1. 一种基于CNN（卷积神经网络）的压缩域大规模图像检索方法，其特征在于：该方法包括：

步骤一、利用压缩CNN网络对图像数据库进行压缩，得到空间占用小于原图像的压缩编码，具体步骤如下：

1. 压缩前统一图像尺寸：采用Random-crop方法将图像尺寸统一到256\*256，裁剪后的图像像素矩阵维度为256\*256\*3；
2. 图像压缩：将待训练的图像数据集通过PSNR和SSIM已经在ImageNet数据集上得到验证的基于CNN（卷积神经网络）的压缩网络进行压缩，得到32\*32\*64的浮点型编码；
3. 压缩图片的量化：对图像压缩后的浮点数进行量化，从浮点型量化为整型，进一步减少压缩编码的空间占用；

步骤二、利用哈希CNN网络对压缩图像进行哈希编码：利用本发明提出的改进AlexNet（一种卷积神经网络）结构，对压缩图像进行哈希编码，相比于改进之前的基于原始图像的哈希编码，训练收敛更快，网络复杂度更低，具体步骤如下：

1. 训练前划分数据集：通过压缩CNN（卷积神经网络）压缩后的数据集图像压缩编码统一尺寸为32\*32\*64，将图像数据集以及其对应的标签分为训练样本集和测试样本集两部分，其中，训练样本集在训练过程中随机选取部分图像作为验证样本集；
2. 保证训练模型的鲁棒性：对输入训练集通过水平翻转、垂直翻转进行扩充；
3. 构建深度哈希CNN（卷积神经网络）架构：深度卷积神经网络包含卷积层、全连接层、哈希层、损失层，卷积层用来聚合图像全局和局部特征，哈希层将聚合之后的图像特征映射为指定的32Bit到128Bit长度的哈希码；
4. 损失函数及其优化：损失函数选用基于柯西分布的Cross-entropy损失函数以及量化损失函数，通过Momentum梯度下降法进行参数寻优以最小化损失函数，使网络性能最佳；
5. 模型应用：在模型应用上，对于输入图片，先对其进行镜像变换、转置变换、水平翻转、垂直翻转，对各自变换后的图像进行预测，平均预测结果作为最终的预测类别；

步骤三、在哈希码数据库中对查询图片进行图像检索：具体步骤如下：

1. 深度卷积深度神经网络模型使用：使用哈希CNN（卷积神经网络）应用于所有压缩图像并将得到的哈希码存于数据库中；
2. 哈希查找：使用压缩CNN（卷积神经网络）应用于查询图片得到压缩图像，紧接着使用哈希CNN（卷积神经网络）得到哈希码，计算该哈希码和数据库中所有哈希码之间的汉明距离，得到汉明距离向量，将汉明距离向量中的距离数值按照从小到大的顺序进行排序，按照顺序输出相应的原始图像，得出检索结果。

**一种基于深度学习的压缩域大规模图像检索方法**

**技术领域**

本发明涉及模式识别、计算机视觉以及图像编码的技术领域，具体地设计一种基于深度学习的压缩域大规模图像检索方法。

**背景技术**

在大数据时代，高维媒体数据在搜索引擎和社交网络上变得特别流行，如何对大规模高维媒体数据进行快速有效地检索以满足客户需求成为了一件亟待解决的事。面对这一问题，帮助用户在海量高维媒体数据中高效率快速检索到自己所需要的图像成为热门的研究方向。为了保证检索质量和准确性，近似最近邻搜索引起了研究人员越来越多的关注。在候选方法中，汉明哈希技术因其将图像保持相似性的映射为二进制哈希码并且在汉明空间距离计算上的高效性和低存储空间的占用，在大规模图像检索上具有很高的性能。中国专利（申请号201010196539.0，申请公布号：CN 101894130 A）提出的公开了一种基于稀疏表达和拉普拉斯图的哈希索引方法，首先提取图像底层特征，进一步通过聚类得到视觉单词，然后利用有权重的拉普拉斯-贝尔特拉米算子的特征方程和特征根，求得欧氏空间到汉明空间的映射函数，得到低维空间汉明向量，该方法哈希函数的构造假设训练数据服从均匀分布，使其应用受限；中国专利（申请号：201510901348.2，申请公布号：CN 105512289 A）提出了一种基于深度学习和哈希的图像检索方法，该方法构建深度神经网络架构，同时学习图像特征和哈希编码，并加入哈希层和将连续值量化为二进制编码所引起的量化误差损失，利用该架构生成具有高表达能力的哈希码，保证哈希图像检索的准确率。但是，上述发明均使用JPG、PNG等压缩格式的图像，这类压缩格式在面对海量图像数据时仍需要占用大量存储空间。随着深度学习在计算机视觉领域占据主导地位，卷积神经网络也被应用于图像压缩领域。如图鸭科技2018年推出的基于卷积神经网络的图像压缩技术Tiny Network Graphics（TNG），与JPEG相比压缩率提升了122%，与WebP相比，压缩率提高了30%，使得更高压缩率的图像压缩技术普及成为了可能。但是，在追求高压缩率的同时，卷积神经网络也带来了高昂的计算代价，图像的编解码通常需要借助GPU才能快速完成。

