

基于 SVM 改进的图像反馈检索方法研究

宋冬慧, 马晓楠, 王 冲

(桂林电子科技大学 计算机与信息安全学院, 广西 桂林 541004)

摘 要: 基于内容的图像检索系统在用 SVM 算法进行反馈时, 为了提高图像检索的精度, 减少用户的反馈次数, 提出了 KRSVM 算法. 该算法通过运用颜色矩、颜色直方图和 Hu 矩提取图像的颜色和形状特征, 并用 K-means 算法对特征进行多次聚类, 同时使用 SVM 算法对其图像样本进行训练时, 引入了多个 SVM 核函数和 Relief 算法, 对核函数和图像特征进行权重分配. 相比较传统的 SVM 算法和 K-SVM 算法, 本算法在一定程度上提高了图像检索的准确度和用户满意度.

关键词: 图像检索; SVM; K-means; Relief; KRSVM

中图分类号: TP391. 3

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2018)04-0079-05

Research on Image Feedback Retrieval Method Based on Improving SVM

SONG Dong-hui, MA Xiao-nan, WANG Chong

(College of Computer and Information Security, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: The feedback of the content-based image retrieval system with the SVM algorithm, In order to improve the accuracy of image retrieval and reduce the number of user feedback, we proposed a novel algorithm called KRSVM, extracting features of the image about color shape and shape by using color moments, color histograms and Hu moments, and they are clustered with the multiple clusters of the K-means algorithm, at the same time, the SVM algorithm trains the image samples using a number of SVM kernel functions and Relief algorithm, they are for the weight distribution of the kernel functions and the image features. Compared with the traditional SVM algorithm and K-SVM algorithm, this algorithm is more better in terms of accuracy and requirements to some extent.

Key words: image retrieval; SVM; k-means clustering; relief; KRSVM

1 引言

由于基于文本的图像检索存在用户不能够准确描述被检索的图像这一缺陷, 所以基于内容的图像检索相对比较流行. 不管使用何种特征和何种距离测量, 两幅图像的相似程度最终是由用户决定的, 所以在图像检索过程中, 用户的作用是不容忽视的. 由于用户在进行图像检索时不愿意浪费太多时间, 多半用户并不愿意接受频繁的反馈. 为了最大程度地满足用户需求, 提高图像的检索精度, 减少用户反馈次数, 本文对传统的 SVM 算法进行改进, 提出了

KRSVM 算法. 对图像的低层视觉特征用 K-means 算法进行多次聚类, 防止数据冗余给实验带来的误差; 引入 Relief 算法, 避免 SVM 对图像进行反馈分类时将相关图像样本集和不相关图像样本集进行同等对待; 将 SVM 的不同核函数结合起来进行权重分配, 减小了 SVM 随意选取核函数对实验造成的误差.

2 算法分析

2.1 SVM 算法

支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)

收稿日期: 2017-06-22; **修回日期:** 2017-07-31

基金项目: 广西可信软件重点实验室项目 (PF14071X); 广西教改工程项目 (C66JWA13SX07)

是 Vapnik^[1]等在 SLT 的基础上发展的,它是一种可训练、分类的半监督机器学习方法,目前已经成为非常重要的算法.在样本量较小的情况下,其实际应用效果甚至超过了神经网络. SVM 通过建构最优分割超平面对样本集进行分类,增强了 SVM 的泛化能力,它既可以用于线性,也可以用于非线性.

用户反馈在图像检索过程中扮演着非常重要的角色.用户对图像进行评价:相关和不相关.根据用户评价,运用 SVM 算法对图像检索结果进行分类,其过程如下.

