

针对行人目标的激光炫目器自动调焦系统设计

崔洪胜, 蒋涛*

北京科技大学自动化学院, 北京 100083

摘要 某型警用激光炫目器主要应用于安防领域, 发射对人眼较敏感的 532 nm 绿激光照射人体目标, 可以使嫌疑人目标暂时性失去视力。为提高激光利用率, 需要使激光光斑尽可能覆盖有效人体目标范围。测试时使用摄像机获取视频, 利用 Gentle Adaboost 算法, 通过基于数字信号处理器(DSP)的视频处理系统实现了行人目标检测及测定行人大小, 同时通过单片机控制电路, 根据行人大小控制激光镜头自动调焦, 以适应行人目标。

关键词 测量; 行人检测; Haar 特征; Gentle Adaboost 算法; 数字信号处理; 激光调焦

中图分类号 TH74

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1212002

Laser Dazzler with Automatic Focal Length Adjustment for Pedestrians

Cui Hongsheng, Jiang Tao*

School of Automation, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China

Abstract Police laser blinding devices are primarily used in the field of security. A human target will lose vision temporarily when exposed to the green laser emitted by the device because the human eye is sensitive to the 532-nm green laser. The laser light must cover the target human body as much as possible to improve utilization of the laser. This subject obtains video from the camera and detects pedestrian targets through a video processing system based on digital signal processing (DSP) using the Gentle Adaboost algorithm. The detection results include the size and location of the pedestrian targets. According to the size of the pedestrian, a single chip microcomputer control circuit controls the laser lens to focus on pedestrian targets automatically to accommodate pedestrian targets.

Key words measurement; pedestrian detection; Haar feature; Gentle Adaboost algorithm; digital signal processing; laser focusing

OCIS codes 120.1880; 100.2000; 150.5758

1 引言

激光炫目器是一种小功率激光发射装置, 可发射人眼较敏感的绿激光, 使暴恐分子暂时致盲或眩晕, 失去或降低行动能力, 为警方人员处置突发情况提供有效辅助。为提高激光使用效果, 需要使激光光斑尽可能覆盖有效人体目标, 以提高单位面积上的照射强度, 因此激光炫目器均安装有光斑调节装置, 通过调整激光镜头焦距控制光斑大小。目前激光炫目器的激光镜头普遍采用手动光斑调节装置, 使用者在使用时需要同时考虑调节激光光斑大小及

瞄准, 便捷性和适应性较差, 本文基于这个需求, 设计了基于数字信号处理器(DSP)的行人目标激光镜头自适应调节系统。

目前主要的行人检测方法主要分为三类: 背景差分法、基于模板匹配的方法、基于机器学习的方法。背景差分法原理是, 针对一系列连续图像帧序列, 通过背景刷新算法建立静止背景模型, 然后用当前帧图片减去背景图片得到运动的前景目标。该方法优点是算法原理相对简单, 易于编程实现, 实时性较好; 缺点是在复杂的环境(比如镜头抖动等)下抗干扰能力较差。基于模板匹配的方法原理一般是,

收稿日期: 2020-09-16; 修回日期: 2020-09-26; 录用日期: 2020-10-14

* E-mail: niu2008a@126.com

首先得到待检目标群的二值化图像或者轮廓图像, 然后通过预先设计的图像模板与待检目标群进行对比, 通过不同的模板匹配算法, 设置合适的阈值, 将非目标删除, 就可以得到识别的目标。该方法的实现一般要配合前景提取技术。模板匹配法对刚性物体的识别效果较好, 原因是刚性物体的轮廓较为清晰, 由于行人姿态的多样性, 针对行人轮廓中较为稳定的部分, 模板匹配法可以得到较好的识别效果。Gavrila 等^[1]提出一种行人轮廓模板匹配法, 近年也有学者提出针对行人部位的匹配方法。

目前, 基于统计分类方法的行人识别分类器训练方法主要有三种: 基于支持向量机、基于神经网络、基于 Adaboost 方法^[2]。神经网络技术通过模拟人类大脑神经突触结构建立模型, 从而进行信息处理, 在这种计算模型中, 数量巨大的节点之间互连接形成网络, 称为神经网络^[3]。神经网络原理上可以逼近无限复杂的非线性关系, 通过并行处理技术, 快速计算成为可能。近年来随着计算设备的快速发展, 神经网络的相关技术理论也得到了更加广泛的应用。目前在人脸检测、行人检测和行人再识别研

究中, 神经网络已经得到了一定的应用^[4], 如赵斌等^[5]提出的基于深度注意力机制的多尺度红外行人检测方法, 于博等^[6]提出的远红外车载图像实时行人检测与自适应实例分割方法等。支持向量机法基于结构风险最小化原理, 用少量支持向量机代表样本集, 并将其映射到一个高维空间, 在高维空间中为两种不同类别的样本数据找到一个最优分类面^[7], 该方法相比神经网络具有更优秀的泛化能力。Adaboost 是一种将弱分类器组合成强分类器的检测方法, 检测效果优秀。基于统计分类的方法的优点是识别效果较好, 鲁棒性强, 但是在训练时需要大量训练数据, 对运算平台的计算能力要求比较高。

2 激光器设计

设计的激光器原理如图 1 所示。首先使用半导体激光器发射 808 nm 激光, 然后通过泵浦激光器将激光泵浦至 1064 nm, 接下来通过倍频晶体, 激光频率将翻倍, 同时波长减半至 532 nm, 最后输出至激光镜头。

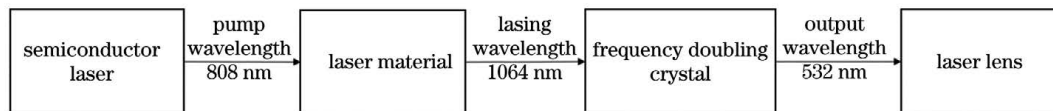


图 1 激光组件原理图

Fig. 1 Schematic of laser components

设计的激光器关键部件选型及结构如图 2 所示。首先使用激光恒流源驱动电路驱动半导体激光二极管(LD), 得到 808 nm 近红外光; 然后利用钕酸

钇(Nd:YVO₄)晶体得到 1064 nm 近红外激光; 再通过硼酸锂(LBO)晶体进行腔内倍频, 得到 532 nm 绿色激光, 该激光通过电动可调焦镜头输出。

