

基于改进的AdaBoost无线光通信信号检测算法

贺锋涛, 王乐莹, 王晓波, 杨祎, 李碧丽

Signal detection algorithm of wireless optical communication based on the improved AdaBoost

引用本文:

贺锋涛,王乐莹,王晓波,杨,李碧丽. 基于改进的AdaBoost无线光通信信号检测算法[J]. *激光技术*, 2023, 47(5): 659-665.

HE Fengtao, WANG Leying, WANG Xiaobo, et al. Signal detection algorithm of wireless optical communication based on the improved AdaBoost[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2023, 47(5): 659-665.

您可能感兴趣的其他文章

1. 孔径接收下各向异性海洋湍流UWOC系统误码分析

引用本文: 贺锋涛, 王清杰, 张建磊, 等. 孔径接收下各向异性海洋湍流UWOC系统误码分析[J]. *激光技术*, 2021, 45(6): 762-767.

2. 基于级联马赫-曾德尔调制器的太赫兹通信系统

引用本文: 和亮. 基于级联马赫-曾德尔调制器的太赫兹通信系统[J]. *激光技术*, 2016, 40(6): 787-790.

3. 雾衰减经验模型的适用性分析

引用本文: 吴鹏飞, 贾之娟. 雾衰减经验模型的适用性分析[J]. *激光技术*, 2021, 45(6): 751-755.

4. 一种基于光学隧穿效应的新型拾音器方案探索

引用本文: 曾令筏, 邹景岚, 张豪磊, 等. 一种基于光学隧穿效应的新型拾音器方案探索[J]. *激光技术*, 2017, 41(6): 872-875.

5. 基于长周期光纤光栅的光纤液位传感器

引用本文: 孙哲, 郭子龙, 李虎, 等. 基于长周期光纤光栅的光纤液位传感器[J]. *激光技术*, 2023, 47(1): 41-45.

文章编号: 1001-3806(2023)05-0659-07

基于改进的 AdaBoost 无线光通信信号检测算法

贺锋涛¹, 王乐莹¹, 王晓波², 杨 祎¹, 李碧丽²

(1. 西安邮电大学 电子工程学院, 西安 710121; 2. 中国船舶集团公司第 705 研究所 水下信息与控制重点实验室, 西安 710119)

摘要: 为了提升无线光通信系统接收灵敏度, 采用一种基于改进基分类器系数的 AdaBoost 弱光信号检测算法, 解决多像素光子计数器 (MPPC) 在弱光条件下的信号检测问题。该算法采用 k 最近邻 (KNN) 为基分类器组建强分类器, 针对传统 AdaBoost 算法基分类器系数仅与错误率有关而产生冗余的基分类器消耗系统资源的问题, 提出一种基于错误和正确分类样本权重的基分类器系数优化 AdaBoost 算法 (W-AdaBoost), 将信号解调问题转换为分类问题; 并采用波长 450 nm 半导体激光器、MPPC 光电转换器件搭建了无线光通信系统。结果表明, 系统在通信速率为 2 Mbit/s、误比特率为 3.8×10^{-3} 时, 改进的 W-AdaBoost-KNN 算法较传统 AdaBoost-KNN 和单一 KNN 算法, 灵敏度分别提升了 1.6 dB 和 4.8 dB 左右。此研究结果说明 W-AdaBoost-KNN 算法可提高弱光条件下的信号检测效率, 提升无线光通信系统接收灵敏度。

关键词: 光通信; AdaBoost 算法; 多像素光子计数器; 集成学习; 信号检测

中图分类号: TN929.1 文献标志码: A doi: 10.7510/jgjs.issn.1001-3806.2023.05.013

Signal detection algorithm of wireless optical communication based on the improved AdaBoost

HE Fengtao¹, WANG Leying¹, WANG Xiaobo², YANG Yi¹, LI Bili²

(1. College of Electronic Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China; 2. Key Laboratory of Underwater Information and Control, China Shipbuilding Industry Corporation 705 Research Institute, Xi'an 710119, China)

Abstract: In order to improve the receiving sensitivity of the wireless optical communication system, an AdaBoost weak-light signal detection algorithm based on the improved base classifier coefficient was adopted to solve the signal detection problem of multi-pixel photon counter (MPPC) under weak-light conditions. In this algorithm, k -nearest neighbor (KNN) was used as the base classifier to build a strong classifier. A W-AdaBoost algorithm based on the weights of incorrect and correct classification samples was proposed to solve the problem of that the traditional AdaBoost algorithm's base classifier coefficients are only related to the error rate, which causes redundant base classifiers to consume system resources. The W-AdaBoost algorithm transforms the issue of signal demodulation into classification, a 450 nm semiconductor laser and MPPC photoelectric conversion device are used to build a wireless optical communication system. The experimental results show that the sensitivity of the improved W-AdaBoost-KNN algorithm is about 1.6 dB and 4.8 dB higher than that of the traditional AdaBoost-KNN algorithm and the single KNN algorithm respectively, when the communication rate of the system is 2 Mbit/s and the bit error rate is 3.8×10^{-3} . The research results show that W-AdaBoost-KNN algorithm can improve the signal detection efficiency under weak-light conditions and improve the receiving sensitivity of the wireless optical communication systems.