设训练图像样本为 (x_i, y_i) , 其中 i 为训练图像个数, $1 \leq i \leq N$, $x \in R^d$, $y \in \{-1, 1\}$ 指图像类别标号. 对于线性可分, 线性判别函数为 $g(x) = w \cdot x + b$, 分类方程为 $w \cdot x + b = 0$. 对于所有的图像集, 为使其线性判别函数归一化, 令 $g(x) \geq 1$. 最大化分类间隔为 $\max 2 / \|w\|$, 即 $\min \|w\|$, 分类面最优. 即求解 $\varphi(w) = \|w\| 2/2 = (w \cdot w)/2$ 函数的最小值. 运用拉格朗日乘子法引入 $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N)$ 乘子, 该式变为

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \quad (1)$$

$$\text{通过约束条件} \begin{cases} \alpha_i \geq 0 \\ \sum_{i=1}^N y_i \cdot \alpha_i = 0 \end{cases} \text{最终求得最优分}$$

类函数为

$$f(x) = \text{sgn}(\sum \alpha_i y_i (x_i \cdot x) + b) \quad (2)$$

对于非线性图像样本集, SVM 引入了惩罚因子 C 和松弛系数 ξ_i , 将低维空间映射到高维空间, 使其转化后的高维空间线性可分. 函数变为

$$\varphi(w, \xi) = \frac{1}{2} (w^T w) + C (\sum_{i=1}^N \xi_i) \quad (3)$$

SVM 在解决非线性问题时, 将低维空间映射到高维空间, 使其转化后的高维空间线性可分. SVM 通过引入核函数, 最终求得的分类函数为

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i * K(x_i, x) + b) \quad (4)$$

从 SVM 对图像的分类过程可以看出, SVM 分类方法存在以下不足:

(1) 用户对图像进行反馈时, 将图像样本单纯地分为两类, 势必会给用户的情感选择带来不必要的麻烦.

(2) SVM 在分类过程中, 随意选取核函数, 势必会给检索结果带来一定的影响.

(3) SVM 在分类过程中, 将正样本集和负样本

集同等对待.

(4) SVM 在分类图像之前, 对存储空间、冗余数据以及算法复杂度没有进行相应的处理.

2.2 K-SVM 算法

文献[2-4]提出的 K-SVM(K-Means Clustering and Support Vector Machine)算法, 充分考虑了样本在进行 SVM 分类之前, 减少存储空间的浪费以及冗余数据给实验带来的影响, 先用 K-means 算法对特征进行聚类, 选择最具信息的样本. 然而在 SVM 分类过程中, 还是随意选取核函数, 将正样本集和负样本集同等对待.

2.3 相关改进算法

由于用户进行图像检索反馈时耐心有限, 为此文献[5]对算法进行了改进, 但改进效果及其带来的复杂度不能令人满意.

3 改进的 SVM 算法—KRSVM

传统的基于内容的图像检索在进行 SVM 反馈之时, 随意选取核函数, 将图像的相关图像样本集和不相关图像样本集进行同等对待. 为了解决这一问题, 提出了 KRSVM 算法. 本算法流程分为五个单元, 即用户查询单元、相似度单元、数据库单元、标签单元和学习单元. 用户输入待检索图像, 提取图像的低层特征, 并用改进的 K-means 算法对此特征进行聚合, 和图像库中的图像进行特征匹配, 得出检索图像. 用户对其标记、SVM 反馈. 在 SVM 反馈过程中, 引入 Relief 算法, 对图像的特征权重进行分配, 并将 SVM 多个核函数结合起来并进行权重分配, 其详细流程图如图 1 所示.

3.1 K-means 算法改进

颜色描述了图像的表面特征, 无论图像的大小、方向如何变化, 其颜色都不变. 因此颜色的鲁棒性比较强, 被广泛应用于图像的低层特征提取中. 图像颜色在提取过程中有多种方法, 其中颜色矩和颜色直方图两种提取方法比较常用. 因此本文采用这两种方法提取颜色特征. 颜色矩不需要对颜色空间进行量化, 颜色分布信息主要集中在低阶矩中, 用一阶矩、二阶矩、三阶矩就可以表示颜色的空间分布. 颜色直方图采用人眼可判断的 HSV 颜色空间. 形状是图像的重要视觉特征之一, 本文采用 Hu 矩的七个不变矩来描述图像的形状特征.

