



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 104199922 A

(43) 申请公布日 2014. 12. 10

(21) 申请号 201410440566. 6

(22) 申请日 2014. 09. 01

(71) 申请人 中国科学院自动化研究所

地址 100190 北京市海淀区中关村东路 95
号

(72) 发明人 郭勤振 曾智 张树武

(74) 专利代理机构 中科专利商标代理有限责任
公司 11021

代理人 宋焰琴

(51) Int. Cl.

G06F 17/30 (2006. 01)

G06K 9/62 (2006. 01)

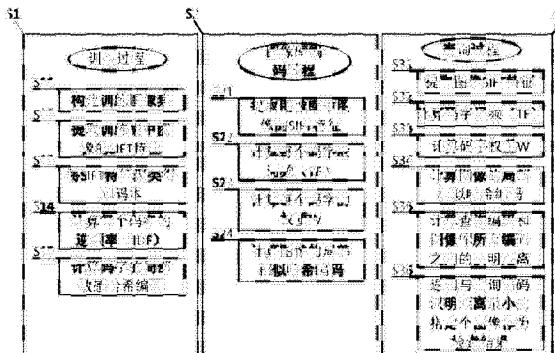
权利要求书3页 说明书7页 附图2页

(54) 发明名称

一种基于局部相似哈希算法的大规模图像库
检索方法

(57) 摘要

一种基于局部相似哈希算法的大规模图像
库检索方法，包括：从待检索图像库中选取部分
图像作为训练图像集，提取训练集图像的 SIFT
特征；利用 K 均值算法对训练集的 SIFT 特征进
行聚类，得到码本；在训练集上计算码本中每一
码字的逆频率；对每一码字进行局部敏感哈希编
码；对查询图像和待检索图像库中图像分别提取
SIFT 特征；针对某一幅图像计算其中每一码字的
词频，进而得到每一码字的权重；利用相似哈希
算法计算图像的局部相似哈希编码；计算查询图
像的哈希编码与待检索图像的哈希编码之间的汉
明距离；利用汉明距离来快速检索与查询图像相
似的图像。本发明的方法具有很好的普适性，既减
少了数据的存储空间又提高了查询的检索效率。



1. 一种基于局部相似哈希算法的大规模图像库检索方法,包括下列步骤:

提取查询图像和待检索图像库中训练集图像的特征,

将特征映射到汉明空间,

计算所述查询图像的哈希编码与所述待检索图像库中每一幅图像的哈希编码之间的汉明距离,利用距离大小来衡量所述查询图像与所述待检索图像库中图像之间的相似性,返回相似度高的图像。

2. 根据权利要求 1 所述的基于局部相似哈希算法的大规模图像库检索方法,其中所述提取待检索图像库中训练集图像的特征的步骤包括:

对所述待检索图像库中训练集的图像提取 SIFT 特征;

对提取的所述 SIFT 特征进行 K 均值聚类得到码本;

计算码本中每一码字的逆频率;

计算每一码字的局部敏感哈希编码。

3. 一种基于局部相似哈希算法的大规模图像库检索方法,包括下列步骤:

训练过程,对待检索图像库中选作为训练集的全部图像提取 SIFT 特征,对其进行 K 均值聚类得到码本,再计算每一码字的逆频率;

待检索图像库编码过程,利用所述训练过程得到的所述码本计算待检索图像库中每一幅图像的局部相似哈希编码;

查询过程,利用所述训练步骤得到的所述码本计算查询图像的局部相似哈希编码,并由此计算所述查询图像的哈希编码与所述待检索图像库中每一幅图像的哈希编码之间的汉明距离,返回所述待检索图像库中与所述查询图像汉明距离最小的 S 个图像作为检索结果,其中 S 为由用户预先设定的正整数。

4. 根据权利要求 3 所述的基于局部相似哈希算法的大规模图像库检索方法,其中所述训练过程进一步包括步骤:

步骤 S11 :从待检索图像库 $D = \{D_1, D_2, \dots, D_N\}$ 中选取部分图像 $T = \{T_1, T_2, \dots, T_n\}$ 作为训练集,其中 N 为待检索图像库的大小, n 为训练集的大小, $n \leq N$;

步骤 S12 :对所述训练集 T 中的全部图像分别提取 SIFT 特征 $v_i, 1 \leq i \leq z$, z 为训练集图像中提取的 SIFT 特征总数;

步骤 S13 :对提取的所述 SIFT 特征进行 K 均值聚类,得到码本 $C = \{c_i\}$, 其中 $1 \leq i \leq q$, q 为码本的大小,即码字的个数; $c_i \in \mathbb{R}^d$, 为 d 维的列向量;