Key words: optical communication; AdaBoost algorithm; multi pixel photon counter; ensemble learning; signal detection

引 言

近几年来,无线光通信(optical wireless communication, OWC)因传输速率高、链路延迟小、成本低、无需频率许可证、通信容量大、抗干扰能力强等优点^[1-2]受到研究学者们的广泛关注。但由于实际信道环境复杂,光信号在传输过程中衰减严重,因此,在弱光条件下提升光通信系统信号检测性能成为研究者们需要解

基金项目:××教育部联合基金资助项目(××××);陕西省技术创新引导专项基金资助项目(2020TG-001)

作者简介:贺锋涛(1974-),男,博士,副教授,现主要从事水下无线光通信及激光散斑传感及成像方向的研究。

E-mail:hefengtao@xupt.edu.cn

收稿日期:2022-07-20;收到修改稿日期:2022-08-12

决的问题。当到达接收端的光信号较弱时,传统的光电探测器难以满足实际需求^[3-4]。研究者们为提高通信效率提出采用高灵敏度、光子分辨能力强的检测器件多像素光子计数器(multipixel photon counter, MPPC)作为接收机^[5]。2011年,ZHAO等人在实验中证实了MPPC具有单光子检测能力且输出可近似建模为泊松分布^[6]。2018年,浙江大学团队采用脉冲位置调制方式、MPPC接收,实现水下46 m的无差错通信,进行了超低发射功率的实验验证^[7-8]。2019年,WANG等人采用MPPC为接收机,实现了正交频分复用调制21 m/312.03 Mbit/s的水下无线光通信系统^[9]。2020年,REN等人在弱光条件下进行了MPPC接收的可见光通信实验,结果表明,传输距离相同时最大似然检测算法优于均值检测算法,但暗计数和背景光噪声导致两种检测算法在传输距离大于8 m时,误比特率性能均不理想^[10]。

在远程通信系统中的实际应用表明,MPPC的输出特性并非符合理想的泊松分布^[11]。因像素数量有限导致输出信号的非线性响应^[12],在弱光条件下解调的问题还没有有效的解决方案。传统的信号解调通常需要信道状态和信道噪声模型等先验知识^[13-14]。机器学习作为一种数据驱动的技术,能出色地拟合非线性映射,在复杂问题的求解上表现出优越的性能。基于机器学习的解调器可以放宽对先验知识的依赖^[15],能直接从数据中学习出模式。不考虑具体信道模型的机器学习算法有望成为提高信号检测效率的有效手段。

2017年,YUAN等人提出了一种基于支持向量机(supporting vector machine, SVM)的叠加脉冲幅度调制可见光通信信号检测算法,实验结果表明,SVM检测性能优于传统的直接判决^[16]。2017年,MENG等人提出了一种在不进行均衡的情况下基于深度置信网络(deep belief network, DBN)的信号解调器,分别在水声信道和多径信道下测试了其解调性能,结果显示,DBN可应用于信号解调且性能较好^[17]。2019年,WANG等人在无线通信系统中提出基于DBN-SVM的解调器和基于AdaBoost的解调器,实验结果表明,所提算法性能优于基于单一DBN、SVM和最大似然的解调器^[18]。2021年,ZOU提出基于Adaboost-SVM的信号调制分类算法,通过测试结果证明所提算法收敛性能、分类正确率性能较好^[19]。

本文作者研究了一种基于AdaBoost的信号检测算法,选取 k 最近邻(k -nearest neighbor, KNN)为基分类器,组建强分类器,并提出一种改进基分类器权重

(weight)系数的W-AdaBoost算法。为验证W-AdaBoost算法对弱光信号检测的性能,搭建了450 nm波长的蓝光无线光通信系统实验平台。系统采用MP-PC作为光电探测器件,二进制开关键控(on-off keying, OOK)调制方式,并对实际采集数据进行检测,进一步证明该方案的优越性,为OWC技术中弱信号检测提供了新的解决思路。

1 改进的W-AdaBoost算法研究

AdaBoost作为一个高精度的自适应分类模型,在结构上与神经网络相似,由于不需要做特征筛选,该模型适用于信号特征提取困难的弱光信号。AdaBoost算法是若干个基分类器的带权加性模型,加权组合一系列基分类器,共同决策出结果。在每轮迭代中,根据当前基分类器结果调整样本权重,增大误分类样本权重,使其在下一轮迭代中受到更多关注,直到达到预期的误差或指定的基分类器迭代次数。由于AdaBoost算法表现优良,已广泛应用于模型预测^[20]、目标识别^[21]、人脸检测^[22]等领域。