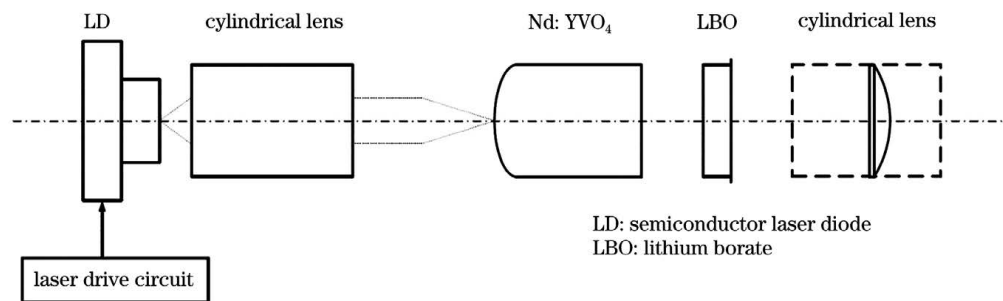


图 2 激光组件结构图

Fig. 2 Laser component structure diagram

3 Gentle Adaboost 检测算法

Adaboost 算法由 Freund 等于 1997 年提出^[8], 在训练分类器的过程中不需要关于弱分类器的先验知识, 而是在训练的过程中根据每一轮训练的效果调整样本的权重。Friedman^[9]提出另外两种改进

的 Adaboost 算法, 即 Logit Adaboost 和 Gentle Adaboost, 并对不同算法进行了比较, 证明 Gentle Adaboost 的分类检测性能要更优于其他几种算法。本文通过 DSP 进行行人检测, 因此采用可移植到 DSP 上的 Gentle Adaboost 算法。

3.1 Gentle Adaboost 算法关键要素

3.1.1 矩形特征

Haar 矩形特征最早由 Papageorgiou 等提出^[10], 后来有学者陆续将其应用到人脸检测^[11]及行人检测^[12]中。本文使用 Haar 特征来描述行人, Haar 特征应用于行人的示意如图 3 所示。

Haar 矩形特征^[13]原型包括四种, 分别为边缘矩形特征、线矩形特征、点矩形特征、对角线矩形特征, 分别如图 4 所示。

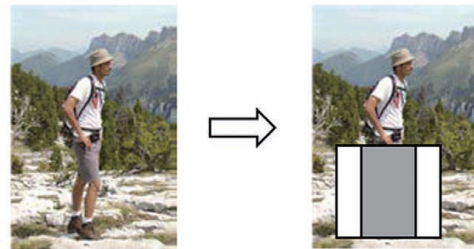


图 3 Haar 特征应用于行人

Fig. 3 Haar features applied to pedestrian

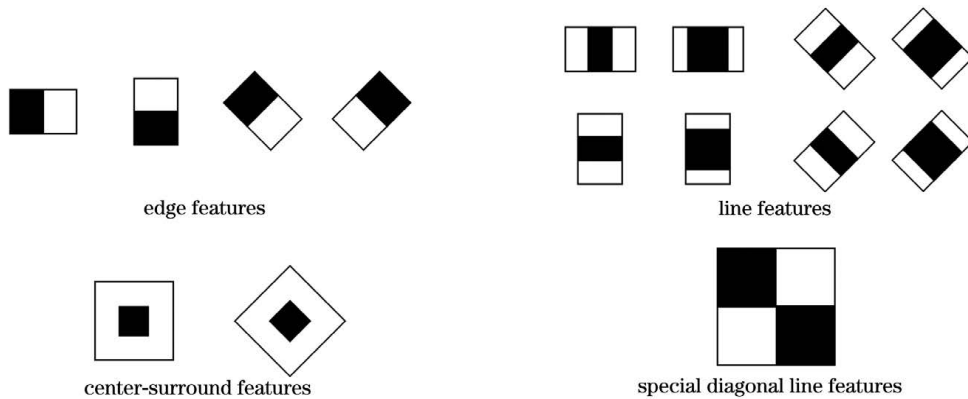


图 4 矩形特征

Fig. 4 Rectangular feature

Haar 特征由两个或多个矩形组合而成, 模板内有白色和黑色矩形, 特征模板的特征值为黑色矩形内像素灰度值与白色矩形内像素灰度值之差。矩形特征值的计算公式为

$$v_{\text{feature}} = \sum_{i=1}^N \omega_i \cdot \text{RecSum}(r_i), \quad (1)$$

式中: N 为 2 或 3, 即矩形特征一般由 2 个或者 3 个矩形构成; ω_i 为矩形权值; $\text{RecSum}(r_i)$ 为矩形内所有点的灰度值之和。

3.1.2 积分图

积分图的概念首先由 Viola 等提出并使用^[11]。积分图的提出是为了减少计算数量众多的矩形特征的特征值的时间, 从而加速整个检测过程。在一个矩形中, 以左上角的顶点为左边原点, 坐标位置为 (x, y) 的点的积分图值为左上侧的所有像素的灰度值之和:

$$ii(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x', y'). \quad (2)$$

在图 5 中, 区域 D 内像素的和可以通过 4 个数组合来计算: 位置 1 的积分图值为矩形 A 内的像素和; 位置 2 的积分图值为矩形 A+B 的像素和; 位置 3 的积分图值为矩形 A+C 的像素和; 位置 4 的积分图值为矩形 A+B+C+D 的像素和。计算任意区域的积分和时, 只需要知道 4 个顶点的积分和, 而



图 5 积分图计算原理

Fig. 5 Schematic of integral graph calculation

每一个点的积分和值可以预先计算, 这会大大降低运算量。图 5 中, 矩形区域 D 的积分图值就可以通过 4 个顶点 $4+1-(2+3)$ 计算得到。

3.1.3 矩形特征的特征值

以一个简单的特征模板为例来说明积分图是如何加速特征值计算的。

用 ii 代表某个点的左上区域积分和值, 其可根据积分图的计算结果直接得到。在图 6 中, 由 (A+B) 白色和 B 黑色两个矩形区域嵌套构成一个 Haar 矩形特征。矩形特征中白色矩形与黑色矩形权重之比满足 $W_{\text{white}}/W_{\text{black}} = -(S_{\text{black}}/S_{\text{white}})$, 其中 W 代表权重, S 代表矩形面积, 一般将白色矩形的权重设为 -1 , 则图 6 中白色矩形 (A+B) 权重为 -1 , 黑色矩

