

# Improved HMAX Model for Vehicle Type Recognition\*

Jiacong He, H. J. Cai<sup>#</sup>, Juan Deng<sup>#</sup>, Heng Lv, Qiaochu Liu

International School of Software, Wuhan University, Wuhan  
Email: <sup>#</sup>hydra6@gmail.com, <sup>#</sup>1043665920@qq.com

Received: Oct. 12<sup>th</sup>, 2012; revised: Nov. 1<sup>st</sup>, 2012; accepted: Nov. 14<sup>th</sup>, 2012

**Abstract:** The paper implements the improved HMAX model for vehicle type (make and model) recognition. The main improvement of this algorithm is using ITTI model with the characteristic of quick response to color, intensity or orientation discrimination, to select the saliency area. By this way the template can be more representative and more beneficial to the detection rate. In addition, the calculating of the variance of response degree between different images and the same template eliminates redundant templates, which make contribution to reducing the time of classification. Analyzing and experiments claims that the improved HMAX model can be effective and reliable by the detection rate at 95%, with enough features extracted, 5% - 10% higher than current vehicle type recognition methods and 1% - 2% higher than original HMAX model. In addition, with the template screening method added, the improved HMAX model can keep the detection rate and curtail the classification time by quarter time. According to the optimal setting by the final value estimation, the detection rate is about 92%, and the classification time is 0.6 s/image, with promotion to the past.

**Keywords:** Vehicle Type Recognition; Visual Saliency; Feature Extraction; HMAX Model

## 基于改进的 HMAX 算法的车型识别应用\*

何佳聪, 蔡恒进<sup>#</sup>, 邓娟<sup>#</sup>, 吕恒, 刘翘楚

武汉大学国际软件学院, 武汉  
Email: <sup>#</sup>hydra6@gmail.com, <sup>#</sup>1043665920@qq.com

收稿日期: 2012 年 10 月 12 日; 修回日期: 2012 年 11 月 1 日; 录用日期: 2012 年 11 月 14 日

**摘要:** 本文实现了将改进的 HMAX 算法应用于车型识别领域。算法的主要创新点是采用 ITTI 显著性算法选取车辆图片显著点构造图库, 通过采用对颜色、亮度和朝向三方面敏感度的综合, 构造更具代表性的模板库, 提高了算法的识别率。此外, 通过计算同一模板与不同图片响应度值的方差, 消除了冗余模板, 降低了算法识别时间。分析和实验表明, 改进的 HMAX 算法可以有效地实现车型识别, 新提出的算法相对原先 HMAX 模型在识别率可以提高 1%~2%, 相对当前存在的其他车型识别算法在识别率方面可提升约 5%~10%, 在保证特征数量的前提下, 识别率接近 95%; 此外, 加入模版筛选方法的改进算法相对于原先 HMAX 模型在识别率基本保持不变的条件下, 识别时间可以缩减到原先的 1/4, 最终根据效益值评估的最优组合中, 识别率约为 92%, 识别时间为 0.6 s/幅图片, 相对于原先方法均达到了一定的提升。

**关键词:** 车型识别; 视觉显著性; 特征提取; HMAX 模型

### 1. 引言

视觉分类的任务是计算机视觉的基石。一个良好

的分类系统总能对同类或者不同类的物体做出回应。随着城市交通的发展, 视觉分类在智能交通方面逐渐开始扮演重要的角色, 因此市场对分类机制的性能要求也就越来越高。目前主流的车辆分类技术有基于图像和基于视频流两种, 而基于视频的分类方法对设备

\*资助信息: 本项目由国家大学生创新性实验计划(项目编号 1210486077)资助。

<sup>#</sup>通讯作者。

有较高的要求，成本较高。所以本文主要探讨基于图像的汽车分类方法。

基于图像的汽车分类方法中，一种常见的算法是基于车牌识别的汽车身份识别<sup>[1]</sup>，但这种方法在恶劣的天气环境下往往不能达到期望效果。另一种常见的方法是汽车正面图像和车标识别<sup>[2]</sup>，但是在存在角度偏移的情况下，或者因为位置远近产生的图像大小不同，基于汽车正面图像的识别方法依旧存在弊端。我们的方法是在对基于汽车正面图像的识别方法进行改进，使分类器具备空间不变性和尺度不变性，实现全方位的识别汽车。此外，传统的车型识别很少实现对车型的准确分类，一般根据车的大小把车分为大中小型车 3 种。我们的方法能进行更精细的汽车品牌与类型分类。

