

基于神经网络与卡尔曼滤波的手部实时追踪方法

曾公任, 姚剑敏, 严群, 林志贤, 郭太良, 林畅

引用本文:

曾公任, 姚剑敏, 严群, 等. 基于神经网络与卡尔曼滤波的手部实时追踪方法[J]. 液晶与显示, 2020, 35(5): 464–470.

ZENG Gong-ren, YAO Jian-min, YAN Qun, et al. Hand real-time tracking method based on neural network and Kalman filter[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2020, 35(5): 464–470.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3788/YJYXS20203505.0464>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于预分类处理的实时多手势识别算法

Method of real-time multiple gestures recognition based on pre-classification

液晶与显示. 2017, 32(4): 308–315 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20173204.0308>

基于卷积神经网络的响应自适应跟踪

Response adaptive tracking based on convolution neural network

液晶与显示. 2018, 33(7): 596–605 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20183307.0596>

基于云台摄像机的快速移动人群的检测与跟踪

Detection and tracking of fast moving camera based on the PTZ camera

液晶与显示. 2016, 31(10): 998–1005 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20163110.0998>

基于DPM和KCF的十字靶标检测与跟踪

Detection and tracking method of cross target based on DPM detector and KCF tracker

液晶与显示. 2018, 33(12): 1026–1032 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20183312.1026>

基于压缩感知的变尺度目标跟踪技术

Tracking of variable scale object based on compressive sensing

液晶与显示. 2016, 31(5): 497–505 <https://doi.org/10.3788/YJYXS20163105.0497>

文章编号:1007-2780(2020)05-0464-07

基于神经网络与卡尔曼滤波的手部实时追踪方法

曾公任^{1,2}, 姚剑敏^{1,2*}, 严 群^{1,2}, 林志贤¹, 郭太良¹, 林 畅^{1,2}

(1. 平板显示技术国家地方联合工程实验室, 福州大学物理与信息工程学院, 福建 福州 350108;

2. 晋江市博感电子科技有限公司, 福建 晋江 362200)

摘要:针对传统的手部跟踪算法存在实时性差、识别精度低、易受环境影响等问题, 提出了一种基于神经网络与卡尔曼滤波的手部实时追踪方法。该方法首先通过神经网络对视频中出现的检测目标进行定位, 接着用卡尔曼滤波对目标运动进行估计, 将估计的结果与下一帧图像中检测到的目标进行比对; 然后对检测到的目标进行跟踪, 将手部运动的轨迹实时显示。实验结果表明, 该方法能够对多个手部目标实时进行追踪, 并在手部运动过程中出现交叉和形变的情况下还能保持跟踪, 其平均处理帧数为 21.212 f/s, 追踪正确率为 94.88%, 基本满足手部跟踪的稳定可靠、高实时性、高鲁棒性等要求。

关 键 词: 手部跟踪; 神经网络; 卡尔曼滤波; 跟踪器

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/YJYXS20203505.0464

Hand real-time tracking method based on neural network and Kalman filter

ZENG Gong-ren^{1,2}, YAO Jian-min^{1,2*}, YAN Qun^{1,2},

LIN Zhi-xian¹, GUO Tai-liang¹, LIN Chang^{1,2}

(1. *National & Local United Engineering Laboratory of Flat Panel Display Technology, School of Physics and Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China;*
2. *Jinjiang RichSense Electronic Technology Co., Ltd., Jinjiang 362200, China*)

Abstract: Aiming at the problems of poor hand-time tracking, low recognition accuracy and environmental impact, a hand tracking method based on neural network and Kalman filtering is proposed. The method firstly locates the detection target appearing in the video through the neural network, then estimates the target motion by Kalman filter, compares the estimated result with the detected target in the next frame image, and finally detects the target, tracking and displaying the trajectory of

收稿日期: 2019-09-12; **修订日期:** 2019-10-16.

