

基于迁移学习的图像检索算法

李晓雨¹ 聂秀山¹ 崔超然¹ 蹇木伟¹ 尹义龙²

(山东财经大学计算机科学与技术学院 济南 250014)¹ (山东大学软件学院 济南 250014)²

摘要 近年来,随着互联网的发展和智能设备的普及,网络上存储的图片数量呈现爆发式增长,同时,不同类型的社交网络、媒体的用户数量也连续增长。在这种情况下,网络上的多媒体数据类型也发生了变革,在包含其本身携带的视觉信息的同时,也包含用户为其设定的标签信息、文本信息。在这种多模态信息杂糅的环境下,如何向用户提供快速准确的图像检索结果,是多媒体检索领域的一个新挑战。文中提出了一种基于迁移学习的图像检索算法,在对图像的视觉信息进行学习的同时,也对图像的文本信息进行学习,并将学习到的结果迁移到视觉信息领域,进行跨模态信息融合,进而产生包含跨模态信息的图像特征。经实验证明,所提算法能够实现更优的图像检索结果。

关键词 图像检索,跨模态,迁移学习,特征提取

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.01.011

Image Retrieval Algorithm Based on Transfer Learning

LI Xiao-yu¹ NIE Xiu-shan¹ CUI Chao-ran¹ JIAN Mu-wei¹ YIN Yi-long²

(School of Computer Science and Technology, Shandong University of Finance and Economics, Jinan 250014, China)¹

(School of Software, Shandong University, Jinan 250014, China)²

Abstract In recent years, with the development of the Internet and the popularity of smart devices, the number of online store image is explosively growing. At the same time, the number of users who use different types of social networks and media continues to grow. In this case, the multimedia data type that the user uploaded to the network also has changed, the image uploaded by the user contains the visual information that is carried by the image itself, and also contains the label information and text information that the user sets for it. Therefore, how to provide fast and accurate image retrieval results to users is a new challenge in the field of multimedia retrieval. This paper proposed an image retrieval algorithm based on transfer learning. It learns the visual information and the text information at the same time, then migrates the results learnt to the visual information domain, and thus the feature contains cross modal information. Experimental results show that the proposed algorithm can achieve better image retrieval results.

Keywords Image retrieval, Cross-modal, Transfer learning, Feature extraction

1 引言

当今社会,移动技术飞速发展,用户可以通过手机、平板电脑等移动设备拍摄图片或视频,并实时上传到互联网上,这就使得互联网上的多媒体数据以几何式的速度激增。同时,社交网络的兴起为用户提供了分享图片、视频的平台。基于此类的社交平台,用户展示、分享的信息类型不再是单一的图像视觉信息,而是以图像为主,附加其他数据类型信息。因此,源自社交网络的图像,不仅包含其本身自带的视觉信息,还包含文本、时间等其他模态信息。在这种多模态数据环境下,当用户进行图像检索时,如果仅使用图像的视觉特征来进

行检索,就会遗漏大量其他模态信息提供的有效线索,从而直接影响检索的性能。在这种多模态数据环境下,如何构建具有代表性的图像特征,进而实现快速有效的图像检索,是一个亟待解决的问题。

目前,常用于图像检索的特征提取算法可分为如下 4 类:

1) 基于图像的颜色或灰度统计特性进行特征提取。颜色或灰度直方图是实践中最常用的图像统计特征。Schneider 等^[1]于 1996 年就提出了以图像块的亮度直方图为特征,用特征间的欧氏距离判断相似性的方法,由于没有经过量化,因此该方法认证过程的效率较低,同时算法安全性很差。靳洋^[2]提出了基于 PCA/ICA(Principal Component Analysis/ Inde-

收到日期:2018-05-08 返修日期:2018-07-23 本文受山东高等学校科技计划项目(JI7KB161),国家自然科学基金(61671274),中国博士后基金(2016M592190),山东省高等学校优势学科人才团队培育计划,山东财经大学研究生教育创新计划(SCY1604)资助。