传统的 K-means 算法^[6-8]采用随机法, 随机选取聚类中心和聚类数目, 为了提高图像的初始检索结果, 本文采用改进的 K-means 算法对图像特征的

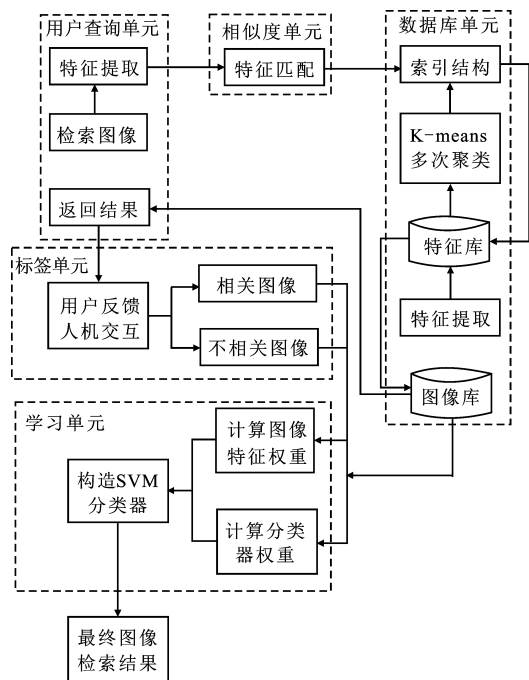


图1 KRSVM 算法流程图

颜色矩、颜色直方图和 Hu 矩进行聚类. 其过程如下.

(1) 图像库 $\mathcal{D} = \{x_i\}_{i=1}^N$, 阈值为 λ , 初始随机选取 K-means 聚类个数为 K , 聚类数目为 n

(2) For $i=1:N_1$

(3) For $j=1:N_1$ & $i \neq j$

(4) $\text{Dist}(|x_i - x_j|) = |x_i - x_j|$

(5) $\text{Dist}(x_i, x_j) = \max(\text{Dist}(|x_i - x_j|))$

(6) 初始聚类中心: $c_1 = x_i, c_2 = x_j$

(7) 计算其余样本点到聚类中心的距离, 距离最大的点作为聚类中心, 直至找到 K 个聚类中心.

(8) 计算其余样本点到 K 个聚类中心的距离, 将距离较小的前 n 个样本点归并为一类.

(9) 重新计算每一类的均值作为新的聚类中心, 重复前面步骤, 直至聚类中心不再改变.

(10) 如果每一类的样本点到聚类中心的距离均值大于阈值 λ , 将此类再次分类, 重复(2)~(9), 直至均值小于此阈值.

3.2 SVM 核函数

SVM 通过建构最优分割超平面对样本集进行分类, 核函数的选取与 SVM 分类器对非线性图像样本集的分类效果紧密相连. SVM 通过引入核函数, 降低了在高维空间中空间复杂度的计算. 目前, SVM 常用的核函数有线性核函数、多项式核函数、高斯核函数、Sigmoid 型核函数. 每一种核函数都有一定的优点, 也存在一定的局限性. 为了减少核函数给分类结果带来的误差, 构造一个良好的 SVM 支

持向量机, 本文将这四种不同的核函数结合起来并赋予权重. 如式(5)所示.

$$K(x_i, x_j) = \alpha(x_i \cdot x_j) + \beta[(x_i \cdot x_j) + 1]^d + \gamma(\exp(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2})) + \delta(\tanh(\varphi(x_i \cdot x_j) + b)) \quad (5)$$

式中, $x_i \cdot x_j$ 表示线性核函数, 它是核函数中的一个特例, 采用线性核函数, 则是在原始空间中寻找最优泛化性的线性分类器.

