

文章编号:1007-2780(2018)11-0950-08

基于稀疏自编码的无监督哈希算法

张丽萍¹, 孟卫平¹, 谭家海^{2*}

(1. 陕西国际商贸学院, 陕西 西安 712046;

2. 中国科学院 西安光学精密机械研究所, 陕西 西安 710119)

摘要:最近邻搜索在大规模图像检索中变得越来越重要。在最近邻搜索中,许多哈希方法因为快速查询和低内存被提出。然而,现有方法在哈希函数构造过程中对数据稀疏结构研究的不足,本文提出了一种无监督的稀疏自编码的图像哈希方法。基于稀疏自编码的图像哈希方法将稀疏构造过程引入哈希函数的学习过程中,即通过利用稀疏自编码器的 KL 距离对哈希码进行稀疏约束以增强局部保持映射过程中的判别性,同时利用 L2 范数来哈希编码的量化误差。实验中用两个公共图像检索数据集 CIFAR-10 和 YouTube Faces 验证了本文算法相比其他无监督哈希算法的优越性。

关键词:图像哈希;稀疏自编码;KL 距离;量化误差;无监督算法

中图分类号:O431.2;O431.1 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20183311.0950

Unsupervised Hashing algorithm based on sparse autoencoder

ZHANG Li-ping¹, MENG Wei-ping¹, TAN Jia-hai^{2*}

(1. Shaanxi International Business College, Xi'an 712046, China;

2. Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics, Chinese Academy of Sciences,
Xi'an 710119, China)

Abstract: Nearest neighbor search is becoming more and more important in large scale image retrieval. Many hash methods are proposed in nearest neighbor search owing to fast query and low memory. However, there is a lack of research on the sparse structure of data in the process of hash function construction. The proposed hashing method introduces the sparse construction process into the learning process of hash function and uses KL distance of sparse autoencoder on hash code sparse constraints to enhance locality preserving discriminant mapping process. The proposed method leverages L2 norm to control quantization error in hash encoding. The experimental results on two common image retrieval datasets CIFAR-10 and YouTube Faces show that the proposed algorithm is superior to other unsupervised hashing algorithms.

Key words: image hashing; sparse autoencoder; KL distance; quantization error; unsupervised algorithm

收稿日期:2018-06-20;修订日期:2018-07-09.

基金项目:陕西省科技厅农业科技公关项目(2015NY061)

Supported by Shaanxi Science and Technology Department Agricultural Science and Technology Public Relations Project "Research on Shaanxi Dynamic Agricultural Products Information System Based on 3S" (No. 2015NY061)

* 通信联系人, E-mail: tanjahai@opt.cn

1 引言

随着视觉数据的快速增长,面向大规模视觉数据的基于内容的图像检索技术不论是在商业应用还是计算机视觉社区都受到了极大的关注。传统的暴力搜索方法(又称线性扫描)通过逐个与数据库中的每个点进行相似性计算然后进行排序,这种简单粗暴的方式虽然很容易实现,但是会随着数据库的大小以及特征维度的增加其搜索代价也会逐步增加。为了降低搜索的空间复杂度与时间复杂度,许多的近似最近邻(ANN, Approximate Nearest Neighbor)搜索方法被提出了,其中最成功的方法包括基于树结构的图像检索方法、基于哈希的图像检索方法和基于向量量化的图像检索方法^[1-3]。

在大规模近似最近邻图像检索中哈希的图像检索方法尤为突出,基于图像哈希的近似最近邻检索中,如何构造一个合适的哈希函数是关键问题。依据是否利用图像的标签信息构造哈希函数,可以将图像哈希技术分为监督哈希和无监督哈希。监督哈希函数使用有标记数据学习哈希函数。例如二进制重构法 BRE(Binary Reconstruction Embedding)通过最小化数据点间的距离与相应的哈希码间的距离的均方误差^[4]。最小损失哈希方法 MLH(Minimal Loss Hashing)是通过最小化基于数据点的相对相似性的铰链损失函数来学习哈希函数^[5]。然而,在实际应用中当数据集很大时,不一定存在大量标签。