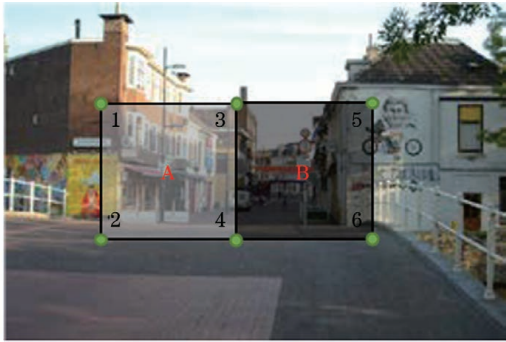


图 6 Haar 特征值计算示意图

Fig. 6 Haar eigenvalue calculation diagram

形 B 的权重为 2。Haar 特征的特征值为

$$v_{\text{feature}} = -1 \times (S_A + S_B) + 2 \times S_B = S_B - S_A = [ii_6 + ii_3 - (ii_4 + ii_5)] - [ii_4 + ii_1 - (ii_2 + ii_3)], \quad (3)$$

式中： S_B 和 S_A 分别为矩形 B 与矩形 A 的面积。

3.2 分类器训练

Gentle Adaboost 分类器分为三级,由低到高依次是弱分类器、强分类器及级联分类器。强分类器由每轮挑选出来的弱分类器按照一定规则组合而成,多个强分类器通过级联的形式构成级联分类器。图 7 为分类器训练流程。

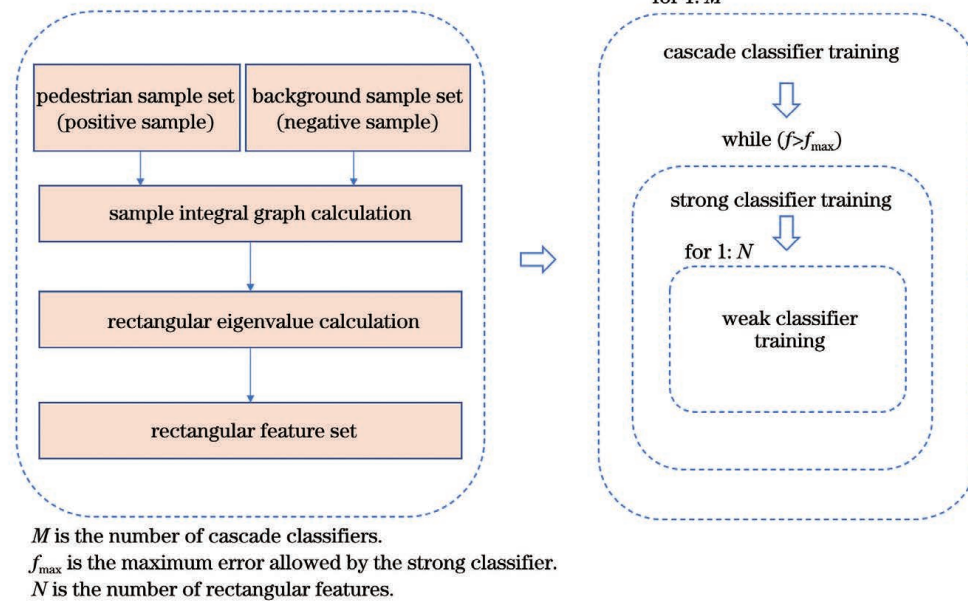


图 7 Gentle Adaboost 分类器训练流程

Fig. 7 Training flowchart of Gentle Adaboost classifier

3.2.1 分类器介绍

3.2.1.1 弱分类器

Gentle Adaboost 算法中弱分类器 $h(x_i)$ 定义为

$$h(x_i) = \begin{cases} \alpha_1, & f(x_i) < \theta \\ \alpha_2, & f(x_i) \geq \theta \end{cases}, \quad (4)$$

式中： x_i 为训练样本； i 为序号； θ 为弱分类器的输出判决阈值； $f(x_i)$ 为样本对弱分类器对应的矩形特征的特征值； α_1, α_2 为弱分类器输出， α_1, α_2 正负相反，取值范围均为 $0 \leq |\alpha_i| \leq 1$ 。一个弱分类器就是一轮弱分类器训练轮次中挑选出来的一个最优矩形特征，这就是矩形特征与弱分类器之间的关系。

3.2.1.2 强分类器

单个弱分类器的分类能力有限,仅仅强于随机分类,当挑选出来弱分类器以后,需要对其按照一定规则进行组合形成强分类器,组合的过程是一个分

类正确率不断提高的过程。

强分类器 $H_i(x_i)$ 定义为

$$H_i(x_i) = \begin{cases} 1, & \sum_{j=1}^n h_j(x_i) \geq \varphi_i \\ 0, & \sum_{j=1}^n h_j(x_i) < \varphi_i \end{cases}, \quad (5)$$

式中： $h_j(x_i)$ 为弱分类器,意义为序号为 j 的弱分类器 $h_j(x_i)$ 判决序号为 i 的训练样本 x_i 的输出值； φ_i 为强分类器 $H_i(x_i)$ 的输出判决阈值。当 $H_i(x_i) = 1$ 时,表示样本被判别为行人;当 $H_i(x_i) = 0$ 时,表示样本被判别为非行人。

3.2.1.3 级联分类器

级联分类器由强分类器逐级连接而成,检测窗口逐级通过各级强分类器,只有通过上级强分类器后分类结果为真才能进入下一级分类器进行检测,

一旦检测窗口内目标被某级分类器判断为假,则直接淘汰。

3.2.2 分类器训练

Gentle Adaboost 中的分类器训练是层层递进的,级联分类器包含强分类器,强分类器包含弱分类器,层层嵌套,每级训练经过多次循环,直到指标满足要求时才跳出循环。

3.2.2.1 级联分类器训练

1) 检测系统的最高误检率定义为 F_{\max} ,最低检测率定义为 D_{\min} ;级联分类器中各级强分类器单级最低检测率定义为 d_{\min} ,单级最高误检率定义为 f_{\max} ;行人检测率 $D = \prod_{i=1}^N d_i$,行人误检率 $F = \prod_{i=1}^N f_i$;级联分类器层数为 $K = \log_{f_{\max}} F_{\max}$ 。

