

改进 YOLOV5 模型的智能 锯树机器人系统设计

殷洪海[†], 何律, 汪大海

(常州晋陵电力实业有限公司, 江苏 常州 213000)

摘 要: 针对在锯树工程测量中遇到的环境复杂, 耗时费力且效率不高等测量问题, 设计了一种改进的深度学习算法 (You Only Look Once, YOLO) 模型的智能锯树机器人系统。通过无线传感网络, 构建了无线传感器锯树工程测量拓扑结构, 实现锯树工程测量供电系统全方位数据监测; 建立窄带物联网 (Narrow Band Internet Of Things, NB-IOT) 分布式结构, 提出采用改进 YOLOV5 算法对障碍物识别, 使用超声波传感器和实验室虚拟仪器集成环境 (Laboratory Virtual Instrument Engineering Workbench, LabVIEW) 以及摄像机完成机器人的自主越障仿真操作, 大大提高智能锯树机器人通信能力和计算能力。实验结果表明, 改进后的 YOLOV5 算法模型在经过 50000 次迭代后, 其准确率较改进前增加了 9 个百分点, 召回率较改进前增加了 8 个百分点, 在近距离障碍物识别上, 准确率可达 97.15%, 且距离越近, 其障碍物识别效果和自主越障效果越好。

关键词: 智能锯树机器人; YOLOV5; 超声波传感器; NB-IOT; CSMA; 障碍物

中图分类号: TP39

文献标识码: A

Improved Design of Intelligent Sawing Robot System Based on YOLOV5 Model

YIN Honghai[†], HE Lv, WANG Dahai

(Changzhou Jinling Electric Power Industry Co., Ltd., Changzhou, Jiangsu 213000, China)

Abstract: In view of the complex environment, time-consuming and inefficient measurement problems encountered in sawing engineering measurement, this paper designs an intelligent sawing robot system based on an improved deep learning algorithm (You Only Look Once, YOLO) model. Through wireless sensor network, the wireless sensor sawing engineering measurement topology is constructed to realize the comprehensive data monitoring of power supply and distribution system of sawing engineering measurement. The narrow band internet of things (NB-IOT) distributed structure is established, and the improved YOLOV5 algorithm is proposed to identify obstacles. Ultrasonic sensors, laboratory virtual instrument engineering workbench (LabVIEW) and cameras are used to complete the autonomous obstacle crossing simulation operation of the robot. Greatly improve the communication ability and computing power of intelligent sawing robot. The experimental results show that after 50,000 iterations of the improved YOLOV5 algorithm model, its accuracy rate has increased by 9 percentage points and the recall rate has increased by 8 percentage points compared with that before the improvement. In the short-distance obstacle recognition, the accuracy rate can reach 97.15%, and the closer the distance, the better the obstacle recognition effect and autonomous obstacle clearing effect.

Key words: intelligent tree-sawing robot; YOLOV5; ultrasonic sensor; NB-IOT; CSMA; obstacles

在农业和林业领域,由于环境复杂性和任务的特殊性,传统的机器人技术往往无法满足需求^[1-2]。特别是在树木锯除领域,由于树木的不规则形状和复杂的生长环境,传统的机器人很难进行精确的操作和移动。

文献[3]提出使用 YOLOV3 算法识别障碍物,通过对目标物和障碍物进行分类、存放和编号,可有效检测出障碍物和目标物的类别及实际位置,且识别准确率高。但未涉及对障碍物的跨越,且所需数据量和算力较大。文献[4]提出改进人工势场法实现自动避障,通过构建被控对象模型,分析避障运动学,获取环境参数,实现对环境的建模,从而实现对自动避障轨迹的规划,但该方法不适用于环境复杂的避障。文献[5]提出一种基于 YOLOV5 的路面障碍物检测与测距算法研究,通过将通道注意力(Channel Attention, CA)与高效通道注意力(Efficient Channel Attention, ECA)分别添加到 YOLOV5 的主干上进行算法的改进,采用单目摄像头测量目标障碍物距离,从而实现对路面障碍物的检测。该方法虽然能提高 YOLOV5 算法的检测准确性和有效性,但在智能锯树机器人识别检测上,还有待研究。

针对上述技术不足,设计了一种改进的 YOLOV5 模型的智能锯树机器人系统,旨在采用改进的 YOLOV5 算法模型提高对周围故障及目标树木的检测与识别,从而调动控制模块和避障决策模块进行相应操作,提高锯树工程测量的效率。