基金项目: 国家重点研发计划课题(No.2016YFB0401503); 广东省科技重大专项(No.2016B090906001); 福建省科技重大专项(No.2014HZ0003-1); 广东省光信息材料与技术重点实验室开放基金(No.2017B030301007)

Supported by National Key R&D Program Project (No.2016YFB0401503); Science and Technology Major Program of Guangdong Province (No.2016B090906001); Science and Technology Major Program of Fujian Province (No.2014HZ0003-1); Guangdong Provincial Key Laboratory of Optical Information Materials and Technology (No.2017B030301007)

* 通信联系人, E-mail: yaojm@fzu.edu.cn

the hand movement in real time. Experiments show that the method can track multiple hand targets in real time and keep tracking when the cross and deformation occur during hand movement. The average processing frame number is 21.212 f/s, and the tracking accuracy rate is 94.88%. It basically meets the requirements of stable, reliable, high real-time and high robustness of hand tracking.

Key words: hand tracking; neural network; Kalman filter; tracker

1 引言

手部追踪技术是指对视频序列检测是否存在检测目标手,并能对目标进行持续跟踪。近年来,智能人机交互技术不断发展^[1],手部追踪技术是其中重要的一环。手部追踪技术能够应用在监控技术上,检测人们是否进行误操作。动态的手势识别包含3个步骤:手部检测、手部追踪和手势识别,其中手部追踪是中间环节,手部追踪的不准确可能会导致最后的手势识别的错误。而在视频监控中,手部追踪能够检测到人们手部的运动轨迹,判断用户是否进行必要或异常的操作,大大减少人工检测的成本和时间。

在进行手部追踪前,首先要进行手部检测。要将手从视频中分辨出来,传统的方法有:基于YcbCr颜色空间的手部检测^[2]、基于前景提取的手部检测^[3]、基于模型匹配的手部检测、基于C-means的手部检测^[4]。基于YcbCr颜色空间的手部检测,在不同光照条件下对肤色检测有较好的效果,但该方法在场景中有相似色调、手臂暴露在摄像头下或者检测肤色不在检测区间内的情况下会出现误检、多检测和漏检情况,并且YcbCr颜色空间的手势检测的方法耗费时间多,不适用于实时系统。基于模型匹配的手部检测,是寻找图像子区域中与目标模板相似度最大的区域,该方法适用于目标做刚体运动或检测目标形变较小的情况,当检测目标发生形变与目标模板相差较大时检测效果不佳。基于前景提取的手部检测,是将前景检测目标和背景分离开的方法,若检测目标在场景中长时间没有运动,可能会将检测目标检测为背景,并且该方法对阴影响应敏感,会将视频中阴影的部分检测为检测目标。由于传统方法中的种种问题,这里采用神经网络算法进行手部检测。近年来,深度学习的方法大量应用在图像领域,神经网络算法已经应用在目标检测。对于特定的检测目标,能够达到较高检测正确率,并且,近年提出的网络模型相较于

早年提出的模型在运算速度上有较大提高,已经能够满足实时的目标检测。

对于手部追踪,由于手势非刚体,在手部的运动过程中常常会发生手部变化。当前大多数动态手势追踪方法有Camshift^[5]、粒子滤波^[6]、相关滤波算法、kalman滤波^[7]等方法。Camshift算法是以颜色分布图为基础进行的目标跟踪技术,是对Meanshift算法的改进,当目标发生较大形变或者遇到遮挡后,会出现目标丢失或者追踪框位置偏移等问题,并且Camshift没有对目标的运动进行估计,在背景颜色复杂的情况下也会出现目标丢失的情况。粒子滤波算法是基于门特卡洛仿真的最优回归贝叶斯滤波算法,适用于非线性非高斯模型。但是每次进行估计与更新都需要从当前系统状态中取出带权粒子,计算的过程复杂,虽然每次估计的正确率比较高,但是耗费时间多,不适用于实时较高的系统。相关滤波算法利用快速傅里叶变换进行滤波器训练和响应图计算,具有较好的实时性,但是对目标的光照、形变较为敏感,不适用于手部形变较大的情况。Kalman滤波适用于线性高斯模型,由预测和修正两部分组成。由于神经网络在不同光照和手部形变的情况下都有较好的检测效果,所以对于Kalman滤波有较好的修正效果。并且Kalman滤波算法相较于粒子滤波算法其计算量较小,适用于实时系统。