2) 定义行人样本数量 N_{picPos} ,非行人样本数量 N_{picNeg} 。

3) 计算全部样本对全部矩形特征的特征值。

4) for $N_{\text{casNum}} = 1:K$ (训练一个强分类器)。

5) 保存级联分类器。

3.2.2.2 强分类器训练

设强分类器的最低检测率为 d_{\min} ,最高误检率为 f_{\max} ,强分类器的训练过程如下。

1) 准备行人正样本和非行人负样本,行人样本数为 N_{picPos} ,非行人样本数为 N_{picNeg} 。全部样本定义为 $(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)$,其中 x_i 表示序号为 i 的样本,若 x_i 为行人, $y_i = 1$,反之 $y_i = -1$;定义全部样本数 $l = N_{\text{picPos}} + N_{\text{picNeg}}$ 。

2) 计算每一个矩形特征对全部样本的特征值。

3) 定义 w_i 为 x_i 的权重,初始化 $w_i = 1/l$ 。

4) 定义 f_{cur} 为强分类器训练过程中的当前误检率;定义 t 为强分类器中弱分类器的累积数目,从 0 计数; $h_t(x)$ 表示每轮训练后得到的指标最优的弱分类器。

5) 训练阶段。

while(1)

根据弱分类器矩形特征值计算弱分类器的分类

误差,误差定义 $\epsilon_t = \sum_{i=1}^m w_i \cdot [y_i - h_t(x_i)]^2$,弱分类器训练结束后,误差 ϵ_t 最小的弱分类器当选最优弱分类器。

• 更新弱分类器数目: $t = t + 1$ 。

• 按照强分类器检测率 $d_{\text{cur}} > d_{\min}$ 的要求划分样本,确定强分类器阈值 φ_t 。

• 计算临时强分类器误检率 f_{cur} 。

• if($f_{\text{cur}} \leq f_{\max}$),则训练完成跳出循环,反之继续训练直到满足条件。

• 更新权重: $w_i \leftarrow w_i \cdot \exp[-y_i \cdot h_t(x_i)]$ 。

• 样本权重归一化,使得 $\sum_{i=1}^m w_i = 1$,即 $w_i \leftarrow$

$w_i / \sum_{i=1}^m w_i$ 。

• 更新强分类器参数。

6) 保存强分类器。

3.2.2.3 弱分类器训练

1) 设训练样本数为 M ;矩形特征数为 N ;定义数组 $\text{feature_value}[i][j]$ 表示全部矩形特征对全部样本计算得到的特征值,其中 $1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq M$,在数组 $\text{feature_value}[i][j]$ 中,第 i 行存储的是序号为 i 的矩形特征对全部训练样本的特征值;定义 e_{cur} 为当前均方误差,初始值定义为最大浮点数。

2) for $i = 1:N$

a. 初始化并赋值数组 $\text{value}[] = \text{feature_value}[i][j]$,即将序号为 i 的矩形特征对全部样本的 M 个特征值赋值给数组 $\text{value}[]$ 。

b. 按照从小至大顺序对 $\text{value}[]$ 的全部特征值进行排序。

c. for $j = 1:M$

• 定义 w_k 表示第 k 个样本的权重, y_k 表示样本标记。

• 前集中系数 $C_{\text{leftvalue}} = \sum_{k=1}^j (w_k \cdot y_k) / \sum_{k=1}^j w_k$

• 后集中系数 $C_{\text{rightvalue}} = \sum_{k=j+1}^M (w_k \cdot y_k) / \sum_{k=j+1}^M w_k$

• 前离散系数 $C_{\text{lefterror}} = \sum_{k=1}^j w_k (y_k - C_{\text{leftvalue}})^2$

• 后离散系数 $C_{\text{righterror}} = \sum_{k=j+1}^M w_k (y_k - C_{\text{rightvalue}})^2$

• if($C_{\text{righterror}} + C_{\text{lefterror}} < e_{\text{cur}}$)

$e_{\text{cur}} = C_{\text{righterror}} + C_{\text{lefterror}}$

$\theta = \text{value}[j]$

$\alpha_1 = C_{\text{leftvalue}}, \alpha_2 = C_{\text{rightvalue}}$

d. 保存挑选出的矩形特征。

3) 保存最终矩形特征为最佳弱分类器。

4 行人目标检测 Opencv 仿真实现

使用 Opencv 自带程序训练行人检测用分类器,Opencv 是一个开源的视频处理库^[14]。训练的具体步骤包括选取训练样本,然后利用 Opencv 提

供的训练程序训练出满足指标要求的分类器,并在 Visual C++ 2008 环境下对此分类器进行行人检测的仿真测试,以检测分类器性能。

4.1 建立训练样本库

本文的应用场景为中远距离的行人检测,人体目标与地面基本保持垂直状态。经过对各样本集进行比较,选择 NICTA 行人数据库,行人样本图片 2000 张,分辨率为 16×20 ;非行人样本大约 5000 张,图片分辨率不一。在选择后对图像进行了灰度化处理。

4.2 分类器训练

在训练的过程中,负样本不足的时候可以添加



图 8 行人检测测试结果

Fig. 8 Pedestrian detection test results

训练的分类器的测试结果如表 1 所示。由测试结果可知,训练的分类器取得了较好的识别效果,对图像或者视频中的行人检测率较高,但是在行人较

样本,添加样本后可以重新启动训练。训练可能会陷入死循环无法跳出,这时可暂停训练,补充负样本,更新负样本描述文件,继续启动训练。对分类器的训练时间大约为 4 天,训练结束后,生成一个 20 级的分类器文件。

4.3 行人检测效果分析

仿真环境操作系统是 Windows XP,编程调试环境为 Visual C++ 2008,代码库使用的是 Opencv 2.3.1 版本。重点关注检测率和误检率,分别基于静态图片和录制的路人视频进行实验,图 8 为部分测试结果。

密集时也出现了一些误检和漏检的情况。应用场合主要针对中远距离,在背景不是特别复杂、目标较分散的情况下,所训练的分类器基本达到了应用要求。

表 1 Opencv 行人检测测试结果

Table 1 Opencv pedestrian detection test results

Target	Detection rate / %	False detection rate / %	Remarks
Pedestrians in the image	88.6	9.3	200 images
Pedestrians in the video	87.2	10.1	5 minutes video

5 基于 DSP 的行人目标自动调焦系统硬件设计

试验硬件包括三星摄像机、DSP 视频处理电路、单片机调焦电路、激光镜头、液晶显示屏。选用三星一体摄像机作为视频来源,首先利用视频解码芯片实现视频图像的模拟数字(A/D)转换,将视频转换为 BT. 656 格式数字视频;然后通过 DSP 对视频中的单帧图像进行行人检测,并对检测出的行人进行标识,同时将行人检测结果数据传送至单片机,