$[(x_i \cdot x_j) + 1]^d$ 表示多项式核函数, d 为特征调节参数. 多项式核函数属于全局核函数, 具有全局特性. 随着 d 值的增长, 映射的维数也相对提高, 计算量而随之增大. 当 d 值过大时, SVM 的泛化能力降低, 容易发生“过拟合”的现象.

$\exp(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2})$ 表示高斯核函数, 它在

局部性方面相对较强. 当 σ 值较大时, 高斯特征上的权重衰减得过快. 反之 σ 值过小, 则任意的数据映射为线性可分, 容易造成过拟合问题.

$\tanh(\varphi(x_i \cdot x_j) + b)$ 表示 Sigmoid 函数, 其中 $\varphi > 0, b < 0$. Sigmoid 核函数也称二层感知器神经网络核函数. 该函数的参数只要在特定的范围内, 就能保证任意两个变量之间的问题是凸二次规划问题. 而且依据 SVM 的理论基础, SVM 具有良好的泛化能力.

3.3 Relief 算法

Relief 是由 Kira 和 Rendell^[9] 提出的一种著名的多变量过滤式特征选择算法, 从而达到减少特征个数, 提高模型精度, 减少运行时间的目的. Relief 算法的关键在于迭代估计特征权重^[10-11]. 设图像的样本集 $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_z\}$, 其中 z 为图像样本的个数, 每个样本包含 m 个特征, $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{im}\}, 1 \leq i \leq z$, 随机选取一个样本, 样本抽样次数为 t , 从同类样本中寻找最近邻样本 H , 从和该样本不同类的样本中寻找最近邻样本 M , 计算每个特征的权重. 其具体算法如下.

(1) 分类样本集 $D = \{(x_z, y_z)\}_{z=1}^Z$, 样本初始各个特征的权重为 $\omega_m = 0 (1 \leq m \leq M)$, 迭代次数为 T .

(2) for $t = 1:T$

(3) 随机选择一个样本 R ;

(4) 从同类样本集中寻找 R 的最近邻样本 H , 从不同类样本集中 R 的最近邻样本 M

(5) for $m = 1:M$

(6) $\omega_m = \omega_m + |x^{(m)} - M^{(m)}(x)| - |x^{(m)} - H^{(m)}(x)|$

(7) End

(8) End

4 实验仿真

4.1 实验步骤

(1)为验证 KRSVM 算法的有效性,从 Corel 图像库和其他图像库中随机选取 1 000 幅图像,每类图片大概 100 幅,随机选取图片对图像进行特征分析、聚合、相似度分析、分类等环节.

(2)实验仿真平台采用 matlab R2012b, windows7 系统,并将 libsvm 包导入到 KRSVM 算法的相关项目中.

(3)项目采用 matlab 语言,分别实现传统的 SVM 算法、K-SVM 算法和本文提出的 KRSVM 算法.在 KRSVM 算法中,式(6)中 α 、 β 、 γ 和 δ 的取值分别为 0.3,0.4,0.2,0.1.

(4)为便于实验分析,在计算机已搭建好的的实验环境中,分别用传统的 SVM 算法、K-SVM 算法和 KRSVM 算法对仿真数据进行查询,比较查询后图像的检索效果,并对比分析 KRSVM 算法相较于前两种算法的检索质量.

4.2 实验结果分析

为了验证图像的检索效果,本文以“野人”待检索图像,提取的颜色矩、颜色直方图和 Hu 矩如图 2~4 所示,其中图像的颜色矩用三阶矩(每阶矩三个分量)来表示.颜色直方图采用 HSV 颜色空间,由 RGB 空间转换到 HSV 空间,H、S、V、分别量化为 16 级、4 级、4 级,被划分为 256 个不同的空间区域,得到 256bin 的 HSV 一维颜色直方图. Hu 矩运用 7 个不变矩来表示,并分别用 SVM、K-SVM 和 KRSVM 这三种算法进行图像检索,为了减少用户的疲劳度,本文的反馈次数为 4 次,并对查准率进行统计,如表 1 所示.本文的查准率是通过小规模仿真实验获得的统计结果,对查询结果中的前 60 幅图像进行测试.查询率的计算如式(6)所示.

