

# 结合哈希网络和敏感散列的图像检索推荐研究

潘华峰,王春玲,毋涛

(西安工程大学 计算机科学学院,陕西 西安 710600)

**摘要:**面对当今社会的各种海量图像数据,基于图像内容的检索方法对于检索结果的查全率和查准率较为差强人意,并且对于相似图像的检索也会花费较长的时间。为了提升检索效率和检索结果的准确性,提出一种结合深度哈希网络和局部敏感散列的检索推荐方法。首先建立深度哈希网络模型完成对于图像内容特征的提取,并利用球哈希编码优化计算得到汉明空间距离作为特征度量方式,根据度量结果使用局部敏感散列构建索引表提高检索效率;然后对于被检索目标图像进行特性提取,计算汉明空间距离完成特征度量和散列映射,最后可以在索引表中匹配到最相似的若干图像,作为检索到的推荐图像。以泳装版型图像进行实验测试,所构建的推荐模型可以较为快速地完成相似图像的检索,具有较高的准确率。实验结果表明,设计的检索推荐方法基本可以实现相似图像的高效检索。

**关键词:**图像检索推荐;哈希网络;球哈希编码;局部敏感散列;泳装版型图

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2022)07-0173-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2022.07.030

## Research on Image Retrieval Recommendation Based on Hash Network and Sensitive Hashing

PAN Hua-feng, WANG Chun-ling, WU Tao

(School of Computer Science, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710600, China)

**Abstract:** Facing all kinds of massive image data in today's society, the retrieval method based on image content is not satisfactory for the recall and precision of the retrieval results, and it will take a long time for the retrieval of similar images. In order to improve the retrieval efficiency and the accuracy of retrieval results, a retrieval recommendation method combining deep hash network and local sensitive hash is proposed. Firstly, the deep hash network model is established to extract the features of the image content, and the Hamming space distance is obtained by using the spherical hashing coding optimization calculation as the feature measurement method. According to the measurement results, the local sensitive hashing is used to construct the index table to improve the retrieval efficiency. Then, feature extraction is carried out for the retrieved target image, and the Hamming space distance is calculated to complete feature measurement and hash mapping. Finally, the most similar images can be matched in the index table as the recommended images retrieved. Through the experimental test with swimsuit version images, the recommendation model constructed can complete the retrieval of similar images relatively quickly with a high accuracy. The experimental results show that the proposed retrieval recommendation method can basically achieve efficient retrieval of similar images.

**Key words:** image retrieval recommendation; hash network; spherical hash coding; local sensitive hashing; swimsuit version image

## 0 引言

对于已知的图像检索技术探索发展和研究<sup>[1-2]</sup>,从发展初期至今为止,已经被明确分成两类:(1)基于文本的图像检索(text-based image retrieval, TBIR);(2)基于内容的图像检索(content-based image retrieval, CBIR)。基于文本的图像检索<sup>[3]</sup>技术,首先需要人工进行大量标注,然后将标注部分与目标图像进行对

比分析,该检索技术也被称为“以字找图”;基于内容的图像检索<sup>[4]</sup>技术,首先需要提取数据集图像中的色彩、纹理等<sup>[5]</sup>基本特性并按照这些特性信息进行分类,之后在图像集合中找到相似图像,该检索技术也称为“以图找图”。

该文主要进行的是基于图像内容的检索与推荐研究。图像检索<sup>[6-7]</sup>的含义是指首先提取被检索目标图

收稿日期:2021-06-25

修回日期:2021-10-27

基金项目:陕西省科技成果转化与推广计划项目(2019CGXNG-018)

作者简介:潘华峰(1995-),男,在读硕士,通信作者,研究方向为计算机科学与技术;王春玲,副教授,研究方向为网络和信息安全;毋涛,教授,硕导,研究方向为智能信息处理。

