

基于 Hadoop 的海量医学图像检索系统

范敏¹, 徐胜才^{2*}

(1. 杭州职业技术学院 信息电子系, 杭州 310018; 2. 同济大学 电子与信息工程系, 上海 201815)

(* 通信作者电子邮箱 shengcaixu0712@163.com)

摘要: 为了提高海量医学图像检索效率, 针对单节点医学图像检索系统的缺陷, 提出一种基于 Hadoop 的海量医学图像检索系统。首先采用 Brushlet 变换和局部二值模式算法提取医学示例图像特征, 并将图像特征库存储于 Hadoop 分布式文件系统(HDFS); 然后采用 Map 将示例图像特征与特征库的特征进行匹配, 采用 Reduce 接收各 Map 任务的计算结果, 并按相似度大小进行排序; 最后根据排序结果找到医学图像的最优检索结果。实验结果表明, 相对于其他医学图像检索系统, Hadoop 的医学图像检索系统减少了图像存储和检索时间, 提高了图像检索速度。

关键词: 医学图像; 检索算法; Brushlet 变换; 局部二值模式; 分布式系统

中图分类号: TP181; TP391.41 **文献标志码:** A

Massive medical image retrieval system based on Hadoop

FAN Min¹, XU Shengcai^{2*}

(1. Department of Informatics and Electronics, Hangzhou Vocational and Technical College, Hangzhou Zhejiang 310018, China;

2. Department of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201815, China)

Abstract: In order to improve the retrieval efficiency of massive medical images, a new medical image retrieval system was proposed based on distributed Hadoop to solve the low efficiency of medical image retrieval system based on single node. Firstly, the features of medical image were extracted by using Brushlet transform and Local Binary Pattern (LBP) algorithm, and the feature database was stored in the Hadoop Distributed File System (HDFS). Secondly, the Map was used to match the features of retrieval images and medical images in the library, and the matching results of the Map task were collected and sorted by the Reduce function. Finally, the optimum results of medical image retrieval were obtained according to the ordering. The test results show that, compared with other medical image retrieval systems, the proposed system reduces the time of image storage and retrieval, and improves the image retrieval speed.

Key words: medical image; retrieval algorithm; Brushlet transform; Local Binary Pattern (LBP); distributed system

0 引言

随着数字化影像技术发展, 医学图像急剧增多, 如何对这些医学图像进行有效管理和组织, 以便为临床诊断提供服务, 是医学工作者面临的难题^[1]。基于内容的医学图像检索(Content-Based Medical Image Retrieval, CBMR)具有检索速度快、精度高优点, 在医学教学、辅助医学诊断、医学资料管理等领域得到了广泛应用^[2]。

CBMR 算法需要计算示例医学图像特征与特征库特征的相似度, 这是一个典型的数据密集型计算过程^[3]。当特征库中特征数量比较大时, 传统浏览器/服务器模式(Browser/Server, B/S)单节点的检索效率难以满足图像的实时性要求, 且系统的稳定性、可扩展性差^[4]。云计算(cloud computing)可以将任务分配到各个工作节点共同完成任务, 具有分布式、并行处理能力, 为医学图像检索提供了一种新的研究思路^[5]。Hadoop 分布式文件系统(Hadoop Distributed File System, HDFS)是一个可扩展的分布式文件系统, 它可以运行于廉价的普通硬件上, 得到许多公司支持, 如: Google、Amazon、Yahoo! 等, 在不了解底层细节的情况下, 利用 Map/Reduce 函数轻松实现并行计算, 在大规模数据处理领域得到了广泛的应用^[6-8]。利用 Hadoop 的优点, 可以较好地解决医

学图像检索过程中检索效率低的难题, 而且目前国内相关研究较少^[9]。

为了提高医学图像检索效率, 针对 B/S 单节点系统存在的不足, 提出一种基于 Hadoop 分布式的医学图像检索系统。实验结果表明, Hadoop 的医学图像检索系统减少了图像检索时间, 提高了图像检索效率, 对于海量医学图像检索优势更加明显。