传统AdaBoost的基分类器有简单多数投票、加权投票等多种组合方法。仅由错误率构成的对数函数计算而来的基分类器系数不足以反映基分类器性能,计算基分类器系数时需要考虑多种因素。

1.1 基分类器系数改进

AdaBoost算法的基分类器系数 α_q 决定着此基分类器在最终决策中的话语权。 α_q 反映了基分类器的分类效果,在计算 α_q 时,本文中将对分类正确样本权重分布的考虑。

传统的AdaBoost算法计算系数公式如下:

$$\alpha_q = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1 - e_q}{e_q} \right) \quad (1)$$

式中, e_q 表示第 q 次分类中错误分类的样本权重和。

本文中对基分类器系数计算公式重新定义为:

$$\alpha_q = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1 - e_q}{e_q} \right) + \kappa \exp(c_q) \quad (2)$$

式中, κ 为常数, c_q 表示第 q 个基分类器正确分类样本权重和,如下式:

$$c_q = \sum_{G_q(\bar{y}_i) = z_i} d_q(i) \quad (3)$$

式中, $d_q(i)$ 为第 q 次分类第 i 个样本的样本权重, $G_q(\bar{y}_i)$ 表示第 q 个基分类器, \bar{y}_i 为第 i 个经过样本权重调整后的待分类样本, z_i 是第 i 个待分类样本的类别标签。

从(2)式中可以看出,改进后的 α_q 与错误分类样本分布状态 e_q 和正确分类样本分布状态 c_q 都息息相关。 c_q 反映了正确分类样本分布状态, α_q 决定着此基分类器在最终决策中的重要性。 c_q 较大时,意味着正确分类的样本数量较多, α_q 随着 c_q 增加而增加,即增加基分类器分类性能优良的 α_q ,表示此基分类器在最终决策中话语权较大。(2)式克服了 AdaBoost 算法的 α_q 仅与 e_q 有关,而与正确分类样本分布状态 c_q 无关的不足,能避免因产生冗余和无用基分类器而浪费系统资源和

时间开销,从而提升系统性能。本文作者提出改进的 AdaBoost 基分类器系数 α_q 的算法,记为 W-AdaBoost。

由于 AdaBoost 算法是一种带权加性模型,算法将训练 Q 次基分类器,故应当选取计算复杂度小的基分类器进行集成。KNN 分类算法简单有效、计算复杂度较低,本文中采用 KNN 为基分类器。基于 KNN 的改进 AdaBoost 算法流程如图 1 所示。图中, $H(\bar{y}_i)$ 为最终强分类器。

基于 KNN 的 W-AdaBoost 算法的具体步骤如下:

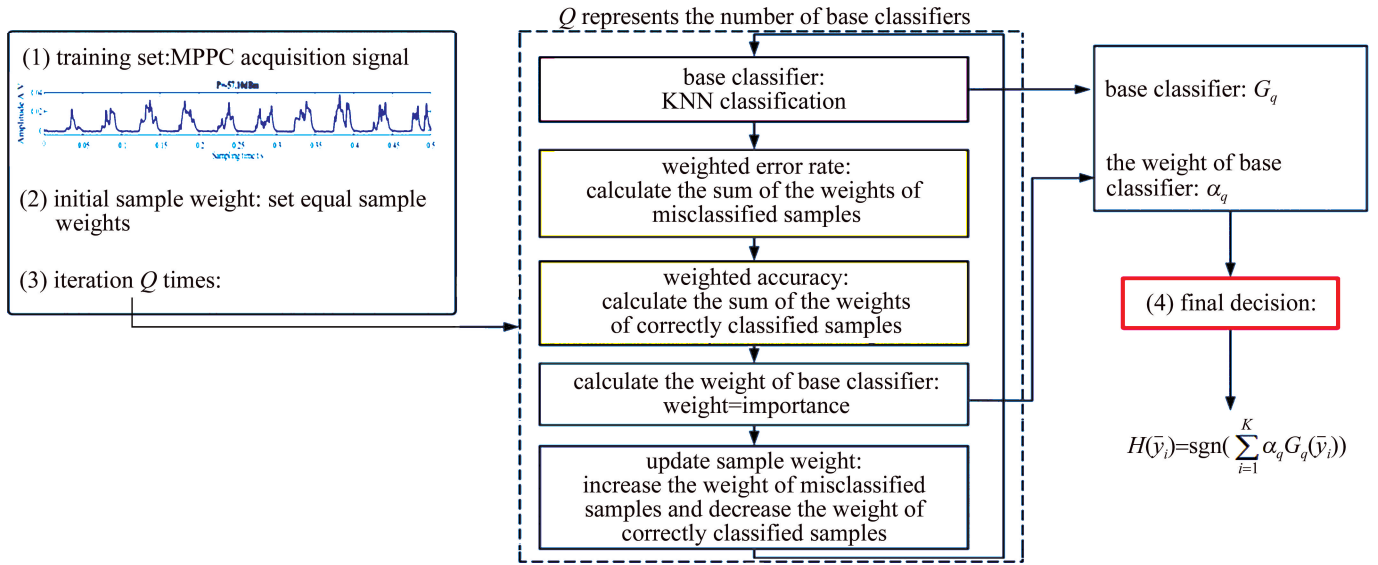


图 1 基于 KNN 的 W-Adaboost 算法流程图

Fig. 1 Process of W-Adaboost algorithm based on KNN

(1) 步骤 1。给定训练集:将部分 MPPC 探测信号作为训练集标记为 $S = \{(\hat{y}_1, z_1), (\hat{y}_2, z_2), \dots, (\hat{y}_i, z_i), \dots, (\hat{y}_K, z_K)\}$, \hat{y}_i 是实测样本,对于 OOK 调制信号的检测即为二分类问题, z_i 是类别标签, $z_i \in \{-1, +1\}$, K 表示样本个数。

(2) 步骤 2。初始化样本权重:对训练样本集设置相等的初始权重,即 $d_1(i) = 1/K; i = 1, 2, \dots, K$ 。

(3) 步骤 3。循环 $q = 1, 2, \dots, Q$, Q 代表基分类器个数:首先对于第 q 个基分类器,根据上轮结果对样本集 $d_q(i)$ 进行调整,得到新的带权样本集记为 $S_q = \{(\bar{y}_{q,1}, z_1), (\bar{y}_{q,2}, z_2), \dots, (\bar{y}_{q,i}, z_i), \dots, (\bar{y}_{q,K}, z_K)\}$, $\bar{y}_{q,i}$ 表示第 q 次迭代的第 i 个待分类样本, $G_q(\bar{y}_i) = z_i$ 表示分类器将 \bar{y}_i 分类为 z_i ,本文中最近邻值设为 1。

$$G_q(\bar{y}_i) = \operatorname{argmin} \|\hat{y}_{q,i} - \bar{y}_i\|_2 \quad (4)$$

式中, $\|\hat{y}_{q,i} - \bar{y}_i\|_2$ 表示 $\hat{y}_{q,i}$ 与 \bar{y}_i 之间的欧氏距离, argmin 函数表示使 $\|\hat{y}_{q,i} - \bar{y}_i\|_2$ 取最小值时 \bar{y}_i 的取值, $\hat{y}_{q,i}$ 表示第 q 次迭代中第 i 个训练样本;其次针对

$G_q(\bar{y}_i)$ 计算加权错误率 e_q :

$$e_q = \sum_{G_q(\bar{y}_i) \neq z_i} d_q(i) \quad (5)$$

然后针对 $G_q(\bar{y}_i)$ 使用(3)式计算正确分类样本权重和 c_q ;接着使用(2)式计算基于错误和正确分类样本权重的基分类器 $G_q(\bar{y}_i)$ 的权重系数 α_q ;最后更新样本权重:

$$d_{q+1}(i) = \frac{d_q(i) \exp[-\alpha_q z_i G_q(\bar{y}_i)]}{Z_q} \quad (6)$$

式中, Z_q 表示归一化因子,即:

$$Z_q = \sum_{i=1}^K d_q(i) \exp[-\alpha_q z_i G_q(\bar{y}_i)] \quad (7)$$

(4) 步骤 4。得到强分类器:

$$H(\bar{y}_i) = \operatorname{sgn} \left[\sum_{q=1}^Q \alpha_q G_q(\bar{y}_i) \right] \quad (8)$$

样本权重也随基分类器系数的变化而变化,本文中计算基分类器系数时考虑了正确分类样本分布状态。在下次迭代中,分类器将更加关注误分类样本,

因并未改变 AdaBoost 算法的传统结构,保证了算法的收敛性。

1.2 样本权重更新分析

本节中将分析在改进基分类器组合系数、优化样本权重更新策略后提高分类性能的原因。对(7)式进行分解,得到 Z_q 与 e_q 的之间的关系式:

$$Z_q = \frac{\sqrt{e_q(1-e_q)} \exp[-\kappa \exp(c_q)] + \sqrt{e_q(1-e_q)} \exp[\kappa \exp(c_q)]}{(1-e_q)} \quad (9)$$

将(9)式代入(6)式并化简,可得样本权重更新公式如下:

当 $G_q(\bar{y}_i) = z_i$ 时,

$$d_{q+1}(i) = \frac{d_q(i)}{\{1 + \exp[2\kappa \exp(c_q)]\} (1-e_q)} \quad (10)$$

当 $G_q(\bar{y}_i) \neq z_i$ 时,

$$d_{q+1}(i) = \frac{d_q(i)}{\{1 + \exp[2\kappa \exp(c_q)]\} e_q} \quad (11)$$

将传统 AdaBoost 的基分类器系数记为 α_q' , 样本权重记为 $d_q'(i)$, 则传统 AdaBoost 算法样本权重更新公式可表示为:

当 $G_q(\bar{y}_i) = z_i$ 时,

$$d_{q+1}'(i) = d_q'(i) / [2(1-e_q)] \quad (12)$$

当 $G_q(\bar{y}_i) \neq z_i$ 时,

$$d_{q+1}'(i) = d_q'(i) / (2e_q) \quad (13)$$

对改进 W-AdaBoost 算法和传统 AdaBoost 算法样本权重更新(10)式和(11)式、(12)式和(13)式: 当 $G_q(\bar{y}_i) = z_i$ 时, $1 + \exp[2\kappa \exp(c_q)] > 2$, 可得 $\{1 + \exp[2\kappa \exp(c_q)]\}^{-1} < 1/2$, 故 $d_{q+1}'(i) > d_q(i)$; 当 $G_q(\bar{y}_i) \neq z_i$ 时, $1 + \exp[2\kappa \exp(c_q)] < 2$, 可 $\{1 + \exp[2\kappa \exp(c_q)]\}^{-1} > 1/2$, 故 $d_{q+1}'(i) < d_q(i)$ 。

通过对比可知,改进 W-AdaBoost 算法使错误分类 $d_q(i)$ 更大, 正确分类 $d_q(i)$ 更小, 使样本在参与下一轮迭代时尽力纠正基分类器对错误分类样本的分类结果。

1.3 参数 κ 的选取

本节中对(2)式的参数 κ 值的选取进行讨论, 若 κ 值过大, 导致 AdaBoost 算法无法收敛, 若 κ 值过小, 使(2)式性能退化到传统基分类器系数的计算方式, 影响系统性能。参考文献[23]中证明了 AdaBoost 算法

的误差收敛上界为 $\prod_{q=1}^Q Z_q$, 改进算法没有改变样本权重的更新过程, 故 W-AdaBoost 算法误差收敛上界没有改变。 κ 值的选取满足此误差收敛上界限即可, κ 取

值范围推导如下:

$$\begin{aligned} Z_q &= (1-e_q) \exp(-\alpha_q) + e_q \exp(\alpha_q) = \\ &= (1-e_q) \exp\left[-\frac{1}{2} \ln\left(\frac{1-e_q}{e_q}\right) - \kappa \exp(c_q)\right] + \\ &= e_q \exp\left[\frac{1}{2} \ln\left(\frac{1-e_q}{e_q}\right) + \kappa \exp(c_q)\right] = \\ &= \sqrt{(1-e_q)e_q} \{ \exp[\kappa \exp(c_q)] + \exp[-\kappa \exp(c_q)] \} < 1 \end{aligned} \quad (14)$$

即:

$$\exp[\kappa \exp(c_q) + \exp[-\kappa \exp(c_q)]] < 1/\sqrt{(1-e_q)e_q} \quad (15)$$

κ 值需要满足(15)式, 解得 $\kappa < 1/120$ 时, $e_q < 0.494$, 基分类器误差上界需满足 $Z_q < 1$, 可保证算法的收敛性, 但无法准确解出 κ 的最佳取值, κ 的取值合理即可。

综上所述, W-AdaBoost 算法在计算 α_q 时, 考虑了正确分类样本分布状态, 使基分类器将更关注错误分类样本, 评价基分类器性能更加全面, 故算法分类精度也更高。

2 实验系统

本文中搭建基于 MPPC 的无线光通信系统以收集数据集, 系统模型框图如图 2a 所示, 实验验证系统如图 2b 所示。发射端采用波长为 450 nm 的蓝色激光二极管 (laser diode, LD) 进行光强调制, 采用任意波形发生器 (RIGOLDG5352) 产生信号并驱动 LD, 在 LD 上安装调光衰减片模拟长距离传输时大气信道对光学辐射功率的衰减, 接收端采用 MPPC 模块 (Hamamatsu, C13366-3050GA)。实验在暗室中进行, 为了减少环境

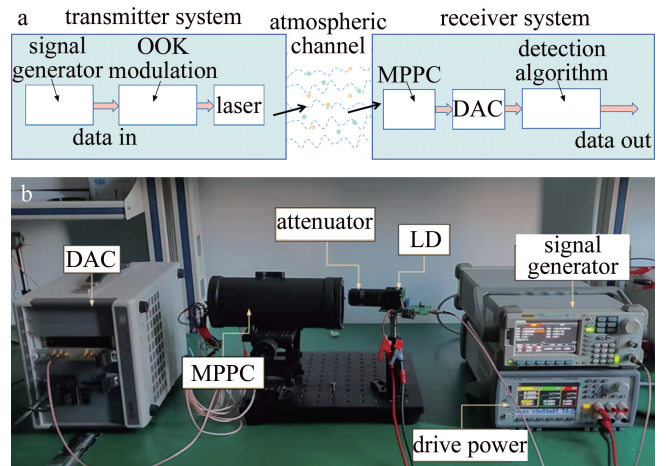


图2 无线光通信实验系统

Fig. 2 Experimental model of wireless optical communication

光的影响,将 MPPC 放置在一个黑匣子中。利用数据采集卡 (data acquisition card, DAC) 对电脉冲信号进行时域随机采样,信号占空比为 50%,发射频率为 1 MHz,采样频率为 50 MHz,通信速率为 2 Mbit/s,后续通过 MATLAB 对采集数据进行离线处理。