通过单片机控制电路完成激光镜头的控制,调节激光镜头焦距,使激光光斑集中于行人部分;最后通过视频编码器完成 PAL 视频编码,输出视频到屏幕上显示。

5.1 DSP 行人检测硬件电路设计

DSP 行人检测硬件电路结构如图 9 所示。通过 DSP 视频采集口 VP1 的 A 通道从 TVP5150AM 处获得 BT. 656 视频帧,单帧图像数据暂存于外扩的 32M FLASH 进行行人检测处理,行人检测流程完毕后通过 SAA7121H 将 BT. 656 格式视频转为

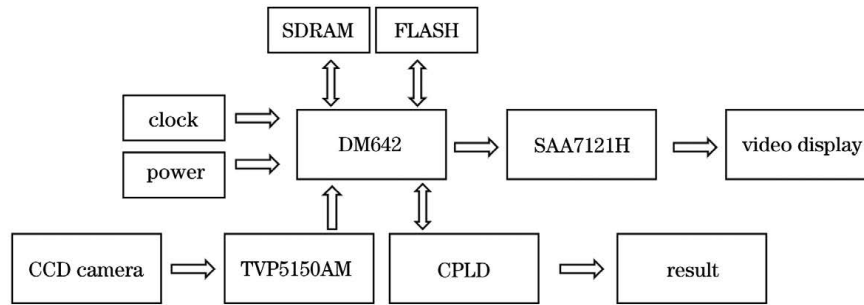


图 9 DSP 行人检测硬件电路结构图

Fig. 9 Diagram of DSP pedestrian detection hardware circuit structure

PAL 视频,输出到显示器上显示。DSP 通过外扩 4M FLASH 存储程序,通过 CPLD 完成 FLASH 地址总线扩展和 GPIO 口输出。

5.2 单片机自动调焦硬件电路设计

采用单片机控制电机驱动芯片驱动激光镜头电机进行调焦,单片机通过模数转换(ADC)电路采样镜头电位器得到数字信号以确定镜头位置,然后驱动调焦电机转动至指定位置。单片机选择了 STM32,电机驱动芯片选择了 L293DD。STM32 电路结构示意图如图 10 所示。单片机控制电路主要完成的功能有完成与 DSP 电路的数据通信、控制电机驱动芯片驱动激光镜头电机以调整镜头焦距,使之转动到指定位置。



图 10 STM32 电路结构示意图

Fig. 10 Diagram of STM32 circuit structure

5.3 DSP 与 STM32 的数据通信

DM642 与 STM32 之间的行人检测数据通信是通过 GPIO 口来实现的,具体来讲,在 DM642 上预留了一个 4 位的并行 GPIO 口作为输出,STM32 单片机上预留了 1 个 4 位的 GPIO 口作为输入,这样最多可把行人大小分为 16 级,满足本文需求,就可以通过单片机设置最多 16 个镜头预置位,从而可以根据行人大小实现激光镜头焦距的分级自动调整。

5.4 电路 PCB 设计

为了便于使用和检测,PCB 设计采用了模块化设计思想,采用了 DM642 核心板和 STM32 控制板,两个电路板通过接插件连接。电路连接实物图如图 11 所示。DM642 核心板主要包括 DSP、SDRAM、FLASH、CPLD、DSP 时钟等元件;STM32 控制板主要包含系统电源、视频编、解码芯片、STM32 单片机、电机驱动芯片等。在核心板和控制板上分别预留了插接件,两板插接组成完整的基于



图 11 自动调焦控制电路板

Fig. 11 Automatic focusing control circuit board

DSP 的行人目标自适应调焦系统。

6 基于 DSP 的行人目标自动调焦系统软件设计

DSP 行人检测部分编程调试采用 CCS 软件 3.1 版本进行, JTAG 仿真器采用的型号为 XDS510。为了提高计算速度,使用了 CCS 内嵌的 DSP/BIOS 系统。DSP/BIOS 系统是 TI 在 CCS 上推出的一个尺寸可伸缩的实时内核,具备可视化操作界面,使用者可以方便进行设置。

6.1 DSP 行人检测部分软件设计

基于 DSP 的行人检测程序流程如图 12 所示。其中主要包含视频采集与显示和行人检测两大部分。

6.1.1 基于 DSP/BIOS 的视频采集、显示程序

在基于 DSP/BIOS 的基础上,将程序分为视频采集、处理、显示三个线程,并利用 RF5 框架^[15]中的 SCOM 机制进行线程信息通信。SCOM 消息传递机制是 RF5 框架中定义的一种实现线程间通讯的机制。使用 FVID 模块中的 API 函数完成了编码芯片、解码芯片驱动程序配置及视频数据流获取、输出显示功能^[16]。