1 Hadoop 平台

Hadoop 平台是当今应用最为广泛的开源云计算编程平台, 它是一个在集群上运行大型数据库处理应用程序的开放式源代码框架, 支持使用 MapReduce 分布式调度模型来实现资源的虚拟化管理、调度和共享^[10]。

1.1 HDFS 体系结构

一个 HDFS 集群包含一个主服务器(NameNode)和多个块服务器(DataNode), 被多个客户端(Client)访问。NameNode 负责管理文件系统的名字空间以及客户端对文件的访问; DataNode 负责管理它所在节点上的数据块, 并负责处理文件系统客户端的读写请求, 在 NameNode 统一调度下进行数据块的创建、删除和复制^[11]。HDFS 把文件切割成块, 这些块分散地存储于不同的 DataNode 上, 每个块还可以复制

收稿日期: 2013-07-10; 修回日期: 2013-08-13。

作者简介: 范敏(1976-), 女, 浙江杭州人, 讲师, 硕士, 主要研究方向: 图像处理、计算机视觉; 徐胜才(1970-), 男, 上海人, 副教授, 博士, 主要研究方向: 图像水印、图形处理。

数份存储于不同的 DataNode 上,因此具有较高的容错性和对数据读写的高吞吐率。

1.2 MapReduce

MapReduce 是一个编程模型,用于进行大数据量的计算。对于大数据量的计算,通常采用的处理手法就是并行计算:首先要将一个逻辑上完整的大任务分解成若干个子任务,系统根据任务的信息采用适当的策略把不同的任务分配到不同资源节点上去运行,当所有子任务处理结束,则完成整个大任务的一次处理,最后将处理结果传给用户^[12]。在 Map 阶段,每个 Map 任务对分配给它的数据进行计算,然后按照 Map 的输出 key 值将结果数据映射到对应的 Reduce 任务中;在 Reduce 阶段,每个 Reduce 任务对接收到的数据作进一步聚集处理,得到输出结果。为使 MapReduce 的数据处理流程更加形象,Map/Reduce 模型的计算流程如 1 所示。

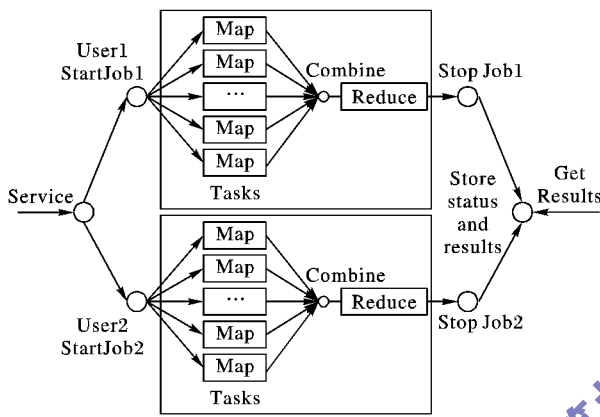


图1 Map/Reduce 数据处理流程

2 Hadoop 的分布式医学图像检索

2.1 提取 Brushlet 域特征

Brushlet 变换是为了解决角分辨问题的图像多尺度几何分析工具,二维 Brushlet 具有一定的方向结构和振荡频率范围,能够完全重构,其基函数的结构大小和分析窗口的大小成反比。具有相位参数的二维 Brushlet 基表示了其方向,因此较好地反映了图像的方向信息,能对 Fourier 域进行分解^[13]。1 层 Brushlet 变换将 Fourier 平面分成 4 个象限,系数被分为 4 个子带,对应的方向为 $\pi/4 + k\pi/2 (k=0,1,2,3)$;2 层分解是在 1 层的基础上进一步把每个象限分为 4 部分,共分为 12 个方向,分别为 $\pi/12 + k\pi/6 (k=0,1,\dots,11)$,分解后系数子带共有 16 个,其中环绕中心的 4 个子带是低频分量,其余的为高频分量;以此类推。图 2 是 3 层分解方向图。

