

基于 K 均值聚类的 SPPM 分步分类检测算法

王惠琴, 侯文斌, 彭清斌, 曹明华, 黄瑞, 刘玲

(兰州理工大学计算机与通信学院, 甘肃 兰州 730050)

摘要: 针对空间脉冲位置调制系统中采用最大似然检测算法时存在计算复杂度高的问题, 依据空间脉冲位置调制信号矩阵的特点, 提出了一种基于 K 均值聚类的分步分类检测算法。首先, 采用基于信号向量检测算法完成训练样本中光源索引号的检测, 利用 K 均值聚类算法对训练样本进行离线训练得到其质心与调制符号间的映射关系。然后, 以该映射关系为准则完成在线调制符号的实时检测, 以穷搜索方式检测出光源索引号。最后, 采用蒙特卡罗方法研究了聚类数目、初始化次数等关键参数对系统误比特率性能的影响。仿真结果表明, 所提算法能够取得近似最大似然算法的误比特率性能, 同时大幅度降低了信号检测的计算复杂度。与线性译码算法相比, 所提算法还可适用于探测器数目小于光源数目的通信场景。

关键词: 无线光通信; 空间脉冲位置调制; K 均值聚类; 分步分类检测

中图分类号: TN929.12

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2022010

Step-by-step classification detection algorithm of SPPM based on K-means clustering

WANG Huiqin, HOU Wenbin, PENG Qingbin, CAO Minghua, HUANG Rui, LIU Ling

School of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China

Abstract: In view of the high computational complexity in spatial pulse position modulation systems when using maximum likelihood detection algorithm, a step-by-step classification detection algorithm based on K-means clustering was proposed according to the characteristics of signal matrix with spatial pulse position modulation. The signal vector detection algorithm was utilized to detect the index of light source in the training samples. The on K-means clustering algorithm was utilized to acquire the mapping rule between centroid of samples and modulated symbol by offline training. Subsequently, online detection of modulated symbols was achieved based on the mapping rule, and then the index of light sources was detected by exhaustive search. In addition, Monte Carlo method was used to investigate the effects of key parameters such as the number of clusters and initialization times on the system bit error rate (BER) performance. Simulation results demonstrate that the proposed algorithm can achieve an approximate BER performance as the maximum likelihood algorithm on the basis of greatly reducing the computational complexity. Compared with the linear decoding algorithms, the proposed algorithm is also applicable to scenarios where the number of detectors is less than the number of light sources.

Keywords: wireless optical communication, spatial pulse position modulation, K-means clustering, step-by-step classification detection

0 引言

近年来, 随着移动用户数的迅速增长以及各种

信息传输业务的急剧增加, 人们对无线光通信(WOC, wireless optical communication)技术的通信质量和传输速率提出了更高的要求。空间调制(SM,

收稿日期: 2021-09-27; 修回日期: 2021-12-26

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.61861026, No.61875080); 甘肃省自然科学基金资助项目(No.20JR5RA472)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China(No.61861026, No.61875080), The Natural Science Foundation of Gansu Province(No.20JR5RA472)

spatial modulation) 作为一种新型多输入多输出 (MIMO, multiple-input multiple-output) 技术^[1], 为提高通信质量和传输速率提供了一种有效措施。它在每个传输符号周期内只激活一根发射天线, 即只建立一条通信链路, 从而有效避免了存在信道间干扰 (ICI, inter-channel interference) 和对天线间同步 (IAS, inter antenna synchronization) 要求高的难题。因而受到了学者的广泛关注, 尤其是在大规模 MIMO 系统中已成为主要研究热点之一。

目前, 关于 WOC 系统中光空间调制 (OSM, optical spatial modulation) 技术的研究已取得了丰硕的成果^[2-6]。一方面, 学者采用二进制通断键控 (OOK, on-off keying)、脉冲位置调制 (PPM, pulse position modulation) 和脉冲幅度调制 (PAM, pulse amplitude modulation) 等强度调制与 OSM 相结合分别提出了光空移键控 (OSSK, optical space shift keying)^[2]、空间脉冲位置调制 (SPPM, spatial pulse position modulation)^[3]以及广义光空间调制 (GOSM, generalized optical spatial modulation)^[4]等各种调制方案。另一方面, 考虑大气环境中的影响因素 (如大气湍流、衰减和瞄准误差等), 分析已有调制方案的误码性能^[5-6]。信号检测作为 WOC 系统中的重要环节, 其可靠性与计算复杂度是影响整个通信系统能否走向实用化的关键因素。由于室外环境的复杂多变, 使大气信道具有更强的时变性和随机性, 这就导致无线光通信中信号检测的难度更大。虽然有关光空间调制技术方案的研究较多, 但有关其信号检测算法的研究还较少。目前常用的信号检测算法主要有最大似然 (ML, maximum likelihood) 检测算法^[7]、常规线性检测算法和基于压缩感知 (CS, compressed sensing) 的信号检测算法^[8]等。其中, ML 检测算法因计算复杂度较高而限制了其在实际场景中的应用。常规线性检测算法如最小均方误差 (MMSE, minimum mean square error) 检测算法和迫零 (ZF, zero-forcing) 检测算法虽具有较低的复杂度, 但其误码性能有限, 且仅适用于光源数目小于探测器数目的通信场景。基于压缩感知的信号检测算法虽能够有效降低译码复杂度, 但其仅适用于具有稀疏特性的 OSM 系统。信号检测算法的可靠性和计算复杂度已成为影响 OSM 系统性能提升的瓶颈, 因此, 研究适合于 OSM 系统且具有更低计算复杂度的检测算法已迫在眉睫。

