



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 103295021 A

(43) 申请公布日 2013. 09. 11

(21) 申请号 201210042809. 1

(22) 申请日 2012. 02. 24

(71) 申请人 北京明日时尚信息技术有限公司  
地址 100081 北京市海淀区四道口路 11 号  
银辰大厦 405A

(72) 发明人 胡楠 邹国平 朱建明

(51) Int. Cl.  
G06K 9/62(2006. 01)

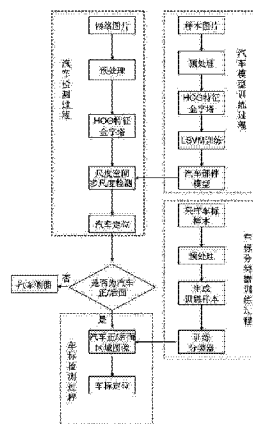
权利要求书2页 说明书7页 附图3页

(54) 发明名称

一种静态图片中车辆特征检测及识别的方法及系统

(57) 摘要

本发明属计算机图像处理识别车辆类型领域, 涉及利用数字图像处理技术检测和识别静态图片中的车辆特征与品牌的方法和系统。本发明采用的方案是静态图片中车辆检测方法联合基于 AdaBoost 框架的车标检测方法, 包括训练及检测两个部分。(1) 训练阶段步骤如下: 制作车标样本, 从网络上采集包含车标的图片, 并标定车标所在位置, 根据位置信息提取车标图像; 样本特征计算, 构造 5 种不同的矩形特征, 每一种矩形特征对应一种 Haar 特征; 训练级联分类器, 输入由上个步骤获得的训练样本并进行训练, 最终将训练得到的强分类及其对应的多个弱分类器串联起来。(2) 检测阶段步骤如下: 加载待测图片; 转为灰度图并进行直方图均衡化; 加载车标分类器, 包括强、弱分类器的阈值和所选特征对应的矩形特征信息; 级联车标检测, 检测图像首先通过前面的强分类器的检测, 如果不是车标图像, 那么会在前端被排除, 只有车标图像才能最终通过各级强分类器的检测。



1. 本发明的目的是提供了一种静态图片车辆特征的检测和识别的方法,并提供了一种针对互联网图片的车辆特征的检测和识别的系统,包括:对待检测网络图片进行车辆检测并判断车辆的姿态,在车辆的前面区域或后面区域进行车标检测从而识别车辆。

2. 一、本发明实施提供了一种静态图片中车辆检测方法,包括训练及检测两部分。

3. 训练阶段包括:通过制作车辆样本,对输入图片进行归一化处理;然后进行样本特征计算,对归一化后的图像构建图像金字塔;接下来,训练车辆模型,将样本的特征数据集传入训练分类器学习;通过学习产生车辆的根模型、部件模型和对应可变形部件模型的混合模型;检测阶段包括:加载待测图片:对输入图片进行归一化,即对输入图像的每个颜色分量进行 gamma 标准化;进行特征计算:对归一化后的待测图像构建图像金字塔;加载车辆模型,加载存储车辆模型的数据文件;最后进行车辆检测,在特征金字塔上扫描出与可变部件模型相匹配的区域实现车辆的检测定位。

4. 二、本发明实施提供了基于 AdaBoost 框架的车标检测方法,包括训练及检测两部分。

5. 训练阶段包括:制作车标样本,从网络上采集包含车标的图片,并标定车标所在位置,根据位置信息提取车标图像;样本特征计算,构造矩形特征,每一种矩形特征对应一种 Haar 特征;训练联级分类器,输入由上个步骤获得的训练样本并进行训练,最终将训练得到的强分类及其对应的多个弱分类器串联起来;检测阶段包括:加载待测图片:转为灰度图并进行直方图均衡化;加载车标分类器,包括强、弱分类器的阈值和所选特征对应的矩形特征信息;联级车标检测,检测图像首先通过前面的强分类器的检测,如果不是车标图像,那么会在前端被排除,只有车标图像才能最终通过各级强分类器的检测。

