

自由空间光通信中基于 Q 学习算法的 Raptor10 码译码策略

敖 珺¹, 梁积卫¹, 马春波¹, 曹桂兴², 李 聪², 沈宇飞²

¹桂林电子科技大学广西精密导航技术与应用重点实验室, 广西 桂林 541004;

²中国空间技术研究院通信卫星事业部, 北京 100094

摘要 为在保障自由空间光(FSO)通信质量的同时,缩短传统的自动重传请求技术所需等待时间、减小缓存资源消耗,并随信道的变化适配数字喷泉码冗余符号的数量,提出一种基于 Q 学习算法的 Raptor10 码译码策略。该策略采用以减少冗余符号和降低误码率为联合回报目标的 Q 学习算法,可对接收端所接收的 Raptor10 码冗余符号进行动态调整,并且随着译码经验的不断累积可自动提升通信性能。仿真结果表明,在弱、中、强 3 种湍流条件下,与传统的采用固定冗余度 Raptor10 码译码策略和线性滤波调整算法相比,所提方法可有效减少 3% 的平均冗余符号数量。

关键词 光通信; 自由空间光通信; 信号处理; 信道编码; Q 学习

中图分类号 TN929.1

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201744.0906007

Q-Learning-Based Raptor10 Code Decoding Strategy in Free-Space Optical Communication

Ao Jun¹, Liang Jiwei¹, Ma Chunbo¹, Cao Guixing², Li Cong², Shen Yufei²

¹Key Laboratory of Precision Navigation Technology and Application, Guilin University of Electronic Technology, Guilin, Guangxi 541004, China;

²Institute of Telecommunication Satellite, China Academy of Space Technology, Beijing 100094, China

Abstract In order to reduce the waiting time and buffer resource consumption of conventional automatic repeat request technology, make the redundant symbol number of digital fountain codes adapt to the varying of channels, and guarantee the quality of the free-space optical communication at the same time, a Q-learning-based Raptor10 code decoding strategy is proposed. Reducing redundant symbols and decoding bit error rate are as the joint return target in the proposed strategy, and Raptor10 code redundant symbols received by receiver are dynamically adapted. As the decoding experience is accumulated continually, the communication performance is improved automatically. Simulation results show that, under the weak, moderate and strong turbulence conditions, the proposed strategy reduces 3% average redundant symbols compared with conventional Raptor10 codes with fixed redundancy rate and linear filtering adaption algorithm.

Key words optical communications; free-space optical communication; signal processing; channel coding; Q-learning

OCIS codes 060.2605; 070.2025

1 引 言

在长距离自由空间光(FSO)通信中,大气湍流效应会导致光束漂移、闪烁、到达角起伏和波前畸变等,最终影响光通信的稳定性和可靠性^[1]。利用前向纠错码(FEC)和自动重传请求(ARQ)可以解决湍流引入的

收稿日期: 2017-02-15; 收到修改稿日期: 2017-04-06

基金项目: 国家自然科学基金(61167006)

作者简介: 敖 珺(1978—),女,博士,教授,硕士生导师,主要从事空间光通信方面的研究。E-mail: junjunaol@263.net

时域相关性。但是在信道状况比较恶劣时,ARQ 重传次数会大大增加,导致吞吐量迅速减小;FEC 技术(如性能优异的 LDPC 码^[2]等)受限于编码速率固定的特性。虽然通过混合自动重传请求(HARQ)可以部分解决以上问题,但是码率变化不够灵活,译码复杂度高,对于大气激光信道变化的实时支持不够^[3]。

数字喷泉码(LT 码)是一种无编码速率的约束码,它的自适应链路速率适配、无码率属性(流属性)使它不需要收发双方确知任何信道状态信息就能自动消除干扰的影响,动态适配通信链路的变化。针对 FSO 通信所面临的复杂的空时变特性与空时域相关约束,以及收发两端信道状态互不完全确知的实际应用场景,将数字喷泉码与 FEC 技术结合可以进一步提升系统在大气湍流环境中的性能,为有效实现激光大气传输链路的建立和信道补偿提供新的技术途径。Raptor10 码通过在传统的数字喷泉码前端级联预编码矩阵,可以有效增加源数据恢复几率,并解决 LT 码译码的时空代价不固定等问题,从而在保证译码性能的同时,将译码复杂度降低到线性范围。至此,Raptor10 码已被包括便携/手持终端数字视频广播传输标准和第三代通信网络合作伙伴计划(3GPP)在内的多项国际标准所采纳,成为近年来编码领域的研究热点。事实证明,Raptor10 码结合强度调制/直接检测技术可以进一步提升系统在大气激光环境下的性能,有效对抗由湍流引起的时域扰动^[4]。