给定一个图像 f , 对其进行 Brushlet 的 l 层分解,分解后生成实部 \hat{f}_r 和虚部 \hat{f}_i 两个部分,每个部分有 4^l 个子带,每个子带反映的是其对应分解方向上的方向信息。能量集中的地方正是纹理图像突变的部分,对每个子带可以选用模值的均值和标准差来表示其能量信息,因为 Brushlet 是复值函数,这里同时采用变换后实部和虚部对应子带的系数来计算模值,分解后实部和虚部的第 n 个子带分别记作 \hat{f}_{nr} 和 $\hat{f}_{ni} (n=1,2,\dots,4^l)$ 。第 n 个子带模值的均值 μ_n 和标准差 σ_n 分别为:

$$\mu_n = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |\hat{f}_n(i,j)| = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{[\hat{f}_{nr}(i,j)]^2 + [\hat{f}_{ni}(i,j)]^2} \quad (1)$$

$$\sigma_n = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (|\hat{f}_n(i,j)| - \mu_n)^2} \quad (2)$$

其中: $i=1,2,\dots,M, j=1,2,\dots,N, M$ 和 N 是每个子带的行数 and 列数。图像 f 的特征向量为:

$$F = [\mu_1, \sigma_1, \mu_2, \sigma_2, \dots] \quad (3)$$

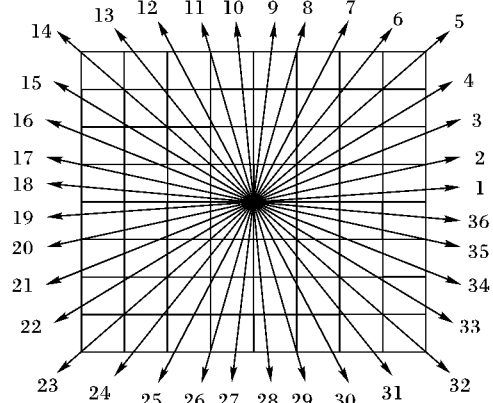


图2 Brushlet 的 3 层分解方向图

2.2 提取局部二值模式特征

局部二值模式 (Local Binary Pattern, LBP) 可以刻画邻域内像素点的灰度相对于中心点的变化情况,注重像素灰度的变化,符合人类视觉对图像纹理的感知特点^[14]。因此对图像提取 LBP_3^{u2} ($u2$ 表示跳变次数不超过 2 次),并将直方图作为图像的空域特征。

$$LBP_3^{u2} = \begin{cases} \sum_{i=0}^7 s(g_i - g_c) 2^i, & U(LBP_3) \leq 2 \\ 256, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中:

$$s(g_i - g_c) = \begin{cases} 1, & g_i - g_c \geq 0 \\ 0, & g_i - g_c < 0 \end{cases} \quad (5)$$

$$U(LBP_3) = |s(g_7 - g_c) - s(g_0 - g_c)| + \sum_{i=1}^7 |s(g_i - g_c) - s(g_{i-1} - g_c)| \quad (6)$$

其中: g_c 为一个邻域中心像素点的灰度值, g_i 是以 g_c 为中心 3×3 邻域顺时针各像素点的灰度值。

2.3 相似度匹配

对 Brushlet 域特征相似性采用平均距离度量:

$$Sim_{Brushlet}(P, Q) = \sum_{i=1}^6 |E_{P_i} - E_{Q_i}| \quad (7)$$

其中: P 为待检索医学图像, Q 为医学图像库的图像。

对于图像 LBP 特征,首先对特征进行归一化处理,然后采用欧氏距离距离计算相似度。

$$Sim_{LBP}(P, Q) = \sqrt{\sum_{i=1}^{32} (\bar{W}_{P_i} - \bar{W}_{Q_i})^2} \quad (8)$$

其中 \bar{W} 为归一化后特征矢量。

由于 $Sim_{Brushlet}$ 和 Sim_{LBP} 取值范围不同,对它们进行“外部归一化”处理,具体如下:

$$Sim_{Brushlet}'(P, Q) = \frac{1}{2} + \frac{Sim_{Brushlet}(P, Q) - \mu_{Brushlet}}{6\sigma_{Brushlet}} \quad (9)$$

$$Sim_{LBP}'(P, Q) = \frac{1}{2} + \frac{Sim_{LBP}(P, Q) - \mu_{LBP}}{6\sigma_{LBP}} \quad (10)$$