李晓雨(1994-),女,硕士生,主要研究方向为机器学习、多媒体信息处理;聂秀山(1981-),博士,教授,主要研究方向为数据挖掘、多媒体信息检索和机器视觉,E-mail:nixiushan@163.com(通信作者);崔超然(1987-),博士,教授,主要研究方向为信息检索、推荐系统和机器学习;蹇木伟(1982-),博士,教授,主要研究方向为人脸识别、图像视频处理、机器学习和机器视觉;尹义龙(1972-),博士,教授,主要研究方向为机器学习、数据挖掘和计算机医学。

pendent Component Analysis)的图像特征提取算法,该算法首先对图像进行分块,而后依据图像的像素点灰度值方差和与子块图像的像素点灰度值方差,采用 2DPCA 或者 Wavelet PCA 进行特征提取。王恩永等^[3]提出了基于模糊聚类的图像灰度特征提取算法,该算法基于模糊聚类算法。此类方法得到的图像特征的复杂度较低,但图像发生变化时其鲁棒性较差。

2)基于图像的纹理、边缘特性进行特征提取。纹理和边缘特性都是图像具有独特表征性的视觉特性,纹理结构可以反映图像亮度的空间变化,边缘则是由图像中景物物理特性发生变化引起的,是指图像灰度发生空间突变或者在梯度方向上发生突变的像素的集合。张志龙等^[4]提出了一种基于局部沃尔什变换提取图像纹理特征的算法,该算法分析了局部沃尔什变换系数的统计特性及其各阶矩的纹理鉴别性能,并选取具有较好鉴别性能的 2,4,6 阶矩作为纹理特征。Satpathy 等^[5]提出了 DRLBP (Discriminant Robust Local Binary Patterns)和 LTP(Local Ternary Pattern)两种新的图像边缘特征用于图像处理和模式识别。此类方法得到的图像特征具有良好的鲁棒性,表达直观,但计算复杂度较高,应用性较差。

3)基于图像的代数特性进行特征提取。在计算机中,将图像表示为矩阵形式后再进行处理,代数特征就是利用矩阵理论提取图像矩阵的代数关系,是一类常用的图像特征提取方法。这类特征提取的典型算法有 PCA, Kirby 等^[6]首次用 PCA 方法表示人脸图像,提取出的图像特征可使重构误差达到最小,体现了图像的全局特征;另一经典算法为 ICA, Bell 等^[7]提出用 ICA 提取图像特征,能够更好地表现图像的局部特征。邓丽萍等^[8]综合使用 PCA, ICA, LDA (Latent Dirichlet Allocation)这 3 种方法对图像进行特征提取,而后采用 SVM(Support Vector Machine)算法对特征分类整合。此类方法得到的图像特征是图像矩阵的代数特征,是图像的高阶特征,具有较强的安全性、鲁棒性,但部分算法需要将复杂的图像像素信息转化为高维度向量形式的数据,然后对维度复杂的向量数据进行处理,这就使得算法的复杂度急剧上升,进而影响算法性能。

4)基于图像的变换系数特性进行特征提取。对图像进行处理时,经常对图像进行各种滤波变换,如傅里叶变换、小波变换等可以将变换的系数作为图像的一种特征。Urvoy 等^[9]提出使用极坐标傅里叶变换来获取图像特征。Zoran 等^[10]提出使用奇异值分解来对图像进行变换,以提取图像特征。胡同森等^[11]使用离散余弦变换系数提取人脸细节信息,使用傅里叶变换系数提取人脸轮廓信息,综合生成人脸特征。此类方法得到的图像特征一般具有表示能力强、特征维数低的特点,但是特征的语义不直观,需要先对分类识别的图像进行某种变换。

上述 4 类常用的图像特征提取方法各有其利弊,但有一相同点,即均使用图像的单一模态信息作为依据来提取图像特征,这类特征仅包含图像携带的某一模态信息,遗漏了其他模态信息,使得生成的特征在检索时会产生较大的偏向性,难以满足用户在多模态数据杂糅环境下快速有效地检索需求。