6. 如权利要求 1 所述的训练阶段制作车辆样本和检测阶段加载待测图片的方法,其特征在于:对输入图像的每个颜色分量进行 gamma 标准化,以适应图像过暗或对比较低的情况,采用的操作是对颜色分量进行取对数运算,并且对样本图片要事先用矩形对其中的车辆进行标注。

7. 如权利要求 2 所述的训练阶段样本特征计算的方法,其特征在于:对归一化后的样本,在每一层上,以一定大小的窗口扫描,在每个窗口内计算 HOG 特征,形成特征金字塔。

8. 如权利要求 3 所述的训练阶段训练车辆模型的方法,其特征在于:为了适应车辆的不同姿态和遮挡问题,对车辆模型建立了 2 个模板模型,其中一个为车辆前后视角的模型,另一个为车辆侧面模型。

9. 如权利要求 4 所述的检测阶段车辆检测的方法,其特征在于:计算特征金字塔第  $l$  层特征与第  $i$  个模型滤波器的存储响应,将部件滤波器作距离转换,利用距离转换扩展附近位置的滤波器响应,并加入部件变形损失,提高检测精度; $D_{i,j}(x,y)$  是第  $i$  个部件相对根位置的最大距离,其中根位置滤波响应放置在该部件对应的第  $l$  层  $(x,y)$  处,利用对应层根滤波器响应的总和加上经过转换和抽样的部件滤波器计算每一层根位置的响应;然后,计算部件的最佳偏移,利用根位置  $(x_0, y_0, l_0)$  在最优偏移中寻找相应的部件位置,实现目标变形部件的定位。

10. 如权利要求 5 所述的基于 AdaBoost 框架的训练阶段制作车标样本的方法,其特征在于:根据位置信息提取车标图像,根据车标的固有长宽比进行缩放,并通过直方图均衡化消除光照影响,作为该类车标的正样本,采用车辆图片其他不含车标的部位作为负样本。

11. 如权利要求 6 所述的基于 AdaBoost 框架的训练阶段样本特征计算的方法,其特征在于: Haar 特征定义为对应的矩形区域像素值的和的带权值之和,通过积分图像的方式计算 Haar 特征;积分图像  $SAT(x, y)$  表示原图像中像素点  $(x, y)$  左上方所有像素值之和,采用增量方式计算,那么只需要按行或按列遍历整张图像一次,即可计算得对应的积分图像;而计算原图中的某个矩形区域的像素值之和,只要通过矩形的四个顶点位置在积分图像中查询得四个值,这四个值的某种加减运算即可等价该矩形区域的像素值之和。

12. 如权利要求 7 所述的基于 AdaBoost 框架的训练阶段训练联级分类器的方法,其特征在于:在设定的训练次数  $T$  下,每次训练会产生一个强分类器,而这过程中同时有多个弱分类器被选择,最终然后将每个强分类及其对应的多个弱分类器串联起来,形成最终的联级分类器。

## 一种静态图片中车辆特征检测及识别的方法及系统

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种静态图片中车辆特征检测和识别的方法和系统,属于车辆图像识别领域,具体地讲是在静态图片中进行车辆外观特征检测和车辆品牌的识别。

### 背景技术

[0002] 随着电子成像技术和互联网的发展,人们创造图片、分享图片和获得图片的途径越来越方便且多样,从而出现在互联网上的图片也日益增多,除了文字对这些图片的描述,计算机并不知道图片的内容,比如某张图片中是否有车辆,图片中车辆具备什么样的特征,是什么品牌,通常这些都只有通过人为检查判断才可以获知。

[0003] 传统的以关键词的形式对图片内容做出注释并不能很好地匹配到对应的图片上,人们通过使用计算机依据一定的算法直接去识别图片内容的技术便因此应运而生。这样可以使得,即便是事先没有内容描述的互联网图片,也可以通过图像识别技术去获知其中的内容,其中就包括对车辆的检测和识别。