其中 $\sigma_{Brushlet}$ 、 $\mu_{Brushlet}$ 及 σ_{LBP} 、 μ_{LBP} 分别表示 $Sim_{Brushlet}$ 和 Sim_{LBP} 的标准差和均值。

两幅医学图像间的距离为

$$Sim(P, Q) = w_1 Sim_{Brushlet}'(P, Q) + w_2 Sim_{LBP}'(P, Q) \quad (11)$$

其中 w_1 和 w_2 为权重, 并且满足 $w_1 + w_2 = 1$ 。

2.4 医学图像检索算法

2.4.1 MapReduce 的医学图像存储

图像存储是医学图像自动检索的基础, 是一个数据密集型计算过程, 采用传统方法将图像放到 HDFS 中十分耗时, 因此采取 MapReduce 分布式处理方式将图像上传到 HDFS 中。具体如下:

1) Map 阶段, 采用 Map 函数每次读入一幅医学图像, 并提取图像的颜色和纹理特征。

2) Reduce 阶段, 将提取的医学图像特征数据存入 HDFS。HBase 是一个面向列的分布式数据库, 因此 HDFS 的医学图像存储采用 HBase 表形式存储。具体流程如图 2 所示。

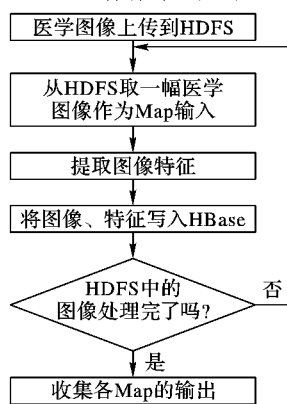


图 3 医学图像的存储流程

2.4.2 MapReduce 的医学图像检索

医学图像及其特征均存储于 HBase 中, 当 HBase 的数据集非常大时, 扫描搜索整个表要花费比较长的时间。为了减少检索图像的时间和提高检索效率, 利用 MapReduce 计算模型对医学图像检索进行并行计算, 基于 MapReduce 的医学图像检索步骤如下:

1) 收集医学图像, 提取相应的特征, 并将特征数据存入 HDFS;

2) 用户提交检索请求, 提取待检索的医学图像的 Brushlet 域特征和 LBP 特征;

3) Map 阶段, 将待检索的医学图像特征与 HBase 中的图像特征进行相似度匹配, Map 的输出为〈相似度, 图像 ID〉键值;

4) 根据相似度的大小对 Map 输出全部〈相似度, 图像 ID〉键值进行排序和重新划分, 然后再输入到 Reducer;

5) Reduce 阶段, 收集所有的〈相似度, 图像 ID〉键值对, 再对这些键值对进行相似度排序, 把前 N 个键值对写入到 HDFS;

6) 输出与待检索医学图像最相似的那些图像的 ID, 用户得到最终的医学检索结果。

Map 函数定义如下:

Map ($key, value$)

Begin

// 读取待检索医学图像特征

$Csearch = ReadSearchCharact()$;

// 读取特征库中的数据

$Cdatabase = value$;

// 读取图像库中的图像路径

$Path = GetPicturePath(value)$;

// 计算 Brushlet 域特征和 LBP 特征的相似度

$SimByBrushlet = CompareByBrushlet(Csearch, Cdatabase)$;

$SimByLBP = CompareByLBP(Csearch, Cdatabase)$;

// 计算匹配相似度, 其中 w_1, w_2 分别表示 Brushlet 域特征和

// LBP 特征的相似度的权重

$Sim = w_1 * SimByBrushlet + w_2 * SimByLBP$;

Commit ($Sim, Path$);

End

Reduce 函数定义如下:

Reduce ($key, value$)

Begin

// 对医学图像进行排序

Sort ($key, value$);

