

# 基于截图内容的图片垃圾邮件过滤系统

陈俊伟, 张丽春, 吕岳

(华东师范大学 计算机科学与技术系, 上海 200241)

**摘要:**垃圾邮件制造者常常将文字嵌入到图像中, 产生了大量的图片垃圾邮件. 为解决这一问题, 提出并实现了一个基于截图内容的图片垃圾邮件过滤方案. 首先由用户从垃圾邮件中截取某一子域图片, 每一截图对应一类垃圾图片, 所有的截图构成一个自定义的垃圾图片“黑名单”. 其次对读入的每一封图片邮件, 其内置图片与“黑名单”中的图片进行图像匹配. 最后若存在匹配项, 则判定该邮件含有用户已指定的垃圾图片信息. 将此图片垃圾邮件过滤方案应用于一个小型的邮件收发系统, 使用 3 534 幅垃圾邮件图片进行实验, 结果证明了该垃圾邮件过滤方案有效.

**关键词:**截图内容; 图片垃圾邮件过滤; 图像匹配

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785(2008)05-0416-07

## A spam image filtering system based on user-specified image content

CHEN Jun-wei, ZHANG Li-chun, LU Yue

(Department of Computer Science and Technology, East China Normal University, Shanghai 200241, China)

**Abstract:** Spammers often embed text in images in innocuous seeming emails, resulting in large numbers of spam images which are difficult to filter out. To solve this problem, a spam image filtering system was developed that applies user-specified identification of spam image content. First, users were asked to identify spam images from emails to generate a class of spam images. These images were then added to a blacklist. Next, images in incoming emails were matched with images stored in the image blacklist. Finally, if a matching image was found, the email was judged as spam because it contained images identified as spam by users. Testing with an e-mail server containing 3534 sample images proved the proposed method effectively intercepts spam e-mails.

**Keywords:** user-specified image content; image spam filtering; image matching

电子邮件得到广泛应用, 垃圾邮件也随之蔓延并成为世界性难题. 如果找不到有效的预防方法, 垃圾邮件将严重威胁到网络资源的共享性、交互性和开放性<sup>[1]</sup>. 所谓垃圾邮件指的是一些不受欢迎的邮件, 为了和用户取得某种联系, 它们未征得任何允许却强行发送到用户邮箱. 最典型的例子就是广告邮件, 以及用来窃取用户帐号信息的钓鱼邮件<sup>[2]</sup>. 针对垃圾邮件, 较为典型的对策是在邮件文字内容中嗅探是否存在垃圾信息的关键字. 基于关键字的邮件过滤器实际上就是一种文本分类器, 目前主要有 4 类, 即贝叶斯式、启发式、全方位式以及模式匹

配式<sup>[3]</sup>. 这类邮件过滤系统在文本垃圾邮件过滤领域得到了不俗的效果, 因此垃圾邮件制造者采用了更加隐蔽的信息载体形式, 即图片形式<sup>[4]</sup>. 他们将文字嵌入到图片当中, 使得一些基于文本的过滤系统无法识别而失效.

面对图片形式的垃圾邮件, 普遍的做法是从其中的文字内容入手, 先将文字信息与背景图片分离, 再对提取出来的文字内容进行文本过滤; 或者根据文字区域的一些表面特征 (比如大小或者颜色)<sup>[2, 4]</sup>, 设计一个分类器, 将垃圾邮件与正常邮件区分开来. 这种方法对于复杂背景的文本图像进行处理是个难点, 同时确定图像的典型特征也是件棘手的事.

本文提出并且实现了一套图片垃圾邮件过滤方法. 与其他过滤方法不同的是, 本文的过滤规则由用

收稿日期: 2008-07-15.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60475006).

通信作者: 陈俊伟. E-mail: iljy2002@163.com

户自己定义.先由用户抓取一些截图,比如某封邮件或者网页广告,系统将用户的所有截图存入一个“图片黑名单”.对于每一封新到的图片邮件,系统都会提取其内嵌的图片,在黑名单中查找是否存在与之类似的图片,一旦匹配,说明这封邮件的图片含有该用户先前定义的垃圾图片内容,那么也就认定该邮件是一封垃圾邮件.