为了解决这个问题,无监督哈希算法被提出。它是使用无标记数据学习哈希函数。A. Gionis 等人提出的局部敏感哈希方法 LSH (Locality-Sensitive Hashing)^[6]是一种随机投影的哈希方法。将在非常大的数据集中寻找相邻元素的问题转化成了在小数据集中寻找相邻元素。显然,这样做极大地减小了计算负荷。在 Y. Weiss 等人提出的谱哈希方法 SH(Spectral hashing)^[7],编码图像特征向量的过程可看做是一个图分割问题。对于拉普拉斯算子矩阵的特征值和特征向量的分析可以提供一个图像分割的松弛解。谱哈希中的比特通过对类似图的拉普拉斯算子的特征向量的子集进行阈值来计算。量化迭代 ITQ(Iterative Quantiza-

tion)^[8]也是一种无监督哈希方法。首先,利用主成分分析 PCA(Principal Component Analysis)^[9]降低维度,然后找到最小量化误差的旋转矩阵用于获得与最佳旋转矩阵对应特征向量的二进制码。

基于哈希的近似最近邻搜索方法是大规模图像检索领域的重要分支。由于哈希编码是特征从连续域离散化到离散域一个量化的过程,因而使得哈希函数在优化求解的时候难度相对较大,要构造一个有效且检索精度比较高的哈希函数仍然充满了挑战。在现有的图像哈希方法中,在哈希函数构造时,对于数据具备的稀疏结构探究得还不是很多,而稀疏保持往往具备比较强的判别性,基于此,同时为了弥补这方面探究的不足,本文提出一种基于稀疏自编码的图像哈希函数学习方法,简称 SAH 哈希算法。通过 KL 距离对哈希码进行稀疏约束以增强局部保持映射过程中的判别性,同时利用哈希码的量化误差。本文的创新点在于从特征所在的空间与经映射后的汉明空间的可判别性角度出发,对哈希函数构造过程中的内在要求和量化误差同时进行考虑并综合权衡,并在两个公共图像检索数据集验证了本章算法相比其他无监督哈希算法的有效性和优越性。

2 相关知识

2.1 自编码器

自编码器由编码器解码部分和解码部分两部分组成^[10]。令 x 为一个无标签的样本。则自编码器的隐层激活值 y 为:

$$y = \theta(Wx + b), \quad (1)$$

其中 $\theta(\cdot)$ 是一个非线性函数,例如 Relu 函数。 W 为自编码器编码部分的权重, b 为自编码器的编码部分偏置参数。对自编码器的隐层激活值 y 进行重构 x' 。则公式为:

$$x' = \theta(W'y + b'), \quad (2)$$

其中 W' 为自编码器解码部分的权重, b' 为自编码器解码部分的权重。其中 W 满足 $W' = W^T$ 。则目标函数采用平均重构误差 L 如下:

$$\min L = \|x - x'\|^2, \quad (3)$$

很明显,如果 L 越小,则表明 y 对 x 进行重构效果好,则可以认为样本中的主要信息在编码中保

留了下来。如今许多领域,如图像分类等,已经广泛采用自动编码器,并获得比较好的效果。

2.2 稀疏编码

让自动编码器仅仅保留样本的信息是不够的,还要让它学习主要的特征表达。为了学到主要的特征表达,则为自动编码器添加一种稀疏约束,使其学到复杂的非线性函数。

稀疏编码算法是一种无监督的方法^[10],输入的数据集 X 分解为多个基元 i 的线性组合,其公式表达如下:

$$X = \sum_{i=1}^k \alpha_i \phi_i, \quad (4)$$

其中 $X \in R^n$, 而一般情况下 $k > n$, 因为这样的基组合才能更容易地学到输入数据内在的结构和特征。在常见的 PCA 算法中,是可以找到一组的基向量表达 X , 只不过那个基的数目比较小,所以可以得到分解后的系数 a 是可以唯一确定,而在稀疏编码中, k 太大,比 n 大很多,其分解系数 a 不能唯一确定。一般的做法是对系数 a 作一个稀疏性约束,这也就是稀疏编码算法的来源。此时系统对应的编码函数表达式为:

$$\min_{\alpha_i(j), i} \sum_{j=1}^m \|X^{(j)} - \sum_{i=1}^k \alpha_i(j) \phi_i\|^2 + \lambda \sum_{i=1}^k S(\alpha_i^{(j)}), \quad (5)$$