近年来，Ajmal, A.等人提出了基于边缘检测和二值形态处理方法的车辆检测与分类算法，识别率可达 85%<sup>[3]</sup>，Xavier Clady 等人提出了基于车型的多类汽车分类算法，识别率为 89%<sup>[4]</sup>，Yi Lu 等人提出了一种基于汽车轮廓的车型识别算法，达到了 92% 的识别率<sup>[5]</sup>，Mohammad Mahdi Arzani 等人使用小波-Contourlet 变换进行特征提取的研究中，单独使用小波变换和 Contourlet 变换分别具有 88% 和 82% 的识别率<sup>[6]</sup>。这些算法都对图库具有较高的要求，需要提供正面图像，对有所偏移的车型图像识别精度不高，在实际应用中有待改进。本文提出的方法充分利用 HMAX 模型的空间不变性和尺度不变性，对不同朝向，不同尺度的车型图片进行特征提取和分类。

本文提出一种新的，基于 ITTI 算法、模版筛选方法和 HMAX 模型的车型识别方法，并通过实验验证了其性能。测试图库中的车型图片具有不同的尺度、朝向和颜色，传统的识别方式不易识别。为了解决这些难题，我们提出的系统采用对颜色、亮度和朝向敏感的 ITTI 算法<sup>[7]</sup>，可评估特征向量提升识别效率的模版筛选方法<sup>[8]</sup>，和具有尺度空间不变性的 HMAX 模型<sup>[9]</sup>，并对进行改进和整合。准备阶段，先对图像进行边缘预处理，采用 ITTI 算法对图像进行显著点提取。在特征提取阶段，该系统采用 HMAX 模型进行特征提取，进而达到建立模板库的目的。

## 2. 改进 HMAX 算法

### 2.1. HMAX 模型

HMAX 模型是一种仿脑的通用对象识别模型<sup>[10]</sup>，基本涵盖了腹侧视觉通路的分层结构，视觉显著性以及不变性等特征<sup>[11]</sup>。求最大值的模式模拟了腹侧视觉通从 V1 区域到 IT 区域的结构和工作原理，从而使得提取的 HMAX 特征具有旋转、平移等不变性，并且保留了局部特征的几何特性，该模型应用到大型图形数据库 Caltech-101 进行类检测任务时，具有 90%~99% 的识别率，达到最佳非生物启发机制模型的分类效果。

HMAX 模型内部结构分为 S1, C1, S2, C2 四层。其中 S1, S2 层通过模板匹配操作形成一个单元较多的简单特征集合，而 C1, C2 层通过选取最大值的操作建立起一个复杂特征集合。进行实验时，HMAX 模型对训练车辆图像进行多方向多尺度滤波等操作，获得滤波后的 HMAX 模板库；再将训练图与 HMAX 模板库中模板对比获得特征数量，并构建特征向量，进行分类。

在模板库构建阶段，HMAX 模型对训练图集中的每一个样本进行不同尺度的缩放和不同方向的 Gabor 滤波，得到响应图。对相应图不同方向不同尺度响应图进行合并处理，得到不同方向的尺度不变响应图。HMAX 模型通过随机点选取方法标记原图中车辆小块的位置，并在尺度不变响应图中找到对应车辆图像的位置。每种车型提取一定模板，从而构建成模板库。

在构建向量分类阶段，对于测试图集中每张图采用与模板库构建阶段相同的 S1 层操作，获得输出图像。对于每张 S2 输出图，与所有模板库中模板计算相似度。获得一个多维特征向量。C2 层对同一幅测试图以不同方向进行 C1 操作后向量的同一维取最大值，从而实现了每一幅测试图对应一个特征向量。将其导入 SVM 分类器实现车辆型号分类。