2 系统概述

图1展示了本次设计系统的整体流程图。首先对视频输入进行预处理,并将每一帧的画面进行神经网络目标检测,在前几帧时追踪器为空,检测到的目标都是新目标,为每个出现的目标生成一个追踪器,对于后面输入的每帧图像,先进行神经网络目标检测,再将目标信息输入追踪器。如果该目标存在追踪器,对该目标进行追踪,并对追踪器中的参数进行修正;如果该目标不存在对应的追踪器,则生成对应的追踪器。

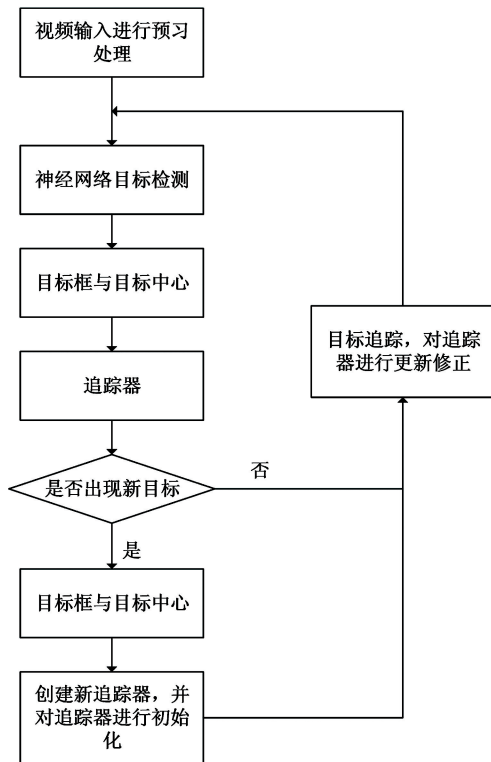


图 1 整体流程图

Fig.1 Overall flow chart

3 基于 SSD 的手部目标检测

3.1 神经网络算法介绍

近年来,深度神经网络在计算视觉领域发挥了重大作用。深度神经网络已经使用在图像分割、物体检测、语义分割等领域。对于目标检测的算法,目前有 Faster-RCNN^[8]、YOLO^[9-11] 和 SSD^[12] 等。Faster-RCNN 的检测精度较高,但是检测时间较长。YOLO 检测速度较快,但是检测精度较低,并且对多尺度变化的目标检测效果不理想。SSD 网络在精度与处理速度上达到了相对的平衡,并且 SSD 对于不同尺度的目标检测效果较好。本文的检测目标会出现在场景中的任意位置,并且检测目标的尺度也会发生变化,因而在此选择 SSD 为检测网络。

