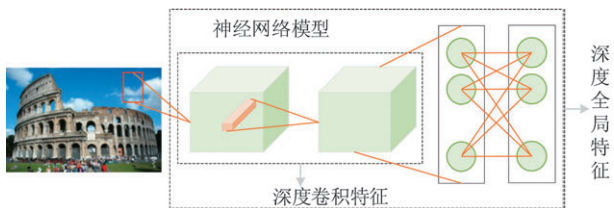


图 2 深度特征提取示意图

1.3 特征融合

当前,常见的特征融合方式有串联融合和权重融合^[13]。下面以两个特征向量 $feature_1=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 和 $feature_2=(y_1, y_2, \dots, y_n)$ 为例进行详细描述:

(1) 串联融合,就是将两个不同的特征向量串联起来,得到新的特征表示。如公式 (4) 所示:

$$\begin{aligned} feature &= feature_1 \cup feature_2 \\ &= (x_1, x_2, \dots, x_n, y_1, y_2, \dots, y_n) \end{aligned} \quad (4)$$

(2) 权重融合,就是将两个不同的特征向量按照一定的比例进行融合,得到新的特征表示。如公

式 (5) 所示:

$$feature = p_1 \times feature_1 + p_2 \times feature_2 \quad (5)$$

其中, p_1 与 p_2 分别表示两个特征向量对应的权重系数,和为 1。当两个权重系数相等均为 0.5 时,此时为均值融合,均值融合可以看成是权重融合的特例。

2 基于多特征非线性的特征融合

传统手工特征具有明确的设计目的,能够有效刻画图像特定方面的信息,并且计算速度快;而基于神经网络的深度特征具有更好的语义信息,对图像形变和旋转不敏感。于是结合两类特征的优势,同时考虑到手绘草图线条轮廓简单与语义较抽象的特点,采用基于 AlexNet 的深度特征与传统手工特征 HOG 作为草图、图像的特征表示,提出一种基于全连接非线性特征融合的草图-图像检索方法。该方法的主要思想是将两种不同图像特征作为输入,经过全连接层进行非线性融合,得到最终的特征表示进行草图检索。如图 3 所示为全连接非线性融合网络模型。

根据图 3,基于全连接非线性的特征融合主要包含以下部分:

(1) 自然图像草图化

由于手绘草图与自然图像之间存在巨大差异,使得检索任务难以实现,因此本文将数据集中自然图像经过 Canny 边缘提取,转化为草图形式,以此缩小草图与自然图像的域间差异。

(2) HOG 特征提取模块

HOG 特征的提取涉及 block 大小、cell 大小、bin 数目等参数,而这些参数决定着 HOG 的效果,所以如何调整相关参数以获得较优的 HOG 特征是需要考虑的。于是本文利用支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 分类器,即 libsvm 默认参数,对降维后的 HOG 特征进行分类。其中,降维采用经典的主成分分析法 (Principal Component Analysis, PCA)^[14],通过分类结果调整 HOG 参数,最后经过训练获得较好的分类准确率时停止,确定 HOG 特征的相关参数。