为了解决这一问题,本文提出了基于迁移学习的图像检索算法,其主要贡献在于利用迁移学习实现了对图像所带有

的多模态信息的综合利用^[12-29]。该算法在对图像的视觉信

2 基于迁移学习的图像检索算法

为了实现多模态数据环境下的快速有效检索,本文提出基于迁移学习的图像检索算法。本文提出的算法框架如图 1 所示,主要分为预处理、构建迁移图、构建拉普拉斯矩阵、生成图像特征 4 个部分。首先对原始数据库中包含多模态信息的图片进行预处理,按照模态类型,分别提取图像的特征数据,如视觉特征、文本特征。以图像的视觉特征为基础,构建源领域;以图像的文本特征为基础,构建辅助领域;以图像类别信息为基础,构建目标领域。其次基于预处理的结果构建迁移图,捕捉源领域、辅助领域及目标领域之间的共性。然后依据跨域特征之间的相关性设置权重,基于权重构建拉普拉斯矩阵。最后根据拉普拉斯矩阵计算特征向量,此时得到的特征向量是源领域、辅助领域、目标领域的共性的融合,因此将此特征向量作为图像特征进行图像检索。

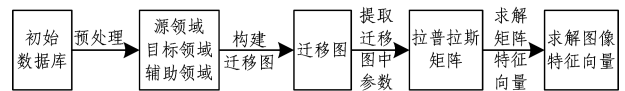


图 1 基于迁移学习的图像检索算法的框架图

Fig. 1 Framework of image retrieval algorithm method based on transfer learning

2.1 预处理

迁移学习是运用已有的知识,在类型不同但彼此相关的领域之间寻找共同属性,从而进行求解的一种新的机器学习方法。与传统机器学习方法相比,迁移学习放宽了两个限制条件:1)不再要求必须有足够多的、可利用的训练样本才能学习得到一个好的分类模型;2)不再要求用于学习的训练样本与新的测试样本满足独立同分布。因此,要应用迁移学习,就需要构建适合迁移学习特点的数据库。

在本文中,为了获得适合迁移学习应用的数据库,需要对原始数据进行预处理操作,如图 2 所示。本文选择轻量级的多模态图像数据集作为原始数据集。对原始数据库中包含多模态信息的图像进行处理,按照所包含信息模态的类型进行分类提取。从原始数据库中提取图像的视觉信息作为源领域,提取图像的文本描述信息作为辅助领域,提取图像的所属分类信息作为目标领域。此 3 类领域所包含的数据类型、数据内容、语义内容各不相同,但同一图片对应的 3 类领域中的数据,必然具有相一致的共同属性。

同时,对从文本描述信息中提取出的文本特征使用 K-means 算法进行聚类,保留聚类后得到的类中心点位置,作为一类新的实例样本,在构建迁移图时使用。这一实例样本与划分出的 3 类领域密切相关。首先,其为辅助领域文本信息的聚类中心,辅助领域中的每一个样本都能找到一个距离最小的聚类中心,进而找到同属一个距离最小聚类中心的相近样本;其次,源领域的视觉信息样本也可通过计算距离找到一个距离最小的聚类中心,这一计算过程可视为对视觉信息与

文本信息这两种模态信息进行相关性计算, 即为源领域中每一个视觉信息样本选择一个与之最相近的文本类别。将此实例样本应用在构建迁移图中, 能够有效加强不同领域之间的关联性, 便于捕捉不同领域的共性。

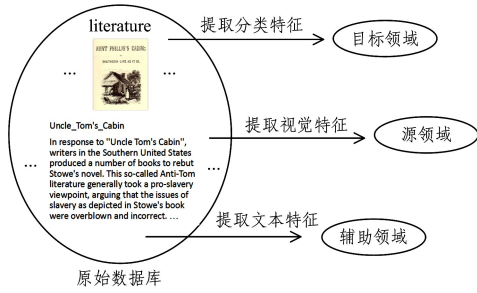


图 2 预处理

Fig. 2 Pretreatment

2.2 构建迁移图

迁移图在迁移学习中的作用在于可以有效、直观地捕获图像视觉信息、文本信息、分类信息的跨域属性, 并在同一图像的视觉特征和文本特征之间、视觉特征和所属分类之间、文本特征和所属分类之间建立对应关系, 用于下一步的迁移学习。

本文构建的迁移图如图 3 所示。迁移图中包含如下内容: 1) 文本特征聚类后的类中心点; 2) 图像视觉特征; 3) 图像文本特征; 4) 图像类别信息。将上述内容中的每一个样本作为迁移图中的节点, 根据节点间的相互关系, 建立迁移图中的边。迁移图通过一个统一形象的图形结构, 表现了由辅助领域到源领域的迁移过程。

