

## 海量小差异图像群中有效分类 方法研究与仿真

徐 甜, 刘凌霞

(安阳师范学院, 软件学院, 河南 安阳 455000)

**摘 要:** 对海量小差异图像群进行有效分类, 能够极大地满足用户对于图像搜索及管理需求. 传统的海量小差异图像分类的方法需要限定大量的分类约束条件, 存在分类效率低, 无效分类多的弊端. 为此, 提出基于模糊贴近度改进的海量小差异图像分类方法. 利用 SIFT 算法对采集的海量小差异图像群进行特征提取分析, 为进行图像进一步分类提供数据支持. 把模糊贴近度的概念引入到分类算法中, 对海量小差异图像群进行分类模型构建, 求取最优解, 完成对海量小差异图像群的最优分类. 实验结果表明, 运用改进分类算法对海量小差异图像进行分类, 能够提高图像分类的效率和分类的准确率.

**关键词:** 小差异图像群; 图像分类; 支持向量机算法

**中图分类号:** TP311

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1000-7180(2014)10-0130-04

## Huge Amounts of Small Differences in Effective Classification Method in Image Group Research and Simulation

XU Tian, LIU Ling-xia

(School of Software Engineering, Anyang Normal University, Anyang 455000, China)

**Abstract:** To effective mass of difference image classification, can greatly satisfy the user demand for image search and management. Traditional mass small differences in classification of image classification method to limit a lot of constraint conditions, the existing classification efficiency is low, the invalid classification more disadvantages. Therefore, based on fuzzy joint degree improved mass small difference image classification method. Using the SIFT algorithm for feature extraction with the mass of difference image of analysis, provide data support for the further image classification. The concept of the fuzzy degree of joint is introduced into the classification algorithm, the mass of difference image classification model build, calculate the optimal solution, to the optimal mass of difference image classification. The experimental results show that the improved classification algorithm is used to mass small difference image classification, to improve the efficiency of image classification and classification accuracy.

**Key words:** small difference image group; image classification; support vector machine (SVM) algorithm

### 1 引言

随着多媒体信息技术的快速发展, 数字图像数量呈爆炸式增长势头<sup>[1-3]</sup>. 对于海量小差异图像的有效分类能够直接影响用户对图像的有效搜索, 因此成为计算机图像管理技术的核心内容. 现阶段主要的海量小差异图像分类的方法有基于遗传算法的海

量小差异图像的分类方法<sup>[4-5]</sup>、基于粒子群算法的海量小差异图像的分类方法和基于模糊聚类算法的海量小差异图像的分类方法, 其中最常用的是基于模糊聚类算法的海量小差异图像分类方法<sup>[6-9]</sup>. 由于对海量小差异图像进行有效分类的方法有着极为广阔的发展空间, 因此受到了相关专家的重点关注, 拥有巨大的发展潜力<sup>[10]</sup>.

**收稿日期:** 2013-12-07; **修回日期:** 2014-01-23

**基金项目:** 2014 年度河南省教育厅科学技术研究重点项目(14B520058)

## 2 传统的海量小差异图像分类原理及存在的弊端

传统的图像分类多是利用支持向量机算法完成的,这种方法实现简单,方便用户对于图像信息的搜索管理,其基本原理如下:

设定训练图像样本数据集是  $(x_i, y_i)$ , 其中  $i = 1, 2, \dots, l, y \in \{1, -1\}$  是类别标号,  $x \in R^d$ .  $g(x) = w \cdot x + b$  用来描述  $d$  维空间的线性判别函数的一般形式;  $w \cdot x + b = 0$  用来描述分类方程;  $f(x) = \text{sgn}(w \cdot x + b)$  表示决策函数,  $\text{sgn}(\cdot)$  表示符号函数.

归一化判别函数, 设置距离分类面最近的训练样本  $|g(x)| = 1$ , 则分类间隔为  $2/\|w\|$ , 若  $\|w\|$  或  $\|w\|^2$  值为最小时, 那么分类间隔为最大.