3.2 SSD 卷积神经网络

SSD 卷积神经网络的结构框图如图 2 所示,由图中能够看出,SSD 卷积神经网络由特征提取网络与检测识别网络组成。

特征提取网络是基于 VGG-16 网络^[13] 修改

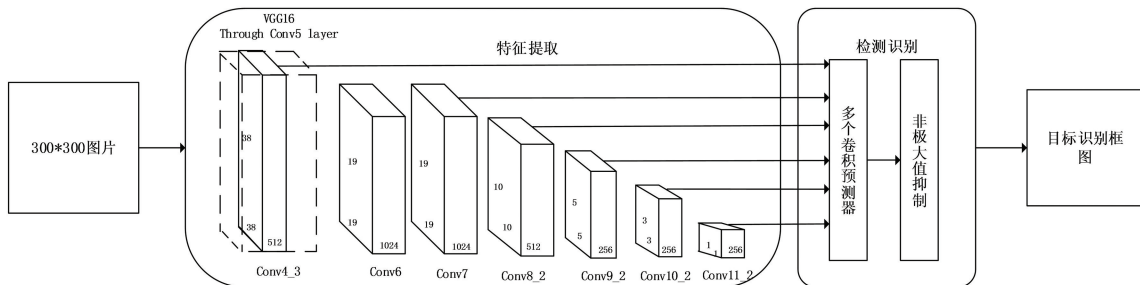


图 2 SSD 卷积神经网络的结构框图

Fig.2 Block diagram of the SSD convolutional neural network

得到的,VGG-16 网络结构参数如表 1 所示。可以看出 VGG-16 网络由 13 个卷积层、15 个激活函数层、5 个最大池化层、3 个全连接层、2 个 Dropout 层和 1 个 Softmax 层组成,并且输入的图像尺寸为 224×224 。SSD 的特征提取网络对 VGG-16 网络进行 3 方面的修改:首先,将 VGG-16 的两个全连接层 Fc6 和 Fc7 修改为卷积层 Conv6 和 Conv7,并对 Conv6 卷积引入空洞卷积^[14],能够在不改变特征图尺寸的情况下增大感受野;然后将 Max Pool5 的池化窗口尺寸从 2×2 修改为 3×3 ,滑动步长由 2 变为 1;最后,去掉

Dropout 层、全连接层和 Softmax 分类层。特征提取网络的主要作用是提取不同尺寸的卷积特征图,能更好地检测和识别目标并能提高不同尺度目标的检测与识别效果。

检测识别网络运用独立的卷积预测器进行处理,预测输入图像中目标的类别以及目标所在图像中的位置,并给出目标的置信度得分以及目标的边界框位置信息,然后综合这些在多尺度特征图上获得的目标类别以及位置的预测信息,执行非极大值抑制 (Non-Maximum Suppression, NMS) 算法,去除冗余的目标预测边界框,从而得

表1 VGG-16 网络结构参数

Tab.1 VGG-16 network structure parameters

Layer_name	Kernel	Stride	Pad	Input	Output
Conv1_1	3×3	1	1	224×224	64
Conv1_2	3×3	1	1	224×224	64
Pool1	2×2	2	0	224×224	64
Conv2_1	3×3	1	1	112×112	128
Conv2_2	3×3	1	1	112×112	128
Pool2	2×2	2	0	224×224	128
Conv3_1	3×3	1	1	56×56	256
Conv3_2	3×3	1	1	56×56	256
Conv3_3	3×3	1	1	56×56	256
Pool3	2×2	2	0	56×56	256
Conv4_1	3×3	1	1	28×28	512
Conv4_2	3×3	1	1	28×28	512
Conv4_3	3×3	1	1	28×28	512
Pool4	2×2	2	0	28×28	512
Conv5_1	3×3	1	1	14×14	512
Conv5_2	3×3	1	1	14×14	512
Conv5_3	3×3	1	1	14×14	512
Pool5	2×2	2	0	14×14	512
Fc6					4 096
Fc7					4 096
Fc8					4 096

到最终的检测与识别结果。

SSD 卷积神经网络采用多任务学习策略,同时进行目标检测和目标识别的任务,所以 SSD 网络的损失函数包含两部分:置信损失函数和定位损失函数。损失函数的定义如式(1)所示:

$$L(x, c, l, g) = \frac{1}{N} (L_{\text{conf}}(x, c) + \alpha L_{\text{loc}}(x, l, g)), \quad (1)$$

其中: α 为置信损失函数和定位损失函数的权重, N 为真实框的数量, c 为置信度, l 为预测框, g

为真实框, $L_{\text{conf}}(x, c)$ 为置信损失函数,其函数表达式定义如式(2)、(3)所示:

$$L_{\text{conf}}(x, c) = - \sum_{i \in \text{pos}} x_{ij}^p \ln(\hat{c}_i^p) - \sum_{i \in \text{neg}} \ln(\hat{c}_i^0), \quad (2)$$

$$\hat{c}_i^p = \frac{\exp(c_i^p)}{\sum_p \exp(c_i^p)}, \quad (3)$$

其中: $i \in \text{pos}$ 表示第 i 个框为正样本, $i \in \text{neg}$ 表示第 i 个框为负样本, c 表示置信度, $x_{ij}^k \in \{0, 1\}$ 表示第 i 个预测框与第 j 个真实框是否匹配。式(1)中 $L_{\text{loc}}(x, l, g)$ 表示定位损失函数,其函数表达式定义如式(4)、(5)所示:

$$L_{\text{loc}}(x, l, g) = \sum_{i \in \text{pos}} \sum_{m \in \{cx, cy, w, h\}} x_{ij}^P \text{smooth}_{L_1}(l_i^m - \hat{g}_j^m), \quad (4)$$

$$\text{smooth}_{L_1}(x) = \begin{cases} 0.5x^2 & \text{if } |x| \leq 1 \\ |x| - 0.5 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (5)$$

式(4)中 l_i^m 表示预测框, $\hat{g}_j^m$ 表示真实框。通过训练,使预测框与真实框间的误差减小。

3.3 训练策略

神经网络参数庞大,从头开始训练需要大量的时间,采用迁移学习的方法,能够减少学习时间。使用 Tensorflow 提供的 ssd_mobilenet_v1_coo 模型作为训练的起点,采用 EgoHand 的数据集^[15]进行训练。进行 20 万步训练,总损失在 2.5 处停止训练。训练完成后,当重叠度(IOU)取值为 0.5 时,手部检测器的平均精确率(mAP)值为 0.96,达到了较好的检测效果。

4 手部跟踪

4.1 卡尔曼滤波追踪

卡尔曼滤波是建立一个线性高斯模型,能够根据前面时刻的信息推算出后一时刻各个状态的可能性。在手部跟踪中,根据前面时刻手部的的位置与运动速度等信息推算出下一个时刻各个位置出现的可能性,将下一时刻检测出的手部位置进行可能性判断,推测出上一时刻画面中手部位置,对目标进行跟踪。

卡尔曼滤波器的状态方程如式(6)所示,卡尔曼滤波器的观测方程如式(7)所示:

$$\mathbf{Z}_t = \mathbf{A}\mathbf{Z}_{t-1} + \mathbf{B} + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad (6)$$

$$\mathbf{X}_t = \mathbf{C}\mathbf{Z}_{t-1} + \mathbf{D} + \boldsymbol{\delta}, \quad (7)$$

式(6)中: $\mathbf{Z}_t$ 是 t 时刻的状态向量, $\boldsymbol{\varepsilon}$ 表示高斯分布的噪声,由式(6)能够看出, $t-1$ 时刻的状态向量与 t 时刻的状态线性呈线性关系。式(7)中 $\mathbf{X}_t$ 是 t 时刻的观测向量, $\boldsymbol{\delta}$ 表示高斯分布的噪声,由公式能够看出, t 时刻的观测量可以由 $t-1$ 时刻的状态向量线性变换得到。

根据公式(6)与公式(7),能够将手部跟踪问题变为卡尔曼滤波器递推计算的过程,卡尔曼滤波计算的过程分为两部分:“预测”与“修正”。预测过程:根据当前时刻预测下一时刻的状态向量。修正过程:根据最新的观测量对卡尔曼滤波器中的参数信息进行调整,修正上次预测中出现的误差,以便更好地进行下一次预测。

4.2 hand ReID 手部重检测算法

对于多目标追踪,只用卡尔曼滤波追踪算法存在局限性,当追踪目标被遮挡或消失在视野中,再次出现时,往往不会继续保持追踪,会认为是新目标重新追踪。因此,引入了基于深度学习的多目标跟踪算法。手部重检测算法是基于行人重检测(person ReID)算法^[16]。行人重检测算法主要应用于跨摄像头场景下行人识别与检索,其中一种检测方法是局部特征学习方法,局部特征检测方法将人的图像从上到下进行三等分,输入模型,动态调整不同区域在图像中的占比,将 3 个部分输入到网络,提取特征,最后将 3 个分信息结合在一起进行估计。

由于手部追踪时没有人体那么多的特征,因此将行人重检测算法进行简化,去除将图像三等分的步骤,将图像输入到网络,提取特征,将特征存储起来。当卡尔曼滤波没有找到目标时,将其特征与检测目标的特征进行匈牙利匹配,找到先前跟踪目标或检测到新目标进入画面。