// key 指相似度的值, $value$ 指相似医学图像的路径

Commit ($key, value$);

End

3 仿真测试

3.1 实验环境

在 Linux 环境下, 通过 1 个主节点 (NameNode) 机和 3 个工作节点 (DataNode) 组成一个 Hadoop 分布式系统, 具体配置见表 1。在 Hadoop 分布式系统中, 通过在不同的节点数下进行医学图像检索测试, 并将其测试结果与文献 [15] 的传统图像检索系统和 B/S 架构下的图像检索系统的测试结果进行对比, 系统性能评价标准采用存储效率、检索速度、查准率和查全率, 并对 Hadoop 分布式图像检索系统的性能进行分析。

表 1 分布式系统各节点的配置情况

节点	CPU	RAM/GB	IP
NameNode	Intel Core i7-3770K 4.5 GHz	8	192.168.0.1
DataNode1	AMD Athlon II X4 631 2.8 GHz	2	192.168.0.21
DataNode2	AMD Athlon II X4 631 2.8 GHz	2	192.168.0.22
DataNode3	AMD Athlon II X4 631 2.8 GHz	2	192.168.0.23

3.2 系统负载性能测试

对于 Hadoop 医学图像检索系统, 40 万幅医学图像的各节点的 CPU 使用率如图 4 所示。

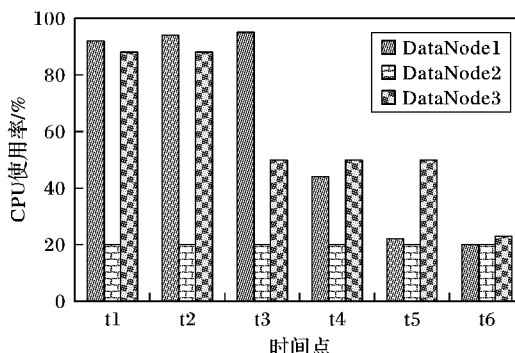


图 4 处理 40 万幅图像的 CPU 使用率

从图 4 可知, 由于只有 2 个 Map 任务, 它们分别分配给 DataNode1 和 DataNode3, t1 和 t2 时刻, 两个节点的 Map 任务在执行中; t3 时刻, DataNode3 节点的 Map 任务执行完毕, 并在该节点开始执行 Reduce 任务, DataNode1 节点的 Map 任务还在执行; 在 t4 时刻, DataNode1 节点上的 Map 任务完成, 该节点将 Map 任务产生的中间结果交由 DataNode3 进行 Reduce 处理; 在 t5 时刻, 只有 DataNode3 在执行 Reduce 任务,