根据上述描述可知, 线性可分支持向量机的图像分类可以看作是求解最优化问题, 描述为

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad \text{其中约束条件可以用下式表示:}$$

$$y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1, i = 1, 2, \dots, l \quad (1)$$

由以上可知, 拉格朗日函数可以定义为:

$$L(w, b, a) = \frac{1}{2} \|w\|^2 -$$

$$\sum_{i=1}^l a_i [y_i(w \cdot x_i + b) - 1] \quad (2)$$

式中,  $a_i > 0$  为拉格朗日系数.

令上述式中  $w$  和  $b$  的值等于 0, 能够转化原凸二次优化问题为简单的对偶问题, 则在下式约束条件下能够求解  $a_i$  的最大值. 约束条件为

$$\sum_{i=1}^l y_i a_i = 0, \text{其中}, a_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \quad (3)$$

最大值函数为

$$\max Q(a) = \sum_{i=1}^l a_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l a_i a_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \quad (4)$$

如  $a_i^*$  是最优解, 则

$$w^* = \sum_{i=1}^l a_i^* y_i x_i \quad (5)$$

由以上可知, 最优分类面的权系数向量为训练向量的线性组合. 多数训练样本最优解为 0, 其中少数部位 0 的最优解决定最优分类面, 即为支持向量.

由上可知得到的最优图像分类函数可用下式描述:

$$\begin{aligned} f(x) &= \text{sgn}(w^* \cdot x + b^*) \\ &= \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^l a_i^* y_i (x_i \cdot x) + b^*\right\} \end{aligned} \quad (6)$$

式中,  $b^*$  为分类阈值, 能够用任意支持向量求解. 因

非支持向量对应的最优解为 0, 因此式中求和只对支持向量有效.

上述图像最优分类面是在线性可分前提下求解的, 在线性不可分时, 得到的最优分类面为广义最优分类面, 需在式(1)中加入松弛项  $\epsilon_i \geq 0$ , 转换为

$$y_i[(w \cdot x_i) + b] - 1 + \epsilon_i \geq 0, i = 1, \dots, l \quad (7)$$

在上述约束条件下函数极小值可以用下式描述:

$$\varphi(w, \epsilon) = \frac{1}{2} (w \cdot w) + C \left\{ \sum_{i=1}^l \epsilon_i \right\} \quad (8)$$

广义最优分类面的对偶问题与可分线性情况基本一致, 约束条件需变为:

$$\sum_{i=1}^l y_i a_i = 0, 0 \leq a_i \leq C, i = 1, \dots, l \quad (9)$$

但是, 以上的分类方法应用到海量图像分类过程中的时候, 就会出现较大问题, 在一次分类过程中, 为了简化运算, 需要对图像进行预分类, 这就使得预分类过程必须满足图像的基本种类划分, 必须设定大量的约束条件, 才能保证二次分类过程能够找到对应的预分类区域, 寻找区域的过程会极为耗时, 造成分类效果低下.

## 3 海量小差异图像分类改进算法的突出

利用传统算法进行海量小差异图像进行分类. 容易出现分类效率低和分类准确率低的缺陷. 为此, 提出引入贴近度的海量小差异图像分类方法.

### 3.1 提取海量小差异图像特征

分类过程的第一步是提取图像特征作为分类的基础约束条件. 对海量小差异图像群根据尺度不变特征转换(SIFT)算法进行特征提取分析, 具体步骤如下:

(1) 对采集的图像进行尺度-空间极值探测. 将图像进行高斯滤波处理去除噪音, 图像的尺度空间则可定义成高斯函数和原图的卷积, 可以用下式表示:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (10)$$

则尺度高斯函数可以表述为

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (11)$$

上述式子中,  $(x, y)$  为图像像素空间坐标,  $*$  为卷积,  $\sigma$  为尺度因子, 其中图像的粗略特征用较大值描述, 图像的细节特征用小尺度值描述.