1 智能锯树机器人系统方案设计

针对现有文献中的机器人在复杂环境下越障功能存在的不足之处,提出了通过将传统卷积拆分为深度可分离卷积,将抑制算法换成软性非极大值抑制算法,从而实现对 YOLOV5 算法的改进。采用改进的 YOLOV5 障碍物识别,通过超声波传感器和避障模型以及 LabVIEW 实现智能锯树机器人的自主越障操作^[6]。智能锯树机器人的系统结构如图 1 所示。

图 1 中,避障决策模块根据感知模块提供的障碍物信息,进行避障决策。控制模块负责控制机器人的运动和操作。智能锯树机器人的感知模块配备激光雷达、摄像头、超声波传感器等感知设备,用于获取周围环境的信息。基于感知模块提供的环

境信息,路径规划模块能够生成机器人的移动路径。

通过建立无线传感器网络来实现对环境复杂的区域、人工测量难以实施的环境进行锯树工程测量,来提高测量的准确度和效率^[7]。无线传感网的主要架构图如图 2 所示。

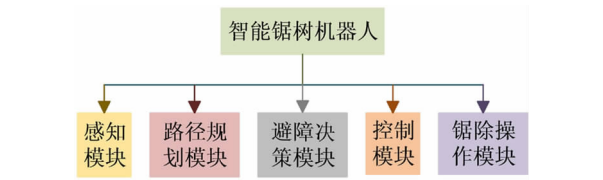


图 1 智能锯树机器人的系统结构

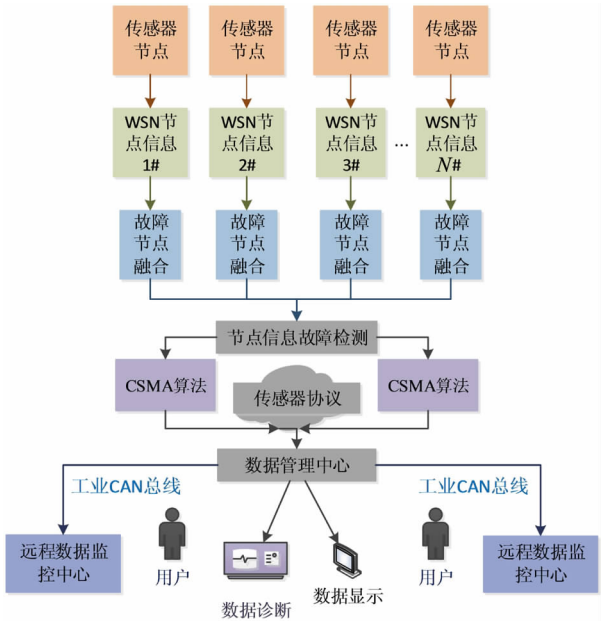


图 2 无线传感网的主要架构图

本研究采用无线传感网的设计使得测量具有实时性,将无线传感网络部署好以后,可以长时间地使用,以便于本研究获取实时的测量数据,相对于人工测量这是一个明显的优势。本文无线传感网络协议中 MAC 层采用的是 CSMA 算法,主要的控制方案就是先听再讲,监听到信道忙时,采用三种坚持退避算法^[8]。在进一步的实施例中,还建立无线传感网络协议,主要分为四层即物理层、数据链路层、网络层、应用层。通过接口连接各层之间的数据通信,借楼来提供服务,大致分为数据服务和管理服务两类,数据服务主要提供该层的数据收发,管理层则支持网络管理的服务。

2 改进的 YOLOV5 障碍物识别

2.1 深度可分离卷积

YOLOV5 作为一种目标检测算法,算法模型主要由输入端、主干网络、颈部网络以及预测输出等组成。传统的卷积操作是在每个输入通道上进行滤波操作,然后将结果进行求和得到输出特征图^[9]。其卷积操作的计算量可表示为:

$$Q_1 = D_k^2 \cdot M \cdot N \cdot D_w \cdot D_h \quad (1)$$

式中, Q_1 表示传统卷积操作的计算量; D_k 表示卷积核的尺寸; D_w 表示输出数据的宽度; D_h 表示输出数据的长度; M 表示输入数据的通道数; N 表示输出数据的通道数。

深度可分离卷积操作可表示为^[10]:

$$Q_2 = D_k \cdot D_k \cdot M \cdot D_w \cdot D_h + M \cdot N \cdot D_w \cdot D_h \quad (2)$$