其中: $S(\alpha_i^{(j)})$ 是一个分解系数的系数惩罚项,若系数 α_i 大于 0,则对其进行“惩罚”。式(5)的第一项表示为重构项和原始输入之间的误差,它使得该算法获得一个线性拟合的公式。第二项则是稀疏项,使 X 的系数有更多的 0。常量 λ 是一个比例系数,控制第一项和第二项的相对程度。为防止将系数 α_i 减到很小,且将每个基的值增加到很大,这样第一项的代价值基本保持不变,而第二项的稀疏惩罚依旧很小,达不到我们想要的目的——分解系数中只有少数系数远远大于 0,而不是大部分系数都比 0 大。必须限制 $\|\phi\|^2 < C$, 其中 C 是常量。综上所述,给出包含约束系统对应的编码函数表达式:

$$\min_{\alpha_i(j), \phi_i} \sum_{j=1}^m \|X^{(j)} - \sum_{i=1}^k \alpha_i(j) \phi_i\|^2 + \lambda \sum_{i=1}^k S(\alpha_i^{(j)}), \|\phi_i\|^2 \leq C, \forall i=1, \dots, k. \quad (6)$$

3 基于稀疏自编码的无监督哈希算法

在本文中,我们提出了一种稀疏自编码的哈希算法,简称 SAH 哈希算法。主要是利用稀疏自编码对哈希码进行稀疏约束以增强局部保持映射过程中的判别性得到更为紧凑的哈希码,同时控制哈希码的量化误差来得到更好的哈希码。稀疏自动编码器由编码部分和解码部分组成。编码部分 $h(x)$ 将一个向量 $x \in R^d$ 映射成一个特征向量 $z \in R^K$, 其中 $K < D$; 解码部分 $f(z)$ 映射 z 到去 R^d 空间去重构 x 。

假设 $X = \{x_i\}_{i=1}^N$ 是 N 个无标签的样本,其中 x_i 是第 i 个样本。本文提出来的 SAH 哈希方法,由于特征向量 $h(x_i)$ 是连续的实值。为了获得二进制哈希码,阈值函数为:

$$b = \text{sign}(h(x_i)) = \text{sign}(h_j(x_i)), \quad j=1, 2, \dots, K, \quad (7)$$

其中: $\text{sign}(\cdot)$ 为符号函数,如果 $x > 0$, 则 $\text{sign}(x)=1$, 否则 $\text{sign}(x)=-1$ 。 $h_j(x_i)$ 代表样本向量 x_i 在稀疏自动编码器的隐层特征向量的第 j 个值。

为了学习理想的哈希函数 h , 则目标函数为:

$$\Psi_1 = \sum_{i=1}^N \|x_i - f(b_i)\|^2, \quad (8)$$

其中公式(8)是最小均方误差,对相似的点在编码时保持相似性。 b_i 代表是 K 维的二进制码。但是由于稀疏自动编码器有二进制码,优化一个非光滑的函数是 NP 问题,则采用隐层的连续的输出值 $h(x_i)$ 作为解码层的输入,则目标函数为:

$$\Psi_2 = \sum_{i=1}^N \|x_i - f(h(x_i))\|^2. \quad (9)$$

由于从离散的二进制码松弛到连续的输入值,则导致不可控的量化误差。引用参考文献[11], L2 范数被引入去控制的量化误差。则目标函数为:

$$\Psi_3 = \sum_{i=1}^N \|x_i - f(h(x_i))\|^2 + \lambda \|b_i - h(x_i)\|_2^2, \quad (10)$$