5 实验结果与分析

本文在 Intel core i7 6700 16G 内存的个人计算机上进行实验。采用 google 提供的 TensorFlow 机器学习算法库,在 windows 平台,使用 python 语言进行开发设计。

将带有手部的视频图像输入程序中,程序能够跟踪手部连续 100 帧的运动轨迹,手部运动过

程在没有发生遮挡情况下的整个轨迹跟踪过程如图 3 所示。

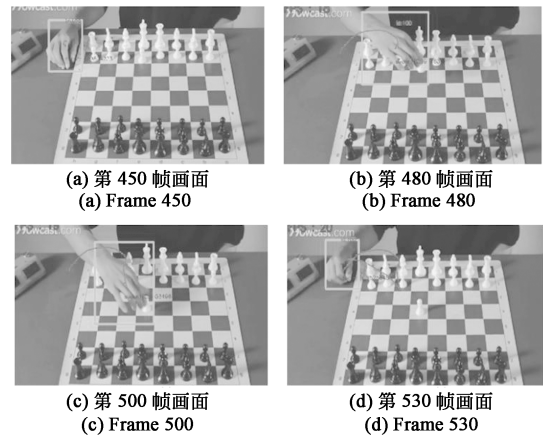


图 3 单手跟踪

Fig.3 One-hand tracking

图 3(a)为视频中 450 帧时刻画面,其中图 3(b)和(c)分别为第 480 帧和第 500 帧时刻的画面,图 3(d)为第 530 帧时刻的画面。从图 3 中可以看出在复杂背景下即使手部发生较大形变也能够保持手部的正确跟踪。

两个手部发生交叉遮挡的情况如图 4 所示。

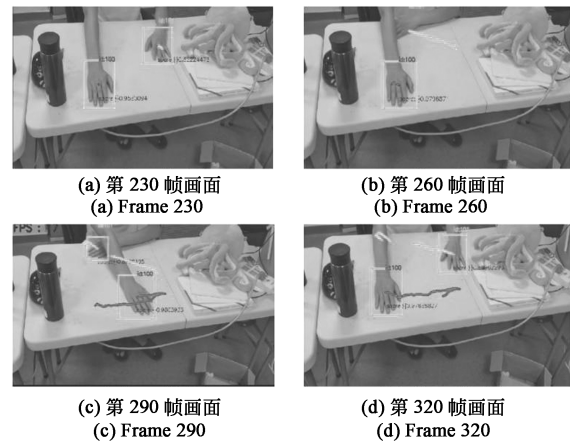


图 4 两个手部发生交叉遮挡情况

Fig.4 Cross-occlusion of two hands

图 4(a)为视频中 230 帧时刻画面,图 4(b)和(c)分别为第 260 帧和第 290 帧时刻的画面,图 4(d)为第 320 帧时刻的画面。从图中可看出遮挡手的 id 都为 101,在两个手部发生交叉遮挡后再次出现时能够继续保持正确跟踪。

测试视频 1 共有 4 140 帧画面,手部发生漏检或误检的帧数为 212 帧,其误检查率为 5.12%,

基本在能够接受的范围。由于使用两个追踪方法共同处理,手部丢失后的下一帧还能继续保持前面的跟踪。在跟踪处理过程中,实时处理平均帧数为 21.212 f/s,最高帧数为 24.327 f/s,最低帧数为 18.964 f/s,基本能够满足手部跟踪的实时性。

该系统在追踪的实时性上得到了较好效果,与传统的手部跟踪方法对比有更好的鲁棒性和稳定性,并且对于目标交叉、目标遮挡带来的目标丢失的情况具有很好的处理效果。轨迹跟踪方法的实现,为后面研究运动手势检测提供了前提条件。