查 准 率 = $\frac{\text{前 60 幅图像与待检图像的相关个数}}{60} \times 100\%$ (6)

表 1 三种不同算法的检索效果

反馈次数	SVM 检索精度	K-SVM 检索精度	KRSVM 检索精度
0	44.2	45.1	47.4
1	50.1	52.5	54.3
2	53.4	55.8	59.6
3	59.7	61.3	65.4
4	60.2	63.8	70.2

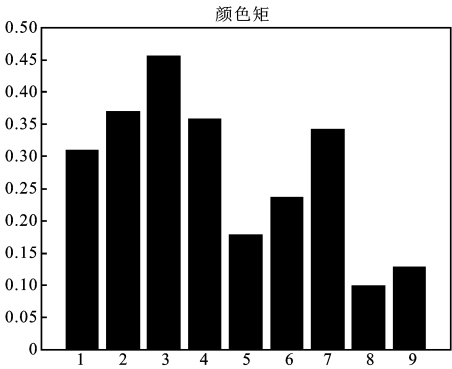


图 2 “野人”的颜色矩

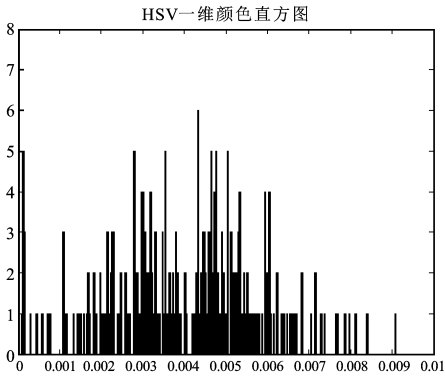


图 3 “野人”的 HSV 一维颜色直方图

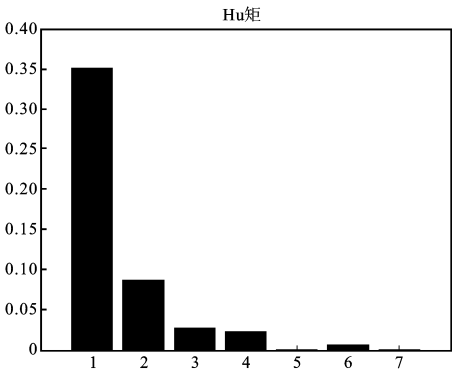


图 4 “野人”的 Hu 矩

从表 1 可以看出,不同的反馈次数中,SVM 的图像检索精度最低,KRSVM 的检索精度最高.由于传统的 SVM 算法对图像进行反馈时,直接根据图像本身的特征进行图像检索,一方面图像的特征冗余,给空间带来了不必要的浪费,另一方面使图像的查准率降低,给用户带来了不必要的麻烦.

K-SVM 算法是在 SVM 算法的基础上,对图像进行检索前,先用 K-means 算法对图像的颜色矩、颜色直方图以及形状特征 Hu 矩进行聚类.这样一方面减少了特征的冗余度,另一面图像的检索精度

相对提高。

本文提出的算法 KRSVM 算法在对图像的低层视觉特征进行 K-means 聚类时,由于 K-means 的初始聚类中心和聚类个数是随意选取的,为了解决这种不必要因素带来的误差,根据“两图像特征向量之间的距离来选取聚类中心,距离越大,越有可能成为聚类中心”来选取初始聚类中心,同时当聚类半径大于阈值时,引入了 K-means 多次聚类方法,因此该算法在用户反馈之前图像检索结果的查准率就相对提高。之后再用 SVM 进行反馈时,随意选取核函数,并将相关图像样本和不相关图像样本进行同等对待,为了减小这种因素带来的误差,用 Relief 算法对各特征分配权重,并对 SVM 核函数进行权重分配。