像中的相关内容特征,之后将提取的特征与图像数据集进行相似性度量,以此找到相似的图像。在目前对图像内容的研究中,针对图像特征数据的“维度灾难”,Gayathiri 等<sup>[8]</sup>通过使用 Hadoop MapReduce 框架,并且引入了一种全新的局部敏感散列算法,以提高对数据样本提取的熟练程度。Lai 等<sup>[9]</sup>提出了深度神经网络散列的方法,主要内容是通过共享的网络结构得到图像的内容特征。文献[10-11]主要讲述了哈希网络对于图像检索具有较好的效果。李涓楠等<sup>[12]</sup>之前将深度哈希网络技术应用到肺结节图像检索中,检索效果得到了明显的提升。林宇等<sup>[13]</sup>将深度哈希网络技术应用到船检图像的检索中,也同样取得了较好的检索结果。

许多的应用案例都可以说明深度哈希网络可以很好地应用到解决图像检索的问题当中,因此该文提出一种结合深度哈希网络和局部敏感散列的方法,并以泳装版型图像的检索推荐作为应用实例,完成中小型泳装企业下单过程智能化的相关需求。

## 1 相关概念

### 1.1 深度哈希网络

深度哈希网络应用于相似图像检索推荐的具体过程<sup>[14]</sup>:针对一个数据集中训练图像的特征值,需要先通过哈希码的特征学习子网络方式进行检索和学习,在此期间需要将特征学习得到的第一个特征结果进一步在深度哈希学习层上进行研究和学习,得到第二个结果,并且将得到的结果进行相互反馈。为了获得最终合适的图像哈希码和检索结果,在之前哈希码的学习中利用某些哈希信息可以作为监督信息传递的标记函数进行计算,并使用逆向传递的方式以及调改部分网络参数来优化损失函数,使得图像哈希码得到一定的收敛。

为了检索到相似图像,第一步将目标图像进行特征矢量和图像哈希码的提取,可以直接使用之前训练图像数据集所建立的网络模型进行提取;第二步对比分析取得的哈希编码值,把被检索目标图像数据提取到的哈希码与哈希表中保存的编码值进行一一比对;这一步需要应用某一具体的距离度量算法计算对比哈希码之间的距离;最后检索得到所需图像,根据上一步骤中计算得到的距离大小,可以判断图像的相似度,从而得到所需要的图像列表。

### 1.2 局部敏感散列

局部敏感散列<sup>[15]</sup>的定义:对于任意的  $p$  和  $q$  两个点,  $h$  作为映射函数,如果满足如下两个条件:(1) 如果  $d(p, q) \leq R$ , 并且  $h(p) = h(q)$  的概率不小于  $P_1$ ; (2) 如果  $d(p, q) \geq cR$ , 并且  $h(p) = h(q)$  的概

率不大于  $P_2$ , 并且符合  $P_1 > P_2$ , 这样的哈希函数结果称为  $(R, cR, P_1, P_2)$  敏感的。

距离度量的作用是通过减小相同类别样本的距离来增大相似度,反之,通过增大不同类别样本之间的距离来减小相似度,从而完成样本的分类,达到更好的聚类性能。

对于数据集中所有图像完成图像特征提取后,可以根据特征的不同将图像分别放入到不同类别的图像集合中,以便于之后目标图像方便快捷的查找。图像检索过程:根据计算得到相关的距离度量结果,需要从被检索图像集合中找到与被检索目标图像接近甚至一样的若干图像,最后精确度量出与目标向量的距离(相似度)。在被检索数据集图像较多的情况下,逐一进行对比,需要消耗较长的时间,无法应用到实际问题当中。参考图像索引<sup>[16-17]</sup>相关资料,可以通过构建出一个合适的索引来解决耗费时间的问题,达到缩短检索时间的目的。通过对比各种索引方式,决定采用局部敏感散列技术的散列索引方式,以此实现相似图像的高效检索。

### 1.3 球哈希

不同于局部敏感哈希和密度敏感哈希基于随机超平面,球哈希是基于超球面的哈希技术。

球哈希的哈希函数为:

$$h_k(X) = \begin{cases} 0, & d(p_k, x) > r_k \\ 1, & d(p_k, x) \leq r_k \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $k$  表示数据空间的  $k$  个球,  $p_k$  表示球心,  $r_k$  表示球半径,  $d$  表示特征点与球心之间的欧氏距离,点到球心的距离大于半径,编码为 0, 否则编码为 1。