其中: λ 为控制量化误差的权重参数, $\|\cdot\|_2$ 表示 L2 范数,同时为了对哈希码进行稀疏约束以增强

局部保持映射过程中的判别性,则稀疏编码器的隐层第 j 个单元的平均激活值:

$$\hat{\rho}_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [h_j(x_i)], \quad (11)$$

其中: $h_j(x_i)$ 代表样本向量 x_i 在稀疏自动编码器的隐层特征向量的第 j 个值。为了使哈希层的所有单元平均激活值接近于 0,则采用 KL 距离:

$$KL(\rho \parallel \hat{\rho}_j) = \rho \log \frac{\rho}{\hat{\rho}_j} + (1 - \rho) \log \frac{1 - \rho}{1 - \hat{\rho}_j}, \quad (12)$$

通过结合公式(10)和公式(12),整体目标函数为:

$$\Psi_4 = \sum_{i=1}^N \|x_i - f(h(x_i))\|^2 + \lambda \|b_i - h(x_i)\|_2^2 + \beta \sum_{j=1}^K KL(\rho \parallel \hat{\rho}_j), \quad (13)$$

其中: β 为控制稀疏性的参数。总的目标函数既可以对相似的点在编码时保持相似性和通过 KL 距离对哈希码进行稀疏约束以增强局部保持映射过程中的判别性得到更为紧凑的哈希码,同时控制哈希码的量化误差来得到更好的哈希码。

本文的算法流程主要分为 4 个部分:第一步,提取训练数据的图像特征,为后面的训练做准备;第二步 将图像特征作为稀疏自编码器的输入,同时也作为输出的指导;第三步 利用目标函数公式(13)训练整个网络,从而得到训练的权重;第四步 利用训练的权重和公式(7)得到最后的哈希码,利用汉明距离进行检索。

4 实验及结果分析

4.1 实验数据及环境

本实验选用两个数据图像数据库进行了图像检索实验的验证,分别为 CIFAR-10 数据库^[12]和 YouTube Faces 数据库^[13],这两个数据集在评价哈希方法性能的好坏时被广泛采用^[14],下面对这两个图像数据库进行简要的介绍。

(1)CIFAR-10 图像数据库:这个数据集包含了 60 000 张彩色图片,共 10 类图像,分别为飞机、汽车、鸟、猫、鹿、狗、青蛙、马、船以及卡车,每一类共包含 6 000 幅图像,每幅图像尺寸大小为 32×32 。对于 CIFAR-10 中的每一幅图像,本实

验采用 512 维 GIST^[15]作为图像的描述,同时将随机采样的 59 000 幅作为训练数据集和待查询的数据库,剩下的 1 000 幅图像作为查询测试集。

(2)YouTube Faces 图像数据库:这个数据集是 621 126 张人脸的图像集,该数据集包含 1 595 个不同的人。根据参考文献[16]的实验设置,我们从 65 个最大的人脸的图像类中的每一类中随机地选择 100 个人脸图像作为测试查询集。使用所有剩余的人脸图像样本作为训练的数据库。使用 1 770 维 LBP 特征向量来表示每个人脸图像。

对于上面两个图像库中测试集里的查询图像图像,按照文献[14]定义 Groundtruth 的方法,本实验在整个待查询的图像数据库中选取查询图像前 2% 的最近邻作为查询图像的真实类标记。选取了 5 种流行且具有代表性的图像哈希算法,5 种图像哈希方法分别为:LSH 哈希^[6]、SH 哈希^[7]、PCA-ITQ 哈希^[8]、KMH 哈希^[17]、DH 哈希^[18];由于本文提出的基于稀疏重构的图像哈希方式是无监督的图像哈希方法,因此为了对比的公平性,本实验选取的这 5 种图像哈希方法也都是无监督的方法。为了比较全面的评估图像哈希方法的性能,本实验选用图像检索中用得较多的两个评价指标查准率-召回率曲线(Precision-Recall Curve)、召回率@前 K 个返回结果(Recall@ K)和平均精度均值(MAP)作为评价图像哈希方法性能的指标^[19-21]。