(3) 深度特征提取模块

本文基于 AlexNet 网络提取深度特征,需要先对 AlexNet 网络进行训练,在草图化的数据集上进

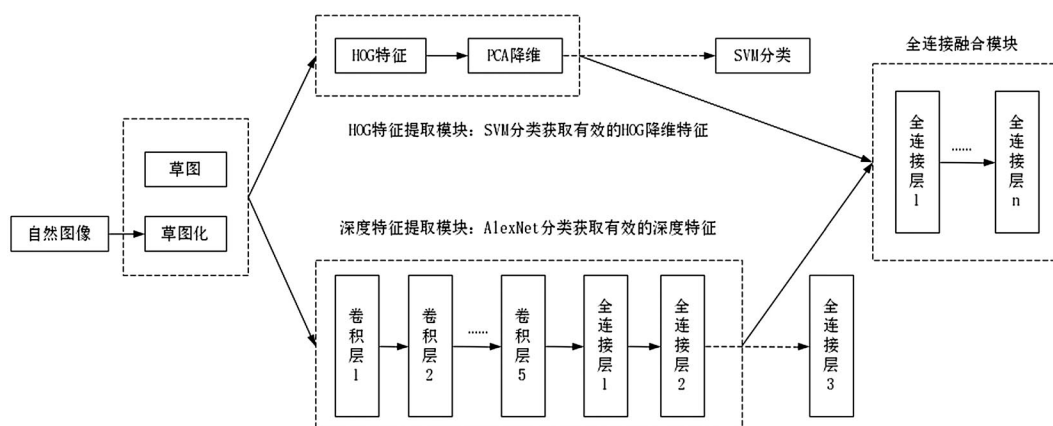
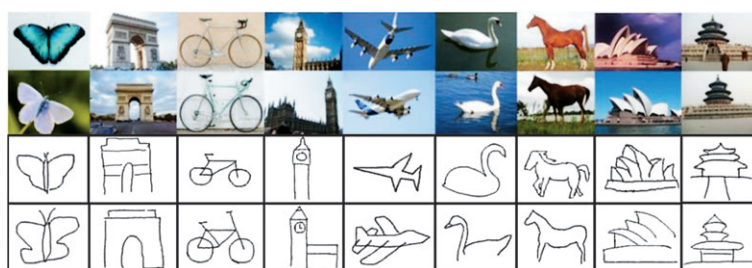
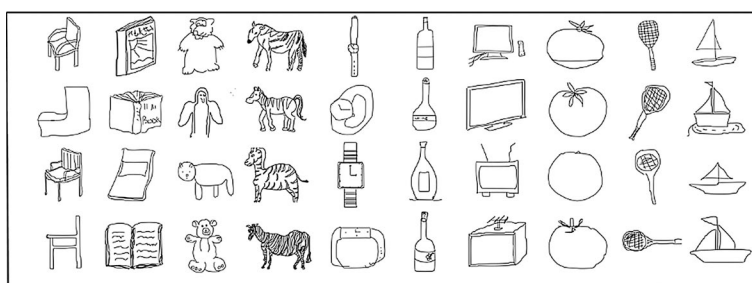


图3 全连接非线性融合网络模型



(a) Flickr15k



(b) TU-Berlin

图4 数据集部分图像类别示例

行多次迭代,使得网络趋于收敛后,保存训练过程中最优的网络参数。最后获取倒数第2个全连接层输出的向量作为图像的深度特征。

(4) 全连接融合模块

全连接融合模块融合 HOG 降维特征和深度特征,该模块由若干全连接层组成,实现不同类型特征的融合。

3 实验

3.1 数据集

实验数据集选用草图检索领域常用的两个公开数据集 Flickr15k^[4]与 TU-Berlin^[1]。其中

Flickr15k 数据集由 Hu 等人构建,是草图检索任务的常用数据集之一,包含 33 个类别共 10 244 张自然图像。数据集中每个类别图像的数量不一、大小不一,大部分尺寸约为 $1\ 000 \times 1\ 000$,并且各类别图像的复杂程度也不尽相同。此外,该数据集的查询草图包含与之对应的 33 个类别,每类 10 张。不同于 Flickr15k 数据集,TU-Berlin 数据集为第一个大型草图数据集,相对简单。TU-Berlin 数据集涵盖书桌、斑马、手表、网球拍等在内的总共 250 个不同的常见物体的图像类别,其中每类 80 张尺寸均为 $1\ 111 \times 1\ 111$ 的手绘草图。图 4 给出了两个数据集的部分图像示例。

3.2 评价指标

在草图检索领域,常用的评价指标有查准率(Precision)、召回率(Recall)、平均检索精度(mean Average Precision, mAP)等。一次检索后,与待检测图像相似的图像数量占检测出图像总数量的比值即为检索准确率,多次检索准确率的均值即为 mAP;与待检测图像相似的图像数量占该类别图像数量的比值即为召回率。计算公式分别如(6)、(7)、(8)所示。

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n precision_i \quad (7)$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

其中, Precision 表示检索准确率, TP 表示应检索的图像数量, FN 表示不应检索的图像数量, FP 表示错检测的图像数量, n 表示检索次数。

3.3 实验流程

本文主要基于 Flickr15k 数据集对 HOG 特征、AlexNet 网络模型和全连接融合模块的参数进行优化,待得到优化后的模型后,对 Flickr15k 与 TU-Berlin 两类数据进行检索实验。整个实验流程如下:

(1) 自然图像草图化

采用 Canny 算子对 Flickr15k 数据集中的自然图像进行草图化,其中本文 Canny 算子参的高低阈值分别设置为 150 和 50。

(2) HOG 特征获取

将 Flickr15k 数据集中草图化的自然图像作为训练集,草图作为测试集,分别提取出 HOG 特征,利用 PCA 降维到 4096 维,通过 SVM 分类器的分

类结果调整 HOG 参数。由于本文重点不是获取最优 HOG 特征,因此在获得有效的分类结果时即可停止,即在本文中,分类结果达到 84.71% 时停止,此时获得 HOG 参数为 block(16,16)、cell(8,8)、bin 数目为 9。

(3) 深度特征获取

基于原始的 AlexNet 网络模型,类似于流程(2),将 Flickr15k 数据集中草图化的自然图像作为训练集,草图作为测试集,训练和优化 AlexNet 网络,如图 5 所示。在大约 50 次迭代后网络分类准确率稳定在 90% 以上;在大约 150 次迭代后,训练损失稳定在 0.2 以下,网络最终趋于收敛。本文将获取倒数第 2 个全连接层输出的 4096 维向量作为图像的深度特征。

(4) 全连接非线性融合

将 HOG 降维特征和深度特征作为全连接融合模块的输入,该模块由若干全连接层组成。本文为简化分析,全连接融合模块分别设置为单层全连接层、两层全连接层和三层全连接层,最后连接到分类层,以获取分类结果,数据集类似于流程(2),优化全连接融合模块,将其获得的输出作为最终的图像特征表示。