虽然 HMAX 模型可以有效提取具有尺度不变性和空间不变性的特征向量，但是其模板的提取方法导致了该模型存在两点不足：一方面，模板提取阶段采取随机点提取方法，该方法在模板数较多时可以保留大量有效特征，然而在模板数较少时，有可能导致有用信息的遗漏；另一方面，模型识别依赖大量模板，因而特征向量维数较大，识别时间相对略慢(图 1)。

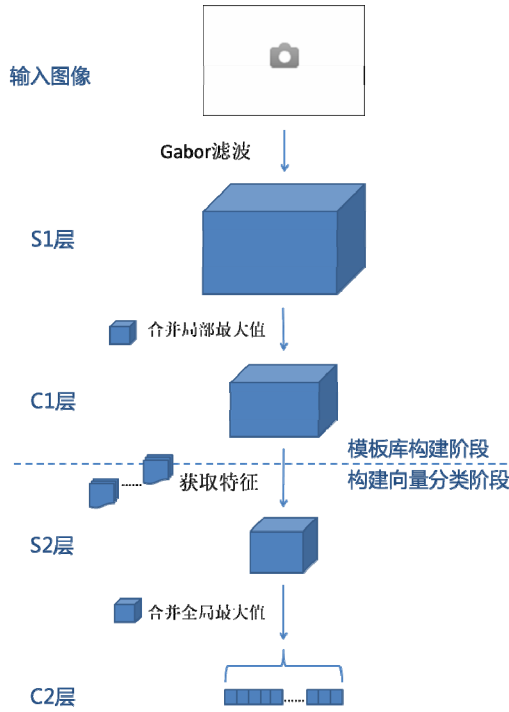


Figure 1. HMAX model  
图 1. HMAX 模型

## 2.2. ITTI 算法

由于车辆图片中区分车辆型号的有用信息大部分集中在车头部分，如车标，车灯，进气口，因而本实验选用基于视觉显著性的 ITTI 算法作为 HMAX 模型中提取模板显著点的方法(图 2)。

### 步骤和相应参数设置

在改进的 HMAX 算法中实现显著点模板选取的流程图如下：

- 1) 对输入车辆图片进行预处理，保留车头主要部分的位置信息。
  - 2) 分别针对车辆图片中的颜色，亮度，方向构成三种显著图，并且根据权重的选择构成综合显著图。实验发现车辆图片对于亮度信息较敏感，所以特别提高其权值。
  - 3) 迭代，每次选取综合显著图中的最显著点作为输出，并抑制掉该点和该点周围的显著点。
  - 4) 重复操作 3)，直到综合显著图中不再存在显著点。并且输出 3)中所有显著点位置。
  - 5) 提取 4)中显著点部分图像小块作为 HMAX 模板库模板。
- 使用该算法提取模板效果如图 3 所示。

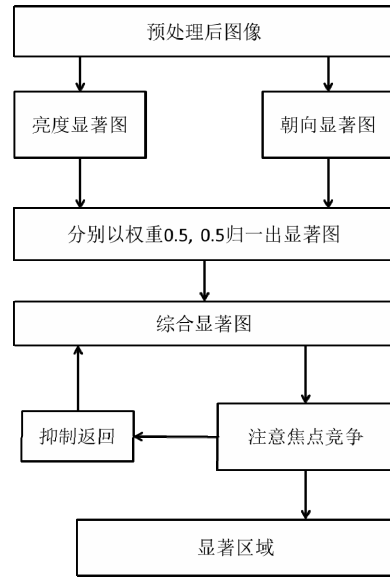


Figure 2. ITTI algorithm  
图 2. ITTI 算法流程

## 2.3. 模板筛选方法

HMAX 模型通过检索特征小块在图像中的响应值来对图像进行分类，但这种方法需要提取大量的特征，导致程序运行速度缓慢并占用大量内存，对一些用户来说是不可接受的。因此我们提出了一种依据对训练样本的特征向量的评估筛选特征模板的方法，这种方法可以删减整个模板库，剔除相对较差的模板，以达到降低模板数量且不降低识别率的作用。