[0004] 已有的车辆特征检测和识别技术主要运用在视频中,比如智能交通监控,通过视频的多帧信息可以比较容易地检测出运动的车辆,从而加以定位和识别;然而在静态图片中是不适合采用这些传统方法的,也就是要寻求在静态图片中检测和识别车辆的方法。随着电子商务的发展,越来越多的商品是在网络上直接面对消费者,其中也包括车辆。如果能将计算机知道互联网中的某张图片中是否存在车辆,并知道车辆的牌子,那么将更有利于车辆销售商对车辆的推广,所以在静态图片中检测和识别车辆的技术有广阔的应用前景。

### 发明内容

[0005] 本发明的目的是提供了一种静态图片车辆特征的检测和识别的方法,并提供了一种针对互联网图片的车辆特征的检测和识别的系统,包括:对待检测网络图片进行车辆检测并判断车辆的姿态,在车辆的前面区域或后面区域进行车标检测从而识别车辆,流程如图1所示。

[0006] 一、本发明实施提供了一种静态图片中车辆检测方法,包括训练及检测两部分。

[0007] 训练阶段的步骤如下:

(1) 制作车辆样本:对输入图片进行归一化,即对输入图像的每个颜色分量进行 gamma 标准化,以适应图像过暗或对比度较低的情况,本发明采用的操作是对颜色分量进行取对数运算;

(2) 样本特征计算:对归一化后的图像计算梯度方向直方图(Histogram of Oriented Gradient, HOG)特征金字塔;

(3) 训练车辆模型:将样本的特征数据集传入训练分类器隐式支持向量机(Latent Support Vector, LSVM)学习。通过学习产生车辆的根模型、部件模型和对应可变形部件模型的混合模型。

[0008] 检测阶段的步骤如下:

(1) 加载待测图片 :对输入图片进行归一化,即对输入图像的每个颜色分量进行 gamma 标准化 ;

(2) 特征计算 :对待检测网络图片计算 HOG 特征金字塔 ;

(3) 加载车辆模型 :加载存储车辆模型的数据文件 ;

(4) 车辆检测 :通过尺度空间的多尺度检测算法在特征金字塔上扫描出与可变部件模型相匹配的区域实现车辆的检测定位。

[0009] 二、本发明实施提供了一种静态图片车辆识别方法,具体来讲是一种基于 AdaBoost 框架的车标检测方法,包括训练及检测两部分。

[0010] 训练阶段的步骤如下 :

(1) 制作车标样本 ;

(2) 样本特征计算 ;

(3) 训练联级分类器。

[0011] 检测阶段的步骤如下 :

(1) 加载待测图片 ;

(2) 加载车标分类器 ;

(3) 联级车标检测。

## 附图说明

[0012] 图 1 是静态图片车辆特征检测和识别的流程示意图。

[0013] 图 2 是训练车辆模型 6 模变形部件的组成示意图。

[0014] 图 3 是车辆特征检测中的目标变形部件定位的示意图。

[0015] 图 4 是样本特征计算的 Haar 特征的示意图。

[0016] 图 5 是联级车标检测的流程示意图。

[0017] 图 6 是图 5 所示联级车标检测流程的结果示意图。

## 具体实施方式

[0018] 以下将结合附图及实施例来详细说明本发明的实施方式,借此对本发明如何应用技术手段来解决技术问题,并达成技术效果的实现过程能充分理解并据以实施。

[0019] 已有的车辆检测方法只是对车辆的正面建立模型,当图片中的车辆以侧面或后面呈现时,就很有可能检测不出车辆,而已有方法要解决这个问题,只能是对车辆的各个侧面去建立模型,这样将增大计算量,尽管如此也不能很好地避免遮挡问题。而本发明中的方法是将车辆前面 / 后面、侧面分别建立模型(根模型),并且对每个模型分成不同的部件,对各个部件及其对应变形分别建立模型(部件模型和可变形部件模型),最后融合为一个模型作为最终的车辆模型,这样的处理不仅能保证不同姿态的车辆得到检测,而且还能有效地避免车辆部分被遮挡的问题。