## 1 方 法

目前大部分图片过滤方法主要是针对广告图片中的文字内容进行提取与分析.这种针对图片文字的操作往往难以见效,垃圾邮件制造者可以很容易地做一些预处理而躲避过滤器的检测.举一个简单的例子,图 1 是一幅加过噪声并且旋转过一定角度的广告图片,人眼可以很清楚地识别其广告内容,但是要让一个字符识别程序处理这类图片往往是费尽周折并且识别率很低.进一步讲,如果考虑文本的语言种类问题,垃圾邮件制造者可以添加多语言的文字信息,而这无疑又增加了文字识别的难度.

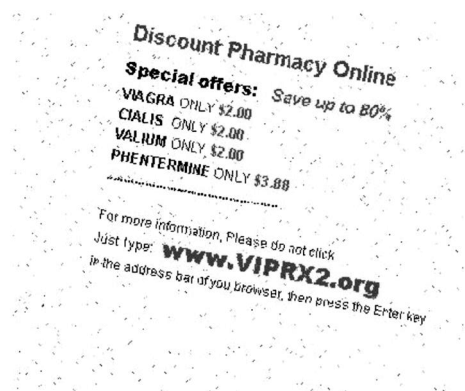


图 1 经过处理之后的垃圾图片

Fig 1 Image processed by the spammer

从另一个角度来看,关于垃圾邮件的定义本身就是个难题<sup>[5]</sup>,仅通过一个算法或者规则去判别垃圾邮件是不现实的,因为“垃圾邮件”只是一个相对的定义,并不存在一个绝对的评判标准能够完全正确地进行区分,所以应该根据具体用户的意见进行垃圾邮件的识别与过滤.比如对于普通人来说,推销化工材料的广告邮件是标准的垃圾邮件,但对于某个化工厂的经理来说,这些邮件却能很好地帮助他了解市场上的价格信息,这些广告邮件就不再是垃圾邮件,而是非常有用的信息渠道.垃圾邮件不存在普遍适用的具体评判准则,而应该属于个性化的定义,交由邮件用户做具体的判断是较为合理的.

此外,由于图片垃圾邮件绝大部分是广告邮件,

无论广告的产品内容如何变化,生产商的相关信息(例如商标图案)却往往是固定不变的,所以垃圾图片的局部内容重复性很高.针对这一特性,可以利用这部分重复性高的子图内容去识别同属一系列的广告垃圾图片.

基于上述考虑,提出了一个过滤图片垃圾邮件的方法:通过用户从一些垃圾邮件中指定他感兴趣的子图区域并提供给过滤系统,继而系统依据这些子图对每封收到的邮件进行图像识别,一旦发现邮件图片中含有与之匹配的可疑内容,则判定该邮件为垃圾邮件.

如图 2 所示,系统的整个工作流程按照以下 4 步执行:

1) 用户发现某封邮件含有垃圾图片,继而截取图片中的某块子区域内容(如特定的一段文字,广告公司商标图案或者其他具有代表性的文字或图案),注明垃圾邮件类型(如“医药广告”)后提交给系统;

2) 系统提取出截图的特征信息并导入到一个数据区中.这个数据区维护着从所有垃圾图片的截图中提取的特征信息,它扮演了“黑名单”的角色.任何含有“黑名单”中某项内容的图片都将视为垃圾图片处理;

3) 一旦有新的邮件出现,系统先检测该邮件是否含有图片,如果有,则提取出图片特征信息,用它的特征信息至 2) 所生成的“黑名单”中查找,一旦匹配,则表示在该邮件识别出了垃圾图片,将此垃圾邮件过滤;

4) 前 3 步实际上是针对新进入的垃圾邮件的检测与过滤操作,同时也有必要对收件箱中之前已收取的邮件进行垃圾邮件扫描,因为一旦用户修改了某条垃圾邮件判别规则,系统有必要对既有的邮件重新进行过滤操作.

## 2 基于 SIFT 特征子图匹配

本文提出的图片垃圾邮件过滤系统的关键部分是一个图像匹配模块.图像匹配是虚拟现实与计算机视觉等领域中的一个重要课题,其中基于特征的图像匹配一直是研究热点,目前已有众多的匹配算法,它们对于不同环境、不同要求下的图像工作各自具有不同的效果.在基于特征的匹配技术中,其首要任务是提取稳定的特征,并进行描述.常用的方法有基于空间关系的匹配算法、基于不变量描述子的匹配算法、金字塔算法、小波算法等等.不同的算法所适用的对象不尽相同.因此,针对图片垃圾邮件过滤

问题,选择图像匹配算法要结合垃圾图片的特性.