在构建球哈希函数时需要遵守如下两个准则:

(1) 空间中每个点被哈希函数编码为 0 或者 1 的概率是相等的。

$$\Pr(h_k(X) = 1) = \frac{1}{2} \quad (2)$$

(2) 球哈希函数之间是相互独立的。

$$\Pr(h_i(X) = 1, h_j(X) = 0) = \Pr(h_i(X) = 1) \times \Pr(h_j(X) = 0) = \frac{1}{4} \quad (3)$$

## 2 算法描述

### 2.1 深度哈希网络模型的建立

深度哈希网络技术用于图像检索推荐的过程如图 1 所示。

#### 2.1.1 特征提取

哈希网络可以将输入的样本图像采用 SIFT<sup>[18]</sup> 等形式转换为视觉描述符向量,实现投影和量化操作,这个过程中由于普通的哈希网络对特向表达的可区分性

较低,因此该文使用深度哈希网络来提高提取后对于视觉描述符向量的表现力。

哈希网络目标函数方程如下:

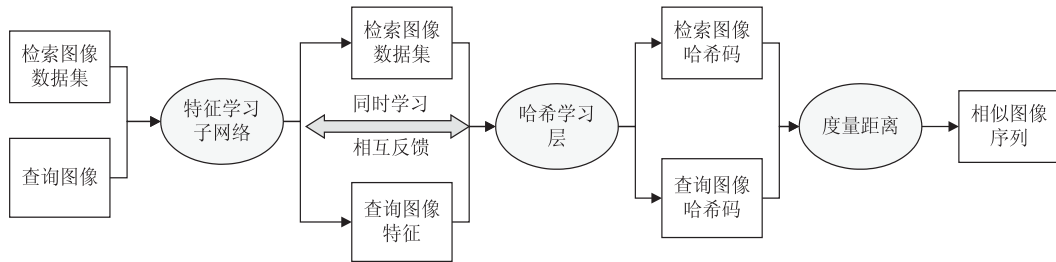


图1 深度哈希网络的图像检索流程

$$\min \sum k_{ij} D_{ij} \|Y_{ik} - Y_{jk}\|^2 = \text{tr}(\mathbf{Y}^T \mathbf{L} \mathbf{Y}) \quad (4)$$

$$\text{subject to: } Y \in (-1, 1)^{n \times k}$$

其中,  $D_{ij}$  表示哈希网络中的相似度矩阵;  $L$  表示在  $n$  个图像提取点上相应的编码矩阵;  $k$  表示矩阵点中的编码位数;  $D_d(i, j) = \sum_j Y(i, j)$  则表示网络对角阵。

使用  $k$ -means 算法将图像数据进行一定的分门别类。第一步需要从所有图像数据中确定若干尽量分开的图像数据作为初始化的聚类中心,将其他剩余图像数据归类到相对距离最小的中心点;第二步是将获得的每一个小的聚类体作为一个新的团体,反复进行第一步,进行更细致的聚类划分;最后一步就是通过多迭代优化类心,以此达到误差最小的效果,得到相似度矩阵。

### 2.1.2 哈希编码

在该深度哈希网络模型中,哈希编码值采用的是球哈希编码方法进行计算。其表达式为:

$$h_i(x) = xw_i + b_i \quad (5)$$

其中,  $x$  对应某个对象在网络中的数据特征表达;  $h_i(x)$  对应第  $i$  个图像的哈希函数。

之后图像数据对应的  $k$  个哈希编码就由这  $k$  个哈希函数进行生成,过程如图2所示。

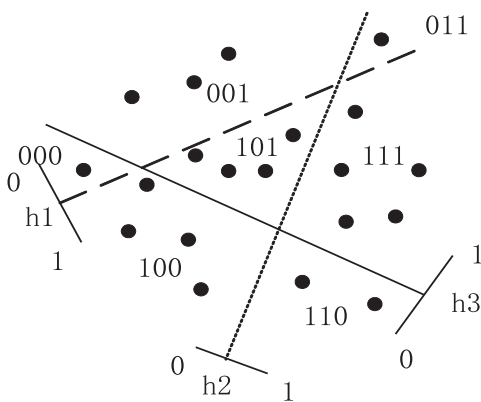


图2 超平面分割数据编码

### 2.1.3 特征度量

在超平面编码的基础上,建立由超平面分割编码下的空间衍生出的球哈希编码。首先需要假定一个由

$m$  个元素组成的数据集,要求建立的球哈希至少包含  $m/2$  个元素,并且球体交集部分包含  $m/4$  个元素,之后经过重复迭代计算来获取  $k$  个函数表达式,同时依据超平面球哈希编码所具有的特有性质,以及为了提高图像检索的精确度,需要在汉明空间上优化特征度量方法,因此采用的特征度量方法是球哈希在汉明空间内的计算公式:

$$D_{\text{sphdist}}(b_i, b_j) = \frac{|b_i \oplus b_j|}{|b_i \wedge b_j|} \quad (6)$$

其中,  $b_i, b_j$  作为图像特征下的哈希编码值,  $\oplus$  的含义是异或运算,并作为图像特征下的汉明距离度量,而  $|b_i \wedge b_j|$  表示  $b_i$  和  $b_j$  位同为 1 的数量。

通过以图像数据库中挑选的图像数据作为样张,在样张中挑选  $k$  个数据,并把这些图像对象作为函数球心,经过一定的相关运算可以得到  $k$  个对应的球哈希函数表达式,使用函数表达式计算图像的编码值,从而获取其对应的汉明空间距离,并以此作为不同图像间的相似度判断依据。

## 2.2 局部敏感散列的建立

局部敏感哈希的基本思想<sup>[19]</sup>是将获得的数据进行映射变换,完成局部敏感散列的建立,具体建立过程如下所述。局部敏感散列是以  $K$  和  $L$  为参数的随机过程,其中  $K$  是散列映射后数据的大小,  $L$  表示散列表数量,经过一个散列函数的相关映射,2048 维度特征向量  $E$  转换成  $K$  位的散列数据  $H$ ,每一个散列函数的映射都是对 2048 维特征数据进行的加权处理,强化局部数据的地位,也是对特征向量的局部敏感散列,在提取局部数据的同时完成了降维。具备相同散列结果的图像会被放入同一个“桶”,在所有的“桶”中,所有的图像数据中任何一个图像都会和其他图像发生一次“碰撞”,同一“桶”中的所有图像数据都具备一定的相似性,其中每个图像都会经过  $L$  次散列,分别放入不同的散列表对应表示的“桶”中,在单一某个“桶”内任意两个图像之间发生“碰撞”的次数越多,说明相似度越高。

LSH 总体流程如图3所示。

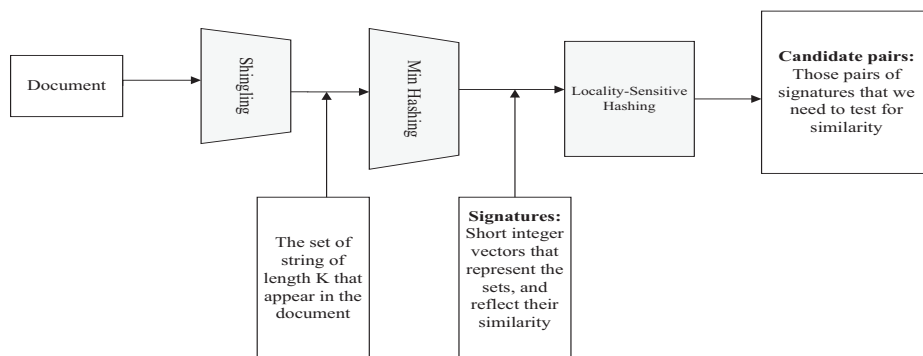


图 3 LSH 总体流程

具体构建 LSH 索引的过程如下:

(1) 选取满足  $(R, cR, P_1, P_2)$ -敏感的深度哈希函数;