**发明内容**

针对基于卷积神经网络的图像压缩技术计算复杂度过高的问题，本发明提出了一种基于CNN（卷积神经网络）的压缩域大规模图像检索方法，该方法利用同时学习压缩图像局部、全局特征和哈希编码的深度卷积网络架构，并在架构中加入哈希层和将连续值量化为二进制编码所引起的量化误差损失，利用该架构生成具有高表达能力的哈希码，保证在压缩域直接进行哈希图像检索的准确率，从而避免了解码带来的空间占用和计算代价。

按照本发明所提供的设计方案，一种基于CNN（卷积神经网络）的压缩域大规模图像检索方法，具体包含如下步骤：

步骤一、利用压缩CNN网络对图像数据库进行压缩，得到空间占用小于原图像的压缩编码，具体步骤如下：

1. 压缩前统一图像尺寸：采用Random-crop方法将图像尺寸统一到256\*256，裁剪后的图像像素矩阵维度为256\*256\*3；
2. 图像压缩：将待训练的图像数据集通过PSNR和SSIM已经在ImageNet数据集上得到验证的基于CNN（卷积神经网络）的压缩网络进行压缩，得到32\*32\*64的压缩浮点型编码；
3. 压缩图片的量化：对图像压缩后的浮点数值进行量化，从浮点型量化为整型，进一步减少压缩编码的空间占用；

步骤二、利用哈希CNN网络对压缩图像进行哈希编码：利用本发明提出的改进AlexNet（一种卷积神经网络）结构，对压缩图像进行哈希编码，相比于改进之前的基于原始图像的哈希编码，训练收敛更快，网络复杂度更低，具体步骤如下：

1. 训练前划分数据集：通过压缩CNN（卷积神经网络）压缩后的数据集图像压缩编码统一尺寸为32\*32\*64，将图像数据集以及其对应的标签分为训练样本集和测试样本集两部分，其中，训练样本集在训练过程中随机选取部分图像作为验证样本集；
2. 保证训练模型的鲁棒性：对输入训练集通过水平翻转、垂直翻转进行扩充；
3. 构建深度哈希CNN（卷积神经网络）架构：深度卷积神经网络包含卷积层、全连接层、哈希层、损失层，卷积层用来聚合图像全局和局部特征，哈希层将聚合之后的图像特征映射为指定的32Bit到128Bit长度的哈希码；
4. 损失函数及其优化：损失函数选用基于柯西分布的Cross-entropy损失函数以及量化损失函数，通过Momentum梯度下降法进行参数寻优以最小化损失函数，使网络性能最佳；
5. 模型应用：在模型应用上，对于输入图片，先对其进行镜像变换、转置变换、水平翻转、垂直翻转，对各自变换后的图像进行预测，平均预测结果作为最终的预测类别；

步骤三、在哈希码数据库中对查询图片进行图像检索：具体步骤如下：

1. 深度卷积深度神经网络模型使用：使用哈希CNN（卷积神经网络）应用于所有压缩图像并将得到的哈希码存于数据库中；
2. 哈希查找：使用压缩CNN（卷积神经网络）应用于查询图片得到压缩图像，紧接着使用哈希CNN（卷积神经网络）得到哈希码，计算该哈希码和数据库中所有哈希码之间的汉明距离，得到汉明距离向量，将汉明距离向量中的距离数值按照从小到大的顺序进行排序，按照顺序输出相应的原始图像，得出检索结果。

上述的，步骤一中图像压缩网络包含多个残差块和池化层和一个量化层，压缩网络将图像压缩成压缩编码

上述的，步骤2中，基于AlexNet(一种卷积神经网络)的该进网络将压缩编码转换成图像压缩特征,并利用哈希层将图像压缩特征映射为K维向量，K即为哈希码的长度；激活函数使用双曲正切函数将K维向量映射到之间，最后将激活函数的结果进行量化，得到属于二值空间的二进制哈希码。

上述的，步骤2中的量化损失函数，用于减少激活层得到的连续值与所有位为1的哈希码之间的汉明距离。

本发明的有益效果：

本发明针对基于深度学习的图像压缩技术解码消耗计算代价过大的问题，利用CNN（卷积神经网络）同时学习压缩图像局部、全局特征和哈希编码的深度卷积网络架构，并将连续值量化为二值编码带来的量化误差作为最小化目标约束之一，生成具有高表达能力的哈希码，保证在压缩域直接进行哈希图像检索的准确率，大大减少了图像检索中图像数据的存储占用，并且省去了压缩图像解码高昂的计算代价。