为了验证运用 KRSVM 算法,图像检索结果的稳定性,本文将用户的满意度进行衡量,对“野人”“公交”“花卉”和“马群”进行查询,用户满意度评估^[12],评估公式如式(7)所示。

$$S = \sum_{i=1}^n (n-i+1) * s_i \quad (7)$$

查询结果分为四个等级,分别为非常满意、满意、较满意和不满意。 S_i 表示满意度系数,不同等级满意度系数分别为 1.0,0.6,0.2,0.0。 n 表示图像总数,本实验中 n 为不同算法结果中选取的前 60 个图像, i 是计数器。通过该公式进行测试实验,结果如图 5 所示。

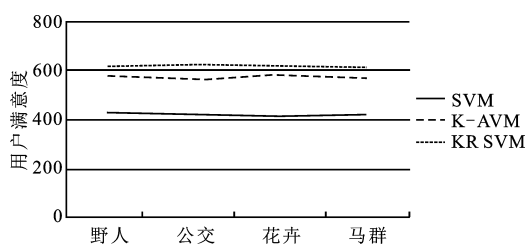


图5 三种算法的用户满意度对比图

通过实验仿真证明,KRSVM 算法在一定程度上可以提高图像的准确度和用户满意度。

5 结束语

在实际图像检索反馈过程中,用户的耐心有限,不可能多次对检索出来的图像进行相关性分析,为了提高图像的检索精度,减少用户反馈次数,本文一方面根据“距离越大,两图像越不相似”来确定聚类中心,对颜色矩、颜色直方图和 Hu 矩进行 K-means 聚类,并运用阈值法进行多次聚类,

确定聚类个数,从而进一步提高 K-means 算法的聚合效果,选择冗余少且最具信息的图像样本进行检索。另一方面对聚类后的图像检索结果进行 SVM 分类,用 Relief 算法给相关图像样本集和不相关图像样本集赋予不同的权重,并将 SVM 常用的几种核函数结合起来分配权重。运用改进后的 SVM 方法对图像进行反馈、标记、分类更新,使检索系统做到人机交互。实验结果表明,KRSVM 算法能够有效地提高图像的检索精度和用户满意度,为用户的人机交互带来便利。

参考文献:

- [1] Vapnik V N. The nature of statistical learning theory [M]. Springer, 1999.
- [2] Yao Yukai, Liu Yang, Yu Yongqing, et al. K-SVM: An effective SVM algorithm based on k-means clustering [J]. Journal Of Computers, 2013(3): 2632-2639.
- [3] Verma V K, Khanna N. Indian language identification using k-means clustering and support vector machine (SVM)[C]//SVM. IEEE, 2013: 1-5.
- [4] Gaur A, Yadav S. Handwritten Hindi character recognition using k-means clustering and SVM[C]//2015 4th International Symposium on Emerging Trends and Technologies in Libraries and Information Services. IEEE, 2015: 65-70.
- [5] Wang Xiangyang, Yang Hongying, Li Yongwei, et al. A new SVM-based active feedback scheme for image retrieval[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2015, 37: 43-53.
- [6] Kapil S, Chawla M, Ansari M D. On k-means data clustering algorithm with genetic algorithm[C]//2016 Fourth International Conference on Parallel, Distributed and Grid Computing (PDGC). IEEE, 2016: 202-206.
- [7] Chen Min, Yin Chanjuan, Xi Yuping. A new clustering algorithm partition k-means [C]// Proceeding of 2011 International Conference on Advanced Materials and Computer Science (ICAMCS). IEEE, 2011: 577-580.
- [8] 吕明磊,刘冬梅,曾智勇.一种改进的 K-means 聚类算法的图像检索方法[J]. 计算机科学, 2013, 40(8): 285-288.
- [9] Kira K. The feature selection problem: Traditional methods and a new algorithm [C]//Proceedings of Ninth National Conference on Artificial Intelligence. IEEE, 1992: 129-134.