空间中选择某两个点  $x, y$ , 并且需要满足如下关系:

$$\text{if}(\text{dist}(x, y) \leq R) P(h(x) = h(y)) \geq P_1 \quad (7)$$

$$\text{if}(\text{dist}(x, y) \geq R) P(h(x) = h(y)) \leq P_2 \quad (8)$$

(2) 确定相关参数, 依据上一步查询得到的准确率规定哈希表的数量  $L$ , 对应每个表内函数表达式的数量  $K$ , 以及其他和局部敏感哈希函数表达式相关的参数;

(3) 将所有经过深度哈希函数运算的数据结果放入到相应的“桶”内, 构成了一个或若干个对应的哈希表。

索引构建示意图如图 4 所示。

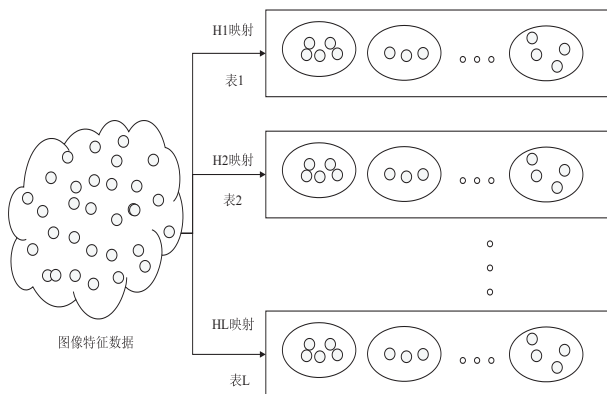


图 4 局部敏感散列索引构建示意图

### 3 实验

#### 3.1 实验环境

使用 python 语言工具进行实验。实验硬件环境如下: Windows10 系统, 搭载英特尔酷睿 i5 四核处理器, CPU 主频为 2.50 GHz, 运行内存为 16 GB 的笔记本电脑。

具体使用的软件是基于 Python3 & Qt5 进行实际实验研究, 实验过程中使用到的依赖有: imagehash, pyqt5, pillow。

#### 3.2 实验数据集

为了确保实验过程的严谨性和科学性, 以及完成对于泳装版型推荐的实例研究, 该文使用的泳装图像数据集均来自于实验室合作的晋江某泳装公司。实验数据集详见表 1。

表 1 数据集描述

数据集	图片数
女款	236
男款	93

#### 3.3 评价指标

为了确保对采用的相似图像检索方法得到一个客观的评价, 主要从以下两方面进行比较判别。

(1) 检索耗时。在相同数据集图像的前提下, 用不同检索方法对同一被检索目标图像进行检索, 记录不同检索方法所消耗的时间, 评判检索的效率。消耗的时间越短, 说明效率越高。

(2) 查全率和查准率。查全率与查准率是信息检索领域内的概念, 二者是反映检索效果的重要指标。根据查准率和查全率绘制 PR 曲线, 可根据曲线判断检索结果的优劣。对于图像检索查询结果, 进行查全率和查准率的计算, 判断图像检索模型的检索性能。

计算公式如下:

$$\text{查全率} = \frac{\text{查询结果中与关键图相关的图像数}}{\text{测试集中与关键图相关的图像总数}} \quad (9)$$

$$\text{查准率} = \frac{\text{查询结果中与关键图相关的图像数}}{\text{查询返回的图像数}} \quad (10)$$

#### 3.4 实验结果与分析

##### 3.4.1 检索效果

进行图像搜索的时候可以任意选取某个目标检测图像, 如图 5 所示。

经过实验检索得到图 6 所示的相似度以及图像对比结果。

在图 6 中, 左侧是被检索目标图片, 右侧显示的是从数据集中搜索获得的若干最相近图像, 相似度从大



到小进行排列。其中相似度为 1 的是被检索目标图像,其余罗列出来的几个数据结果是被查询到的最接近目标图像的图像相似度。



图 5 测试例图



图 6 图像相似度检索结果

图 7 展示的是相似度较高的几张被查找到的图像,直接将查找结果展示出来,给人们更直观的感受,而不只是显示相似度这个较为抽象的数据。以上结果说明该文采用的模型具有可行性和有效性。