本实验所选取的模板筛选方法直接关联于线性分类器(图 4)。依据训练阶段分类器输出结果，直接从分类器中筛除不理想模板，因此该方法在使用相同分类器时可以有效的节约分类时间并且保留高识别率。为了验证以上筛选方法的有效性，我们提出了五种其他模板筛选算法，这五种算法分别按照以下五个公式获得的评分进行模板筛选。

$$E(T_\alpha) = \overline{R(T_\alpha, \alpha)} - \overline{R(T_\alpha)} \quad (1)$$

$$E(T_\alpha) = \frac{\overline{R(T_\alpha, \alpha)}}{\sigma^2(R(T_\alpha, \alpha))} - \frac{\overline{R(T_\alpha)}}{\sigma^2(R(T_\alpha))} \quad (2)$$

$$E(T_\alpha) = \frac{\overline{R(T_\alpha, \alpha)} - \overline{R(T_\alpha)}}{\sigma^2(R(T_\alpha, \alpha))} \quad (3)$$

$$E(T_\alpha) = \frac{\overline{R(T_\alpha, \alpha)}}{\sigma(R(T_\alpha, \alpha))} - \frac{\overline{R(T_\alpha)}}{\sigma(R(T_\alpha))} \quad (4)$$

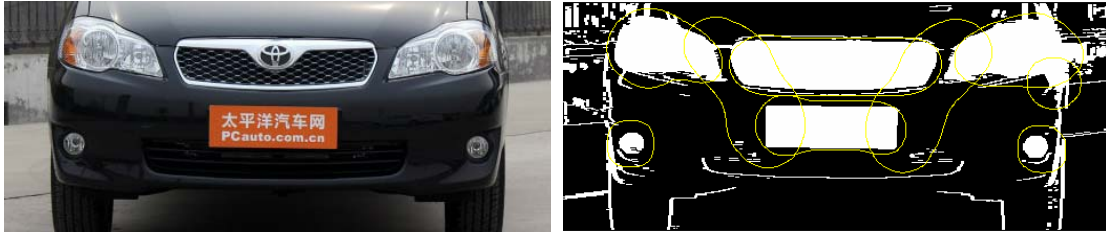


Figure 3. Template extraction rendering using the ITTI-HMAX hybrid method

图 3. 使用 ITTI 算法配合 HMAX 模型方法提取模板效果图。其中保存车辆明显特征的车灯, 车牌, 进气格栅都被成功提取出来

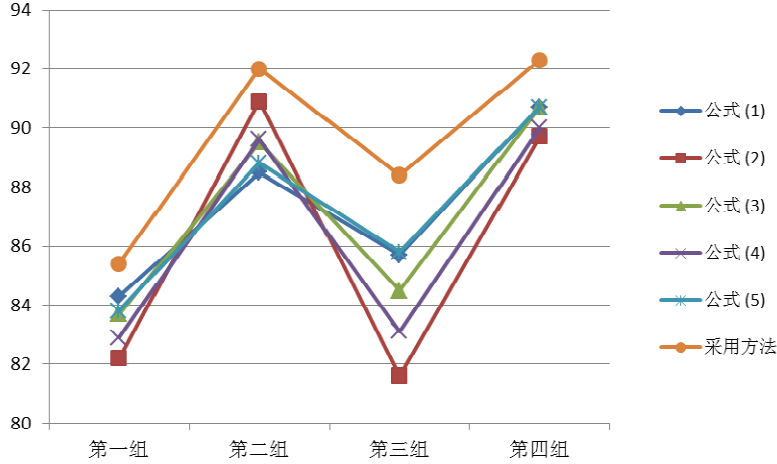


Figure 4. Comparison of detection rates between SVM-based template screening methodology and methods based on the formula (1) - (5)  
图 4. 使用基于 SVM 表现的筛选模板方法与根据公式(1)~(5)所得五种筛选方法识别率对比图

$$E(T_\alpha) = \frac{\overline{R(T_\alpha, \alpha)} - \overline{R(T_\alpha)}}{\sigma(R(T_\alpha, \alpha))} \quad (5)$$