DataNode1 和 DataNode2 处于空闲状态;t6 时刻,整个检索任务完成,各节点处于空闲状态。

对 80 万和 100 万幅医学图像,各节点的 CPU 使用率如图 5、6 所示。从图 5、6 可知,各节点的负载情况类似于处理 40 万幅医学图像的负载情况。

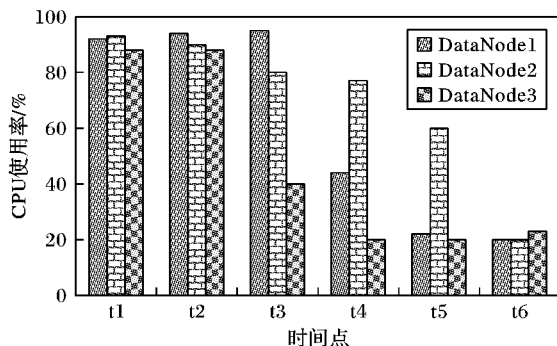


图5 处理80万幅图像的CPU使用率

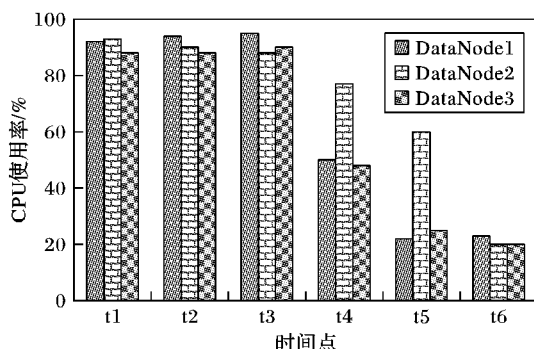


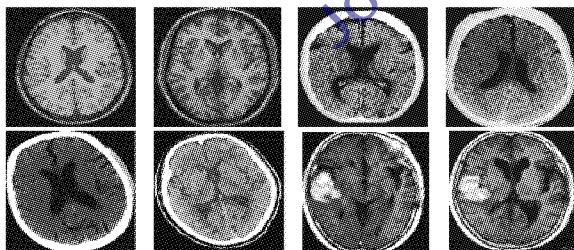
图6 处理100万幅图像的CPU使用率

3.3 医学图像检索结果

上传一幅医学图像后,采用 Hadoop 的医学图像系统进行检索,其检索结果如图 7 所示。从图 7 可知,检索结果比较好。



(a) 待检索图像



(b) 检索结果

图7 医学图像检索结果

3.4 与传统方法的性能对比

3.4.1 存储性能对比

采用不同数量的医学图像,在不同节点情况下,图像存储时间如图 8 所示。从图 8 可知,当医学图像数量小于 20 万时,两种系统的存储性能差别不大;随着图像数量增大,B/S 单节点系统的存储时间急剧增加,而 Hadoop 分布式系统存储时间增长缓慢;同时本文系统的存储性能要优于传统 Hadoop 图像处理系统,这是因为传统 Hadoop 图像处理系统仍然采用传统上传方式,只是在图像检索过程中采用 MapReduce 方式,而本文系统通过 MapReduce 方式将医学图像上传到

HDFS 中,因此,本文系统减少了图像存储时间,能使医学检索系统的整体性能得以提高。

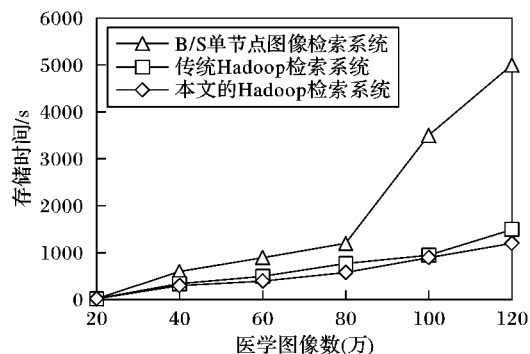


图8 三种系统的医学图像存储时间对比

3.4.2 检索效率对比

不同规模的医学图像库在不同节点情况下的医学图像检索耗时如图 9 所示。从图 9 可知,当医学图像规模较小时,分布式系统和 B/S 单节点系统的检索时间相差不大;随着医学图像数量的增加,两个系统的检索时间均相应增加,而 B/S 单节点系统图像检索时间增长幅度较大,Hadoop 医学图像系统的时间增长则比较缓慢。主要是由于采用 MapReduce 的并行计算优势,将医学图像检索任务分配到多个节点,提高了医学图像检索效率;同时,节点越多,检索速度越快,增加 Hadoop 式系统节点数,可以提高图像检索系统性能。

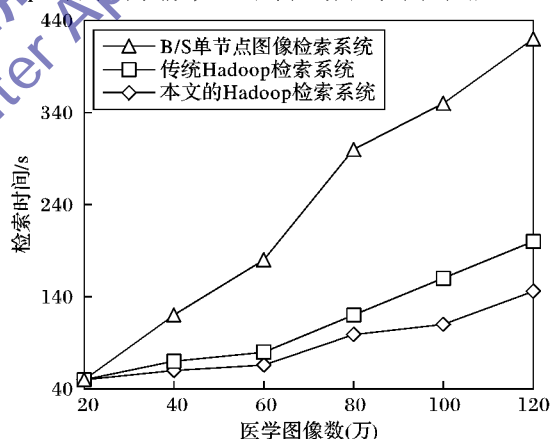


图9 三种系统的医学图像检索效率对比

3.4.3 检索结果对比

对于不同类型的医学图像,采用 Hadoop 和传统检索系统进行对比实验,它们的查准率和查全率见表 2 和 3。

表2 多类医学图像的查准率对比 %

医学图像	本文检索系统	传统检索系统	B/S 单节点检索系统
脑 CT 图像	95.04	94.98	94.63
脑 MRI 图像	91.61	91.58	91.28
皮肤显微图像	93.67	92.93	92.26
X 光乳腺图像	91.46	91.09	90.67
肺部 HRCT	93.52	92.93	92.53