为了躲避检测,垃圾邮件制造者往往会将图片做一些处理以起到干扰过滤器的效果.图 1 是一个比较典型的例子,广告图片在经过添加噪声、旋转一定角度后可以很轻松地通过普通过滤器的检测,即使过滤器能够检测出来,往往时间上也要付出相当大的代价.为此,垃圾图片的图像匹配算法应该能够

对图像变形、旋转、加噪声等干扰具有特别强的鲁棒性.基于尺度不变特征变换(scale invariant feature transform, SIFT)的特征匹配算法是特征匹配研究领域比较成功的一种算法,该算法的最大优点在于能提取稳定的特征,在图像发生平移、旋转、仿射变换、视角变换、光照变换情况下解决图像匹配问题,从而可以实现差异较大的不同图像之间的特征匹配<sup>[6]</sup>.

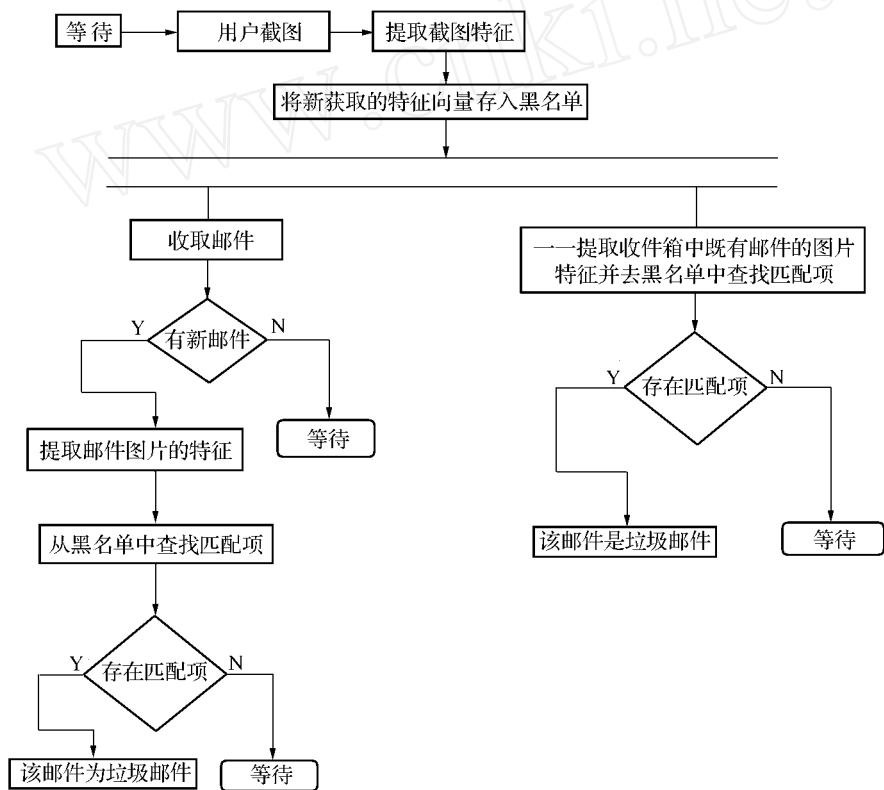


图 2 系统流程图

Fig 2 Flw chart of the system

根据上述特点, SIFT 匹配算法对于检测垃圾图片来说是相当合适的.

## 2.1 特征向量的生成

### 1) 尺度空间极值检测

尺度空间理论最早出现于计算机视觉领域.在很多情况下,图像中某一尺度下不容易看出或获取的特性,在另外的尺度下很容易看出来或检测到.所以利用多尺度常可以更有效地提取图像特征,获取图像内容. Koendetink 利用扩散方程来描述尺度空间滤波过程,并由此证明高斯核是实现尺度变换的惟一变换核.二维高斯核如下式所示:

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

式中:  $G(x, y, \sigma)$  代表高斯正态分布. 对于任意一幅图像  $I(x, y)$ , 其尺度空间为

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y). \quad (2)$$

高斯差分 (difference of Gaussian, DoG) 滤波算法常用来检测图像边缘<sup>[7-8]</sup>. DoG 算子的定义如下:

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma). \quad (3)$$

式中:  $k$  是尺度变量因子. 通过查找 DoG 极值点, 就能够初步确定特征点的位置和所在尺度. 事实上, DoG 算子的原理就是由 2 个不同尺度的高斯滤波器相减之后再对原来的图像进行滤波, 因此计算十分方便高效. 通过建立 DoG 金字塔进行极值检测, 所得的极值点正好包括需要的稳定特征点.