(5) 相似性度量

利用余弦距离,计算出待检索草图与数据集中图像的相似性大小,并按照从大到小的顺序排序输出,得到草图检索结果。

3.4 实验结果与分析

实验一:基于不同全连接融合模块的草图检索对比

首先设置不同的全连接融合模块结构进行对比实验,以 mAP、recall 作为评价指标,找出最有

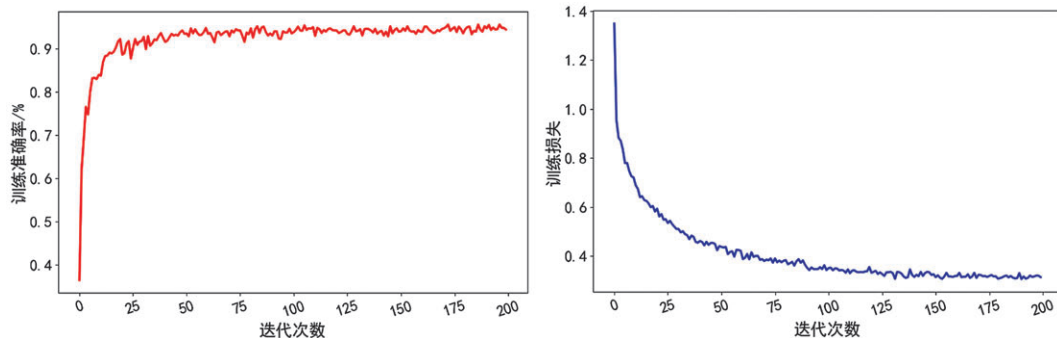


图 5 AlexNet 网络训练过程

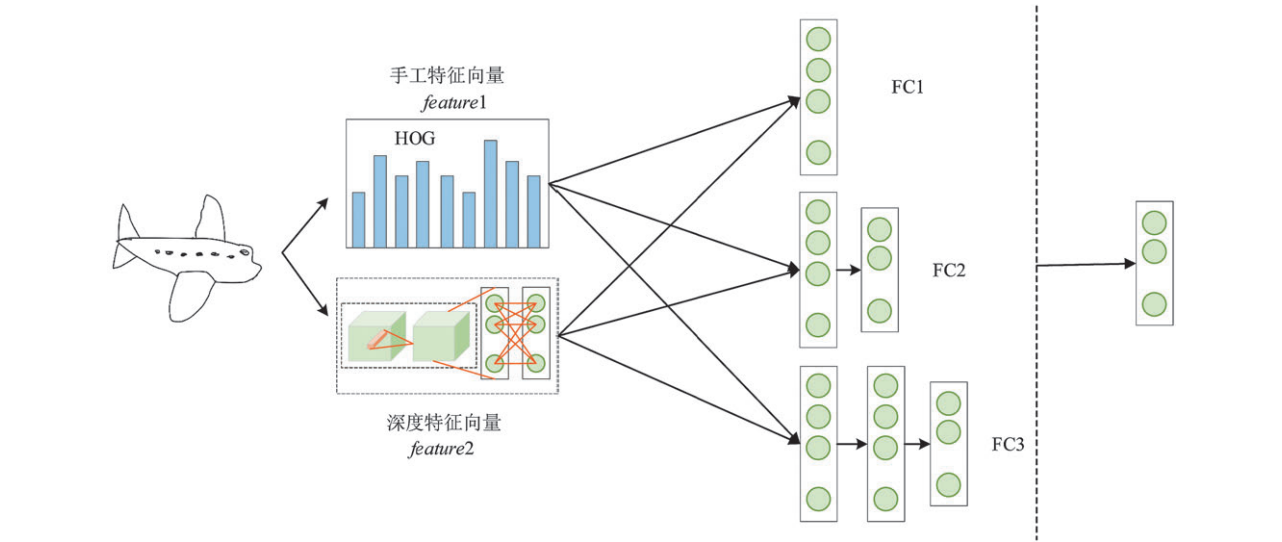


图 6 不同全连接融合模块结构示意图

全连接模块结构。

设置单层全连接层、两层全连接层和三层全连接层,记为 FC1、FC2、FC3,作为三种不同的全连接融合模块结构,每个全连接层的神经元数量如表 1 所示,第一个全连接层输入的神经元数量为降维后的 HOG 特征与深度特征的维度之和 8192,经过若干个全连接层最后连接到分类层。在不同的实验数据集上全连接层神经元数量通用。

表 1 不同全连接层神经元数量			
	单层全连接层	两层全连接层	三层全连接层
第一层	Input:8 192	Input:8 192	Input:8 192
	Output:2 000	Output:2 000	Output:2 000
第二层		Input:2 000	Input:2 000
		Output:1 000	Output:1 000
第三层			Input:1 000 Output:500

其中,激活函数均选用 ReLU 函数,batch_size 设置为 32,epoch 为 200,使用交叉熵损失函数。最后分类层神经元数量根据数据集类别数设定,对于 Flickr15k 数据集,分类层神经元数目为 33。图 6 为不同全连接层融合模块结构图。

在 Flickr15k 和 TU-Berlin 两个公开数据集上来进行草图检索,其中 Flickr15k 数据的测试集为 33 类 × 10 张草图 / 类 =330 张,如实验流程 (2) 和 (3) 所述;TU-Berlin 数据的测试集为 250 类 × 随机选取 10 张 / 类 =2 500 张,首先计算基于不同全

连接层融合特征得到的 mAP 值,结果如表 2 所示。

表 2 不同全连接层融合特征的 mAP 值			
	FC1	FC2	FC3
Flickr15k	0.156 1	0.162 4	0.167 0
TU-Berlin	0.275 5	0.294 7	0.296 3

由表 2 可知,在两个数据集上,使用三个全连接层作为全连接融合模块进行特征融合,最终得到的草图检索的 mAP 最高。

接着分别绘制出基于 FC1、FC2、FC3 的召回率曲线,如图 7 所示。其中横坐标表示返回图像数量 number,纵坐标表示召回率 recall。由图 7 可知,FC3 方法进行检索时的曲线上升速度最快,FC2 次之,FC1 最慢。