步骤 S14 :通过下式计算每一码字 c_i 的逆频率 IDF_i :

$$IDF_i = \lg \frac{n}{n_i}$$

其中 $1 \leq i \leq q$, n 为训练集的大小, n_i 为包含码字 c_i 的图像的数量, \lg 表示以 10 为底计算对数值。

步骤 S15 :计算每一码字 c_i 的局部敏感哈希编码 L_i , 其中 $L_i \in \{-1, 1\}^k$, k 是总的编码位数。

5. 根据权利要求 4 所述的方法,其中步骤 S13 中所述的 K 均值聚类步骤进一步包括步骤:

步骤 131 :从 v_i 中随机选取 q 个 SIFT 特征作为初始聚类中心 μ_i , $1 \leq i \leq q$;

步骤 132 :将训练集中提取的 SIFT 特征按照欧氏距离最近的准则分配给 q 个聚类中心的某一个 μ_i , 这样所有的 SIFT 特征形成 q 个簇; 计算每个簇中所有 SIFT 特征的均值, 并将该均值作为该簇新的聚类中心 μ_i ; 计算每个簇中的误差平方和, 进而得到 q 个簇总的误差平方和;

步骤 133 :重复步骤 132, 直到总的误差平方和小于给定阈值时, K 均值算法结束, 并将得到的 q 个簇的聚类中心 μ_i 作为码本 C。

6. 根据权利要求 4 所述的方法, 其中步骤 S15 进一步包括步骤:

步骤 S151 :由高斯分布随机产生 k 个 d 维列向量 r_j , 其中 $r_j \in \mathbb{R}^d$, $1 \leq j \leq k$;

步骤 S152 :根据下式分别计算 L_i 的每一位,

$$L_{ij} = \begin{cases} -1 & r_j^T \cdot c_i < 0 \\ 1 & \text{其他} \end{cases}$$

其中, L_{ij} 是 L_i 的第 j 位, $1 \leq j \leq k$ 。

7. 根据权利要求 3 所述的基于局部相似哈希算法的大规模图像库检索方法, 其中所述待检索图像库编码过程进一步包括下列步骤:

步骤 S21 :对所述待检索图像库中的图像 D_i 提取 SIFT 特征, 其中 $1 \leq i \leq N$;

步骤 S22 :利用步骤 S13 中训练得到的所述码本, 计算所述待检索图像库中的图像 D_i 中每个码字的词频 TF_i , 其中 $1 \leq i \leq q$;

步骤 S23 :根据下式计算所述待检索图像库中的所述图像中每个码字的权重 w_i :

$$w_i = TF_i \cdot IDF_i$$

其中, $1 \leq i \leq q$;

步骤 S24 :根据下式计算所述待检索图像库中的所述图像的局部相似哈希编码 $H(D_i)$:

$$H(D_i)[j] = \text{sign}(\sum_{m=1}^q L_{mj} w_m)$$

其中, $1 \leq i \leq N$, $H(D_i)[j]$ 为 $H(D_i)$ 的第 j 位, L_{mj} 为 L_m 的第 j 位, $1 \leq j \leq k$; sign 函数满足如下性质:

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ 1 & \text{其他} \end{cases}$$

8. 根据权利要求 3 所述的基于局部相似哈希算法的大规模图像库检索方法, 其中所述查询过程进一步包括步骤:

步骤 S31 :对查询图像 Q 提取 SIFT 特征;

步骤 S32 :利用步骤 S13 中训练得到的所述码本, 计算查询图像中每个码字的词频 TF_i , 其中 $1 \leq i \leq q$;

步骤 S33 :根据下式计算查询图像中每个码字的权重 w_i :

$$w_i = TF_i \cdot IDF_i$$

其中, $1 \leq i \leq q$;

步骤 S34 :根据下式计算查询图像的局部相似哈希编码 $H(Q)$:

$$H(Q)[j] = \text{sign}(\sum_{m=1}^q L_{mj} w_m)$$

其中, $H(Q)[j]$ 为 $H(Q)$ 的第 j 位, $1 \leq j \leq k$;

步骤 S35 : 根据下式计算查询图像编码 $H(Q)$ 与待检索图像库中每一副图像编码 $H(D_i)$ 之间的汉明距离 $D_h(H(Q), H(D_i))$:

$$D_h(H(Q), H(D_i)) = \sum_{j=1}^k H(Q)[j] \oplus H(D_i)[j]$$

其中, $1 \leq i \leq N$, $H(Q)[j]$ 和 $H(D_i)[j]$ 分别表示 $H(Q)$ 和 $H(D_i)$ 的第 j 位, \oplus 表示异或操作;