近年来, 机器学习的出现为信号检测问题提供

了新的解决思路^[9-16]。它根据信号特点可将传统求解最小欧氏距离问题转化为分类解映射问题, 并以此获得计算复杂度低、误比特性能好、实用性强的信号检测算法。在射频 (RF, radio frequency) 通信领域, 已有学者将机器学习相关算法引入信号检测中, 尤其是具有优良分类性能的 K 均值聚类 (KMC, K-means clustering) 算法。其中, Liang 等^[9]首次提出了一种适合于空移键控 (SSK, space shift keying) 的 KMC 盲检测算法, 将信号检测转化为聚类和解映射 2 个子问题, 降低了译码复杂度。但是, 该算法存在错误平台效应, 且只适合于 SSK 系统。后来, 针对 KMC 算法用于 MIMO 系统信号检测中存在模糊尺度的现象, 该团队又提出一种编码辅助的 K 均值聚类 (CKMC, coding-aided K-means clustering) 盲检测算法^[10]。You 等^[11]将 KMC 盲检测应用于正交振幅调制/相移键控调制 (QAM/PSK, quadrature amplitude modulation/phase shift keying) 的 SM 系统中, 并利用最大化最小欧氏距离的思想来优化初始化质心, 有效解决了传统 KMC 算法存在的错误平台效应。王刚^[12]针对收发天线均为 4 的 SSK 系统, 提出一种基于 KMC 算法的局部解映射方案, 实现了计算复杂度的降低, 但未能推广到任意天线配置的通信系统。Zhang 等^[13]考虑到信息序列的随机性, 通过约束每个簇内接收信号的数目进一步优化了空间调制盲检测器的误比特率性能。Yuan 等^[14]针对接收信号的聚类问题, 提出了一种基于高斯混合模型的期望最大化算法, 从而降低了信号检测的复杂度。Zhang 等^[15]将迭代聚类中聚类分配问题转化为图论中最小代价流线性网络优化问题, 由此提出一种基于图论的聚类检测框架, 有效解决了 KMC 算法易陷入局部最优的难题。文献[16]利用数字调制星座的旋转对称性, 构建了一种提前终止 KMC 算法迭代的框架, 在保证 SM-MIMO 系统性能的基础上进一步降低了计算开销。综上所述, 文献[9-16]均假设在慢衰落信道条件下, 研究了射频领域 SSK/SM 系统中基于 KMC 及其改进算法的盲检测器, 从而获得了较 ML 复杂度更低的译码算法。

与射频通信不同, 目前无线光通信系统大多采用强度调制/直接检测的方式, 这就导致上述射频领域中的相关检测算法无法直接应用于采用强度调制构建的光空间调制系统。为进一步加速和推广 OSM 的应用, 本文提出了一种基于 KMC 的 SPPM

分步分类检测算法。通过对样本进行离线训练得到质心与调制符号间的映射关系，并以该映射关系为准则对接收信号进行实时检测。所提算法能够在取得近似最优误比特率的基础上实现译码复杂度的有效降低，而且它还适用于光源数目大于探测器数目的通信场景。

1 光空间脉冲位置调制系统模型

对于一个有 N_t 个光源 (LD (laser diode) 或 LED (light emitting diode)) 和 N_r 个光电探测器 (PD, photo detector) 的 SPPM 系统而言，其系统模型如图 1 所示。

在图 1 中，发送端的二进制数据流经过串/并变换后被分成长度为 m bit 的数据块。该数据块被再次分成 m_1 和 m_2 两部分，其中， $m_1 = \text{lb}N_t$ bit 被映射为光源索引号， $m_2 = \text{lb}L$ bit 被映射为 PPM 符号， L 表示调制阶数。经过光源索引映射和调制符号映射后，将 PPM 符号加载在激活光源上由光学天线发送出去。

依据 SPPM 原理，光源索引号的映射关系可以用一个 $N_t \times 1$ 维向量 $\mathbf{x}_s = \begin{bmatrix} 0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0 \end{bmatrix}^T$ 来表示。

其中， $[\cdot]^T$ 表示转置运算， $1 \leq j \leq N_t$ 表示激活光源的索引号。PPM 符号可以用一个 $1 \times L$ 维向量 $\mathbf{x}_l = \begin{bmatrix} 0, \dots, 0, A_m, 0, \dots, 0 \end{bmatrix}$ 来表示。其中， $1 \leq e \leq L$ 表示发送脉冲的位置， A_m 表示脉冲幅度。那么，经 SPPM 后的信号可表示为

$$\mathbf{x}_{l,s} = \mathbf{x}_s \mathbf{x}_l \quad (1)$$

发送端的 SPPM 信号经过大气湍流信道后，由光电探测器接收。假设其接收信号为

$$\mathbf{y} = \eta \mathbf{H} \mathbf{x}_{l,s} + \boldsymbol{\psi} \quad (2)$$

其中， η 是光电转换效率， $\boldsymbol{\psi}$ 是均值为 0、方差为 σ_o^2

的加性白高斯噪声， $\boldsymbol{\psi}$ 、 \mathbf{y} 均是 $N_r \times L$ 维矩阵； \mathbf{H} 是 $N_r \times N_t$ 维的大气信道衰减矩阵。通常情况下， \mathbf{H} 中的元素 h 服从双伽马 (Gamma-Gamma) 分布^[17]。其概率密度函数为

$$f(h) = \frac{2(\alpha\beta)^{\frac{\alpha+\beta}{2}}}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} h^{\frac{\alpha+\beta}{2}-1} \mathfrak{R}_{\alpha-\beta} \left(2\sqrt{\alpha\beta h} \right), h > 0 \quad (3)$$