6.1.2 将 BT. 656 视频转为 IplImage 格式

在搭建完成视频输入和输出程序框架后,可以得到 BT. 656 数据,接下来进行行人检测程序移植,

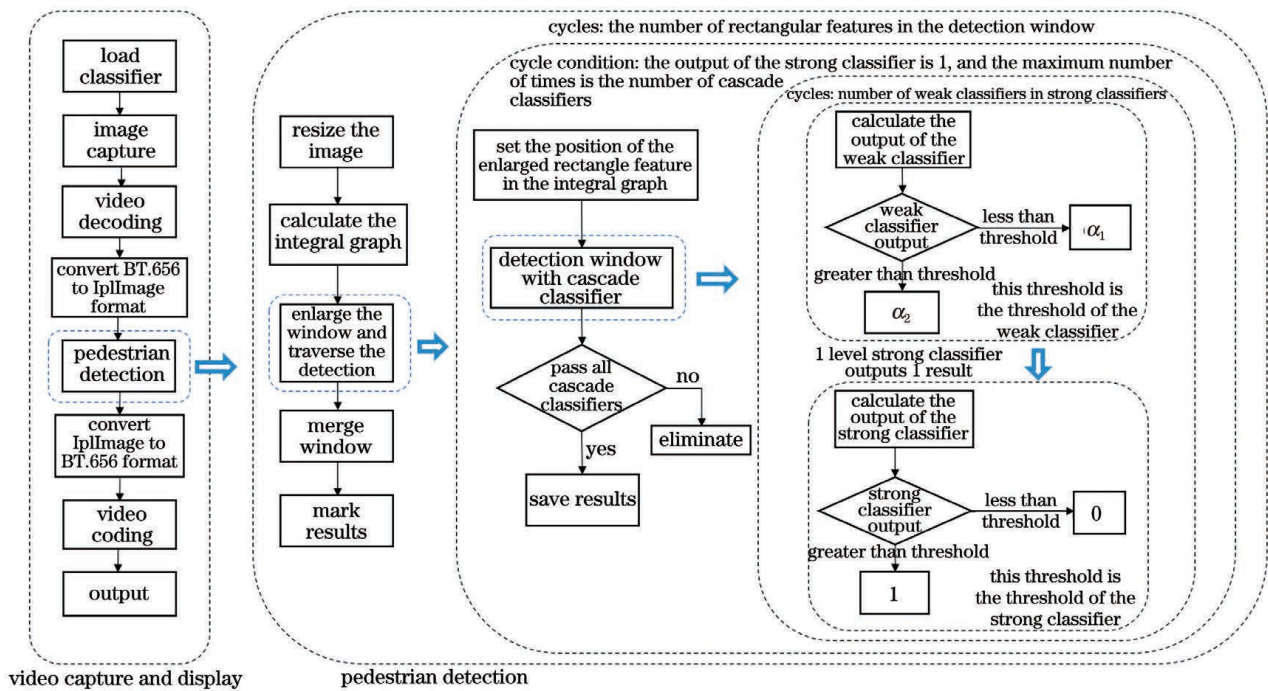


图 12 基于 DSP 的行人检测程序流程

Fig. 12 Flow of pedestrian detection program based on DSP

面临的第一个问题就是得到 EMCV 函数可处理的数据格式。由于 TVP5150AM 解码 PAL 视频得到的是 BT. 656 视频,数据中的 Y 分量在 DSP 内存中是以隔行形式存储的,这与 EMCV 使用的图像格式不一致,所以需要对其进行重新排列,将隔行排列调整为顺序排列,调整内存区中的数据排列后,图像逐行存储在内存区,进而可以将其转为 EMCV 可以使用的 IplImage 结构。由于只利用了图像的灰度值,因此只对 Y 值进行了重排列。

6.1.3 分类器文件读取

4.2 节中训练了行人检测分类器,分类器训练完成后结果以 txt 格式存储。使用 Opencv 进行仿真检测时,可以将 txt 转为 xml 格式,由 PC 读取 xml 文件,而在 DSP 上进行行人检测时也需要首先加载分类器,但是 DSP 无法直接读取 xml 文件,所以选择让 DSP 加载分类器的 txt 文件。

6.1.4 程序统一以 C++ 代码编写

因为 EMCV 函数库是 C++ 格式,所以在编写行人检测程序时,DSP 的全部程序代码统一按照 C++ 格式保存,程序文件后缀统一为 .cpp。因为 C++ 基本上兼容 C 代码,所以行人检测部分程序可以用 C 语言编写。在部分程序中,针对格式修改后产生的编译错误,应该及时按照错误提示进行修改,直到编译无误通过。

6.1.5 EMCV 代码库精简

EMCV 代码库函数众多,主要使用行人检测用到的部分函数,DSP 在运行时需要将 CCS 程序中所有库函数全部加载到内存中后才开始检测计算。由于 DSP 内存容量是有限的,除了存储程序代码,在检测过程中还需要对图像进行缓存,建立多个缓存区,这都会占用大量内存,所以为了检测过程顺利进行,需要进一步精简代码,对无用代码进行删除。

6.1.6 检测窗口逐级放大检测实现

在检测过程中,采用的方案是令待检图像帧的尺寸固定不变,按照比例 1:1.2 依次放大检测窗口,每放大一次,用放大的检测窗口从待检图像左上角坐标依次向右向下对图像进行遍历检测,直到检测窗口的大小超过待检图像下边界或者右边界,则停止检测。

6.1.7 检测结果的合并窗口处理

完成遍历检测后,检测结果会存储在一个队列中,这些备选的矩形目标有多个,而且大小不一,位置不同。矩形结果中很可能存在误检结果,还要注意的是一帧图像中的同一个行人目标很可能会被重复检测和重复标注,从而在同一个行人目标上产生重复矩形框。因此要采取措施将误检的窗口删除,同时将对同一个目标重复标注的窗口合并成一个矩形。

6.2 STM32 单片机调焦部分软件设计

镜头调焦部分使用了 STM32 单片机, DSP 与单片机之间设置了一个 4 位的并行数据传输接口。设计思想是:通过 DSP 的计算数据来进行分级,不同的分级对应于不同的镜头位置,实现了 DSP 数据的多级输出,单片机根据行人的大小数据逐级调整镜头的焦距位置。使用 Keil uVision 软件完成 STM32 单片机的编程工作。STM32 程序的主要功能包括:对激光镜头电位器电压进行 ADC 采样,确定镜头焦距位置;通过 GPIO 数据输入接口接收 DSP 的行人检测结果数据;通过定时器产生占空比可调的脉宽调制(PWM)使能信号给电机驱动芯片。

6.2.1 STM32 初始化

STM32 初始化主要完成 STM32 的复位与时钟设置,本文采用高速外部时钟信号(HSC),通过内部锁相环(PLL)电路将现有时钟信号倍频为 72 MHz 工作时钟。

6.2.2 GPIO 口初始化

完成 GPIO 数据接收口的配置。

6.2.3 ADC 配置

ADC 配置的主要任务是进行模拟/数字转换模

块的配置,以此实现电位器电压信号采样和调焦镜头位置确定。采用 ADC1 采集电位器电压值,采样电压为 0~3.3 V。

6.2.4 配置定时器产生 PWM 波

使用 STM32 的通用定时器 TIMx 产生 PWM 波。通用定时器是一个 16 位自装载计数器,通过可编程预分频器驱动,可以产生高精度 PWM 波。配置的 TIM3 定时器寄存器通过 GPIOB1 实现 PWM 波输出,可以用来驱动电机驱动芯片使能控制端,同时可以调整占空比以控制电机的转动速度。

6.2.5 单片机自动调焦程序原理

STM32 调焦程序流程如图 13 所示。在前面 5.3 节中已说明,DM642 与 STM32 之间的行人检测数据通信是通过 GPIO 口来实现的,在 DM642 上预留了一个 4 位的并行 GPIO 口作为输出,STM32 单片机上预留了 1 个 4 位的 GPIO 口作为输入,这样最多可把行人大小分为 16 级。可以通过单片机设置最多 16 个镜头目标位,从而可以根据行人大小实现激光镜头焦距按级别一一对应的自动调整。