4.2 实验结果分析

表 1 和表 2 分别显示了在 CIFAR-10 数据库和 YouTube Faces 数据库上在不同编码位数下的 MAP 图像检索结果。从表中可以看到,大部分图像哈希方法其变化趋势比较类似,即平均检索精度随编码位数的增加而增加。对于某一固定的编码位数,比如在 CIFAR-10 图像数据集上在 32 位编码长度时本文 SAH 哈希的平均检索精度是 17.98%,比 DH 哈希方法提高 1.3%。在 YouTube Faces 图像数据集上在 32 位编码长度时本文 SAH 哈希的平均检索精度是 31.94%,比 DH 哈希方法提高 2.7%。总的来说,从表中可以看到在这两个图像数据库上,在编码位数从 16 位到 64 位变化范围内,本文提出的图像哈希方法的 MAP 均要高于对比的其他 5 种图像哈希方法。因为本文的算法通过

KL 距离对哈希码进行稀疏约束以增强局部保 化误差,从而有更好的表现。
持映射过程中的判别性,同时利用哈希码的量

表 1 CIFAR-10 数据库上不同无监督哈希算法的性能对比(mAP, %)

Tab.1 Performance comparison (mAP, %) of different unsupervised hashing algorithms on the CIFAR-10 dataset.

方法	16 bits/%	24 bits/%	32 bits/%	48 bits/%	64 bits/%
SAH 哈希	17.23	17.52	17.98	18.02	18.22
DH 哈希	16.17	16.41	16.62	16.86	16.96
PCA-ITQ 哈希	15.67	15.86	16.20	16.44	16.64
LSH 哈希	12.55	13.02	13.76	14.44	15.07
SH 哈希	12.95	13.66	14.09	13.98	13.89
KMH 哈希	13.59	13.78	13.93	14.44	14.46

表 2 YouTube Faces 数据库上不同无监督哈希算法的性能对比(mAP, %)

Tab.2 Performance comparison (mAP, %) of different unsupervised hashing algorithms on the YouTube Faces dataset

方法	16 bits/%	24 bits/%	32 bits/%	48 bits/%	64 bits/%
SAH 哈希	30.63	31.4	31.94	31.48	32.86
DH 哈希	28.5	29.06	29.25	29.92	30.44
PCA-ITQ 哈希	27.54	28.06	28.84	29.04	29.61
LSH 哈希	5.56	6.08	6.64	7.12	7.77
SH 哈希	14.35	14.73	15.12	16.24	16.86
KMH 哈希	20.61	20.94	21.53	21.91	22.42