其中， $\Gamma(\cdot)$ 为伽马函数， \mathfrak{R}_ζ 为第二类 ζ 阶修正贝塞尔函数， α 和 β 分别为大尺度散射参数和小尺度散射参数。对于平面波而言， α 和 β 分别为^[18]

$$\alpha = \left[\exp \left\{ \frac{0.49\sigma_l^2}{\left(1 + 1.11\sigma_l^{\frac{12}{5}} \right)^{\frac{7}{6}}} \right\} - 1 \right]^{-1} \quad (4)$$

$$\beta = \left[\exp \left\{ \frac{0.51\sigma_l^2}{\left(1 + 0.69\sigma_l^{\frac{12}{5}} \right)^{\frac{5}{6}}} \right\} - 1 \right]^{-1} \quad (5)$$

其中， σ_l^2 为 Rytov 方差。依据文献[18]，当平面波在水平路径上传播时， σ_l^2 被定义为

$$\sigma_l^2 = 1.23 \left(\frac{2\pi}{\lambda} \right)^6 \Lambda_n^2 z^{\frac{11}{6}} \quad (6)$$

其中， $2\pi/\lambda$ 为波数， λ 为光波的波长， Λ_n^2 为大气折射率结构常数， z 为传输距离。

探测器的输出信号再经最大似然译码算法后即可检测出原始信号。最大似然检测是一种经典的最优译码算法，该算法通过遍历所有可能的 SPPM 信号，找到与接收信号欧氏距离最小的调制信号，并将其视为发送端发送的信息，即

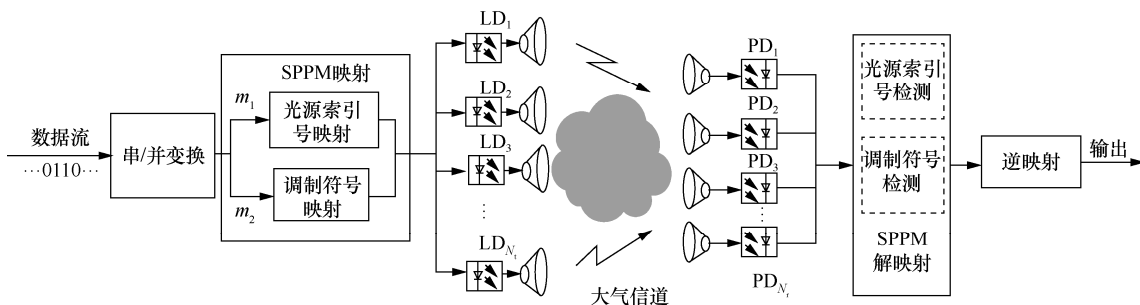


图 1 光空间脉冲位置调制系统模型

$$[\hat{l}, \hat{s}] = \underset{x_l \in V, x_s \in U}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{y} - \eta \mathbf{H} \mathbf{x}_{l,s}\|_F^2 \quad (7)$$

其中, \hat{l} 和 \hat{s} 分别表示等式右端取最小值时, PPM 符号和激活光源索引号的最佳估计值; V 表示所有可能调制符号的集合; U 表示所有可能激活光源的集合; $\|\cdot\|_F$ 表示 F-范数^[7]。

2 基于 K 均值聚类的分步分类检测

虽然 ML 检测能够取得最优的误比特性能, 但由于其采用穷搜索方式导致译码算法的复杂度较高, 限制了它在实际场景中的应用, 尤其是在大规模 OSM 系统以及高阶调制系统中的应用。因此, 本文根据 SPPM 信号矩阵的特征, 结合机器学习中的 K 均值聚类, 探索计算复杂度低、误比特性能好、实用性强的 SPPM 检测算法。

2.1 K 均值聚类相关理论

K 均值聚类是一种迭代求解聚类问题的无监督学习算法^[19]。该算法可将包含 S 个样本的数据集合按照特定的标准划分为 K 个簇, 使簇内样本的相似度较高, 而簇间样本的相似度较低。其中, K 为预先设定的聚类数目。按 K 均值聚类定义, 要求 $S > K$ 且每个簇中至少有一个数据样本。簇中数据样本的均值被称为簇的质心, 簇中所有数据样本与该簇质心间欧氏距离的平方和为簇的散度。

K 均值聚类作为一种基于划分的聚类算法, 具有收敛速度快、易于实现等优点^[19], 而且当样本数据集合规模较小时, 适合处理圆形或球状聚类问题。但该算法需要预先设定聚类数目 K , 而且所得到的聚类结果对初始质心和噪声数据较敏感^[12]。K 均值聚类算法步骤^[20]如下。