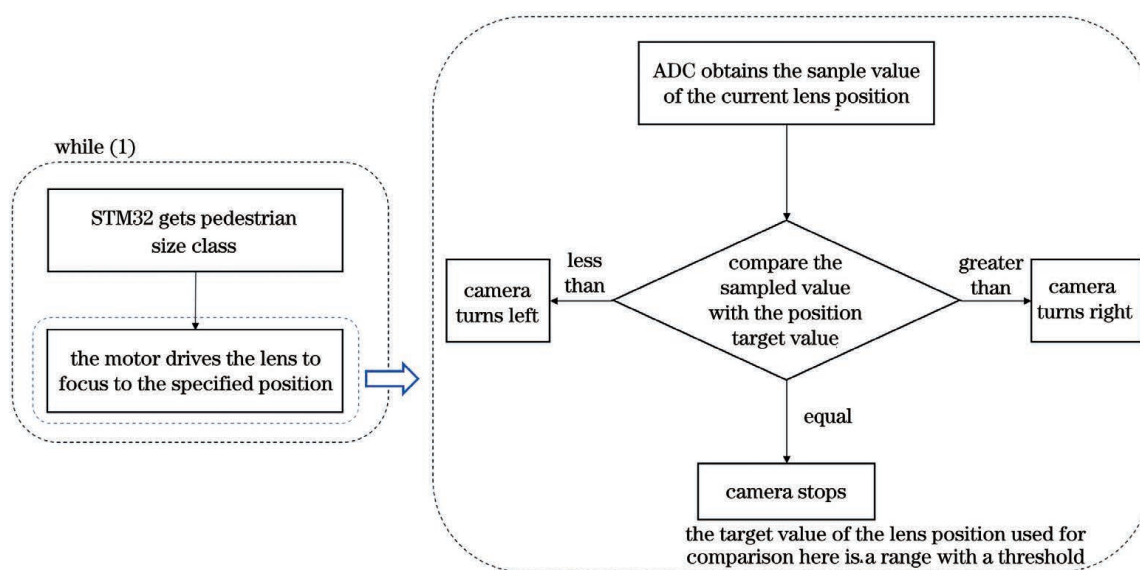


图 13 STM32 调焦程序原理图

Fig. 13 Schematic of STM32 focusing program

7 DSP 行人检测程序优化

7.1 对检测图像进行缩放

进行检测之前对图像进行了缩放,将图像尺寸缩小。原图像尺寸是 720×576 ,若将其缩放 $1/3$ 后尺寸就是 240×192 ,整幅图像的像素点数只有原来的 $1/9$,这意味着在进行行人检测时需要遍历的图

像数据大大减少。分类器训练时采用的是大小为 16×20 的模板,经测试,将原图像缩小为 120×96 的小图像时,在 DSP 上进行测试时检测率可以满足要求。

7.2 浮点数据定点化

此项优化主要是将运算过程中的浮点运算转换为定点运算,主要原因是 DM642 是定点型 DSP,在

DM642 上进行浮点运算速度较慢,而 Gentle Adaboost 算法实现过程中涉及到大量浮点型运算,因此需要对分类器和程序代码进行改写和优化,以提高 DM642 的运算效率。浮点运算定点化是通过四个方面的工作实现的:对分类器 txt 文件中的数据进行改写,通过移位将部分数据改写为整型;DSP 程序中,级联分类器结构体中的浮点定义改为整型定义;对级联分类器文件载入函数进行修改,使其能够读入整型分类器;对行人检测函数进行修改,使之能利用改写后的整型数据进行计算。

7.3 开方计算改为查表

在数值运算中涉及到开方运算,开方运算的优化方法一般采用调用 DSP 编译系统的库函数或查表法。在实时 DSP 应用中要想实现开方运算,可以采取降低运算精度来换取程序运行速度提高的策略。本文采用查表法实现开方运算,查表法根据自变量范围及精度要求提前制作相应表格,数字输入范围越大、要求精度越高,则表格越大,存储量也越大。查表法的原理是根据输入值确定其结果在表中的地址,然后根据地址进行查询就可得到计算结果,因而运算量很小。

7.4 CCS 工程优化

CCS 集成环境提供了软件优化选项,进行程序优化的好处是可以精简代码规模,优化代码布局,提高程序执行效率。在本文中,利用 CCS 提供的优化功能主要进行了两个方面的优化。1)-On 优化,使用-O3 级优化,即文件级优化。主要优化的内容包括简化无返回值型函数;删除无用函数,将一直不变的函数参数值屏蔽;将相同参数嵌入函数体中;对小体积函数进行内联函数优化。2)-PM 优化,-PM 优化的主要作用是从全局角度整合全部程序代码,最终将其模块化以提高效率。

7.5 选择合适的矩形特征进行计算

在 DSP 嵌入式系统上进行运算时要尽可能地减小运算量,矩形特征主要采取垂直特征,没有采用旋转 45° 的倾斜特征,减小了旋转矩形带来的巨大运算量。实验结果证明,仅采用垂直特征进行行人检测时就可以满足本文的需求。

7.6 优化前后运行速度对比

经过前面的 5 步优化,使用 DSP 进行了实际测试,经过测试,结果证明 DSP 运行速度获得了极大提高,检测速度基本达到实时。采用的 DM642 主时钟频率为 600 MHz。使用 clock() 函数对行人检测函数的运行时间进行了计时测试,结果如表 2 所示。

表 2 优化前后检测速度对比

Table 2 Comparison of detection speed before and after optimization

Item	Speed before	Speed after	Remark
	optimization / ms	optimization / ms	
Detection time	4656	85	12 frame/s

8 实验结果与分析

8.1 行人检测结果

基于 DM642 的行人检测激光镜头自适应调节系统在上电后首先加载分类器文件,加载成功后采集视频图像,对每一帧图像进行行人检测并输出检测视频。利用搭建的行人检测自动调焦系统进行测试,实验场景为马路。单人检测结果如图 14 所示,多人检测结果如图 15 所示。实验结果表明:研制的基于 DSP 的行人目标自适应调节装置可以成功检测到行人,测定行人大小;单片机能根据 DSP 传输的行人数据控制激光镜头转动到指定位置。