式中, Q_2 表示深度可分离卷积操作的计算量。将深度可分离卷积与传统卷积进行对比为:

$$\frac{Q_2}{Q_1} = \frac{(M \cdot D_w \cdot D_h) \cdot (D_k^2 + N)}{D_k^2 \cdot M \cdot N \cdot D_w \cdot D_h} = \frac{1}{N} + \frac{1}{D_k^2} \quad (3)$$

由式可知,深度可分离卷积较传统卷积的计算量会减少大约 $\frac{1}{4}$, 通过对 YOLOV5 算法的改进,可明显提高障碍物的检测速度。

2.2 软性非极大值抑制算法

为了提高机器人在复杂环境下的感知和决策能力,在算法设计上采用了软性非极大值抑制算法。该算法的目的是通过对检测到的障碍物进行分析和筛选,实现优化的路径规划和避障功能。通过减小重叠较大的候选框的置信度来抑制重复检测的问题^[11]。通过引入一个衰减函数,用于根据重叠程度来减小重叠较大框的置信度,从而降低它们被选为最终结果的概率。

非极大值抑制算法的计算表达式如下:

$$\begin{cases} S_i = \begin{cases} S_i, F - R(\alpha, \chi_i) < \theta \\ 0, F - R(\alpha, \chi_i) \geq \theta \end{cases} \\ R = \frac{\lambda^2(a, a_1)}{h^2} \end{cases} \quad (4)$$

式中, S_i 表示目前的置信度分数; F 表示交并化计算值; R 表示交并化损失函数的惩罚项; α 的分数最高; χ_i 表示目前被对比的框; a 和 a_1 表示两

个中心像素点坐标; λ 为欧式距离; θ 为阈值,此处取 0.5; h 表示像素长度。

当障碍物与目标检测物相互遮挡时,采用非极大值抑制方式对障碍物进行识别时,会出现漏检和误检情况。针对这一问题,本文采用软性非极大值抑制算法,可降低大于阈值框的置信度。

软性非极大值抑制算法的计算表达式如下:

$$S_i = \begin{cases} S_i, F - R(\alpha, \chi_i) < \theta \\ S_i(1 - F(\alpha, \chi_i)), F - R(\alpha, \chi_i) \geq \theta \end{cases} \quad (5)$$

式(5)与其他抑制算法的复杂度相比没有较大差异。改进的 YOLOV5 算法整体网络外观未发生明显变化,只是在其算法内部将传统的卷积使用深度可分离卷积代替,将抑制算法使用软性非极大值抑制算法代替。

2.3 损失函数的改进

为了提高 YOLOV5 算法在智能锯树机器人自主越障上的性能,本文对 YOLOV5 算法模型的损失函数进行改进。传统的损失函数是基于目标框边界框的均方差损失和目标分类的交叉熵损失,只考虑了边界框的位置和尺寸,没有考虑形状的一致性。因此,本文采用期望交并比(Expected Intersection over Union, EIOU)损失函数对 YOLOV5 算法模型进行改进。

在 EIOU 损失函数中,交并比(IOUS)用于衡量预测边界框和真实边界框之间的重叠程度,而置信度分数用于表示模型对目标存在的置信程度。通过结合这两个因素,EIOU 损失函数可以更好地处理目标检测中的目标尺寸、姿态、遮挡等变化较大的情况,使得模型更加鲁棒和准确^[12]。EIOU 损失函数在训练过程中收敛精度可表示为:

$$Q_{EIOU} = 1 - EIOU = 1 - IOU + \frac{\rho^2(b, b')}{c^2} + \frac{\rho^2(w, w')}{C_w^2} + \frac{\rho^2(h, h')}{C_h^2} \quad (6)$$

式中, b 为预测框的中心点; b' 为真实框的中心点; w 为预测框的宽度; w' 为真实框的宽度; h 为预测框的高度; h' 为真实框的高度; ρ 为欧式距离; c 为预测框与真实框最小外接矩阵的对角线长; C_w 为预测框与真实框最小外接矩阵的宽; C_h 为预测框与真实框最小外接矩阵的高; IOU 为预测框与真实框的重叠程度。

3 智能锯树机器人自主越障技术实施方法

智能锯树机器人的越障控制主要利用 LabVIEW, 将各种感知传感器获得的多个数据进行整合和处理, 并传送给相应的微控制器。本文研究的智能锯树机器人在与障碍物的距离位置上, 使用超声波扇形扫描测距法对其进行位置距离的采集, 并通过双目摄像机完成对周围环境和障碍物的采集, 将数据发送到相应的微控制器, 从而实现机器人的越障功能^[13]。