图 1 和图 2 分别表示在 CIFAR-10 数据库和 YouTube Faces 数据库在 32 位编码下的查准率-

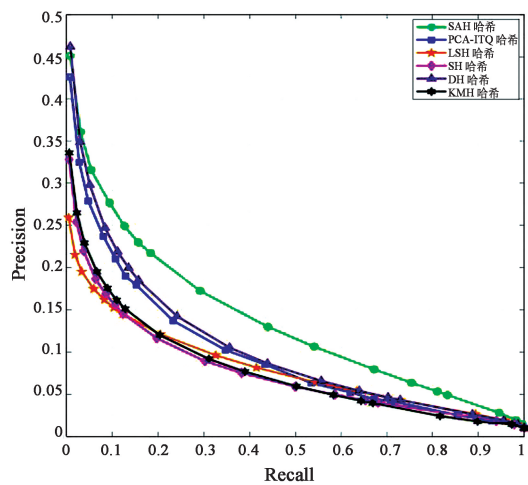


图 1 CIFAR-10 数据库上在 32 位编码下的查准率-召回率曲线

Fig.1 Precision-recall curves with 32 bits in CIFAR-10 datasets

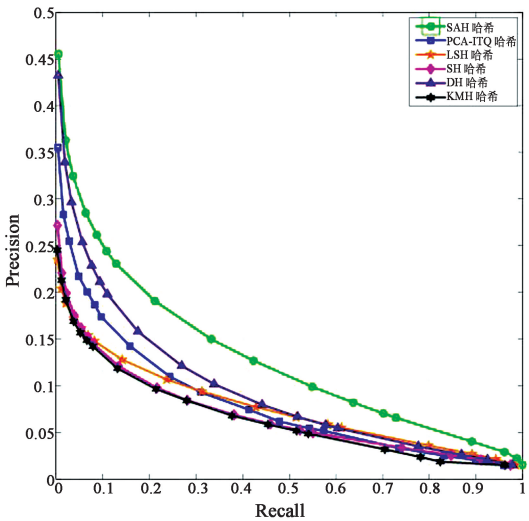


图 2 CIFAR-10 数据库上在召回率@前 K 个返回结果曲线

Fig.2 Recall@ Top K result curve in CIFAR-10 datasets

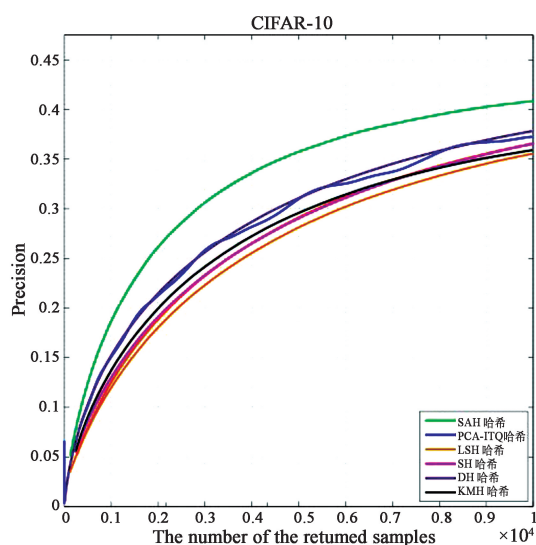


图 3 CIFAR-10 数据库上在召回率@前 K 个返回结果曲线

Fig.3 Recall@ Top K result curve in CIFAR-10 datasets

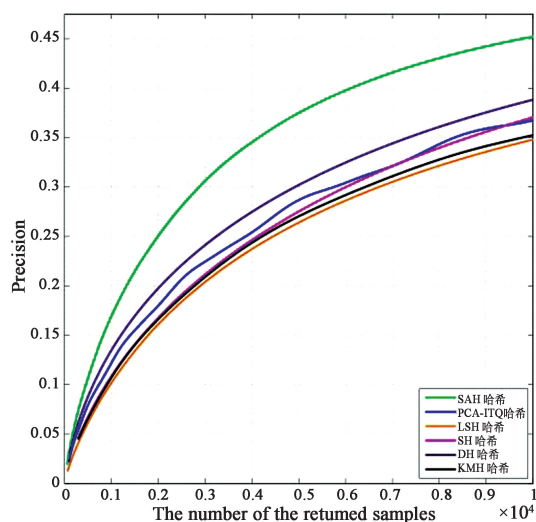


图 4 YouTube Faces 数据库上在召回率@前 K 个返回结果曲线

Fig.4 Recall@ Top K result curve in YouTube Faces datasets

召回率曲线,可以看到,随着编码位数的增加,各个图像哈希方法的查准率-召回率曲线与横纵轴围成的曲线面积逐渐增大,而查准率-召回率曲线围成的面积反映了平均检索精度的大小,因而当编码位数增加时,其平均检索精度也是在逐渐增加的,这与表中反映出来的变化是完全一致的,同时还可以看到,基于稀疏自编码的哈希算法在查

准率-召回率指标下都要优于其他对比的图像哈希方法,因为本文算法利用稀疏自编码器的 KL 距离对哈希码进行稀疏约束以增强局部保持映射过程中的判别性,还同时利用 L2 范数来哈希编码的量化误差。