[0020] 已有的车辆识别方法是通过对车辆车牌的定位去定位车辆的车标,然后通过车标图像的边缘特征等地差别车辆所属品牌,这种方法依赖于车牌定位的准确性,而很多网络车辆图片是没有车牌的,比如车展上的车辆图片;另外,单纯地通过特征去判断车标的各类,也会因为环境的影响而降低准确性,比如光照和噪声。而本发明中的方法是通过大量

的车标样本,在提取 Haar 特征的基础上,用 AdaBoost 方法训练得出一个联级分类器去检测待测图片中的车标,这种方法能直接定位图片中车标所在,并不受环境的影响。

[0021] 一、本发明实施提供了一种静态图片中车辆检测方法,包括训练及检测两部分,其特征是:

训练阶段的步骤如下:

(1) 制作车辆样本:

对输入图像的每个颜色分量进行 gamma 标准化,以适应图像过暗或对比度较低的情况,本发明采用的操作是对颜色分量进行取对数运算。对样本图片要事先用矩形对其中的车辆进行标注。

[0022] (2) 样本特征计算:

对归一化后的样本图像构建图像金字塔,在每一层上,以一定大小的窗口扫描,在每个窗口内计算 HOG 特征,形成特征金字塔。

[0023] (3) 训练车辆模型:

为了适应车辆的不同姿态和遮挡问题,本发明对车辆模型建立了 2 个模板模型,其中一个为车辆前后视角的模型(由于车辆的前后视角差异不大,本发明用一个共享表示),另一个为车辆侧面模型;对每个模板模型,本发明将其分为 6 个部件,如图 2。

[0024] 本发明的车辆模型含有  $n=2$  个子模板,用  $(n+2)$  元数组  $(F_0, F_1, \dots, F_n, b)$  定义,其中  $F_0$  表示根滤波器(HOG 特征模型), $F_i$  是第  $i$  个子模板的模型, $b$  是偏移量。每个子模板包含  $m=6$  个部件模型,用  $m$  个  $(F_j, v_j, d_j)$  三元组定义,其中, $F_j$  是第  $j$  个部件的滤波器,大小为  $w_j \times h_j$ , $v_j$  为  $j$  部件相对于根的固定位置, $d_j$  为子模板偏离车辆模型中正确位置的损失函数。

[0025] 在图像特征金字塔中,每个滤波器的位置为  $z = (p_0, \dots, p_n)$ ,其中  $p_i = (x_i, y_i, l_i)$  表示第  $i$  个滤波器在特征金字塔第  $l_i$  层的位置,对应的响应是每个滤波器在各自位置上响应总和减去车辆部件变化损失,再加上偏移量:

$$\text{score}(p_0, \dots, p_n) = \sum_{i=0}^n F_i \cdot \phi(H, p_i) - \sum_{i=1}^n d_i \cdot \phi_d(dx_i, dy_i) + b$$

其中, $H$  表示特征金字塔, $\phi(H, p_i)$  表示以行优先顺序并置  $H$  中以  $p_i$  为左上角的  $w_i \times h_i$  子窗口的特征向量, $(dx_i, dy_i) = (x_i - y_i) - (2(x_0, y_0) + v_i)$  为第  $i$  个部件相对固定位置的偏移, $\phi(dx, dy) = (dx, dy, dx^2, dy^2)$  为变形特征。

[0026] 将模型简化,以便同分类器结合进行得到模型参数:

$$\begin{aligned} \text{score} &= \beta \cdot \psi(H, z) \\ \beta &= (F_0, \dots, F_n, d_1, \dots, d_n, b) \\ \psi(H, z) &= (\phi(H, p_0), \dots, \phi(H, p_n), -\phi_d(dx_1, dy_1), \\ &\quad \dots, -\phi_d(dx_n, dy_n), 1) \end{aligned}$$