相邻间的高斯卷积图像差可以用下式表示:

$$\begin{aligned} D(x, y, \sigma) &= (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) \\ &= L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \end{aligned} \quad (12)$$

根据高斯差分图像像素点和其本身其他像素点及相邻像素点进行比较, 其中比较出最大或者最小

点即为尺度空间和图像空间的极值点.

### (2) 定位图像关键点

通过步骤(1)获取图像像素的待选关键点,设定  $x = (x, y, \sigma)^T$  则尺度空间函数的泰勒展开式可以用下式描述:

$$D(x) = D + \frac{\partial D}{\partial x} + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} x \quad (13)$$

令上述公式值为 0, 则极值点位置偏移量可以用下式描述:

$$\hat{x} = -\frac{\partial^2 D}{\partial x^2}^{-1} \frac{\partial D}{\partial x} \quad (14)$$

根据上述描述可知, 原始图像的位置坐标可以通过上述偏移量加到采样点坐标的插值获取.

### (3) 主方向分配

根据关键点所在的相邻区域的像素梯度信息为每个关键点分配主方向, 如此可以保证算子具有旋转不变性. 则梯度模和方向角度可以用下式描述:

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2}$$

$$\theta(x, y) = \arctan((L(x, y+1) - L(x, y-1)) / (L(x+1, y) - L(x-1, y))) \quad (15)$$

上述式子中, 关键点所在尺度高斯图像用  $L$  表示, 根据梯度模对方向进行加权计算, 获取梯度方向直方图. 其中直方图峰值所对应的角度即为关键点邻域梯度的主方向.

至此, 得到关键点的三个至关重要的信息: 位置, 尺度, 主方向. 将 SIFT 特征向量做归一化处理, 完成对海量小差异图像群的特征分析和提取, 为图像的分类提供数据支持.

### 3.2 模糊贴近度的引入

在分类过程中, 引入模糊贴近度的概念, 可以大幅优化海量小差异图像群分类过程, 具体方法如下:

(1) 采集  $n$  个海量小差异图像群作为训练样本, 同时获取一份独立测试对象样本数据作为分类准确度评估备用数据. 将采集过的海量小差异图像区域用种子填充方法填充不同颜色, 以防止重复采集.

(2) 对上述采集的  $n$  个海量小差异图像训练样本  $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$  中的训练样本数据  $x_i$  做归一化运算, 其中,  $x_i = R^3, x = \{L, u, v\}, y = 1, 2, \dots, M, M$  是预设分类总数.

(3) 利用下式计算图像样本的模糊贴近度:

$$N(A, B) = 1 - \frac{2}{d(d+1)} \sum_{i=1}^n |u_A^d(u_i) - u_B^d(u_i)| \cdot i \quad (16)$$

计算归一化的采样对象的模糊隶属度因子. 其中  $A$  集合对应对象向量  $x_i$  的采样特征向量值. 存储  $(x_1, y_1, u(x_1)), \dots, (x_n, y_n, u(x_n))$  为 Trainingdata.txt 特征对象文本格式.

(4) 通过上述文本特征数据, 根据交叉验证法, 获取分类模型中参数  $C, r$  的最优解.

(5) 根据拉格朗日系数  $a_i$  及支持向量, 判断函数偏移值, 获取最优判别函数值. 完成海量小差异图像群的最优分类.

## 4 实验结果及分析

为了验证优化算法的有效性, 需要进行一次实验. 在实验过程中将海量小差异图像群中有效分类的准确率和分类效率作为衡量标准, 对本文提出的算法进行评价. 传统的方法采用支持向量机的方法进行对比分析.

在本次实验中, 随机采集海量小差异图像数据库中的 10 个图像类别 100 000 幅图像作为本次实验的实验样本, 图 1 中给出一些类别示例图像, 表 1 所示为样本图像类别具体数据量.