步骤 S36 : 根据查询图像编码 $H(Q)$ 与待检索图像库中图像编码 $H(D_i)$ 之间的汉明距离 $D_h(H(Q), H(D_i))$, 返回待检索图像库中与查询图像汉明距离最小的 S 个图像作为检索结果。

9. 根据权利要求 3 所述的基于局部相似哈希算法的大规模图像库检索方法, 其中 $S = 10$ 。

一种基于局部相似哈希算法的大规模图像库检索方法

技术领域

[0001] 本发明属于图像检索技术领域,更具体地涉及一种基于内容的图像检索方法,尤其是一种基于局部相似哈希算法的大规模图像库检索方法。

背景技术

[0002] 随着互联网的快速发展,互联网上的图片数据日益增多。如何快速、准确地为用户提供所需要的图片资源显得越来越重要。基于内容的图像检索 (content-based image retrieval, CBIR) 技术应运而生,受到了许多研究者的关注。一般来说 CBIR 系统主要包括两部分的核心研究内容,一是有效的图像特征表述,二是高效检索算法。

[0003] 图像特征表述方面,最初的 CBIR 系统利用图像的全局底层特征,例如颜色、纹理、形状等来表述图像。但是这类全局特征不能很好地捕捉到图像的局部信息,因此判别性不高。基于 SIFT(Scale Invariant Feature Transform, 尺度不变特征转换, 具体含义例如参见文章 David G. Lowe, “Distinctive image features from scale invariant keypoints”, International Journal of Computer Vision, 66(2), 2004) 局部特征的词袋模型 (BOW) (相关内容例如参见文章 Josef Sivic and Andrew Zisserman, “Video google : A text retrieval approach to object matching in videos”, In Proceedings of International Conference on Computer Vision, 2003), 是一种新颖的图像表述方法。在 BOW 中,首先提取图像的局部 SIFT 特征,然后将 SIFT 特征量化成码本 (codebook),最后利用码本的信息来表示图像。

[0004] 检索算法方面主要包括基于树的检索算法和基于哈希的检索算法。基于树的检索算法利用超平面递归地划分整个数据空间,在数据比较低维的情况下效果很好,但是当数据维度比较高的时候,基于树的检索算法会退化成穷尽搜索。基于哈希的检索算法的主要思想是将原始数据映射成汉明空间中的二进制数值串 (binary string),数据之间的相似度可以利用它们在汉明空间的二进制数值串之间的汉明距离来度量。基于哈希的高效检索算法有两个主要优点:一是可以减少数据存储空间;二是可以提高检索效率。

[0005] 局部敏感哈希 (locality-sensitive hashing, LSH, 例如可以参考文章 Mayur Datar, Nicole Immorlica, Piotr Indyk and Vahab S. Mirrokni, “Locality-sensitive hashing scheme based on p-stable distributions”, In Proceedings of the twentieth annual symposium on computational geometry, ACM, 2004) 利用从满足 p-stable 的分布上随机产生投影函数来对原始数据分别进行投影,再把投影后的数据阈值化为 0 和 1,这样就得到了原始数据的编码。但是由于 LSH 的投影函数是数据无关 (data-independent)、随机产生的,并且产生的投影函数可能彼此是相关的,因此 LSH 编码的效果不是很理想。为了克服 LSH 的缺点,谱哈希 (Spectral Hashing, SH, 例如可以参考文章 Yair Weiss, Antonio Torralba, and Rob Fergus, “Spectral Hashing”, In NIPS, 2008) 基于谱图分割,利用机器学习的方法通过阈值化数据的相似图拉普拉斯的特征向量的子集来计算哈希编码。

[0006] 常用基于哈希的 CBIR 方法首先提取图像的全局特征,然后利用检索算法进行哈

希编码。这将导致此类 CBIR 方法存在两个缺陷：首先，全局特征对图像的特征描述能力有限，判别性差；其次，对全局特征进行哈希会进一步降低特征的判别性。这两个缺陷大大降低了 CBIR 的性能。

发明内容

[0007] 有鉴于此，本发明的发明目的是提出一种基于局部相似哈希算法的大规模图像库检索方法，以解决海量图像检索中存在的图像特征库存储空间大、检索速度慢的问题。

[0008] 为了实现上述目的，作为本发明的一个方面，本发明提出了一种基于局部相似哈希算法的大规模图像库检索方法，包括下列步骤：

[0009] 提取查询图像和待检索图像库中训练集图像的特征，

[0010] 将特征映射到汉明空间，

[0011] 计算所述查询图像的哈希编码与所述待检索图像库中每一幅图像的哈希编码之间的汉明距离，利用距离大小来衡量所述查询图像与所述待检索图像库中图像之间的相似性，返回相似度高的图像。