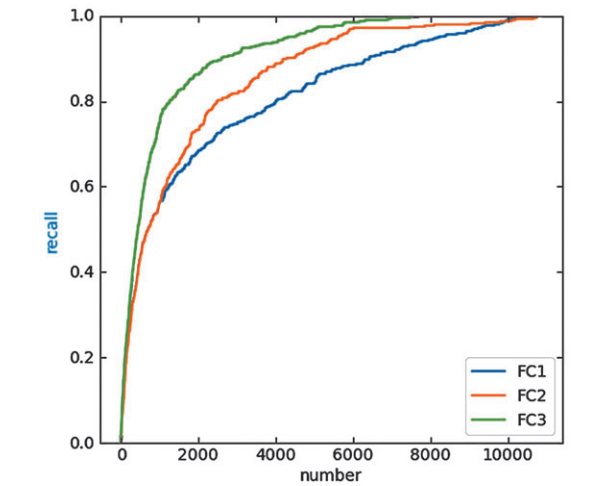


图 7 不同全连接层融合特征的召回率曲线

结合表 2 以及图 7 可知,使用三个全连接层进行特征融合得到的结果对草图的表征效果最好。默认以下实验中的全连接融合为基于三个全连接层融合特征的草图检索。

实验二:基于单一特征与融合特征的草图检索对比

将基于 HOG 特征的草图检索、基于 AlexNet 深度特征的草图检索与基于两种特征全连接融合的草图检索作为对比实验,分别记为 HOG、AlexNet、HOG+AlexNet,在 Flickr15k 和 TU-Berlin 数据集上的实验结果如表 3 所示。

表 3 不同方法下草图检索的 mAP 值

方法	HOG	AlexNet	HOG+AlexNet
Flickr15k	0.128 3	0.096 5	0.167 0
TU-Berlin	0.253 4	0.241 1	0.296 3

由表 3 可知,在两个数据集上,使用本文全连接特征融合方法进行草图检索,得到的 mAP 最高。

接着绘制出基于 HOG、基于 AlexNet、基于本文全连接融合的草图检索得到的召回率曲线,如图 8 所示。其中横坐标表示返回图像数量,纵坐标表示召回率。由图 8 可知,本文方法进行检索时的曲线上升速度最快。

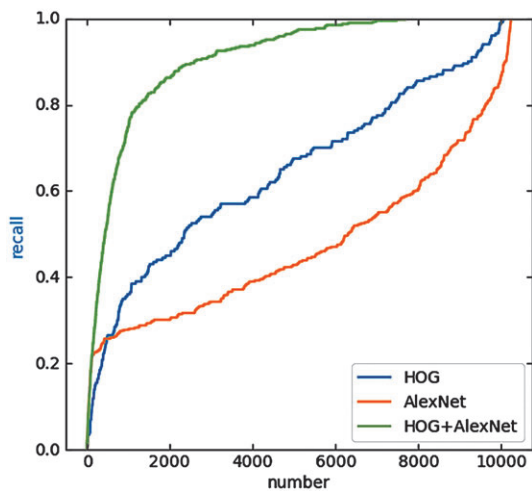


图 8 单一特征与融合特征的召回率曲线

综合表 3 和图 8 可知,本文全连接特征融合的草图检索效果优于单一特征提取的草图检索效果。

实验三:基于不同特征融合方法的草图检索对比

为找出效果最好的特征融合方法,本文将 HOG 特征作为传统手工特征,与基于 AlexNet 的深度特征分别进行级联融合、权重融合以及全连接融合共 3 种融合方法作为对比,如图 9 所示为不同特征融合方法对比。

在 Flickr15k 和 TU-Berlin 两个公开数据集上来进行草图检索,比较 3 种方法得到的 mAP 值,从而得出最优的特征融合方法,结果如表 4 所示。其中,通过设置不同比例进行实验,发现在 HOG 特征与基于 AlexNet 的深度特征以 0.6 与 0.4 的比例进行融合时,得到的 mAP 值最高。因此,在作为对比实验的权重融合中,默认选用两者比例为 0.6:0.4。

表 4 不同特征融合算法的 mAP 值

	串联融合	权重融合	全连接融合
Flickr15k	0.138 4	0.129 3	0.167 0
TU-Berlin	0.281 9	0.269 9	0.296 3

由表 4 可知,无论是 Flickr15k 还是 TU-Berlin,在两个数据集上采用基于全连接层的非线性融合方法进行草图检索时,得到的 mAP 均高于其他三种特征融合方法。