1) 从给定数据集 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_S\}$ 中随机选

取 K 个样本作为初始质心。

2) 计算每个样本到 K 个质心的欧氏距离, 并将其划分到最小欧氏距离所对应的簇中。

3) 计算每个簇中所有数据样本的均值, 并将其作为新的质心。

4) 重复步骤 2)和步骤 3), 直至所有的质心不再发生改变或达到规定的误差范围。

5) 输出最终聚类结果。

为了减小随机初始质心对聚类结果的影响, 需要对其进行多次随机初始化。每次随机选取初始质心并经循环迭代后均会得到 K 个簇, 为了比较不同次聚类结果的敛散性程度, 将误差平方和(SSE, sum of the squared error) 作为度量聚类质量的目标函数, 并选取误差平方和最小的聚类结果作为最终聚类, 即

$$\text{SSE} = \sum_{k=1}^K \sum_{y_i \in I_k^c} \|y_i - C_k\|^2 \quad (8)$$

其中, $\|y_i - C_k\|^2$ 表示数据样本 y_i 与质心 C_k 之间的欧氏距离, I_y^k 表示第 k 个簇中的数据集合, y_i 表示 I_y^k 中的一个数据样本, C_k 表示第 k 个簇的质心^[21]。

2.2 基于 K 均值聚类的分步分类检测算法

对于 SPPM 系统而言, 发送信号的形式取决于光源索引号和 PPM 符号。由于光源索引号所传递的信息属于隐含信息, 因此当 PPM 阶数确定时, 接收信号的种类也是确定的, 二者相等。也就是说, 接收信号的种类取决于 PPM 的调制阶数 L , 这是因为接收信号实际上是受到加性白高斯噪声和信道衰落影响后的 PPM 信号。这一点恰好弥补了 KMC 算法需要预先确定聚类数目的缺陷。与采用穷搜索方式的 ML 算法相比, 无监督学习中 KMC 算法的计算复杂度要低很多^[12]。基于此, 针对 SPPM 系统,

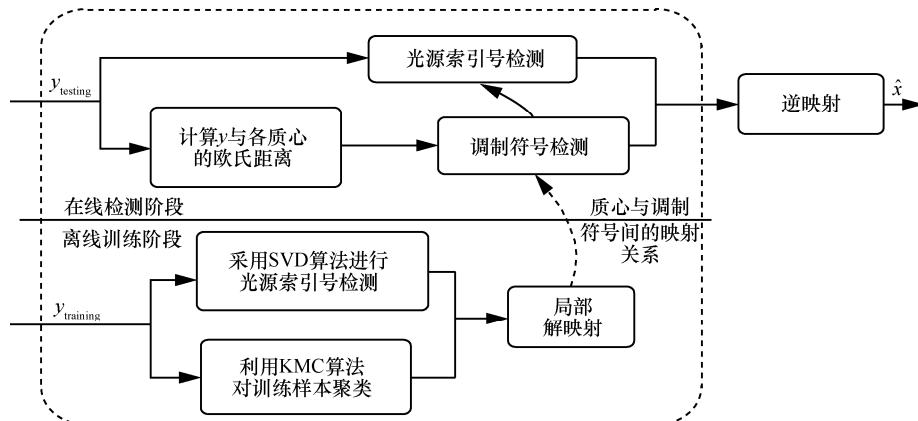


图 2 基于 K 均值聚类的分步分类检测原理

本文提出了一种基于 K 均值聚类的分步分类检测算法，其检测原理如图 2 所示。

由图 2 可知，本文所提算法分为离线训练和在线检测 2 个阶段。需要说明的是，本文所提算法中训练阶段的聚类数目就是 PPM 阶数，即二者数目相等，文中统一用 L 来表示。在离线训练阶段之前，发送端首先发送大量的随机信号给接收端，接收端接收这些随机信号并建立训练样本集。同样，在线检测阶段的测试集也由该方法得到。在离线训练阶段，首先利用已建立的训练样本并结合基于信号向量检测 (SVD, signal vector based detection)^[22] 算法检测出光源索引号。然后通过 KMC 算法将训练样本聚类为 L 个簇，并对所得簇进行局部解映射得到质心与调制符号间的映射关系。最后以该映射关系为准则完成在线调制符号的实时检测，同时以穷搜索方式检测出光源索引号。具体检测过程如下。

步骤 1 训练样本中光源索引号的检测。

采用 SVD 算法完成训练样本中光源索引号的检测，其检测原理示意如图 3 所示。

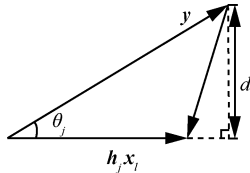


图 3 SVD 算法检测原理示意

假设第 j 个光源发出的 PPM 符号为 x_i ，探测器接收到信号为 y 。由于噪声的影响，致使大气信道中传输的 SPPM 信号偏离原来的方向。这使接收信号 y 与 $h_j x_i$ 之间必然存在夹角，假设其夹角为 θ_j 。其中， h_j 为信道衰减矩阵 H 的第 j 列。SVD 算法的原理是通过计算接收信号 y 与 $h_j x_i$ 之间的夹角 θ_j 来估计激活光源的索引号，其计算依据为^[22]

$$\theta_j = \arccos \frac{\| \langle h_j x_i, y \rangle \|_2}{\| h_j x_i \|_2 \| y \|_2} \quad (9)$$

$$\hat{j}_{\text{SVD}} = \underset{j \in \{1, \dots, N_s\}}{\operatorname{argmin}} \theta_j \quad (10)$$