[0012] 其中，所述提取待检索图像库中训练集图像的特征的步骤包括：

[0013] 对所述待检索图像库中训练集的图像提取 SIFT 特征；

[0014] 对提取的所述 SIFT 特征进行 K 均值聚类得到码本；

[0015] 计算码本中每一码字的逆频率；

[0016] 计算每一码字的局部敏感哈希编码。

[0017] 作为本发明的另一个方面，本发明还提出了一种基于局部相似哈希算法的大规模图像库检索方法，包括下列步骤：

[0018] 训练过程，对待检索图像库中选作为训练集的全部图像提取 SIFT 特征，对其进行 K 均值聚类得到码本，再计算每一码字的逆频率和局部敏感哈希编码；

[0019] 待检索图像库编码过程，利用所述训练过程得到的所述码本计算待检索图像库中每一幅图像的局部相似哈希编码；

[0020] 查询过程，利用所述训练步骤得到的所述码本计算查询图像的局部相似哈希编码，并由此计算所述查询图像的哈希编码与所述待检索图像库中每一幅图像的哈希编码之间的汉明距离，返回所述待检索图像库中与所述查询图像汉明距离最小的 S 个图像作为检索结果，其中 S 为由用户预先设定的正整数。

[0021] 其中，所述训练过程进一步包括步骤：

[0022] 步骤 S11：从待检索图像库 $D = \{D_1, D_2, \dots, D_N\}$ 中选取部分图像 $T = \{T_1, T_2, \dots, T_n\}$ 作为训练集，其中 N 为待检索图像库的大小，n 为训练集的大小， $n \leq N$ ；

[0023] 步骤 S12：对所述训练集 T 中的全部图像分别提取 SIFT 特征 $v_i, 1 \leq i \leq z$ ，z 为训练集图像中提取的 SIFT 特征总数

[0024] 步骤 S13：对提取的所述 SIFT 特征进行 K 均值聚类，得到码本 $C = \{c_i\}$ ，其中 $1 \leq i \leq q$ ，q 为码本的大小，即码字的个数； $c_i \in \mathbb{R}^d$ ，为 d 维的列向量；

[0025] 步骤 S14：通过下式计算每一码字 c_i 的逆频率 IDF_i ：

[0026] $IDF_i = \lg \frac{n}{n_i}$

[0027] 其中 $1 \leq i \leq q$, n 为训练集的大小, n_i 为包含码字 c_i 的图像的数量, \lg 表示以 10 为底计算对数值。

[0028] 步骤 S15 : 计算每一码字 c_i 的局部敏感哈希编码 L_i , 其中 $L_i \in \{-1, 1\}^k$, k 是总的编码位数。

[0029] 其中, 步骤 S13 中所述的 K 均值聚类步骤进一步包括 :

[0030] 步骤 131 : 从 v_i 中随机选取 q 个 SIFT 特征作为初始聚类中心 μ_i , $1 \leq i \leq q$;

[0031] 步骤 132 : 将训练集中提取的 SIFT 特征按照欧氏距离最近的准则分配给 q 个聚类中心的某一个 μ_i , 这样所有的 SIFT 特征形成 q 个簇; 计算每个簇中所有 SIFT 特征的均值, 并将该均值作为该簇新的聚类中心 μ_i ; 计算每个簇中的误差平方和, 进而得到 q 个簇总的误差平方和;

[0032] 步骤 133 : 重复步骤 132, 直到总的误差平方和小于给定阈值时, K 均值算法结束, 并将得到的 q 个簇的聚类中心 μ_i 作为码本 C。

[0033] 其中, 步骤 S15 进一步包括步骤 :

[0034] 步骤 S151 : 由高斯分布随机产生 k 个 d 维列向量 r_j , 其中 $r_j \in \mathbb{R}^d$, $1 \leq j \leq k$;

[0035] 步骤 S152 : 根据下式分别计算 L_i 的每一位,

[0036]

$$L_{ij} = \begin{cases} -1 & r_j^T \cdot c_i < 0 \\ 1 & \text{其他} \end{cases}$$

[0037] 其中, L_{ij} 是 L_i 的第 j 位, $1 \leq j \leq k$ 。

[0038] 其中, 所述待检索图像库编码过程进一步包括下列步骤 :

[0039] 步骤 S21 : 对所述待检索图像库中的图像 D_i 提取 SIFT 特征, 其中 $1 \leq i \leq N$;

[0040] 步骤 S22 : 利用步骤 S13 中训练得到的所述码本, 计算所述待检索图像库中的图像 D_i 中每个码字的词频 TF_i , 其中 $1 \leq i \leq q$;