为有效解决数字喷泉码的异质信道适配性,Raptor10 码普遍采用增量冗余译码方式,即译码不成功时,接收端将继续接收冗余信息并将其附加在原有信息上进行译码^[5]。因此,在不同信道条件下,如何在保证译码可靠性的同时获得较高的编译码效率和信道资源利用率是目前数字喷泉码的研究热点之一。针对此类问题,文献[6]针对 802.11 和 3GPP 无线网络,提出了一种新的数字喷泉码传输机制,该传输机制的实现步骤为:1) 在发射端建立译码累计分布函数(CDF)模型;2) 通过接收端链路反馈并采用高斯学习来估计 CDF 模型参数;3) 以当前最优译码时延为回报目标,结合动态规划策略实时确定当前数字喷泉码的最优码字速率。文献[7]在文献[6]的基础上,采用以译码成功为回报目标的 Q 学习算法与线性滤波调整算法来动态调整发射端数字喷泉码的发送码字速率。以上方法都需要发射端通过接收端的反馈信息对数字喷泉码的传输码率进行调整,然而频繁的链路反馈并不适用于上、下行链路及不对称的卫星通信和无反馈链路的卫星广播通信等超长距离 FSO 通信的典型应用场景。本文针对长距离 FSO 通信,特别是星地通信等反馈信道资源匮乏的典型应用,将 CDF 模型参数的学习放在接收端,结合接收端译码策略并采用以冗余符号数量和译码成功的线性关系为回报目标的 Q 学习算法,动态调整 Raptor10 码成功译码所需的冗余符号数量。仿真结果表明,与传统的采用固定冗余符号数量的 Raptor10 码策略和线性滤波调整算法相比,新方法在相同湍流情况下减少了译码所需的平均冗余符号数量。最后讨论了基于 Q 学习算法的 Raptor10 码译码策略中的参数取值问题。

2 系统模型

基于 Raptor10 码的 FSO 通信系统的模型如图 1 所示。发送端将信息进行分组,将每一组信息段平分为 K 个源符号,然后对一组信息段中所有的源符号进行 Raptor10 码编码,再对编码符号加上序号(ESI)后

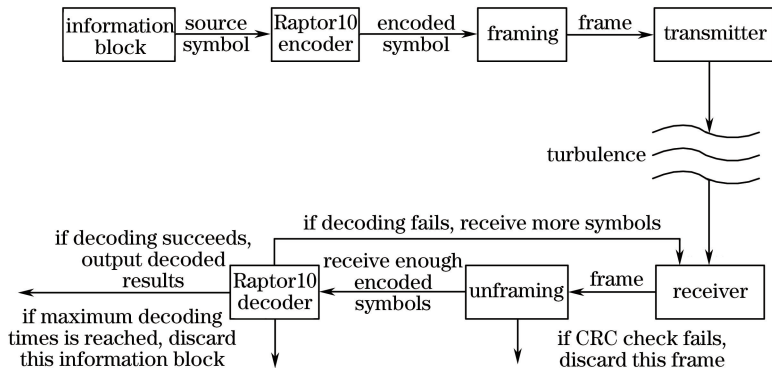


图 1 基于 Raptor10 码的 FSO 通信系统模型

Fig. 1 Model of FSO communication system based on Raptor10 codes

进行组帧,添加循环冗余校验码(CRC)校验后的编码符号经开关键控(OOK)调制后发送出去,利用光电接收机在接收端接收帧。

接收机接收到帧后,若CRC校验正确则保留此帧,解帧后将编码符号送入Raptor10码译码器,否则丢弃此帧。当接收到 $K+e$ 个编码符号后(e 为冗余符号数量),开始进行Raptor10码译码。译码成功则向发送端发送反馈信息,发送端接收到反馈信息后开始下一信息段的编码与发送;译码失败则保留原来已经接收的 $K+e$ 个编码符号,重新接收 e 个编码符号,然后再利用 $K+2e$ 个编码符号来进行译码;若仍失败则继续接收,如此可重复译码 q 次,利用 $K+qe$ 个编码符号来译码,直到 $q > q_{\max}$,即当信息段的译码次数 q 超过 q_{\max} ,丢弃此信息段。

3 Raptor10 码编译码算法

3.1 编码算法

Raptor10码编码过程如图2(a)所示^[5]。一帧中的 K 个数据源符号 X 经过加0扩展后得到序列 $X' = (0, \dots, 0, X)$ (该序列中包含 $P+H$ 个0),之后通过预编码矩阵 A 对扩展序列 X' 进行预编码,得到预编码序列 $C_{L \times 1} = A_{L \times L}^{-1} \cdot X'_{L \times 1}$,其中 P 为大于或等于 $\lceil 0.01K \rceil + F$ 的最小素数($\lceil x \rceil$ 表示向上取整的意思,即取大于 x 的最小整数), F 为满足 $F(F-1) \geq 2K$ 的最小正整数, H 为满足 $C_{H/2}^H > K+P$ 的最小整数, $L = P+H+K$ 。预编码之后,由LT码编码矩阵 $G_{LT(1,2,\dots,N)}$ 对 $C_{L \times 1}$ 进行编码,即可不停地生成Raptor10码编码数据符号 P ,且最多可以产生 $N=65536$ 个编码符号,其编码数据符号可写为如下形式:

$$P_{N \times 1} = G_{LT(1,2,\dots,N)} \cdot A_{L \times L}^{-1} \cdot X'_{L \times 1} = G_{LT(1,2,\dots,N)} \cdot C_{L \times 1} \quad (1)$$