超声波传感器安置在锯树机器人的前部, 每次旋转 30°。为保证位置距离信息测量的准确性, 对机器人前方 7 个方位进行测量, 距离测量方位如图 3 所示。

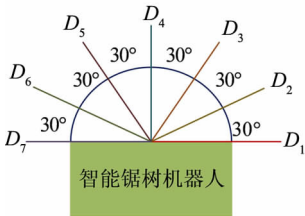


图 3 距离测量方位

为探究智能锯树机器人避障的可行性, 在坐标系上建立机器人避障模型, 设定 $(t-1)$ 时刻机器人的航向角为 $\theta(t-1)$, 可通过目标点和 $(t-1)$ 时刻所处位置求出, 与目标点的夹角为 $\theta_1(t-1)$; t 时刻的机器人航向角为 $\theta(t)$, 可通过目标点和 t 时刻所处位置求出, 与目标点的夹角为 $\theta_1(t)$ 。坐标系下机器人避障模型如图 4 所示。

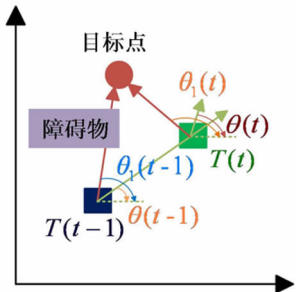


图 4 坐标系下机器人避障模型

由图 4 可求出 t 时刻机器人目标夹角 $T(t)$ 的数学表达式为:

$$T(t) = \theta_1(t) - \theta(t) \tag{7}$$

式中, $\theta(t) \in (-180^\circ, 180^\circ]$ 。根据超声波传

感器获取位置距离信息, 通过坐标系下机器人避障模型求出最大的可避障航向角, 通过 LabVIEW 的整合和处理, 可控制锯树机器人完成避障操作, 从而实现智能锯树机器人自主越障。

4 实验分析

4.1 实验条件和评估指标

本文实验平台的计算机视觉设备使用 ZED 高清相机, 在 Tensorflow 深度学习框架上对障碍物识别模型进行训练。使用内存为 64 GB、CPU 为 Intel i9 的 Windows10 操作平台进行操作。

障碍物数据集通过 6—9 月的摄像机拍摄得到, 通过使用 Labelimg 软件对需要识别的障碍物进行标注。在训练过程中, 图像尺寸先进行 padding 操作, 将其设定为 416×416 像素, 作为 YOLOV5 算法的 Input 模块, 通过输入较小尺寸的图像, 可大大加快 YOLOV5 算法的计算速度。在对数据增强时, 对图像进行旋转不同角度、镜像、裁剪、翻转、随机扭曲、涂鸦等操作。

将准确率(Precision, P)、召回率(Recall, R)和调和均值 E 作为障碍物识别模型性能评估指标。准确率的数学计算公式如下:

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \times 100\% \tag{8}$$

式中, T_p 表示正确识别出障碍物的数量; F_p 表示错误识别出障碍物的数量。召回率的数学计算公式如下:

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \times 100\% \tag{9}$$

式中, F_N 表示图像中的障碍物漏检数量。调和均值的数学计算公式如下:

$$E = \frac{2PR}{P + R} \tag{10}$$

式中, E 表示准确率 P 和召回率 R 的调和平均值, 要使模型效果越好, 则调和均值 E 应越趋近于 1。

4.2 模型训练实验结果

为验证改进的 YOLOV5 算法模型的可行性和有效性, 将改进前后的模型进行对比分析。数据集和其他参数设定一样的前提下, 设定学习率为 0.001、衰减系数为 0.9, 经过 50000 次迭代。其改进前后模型的准确率和召回率变化曲线图如图 5 所示。