其中

$T_\alpha$  是从类别  $\alpha$  中提取的模板;

$R(T_\alpha, \alpha)$  是  $T_\alpha$  对  $\alpha$  类中所有训练样本的响应值;

$R(T_\alpha)$  是  $T_\alpha$  对所有类别的所有训练样本的响应值;

$\sigma$  是标准差,  $\sigma^2$  是方差;

$E(T_\alpha)$  是  $T_\alpha$  的评估结果, 即效用值。

由以上测试数据可知, 在相同实验环境下, 在节约相同测试时间时, 虽然对于不同组的测试数据趋势相同, 但是本实验选用方法比根据公式(1)~(5)所选模板筛选方法所得识别率高, 平均每组数据高约 2%, 从而证明依据 SVM 表现的筛选模板方法的有效性。

## 2.4. 算法流程

通过整合 HMAX 模型和改进算法步骤, 本实验提出了这一改进 HMAX 算法的完整算法:

1) 从图库中  $P$  读取一张图  $P_i$ , 设  $N$  为预设的训

练图数量, 当  $i < N$  时, 进入步骤 2; 否则, 进入步骤 4。

2) 对一张图  $P_i$  的  $m \times n$  个像素点

$S_j(S_1, S_2, \dots, S_{m \times n})$ , 获得每个像素点的颜色响应值

$C_j(C_1, C_2, \dots, C_{m \times n})$ , 方向响应值

$H_j(H_1, H_2, \dots, H_{m \times n})$ , 亮度响应值

$O_j(O_1, O_2, \dots, O_{m \times n})$ , 由公式

$$\varepsilon_j = 0.5 * C_j + 0.25 * H_j + 0.25 * O_j \quad (6)$$

得到该像素点的显著性分值。

3) 选显著点分值  $\varepsilon$  最大的 4 个像素点, 分别以这 4 个像素点为中心, 取其周围  $12 \times 12$ ,  $24 \times 24$ ,  $36 \times 36$ ,  $48 \times 48$  区域作为模板, 每张图中可以提取  $4 \times 4$  个模板。

4) 当  $i < N$  时, 重复步骤 1; 当  $i = N$ , 可获得  $4 \times 4 \times N$  个模板  $E_k(E_1, E_2, \dots, E_{4 \times 4 \times N})$ , 根据公式

$$V_i = \exp\left(-\frac{\|E_k - P_i\|}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

得到  $N$  个  $4 \times 4 \times N$  维向量

$$\begin{aligned}
 &V_1 \langle V_{1,1}, \dots, V_{1,k}, \dots, V_{1,4 \times 4 \times N} \rangle, \dots, \\
 &V_i \langle V_{i,1}, \dots, V_{i,k}, \dots, V_{i,4 \times 4 \times N} \rangle, \dots, \\
 &V_N \langle V_{N,1}, \dots, V_{N,k}, \dots, V_{N,4 \times 4 \times N} \rangle,
 \end{aligned}$$

其中  $V_i$  是每张图  $P_i$  与每个模板  $E_k$  间的距离。

5) 对  $N$  个  $4 \times 4 \times N$  维向量中相同维度( $k$  相同)的距离  $V_{i,k}$  求方差  $S^2$ , 方差越小, 说明该模板与分类目标特征的相关度越小。保留方差最大的 1/4 部分模板, 其他模板淘汰。

6) 将剩下的  $N$  个  $4 \times 4 \times N \times 1/4$  维向量与其结果导入分类器进行训练。返回步骤 1)。

7) 当  $i > N$  时, 进入测试阶段, 将图片  $P_i$  输入训练好的分类器, 输出图片类别。

### 3. 实验

本实验在 Matlab2011b 实验环境下进行, 采用自建的包括 31 种车型超过 1000 张图像的图库。本实验改进并集成了 ITTI 算法和 HMAX 模型, 功能齐全, 实现了较高性能的车型识别。本实验完全在 64 位 Matlab2011B 实验环境下进行, 配置 Intel i3 处理器, 4GB 内存, 支持 CUDA 运算的 GeForce 550 显卡。我们采用自建的图库进行了本次试验。