3.2 译码算法

Raptor10码译码过程如图2(b)所示。接收端首先对接收到的帧进行CRC校验,若校验成功,则保留该帧,否则丢弃该帧。解帧后,将编码符号送入译码器。当译码器接收到 N' ($N' \leq N, N' = K+e$)个编码符号后,将接收正确的编码符号按顺序排列出矩阵 $S'_{N' \times 1}$,并利用接收到的编码符号的ESI生成矩阵 $A'_{N' \times L}$,解线性方程组 $A'_{N' \times L} \cdot S'_{N' \times 1} = C'_{L \times 1}$,求出 $C'_{L \times 1}$ 并对 $C'_{L \times 1}$ 进行LT码译码,即由 $\hat{X}_{K \times 1} = G_{LT(1,2,\dots,K)} \cdot C'_{L \times 1}$ 得到源符号 X 的估计 $Y_{K \times 1}$ 。该译码过程可以表示为

$$\hat{X}_{K \times 1} = G_{LT(1,2,\dots,K)} \cdot A'^{-1}_{N' \times L} \cdot S'_{N' \times 1} = G_{LT(1,2,\dots,K)} \cdot C'_{L \times 1} \quad (2)$$

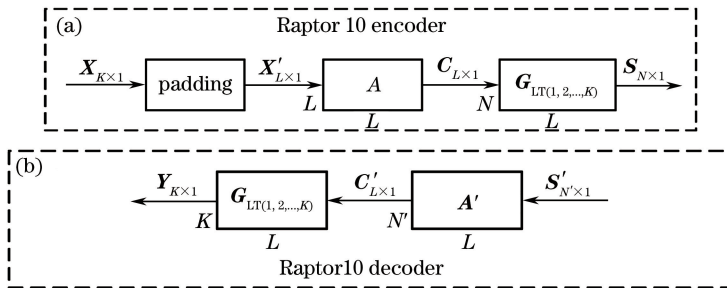


图2 Raptor10码的(a)编码流程和(b)译码流程

Fig. 2 (a) Encoding procedure and (b) decoding procedure of Raptor10 codes

4 基于Q学习算法的Raptor10码译码策略

对于Raptor10码而言,当接收端尝试译码时,若接收的冗余符号数量不足,会导致译码失败,因此需要继续接收更多的冗余符号再进行译码,这样会导致之前译码所花费的时间被浪费。如果接收过多的符号,虽然可以增加译码成功的概率,但是过多的冗余符号会占用资源,最终导致译码时延的增加。因此,需要采用恰当的译码策略来实时适配信道的变化,动态调整译码所需接收的冗余符号数量,且伴随着译码经验的积累自动提升译码性能,从而在保证译码可靠性的同时,不断地提高译码效率和资源利用率。

4.1 接收端译码累计函数

对于 Raptor10 码而言,不同的信道条件会导致不同的丢包概率,从而导致正确译码所需的冗余符号数量不同^[5]。译码所需的冗余符号数量可以通过在接收端定义译码累积分布函数 $C_{DF}(n)$ (即接收端成功译码所需接收的编码符号数量 n 的概率分布函数)来进行建模。 $C_{DF}(n)$ 满足多项式分布特性,可以通过基于 Dirichlet 先验分布的贝叶斯分类器进行学习。考虑到大气湍流导致的信道衰落的强时变特性,且变化周期在毫秒量级,因此采用贝叶斯分类器在线学习 Raptor10 码的译码 $C_{DF}(n)$ 会导致贝叶斯网络结构过于复杂,根本无法实时适配 n 随信道状态变化的过程。测试结果表明, $C_{DF}(n)$ 可用正态分布的累积分布函数 $f(n, \mu_Q, \sigma_Q^2)$ 来近似。根据之前成功译码所需冗余符号数量,通过高斯学习算法学习 $f(n, \mu_Q, \sigma_Q^2)$ 中的均值 μ_Q 和方差 σ_Q^2 ,从而确定接收端当前信道状态 S 。

高斯近似译码 CDF 的学习算法步骤为^[6]:

- 1) 首次传输时,进行初始化操作,令累加计数器初始值 $c_{\text{ount}} = 1$,高斯函数均值的初始值 $s_{\text{umq}} = 5$,初始方差 $s_{\text{umsq}} = s_{\text{umq}} + 10^2$;
- 2) 若译码成功或译码次数 $q = 1$,则译码所需的冗余符号数 $s_{\text{ample}} = e$;若此帧丢弃或译码次数 $q > 1$,则 $s_{\text{ample}} = e + 1$;
- 3) $c_{\text{ount}} = \alpha_Q c_{\text{ount}} + 1, s_{\text{umq}} = \alpha_Q s_{\text{umq}} + s_{\text{ample}}, s_{\text{umsq}} = \alpha_Q s_{\text{umsq}} + s_{\text{ample}}^2$,其中 α_Q 为 Q 学习算法中的高斯学习因子, α_Q 取值越大,之前时刻的译码 CDF 对当前时刻的译码 CDF 估计的影响就越大;
- 4) 更新累积分布函数中的均值和方差, $\mu_Q = s_{\text{umq}} / c_{\text{ount}}, \sigma_Q^2 = s_{\text{umsq}} / c_{\text{ount}}$ 。