[0041] 步骤 S23 : 根据下式计算所述待检索图像库中的所述图像中每个码字的权重 w_i :

$$w_i = TF_i \cdot IDF_i$$

[0043] 其中, $1 \leq i \leq q$;

[0044] 步骤 S24 : 根据下式计算所述待检索图像库中的所述图像的局部相似哈希编码 $H(D_i)$:

[0045] $H(D_i)[j] = \text{sign}(\sum_{m=1}^q L_{mj} w_m)$

[0046] 其中, $1 \leq i \leq N$, $H(D_i)[j]$ 为 $H(D_i)$ 的第 j 位, L_{mj} 为 L_m 的第 j 位, $1 \leq j \leq k$; sign 函数满足如下性质 :

[0047]

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ 1 & \text{其他} \end{cases}.$$

- [0048] 其中,所述查询过程进一步包括步骤:
- [0049] 步骤 S31 :对查询图像 Q 提取 SIFT 特征;
- [0050] 步骤 S32 :利用步骤 S13 中训练得到的所述码本,计算查询图像中每个码字的词频 TF_i ,其中 $1 \leq i \leq q$;
- [0051] 步骤 S33 :根据下式计算查询图像中每个码字的权重 w_i :
- [0052] $w_i = TF_i \cdot IDF_i$
- [0053] 其中, $1 \leq i \leq q$;
- [0054] 步骤 S34 :根据下式计算查询图像的局部相似哈希编码 $H(Q)$:
- [0055]
$$H(Q)[j] = \text{sign} \left(\sum_{m=1}^q L_{mj} w_m \right)$$
- [0056] 其中, $H(Q)[j]$ 为 $H(Q)$ 的第 j 位, $1 \leq j \leq k$;
- [0057] 步骤 S35 :根据下式计算查询图像编码 $H(Q)$ 与待检索图像库中每一副图像编码 $H(D_i)$ 之间的汉明距离 $D_h(H(Q), H(D_i))$:
- [0058]
$$D_h(H(Q), H(D_i)) = \sum_{j=1}^k H(Q)[j] \oplus H(D_i)[j]$$
- [0059] 其中, $1 \leq i \leq N$, $H(Q)[j]$ 和 $H(D_i)[j]$ 分别表示 $H(Q)$ 和 $H(D_i)$ 的第 j 位, \oplus 表示 异或操作;
- [0060] 步骤 S36 :根据查询图像编码 $H(Q)$ 与待检索图像库中图像编码 $H(D_i)$ 之间的汉明距离 $D_h(H(Q), H(D_i))$, 返回待检索图像库中与查询图像汉明距离最小的 S 个图像作为检索结果。
- [0061] 其中, 优选 $S = 10$ 。
- [0062] 本发明的基于局部相似哈希算法的大规模图像库检索方法能够将图像的特征表述和检索算法自然地结合在一起, 根据局部特征的相似性和编码来得到对整个图像的编码, 使得内容相似的图像最后得到的局部相似哈希编码也是相似的。本发明利用图像局部特征判别性好的特点, 首先利用局部敏感哈希算法对图像 SIFT 特征进行编码, 然后利用局部特征的编码得到最后图像的局部相似哈希编码。本发明中所述方法更充分地利用了图像的局部特征信息, 保持了局部特征的判别性, 这样得到的对图像的编码也具有比较好的判别性。通过本发明的检索方法, 能够减少图像特征的存储空间, 同时也能够极大地提高检索效率。

附图说明

- [0063] 图 1 是本发明的基于局部相似哈希算法的大规模图像检索方法的流程示意图;
- [0064] 图 2 是本发明用于建立训练集的部分样本的图像;
- [0065] 图 3 是 4 幅查询图像在 $k = 512$ 位编码时的检索结果, 其中最左边的是查询图像, 右边只显示了检索到的汉明距离最小的 10 幅图像。

具体实施方式

- [0066] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚明白,以下结合技术方案和附图详

细叙述本发明的具体实施方式。其中,以FLICKR1M(例如参见文章Mark J. Huiskes, Michael S. Lew, “The MIR Flickr retrieval evaluation”, In Proceedings of ACM International Conference on Multimedia Information Retrieval, 2008的介绍)数据集为例进行说明。FLICKR1M包含100万张图片,都是从Flickr网站下载的,图片的内容千差万别,尺寸也是多种多样。

[0067] 本发明提出的一种基于局部相似哈希算法的大规模图像库检索方法,包括以下步骤:

[0068] 对于图像库中的图像,选取一部分图像作为训练图像集;

[0069] 对于图像库和训练集,提取SIFT局部特征;