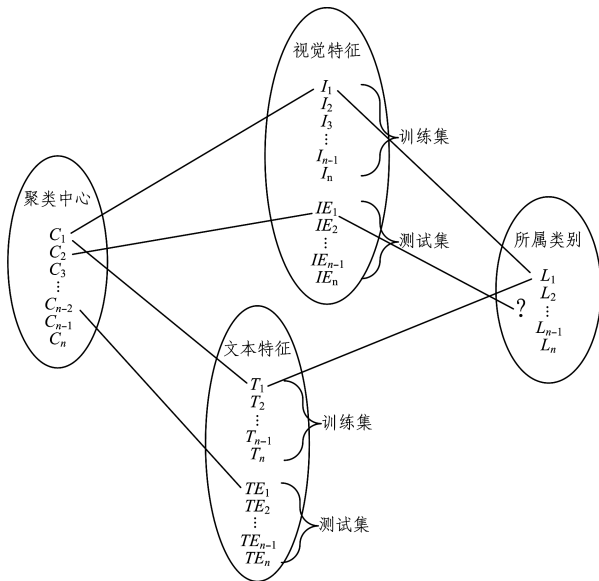


图 3 迁移图

Fig. 3 Transfer graph

本文构建迁移图的新颖之处在于: 将文本特征聚类后的类中心点作为样本实例放入迁移图中。图像自带的类别标签侧重于图像的视觉特征, 忽略了图像的文本特征。如图 4 所示, 两幅图在视觉特征上的相关性较低, 但带有相似度较高的文本信息, 且图片在现实中的相关度较高。除此之外, 同一图像的视觉特征与文本特征在语义内容方面应当具有较高的相关一致性。因此, 若多个图像的文本特征相关度较高, 即进行

聚类时可聚为一类, 则根据视觉特征与文本特征的相关一致性, 可以推测出多个图像间的视觉信息在语义上的相关度也较高, 进而优化图像检索结果。因此, 在迁移图中使用文本特征聚类后的类中心点, 可以表现文本信息对图像所属类别的影响, 同时加强文本信息与视觉信息的对应关系。



图 4 同一标签下的图片

Fig. 4 Photos with the same tag

迁移图 $G(V, E)$ 由节点与边构成。迁移图的节点包含文本特征聚类后的类中心点、特征、分类标签, 如图 3 所示, 其定义如下:

$$V = C U L U I U I E U T U T E \quad (1)$$

当图中节点具有相互关系时, 节点之间产生边。迁移图中边的权重的定义如下:

$$e_{ij} = \begin{cases} \omega_{\alpha_i, \alpha_j}, & \alpha_i \in C \wedge \alpha_j \in I U I E U T U T E \\ \omega_{\alpha_j, \alpha_i}, & \alpha_i \in I U I E U T U T E \wedge \alpha_j \in C \\ 1, & \alpha_i \in I U I E U T U T E \wedge \alpha_j \in L \wedge \alpha_i = L(\alpha_j) \\ 1, & \alpha_i \in L \wedge \alpha_j = L(\alpha_i) \wedge \alpha_j \in I U I E U T U T E \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

当迁移图中的边连接两个节点(一个为文本特征聚类后类中心集合中的节点, 一个为图像视觉特征集合或文本特征集合中的节点)时, 边的权重设置为视觉或文本特征样本点到文本聚类中心样本点的距离 ω , 定义如式(3)所示:

$$\omega_{x,y} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (3)$$

由于聚类中心、视觉特征、文本特征这 3 类样本的维度不同, 因此在计算距离时可使用降维算法, 如主成分分析算法 (PCA), 将 3 类样本统一到相同维度后再进行距离计算。当迁移图中边连接的两个节点分别为图像视觉特征集合或文本特征集合中的节点和该特征对应图像的正确所属分类标签的节点时, 将边的权重设置为 1。其余情况下, 边的权重设置为 0。

2.3 构建拉普拉斯矩阵

在得到迁移图 $G(V, E)$ 后, 运用迁移图中的参数构建拉普拉斯矩阵, 进而获取新的特征, 以实现迁移学习的目标。

基于迁移图, 可以得到源领域、辅助领域、目标领域之间的相互关系, 为了使这种关系更加清晰, 并基于这种关系提取新的图像特征, 本文通过使用拉普拉斯矩阵将图像跨领域信息的相互关系抽离出来, 为构建新的特征表示做准备。