#### 3.1. 相关参数设置

本文在原型 HMAX 模型的基础上对第四章所述的算法优化进行了独立实验, 分别得到了不同条件下的性能数据, 该性能包括识别率、测试时间两个方面。

本次实验中, HMAX 模型均使用统一配置: input 层细胞大小为  $400 \times 400$ , scale 共分 9 层, Gabor 滤波器分为 4 个方向( $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ ), 模板提取窗口大小为  $12 \times 12, 24 \times 24, 36 \times 36, 48 \times 48$ 。以上配置均为依据实验机性能以及多次实测结果得到的。

本实验共分为 4 组, 分别是:

**HMAX 原型组**(之后简称为原型组): 仅保留 HMAX 原型, 不添加显著性提取和模板筛选;

**ITTI 显著点组**(之后简称显著点组): 在原型的基础上添加显著性提取;

**模板筛选组**(之后简称筛选组): 在原型的基础上添加模板筛选;

**完整改进组**(之后简称完整组): 添加显著性提取与模板筛选。

所有的实验组分别取 512、1024、2048、4096、8192(带有模板筛选的组为 2048、8192)个特征模板进行独立实验, 筛选组和完整组的筛取率(即保留模板数量占原数量的比率)为 1/4。

#### 3.2. 实验图库描述

为了检验本方法应对朝向改变和尺度改变情况下的车型识别情况, 本次实验图库取材自搜狐汽车频道、太平洋汽车网、易车网和众多汽车品牌官网, 包括 15 个品牌的 31 种汽车型号, 共计 1420 幅图片, 每种车型中的图片均超过 30 幅。考虑到现实操作中可能发生的问题, 该图库保留了车辆多尺度, 多角度, 多颜色的特征, 如: 选取了车辆侧面的角度, 同一种车型选取 2~3 种不同颜色车辆照片等, 增加了图库的仿真性, 从而提升了实验结果的可移植性。

本试验中, 每种型号汽车随机抽取 30 幅图像作为训练图库, 其余图像作为测试图库。

#### 3.3. 实验结果

表 1 和表 2 分别为原型组、显著点组、筛选组和完整组 4 个实验组的识别率和测试时间对比, 实验得到了针对不同特征数量的识别率和识别时间的情况。

##### 3.3.1. 识别率(%)对比

表 1 为对于原型组、显著点组、筛选组和完整组共四组操作进行不同特征数量提取操作下实验的识别率对比。由于显著点组使用 ITTI 算法提取最有效

Table1. Comparison of detection rates  
表 1. 识别率对比

特征数量	512	1024	2048	4096	8192
原型组	84.48	89.04	89.22	91.14	92.93
显著点组	85.69	89.26	90.60	91.96	93.70
筛选组(*4)	73.94	82.63	85.45	89.84	92.03
完整组(*4)	75.53	83.63	88.43	91.48	92.31

Table2. Comparison of recognition times  
表 2. 测试时间对比

特征数量	512	1024	2048	4096	8192
原型组	0.4122	0.6812	1.422	2.779	5.612
显著点组	0.3424	0.5770	1.105	2.412	4.131
筛选组(*4)	0.1710	0.2541	0.5233	0.6780	1.847
完整组(*4)	0.1754	0.2164	0.4406	0.5898	1.524

模板, 因而相比原型组在识别率方面可获得 1%~2% 的提高。

### 3.3.2. 测试时间(/s)对比

表 2 为对于原型组、显著点组、筛选组和完整组共四组操作进行不同特征数量提取操作下实验的识别时间对比。如表 2 所示, 依据 SVM 表现去掉无效和低效模板后, 在相同特征数量条件下, 模板筛选组识别时间约为原型组时间的 1/4 到 1/3 左右。