4.2 Q 表的建立、执行和更新

如第 4.1 节所述,在执行基于 Q 学习算法的 Raptor10 码译码策略时,首先通过高斯学习确定信道所处的状态 S ,然后根据状态 S 找到 Q 表中所对应的行 $Q(S, :)$,最后再找到该行中最大的元素 $Q_{\text{max}}(S, A)$ 所对应的动作 A ,即所需接收的冗余符号数量 e' 。Q 表中存储了状态 S 下的动作 a 以及与 a 相应的折算累积回报值 $Q(S, a)$ 。回报值用来衡量特定状态 S 下采取某一动作时所能获得的累积回报,它由即时回报与长期回报的期望组成,并用 Q 学习因子 η 来平衡两者之间的权重。当 $\eta = 0$ 时,不考虑长期回报的期望,只考虑即时回报;当 $\eta = 1$ 时,长期回报的期望与即时回报同等重要。在建立 Q 表时,根据学习到的 μ_Q 和 σ_Q^2 将状态划分为 m 种,并确定动作对应的 e' 的取值范围。根据 Q 表执行动作正是选取当前状态 S 下最优接收冗余符号数量 a' ,从而使得累积回报最大,即 $A : e'_A = \arg\max_a [Q(S, a)]$ 。

在 Q 学习中需要有一定的几率来探索未知的信息,因此引入一个探索因子 β_Q 。 β_Q 取值越小时,则执行 Q 表动作 A 的几率越大,反之几率越小。因此,在找到对应的 A 后,需根据 β_Q 的取值来确定当前译码所需的冗余符号数量 e'_A 或 $e'_A - \delta$ 。在这之后,还需要根据选定的 e'_A 或 $e'_A - \delta$ 重新学习当前信道的均值与方差来确定新状态 S_{new} 和新动作 A_{new} ,再根据 S_{new} 行的最大元素 $Q_{\text{max}}(S_{\text{new}}, A_{\text{new}})$ 和冗余符号数量以及当前帧尝试译码次数来决定回报函数 R 和更新 Q 表中 S 行的 $Q_{\text{max}}(S, A)$ 。用于更新 Q 表的表达式为

$$Q_{\text{max}}(S, A) = R + \eta Q_{\text{max}}(S_{\text{new}}, A_{\text{new}})。 \quad (3)$$

Q 学习通过在变化的环境中执行动作来获得回报,并不断改变自身所处状态^[8]。将 Q 学习算法应用于 Raptor10 码译码时,环境可以视为时变的信道,动作可以视为接收端为当前帧的译码所接收的冗余符号数量 e ,状态可以视为通过高斯学习所估计的译码 CDF。每一次的译码结果被用作下一次高斯学习的输入,即状态转移。状态与动作之间的联系由 Q 表来决定,并通过回报函数进行更新,最终使得接收端能根据学习结果主动调整译码所需冗余符号的数量 e 。基于 Q 学习算法的 Raptor10 码译码策略的算法流程如图 3 所示。

表 1 所示为 Q 表应用于 Raptor10 码译码策略时的一个例子,表中的元素 $Q(S, a)$ 会随着译码的进行而得到更新。

4.3 回报函数

如前所述,在使用 Q 学习的 Raptor10 码译码策略时,译码器基于当前学习到的状态 S 选择下一步动作 $A : e'_A = \arg\max_a [Q(S, a)]$ 。为了保证译码器能够使用获得的译码经验精确学习到一个最优动作 A ,要求该

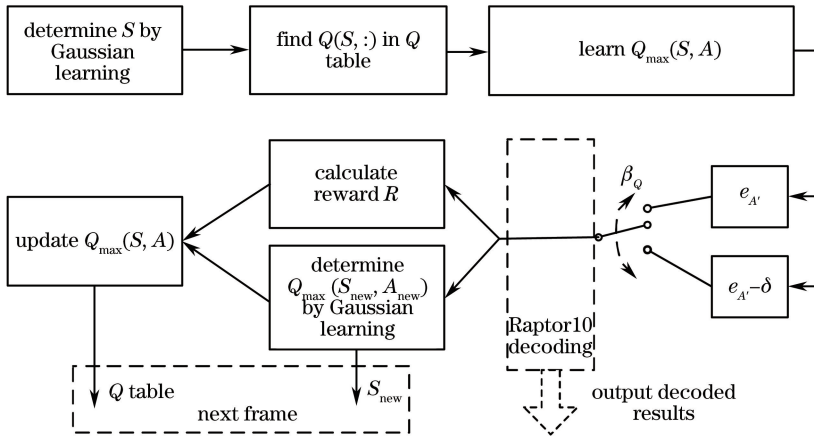


图 3 基于 Q 学习算法的 Raptor10 码译码策略

Fig. 3 Q-learning-based Raptor10 code decoding strategy

表 1 Raptor10 码译码策略的一个 Q 表

Table 1 An example of Q table in Raptor10 code decoding strategy

State	Element value			
	$A_0 : e' = 10$	$A_1 : e' = 11$	$A_2 : e' = 12$	$A_3 : e' = 13$
$S_0 : \mu_Q \in [0, 9), \sigma_Q^2 \in [0, 350)$	$Q(0, 0)$	$Q(0, 1)$	$Q(0, 2)$	$Q(0, 3)$
$S_1 : \mu_Q \in [9, 10), \sigma_Q^2 \in [350, 400)$	$Q(1, 0)$	$Q(1, 1)$	$Q(1, 2)$	$Q(1, 3)$
$S_2 : \mu_Q \in [10, 11), \sigma_Q^2 \in [400, 450)$	$Q(2, 0)$	$Q(2, 1)$	$Q(2, 2)$	$Q(2, 3)$
$S_3 : \mu_Q \in [11, +\infty), \sigma_Q^2 \in [450, \infty)$	$Q(3, 0)$	$Q(3, 1)$	$Q(3, 2)$	$Q(3, 3)$