图 1 实验样本示例图

表 1 实验样本数据表

| 序号 | 类别 | 数据量    |
|----|----|--------|
| 1  | 森林 | 10 700 |
| 2  | 酒  | 11 060 |
| 3  | 书籍 | 16 090 |
| 4  | 电脑 | 10 290 |
| 5  | 街道 | 8 370  |
| 6  | 大厦 | 11 200 |
| 7  | 卧室 | 9 450  |
| 8  | 衣柜 | 7 300  |
| 9  | 饮料 | 10 330 |
| 10 | 水杯 | 5 210  |

在上述商品信息样本数据中,选取任意属性进行详细分类,实验次数为10次,分别用传统算法和优化算法进行分类,得到的不同算法的分类准确率如图2所示。

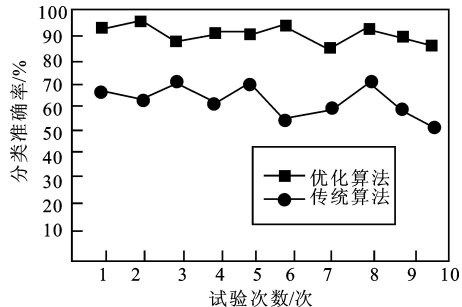


图2 不同算法分类准确率

根据图2可知,利用传统算法进行海量小差异图像群分类其准确率较低,优化算法在分类准确率方面具有明显优势。

在上述实验过程中统计两种算法的分类效率对比如图3所示。

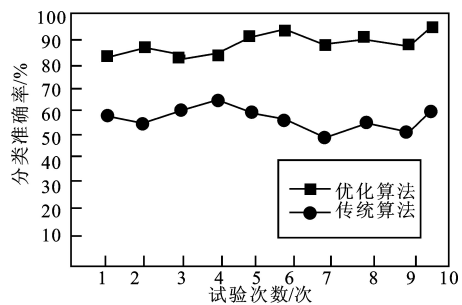


图3 不同算法分类效率

根据图3可知,利用优化算法进行海量小差异图像分类效率远远高于传统算法的效率。

将以上实验得到的数据进行整理,能够得到表2和表3。

表2 不同算法分类准确率对比结果 %

| 实验次数 | 传统算法分类准确率 | 优化算法分类准确率 |
|------|-----------|-----------|
| 1    | 67        | 92        |
| 2    | 64        | 95        |
| 3    | 71        | 87        |
| 4    | 60        | 89        |
| 5    | 70        | 89        |
| 6    | 59        | 92        |
| 7    | 67        | 85        |
| 8    | 71        | 94        |
| 9    | 62        | 92        |
| 10   | 57        | 86        |

表3 不同算法分类效率对比结果 %

| 实验次数 | 传统算法分类准确率 | 优化算法分类准确率 |
|------|-----------|-----------|
| 1    | 57        | 82        |
| 2    | 54        | 87        |
| 3    | 61        | 85        |
| 4    | 62        | 86        |
| 5    | 60        | 91        |
| 6    | 59        | 93        |
| 7    | 57        | 85        |
| 8    | 61        | 90        |
| 9    | 59        | 88        |
| 10   | 67        | 96        |

根据上述实验可知,利用基于支持向量机算法的海量小差异图像分类优化方法,能够提高图像分类的准确率和效率,具有明显优势,满足了对于海量小差异图像群分类准确高效的需求。

## 5 结束语

针对传统算法由于图像信息量大且差异小而造成图像分类的准确率和效率低下的缺陷,提出了引入贴近度的海量小差异图像分类方法。利用SIFT算法对采集的海量小差异图像群进行特征提取分析,为进行图像进一步分类提供数据支持,完成对海量小差异图像群的最优分类。实验结果表明,根据支持向量机算法对海量小差异图像进行分类,能够提高图像分类的效率和分类的准确率,具有极大的优越性。