用  $m$  元数组  $M = (M_1, \dots, M_m)$  定义含有  $m$  组模型的混合模型,其中  $M_c$  是第  $c$  组

的目标模型,其中  $1 \leq c \leq m$ 。混合模型中单一目标模型  $M_c$  中每个滤波的位置为  $z = (c, p_0, \dots, p_n)$ , 其中  $n_c$  为模型  $M_c$  中部件的数量, 将第  $c$  组模型的滤波器位置简化为  $z' = (p_0, \dots, p_n)$ 。混合模型的位置响应同样用模型参数向量  $\beta$  和向量  $\psi(H, z)$  的点积表示。其中向量  $\beta$  是每个单一目标模型中模型参数向量的串联,  $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_m)$ ; 而向量  $\psi(H, z) = (0, \dots, 0, \psi(H, z'), 0, \dots, 0)$  表现为稀疏性。采用多组模型学习可以得到同一目标的不同模型, 从而组合成混合模型。

[0027] 采用 LSVM 来学习部件模型, 能够充分利用图像中的隐藏信息, 有利于丰富模型的学习。

[0028] 检测阶段的步骤如下:

(1) 加载待测图片:

对输入图片进行归一化, 即对输入图像的每个颜色分量进行 gamma 标准化。

[0029] (2) 特征计算:

对归一化后的待测图像构建图像金字塔, 在每一层上, 以一定大小的窗口扫描, 在每个窗口内计算 HOG 特征, 形成特征金字塔。

[0030] (3) 加载车辆模型:

加载存储车辆模型的数据文件。

[0031] (4) 车辆检测:

计算特征金字塔第层特征与第个模型滤波器的存储响应,  $R_{i,j}(x, y) = F_i \cdot \phi(H, (x, y, l))$ , 将部件滤波器作距离转换:

$$D_{i,j}(x, y) = \max_{dx, dy} (R_{i,j}(x+dx, y+dy) - d_i \cdot \phi(dx, dy))$$

利用距离转换扩展附近位置的滤波器响应, 并加入部件变形损失, 提高检测精度。

$D_{i,j}(x, y)$  是第  $i$  个部件相对根位置的最大距离, 其中根位置滤波响应放置在该部件对应的第  $l$  层  $(x, y)$  处。

[0032] 利用对应层根滤波器响应的总和加上经过转换和抽样的部件滤波器计算每一层根位置的响应:

$$score(x_0, y_0, l_0) = R_{0,l_0}(x_0, y_0) + \sum_{i=1}^n D_{i,l_0-i}(2(x_0, y_0) + v_i) + b$$

其中  $\lambda$  为特征金字塔的总层数。

[0033] 计算部件的最佳偏移:

$$F_{i,j}(x, y) = \arg \max_{dx, dy} (R_{i,j}(x+dx, y+dy) - d_i \cdot \phi_2(dx, dy))$$

利用根位置  $(x_0, y_0, l_0)$  在最优偏移  $F_{i,l_0-i}(2(x_0, y_0) + v_i)$  中寻找相应的部件位置, 实现目标变形部件的定位, 结果如图 3。

[0034] 二、一种基于 AdaBoost 框架的车标检测方法, 包括训练及检测两部分, 训练阶段步骤如下:

(1) 制作车标样本：

从网络上采集包含车标的图片，并标定车标所在位置，根据位置信息提取车标图像，根据车标的固有长宽比进行缩放，并通过直方图均衡化消除光照影响，作为该类车标的正样本，采用车辆图片其他不含车标的部位作为负样本。

[0035] (2) 样本特征计算：

构造 5 种不同的矩形特征，每一种矩形特征对应一种 Haar 特征（如图 4），该 Haar 特征定义为对应的矩形区域像素值的和的带权值之和，通过积分图像的方式计算 Haar 特征。

[0036] 积分图像定义为：

$$SAT(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} I(x', y')$$

$SAT(x, y)$  表示原图像中像素点  $(x, y)$  左上方所有像素值之和， $I(x', y')$  即表示  $(x', y')$  左上方区域的某个像素值。