其中， $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示希尔伯特空间的内积运算， $\| \cdot \|_2$ 表示 2-范数， \hat{j}_{SVD} 表示等式右端取最小值时所对应光源的索引号。

由式(9)可知， θ_j 值的大小反映了接收信号 y 相对于实际发送信号的偏离程度。 θ_j 值越小说明偏离

程度越小，即图 3 中 d 越小。将最小 θ_j 所对应的光源检测为激活光源，并提取其索引号。

步骤 2 利用 K 均值聚类算法对训练样本聚类。

对于一个具有 S 个接收信号的训练样本集 $\{y_1, y_2, \dots, y_S\}$ 而言，由于光源索引号所传递的信息属于隐含信息，因此实际接收信号是受到加性高斯噪声和信道衰落影响后的 PPM 信号，那么就可以根据接收信号特征将其聚类为 L 个簇。具体的聚类过程如下。

① 从训练样本集 $\{y_1, y_2, \dots, y_S\}$ 中随机选取 L 个接收信号作为初始质心，假设 C_k^* 表示第 k 个簇的初始质心 $k=1, 2, \dots, L$ 。

② 计算接收信号 $y_i (i=1, 2, \dots, S)$ 到各质心的欧氏距离，并寻找最小距离对应的质心 C_k^* ，即 $\operatorname{dis} = \underset{k=1, 2, \dots, L}{\operatorname{argmin}} \| y_i - C_k^* \|^2$ ，然后将 y_i 分类至该质心所对应簇 I_y^k 中。

③ 计算每个簇中所有接收信号的均值，并将其作为新的质心，重复步骤②和步骤③直至所有的质心 C_1, C_2, \dots, C_L 不再发生变化。

为了减小随机初始质心对聚类结果的影响，重复步骤①~步骤③ P 次。每次随机选取初始质心并经循环迭代后均会得到 L 个簇。为描述不同次聚类结果的敛散性程度，采用 SSE 作为度量聚类质量的目标函数。SSE 越小，说明各簇中的接收信号越接近其质心，聚类结果越好。因此，选取 SSE 最小的一次聚类作为最终聚类结果。依据此方法，将离线接收信号聚类为 L 个簇，同时得到每个簇的质心。

步骤 3 质心与调制符号间映射关系的获取。

对步骤 2 中所得的簇进行解映射。当 KMC 算法收敛于全局最小值时，各质心与调制符号间具有一一映射关系。所以，不需要对每个簇中的接收信号进行完全解映射，可采用局部解映射来降低解映射的计算复杂度。就是说，从每个簇中任意选取一个接收信号，利用 ML 算法遍历所有可能 PPM 符号，并选取欧氏距离最小的作为该簇对应的 PPM 符号，由此得到各质心与调制符号之间的映射准则。局部解映射过程为

$$\hat{l} = \underset{\substack{1 \leq \omega \leq L \\ x_i \in V}}{\operatorname{argmin}} \| y_{(\omega)} - \eta H_{(\omega)} x_i \|_F^2 \quad (11)$$

其中， $y_{(\omega)}$ 表示从第 ω 个簇中选取的接收信号， $H_{(\omega)}$ 表示接收信号 $y_{(\omega)}$ 所对应的信道衰落系数。

若质心与调制符号间不满足一一映射关系，返回步骤 2 并增大初始化次数重新进行聚类和解映

射，直至质心与调制符号间满足该关系，下面，以图 4 为例来具体说明。

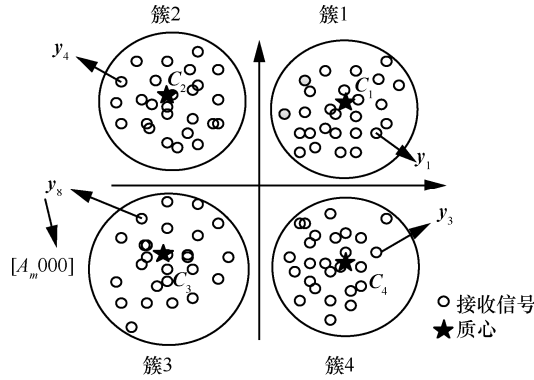


图 4 局部解映射示意

假设接收信号 y_8 的解调结果为 $[A_m \ 0 \ 0 \ 0]$ ，那么簇 3 中的所有接收信号可直接解映射为 $[A_m \ 0 \ 0 \ 0]$ ，质心 C_3 与调制符号间的映射关系可表示为 $C_3 \rightarrow [A_m \ 0 \ 0 \ 0]$ 。同样，利用步骤 3 可得到其余质心与调制符号间的映射关系。

步骤 4 在线信号的实时检测。

以步骤 3 所得映射关系为准则对在线信号进行实时检测。具体地，分别计算接收信号到 L 个质心的欧氏距离，找到最小欧氏距离所对应的质心，并将该质心所对应的调制符号作为解调结果。在已知 PPM 信号 x_l 的基础上，采用穷搜索的方式检测光源索引号。其依据为

$$\hat{l} = \underset{1 \leq i \leq L}{\operatorname{argmin}} \|y - C_i\|_F^2 \quad (12)$$

$$\hat{s} = \underset{x_s \in V}{\operatorname{argmin}} \|y - \eta H x_s x_l\|_F^2 \quad (13)$$