## 参考文献:

- [1] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 29-41.
- [2] Arenas-Garcia J, Perez-Cruz F. Multi-class support vector machines: A new approach[J]. Proceedings of the 2003 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2003(2): 781-784.
- [3] 张瑜慧, 胡学龙, 陈琳. 基于支持向量机的图像分类[J]. 扬州大学学报: 自然科学版, 2007, 10(2): 36-45.
- [4] Chang S, Nasrabadi N, Carin L. Infrared-image classification using support vector machines[C] // 2002 IEEE International Conference on Acoustic, Speech, and Signal Processing. Orlando: IEEE, 2002(4): 41-68.
- [5] 李杰, 朱维乐, 王磊, 等. 基于Wold模型和支持向量机的纹理识别[J]. 计算机研究与发展, 2007, 44(3): 435-456.

(下转第137页)

## 5 结束语

本文提出一种适用于并行处理的 IPv6 控制路由器快路径结构. 该结构采用 NoC 结构作为并行处理的基本通信设施, 利用其可扩展性及高通信效率的特点, 设计实现了包括预处理、输入队列、数据包处理和片上网络四部分, 从而实现了分布式 IP 地址查找与并行 IP 包交换相融合的并行 IP 报文处理. 经测试, 该结构一方面解决了 IP 路由查找方面的可扩展性差、查找延时大等瓶颈问题, 另一方面, 在一个 NoC 结构之上同时实现了并行 IP 包交换, 极大提高了交换效率, 节省了硬件资源.

下一步将研究快速高效且资源消耗低的 IPv6 硬件查找算法, 以替代传统的 IPv4 硬件查找算法.

### 参考文献:

- [1] Chao H J, Liu B. High performance switches and routers[M]. Boston: Wiley-Interscience, 2007.
- [2] Li Q, Jinmei T, Shima K. IPv6 core protocols implementation the morgan kaufmann series in networking [M]. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc. 2006.
- [3] Baker, F. Requirements for IP version 4 routers. RFC 1812. [2014-01-20]. <https://tools.ietf.org/html/rfc1812>. June 1995.
- [4] Knuth D E, The art of computer programming[M]. Sorting and Searching. Reading, MA: Addison-Wesley, 1973.
- [5] Lampson B, Srinivasan V, Varghese G. IP lookups using multiway and multicolumn search [J]. IEEE/ACM Transactions on Networking (TON), 1999, 7 (3): 324-334.
- [6] Minkenberg C. Current issues in packet switch design [J]. ACM SigComm Comput Comm Rev Jan, 2003, 33(1):1-6.
- [7] W. Dally and B. Towles. Route packets, not wires: on-chip interconnection networks[C]// Proc the Design Automation Conference, Las Vegas, NV: IEEE, 2001:684-689.
- [8] De G Micheli, Benini L. Eds networks on chips: technology and tools[M]. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 2006.
- [9] Hu J, Marculescu R. Energy and performance-aware mapping for regular NoC architectures [J]. IEEE Trans on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems, 2005, 24(4):551-562.

### 作者简介:

王 光 男, (1973—), 副教授. 研究方向为计算机系统结构.

(上接第 133 页)

- [6] Lin Hsuan-Tien, Lin Chih-Jen, A study on sigmoid kernels for SVM and the training of non-PSD kernels by SMO-type methods[R]. Taipei, Taiwan, 2003.
- [7] 谢承旺. 不同种类支持向量机算法的比较研究[J]. 小型微型计算机系统, 2008, 1(1):98-108.
- [8] 李敏, 李俊. 基于人类视觉系统特性的图像质量评价算法[J]. 科技通报, 2013, 29(2): 160-162.
- [9] Lowe D. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer

Vision, 2004, 60(2):91-121.

- [10] 马建红, 姬莉霞. 基于免疫多 Agent 的网络监控系统模型研究[J]. 计算机仿真, 2013, 30(5): 213-216.

### 作者简介:

徐 甜 女, (1968—), 硕士研究生, 副教授. 主要研究为图像处理、数据挖掘.

刘凌霞 女, (1977—), 硕士, 副教授. 研究方向为图像处理.