### 2) 确定特征点位置

极值检测得到的仅是候选关键点的集合, 为了精确得到稳健的特征点, 还必须通过 2 步检测:

该关键点不能是低对比度的点, M. Brown 和

D. Lowe在文献 [9]中论述了通过拟合三维二次方程,可以找到低对比度的点;

它不能是边缘点,因为 DoG算子会产生较强的边缘响应.去除边缘点有助于增强匹配的稳定性,提高抗噪声能力.一个定义不好的 DoG算子的极值在跨越边缘的地方有较大的曲率,而在垂直边缘的方向有较小的曲率.曲率可以通过计算一个  $2 \times 2$  的 Hessian矩阵得到

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix}.$$

(4)

通过 Hessian矩阵  $H$  来计算主曲率,由于  $D$  的

主曲率与  $H$  矩阵的特征值成比例,根据文献 [7],不具体求特征值,求其比例  $ratio$  设 是最大幅值特征, 是次小的,  $r=-$ ,则  $ratio$ 如式 (5)所示.

$$Tr(H) = D_{xx} + D_{yy} = + ,$$
$$Det(H) = D_{xx}D_{yy} - (D_{xy})^2 = ,$$
$$ratio = \frac{Tr(H)^2}{Det(H)} = \frac{(+ )^2}{r} = \frac{(r+1)^2}{r}.$$

(5)

通过式 (5)求出  $ratio$ ,常取  $r = 10$ ,若  $ratio \geq \frac{(r+1)^2}{r}$ ,则保留该特征点;否则就丢弃.

3) 确定特征点主方向

为了使算子具备旋转不变性,需要给每个关键点指定一个方向参数,这个方向参数可以通过计算关键点的梯度大小和方向来获得.

$$m(x,y) = \sqrt{(L(x+1,y) - L(x-1,y))^2 + (L(x,y+1) - L(x,y-1))^2},$$
$$(x,y) = \tan^{-1} \left[ \frac{L(x,y+1) - L(x,y-1)}{L(x+1,y) - L(x-1,y)} \right].$$

(6)

式 (6)为  $(x,y)$ 处的梯度值和方向.  $L$ 为所用的每个特征点各自所在的尺度,  $(x,y)$ 要确定是哪一阶的哪一层.在实际计算过程中,在以特征点为中心的邻域窗口内采样,并用梯度方向直方图统计邻域像素梯度方向.该直方图范围是  $0^\circ \sim 360^\circ$ ;其中每  $10^\circ$  一个柱,总共 36个柱.梯度方向直方图的峰值则代表了该特征点处邻域梯度的主方向,即确定为该特征点的主方向.

4) 生成特征向量

以特征点为中心取  $8 \times 8$ 的窗口 (不包括特征点所在的行和列).如图 3上部分所示,中央黑点为当前特征点的位置,每个小格代表特征点邻域所在尺度空间的一个像素,每个小格都带有一个箭头,它的方向代表该像素的梯度方向,长度代表梯度模值,图中的圆圈内部代表高斯加权的范围,越靠近特征点的像素,梯度方向信息贡献越大.然后在每  $4 \times 4$ 的图像小块上计算 8个方向的梯度方向直方图,绘制每个梯度方向的累加值,形成一个种子点,如图 3下部分所示.此图中一个特征点由  $2 \times 2$ 共 4个种子点组成,每个种子点有 8个方向向量信息,可产生  $2 \times 2 \times 8$ 共 32个数据,形成 32维的 SIFT特征向量即特征点描述符,所需的图像数据块为  $8 \times 8$ 这种邻域方向性信息联合的思想增强了算法对噪声的抗干扰性,同时对于含有定位误差的特征匹配也提供了较好的容错性.