最后，对光源索引号和调制符号分别进行逆映射即可恢复出原始的信息比特。

3 系统误比特率分析

由式(12)与式(13)可知，当判决准则准确无误时，在线检测过程可以看作分别对质心(PPM 符号)与光源索引进行穷搜索的一种检测方法，即所提算法实质上为一个分步检测的 ML 算法。假设仅考虑理想情况，也就是说，在训练样本数足够大且判决准则准确无误的情况下，推导所提算法的理论误比特率。依据文献[23]，采用联合界技术来分析 SPPM 系统在所提算法下的平均比特错误概率 (ABEP, average bit error probability)，其上界可表示为

$$\text{ABEP} \leq \frac{1}{2LN_t} \sum_{s=1}^{N_t} \sum_{\hat{s}=1}^{N_t} \sum_{l=1}^L \sum_{\hat{l}=1}^L \text{APEP} \left((x_{l,s} \rightarrow \hat{x}_{\hat{l},\hat{s}}) | H \right) \quad (14)$$

其中，APEP (average pairwise error probability) 表示平均成对错误概率。根据文献[5]，发射端发送符号 $x_{l,s}$ 而被接收端误检为 $\hat{x}_{\hat{l},\hat{s}}$ 时的 APEP 为

$$\begin{aligned} \text{APEP} \left[(x_{l,s} \rightarrow \hat{x}_{\hat{l},\hat{s}}) | H \right] &= \mathbb{E} \left[Q \left(\frac{\sqrt{\rho W}}{2} \right) \right] = \\ &= \mathbb{E} \left[Q \left(\frac{\sqrt{\rho} \left\| H x_{l,s} - H \hat{x}_{\hat{l},\hat{s}} \right\|}{2} \right) \right] \end{aligned} \quad (15)$$

其中， ρ 为平均电信噪比 (SNR, signal to noise ratio)，

$$Q(x) = \frac{1}{\pi} \int_0^{\frac{\pi}{2}} \exp \left(-\frac{x^2}{2 \sin^2 \varphi} \right) d\varphi \text{ 为 Gaussian-Q 函数。}$$

为了描述方便，定义

$$\begin{aligned} W &= \left\| H x_{l,s} - H \hat{x}_{\hat{l},\hat{s}} \right\|^2 = \\ &= \left\| H x_s x_l - H x_{\hat{s}} x_{\hat{l}} \right\|^2 = \left\| h_s x_l - h_{\hat{s}} x_{\hat{l}} \right\|^2 \end{aligned} \quad (16)$$

其中， h_s 和 $h_{\hat{s}}$ 分别表示信道矩阵 H 的第 s 列和第 \hat{s} 列， $h_s = H x_s$ ， $h_{\hat{s}} = H x_{\hat{s}}$ ； x_s 和 $x_{\hat{l}}$ 分别表示实际发送光源索引向量 x_s 和调制符号向量 x_l 的估计值。

由式(16)可知，获得误比特率的关键在于正确分析检测错误的类型，并计算出其对应的 APEP。只有当光源索引号和 PPM 符号均被正确检测出时，信号才能被正确解调。基于分步分类的检测思想，同时综合考虑影响系统误码性能的因素，可将其错误归纳为以下 3 类。

第一类错误：光源索引号和 PPM 符号均检测错误，即 $s \neq \hat{s}$ ， $l \neq \hat{l}$ 。其错误类型可表示为

$$h_s x_l - h_{\hat{s}} x_{\hat{l}} = \begin{bmatrix} 0 \cdots 0 & A_m h_{s1} & 0 \cdots 0 & -A_m h_{\hat{s}1} & 0 \cdots 0 \\ 0 \cdots 0 & A_m h_{s2} & 0 \cdots 0 & -A_m h_{\hat{s}2} & 0 \cdots 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 \cdots 0 & A_m h_{sN_t} & 0 \cdots 0 & -A_m h_{\hat{s}N_t} & 0 \cdots 0 \end{bmatrix} \quad (17)$$

经过计算，第一类错误结果为

$$W_1 = \left\| h_s x_l - h_{\hat{s}} x_{\hat{l}} \right\|^2 = A_m^2 \sum_{i=1}^{N_t} (h_{si}^2 + h_{\hat{s}i}^2) \quad (18)$$

其中， h_{si} 表示信道矩阵 H 中的第 i 行第 s 列元素， $h_{\hat{s}i}$ 表示信道矩阵 H 中的第 i 行第 \hat{s} 列的元素。经计算可得，第一类错误共计有 $N_t(N_t - 1)L(L - 1)$ 项。