(下转第 88 页)

了 0.9. 对比无参考的方法, 我们看到 FANG 的方法性能最低, 而 IL-NIQE 取得了较好的预测性能, NIQE 和 BQMS 预测准确性一般, 我们提出的方法取得了最佳的预测性能, 准确度在 0.6 左右.

4 结束语

本文介绍了一种专门针对对比度失真的图像质量评价方法, 在该方法中, 我们设计了一个卷积神经网络包括三层卷积层、三层池化层和三层全连接层, 通过训练该网络, 让其可以自动提取与对比度失真相关的特征, 从而进行图像质量的预测, 最后通过实验我们验证了提出方法的有效性, 以及超过了同类的质量评价预测方法. 然而, 通过实验结果我们可以发现, 提出的方法预测性能仍然具有提升的空间, 所以在以后的工作中, 我们将进一步研究更好的对比度失真的评价方法, 继续提升质量预测的准确性.

参考文献:

[1] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Trans Image Process, 2004, 13 (4): 600-612.

[2] Soundararajan R, Bovik A C, Rred indices: reduced reference entropic differencing for image quality assessment[J]. IEEE Trans Image Process, 2012, 21 (2): 517-526.

[3] Zhai G, Wu X, Yang X, et al. A psychovisual quality

metric in freeenergy principle[J]. IEEE Trans Image Process, 2012, 21 (1) :41-52.

[4] Hou W, Gao X, Tao D, et al. Blind image quality assessment via deep learning[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2015, 26(6): 1275-1286.

[5] Mocanu D C, Exarchakos G, Liotta A. Deep learning for objective quality assessment of 3D images[C] // 2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Paris: IEEE, 2014: 758-762.

[6] Guan J, Yi S, Zeng X, et al. Visual importance and distortion guided deep image quality assessment framework[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2017, 19 (11): 2505-2520.

[7] Gu K, Zhai G, Yang X. Subjective and objective quality assessment for images with contrast change[C] // Proc 20th IEEE Int Conf Image Process(ICIP). IEEE, 2013: 383-387.

作者简介:

刘 春 女, (1970-), 硕士, 副教授. 研究方向为数据库、图像处理、软件工程. E-mail: saralc@126. com.

谭 琨 女, (1976-), 硕士, 讲师. 研究方向为数据库、图像处理、软件工程.

刘绍辉 男, (1977-), 博士, 副教授, 硕士生导师. 研究方向为目标跟踪、计算机视觉、图像处理.

马英瑞 男, (1963-), 硕士, 副教授. 研究方向为数据库、软件工程.

(上接第 83 页)

[10] Ruigang F, Ping W, Yinghui G, et al. A new featureSelection method based on relief and svm-rfe[C]//SVM. IEEE, 2014: 1363-1366.

[11] Wang Xiangyang, Liang Linlin, Li Weiyi, et al. A new SVM-based relevance feedback image retrieval using probabilisticfeature and weighted kernel function[J]. Journal of Visual Communication And Image Representation, 2016(38): 256-275.

[12] 王冲, 纪仙慧. 基于用户反馈与链接关系的网页排序改进算法[J]. 计算机工程与设计, 2016, 37(5):

1166-1170.

作者简介:

宋冬慧 女, (1977-), 副教授, 硕士生导师. 研究方向为为多媒体技术、视觉传达设计.

马晓楠(通讯作者) 女, (1992-), 硕士研究生. 研究方向为为多媒体技术. E-mail: 929697648@qq. com.

王 冲 男, (1972-), 副教授, 硕士生导师. 研究方向为为信息检索技术、多媒体教育软件技术与应用理论.