MPPC 是一种固态光电探测器,由多个猝灭电阻和盖革模式下的雪崩光电二极管 (avalanche photon diode, APD) 单元并联而成。当 APD 单元检测到光子时,MPPC 输出一个电脉冲,其脉冲幅度与“激活”像素的数量成正比。C13366-3050GA 型 MPPC 模块其等效工作原理图和实物图如图 3a、图 3b 所示。由于 MPPC 高增益,无需外部放大器,读出电路非常简单。检测的最大范围由灵敏度决定,最小范围与 MPPC 的动态范围有关。MPPC 包括 3600 个像素,单个像素尺寸为 $50\ \mu\text{m}$,有效面积为 $3\ \text{mm}\times 3\ \text{mm}$,光电转换灵敏度为 $1.0\times 10^9\ \text{V/W}$ 。

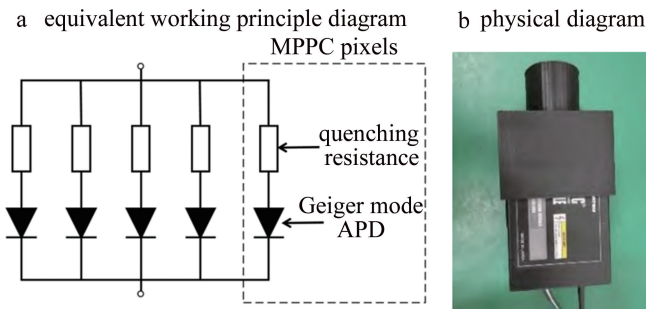


图 3 C13366-3050GA 型 MPPC 模块
Fig. 3 C13366-3050GA MPPC module

3 系统性能分析

基于上文搭建的无线光通信实验系统采集不同接收光学辐射功率 P_{OR} (dBm) 下 MPPC 实际输出部分电脉冲信号如图 4 所示。MPPC 根据表面接收到的光学辐射功率响应不同幅度的电脉冲,本文中信号解调问题转换为分类问题,在获取到 MPPC 采集数据后,

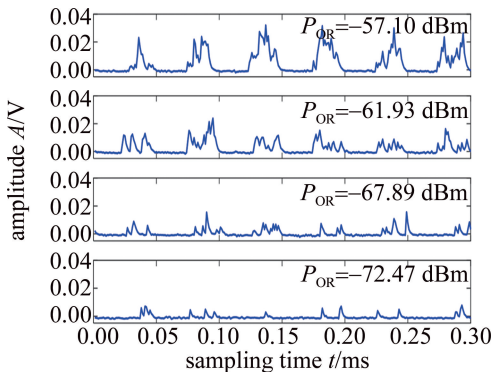


图 4 不同光学辐射功率时 MPPC 实际输出部分电脉冲信号
Fig. 4 MPPC actually outputs partial pulse signals with different optical radiation power

将一个码元的幅度值视为传输符号的特征值,并由分类算法判定接收到的符号为“1”或“0”信号。

3.1 AdaBoost 参数设置

本节中从 AdaBoost 基分类器个数 Q 的角度分析基于 KNN 的 AdaBoost 算法、W-AdaBoost 算法性能。选取 OOK 调制信号,接收光学辐射功率 $P_{\text{OR}} = -67.89\ \text{dBm}$ 的数据进行实验。图 5 绘制了基分类器个数 Q 对基于 KNN 的 AdaBoost 算法、W-AdaBoost 算法误比特率 (bit error rate, BER) 性能的影响。基分类器个数 Q 设置为 1~16,计算测试集 BER。

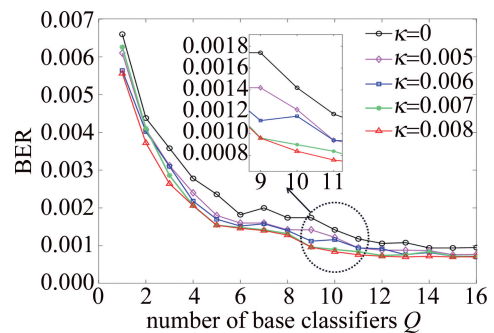


图 5 不同 κ 值情况下基分类器个数 Q 对 AdaBoost 的 BER 性能影响
Fig. 5 Influence of the number of base classifiers Q on AdaBoost BER performance under different values of κ