第二类错误：PPM 符号检测正确而光源索引号检测错误，即 $s \neq \hat{s}$ ， $l = \hat{l}$ 。同样采用和第一类错误相同的分析方法，计算化简可得第二类错误结果为

$$W_2 = A_m^2 \sum_{i=1}^{N_t} (h_{si} - h_{\hat{s}i})^2 \quad (19)$$

第二类错误项数为 $LN_t(N_t - 1)$ 。

第三类错误：光源索引号检测正确而 PPM 符号检测错误，即 $s = \hat{s}$ ， $l \neq \hat{l}$ 。采用和第一类错误相同的分析方法，计算化简可得第三类错误结果为

$$W_3 = 2A_m^2 \sum_{i=1}^{N_t} h_{si}^2 \quad (20)$$

第三类错误项数为 $N_t L(L - 1)$ 。

由以上 3 种错误类型可知，其错误结果表达式可分为 2 种形式，一种是 2 个随机变量加权平方累加的形式，另一种是加权差平方累加和形式。对于第一种形式而言，由于 h 是服从 Gamma-Gamma 分布的随机变量，则其平方的矩量母函数 (MGF, moment generating function) [24] 为

$$R(t) = \frac{\sqrt{\alpha\beta}^{\alpha+\beta} t^{-\frac{\alpha+\beta}{4}}}{4\pi\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \cdot G_{1,4}^{4,1} \left[\frac{(\alpha\beta)^2}{16t} \left| \begin{matrix} 1 - \frac{\alpha+\beta}{4} \\ \alpha-\beta, \alpha-\beta+2, -\alpha+\beta, -\alpha+\beta+2 \end{matrix} \right. \right] \quad (21)$$

其中， $G[\cdot]$ 为 Meijer G 函数。根据有关多个随机变量 MGF 的性质[24]，可求得 W_1 的 APEP 为

$$\text{APEP}_{W_1} \approx \frac{1}{\pi} \int_0^{\frac{\pi}{2}} \prod_{i=1}^2 \frac{\sqrt{\alpha\beta}^{\alpha+\beta} \left(\frac{\rho}{8\sin^2 \varphi}\right)^{\frac{\alpha+\beta}{4}}}{4\pi\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \cdot G_{1,4}^{4,1} \left[\frac{(\alpha\beta\sin\varphi)^2}{2c_1^2 \rho} \left| \begin{matrix} 1 - \frac{\alpha+\beta}{4} \\ \alpha-\beta, \alpha-\beta+2, -\alpha+\beta, -\alpha+\beta+2 \end{matrix} \right. \right] d\varphi \quad (22)$$

其中， $c_1 = c_2 = A_m^2$ 。

对于错误类型 W_2 ，由于缺少对应加权差的平方和形式的分布函数，这里采用高斯核密度估计 (KDE, kernel density estimation) 方法[5]来计算此时

的 APEP。其近似结果为

$$\text{APEP}_{W_2} \approx \sum_{i=1}^n \frac{1}{n\pi} \int_0^{\frac{\pi}{2}} J_{w_2} \left(-\frac{\rho}{8\sin^2 \varphi} \right) d\varphi \quad (23)$$

其中， n 为采样数， $J_{w_2}(\mu) = \exp\left(\varepsilon_2\mu + \frac{1}{2}\chi^2\mu^2\right)$ ， ε_2 为根据 W_2 计算所得的均值， χ 为核密度估计的窗宽。

对于错误类型 W_3 ，同样使用 MGF 方法，可求得 APEP 为

$$\text{APEP}_{W_3} \approx \frac{1}{\pi} \int_0^{\frac{\pi}{2}} \frac{\sqrt{\alpha\beta}^{\alpha+\beta} \left(\frac{\rho}{8\sin^2 \varphi}\right)^{\frac{\alpha+\beta}{4}}}{4\pi\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \cdot G_{1,4}^{4,1} \left[\frac{(\alpha\beta\sin\varphi)^2}{2c^2 \rho} \left| \begin{matrix} 1 - \frac{\alpha+\beta}{4} \\ \alpha-\beta, \alpha-\beta+2, -\alpha+\beta, -\alpha+\beta+2 \end{matrix} \right. \right] d\varphi \quad (24)$$

其中， $c = 2A_m^2$ 。

将以上 3 种错误类型对应的 APEP 代入式(14)，可得系统误比特率上界为

$$\text{ABEP} \leq \frac{1}{2LN_t} \left[N_t(N_t - 1)L(L - 1)\text{APEP}_{W_1} + LN_t(N_t - 1)\text{APEP}_{W_2} + N_t L(L - 1)\text{APEP}_{W_3} \right] \quad (25)$$

由式(25)可知，系统的理论误比特率会受到调制阶数、探测器数目、光源数目以及大气湍流强度等的影响，有关其具体变化将在下文中详细给出。

4 性能分析

为了更好地说明所提算法的性能，本文采用蒙特卡罗方法对所提算法的误比特性能和计算复杂度进行了仿真分析。相应的仿真条件为：假设接收端已知完整的信道状态信息，SPPM 系统瞬时功率归一化为 1，光电转换效率 $\eta = 0.5$ 。强湍流时， $\alpha = 4.2$ ， $\beta = 1.4$ ， $\sigma_I^2 = 3.5$ ；中等湍流时， $\alpha = 4.0$ ， $\beta = 1.9$ ， $\sigma_I^2 = 1.6$ ；弱湍流时， $\alpha = 11.6$ ， $\beta = 10.1$ ， $\sigma_I^2 = 0.2$ [2]。训练集数据和测试集数据分别采用 1.2×10^6 、 9×10^5 个随机生成的 SPPM 接收信号。为了方便识别，采用 (N_t, N_r, L) 来标注 SPPM 系统参数。若无特殊说明，仿真过程中的大气信道条件为中等湍流。