定义一个邻接矩阵 W , 用以表示迁移图 $G(V, E)$, 矩阵中的每一个元素都能表现迁移图中一对节点的相互关系。

$$W = \begin{pmatrix} \omega_{11} & \cdots & \omega_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \omega_{n1} & \cdots & \omega_{nn} \end{pmatrix}, \omega_{ij} = e_{ij} \quad (4)$$

定义一个关于 W 的对角矩阵 D 。

$$d_{ij} = \begin{cases} \sum_{i=1}^n \omega_{ii}, & i=j \\ 0, & i \neq j \end{cases} \quad (5)$$

由邻接矩阵 W 和对角矩阵 D 可以得到拉普拉斯矩阵 L :

$$L = D - W \quad (6)$$

2.4 生成图像特征

图像特征生成是图像检索的关键步骤,生成的图像特征应当具有良好的区分性与稳定性,能够唯一标识图像内容,生成的图像特征的性能将直接影响图像检索的性能。本文使用迁移学习的根本目的在于:通过迁移学习提取图像跨领域信息的相互关系,并基于这种关系生成性能良好的图像特征。

在通过构建拉普拉斯矩阵将跨领域的相互关系提取出来之后,就可以通过求解拉普拉斯矩阵特征向量的方式,来获得图像的特征表示。由此,将特征提取问题转化为对拉普拉斯矩阵求解特征向量的问题。对于该问题,可通过对式(7)的求解来获得特征解、特征向量。求解得到的 n 个特征向量 v_1, v_2, \dots, v_n 即为 n 幅图像的新的特征表示。

$$Lv = \lambda Dv \quad (7)$$

通过迁移学习得到的图像特征,既包含原始视觉特征信息,又包含原始文本特征信息,既学习了训练集中图片基于视觉信息的分类信息,又学习了基于文本特征的聚类信息,是跨领域关系的融合体,适用于多模态数据融合环境下的图像检索,能够实现较好的检索效果。

3 实验

3.1 实验设定及评级标准

迁移学习相较于传统的机器学习来说,放宽了对实验数据集的要求,在实验中可以使用轻量级的数据集,且训练样本与测试样本可以不完全独立同分布,这样同样可以获得较优的实验结果。

本文使用 Wiki 数据库作为实验初始数据库。该数据库包含艺术、生物、地理等 10 类图片,共 2866 张图片,同时包含图片对应的维基百科上的文字描述。从中选取 2173 张图片作为训练集,选取 693 张图片作为测试集。在本文实验中,使用图片的视觉特征、文字描述的文本特征及图片的分类信息进行迁移学习。视觉特征作为迁移学习的源领域,文本特征作为迁移学习的辅助领域,分类信息作为迁移学习的目标领域。按照本文提出的算法,生成基于迁移学习的图像特征用于图像检索。

本文设计了如下两组对比实验。

实验 1 不同参数下本文提出的算法性能的对比实验。相关实验参数的设定如下:设定一组文本特征聚类类别数目参数(50, 100);设定一组返回检索结果数目参数(10, 50, 100);设定一组图片特征长度参数(100, 200)。此对比实验的目的在于找到能够使得本文算法性能最优的一组参数。

实验 2 图像单一模态特征(即视觉特征或文本特征)与本文基于迁移学习得到的跨模态图像特征性能的对比实验。在相同训练集与测试集上,使用 SIFT(Scale-Invariant Feature Transform)算法和 SURF(Speed Up Robust Features)算法提取图像视觉特征,使用 LDA(Latent Dirichlet Allocation)算法和 TF-IDF(Term Frequency-Inverse Document Frequency)算法提取图像文本特征,使用本文算法提取图像跨模态特征,对比不同图像检索算法的性能。此对比实验的目的在于基于传统图像检索算法检验本文算法的优越性。

本文使用平均准确率均值(mAP)作为标准,来评价本文得到的实验结果。mAP 是评价多标签图像分类任务的常用标准之一,是一个能够反映全局性能的指标。在多类的检测中,取每个类的平均准确率(AP)的平均值,记为 mAP。