表3 多类医学图像的查全率对比 %

医学图像	本文检索系统	传统检索系统	B/S 单节点检索系统
脑 CT 图像	92.21	91.26	91.59
脑 MRI 图像	90.32	89.84	90.94
皮肤显微图像	90.38	90.32	90.33
X 光乳腺图像	90.82	90.04	89.60
肺部 HRCT	91.10	90.57	89.31

从表2和表3可知,本文Hadoop系统的查准率和查全率略高于传统Hadoop图像检索系统以及B/S单节点图像检索系统,优势不十分明显。然而对于大规模的医学图像检索系统,系统性能优劣主要通过图像检索效率来衡量,而从图9可知,本文的Hadoop分布式系统有效降低了医学图像检索时间,提高了医学图像检索效率,较好地解决了海量医学图像检索效率低的难题,得到了比较令人满意的检索结果。

4 结语

CBMIR的医学图像检索是一个数据密集型计算过程,传统B/S单节点检索系统存在效率低、可靠性差等缺陷,为此,提出一种Hadoop的医学图像检索系统。仿真测试结果表明,Hadoop的医学图像检索系统提高了图像存储和检索效率,获得较优的检索结果,可以满足医学图像检索的实时性要求,尤其当处理大规模医学图像时,具有传统B/S单节点不可比拟的优势。但是相对于当前Hadoop的医学图像检索系统,优势不太明显,因此,未来的工作重点是提高Map任务与Reduce任务之间数据传输速度,减少更多由于传输信息所产生的时间消耗,进一步提高现有图像检索系统的执行效率。

参考文献:

- [1] 宋真, 颜永丰. 基于兴趣点综合特征的图像检索[J]. 计算机应用, 2012, 32(10): 2840-2842.
- [2] 张泉, 邵晓英. 基于Bayesian的相关反馈在医学图像检索中的应用[J]. 计算机工程, 2008, 44(17): 158-161.
- [3] 余胜, 谢莉, 成运. 基于颜色和基元特征的图像检索[J]. 计算机应用, 2013, 33(6): 1674-1708.
- [4] CHANG F, DEAN J, GHEMAWAT S, *et al.* Bigtable: a distributed storage system for structured data [C]// OSDI 2006: Proceedings of the 7th Symposium on Operating Systems Design and Implementation. Berkeley: USENIX Association, 2006, 7: 276-290.
- [5] KEKRE H B, THEPADE S D, SANAS S. Improving performance of multileveled BTC based CBIR using sundry color spaces [J]. International Journal of Image Processing, 2010, 4(6): 620-630.
- [6] 利业钺, 林伟伟. 一种Hadoop数据复制优化方法[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(21): 58-61.
- [7] 王贤伟, 戴青云, 姜文超, 等. 基于MapReduce的外观设计专利图像检索方法[J]. 小型微型计算机系统, 2012, 33(3): 626-232.
- [8] GHEMAWAT S, GOBIOFF H, LEUNG S-T. The Google File System [C]// SOSP '03: Proceedings of the 19th ACM Symposium on Operating Systems Principles. New York: ACM, 2003: 29-43.
- [9] 梁秋实, 吴一雷, 封磊. 基于MapReduce的微博用户搜索排名算法[J]. 计算机应用, 2012, 32(11): 2989-2993.
- [10] DEAN J, GHEMAWAT S. MapReduce: a flexible data processing tool [J]. Communications of the ACM, 2010, 53(1): 72-77.
- [11] ATTEBURY G, BARANOVSKI A, BLOOM K, *et al.* Hadoop distributed file system for the grid [C]// Proceedings of the 2009 IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record. Piscataway: IEEE, 2009: 1056-1061.
- [12] JEFFREY D, SANJAY G. MapReduce: simplified data processing on large clusters [C]// OSDI 2004: Proceedings of the 6th Symposium on Operating Systems Design and Implementation. Berkeley: USENIX Association, 2004: 107-113.
- [13] 练秋生, 李芹, 孔令富. 融合圆对称轮廓波统计特征和LBP的纹理图像检索[J]. 计算机学报, 2007, 30(12): 2198-2204.
- [14] 王中晔, 杨晓慧, 牛宏娟. Brushlet域复特征纹理图像检索算法[J]. 计算机仿真, 2011, 28(5): 263-266, 282.
- [15] ZHANG J, LIU X L, LUO J W, *et al.* DIRS: Distributed image retrieval system based on MapReduce [C]// ICPCA 2010: Proceedings of the 5th International Conference on Pervasive Computing and Applications. Piscataway: IEEE, 2010: 93-98.