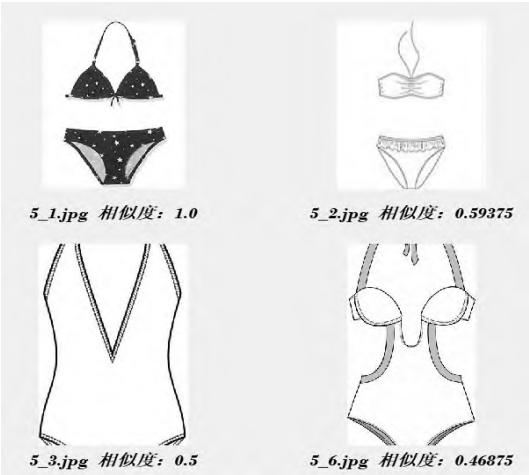


图 7 相似图像检索结果

3.4.2 性能分析

为了更为客观地认识和评判构建的检索推荐模型所具备的先进性,进行了如下两个方面的比较分析。

(1) 利用该图像检索方法和其他图像检索方法进行相似图像检索耗时的对比,如表 2 所示。

表 2 三种检索方法耗时比较

方法	特征提取 时间/ms	检索时间/ms	总时间/ms
文中	463	219	682
文献[20]	733	302	1 035
文献[21]	437	365	802

相比较文中方法而言,文献[20]使用的方法首先需要图像进行划分区域和图像特征加权处理,导致在特征提取方面会多消耗大量的时间,检索消耗的时间较少,但是总消耗时间仍然是相对最多的;文献[21]在特征提取过程中消耗的时间较少,但是在图像检索过程中,使用的算法时间复杂度较高,需要花费相对较多的时间。而文中使用深度哈希网络进行特征提取,消耗的时间相对较少,采用局部敏感散列的方式进行相似图像检索,相对其他检索方式具备相对明显的优势,缩短了检索时间,提高了检索效率。

(2) 将文中方法取得的查准率和查全率与其他方法进行了一定的对比分析。对查全率有不同要求的情况下,相应的查准率的对应变化如图 8 所示。

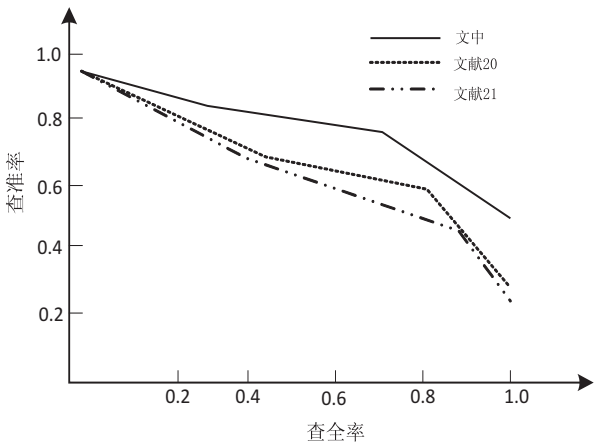


图 8 三种检索方法的查准查全性能对比

根据性能对比可以发现,在对查全率有较高要求的情况下,3 种检索方法的查准率均出现了一定程度的下降,而该文所采用的检索方法受到的影响是最小的。该文使用深度哈希网络进行图像特征提取、利用汉明距离度量特征,相对提高了对于图像内容特征提取的精确度。

通过以上在检索结果的对比和检索时间的对比,可以明显看出结合深度哈希网络和局部敏感散列的相似图像检索推荐方法具备一定的优势,足以说明该检索方法具有相对较高的性能,具备一定的先进性。

4 结束语

提出了一种结合深度哈希网络和局部敏感散列的相似图像推荐策略,在图像检索准确率和相关计算时

间上有较为明显的优势,实现了相似图像的快速准确检索。首先使用设计的深度哈希网络模型对对象数据集进行图像内容的特征提取,k-means 算法实现划分聚类,建立球哈希编码计算得到汉明空间距离,之后利用局部敏感散列原理映射成二进制形式的字符,整个索引表包含着产生散列碰撞的相似图片;当接收到目标检测图像,先进行图像特性提取计算汉明距离,然后在散列索引表中寻找到最相似图像集合,计算汉明空间距离得到精确查找结果,最后将所有的结果利用可视化界面进行展示。