动作对译码产生最大的回报累积,即满足(3)式。对于 Raptor10 码而言,接收的冗余符号数量越多,译码成功的概率就越大,译码尝试次数就越少,但消耗的资源就越多。因此,Q 学习中的回报函数必须在冗余符号数量与重复译码次数之间取得折衷,即将回报函数 R 定义为

$$R = -\gamma_Q \frac{O_{\text{verhead}}}{O_{\text{verheadmax}}} - (1 - \gamma_Q) \frac{D_{\text{encodingTimes}}}{D_{\text{encodingTimesmax}}}, \quad (4)$$

式中 O_{verhead} 为译码所需接收的冗余符号数量(包括译码失败后增加的冗余符号); $O_{\text{verheadmax}}$ 为允许接收的最大冗余符号数量; $D_{\text{encodingTimes}}$ 为当前译码尝试次数; $D_{\text{encodingTimesmax}}$ 为最大译码尝试次数; γ_Q 为 R 中的权衡因子,用来调节 Q 学习过程中 R 的冗余符号数量与译码尝试次数之间的比例关系, γ_Q 取值越大,越偏向于减少冗余符号数量,反之则偏向于减少译码尝试次数。

5 性能分析

5.1 信道模型

当发射端采用 OOK 调制且接收端采用 PIN 光电二极管时,接收到的光信号经过光电转换后产生的电子计数统计特性可用高斯分布近似,其均值和方差分别为^[1]

$$m_x = \bar{k}_x + \frac{i_s \cdot T_s}{e}, \quad (5)$$

$$\sigma_x^2 = \bar{k}_x + 2BT_s \left[\frac{i_s T_s}{e} + \frac{2k_b T T_s}{e^2 R_L} \right], \quad (6)$$

式中 $\bar{k}_x = R' \int_0^{T_s} [P_b(t) + xP_s(t)] dt / e$ 为 $x = 0$ 或 $x = 1$ 时 PIN 光电二极管在时隙 T_s 内所吸收的平均光子数, $P_b(t)$ 为背景噪声功率, R' 为响应度, $e = 1.6 \times 10^{-19}$ C 为电子电荷, i_s 为暗电流, B 为噪声带宽, $k_b = 1.38 \times 10^{-23}$ J/K 为玻尔兹曼常数, T 为开尔文温度, R_L 为负载阻抗。信噪比(SNR)可定义为

$$S_{NR} = \frac{(m_1 - m_0)^2}{\sigma_0^2} = \frac{[(P_s - P_b)R]^2}{(e^2 \bar{k}_0)/(T_s^2) + 2Bei_s + 4k_b TB/R_L} \quad (7)$$

光在大气中传播时会受到湍流的影响。当湍流强度较弱时,由湍流引入的信道衰落 $p(h)$ 的分布用对数正态分布可表示为^[9]

$$p(h) = \frac{1}{h \sqrt{2\pi\sigma_{\ln I}^2}} \exp\left[-\frac{(\ln h + 0.5\sigma_{\ln I}^2)^2}{2\sigma_{\ln I}^2}\right], \quad (8)$$

式中 $\sigma_{\ln I}^2 = \ln(1 + \sigma_i^2)$ 为光强起伏方差, σ_i^2 为闪烁指数。

当湍流强度较强时, $p(h)$ 的分布用指数威布尔分布表示为^[10]

$$p(h) = \frac{\alpha\beta}{\eta} \left(\frac{h}{\eta}\right)^{\beta-1} \exp\left[-\left(\frac{h}{\eta}\right)^\beta\right] \left\{1 - \exp\left[-\left(\frac{h}{\eta}\right)^\beta\right]\right\}^{\alpha-1}, \quad (9)$$

式中 α, β, η 为参数。 α, β, η 与 σ_i^2 的关系为

$$\alpha \approx \frac{7.22\sigma_i^{2/3}}{\Gamma(2.487\sigma_i^{2/6} - 0.104)}, \quad (10)$$

$$\beta \approx 1.1012(\alpha\sigma_i^2)^{-\frac{13}{25}} + 0.142, \quad (11)$$

$$\eta \approx [\alpha \Gamma(1 + \beta^{-1}) g_1(\alpha, \beta)]^{-1}, \quad (12)$$

式中 $\Gamma(\cdot)$ 为伽玛函数, $g_1(\alpha, \beta) = \sum_{i=0}^{\infty} \frac{i! \Gamma(\alpha - i)}{(-1)^i (i+1)^{1+\frac{1}{\beta}} \Gamma(\alpha)}$ 为 $\Gamma(\cdot)$ 函数的一阶统计矩。