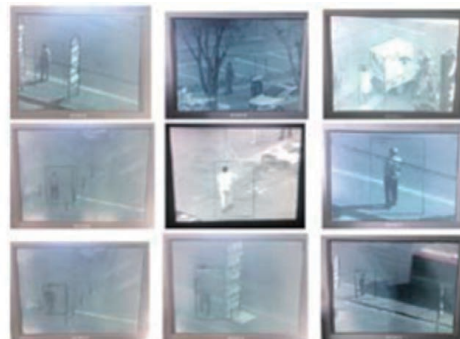


图 14 不同尺寸单人检测结果

Fig. 14 Test results of single person with different sizes



图 15 多人检测结果

Fig. 15 Test results of multi persons

依检测结果可知:本系统对中远距离的行人目标识别效果出色,检测率相比 PC 测试有所降低,但是也达到了 82%,可以作为有效结果用于激光镜头

调焦;误检率约为 13%, 相较 PC 测试有所提高, 在进行结果输出时可以通过设定输出阈值的方法减小误检率带来的影响。本系统的处理速度约 12 frame/s, 基本实现了实时处理。

8.2 自动调焦结果

因为使用的模板大小为 16×20 , 检测图像大小为缩放后的 120×96 , 所以根据行人在图像中的大小, 对镜头设置了 5 个预置位, 单片机可以根据行人检测结果进行镜头位置调整, 如表 3 所示。实验结果表明, 单片机调焦电路可以根据行人检测结果快速响应, 控制电机转动到指定位置。当图像中只存在单个行人时, 以单个行人大小计算, 当图像中存在多个行人时, 以尺寸最大行人计算。为了减小误检率的影响, 程序中设置了输出阈值, 当行人检测结果连续出现 25 帧(持续时间约 2 s)时才输出行人检测数据, 并驱动电机进行调焦, 提高了系统鲁棒性。

表 3 目标大小与镜头预置位对照表

Table 3 Comparison table of target size and lens preset position

Pedestrian height /pixel	Lens preset	Remarks
≥ 20	1	For a single pedestrian, the
≥ 40	2	pedestrian height is calculated as the
≥ 60	3	size of a single pedestrian. When
≥ 80	4	there are multiple pedestrians, the
≥ 90	5	pedestrian height is calculated based
		on the largest of the multiple sizes.

9 结 论

行人检测模块的技术解决难点有两个。1) 摄像头安装于可移动设备上, 使用过程中一直处于运动状态。在这种情况下, 目前应用比较成熟的各种基于前景运动目标提取后再识别等方法不再适用, 基于机器学习的方法更适合对一帧静止图像进行目标检测。2) 本文基于 DSP 硬件平台进行行人检测, 机器学习方法的检测计算量很大, 对硬件的计算能力和算法程序设计提出更高的要求。对各种不同的行人检测方法进行比较, 综合考虑算法的识别效果和可移植性, 最终选择 Haar 特征, 通过 Adaboost 算法家族中的 Gentle Adaboost 算法训练分类器, 使用 Gentle Adaboost 算法进行行人检测。

参 考 文 献

- [1] Gavrilă D M, Munder S. Multi-cue pedestrian detection and tracking from a moving vehicle [J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 73 (1): 41-59.
- [2] Yang Y, Liu W G, Zhong L, et al. Research of pedestrian detection optimized algorithmic based on AdaBoost [J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2014, 31(10): 1347-1350, 1366. 杨英, 刘卫国, 钟令, 等. 基于 AdaBoost 行人检测优化算法的研究 [J]. 机电工程, 2014, 31(10): 1347-1350, 1366.
- [3] Su J. Face detection based on AdaBoost [D]. Nanjing: Southeast University, 2013. 苏军. 基于 Adaboost 算法的人脸检测 [D]. 南京: 东南大学, 2013.
- [4] Lu J, Chen X, Luo M X, et al. Person re-identification research via deep learning [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(16): 160003. 卢健, 陈旭, 罗毛欣, 等. 深度学习行人再识别研究综述 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(16): 160003.
- [5] Zhao B, Wang C P, Fu Q, et al. Multi-scale infrared pedestrian detection based on deep attention mechanism [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(5): 0504001. 赵斌, 王春平, 付强, 等. 基于深度注意力机制的多尺度红外行人检测 [J]. 光学学报, 2020, 40(5): 0504001.
- [6] Yu B, Ma S H, Li H Y, et al. Real-time pedestrian detection for far-infrared vehicle images and adaptive instance segmentation [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(2): 021507. 于博, 马书浩, 李红艳, 等. 远红外车载图像实时行人检测与自适应实例分割 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(2): 021507.
- [7] Vapnik V, Chapelle O. Bounds on error expectation for support vector machines [J]. Neural Computation, 2000, 12(9): 2013-2036.
- [8] Freund Y, Schapire R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting [J]. Journal of Computer and System Sciences, 1997, 55(1): 119-139.
- [9] Friedman J H. Additive logistic regression: a statistical view of boosting [J]. The Annals of Statistics, 2000, 28(2): 337-407.
- [10] Papageorgiou C, Poggio T. A trainable system for object detection [J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 38(1): 15-33.
- [11] Viola P, Jones M J. Robust real-time face detection [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 57: 137-154.
- [12] Viola P, Jones M J, Snow D, et al. Detecting

- pedestrians using patterns of motion and appearance [C]//Proceedings of Ninth IEEE International Conference on Computer Vision, October 13-16, 2003, Nice, France. New York: IEEE Press, 2003: 734-741.
- [13] A column for beginners in computer vision[EB/OL]. [2020-09-15]. <https://blog.csdn.net/carson2005>. 计算机视觉小菜鸟的专栏[EB/OL]. [2020-09-15]. <https://blog.csdn.net/carson2005>.
- [14] Open computer vision library [EB/OL]. [2020-09-15]. <http://sourceforge.net/projects/Opencvlibrary/>.
- [15] Mullanix T, Magdic D, Wan V, et al. Reference frameworks for eXpressDSP software: RF5, an extensive, high-density system [EB/OL]. [2020-09-15]. https://www.researchgate.net/publication/265630622_Reference_Frameworks_for_eXpressDSP_Software_RF5_An_Extensive_High-Density_System.
- [16] Special Electronic Equipment & Device. SEED-VPM642 [EB/OL]. [2020-09-15]. <https://www.docin.com/p-159724259.html>. 北京合众达信息技术有限公司. SEED-VPM642 视频驱动程序[EB/OL]. [2020-09-15]. <https://www.docin.com/p-159724259.html>.