[0037] 积分图像  $SAT(x, y)$  采用增量方式计算：

$$SAT(x, y) = SAT(x, y-1) + SAT(x-1, y) + I(x, y) - SAT(x-1, y-1)$$

规定  $SAT(-1, y) = SAT(x, -1) = SAT(-1, -1) = 0$ ，那么只需要按行或按列遍历整张图像一次，即可计算得对应的积分图像。而计算原图中的某个矩形区域的像素值之和，只要通过矩形的四个顶点位置在积分图像中查询得四个值，这四个值的某种加减运算即可等价该矩形区域的像素值之和。

[0038] Haar 特征计算：

第一种特征：

$$feature\{0\} = Sum_{\text{白}} - Sum_{\text{黑}} = Sum_{ABCD} - 2 \cdot Sum_{EBCF}$$

其中  $Sum_{\text{白}}$  为白色矩形区域像素值之和， $Sum_{\text{黑}}$  为黑色矩形区域像素值之和。

[0039]

$$Sum_{ABCD} = SAT(A) + SAT(C) - SAT(B) - SAT(D)$$

$$Sum_{EBCF} = SAT(E) + SAT(C) - SAT(B) - SAT(F)$$

第二种特征：

$$feature\{1\} = Sum_{ABCD} - 2 \cdot Sum_{FECD}$$

$$Sum_{FECD} = SAT(F) + SAT(C) - SAT(E) - SAT(D)$$

第三种特征：

$$feature\{2\} = Sum_{ABCD} - 3 \cdot Sum_{EFGH}$$

$$Sum_{EFGH} = SAT(E) + SAT(G) - SAT(F) - SAT(H)$$

第四种特征：



$$feature(3) = Sum_{ABCD} - 3 \cdot Sum_{HEFG}$$

$$Sum_{HEFG} = SAT(H) + SAT(F) - SAT(E) - SAT(G)$$

第五种特征：

$$feature(4) = Sum_{ABCD} - Sum_{BEFK} - Sum_{HKGD}$$

$$Sum_{BEFK} = SAT(E) + SAT(F) - SAT(B) - SAT(K)$$

$$Sum_{HKGD} = SAT(H) + SAT(G) - SAT(K) - SAT(D)$$

对输入的 n 个样本计算特征,其中包括 m 个正样本和 n-m 个负样本,每个样本有两个属性  $(x, y)$ ,其中 x 代表该样本的 Haar 特征向量  $f(x)$ ,y 代表该样本的类别,为正样本是取为 1,负样本时取为 -1。

[0040] (3) 训练联级分类器：

输入由上个步骤获得的 n 个训练样本： $\{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m), \dots, (x_n, y_n)\}$

$$定义弱分类器：h(x, p, \theta) = \begin{cases} 1, & pf(x) < p\theta \\ 0, & otherwise \end{cases}$$

$f(x)$  为样本  $x$  之 Haar 特征向量,  $p$  为不等号方向控制器,取值为 +1 或 -1,  $\theta$  为弱分类器训练阈值。

$$[0041] \quad 初始化误差权重：w_{i,j} = \begin{cases} 1/2m, & y_i = 1 \\ 1/2(n-m) & y_i = -1 \end{cases}$$

在第  $t$  次训练中： $t = 1, \dots, T$ , 其中  $T$  为设定的总训练次数；

$$归一化权重： \left. \begin{array}{l} \frac{w_{t,j}}{2 \sum_{k=1}^m w_{t,k}} \\ \frac{w_{t,j}}{2 \sum_{k=m+1}^{n-m} w_{t,k}} \end{array} \right\} \rightarrow w_{t,j}$$

对每个特征  $j$ , 生成其相应的弱分类器  $h_j$ , 计算相对于当前权重的误差：

$$\epsilon_j = \sum_i w_{t,j} |h_j(x_i) - y_i|$$

选择具有最小误差  $\epsilon_j$  的弱分类器  $h_j$  加入到强分类器中去, 记录此时特征对应的矩形特征信息, 并更新权重： $w_{i+1,i} = w_{t,i} \beta_i^{1-\epsilon}$