5.2 性能仿真和分析

本节将对基于 Q 学习算法的 Raptor10 码译码策略(R10+QL)、线性滤波算法的 Raptor10 码调整算法(R10+LF)以及固定冗余符号数量的 Raptor10 码(R10)在弱、中、强 3 种湍流强度下 FSO 通信系统中的性能进行对比。信道模型参数为: $T_s = 5 \times 10^{-10}$ s, $P_b = 3 \times 10^{-14}$ W, $R' = 0.8$, $B = 2.2 \times 10^9$ Hz, $R_L = 380 \Omega$, $T = 2.2 \times 10^9$ K, $i_s = 2.2 \times 10^9$ A。R10+QL 的 Q 表如表 1 所示。所采用的译码算法中的参数 α_Q, β_Q 和 γ_Q 如表 2 所示。

表 2 译码算法的参数列表

Table 2 Parameters of decoding algorithms

Strategy	Parameter				
	η	α_Q	β_Q	γ_Q	β
R10+QL	0.8	0.6	0.1	0.25	—
R10+LF	—	—	—	—	0.05

图 4(a)~(c) 分别为弱、中、强 3 种湍流条件下(对应的光强闪烁指数分别为对数正态分布模型的 $\sigma_i^2 = 0.1$, 以及指数威布尔分布的 $\sigma_i^2 = 0.8$ 与 $\sigma_i^2 = 1.5$), 不同译码算法在相同的误码率条件下, 每一帧成功译

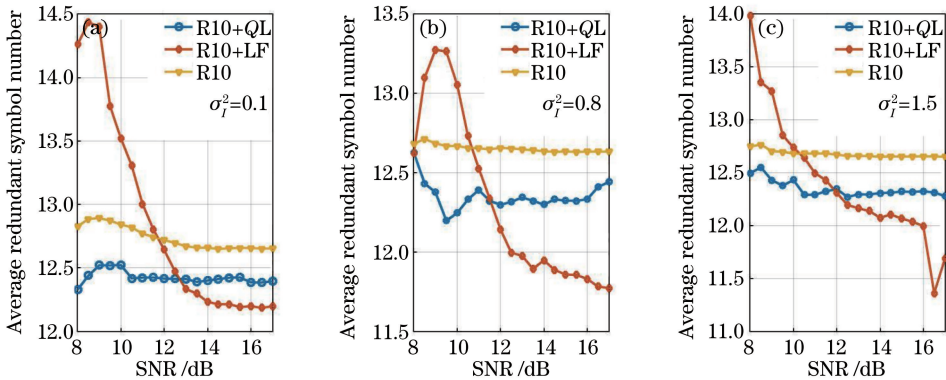


图 4 不同湍流条件下 3 种算法所需的平均冗余符号数量。(a) $\sigma_i^2 = 0.1$; (b) $\sigma_i^2 = 0.8$; (c) $\sigma_i^2 = 1.5$

Fig. 4 Average redundant symbol numbers of three algorithms under different turbulence conditions.

(a) $\sigma_i^2 = 0.1$; (b) $\sigma_i^2 = 0.8$; (c) $\sigma_i^2 = 1.5$

码所需的平均冗余符号的数量。其中,曲线 R10、R10+LF 和 R10+QL 分别表示没有采用机器学习译码算法、采用基于线性滤波算法的 Raptor10 码调整算法和采用提出的基于 Q 学习的译码策略时译码所需的平均冗余符号的数量。

由图 4 可以看出,R10+QL 与 R10 译码策略在不同条件下所需的冗余符号数量都较为稳定。相比于 R10 译码策略,R10+QL 所需的平均冗余符号数量降低了约 3%。R10+LF 译码策略在 SNR 较低时所需的平均冗余符号最多,并随着 SNR 的变化存在较大起伏。因此,在不同信道条件下,R10+QL 性能都更为稳定,对于信道条件的变化具有更强的稳健性。

图 5~7 分别对基于 Q 学习算法的 Raptor10 码译码策略的 3 个参数(高斯学习因子 α_Q 、Q 学习探索因子 β_Q 和回报函数中的权衡因子 γ_Q)进行讨论。 α_Q 的取值较大时,对译码 CDF 进行估计时会更多地参考以前时刻所估计的译码 CDF。

图 5 所示即为 α_Q 的取值对 R10+QL 译码性能的影响。图中 β_Q 和 γ_Q 分别固定为 0.1 和 0.25。由图 5 可以看出, α_Q 取值不同时,在不同湍流条件下 R10+QL 表现出的译码性能截然不同,因此 α_Q 的取值需就具体的应用需求进行综合考虑。