图 5 显示随着基分类器个数 Q 增加,BER 随之降低,当 Q 达到一定数量时,BER 趋于平缓,不再明显降低。上文研究了 κ 的取值范围,在满足 $\kappa < 1/120$ 的情况下,算法满足收敛条件,在此范围内 κ 合理即可。本节中仿真了 κ 取值分别为 0、0.005、0.006、0.007、0.008 时,基分类器个数 Q 对 AdaBoost 的 BER 性能影响, $\kappa = 0$ 时即为传统 AdaBoost-KNN 算法。在 κ 满足 AdaBoost 算法收敛上界条件下,对比了 κ 在不同取值情况下 BER 性能,可以看出, $\kappa = 0.008$ 时 BER 性能最优,表明 $\kappa < 1/120$ 时, κ 越接近 $1/120$,系统性能越优; κ 取值过小,W-AdaBoost-KNN 算法退化至传统 AdaBoost-KNN 算法。

W-AdaBoost-KNN 算法 BER 性能优于 AdaBoost-KNN 算法。W-AdaBoost-KNN 算法计算基分类器系数时,考虑了基分类器样本错误率和分类正确样本分布状态,故性能更优。验证了计算基分类器系数时加入对正确分类样本分布状态的考虑,比仅依靠错误率评价分类器更加准确。从计算复杂度角度出发,KNN 算法的计算复杂度为 $O(N)$, N 为单个样本的特征维度,W-AdaBoost 算法并没有提升 AdaBoost 算法的计算复杂度,但提升了算法 BER 性能,两者的计算复杂度都为 $O(QN)$, Q 为算法迭代次数即基分类器个数。当迭

代次数较高时,计算复杂度也随之增加,以下研究将基分类器个数设置为 10,保证系统模型的解调性能同时考虑系统复杂度的影响。

3.2 实验结果与分析

图 6 中给出了不同接收光学辐射功率 P_{OR} (dBm) 下 W-AdaBoost-KNN、AdaBoost-KNN 以及 KNN 的 BER 性能检测结果。在 P_{OR} (dBm) 相同的情况下对比 BER 性能,可得到改进的 W-AdaBoost-KNN 算法性能最优、AdaBoost 算法次之、单一 KNN 算法最差的结论。在前向纠错(forward error correction, FEC)标准,即 BER 为 3.8×10^{-3} 时, W-AdaBoost-KNN 检测算法较传统 AdaBoost-KNN 算法,功率代价可提升 1.6 dB;较单一 KNN 算法,可提升 4.8 dB。

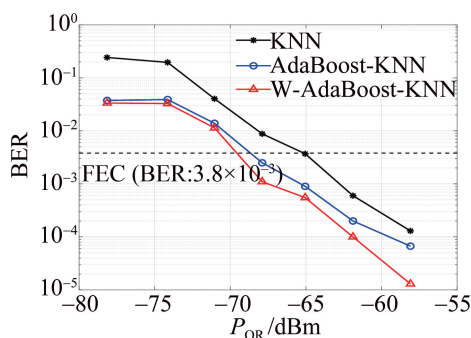


图 6 不同检测算法时光学辐射功率与 BER 性能关系

Fig. 6 Relationship between optical radiation power and BER performance under different detection algorithms

传统 AdaBoost 算法在计算基分类器系数时,仅考虑基分类器分类错误率, W-AdaBoost 算法在计算基分类器系数时,不仅考虑了基分类器错误率,还考虑了分类正确样本的分布状态,故 BER 性能更优。还可以看到,随着 P_{OR} 增加, BER 性能总体得到显著改善。因为 P_{OR} 增加时, MPPC 表面接收光子数目也增加,输出电脉冲幅度值也增加,使信号特征值明显即“1”或“0”信号易于区分,以实现信号的精确检测。

4 结论

为了解决光电转换器件 MPPC 在弱光条件下信号检测困难的问题,提出一种不需要进行特征筛选,直接从采集数据中学习出模式的基于级联 KNN-AdaBoost 检测算法,并针对传统 AdaBoost 算法产生冗余或无用的弱分类器消耗过多系统资源的问题提出一种优化基分类器系数的 W-AdaBoost 算法。W-AdaBoost 算法基分类器系数不但与基分类器分类错误率有关,还与正确分类样本分布状态有关。W-AdaBoost 算法能直接从 MPPC 输出的电脉冲信号特征

值中通过迭代调整样本权重分布,加权组合若干基分类器共同决策出最终分类结果。实验结果显示,在 BER 为 3.8×10^{-3} 时,改进 W-AdaBoost 算法与传统 AdaBoost 算法、单一 KNN 相比功率代价分别提升 1.6 dB 和 4.8 dB 左右,可进一步提升无线光通信系统的通信距离。