(上接第3338页)

出清华云的体系结构,并提出了一种基于任务调度和负载均衡的策略,充分考虑任务的特性,在云平台负载较轻时优化资源调度算法的吞吐量,在云平台资源负载较重时减小任务的积压量和请求的丢失率;在服务器选择策略上综合考虑了服务器的资源负载情况以及任务积压情况,在保证服务性能和执行效率的基础上尽量均衡了服务器的资源负载,使云平台处于相对稳定的状态,从而较好地解决了现有许多调度策略存在的问题。但如何根据虚拟机实际的应用服务性能负载情况,引入动态迁移场景建立长期负载模型,在不影响租户正常使用的前提下,使设计出来的资源调度算法在精确度和速度之间寻找一个平衡点仍需要作进一步的探讨和深入的研究。

参考文献:

- [1] BUYYA R, YEO C S, VENUGOPAL S. Market-oriented cloud computing: vision, hype, and reality for delivering it services as computing utilities [C]// HPCC 2008: Proceedings of the 2008 10th IEEE International Conference on High Performance Computing and Communications. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2008: 5-13.
- [2] MELL P, GRANCE T. The NIST definition of cloud computing (draft) [J]. NIST Special Publication, 2011, 800(145): 7.
- [3] Solinea. OpenStack grizzly architecture [EB/OL]. [2013-06-15]. <http://www.solinea.com/2013/06/15/openstack-grizzly-architecture-revisited>.
- [4] 怀进鹏, 李沁, 胡春明. 基于虚拟机的虚拟计算环境研究与设计[J]. 软件学报, 2007, 18(8): 2016-2026.
- [5] KHAN R H, YLITALO J, AHMED A S. OpenID authentication as a service in OpenStack [C]// IAS 2011: Proceedings of the 2011 7th International Conference on Information Assurance and Security. Piscataway: IEEE, 2011: 372-377.
- [6] 盛宪锋, 及俊川, 周小军, 等. 基于虚拟化技术的私有云APCS平台设计[J]. 计算机工程, 2011, 38(8): 200-212.
- [7] ZHAO W M, WANG Z L, LUO Y W. Dynamic memory balancing for virtual machines [J]. ACM SIGOPS Operating Systems Review, 2009, 43(3): 37-47.
- [8] MAGULURI S T, SRIKANT R, YING L. Stochastic models of load balancing and scheduling in cloud computing clusters [C]// INFOCOM 2012: Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE, 2012: 702-710.
- [9] SONG Y, WANG H, LI Y Q, *et al.* Multi-tiered on-demand resource scheduling for VM-based data center [C]// CCGRID 2009: Proceedings of the 2009 9th IEEE/ACM International Symposium on Cluster Computing and the Grid. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 148-155.
- [10] SARIPALLI P, WALTERS B. QUIRC: a quantitative impact and risk assessment framework for cloud security [C]// CLOUD 2010: Proceedings of the 2010 3rd International Conference on Cloud Computing. Piscataway: IEEE, 2010: 280-288.