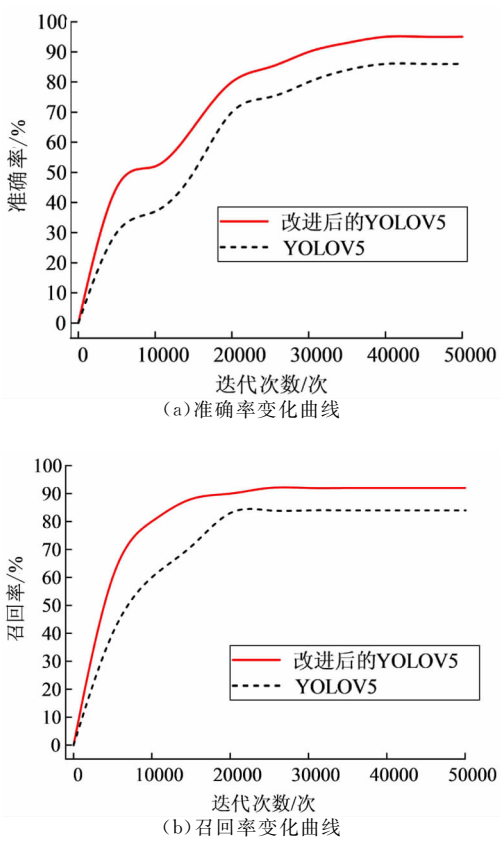


图 5 改进前后模型准确率和召回率的变化曲线

由图 5 可知,改进前后的 YOLOV5 算法模型在经过 50000 次迭代后,其准确率和召回率变化曲线趋于稳定。图 5(a)中,改进后的 YOLOV5 模型准确率较改进前的提高了 9 个百分点;在图 5(b)中,改进后的 YOLOV5 模型召回率较改进前的提高了 8 个百分点,且收敛速度更快。由此表明,改进后 YOLOV5 算法模型有更好的性能,进一步验证了改进后模型的有效性。

4.3 不同距离下模型检测结果

林业中的障碍物根据距离可分为三种。当摄像头距障碍物小于 5 m 时,为近距离障碍物;当摄像头距障碍物为 5~10 m 时,为中距离障碍物;当摄像头距障碍物大于 10 m 时,为远距离障碍物。不同距离下模型检测结果如表 1 所示。

由表 1 可知,改进后的准确率、召回率和调和均值对不同距离障碍物识别都较改进前的有所提高,且对近距离障碍物识别效果较为显著,准确率能达到 97.15%,调和均值达到 94.23%;对远距离障碍物的识别效果还需提高。

4.4 自主越障效果分析

本文对智能锯树机器人自主越障效果分析,主要是将传统系统与自主越障系统进行对比分析。

经过 5 个小时的测试,试验数据示意表如表 2 所示。

表 1 不同距离下模型检测结果

障碍物	模型	准确率%	召回率%	调和均值%
近距离	改进前	95.38	90.48	92.93
	改进后	97.15	91.30	94.23
中距离	改进前	92.82	88.72	90.77
	改进后	93.26	89.62	91.44
远距离	改进前	82.47	75.80	79.14
	改进后	82.84	76.99	79.92

表 2 试验数据示意表(单位:GB)

序号	预通信数据量	传统方法	本文方法
节点 1	3456777	2456564	3456321
节点 2	6665656	3665821	6665321
节点 3	6567546	4567832	6567532
节点 4	6489455	5489732	6489412
节点 5	7645634	6645781	7645601
节点 6	9656673	5656672	9656612
节点 7	4567356	6567843	4567301
节点 8	8565777	5565832	8565732

图 2 中,本文方法的通信数据量接近预通信数据量,而传统方法的通信数量与预通信数据量有着较大的差异,表明本文方法在通信上有着优越的性能。因锯树作业多是对静态障碍物进行避障,因此比较传统系统与自主越障系统对静态障碍物在不同距离下的越障效果。自主越障效果对比分析如表 3 所示。

表 3 自主越障效果对比分析

距离/m	传统系统	自主越障系统
3	72%	97%
5	68%	95%
7	65%	92%
10	60%	86%
15	54%	80%
20	50%	75%

由表 3 可知,采用自主越障系统的越障效果明显优于传统系统,且距离越近,其越障效果越好。当距离为 3 m 时,其越障效果可达 97%;而传统系统在距离为 3 m 时,其越障效果只有 72%。因此,本文设计的智能锯树机器人自主越障系统是有效

的、有意义的。

5 结 论

本文分析了智能锯树机器人的系统结构功能，着重对障碍物识别和自主越障技术展开分析。通过采用深度可分离卷积减少网络模型的参数量和计算量；利用软性非极大值抑制算法减少误检和漏检情况，从而实现对 YOLOV5 算法的改进。在对自主越障技术设计研究上，通过超声波传感器获取障碍物位置距离信息，根据避障模型求出最大的避障航向角，采用 LabVIEW 对传感器收集到的数据进行整合和处理，从而实现智能锯树机器人的自主越障操作。

通过实验验证了改进后的 YOLOV5 算法模型的准确率和召回率都较改进前的高，距离越近，其障碍物识别效果和自主越障效果越好。但本研究只涉及障碍物识别效果和自主越障效果，智能锯树机器人的其他技术还有待进一步研究。

参考文献

[1] 陈思晗,张长青. 智能控制在木材加工和林业机器人中的应用研究进展[J]. 世界林业研究, 2023, 36(3): 45—50.