召回率反应了一个搜索引擎召回正样本的能力,它被定义为所有查询样本在前 K 个检索结果的召回率的平均。为了定量评估我们所提出的一种无监督的稀疏自编码的图像哈希方法召回相似样本的能力,本文以召回率@前 K 个返回结果曲线为指标,在两个图像数据库上进行相应的实验,返回的样本数目变化区间从 0~10 000,实验所得到的召回率@前 K 个返回结果曲线分别如图 3 和图 4 所示。从图中可以看到,返回的样本数目变化区间从 0 到 10 000,本文提出的哈希方法同其他的哈希方法相比,均具有更高的召回率,也就是说对于相同的返回样本数,本文提出的图像哈希方法相比于其他的图像哈希方法,其召回相同或相似样本的能力要优于对其对比的图像哈希方法。更进一步说明本文的算法考虑哈希码的稀疏性和量化误差的优越性。



图 5 CIFAR-10 图像库上卡车返回的前 12 个结果
Fig.5 The first 12 results of the truck returned on the CIFAR-10 dataset

最后,为了直观地看到不同图像哈希方法在检索性能上的差异,本实验按不同图像哈希方法进行了查询,并对其中某张查询图像卡车的检索结果进行了显示,如图 5 所示,图中显示了在 CIFAR-10 图像数据库上对图中给定的“卡车”查询图像,在 32 位编码长度下不同图像哈希方法其返回的前 12 个结果,图中用红色矩形框标识的图像表示与查询图像具有相同的类别,即是“卡车”类;其余的不是“卡车”。对于该次查询,本文所提出的 SAH 哈希

方法的查准率为 0.583、DH 哈希的查准率为 0.5、PCA-ITQ 哈希的查准率为 0.417、LSH 哈希的查准率为 0.167、KMH 哈希的查准率为 0.25、SH 哈希的查准率为 0.25, 可以看到针对此次卡车的查询, 本文所提出的 SAH 哈希方法取得了最好的查准率, 对于类似卡车的汽车类干扰性很强, 由于本文所提出的图像哈希方法能够很好地将这种类间干扰很强的类比如卡车和汽车区分开来, 而其他图像哈希则将它们作为很相似的图片排在了最前面, 因而在整体上, 本文所提出的图像哈希方法取得了最好的检索效果, 这主要得益于本方法通过 KL 距离对哈希码进行稀疏约束以增强局部保持映射过程中的判别性, 同时利用哈希码的量化误差。从而, 更加充分的说明了我们提出来的哈希方法相比于其他的哈希方法更能够得到与查询图像匹配的查询结果。

5 结 论

针对现有哈希方法在构造哈希函数过程中对稀疏结构探究力度还比较有限以及稀疏保持映射具备较强的判别性的特点, 本章提出了基于稀疏自编码的无监督的图像哈希方法。基于稀疏自编码的图像哈希方法将自编码器引入哈希函数的学习过程中使相似的点在编码时保持相似性, 并通过 KL 距离对哈希码进行稀疏约束以增强局部保持映射过程中的判别性, 同时利用哈希码的量化误差。从特征所在的空间与经映射后的汉明空间的可判别性角度出发, 对哈希函数构造过程中的内在要求和量化误差同时进行考虑并综合权衡, 并在两个数据集 CIFAR-10 数据库和 YouTube Faces 数据库验证了本章算法相比其他无监督哈希算法的有效性和优越性。

参 考 文 献:

- [1] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [2] UHLMANN J K. Satisfying general proximity/similarity queries with metric trees [J]. *Information Processing Letters*, 1991, 40(4): 175-179.
- [3] JÉGOU H, DOUZE M, SCHMID C. Product quantization for nearest neighbor search [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 33(1): 117-128.
- [4] KULIS B, DARRELL T. Learning to hash with binary reconstructive embeddings [C]//*Advances in Neural Information Processing Systems*. Vancouver: NIPS, 2009: 1042-1050.
- [5] NOROUZI M E, FLEET DJ. Minimal loss hashing for compact binary codes [C]//*Proceedings of the 28th International Conference on Machine Learning*. Bellevue: ICML, 2011: 353-360.
- [6] GIONIS A, INDYK P, MOTWANIR. Similarity search in high dimensions via hashing [C]//*Proceedings of the 25th International Conference on Very Large Data Bases*. San Francisco: Morgan Kaufmann, 1999: 518-529.
- [7] WEISS Y, TORRALBA A, FERGUS R. Spectral hashing [C]//*Proceedings of the 21st International Conference on Neural Information Processing Systems*. Vancouver: Curran Associates Inc., 2008: 1753-1760.
- [8] GONG Y C, LAZEBNIK S, GORDO A, *et al.* Iterative quantization: a procrustean approach to learning binary codes for large-scale image retrieval [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(12): 2916-2929.
- [9] 王丽杰, 杨羽翼. 利用主成分权重重置实现牛奶成分浓度快速检测中近红外光谱的净化去噪[J]. *光学学报*, 2017, 37(10): 1030003.
WANG L J, YANG Y Y. Purification and noise elimination of near infrared spectrum in rapid detection of milk components concentration by using principal component weight resetting [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(10): 1030003. (in Chinese)
- [10] XU J, XIANG L, LIU Q, *et al.* Stacked Sparse Autoencoder (SSAE) for nuclei detection on breast cancer histopathology images [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2015, 35(1): 119-130.
- [11] YUAN Y, LU X Q, LI X L. Learning hash functions using sparse reconstruction [C]//*Proceedings of 2014 In-*

- ternational Conference on Internet Multimedia Computing & Service. Xiamen: ACM, 2014: 14.
- [12] KRIZHEVSKY A. Learning multiple layers of features from tiny images [D]. Toronto: Computer Science Department, University of Toronto, 2009.
- [13] WOLF L, HASSNER T, MAOZI. Face recognition in unconstrained videos with matched background similarity [C]//*Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Colorado Springs: IEEE, 2011: 529-534.
- [14] JIANG Q Y, LI W J. Scalable graph hashing with feature transformation [C]//*Proceedings of the 24th International Conference on Artificial Intelligence*. Buenos Aires: AAAI Press, 2015: 2248-2254.
- [15] OLIVA A, TORRALBAA. Modeling the shape of the scene: a holistic representation of the spatial envelope [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2001, 42(3): 145-175.
- [16] SONG D J, LIU W, JI R R, et al. Top rank supervised binary coding for visual search [C]//*Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision*. Santiago: IEEE, 2015: 1922-1930.
- [17] HE K M, WEN F, SUN J. K-means hashing: an affinity-preserving quantization method for learning binary compact codes [C]//*Proceedings of 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Portland: IEEE, 2013: 2938-2945.
- [18] LIONG V E, LU J W, WANG G, et al. Deep hashing for compact binary codes learning [C]//*Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Boston: IEEE, 2015: 2475-2483.
- [19] 张智丰,裴志利.一种稳健的紧凑图像哈希算法[J].*激光与光电子学进展*,2017,54(10):101002.
ZHANG Z F, PEI ZL. A robust compact image hash algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(10): 101002. (in Chinese)
- [20] 王彦超,郭静博,周丽宴.基于数据投影降维机制与对称局部二值模式的紧凑图像哈希算法[J].*激光与光电子学进展*,2017,54(2):138-149.
WANG Y C, GUO J B, ZHOUL Y. The compact image hash algorithm based on the data projection and the symmetric local two value mode [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(2): 138-149. (in Chinese)
- [21] SUI L S, ZHANG X, TIAN A L. Optical multiple-image authentication scheme based on the phase retrieval algorithm in gyrator domain [J]. *Journal of Optics*, 2017, 19(5): 055702.

作者简介:张丽萍(1975—),女,山东威海人,副教授,毕业于长安大学地测学院土地资源管理专业,研究方向地理信息系统。E-mail: zhangliping@163.com

谭家海(1983—),男,陕西石泉人,毕业于西安电子科技大学软件工程专业,研究方向软件设计、图像处理及信息系统处理。E-mail: tanjiahai@opt.cn