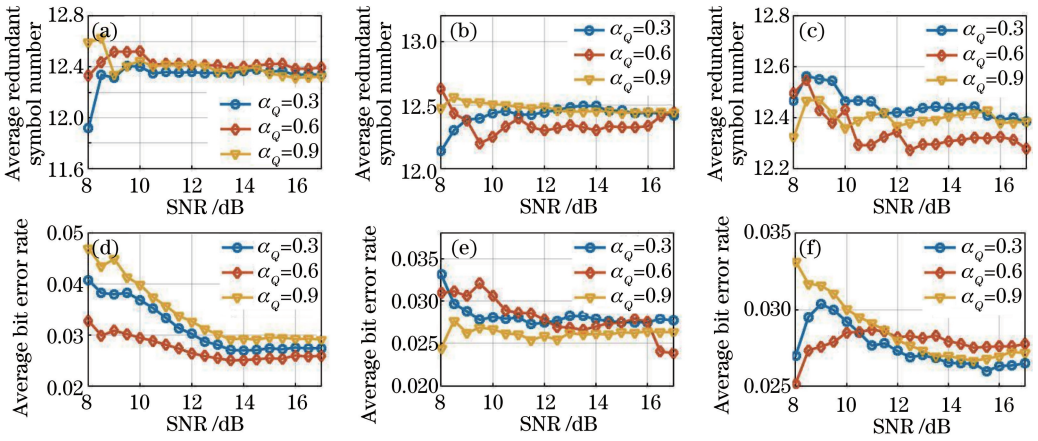


图 5 不同湍流条件下 α_Q 的取值对 R10+QL 译码性能的影响。(a) $\sigma_i^2=0.1$ 时的平均冗余符号数量; (b) $\sigma_i^2=0.8$ 时的平均冗余符号数量;(c) $\sigma_i^2=1.5$ 时的平均冗余符号数量;(d) $\sigma_i^2=0.1$ 时的平均误码率; (e) $\sigma_i^2=0.8$ 时的平均误码率;(f) $\sigma_i^2=1.5$ 时的平均误码率

Fig. 5 Effect of α_Q on decoding performances of R10+QL under different turbulence conditions.

- (a) Average redundant symbol number when $\sigma_i^2=0.1$;
- (b) average redundant symbol number when $\sigma_i^2=0.8$;
- (c) average redundant symbol number when $\sigma_i^2=1.5$;
- (d) average bit error rate when $\sigma_i^2=0.1$;
- (e) average bit error rate when $\sigma_i^2=0.8$;
- (f) average bit error rate when $\sigma_i^2=1.5$

β_Q 表示 Q 学习中离开已知最优值而尝试其他取值的概率,其值越小,则译码时需要的冗余符号 e'_A 越多。图 6 所示为 β_Q 的取值对 R10+QL 译码性能的影响,其中 α_Q 和 γ_Q 分别固定为 0.6 和 0.25。由图 6 可以看出,在不同信道条件下, $\beta_Q=0.1$ 均可在付出较多冗余符号的情况下获得较低的误码率,而这一较小的取值能够使算法稳定在学习到的最优取值 e'_A 上。

γ_Q 的取值越大,回报越偏向于节约冗余符号,反之则误码率越低。图 7 所示为 γ_Q 的取值对 R10+QL 译码性能的影响。其中, α_Q 和 β_Q 分别固定为 0.6 和 0.1。由图 7 可以看出,在不同信道条件下, $\gamma_Q=0.25$ 时均可在付出较多冗余符号的情况下获得较低的误码率,即 γ_Q 取值较小时,译码策略更能稳定地取得较低的误码率。

6 结 论

为有效减小 Raptor10 码的译码延时,采用以冗余符号和译码成功为反馈目标的 Q 学习译码算法,并根据信道的译码 CDF,对接收端接收的 Raptor10 码冗余符号数量进行动态调整。仿真结果表明,在不同湍流情况下,与采用固定冗余度和基于线性滤波的 Raptor10 码译码算法相比,所提译码算法有效减少了相同目

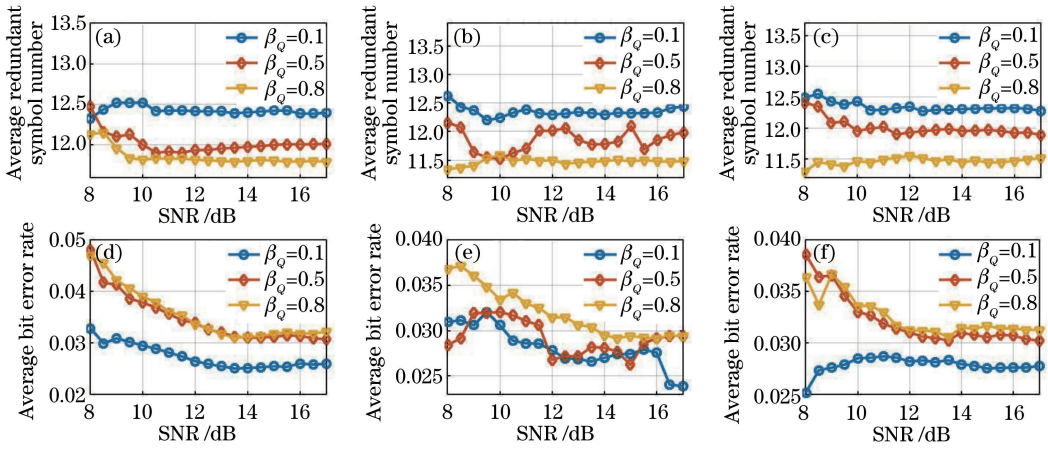


图 6 不同湍流条件下 β_q 的取值对 R10+QL 译码性能的影响。(a) $\sigma_i^2=0.1$ 的平均冗余符号数量；(b) $\sigma_i^2=0.8$ 的平均冗余符号数量；(c) $\sigma_i^2=1.5$ 的平均冗余符号数量；(d) $\sigma_i^2=0.1$ 的平均误码率；(e) $\sigma_i^2=0.8$ 的平均误码率；(f) $\sigma_i^2=1.5$ 的平均误码率

Fig. 6 Effect of β_q on decoding performances of R10+QL under different turbulence conditions.