6 结 论

设计了一种基于神经网络与卡尔曼滤波的手部跟踪系统。该系统通过神经网络进行手部检测,卡尔曼滤波进行目标跟踪,hand ReID 进行目标的重跟踪来对手部的非刚体运动进行跟踪,最后将手部运动的路径显示出来。实验分析证明,该方法手部的误检率为 5.12%,并且在重新检测到目标后还能继续保持跟踪,每秒能够处理 20 张画面,基本满足实时跟踪手部的要求。

参 考 文 献:

- [1] WANG Q, CHEN X L, ZHANG L G, *et al.* Viewpoint invariant sign language recognition [C]//*Proceedings of 2005 IEEE International Conference on Image Processing*. Genova, Italy: IEEE, 2005: 274-281.
- [2] NG C W, RANGANATH S. Real-time gesture recognition system and application [J]. *Image and Vision Computing*, 2002, 20(13-14): 993-1007.
- [3] LIPTON A J, FUJIYOSHI H, PATIL R S. Moving target classification and tracking from real-time video [C]//*Proceedings of the 4th IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*. Princeton, NJ, USA, USA: IEEE, 1998: 8-14.
- [4] 林开颜,吴军辉,徐立鸿.彩色图像分割方法综述 [J].中国图象图形学报,2005,10(1):1-10.
LIN K Y, WU J H, XU L H. A survey on color image segmentation techniques [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2005, 10(1): 1-10. (in Chinese)
- [5] 吴秋红,吴谨,朱磊,等.基于图论和FCM的图像分割算法 [J].液晶与显示,2016,31(1):112-117.
WU Q H, WU J, ZHU L, *et al.* Image segmentation algorithm based on graph theory and FCM [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(1): 112-117. (in Chinese)
- [6] PEURSUM P, VENKATESH S, WEST G. A study on smoothing for particle-filtered 3D human body tracking [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2010, 87(1-2): 53-74.
- [7] SHAMAIE A, SUTHERLAND A. A dynamic model for real-time tracking of hands in bimanual movements [C]//*Proceedings of the 5th International Gesture Workshop*. Genova, Italy: Springer, 2004: 172-179.
- [8] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, *et al.* Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [C]//*Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems*. Montreal, Canada: MIT Press, 2015: 91-99.
- [9] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, *et al.* You only look once: unified, real-time object detection [C]//*Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 779-788.
- [10] 方明,孙腾腾,邵桢.基于改进YOLOv2的快速安全帽佩戴情况检测 [J].光学精密工程,2019,27(5): 1196-1205.
FANG M, SUN T T, SHAO Z. Fast helmet-wearing-condition detection based on improved YOLOv2 [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2019, 27(5): 1196-1205. (in Chinese)
- [11] 潘蓉,孙伟.基于预分割和回归的深度学习目标检测 [J].光学精密工程,2017,25(10s): 221-227.
PAN R, SUN W. Deep learning target detection based on pre-segmentation and regression [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(10s): 221-227. (in Chinese)
- [12] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, *et al.* SSD: single shot MultiBox detector [C]//*Proceedings of the 14th European Conference on Computer Vision*. Amsterdam, The Netherlands: Springer, 2016: 21-37.

- [13] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [J]. *ArXiv*, 2014, 1409.1556.
- [14] YU F, KOLTUN V. Multi-scale context aggregation by dilated convolutions [J]. *ArXiv*, 2015, 1511.07122.
- [15] BAMBACH S, LEE S, CRANDALL D J, *et al.* Lending a hand: detecting hands and recognizing activities in complex egocentric interactions [C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. Santiago, Chile: IEEE, 2015: 1949-1957.
- [16] ZHAO L M, LI X, ZHUANG Y T, *et al.* Deeply-learned part-aligned representations for person re-identification [C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. Venice, Italy: IEEE, 2017: 3239-3248.

作者简介:



曾公任(1994—),男,福建福州人,硕士,2017年于重庆交通大学获得学士学位,主要从事图形处理相关技术的研究。E-mail:934121296@qq.com



姚剑敏(1978—),男,福建莆田人,博士,副研究员,2005年于中科院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位,研究领域为人工智能、图像处理、信息显示技术。E-mail:yaojm@fzu.edu.cn