2 2 特征向量的匹配

设欲匹配的 2张图像  $A,B$ ,从  $A$ 中提取的 SIFT

设 为预先设定的阈值,如果  $ratio$ 大于 ,则说明

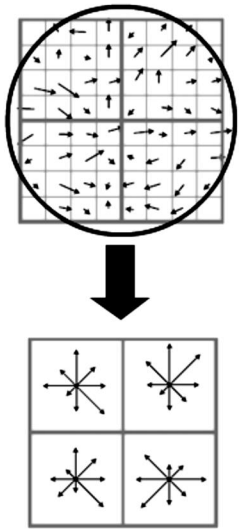


图 3 图像梯度及特征点描述符

Fig 3 Image gradient and feature descriptor  
特征点集合为  $F_a = \{f_1^a, f_2^a, \dots, f_{N_a}^a\}$ ,  $B$  的特征集合为  $F_b = \{f_1^b, f_2^b, \dots, f_{N_b}^b\}$ ,其中  $N_a, N_b$  为  $A, B$  的特征点个数.通常以 Euclidean距离作为 SIFT描述子的距离函数,其公式表示为

$$d(F_a, F_b) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (f_i^{(a)} - f_i^{(b)})^2}.$$

(7)

然后按照 distance-ratio准则<sup>[7]</sup>进行匹配,即根据最近邻的距离  $d_1$  与次近邻距离  $d_2$  的比率来确定是否匹配到特征点,定义如下:

$$ratio = d_1 / d_2.$$

(8)

匹配成功,否则失败.根据文献 [7] 建议,本文 取 0.44  
匹配过程如下:

- 1) 用 KD-Tree 为  $F_b$  的全部元素建立索引;
- 2) 根据式 (7),使用 BBF (best-bin-first) 搜索算法<sup>[11]</sup>得到  $F_a$  中每个元素  $k_i$  在 KD-Tree 中的近似  $k$  近邻 (这里  $k$  取 2). BBF 算法寻找的是特征向量的近似最近邻,在不显著降低匹配精度的情况下,这种算法比常规搜索快得多.设返回的 2 个最近邻特征点为  $f_1, f_2$ ;
- 3) 根据式 (8) 确定  $f_1$  是否是  $k_i$  的有效匹配;
- 4) 对所有  $k_i$  重复以上过程,得到  $F_b$  的特征点  $k_1-k_n$  与  $F_a$  匹配到的所有特征点对 (matched pairs) 的集合.

3 系统结构及运行实例

3.1 系统结构

设计的图片垃圾邮件过滤系统主要由以下 4 个功能模块组成:

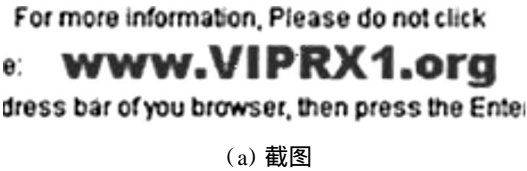
- 1) 邮件平台.这是本邮件系统赖以运行的框架性功能模块.该模块具备完善的邮件收发功能,以及日常的邮件管理与维护功能.它提供给用户一个友好的操作界面,最终的程序运行效果也都是通过该邮件平台来显示的;
- 2) 截图功能模块.用户使用这个模块来获取某张截图,并将之传给特征向量析取器.该模块提供了一项系统与用户间的交互操作,即系统首先自动搜寻图片中特征点密度最高的子区域并标记出,用户可以根据系统的建议决定是否选择这块截图;
- 3) 特征向量析取器.系统需要完成一些预处理来协助后面的图像匹配工作.采用了一个图像特征析取器来预先提取图片的 SIFT 特征向量,这样一来图像的匹配工作就由图像与图像的匹配转换成了向量与向量的匹配,这将大大减少时间开销;
- 4) 图像匹配模块.这个模块在整个系统的起到图像识别作用.邮件图片与所有截图的特征向量经特征向量析取器处理过后送至垃圾图像识别器进行匹配,最终匹配结果将被反馈到邮件平台.

3.2 运行实例

以广告垃圾邮件为例,介绍本系统具体的检测垃圾邮件的运行过程.一般来说,广告图片中往往在显眼的位置上存在一个公司商标或者说某块标志性图像区域.如图 4 (a) 所示,截取了广告图片中的一个子图,它显示有公司的网址信息,而一般情况下这个子图也同时存在于该公司发出的其他广告图片中.就认为凡是含有此子图的图片都是来自于同一

家公司的垃圾图片.