3.2 实验结果

按照上述设定进行实验,并求得每组实验的 mAP 。实验结果如表 1 和表 2 所列。

表 1 实验 1 的结果

Table 1 Results of experiment 1

算法	聚类类别	特征长度	检索数目	mAP
本文算法	50	100	10	0.8369
	50	100	50	0.8371
	50	100	100	0.8370
	50	200	10	0.8256
	50	200	50	0.8248
	50	200	100	0.8235
	100	100	10	0.8633
	100	100	50	0.8632
	100	100	100	0.8631
	100	200	10	0.8497
	100	200	50	0.8452
	100	200	100	0.8465

表 2 实验 2 的结果

Table 2 Results of experiment 2

算法	mAP
SIFT 算法	0.1769
SURF 算法	0.3841
TF-IDF 算法	0.7301
LDA 算法	0.8087
本文算法	0.8633

表 1 列出实验 1 的结果,即本文算法在不同参数设置下的特征平均准确率均值。可以看出,在参数设置为(100, 100, 10),即文本特征聚类类别为 100,特征长度为 100,返回检索结果数目为 10 的情况下,依据本文算法得到的图像特征平均准确率均值达到最优。同时,在其他参数条件下得到的平均准确率均值与最优平均准确率均值的数值结果差距不大,说明本文算法受参数的影响较小,具有较好的稳定性。

表 2 列出了实验 2 的结果,即本文算法、SIFT 算法、SURF 算法、TF-IDF 算法、LDA 算法各自的平均准确率均值。可以看出,基于本文算法得到的图像特征进行图像检索的平均准确率均值,高于使用基于 SIFT 算法、SURF 算法、TF-IDF 算法和 LDA 算法得到的图像特征进行图像检索的平均准确率均值,这说明相比于传统算法,本文算法具有更优的性能。综合两组对比实验结果,验证了本文提出的基于迁移学习的图像检索算法生成的图像特征与传统图像特征相比,具有更好的性能,且具有良好的稳定性。

结束语 为了适应新媒体时代的图像检索需求,本文提出一种基于迁移学习的图像检索算法。该算法创新性地将迁移学习融入到图像特征构建当中,利用图像的文本特征与视觉特征,实现跨模态的迁移学习,令最终得到的图像特征是在视觉特征的基础上,根据迁移学习获得的文本特征关系进行调整后的结果。实验证明,该算法具有良好的准确率与稳定性。