**附图说明**

图一为本发明的流程示意图。

**具体实施方式**

下面结合附图和技术方案对本发明做进一步详细说明，解释本发明---一种基于深度学习的压缩域大规模图像检索方法的实现方式，但是本发明的实现方式，即基于深度学习的压缩域图像检索的实施方式不限于此。具体方法包含如下步骤：

步骤一、利用压缩CNN网络对图像数据库进行压缩，得到空间占用小于原图像的压缩编码，具体步骤如下：

1. 压缩前统一图像尺寸：采用Random-crop方法将图像尺寸统一到256\*256，裁剪后的图像像素矩阵维度为256\*256\*3；
2. 图像压缩：构建基于深度卷积网络的图像压缩网络，网络包含由残差块组成的编码器，量化层，由残差块组成的解码器组成。将ImageNet数据集输入到网络进行训练。完成训练的网络具有较好的PSNR(峰值信噪比)和SSIM（结构相似性）指标。将图像检索数据集送入压缩网络的编码器进行压缩，得到压缩之后尺寸为32\*32\*64的浮点编码；
3. 压缩图片的量化：对图像压缩后的浮点数值进行量化，从浮点型量化为整型，减少压缩编码的空间占用；

步骤二、利用哈希CNN网络对压缩图像进行哈希编码：利用本发明提出的改进AlexNet（一种卷积神经网络）结构，对压缩图像进行哈希编码，相比于改进之前的基于原始图像的哈希编码，训练收敛更快，网络复杂度更低，具体步骤如下：

1. 训练前划分数据集：通过压缩CNN（卷积神经网络）压缩后的数据集图像压缩编码统一尺寸为32\*32\*64，将图像数据集以及其对应的标签分为训练样本集和测试样本集两部分，其中，训练样本集在训练过程中随机选取10%图像作为验证样本集；
2. 保证训练模型的鲁棒性：对输入训练集通过水平翻转、垂直翻转进行扩充；
3. 构建深度哈希CNN（卷积神经网络）架构：深度卷积神经网络包含卷积层、全连接层、哈希层、损失层，卷积层用来聚合图像全局和局部特征，哈希层将聚合之后的图像特征映射为指定长度的哈希码，哈希码长度应为32Bit至128Bit之间，并且是2的整数倍，本实施方式中哈希码为64Bit；
4. 损失函数及其优化：损失函数选用基于柯西分布的Cross-entropy损失函数以及量化损失函数，通过Momentum梯度下降法进行参数寻优以最小化损失函数，使网络性能最佳。假设压缩图像的哈希码之间的距离与图像相似度以及哈希编码的量化损失呈柯西分布，利用最大后验概率估计法得到目标函数，其中为柯西交叉熵损失，为柯西量化损失，为K维连续码之间的归一化欧几里得距离，用以代替汉明距离，使损失函数可导，能够完成反向传播过程,为平衡两个损失的平滑因子；
5. 模型应用：在模型应用上，对于输入图片，先对其进行镜像变换、转置变换、水平翻转、垂直翻转，对各自变换后的图像进行预测，平均预测结果作为最终的预测类别；

步骤三、在哈希码数据库中对查询图片进行图像检索：具体步骤如下：

1. 深度卷积深度神经网络模型使用：使用哈希CNN（卷积神经网络）应用于所有压缩图像并将得到的哈希码存于数据库中；
2. 哈希查找：使用压缩CNN（卷积神经网络）应用于查询图片得到压缩图像，紧接着使用哈希CNN（卷积神经网络）得到哈希码，计算该哈希码和数据库中所有哈希码之间的汉明距离，得到汉明距离向量，将汉明距离向量中的距离数值按照从小到大的顺序进行排序，按照顺序输出相应的Top 20张原始图像，得出检索结果。

对压缩图像检索数据集进行翻转、转置等扩充操作后输入网络得到训练集哈希

将汉明距离向量按照从小到大顺序排序，输出对应前30张原始图像，得到结果

训练结束后将测试集输入网络得到测试集哈希，取其中一个哈希码，计算其与训练集哈希码之间的汉明距离得到汉明距离向量

构建基于CNN（卷积神经网络）的深度网络架构，包含卷积网络、哈希层、激活函数、量化函数等。

将图像数据集及其对应的标签分成两部分，一部分作为训练集，一部分作为测试集，其中训练时从测试集中选10%作为验证集

量化层将编码器输出的浮点型编码量化成整型，最后得出压缩图像检索数据集

将图像检索数据集所有图像尺寸转换为256\*256\*3，送入压缩网络的编码器

使用ImageNet数据集训练一个具有压缩率的深度图像压缩网络

图一