其中, 如果第  $i$  个样本  $x_i$  被正确分类, 则  $e_i = 0$ , 否则  $e_i = 1$ ;  $\beta_i = \frac{\epsilon_i}{1 - \epsilon_i}$ ;

$$\text{形成最终的强分类器: } H(x) = \begin{cases} 1 & \sum_i \alpha_i h_i(x, p, \theta) \geq \frac{1}{2} \sum_i \alpha_i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\text{其中, } \alpha_i = \lg \frac{1}{\beta_i}$$

在设定设定的训练次数 T 下,每次训练会产生一个强分类器,而这过程中同时有多个弱分类器被选择,最终然后将每个强分类及其对应的多个弱分类器串联起来,形成最终的联级分类器。

[0042] 检测阶段步骤如下:

(1) 加载待测图片:转为灰度图并进行直方图均衡化;

(2) 加载车标分类器:训练所得分类器数据保存在相应 txt 文件中,其中数据结构描述为:

N 个强分类器,第 i 个强分类器包括强分类器的阈值  $t_{i_1}$  和  $n_{i_1}$  个弱分类器;

其中,第 j 个弱分类器包括弱分类器的阈值  $\theta_j$ 、方向控制器  $P_j$ 、系数  $\alpha_j$ ;

以及该弱分类器所选特征对应的矩形特征信息:矩形的个数  $num_j(2or3)$ ,矩形特征所属类型  $type_j(0, \dots, 4)$ ,每个子矩形的位置信息和权重  $rect_j = \{x, y, w, h, weight\} (j = 1, \dots, num_j)$

(3) 联级车标检测:联级分类器中,强分类器一级比一级复杂,检测图像首先通过前面的强分类器的检测,如果不是车标图像,那么会在前端被排除,只有车标图像才能最终通过各级强分类器的检测,而大量的非车标图像将在前几级的强分类器检测时被排除,过程如图 5,结果如图 6。