[0070] 然后,利用训练图像集的SIFT特征,来训练得到码本,之后计算码本中每个码字(codeword)的逆频率IDF,并利用局部敏感哈希对码本进行编码;

[0071] 根据训练得到的码本,计算图像库中的每副图像中的码字的词频TF和权重w,之后对图像进行局部相似哈希编码;

[0072] 对于查询图像,首先提取其SIFT特征,然后根据训练得到的码本用同样的方法对查询图像进行局部相似哈希编码,之后计算查询图像编码与图像库中图像编码之间的汉明距离,利用距离大小来衡量查询图像与图像库中待检索图像之间的相似性,返回相似度高的图像。

[0073] 更具体地,下面结合附图对本发明的基于局部相似哈希算法的大规模图像库检索方法进行详细的描述。

[0074] 图1的左边部分S1表示本发明实施例的训练过程的主要流程图,如图所示,

[0075] 步骤S11:将FLICKR1M数据集分为两部分:待检索图像库D(99万5千张)和查询图像集(5千张)。并从待检索图像库中随机选取10万张图片作为训练集T。部分训练图像样本如图2所示。

[0076] 步骤S12:对训练集T中的图像提取SIFT特征 $v_i, v_i \in \mathbb{R}^d, d = 128, 1 \leq i \leq z$,z为训练集图像中提取的SIFT特征总数。

[0077] 步骤S13:对训练集中图像的SIFT特征进行K均值聚类得到码本 $C = \{c_i\}, 1 \leq i \leq q$,其中q为码本的大小,即码字的个数,取 $q = 1000, c_i \in \mathbb{R}^d$,其中 c_i 为d维的列向量, $d = 128$ 。

[0078] K均值算法流程如下:1、从 v_i 中随机选取q个SIFT特征作为初始聚类中心 $\mu_i, 1 \leq i \leq q$;2、将训练集中提取的SIFT特征按照欧氏距离最近的准则分配给q个聚类中心的某一个 μ_i ,这样所有的SIFT特征形成q个簇;计算每个簇中所有SIFT特征的均值,并将该均值作为该簇新的聚类中心 μ_i ;计算每个簇中的误差平方和,进而得到q个簇总的误差平方和;3、重复过程2,直到总的误差平方和小于给定阈值时,K均值算法结束,并将得到的q个簇的聚类中心 μ_i 作为码本C。

[0079] 步骤S14:按下式计算每一个码字 c_i 的逆频率 $IDF_i, 1 \leq i \leq 1000$ 。

$$[0080] IDF_i = \lg \frac{n}{n_i}$$

[0081] 其中,n为训练集的大小, $n = 100000$, n_i 为包含码字 c_i 的图像的数量,上式中 \lg

表示以 10 为底计算对数值。

[0082] 步骤 S15 : 训算每一个码字 c_i 的局部敏感哈希编码 L_i , $L_i \in \{-1, 1\}^k$, 其中 k 是总的编码位数。首先由高斯分布随机产生 k 个 d 维列向量 $r_j \in \mathbb{R}^d$, $1 \leq j \leq k$ 。然后按下式分别计算 L_i 的每一位,

[0083]

$$L_{ij} = \begin{cases} -1 & r_j^T \cdot c_i < 0 \\ 1 & \text{其他} \end{cases}$$

[0084] L_{ij} 是 L_i 的第 j 位, $1 \leq j \leq k$ 。本实施例中 k 取值 512。

[0085] 图 1 的中间部分 S2 表示本发明实施例的待检索图像库编码过程的主要流程图, 如图所示,

[0086] 步骤 S21 : 对 D 中的图像 D_i , $1 \leq i \leq 995000$, 提取其 SIFT 特征。

[0087] 步骤 S22 : 利用步骤 S13 中训练得到的码本, 计算图像中每个码字的词频 (TF), 即出现的个数。记码字 c_i 的词频为 TF_i , $1 \leq i \leq 1000$ 。

[0088] 步骤 S23 : 按下式计算图像中每个码字的权重 w , 记码字 c_i 的权重为 w_i , $1 \leq i \leq 1000$ 。

[0089] $w_i = TF_i \cdot IDF_i$

[0090] 步骤 S24 : 按下式计算图像的局部相似哈希编码 $H(D_i)$, $1 \leq i \leq 995000$:

[0091] $H(D_i)[j] = \text{sign}\left(\sum_{m=1}^{1000} L_{mj} w_m\right)$

[0092] 其中, L_m 表示第 m 个码字的局部敏感哈希编码, $1 \leq m \leq 1000$, $H(D_i)[j]$ 为 $H(D_i)$ 的第 j 位, L_{mj} 为 L_m 的第 j 位, $1 \leq j \leq 512$ 。sign 函数满足如下性质:

[0093]

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ 1 & \text{其他} \end{cases}$$

[0094] 图 1 的右边部分 S3 表示本发明实施例的查询过程的主要流程图, 如图所示,

[0095] 步骤 S31 : 对查询图像提取其 SIFT 局部特征。

[0096] 步骤 S32 : 利用步骤 S13 中训练得到的码本, 计算查询图像中每个码字的词频 TF_i , $1 \leq i \leq 1000$ 。

[0097] 步骤 S33 : 计算查询图像中每个码字 c_i 的权重为 w_i , $1 \leq i \leq 1000$ 。具体计算方法同 S23。

[0098] 步骤 S34 : 按下式计算查询图像的局部相似哈希编码 $H(Q)$:

[0099] $H(Q)[j] = \text{sign}\left(\sum_{m=1}^{1000} L_{mj} w_m\right)$

[0100] 其中, $H(Q)[j]$ 为 $H(Q)$ 的第 j 位, $1 \leq j \leq 512$ 。

[0101] 步骤 S35 : 按下式计算查询图像编码 $H(Q)$ 与待检索图像库中每一个图像编码 $H(D_i)$ ($1 \leq i \leq 995000$) 之间的汉明距离 $D_h(H(Q), H(D_i))$:

$$[0102] D_h(H(Q), H(D_i)) = \sum_{j=1}^{512} H(Q)[j] \oplus H(D_i)[j]$$

[0103] 其中, $H(Q)[j]$ 和 $H(D_i)[j]$ 分别表示 $H(Q)$ 和 $H(D_i)$ 的第 j 位, \oplus 表示异或操作。

[0104] 步骤 S36: 根据查询图像编码 $H(Q)$ 与待检索图像库中图像编码 $H(D_i)$ ($1 \leq i \leq 995000$) 之间的汉明距离 $D_h(H(Q), H(D_i))$, 返回待检索图像库中与查询图像汉明距离最小图像作为检索结果。

[0105] 限于篇幅,图 3 中只给出了 4 幅查询图像,并显示了排序前十的检索结果。通过实际操作可知,本发明的检索方法能够减少图像特征的存储空间,同时也能够极大地提高检索效率,获得比较准确的检索结果。

[0106] 以上所述的具体实施例,对本发明的目的、技术方案和有益效果进行了进一步详细说明,应理解的是,以上所述仅为本发明的具体实施例而已,并不用于限制本发明,凡在本发明的精神和原则之内,所做的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