### 3.4. 数据分析与讨论

对比表 1、表 2 可知, 实验组中存在识别率提升 1%, 识别时间却多出几倍的情况, 也存在识别时间缩短不明显, 识别率却下降了 5% 的情况。为了综合评估本实验对于识别率和识别时间方面的提升效益, 本实验选用一种综合考虑识别率和识别时间对效益值的贡献的评估方法, 以效益值作为最终评估数据。效益值计算方法为:

$$E = \frac{1}{\frac{1-R}{\sqrt{T}}} \quad (8)$$

其中  $E$  为效益,  $R$  为识别率,  $T$  为每张图的识别时间。结合表 1、表 2 数据, 可以得到四组效益值。

图 5 所示四条曲线表示了四个实验组在不同特征数量下的效益值变化和对比结果, 其中横坐标为特征向量, 纵坐标为效益值。完整组在效益评估中可以普

遍得到最高值, 而原型组在四组数据中效益值普遍最低。显著点组和筛选组随特征数量变化, 效益值有不同程度的起伏。

对于原型组, 由于未采取任何改进, 因而该组识别率和识别时间相比其他三组都存在一定程度的不足。原型组识别率平均比显著点组低 0.88%, 识别时间约为筛选组识别时间的 3~4 倍。此外, 由于该组数据保留了大量冗余模板, 在特征数量大于 1024 时, 效益值有持续下降的趋势。

对于显著点组, 特征数量较少时, 由于没有进行任何模板筛选, 可以获取更多模板信息, 如特征数量取 512 左右时可以取得最高的效益值, 并且识别时间上相对原型组没有额外消耗。然而当特征数量大于 1024 时, 该组效益值出现持续下降的趋势, 其原因是该组保留了大量冗余模板。

筛选组中, 根据 SVM 表现, 滤掉了对实验结果贡献较小的模板, 因而可最大程度地节省识别时间。然而筛选组使用随机特征提取方法, 模板具有很强的随意性, 难免产生误差。实验表明, 筛选组的识别时间相对原型组和显著点组明显缩短, 其识别率相比显著点组和完整组也明显下降。

完整组结合了 ITTI 模型和筛选特征模板方法, 因此在特征数相同时普遍获得较高的评估效益值。完整组的平均识别率比筛选组提高了 1.5%, 较原型组的平均识别时间缩短了 3.461 s/幅(70.91%), 其效益值在特

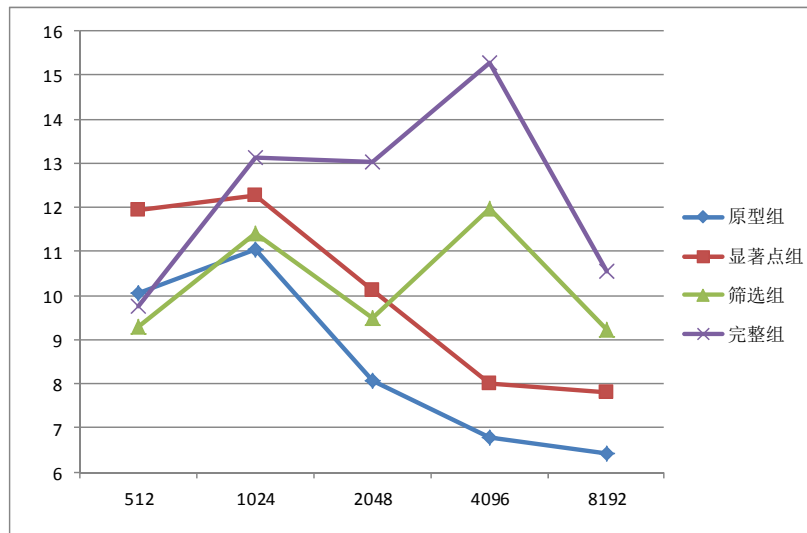


Figure 5. Evaluation of experimental efficiency  
图 5. 实验测试效益评估

征数量约为 4096 左右时取得最大。此外, 因为筛选组与完整组都进行了模板筛选操作, 可以减少冗余信息。筛选组与完整组在特征数量改变时, 效益值曲线走势平稳, 两组均在特征数量为 4096 时取得最大效益值。