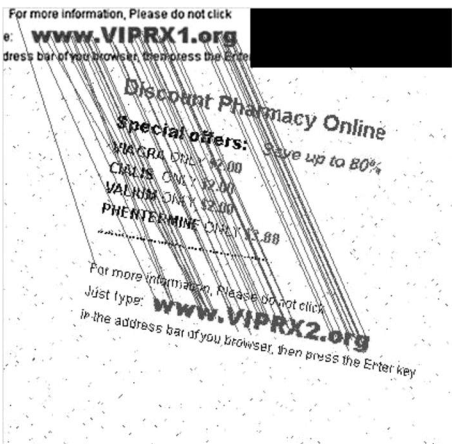
系统提取截图的特征信息 (图 4 (b)),并且保存至“黑名单”中.系统每读入一封内嵌有图片的电子邮件,都会先提取出内置图片的特征信息,并拿它去与“黑名单”中事先截取下的子图做图像特征匹配.一旦被系统发现该邮件图片与用户之前获取的截图有足够多的相似点 (图 4 (c)),那么就有理由相信这张图片正是一幅类似的广告图片,而这封邮件将被标上“ad”的广告 (advertising) 邮件标志 (图 4 (d)),最后由系统过滤掉.



(a) 截图



(b) 截图的 SIFT 特征



(c) 找到了匹配项

Subject	Pics	Kind
Subject 1	0	
Subject 2	0	
Subject 3	1	ad
Subject 4	1	ad
Subject 5	0	
Subject 6	1	ad
Subject 7	0	
Subject 8	0	
Subject 9	0	
Subject 10	1	
Subject 11	1	ad

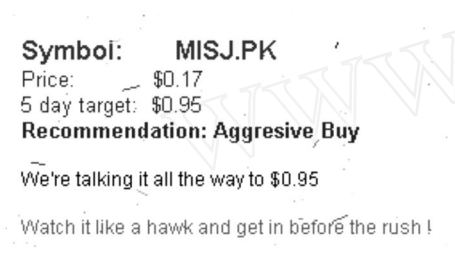
(d) 搜寻结果

图 4 检测广告图片实例

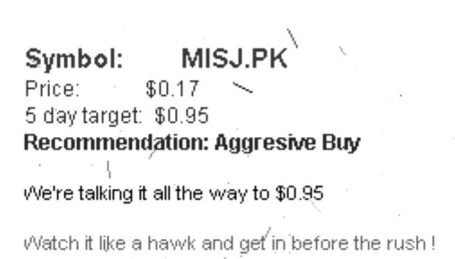
Fig 4 Example of detecting advertising image

4 实 验

利用 Mark<sup>[12]</sup>的垃圾图片库作为样本图片数据库进行图片分类实验. 共有图片 3 534 张,发现其中有的图片彼此近似,甚至完全一致(如图 5 所示),只存在某些细微的差别,如尺寸大小、噪声以及个别文字有所改变等等,有理由认为这样的图片可以归为同一类图片. 本实验总共归类 26 类.



(a)原始的广告图片



(b)添加了噪声的同一类图片



(c)改变了部分文字内容的同一类图片

图 5 人工归类示例

Fig 5 Manual grouping

从每类图片中随机挑选出一张作为原图进行截图. 系统根据截图宽(高)度占原图宽(高)度的百分比  $P$ ,从原图中自动获取特征点密度最高的截图.  $P$  的值从 10% ~ 100% 变化,每次递增 10%,所以每张原图共产生 10 张截图. 那么所有人工分类的 26 组图片共有 260 份截图,构成了一个“黑名单”.

系统依次用所有的 260 份截图去样本图片数据

库中去搜寻匹配项,并将匹配的图片进行归类,将系统归类结果与人工分类结果进行对比,计算不同组与不同  $P$  值下系统归类的准确率 Precision、查全率 Recall 以及时间开销 Time-cost,其中,准确率和查全率分别表示为

$$\text{Precision} = \frac{E^{s\ s}}{E^{s\ s} + E^{h\ s}}, \tag{9}$$

$$\text{Recall} = \frac{E^{s\ s}}{E^{s\ s} + E^{s\ h}}. \tag{10}$$

式中:  $E^{s\ s}$  表示被正确分类的垃圾图片数目,  $E^{h\ s}$  表示被误认为是垃圾图片的正常图片的数目,  $E^{s\ h}$  表示被误认为是正常图片的垃圾图片的数目. Time-cost 的值为不同  $P$  值下系统归类 26 组图片所用的时间开销与  $P$  为 100% 时所用的时间开销的比值.