参考文献

- [1] MENAKA D, GAUNI S, MANIMEGALAI C, *et al.* Vision of IoUT: Advances and future trends in optical wireless communication [J]. *Journal of Optics*, 2021, 50(3): 439-452.
- [2] WANG B, WU Q, LIU L Q, *et al.* Research progress on the underwater wireless optical communication system [J]. *Laser Technology*, 2022, 46(1): 99-109 (in Chinese). 王博, 吴琼, 刘立奇, 等. 水下无线光通信系统研究进展 [J]. *激光技术*, 2022, 46(1): 99-109.
- [3] CHEN X, LYU W, ZHANG Z, *et al.* 56-m/3.31-Gbps underwater wireless optical communication employing Nyquist single carrier frequency domain equalization with noise prediction [J]. *Optics Express*, 2022, 28(16): 23784-23795.
- [4] WANG J, LU C, LI S, *et al.* 100 m/500 Mbps underwater optical wireless communication using an NRZ-OOK modulated 520 nm laser diode [J]. *Optics Express*, 2019, 27(9): 12171-12181.
- [5] ZHANG G, YU C, ZHU C, *et al.* Feasibility study of multi-pixel photon counter serving as the detector in digital optical communications [J]. *Optik—International Journal for Light and Electron Optics*, 2013, 124(22): 5781-5786.
- [6] ZHAO Sh, GUO J, LIU H B, *et al.* Application of multi-pixel photon counters to single photon detection [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2011, 19(5): 972-976 (in Chinese). 赵帅, 郭劲, 刘洪波, 等. 多像素光子计数器在单光子探测中的应用 [J]. *光学精密工程*, 2011, 19(5): 972-976.
- [7] SHEN J, WANG J, CHEN X, *et al.* Towards power-efficient long-reach underwater wireless optical communication using a multi-pixel photon counter [J]. *Optics Express*, 2018, 26(18): 23565-23571.
- [8] SHEN J, WANG J, YU C, *et al.* Single LED-based 46-m underwater wireless optical communication enabled by a multi-pixel photon counter with digital output [J]. *Optics Communications*, 2019, 438(1): 78-82.
- [9] WANG J L, YANG X Q, LV W Ch, *et al.* Underwater wireless optical communication based on multi-pixel photon counter and OFDM modulation [J]. *Optics Communications*, 2019, 451(22): 181-185.
- [10] REN Zh Y, WU G F, LIU J H, *et al.* An experimental system of low illumination visible light communication based on multi-pixel photon counter [J]. *Journal of Signal Processing*, 2020, 36(7): 1159-1165 (in Chinese). 任致远, 仵国锋, 刘杰徽, 等. 基于多像素光子计数器的弱光可见光通信实验系统 [J]. *信号处理*, 2020, 36(7): 1159-1165.
- [11] MIURA T, NAKAMOTI T, KATAOKA J, *et al.* Development of a scintillation detector using a MPPC as an alternative to an APD [J]. *Journal of Instrumentation*, 2012, 7(2): 1313-1318.
- [12] CAI R, ZHANG M, DAI D, *et al.* Analysis of the underwater wireless optical communication channel based on a comprehensive multiparameter model [J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(13): 6051.
- [13] LIONIS A, PEPPAS K, NISTAZAKIS H E, *et al.* Experimental

- performance analysis of an optical communication channel over maritime environment[J]. *Electronics*, 2020, 9(7):1109.
- [14] WUEST T, WEIMER D, IRGENS C, *et al.* Machine learning in manufacturing: Advantages, challenges, and applications[J]. *Production & Manufacturing Research*, 2016, 4(1):23-45.
- [15] OSHEA T, HOYDIS J. An introduction to deep learning for the physical layer[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications & Networking*, 2017, 3(4):563-575.
- [16] YUAN Y, ZHANG M, LUO P, *et al.* SVM detection for superposed pulse amplitude modulation in visible light communications [C]// *International Symposium on Communication Systems*. New York, USA: IEEE, 2016:1-5.
- [17] MENG F, WU L. Demodulator based on deep belief networks in communication system [C]// *International Conference on Communication*. New York, USA: IEEE, 2017:1-5.
- [18] WANG H, WU Z, MA S, *et al.* Deep learning for signal demodulation in physical layer wireless communications: Prototype platform, open dataset, and analytics [J]. *IEEE Access*, 2019, 7:30792-30801.
- [19] ZOU F J. Research on signal modulation algorithm based on Ada-boost-SVM classifier in digital communication [J]. *Machine Design and Manufacturing Engineering*, 2021, 50(6):111-116 (in Chinese).
- 邹凤娇. 数字通信中基于 Adaboost-SVM 分类器的信号调制算法研究 [J]. *机械设计与制造工程*, 2021, 50(6):111-116.
- [20] HU Y J, DU J L, DONG Y, *et al.* Rainfall prediction based on improved AdaBoost-C4. 5 algorithm [J]. *Modern Electronics Technique*, 2021, 44(14):6-10 (in Chinese).
- 胡玉杰, 杜景林, 董亚, 等. 基于改进 AdaBoost-C4. 5 算法的降雨预测 [J]. *现代电子技术*, 2021, 44(14):6-10.
- [21] LI J, ZHANG H, OU J, *et al.* A multipulse radar signal recognition approach via hrf-net deep learning models [J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2021, 2021:1-9.
- [22] YAN H, LIU Y, WANG X, *et al.* A face detection method based on skin color features and adaboost algorithm [J]. *Journal of Physics*, 2021, 1748(4):042015.
- [23] FREUND Y, SCHAPIRE R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 1995, 904(1):23-37.