综合以上实验可知,本文基于全连接非线性融合的草图检索优于单一特征的草图检索,优于其他特征融合方法的草图检索,证实了本文方法的有效性。另外,图 10 给出了本文方法在 Flickr15k 数据集上进行草图检索的部分结果,其中红色框标记为错误的检索结果,其错误的可能原因是数据集部分类别图像数量过少,导致训练不充分;或是本文得到的无论是手工特征还是深度特征,均是基于草图或草图化的自然图像,所以不同类型的对象其轮廓信息可能相似。

4 结束语

本文尝试一种新的特征融合方法,将传统手工特征 HOG 与基于 AlexNet 的深度特征进行全连接非线性融合,形成新的特征表示。该方法综合了传统手工特征与深度特征的优点,不仅能够有效刻画出图像的边缘轮廓信息,还能够获得更加接近语义层面的特征,并且通过基于全连接层的非线性融合,使得草图检索的性能得到了提高。与其他几种典型特征融合方法,以及基于单一特征的草图检索

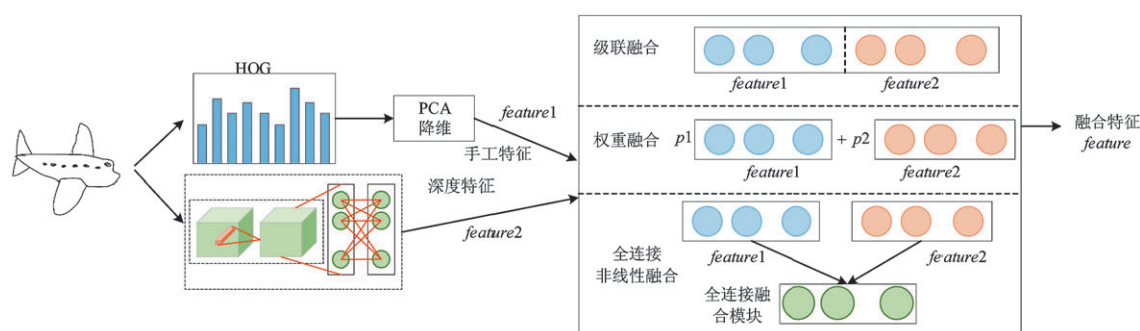


图9 不同特征融合方法



图10 全连接融合在 Flickr15k 上部分类别的检索结果

方法进行对比实验,实验结果表明本文特征融合方式得到的检索结果最优。

下一步工作主要分为两部分:一是在图像预处理阶段如何将自然图像草图化,以缩小自然图像与草图的域间差异;二是进一步考虑将不同类型特征分布信息融合到策略中,以提高不同特征互补性效果。

参考文献:

- [1] Eitz M, Hays J, Alexa M. How do humans sketch objects? [J]. ACM Transactions on Graphics, 2012, 31 (4): 1-10.
- [2] 胡松, 黄志远, 邓磊, 等. Canny 算子在图像处理中的优化研究 [J]. 计算机技术与发展, 2020, 30 (10): 106-110, 209.
- [3] 丁永胜. 基于尺度不变特征变换的快速图像特征区域

检测 [J]. 吉林大学学报 (理学版), 2020, 58 (6): 1461-1466.

- [4] Hu R, Collomosse J. A performance evaluation of gradient field HOG descriptor for sketch based image retrieval [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2013, 117 (7): 790-806.
- [5] 白茹意, 郭小英, 耿海军, 等. 基于局部二值模式的抽象绘画方向检测 [J]. 计算机应用与软件, 2021, 38 (4): 239-244, 294.
- [6] 王小玲, 毛宏燕. 颜色密度直方图检索方法 [J]. 小型微型计算机系统, 2021, 42 (10): 2085-2088.
- [7] Mehmood Z, Abbas F, Mahmood T, et al. Content-based image retrieval based on visual words fusion versus features fusion of local and global features [J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2018, 43 (12): 7265-7284.
- [8] 郭元晨, 蔡韵, 张松海. 基于空间注意力下边缘图融合

- 的草图图像检索[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2021, 33(6): 847–854.
- [9] Chen Y T, Chen T S, Chen J. A LeNet based convolution neural network for image steganalysis on multiclass classification[J]. DEStech Transactions on Computer Science and Engineering, 2019 (ccme): 234–238.
- [10] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84–90.
- [11] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[EB/OL]. 2014: arXiv: 1409.1556[cs.CV]. <https://arxiv.org/abs/1409.1556>
- [12] 姬子恒, 王斌. 基于深度学习的草图检索方法研究进展[J]. 计算机工程与科学, 2021, 43(12): 2190–2205.
- [13] 于邓, 刘玉杰, 邢敏敏, 等. 包含跨域建模和深度融合网络的手绘草图检索[J]. 软件学报, 2019, 30(11): 3567–3577.
- [14] 邹利华. 基于 PCA 降维的舰船图像检索方法[J]. 舰船科学技术, 2020, 42(24): 97–99.