将 26 组 Precision、Recall 以及 Time-cost 分别取均值,得图 6. 据图知,三者的值都随着  $P$  值的增大而递增,当  $P$  介于 10% ~ 60% 范围时,Time-cost 始终大于 Precision 和 Recall;当  $P$  介于 60% ~ 100% 范围时, Precision 和 Recall 均高于 Time-cost,可知 60% 是系统均衡 Precision 和 Recall 与 Time-cost 的最佳  $P$  阈值,即截图面积占原图面积 36% 的时候垃圾图片分类效果最好,同时用时较省.

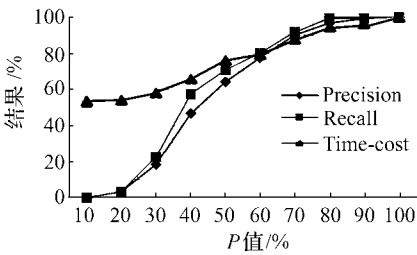


图 6  $P$  10%到 100%取不同值时 Precision、Recall 和 Time-cost 均值的折线图

Fig 6 The chart of the average value of Precision, Recall and Time-cost when  $P$  varies from 10% to 100%

5 结束语

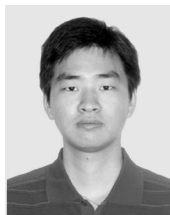
本文提出的垃圾邮件过滤系统是图像匹配算法在反垃圾邮件技术领域的一次新的应用,它赋予用户自主权去指定垃圾图片的子图样本,这使得邮件过滤更具有针对性和灵活性. 与其他分析文字内容的过滤方法相比,本系统直接将文字内容视为图片处理,这样可以有效抵抗一定的噪声以及形变处理,确保了过滤性能与图片文字属性无关.

参考文献:

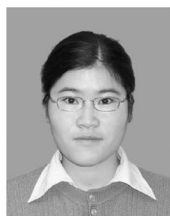
[1] HEYMANN P, KOUTRIKA G, HECTOR G M. Fighting

- spam on social web sites: a survey of approaches and future challenges [J]. IEEE Internet Computing, 2007, 11 (6): 36-45.
- [2] ARADHYE H B, MYERS G K, HERSON J A. Image analysis for efficient categorization of image-based spam e-mail [C]// Eighth International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR05). Seoul, South Korea, 2005: 914-918.
- [3] KUMAGAI N, ARITSUGIM. On applying an image processing technique to detecting spam [C]// Proceedings of the 21<sup>st</sup> International Conference on Data Engineering Tokyo, Japan, 2005: 164-168.
- [4] BIGG D B, FUMERA G, PILLAI I, ROLIE. Image spam filtering using visual information [C]// 14th International Conference on Image Analysis and Processing (ICAP 2007). Modena, Italy, 2007: 105-110.
- [5] HOLMES N. In defense of spam [J]. Computer, 2005, 38 (4): 86-88.
- [6] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features [C]// International Conference on Computer Vision Corfu, Greece, 1999: 1150-1157.
- [7] 游素亚, 杨 静. 图像边缘检测技术的发展与现状 [J]. 电子科技导报, 1995, (8): 25-28.  
YOU Suya, YANG Jing. Image edge detection and its development [J]. Electronic Science & Technology Review, 1995 (8): 25-28.
- [8] V MARELLI F, WILLIAMS K I. Discovering hidden features with Gaussian processes regression [C]// Proceedings of the 1998 Conference on Advances in Neural Information Processing Systems II. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1999: 613-619.
- [9] BROWN M, LOWE D G. Invariant features from interest point groups [C]// British Machine Vision Conference, BMVC 2002. Cardiff, Wales, 2002: 656-665.
- [10] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60 (11): 91-110.
- [11] BEIS J, LOWE D G. Shape indexing using approximate nearest-neighbour search in high dimensional spaces [C]// Proceedings of the 1997 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Juan, PR, USA, 1997: 1000-1006.
- [12] DREZE M, GEVARYAHU R, BACHRACH A E. Learning fast classifiers for image spam [C]// Proceedings of the Conference on Email and Anti-Spam (CEAS). West Point, NY, US, 2007: 255-261.

#### 作者简介:



陈俊伟,男,1984年生,硕士研究生.主要研究方向为图像处理和模式识别.



张丽春,女,1982年生,硕士研究生.主要研究方向为图像处理和模式识别,发表论文2篇.



吕 岳,男,1968年生,教授,博士生导师.上海市自动化学会模式识别专业委员会副主任,上海市计算机学会普适计算专业委员会副主任.主要研究方向为图像处理、模式识别、智能系统,授权专利2项,发表论文60余篇.