尽管表 1 数据显示, 完整组的识别率相比显著点组平均低 1.39%, 但显著点组中识别率的提升是以识别时间呈几何倍数的增加为代价换取的。在特征数量取 4096 或 8192 时, 显著点组每提升 1% 识别率, 所额外花费的测试时间平均值和识别时间平均值分别为 3.089 s/幅与 1.876 s/幅。如图 5 中显著点组效益曲线所示, 当特征数量超过 1024 时, 该组效益值随特征数量的增加而降低, 这一变化趋势有力地证明了上述观点。

#### 4. 总结

本文提出了从显著点提取、特征提取、模板库训练和分类四步骤入手, 一种基于 ITTI 算法、HMAX 模型和线性分类器的车型识别新方法。实验结果表明:

1) 该算法在保证特征数量数目不变前提下, 相较原先算法可以提升 1%~2% 的识别率, 相对当前存在的其他车型识别算法在识别率方面可提升约 10%~15%, 在保证特征数量时, 识别率可达 95% 左右。

2) 该算法实现了保证识别率前提下明显的减少识别时间, 在保证识别率基本不变的前提下, 普遍可以将识别时间减少为原先的 1/4。

3) 该方法针对识别率和识别时间的双重标准, 提出了一种新型的评估标准, 即效益评估策略, 保证了综合兼顾的考虑到识别率和识别时间对效益值的贡献。

4) 实验数据表明该方法具备空间不变性和尺度不变性的特征, 能够识别不同朝向、不同尺度的汽车图像, 对基于图像的车辆识别提出了一种新的思路。

本实验仅采用了单一的线性分类器, 并未考察其他更复杂的分类器对本实验样本的分类效率, 因此我们下一步的研究方向是针对分类器的修改, 采用人工神经网络以提升测试效益。

#### 参考文献 (References)

- [1] Y. Cui, Q. Y. Cui and Q. Huang. Automatic license extraction from moving vehicles. *International Conference on Image Processing*, 1997: 126-129.
- [2] G. Pearce, N. Pears, Automatic make and model recognition from frontal images of cars. *Advanced Video and Signal-Based Surveillance (AVSS)*, 8th IEEE International Conference on Digital Object Identifier, 2011: 373-378.
- [3] A. Ajmal, I. M. Hussain. A simple and novel method for vehicle detection and classification (a model based test). *9th International Bhurban Conference on Applied Sciences and Technology (IBCAST)*, 2012: 58-63.
- [4] X. Clady, P. Negri, M. Milgram and R. Poulencard. Multiclass vehicle type recognition system. *Artificial Neural Networks in Pattern Recognition, Lecture Notes in Computer Science (LNCS)*, Springer, 2008, 5064: 228-239.
- [5] Y. Lu, B. Cai and D. Y. Zhang. Contour based car recognition algorithm. *International Symposium on Computer Network and Multimedia Technology*, 18-20 January 2009: 1-4.
- [6] M. M. Arzani, M. Jamzad. Car type recognition in highways based on wavelet and Contourlet feature extraction. *2010 International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP)*, 15-17 December 2010: 353-356.
- [7] L. Itti, C. Koch and E. Niebur. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(11): 1254-1259.
- [8] D. G. Lowe. Object recognition from local scale-invariant features. *The Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision*, 1999, 2: 1150-1157.
- [9] M. Riesenhuber, T. Poggio. Hierarchical models of object recognition in cortex. *Nature Neuroscience*, 1999, 2(11): 1019-1025.
- [10] J. Mutch, D. G. Lowe. Object class recognition and localization using sparse features with limited receptive fields. *International Journal of Computer Vision*, 2008, 80(1): 45-57.
- [11] J. Mutch, D. G. Lowe. Multiclass object recognition with sparse, localized features. *New York: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2006: 11-18.