(上接第 66 页)

对敏感点进行噪声数据采集, 测试结果如下表 6。

表 6 治理后各位置噪声值 (单位: dB/A)

位置	治理前实测值	治理后实测值
敏感点 1	59.5	50.0
敏感点 2	58.7	49.1

根据表 6 可以看出, 治理效果达到预期值, 说明输送廊道噪声治理方案选择合理。

4 结论与建议

利用几何关系将声屏障下挑檐绕射声进行几何转化, 通过新的几何建模方法, 实现了 Cadna/A 准确计算各类型屏障绕射声计算。应用该方法对某电厂廊道建立噪声预测模型, 对各方案计算结果进行技术与经济性对比分析, 并给出了相关结论, 为廊道噪声方案提供了科学依据, 其结论也可同为同类型输送廊道噪声方案提供参考。

参考文献:

- [1] 张承森. 带式输送机噪声来源分析及降噪方法研究[J]. 煤炭科学技术, 2017, 45(S2): 101–103.
- [2] 周利东, 贾志鹏, 白纯刚, 等. 托辊噪声机理分析及降噪方法[J]. 煤矿机械, 2021, 42(4): 80–83.
- [3] Sun L J, Zhao Y C, Zhang J, et al. Research and application of noise barriers in highway construction[J]. E3S Web of Conferences, 2021, 233: 01087.
- [4] Redondo J, Peiró-Torres M P, Llinares C, et al. Correlation between objective and subjective assessment of noise barriers[J]. Applied Acoustics, 2021, 172: 107640.
- [5] Maekawa Z. Noise reduction by screens[J]. Applied Acoustics, 1968, 1(3): 157–173.
- [6] Zaplaic, Toma (SC Cepstra Grup SRL, Bucharest, Romania), et al. Assessment of Noise Levels Generated by the Operation of a Conveyor Belt[J]. UPB Scientific Bulletin, 2020, 82(1): 31–42.
- [7] 徐圣辉, 周信, 陈辉, 等. 近轨低矮声屏障降噪效果影响因素分析[J]. 噪声与振动控制, 2018, 38(5): 139–145.
- [8] 王金瑞, 李舜酩, 韩宝坤. 不同顶端结构声屏障绕射声衰减量模拟分析[J]. 噪声与振动控制, 2016, 36(1): 125–128, 132.
- [9] 郭萍, 文桂林, 王艳广, 等. 三维有限长声屏障声压简化算法[J]. 公路交通科技, 2012, 29(8): 153–158.
- [10] Grubeša S, Suhanek M, Djurek I, et al. Combination of boundary element method and genetic algorithm for optimization of T-shape noise barrier[J]. Tehnicki Vjesnik—Technical Gazette, 2021, 28: 77–81.
- [11] 杨忠平. 基于 Cadna/A 的高速铁路单侧高层住宅声屏障降噪效果研究[J]. 铁道标准设计, 2020, 64(10): 153–156.
- [12] 刘珊珊, 陈郁, 郑洪波, 等. 基于 Cadna/A 软件的城市道路噪声模拟[J]. 安全与环境学报, 2019, 19(6): 2095–2101.
- [13] 范静, 张捷, 杨妍, 等. 城际列车 C 型近轨声屏障降噪效果预测分析[J]. 噪声与振动控制, 2020, 40(2): 188–193, 206.
- [14] 国家环保总局. 关于德国 Cadna/A 环境噪声模拟软件系统鉴定意见[Z]. 北京: 国家环保总局, 2001.
- [15] 国家技术监督局. 声学 户外声传播的衰减 第 2 部分: 一般计算方法: GB/T 17247.2—1998[S]. 北京: 中国标准出版社, 1998.