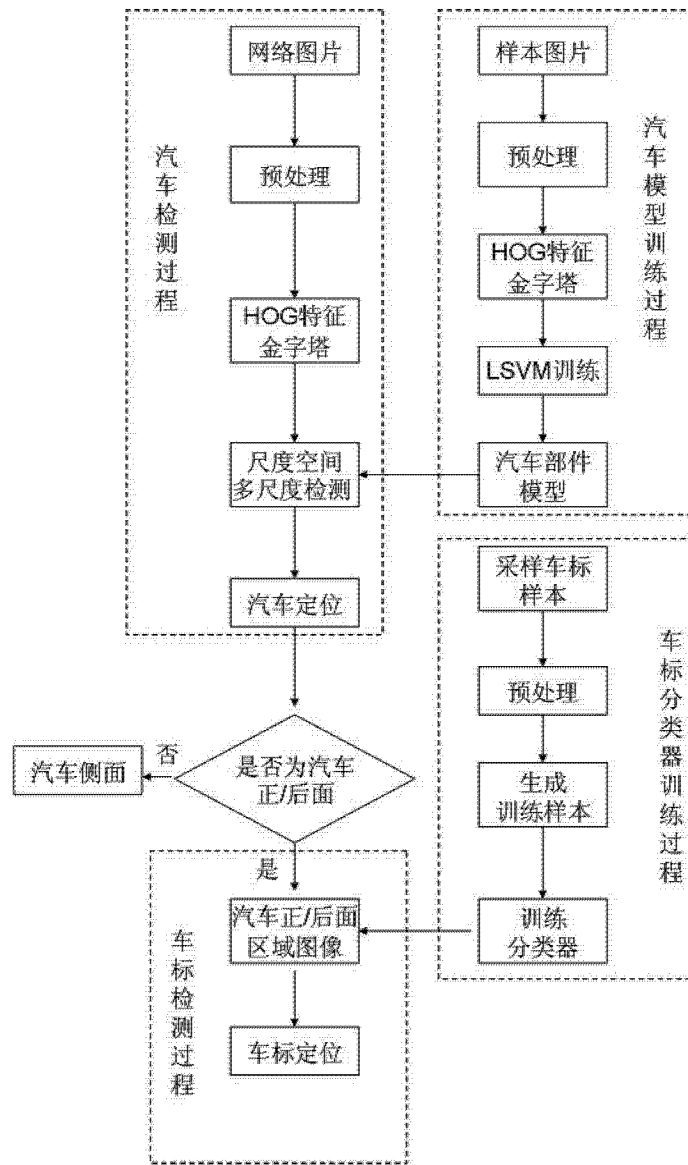


图 1

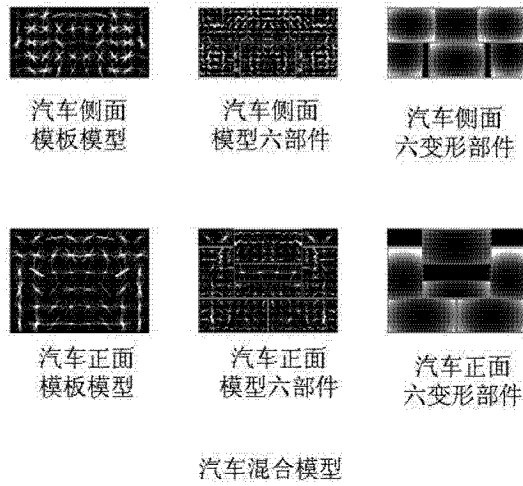


图 2

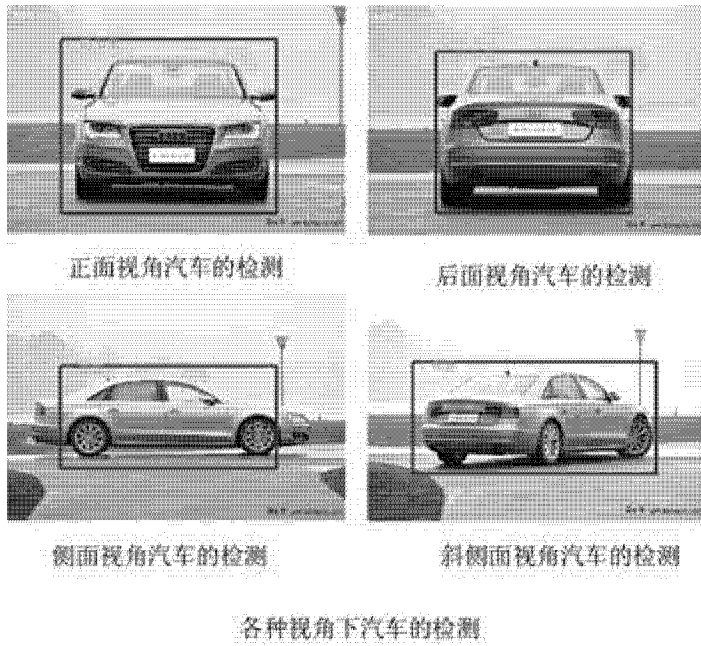


图 3

矩形特征	权重分配
	1:2
	2:1
	1:3
	3:1
	2:2

图 4

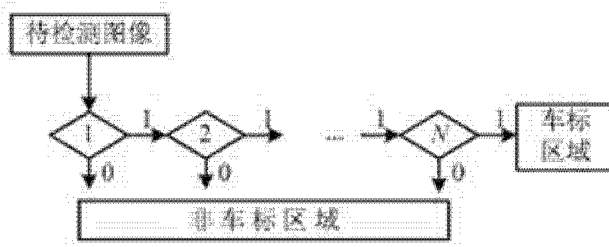


图 5



车标检测识别结果

图 6