通过迁移学习得到的图像特征表现良好,且包含视觉与文本两种模态信息,而随着互联网的进一步发展,一幅图像所包含的信息模态将会越来越多。因此,如何通过迁移学习对

更多种类的信息模态进行学习,将会是下一步工作的重点。

参 考 文 献

- [1] SCHNEIDER M, SHIHFU C. A Robust Content Based Digital-Signature for Image Authentication[C]// Proceedings, International Conference on Image Processing. 1996; 227-230.
- [2] JIN Y. Image feature extraction algorithm based on PCA/ICA [D]. Xi'an: Xi'an University of Electronic Science and Technology, 2014. (in Chinese)
靳洋. 基于 PCA/ICA 的图像特征提取算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014.
- [3] WANG E Y. Study on the extraction and recognition of gray image features based on fuzzy clustering [D]. Kunming: Yunnan University, 2010. (in Chinese)
王恩永. 基于模糊聚类的灰度图像特征提取和识别研究[D]. 昆明: 云南大学, 2010.
- [4] ZHANG Z L, LI J C, SHEN Z K. On texture feature extraction based on local Walsh transform[J]. The signal processing, 2005, 21(6): 589-596. (in Chinese)
张志龙, 李吉成, 沈振康. 基于局部沃尔什变换的纹理特征提取方法研究[J]. 信号处理, 2005, 21(6): 589-596.
- [5] SATPATHY A, JIANG X, ENG H L. LBP-Based Edge-Texture Features for Object Recognition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(5): 1953-1964.
- [6] KIRBY M, SIROVICH L. Application of the Karhunen-Loeve Procedure for the Characterization of Human Faces[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2002, 12(1): 103-108.
- [7] BELL A J, SEJNOWSKI T J. The independent components of natural scenes are edge filters [J]. Vision Research, 1997, 37(23): 3327-3338.
- [8] DENG L P. A study of SVM algorithm for face images under multiple algebraic feature extraction methods [J]. Information security and Technology, 2014, 5(10): 45-47. (in Chinese)
邓丽萍. 多种代数特征抽取方法下的人脸图像 SVM 算法研究 [J]. 信息安全与技术, 2014, 5(10): 45-47.
- [9] URVOY M, GOUDIA D, AUTRUSSEAU F. Perceptual DFT Watermarking With Improved Detection and Robustness to Geometrical Distortions[J]. IEEE Transactions on Information Forensics & Security, 2014, 9(7): 1108-1119.
- [10] ZORAN M, ZORAN V. Robustness of SVD Watermarks in Video Sequences Encoded with H. 264/AVC[C]// International Scientific Conference on Information, Communication and Energy Systems and Technologies. 2014.
- [11] HU T S, ZHOU W, JIANG C C. A method of face recognition based on DCT coefficient and Fourier descriptor[J]. Journal of Zhejiang University of Technology, 2010, 38(5): 557-560. (in Chinese)
胡同森, 周维, 蒋成成. 一种基于 DCT 系数和 Fourier 描述子的人脸识别方法[J]. 浙江工业大学学报, 2010, 38(5): 557-560.
- [12] LOWE D G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [13] BLEI D M, NG A Y, JORDAN M I. Latent dirichlet allocation [J]. Journal of Machine Learning Research, 2003, 3: 993-1022.
- [14] QUATTONI A, COLLINS M, DARRELL T. Transfer learning for image classification with sparse prototype representations [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2008: 1-8.
- [15] PAN S J, YANG Q. A Survey on Transfer Learning [J]. IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering, 2010, 22(10): 1345-1359.
- [16] OQUAB M, BOTTOU L, LAPTEV I, et al. Learning and Transferring Mid-level Image Representations Using Convolutional Neural Networks [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2014: 1717-1724.
- [17] TAYLOR M E, STONE P. Transfer Learning for Reinforcement Learning Domains: A Survey [J]. Journal of Machine Learning Research, 2009, 10(10): 1633-1685.
- [18] DAI W, JIN O, XUE G R, et al. EigenTransfer: a unified framework for transfer learning [C]// International Conference on Machine Learning. ACM, 2009: 193-200.
- [19] ROY S D, MEI T, ZENG W, et al. Social Transfer: cross-domain transfer learning from social streams for media applications [C]// ACM International Conference on Multimedia. ACM, 2012: 649-658.
- [20] TAHMORESNEZHAD J, HASHEMI S. Visual domain adaptation via transfer feature learning [J]. Knowledge & Information Systems, 2016, 50(2): 1-21.
- [21] NIE W, LIU A, SU Y. Cross-domain semantic transfer from large-scale social media [J]. Multimedia Systems, 2016, 22(1): 75-85.
- [22] SHAO L, ZHU F, LI X. Transfer Learning for Visual Categorization: A Survey [J]. IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems, 2015, 26(5): 1019-1034.
- [23] TAYLOR M E, STONE P. Transfer Learning for Reinforcement Learning Domains: A Survey [J]. Journal of Machine Learning Research, 2009, 10(10): 1633-1685.
- [24] ZHU F, SHAO L. Weakly-Supervised Cross-Domain Dictionary Learning for Visual Recognition [J]. International Journal of Computer Vision, 2014, 109(1-2): 42-59.
- [25] LI X, ZHANG L, DU B, et al. Iterative Reweighting Heterogeneous Transfer Learning Framework for Supervised Remote Sensing Image Classification [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2017, 10(5): 2022-2035.
- [26] DING Z, FU Y. Robust Transfer Metric Learning for Image Classification [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, PP(99): 1.
- [27] GHAZI M M, YANIKOGLU B, APTOULA E. Plant identification using deep neural networks via optimization of transfer learning parameters [J]. Neurocomputing, 2017, 235: 228-235.
- [28] SHI Z, SIVA P, XIANG T. Transfer Learning by Ranking for Weakly Supervised Object Annotation [OL]. <http://www.bmva.org/bmvc.2012/BMVC/paper078/abstract078.pdf>.
- [29] RAVISHANKAR H, SUDHAKAR P, VENKATARAMANI R, et al. Understanding the Mechanisms of Deep Transfer Learning for Medical Images [C]// International Workshop on Large-scale Annotation of Biomedical Data & Expert Label Synthesis. 2016: 188-196.