在之后的研究中,会尝试采用映射函数对深度哈希模型进行改进,使得泳装版型图像检索的精度与速度得到更进一步的提升。

#### 参考文献:

- [1] 周文罡,李厚强,田奇.图像检索技术研究进展[J].南京信息工程大学学报:自然科学版,2017,9(6):613-634.
- [2] 兰丽,耿增民.服装图像检索研究综述[J].电脑知识与技术,2015,11(12):184-187.
- [3] CAO Jianfang, WU Chenyan, CHEN Lichao. An improved convolutional neural network algorithm and its application in multilabel image labeling[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2019, 2019: 1-12.
- [4] ALSMADI M K. Content-based image retrieval using color, shape and texture descriptors and features[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2020, 45: 3317-3330.
- [5] MISTRY Y D. Textural and color descriptor fusion for efficient content-based image retrieval algorithm[J]. Iran Journal of Computer Science, 2020, 3: 169-183.
- [6] 邵福波,黄静.图像检索研究综述[J].山东化工,2019,48(15):81-82.
- [7] 赵津津.基于内容的图像检索系统的设计与实现[D].石家庄:河北科技大学,2019.
- [8] GAYATHIRI N R, NATARAJAN A M. MapReduce-based storage and indexing for big health data[J]. Concurrency and Computation: Practice and Experience, 2018(14): e4854. 1-e4854. 11.
- [9] LAI H J, PAN Y, LIU Y, et al. Simultaneous feature learning and hash coding with deep neural networks[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Boston, MA, USA: IEEE, 2015: 3270-3278.
- [10] 刘颖,程美,王富平,等.深度哈希图像检索方法综述[J].中国图象图形学报,2020,25(7):1296-1317.
- [11] 李泗兰,郭雅.基于深度学习哈希算法的快速图像检索研究[J].计算机与数字工程,2019,47(12):3187-3192.
- [12] 李涓楠,赵涓涓,车征,等.基于征象信息和深度哈希的肺结节图像检索[J].计算机工程与设计,2019,40(10):2937-2942.
- [13] 林宇,张晓云.基于深度哈希网络的舰船图像检索研究[J].舰船科学技术,2021,43(4):58-60.
- [14] ZHENG Yu, ZHU Jiezhong, FANG Wei, et al. Deep learning hash for wireless multimedia image content security[J]. Security and Communication Networks, 2018, 2018: 8172725.
- [15] WANG Hao, YANG Chengcheng, ZHANG Xiangliang, et al. Efficient locality-sensitive hashing over high-dimensional streaming data[J]. Neural Computing and Applications, 2020(5): 1-14.
- [16] 张清舒.基于知识图谱的搜索引擎技术研究[J].信息技术与信息化,2020(9):29-31.
- [17] 张李秋,陈伟建.图像检索技术概述[C]//2006 北京地区高校研究生学术交流会——通信与信息技术组委会、中国电子学会信息论分会、北京邮电大学研究生院. 2006 北京地区高校研究生学术交流会——通信与信息技术会议论文集(上). 2006 北京地区高校研究生学术交流会——通信与信息技术组委会、中国电子学会信息论分会、北京邮电大学研究生院:中国电子学会信息论分会,2006:6.
- [18] 田少骅,胡琦瑶,蒙泽新,等.基于提取标签显著性区域的深度学习图像检索方法[J].物联网技术,2020,10(9):54-57.
- [19] 蔡芷茵,高炜,俞祝良,等.基于三元组卷积神经网络的图像检索[J].西安邮电大学学报,2016,21(6):60-64.
- [20] 张超,林正春,姜允志,等.用于图像检索的多区域深度特征加权聚合算法[J].软件导刊,2020,19(10):133-137.
- [21] 胡琦瑶,杨皓文,王佳欣,等.基于弱监督深度学习的图像检索技术研究[J].西北大学学报:自然科学版,2020,50(5):793-801.