- (a) Average redundant symbol number when $\sigma_i^2=0.1$;
- (b) average redundant symbol number when $\sigma_i^2=0.8$;
- (c) average redundant symbol number when $\sigma_i^2=1.5$;
- (d) average bit error rate when $\sigma_i^2=0.1$;
- (e) average bit error rate when $\sigma_i^2=0.8$;
- (f) average bit error rate when $\sigma_i^2=1.5$

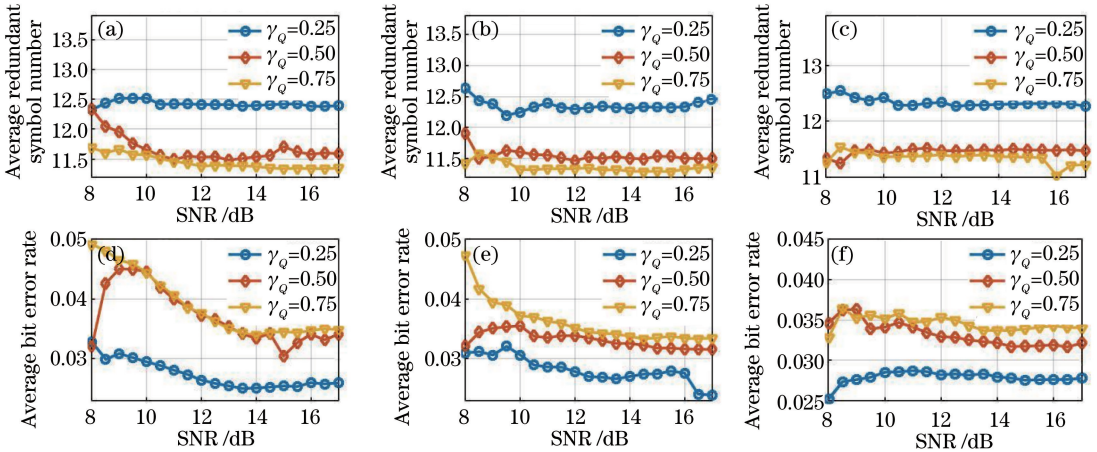


图 7 不同湍流条件下 γ_q 的取值对 R10+QL 译码性能的影响。(a) $\sigma_i^2=0.1$ 的平均冗余符号数量；(b) $\sigma_i^2=0.8$ 的平均冗余符号数量；(c) $\sigma_i^2=1.5$ 的平均冗余符号数量；(d) $\sigma_i^2=0.1$ 的平均误码率；(e) $\sigma_i^2=0.8$ 的平均误码率；(f) $\sigma_i^2=1.5$ 的平均误码率

Fig. 7 Effect of γ_q on decoding performances of R10+QL under different turbulence conditions.

- (a) Average redundant symbol number when $\sigma_i^2=0.1$;
- (b) average redundant symbol number when $\sigma_i^2=0.8$;
- (c) average redundant symbol number when $\sigma_i^2=1.5$;
- (d) average bit error rate when $\sigma_i^2=0.1$;
- (e) average bit error rate when $\sigma_i^2=0.8$;
- (f) average bit error rate when $\sigma_i^2=1.5$

标误码率下所需的平均冗余符号数量。

参 考 文 献

[1] Hamid H. Deep space optical communications[M]. New York: John Wiley & Sons, 2006: 231-232.
 [2] Ao J, Liang J, Ma C, et al. Optimization of LDPC codes for PIN-Based OOK FSO communication systems[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2017, 29(9): 727-730.
 [3] Zedini E, Chelli A, Alouini M S. Unified performance analysis of hybrid-ARQ with incremental redundancy over free-space optical channels[C]. IEEE 25th Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio

- Communication, 2014: 774-778.
- [4] Lu M, Liu L, Hranilovic S. Raptor-coded free-space optical communications experiment[J]. *Journal of Optical Communications and Networking*, 2016, 8(6): 398-407.
- [5] Shokrollahi A, Luby M. Raptor codes[J]. *Foundations and Trends[®] in Communications and Information Theory*, 2011, 6(3/4): 213-322.
- [6] Iannucci P A, Perry J, Balakrishnan H, *et al.* No symbol left behind: A link-layer protocol for rateless codes[C]. *Proceedings of the 18th annual international conference on Mobile computing and networking*, 2012: 17-28.
- [7] Zhang Jing. Learning based adaptive rateless coded transmission technology and VOFDM system[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2016: 13-26.
张 婧. 基于学习的自适应无速率码传输机制及 VOFDM 调制系统[D]. 杭州: 浙江大学, 2016: 13-26.
- [8] Zhou Zhihua. Machine learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016: 371-397.
周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016: 371-397.
- [9] Xarcha V, Stassinakis A N, Nistazakis H E, *et al.* Wavelength diversity/or free space optical systems: Performance evaluation over log normal turbulence channels [C]. *IEEE 19th International Conference on Microwave Radar and Wireless Communications*, 2012: 678-683.
- [10] Wang P, Qin J, Guo L, *et al.* BER performance of FSO limited by shot and thermal noise over exponentiated Weibull fading channels[J]. *IEEE Photonics Technology Letters*, 2016, 28(3): 252-255.