[2] 徐思雨,吕冬慧,单仲,等. 一种小型多功能农业机器人的设

计与实现[J]. 机电工程技术, 2023, 52(4): 194—198.

[3] 张普明,肖媛妮,令狐青青,等. 基于 YOLOV3 算法的耕地机单目障碍物检测应用研究[J]. 电脑编程技巧与维护, 2023, 455(5): 123—125.

[4] 黄绪勇,王欣,唐标,等. 基于改进人工势场法的电力巡检机器人自动避障轨迹规划[J]. 机械与电子, 2023, 41(4): 22—25+30.

[5] 武余利. 基于 YOLOv5 的路面障碍物检测与测距算法研究[D]. 芜湖:安徽工程大学, 2023.

[6] 蒋子琰,蒋健,陈炜. 基于 GNSS 的在线锯树工程测量系统设计[J]. 测控技术, 2018, 37(6): 99—102.

[7] 姜朋. 基于强化学习的室内移动机器人避障策略研究[D]. 杭州:浙江大学, 2023.

[8] 岳衡,黄晓明,林明辉,等. 基于改进 YOLOv5 的安全帽佩戴检测[J]. 计算机与现代化, 2022, 322(6): 104—108+126.

[9] 蔡舒平,孙仲鸣,刘慧,等. 基于改进型 YOLOv4 的果园障碍物实时检测方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(2): 36—43.

[10] 齐浩. 基于 SSD 的目标检测算法及其应用研究[D]. 邯郸:河北工程大学, 2021.

[11] 赵章焰,张瑞东. 改进模糊算法的六足机器人自主导航研究[J]. 机械设计与制造, 2022(12): 88—94.

[12] 池毓菲,张美锋,黄子博,等. 一种电力巡检机器人自主越障系统设计[J]. 电气技术与经济, 2022(6): 109—112.

[13] MUSYAFA A, ABADI I, NORIYATI R D, et al. Design and implementation monitoring system based Internet of Things (IoT) on battery charging-photovoltaic power plant using FLC [J]. International Journal of Mechanical & Mechatronics Engineering, 2020, 20(4): 22—30.

(上接第 120 页)

3 结 论

介绍了图像预测模块对 8×8 大小的像素块进行处理的帧内算法功能实现，与传统的帧内算法不一样的地方在于该模块采用的是 HLS，即高层次综合语言实现的，并且对其进行了功能上的优化处理。HLS 相比于其他语言的优势在前文也进行了描述，其很短的开发周期以及较强的代码移植性等的优点使得其可以快速地实现图像编解码 IP 的设计和仿真验证工作。

参考文献

[1] 耿嘉,樊平. 一种 HEIF 图像编码方法及相关设备[P]. 北京: CN112150567B, 2023—07—18.

[2] 吴永科. HEVC 快速帧内预测编码器的设计与实现[D]. 广

州:华南理工大学, 2018.

[3] 姬瑞旭. HEVC 帧内模式决策和 CU 划分快速算法[D]. 西安:西安电子科技大学, 2014.

[4] 周敬利,金毅,余胜生等. 基于 H. 264 视频编码技术的研究[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2003, 31(8): 32—34.

[5] 裴世保,李厚强,俞能海. H. 264/AVC 帧内预测模式选择算法研究[J]. 计算机应用, 2005, (8): 1808—1810.

[6] 沈晓琳. HEVC 低复杂度编码优化算法研究[D]. 杭州:浙江大学, 2013.

[7] 黄晗. HEVC 帧间/帧内预测及优化技术研究[D]. 北京:北京交通大学, 2014.

[8] 李恒忠,崔建明,郭勇等. 基于 HEVC 视频标准的熵编码过程[J]. 电脑知识与技术, 2013, 9(14): 3356—3359+3365.

[9] 赵耀,黄晗,林春雨等. 新一代视频编码标准 HEVC 的关键技术[J]. 数据采集与处理, 2014, 29(1): 1—10.

[10] LAINEMA J, BOSSEN F, HAN W J, et al. Intra coding of the HEVC standard[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2012, 22(12): 1792—1801.