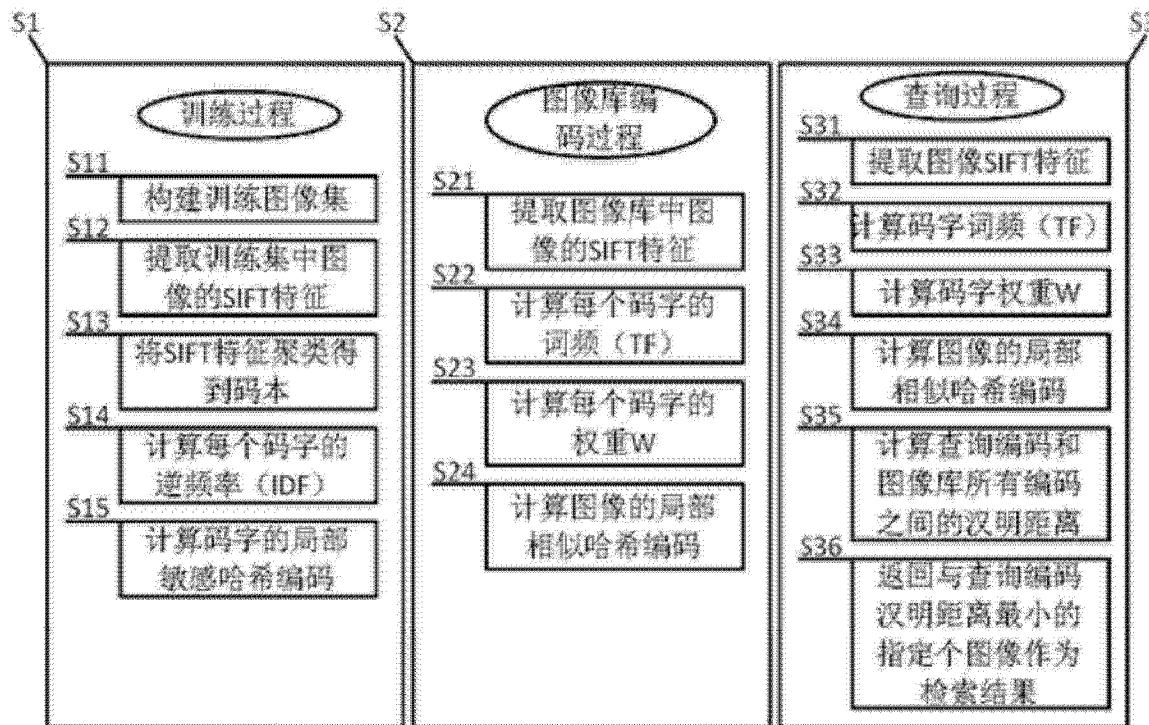


图 1



图 2

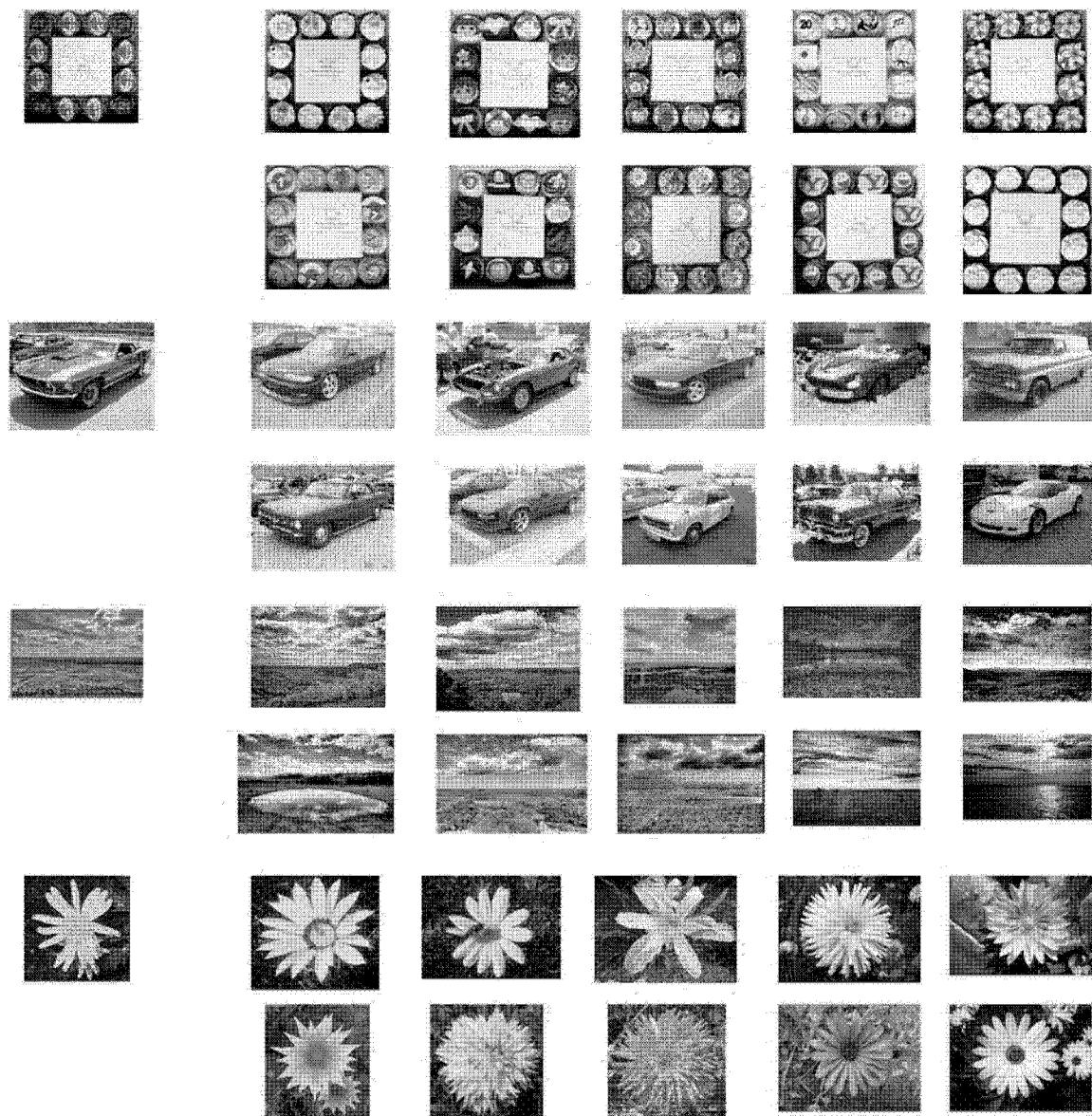


图 3