4.1 误比特率性能分析

图 5 为不同 SPPM 系统的理论误比特率与蒙特

卡罗仿真结果,此时初始化次数 $P=60$ 。由图 5 可知,在 KMC 算法收敛于全局最小值的情况下,理论分析结果与蒙特卡罗仿真结果相吻合。即在低信噪比时,理论误比特率大于实验仿真结果,而当 $\text{SNR} \geq 25 \text{ dB}$ 时二者近似重合,这是因为理论误比特率仅是仿真误比特率的上界。

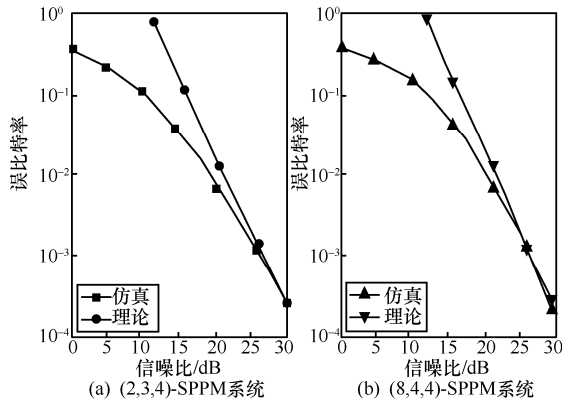


图 5 不同 SPPM 系统的理论误比特率与蒙特卡罗仿真结果

图 6 为采用本文所提算法、ML 检测算法、线性译码检测算法 (MMSE 检测算法和 ZF 检测算法) 以及 CS 检测算法时 SPPM 系统的误比特率性能。此时,初始化次数 $P=60$ 。由图 6 可知,1) 本文所提算法能够取得近似 ML 检测算法的误比特率性能,且明显优于线性译码算法和 CS 检测算法。对于(2,3,4)-SPPM 系统而言,相比于 CS 检测算法及线性译码检测算法 (MMSE 检测算法和 ZF 检测算法),当 $\text{BER}=10^{-2}$ 时,本文所提算法的信噪比分别改善了约 5 dB、8 dB 和 11 dB。2) 当探测器数目小于光源数目时,本文所提算法仍表现出良好的误码性能。例如,在(8,4,4)-SPPM 系统中,当 $\text{BER}=10^{-2}$ 时,相比于 CS 检测算法,其信噪比改善了约 8 dB,同时有效弥补了线性译码算法无法适用于探测器数目小于光源数目系统的缺陷^[25]。

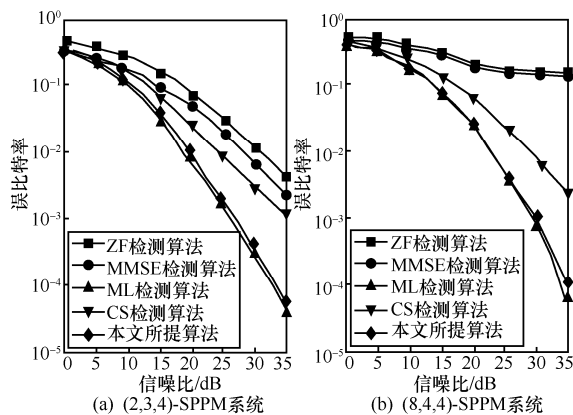


图 6 采用不同检测算法时 SPPM 系统的误比特率性能

图 7 为不同湍流条件下(8,4,4)-SPPM 系统的误比特率性能。此时,初始化次数 $P=60$ 。从图 7 可以看出,本文所提算法在中等湍流和强湍流条件下所取得的误比特率性能基本相同,均优于弱湍流条件下系统的性能。相比于弱湍流,当 $\text{BER}=10^{-3}$ 时,中强湍流条件下系统的信噪比改善了约 3 dB。这是因为中强湍流条件下的信道衰落系数差异性较大,信号间的特征更明显,使在同等条件下其聚类精度更高、误比特率性能更好。

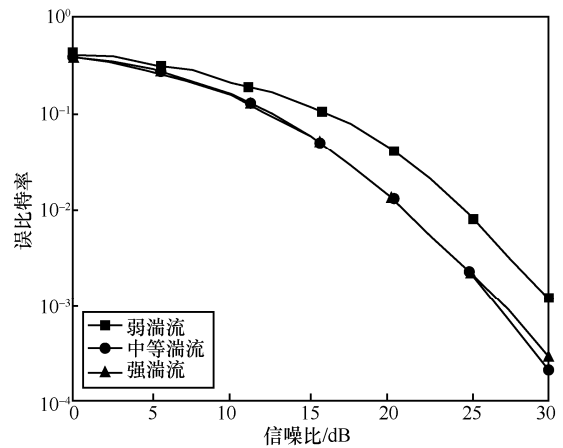


图 7 不同湍流条件下(8,4,4)-SPPM 系统的误比特率性能

对于本文所提算法而言,能否建立质心与调制符号间的一一映射关系是决定系统误比特率性能的关键,而质心的求取与 KMC 算法的聚类结果密切相关。为了进一步说明本文所提算法的性能,下面将分别讨论不同初始化次数以及聚类数目对系统误比特率性能的影响,其结果如图 8 和图 9 所示。

图 8 为初始化次数对(4,4,8)-SPPM 系统误比特率性能的影响。由图 8 可知,1) 当 $P \leq 20$ 时,系统的误比特率性能均出现了错误平台效应,且随着 P 值的增加这一现象得到了明显改善。这是因为初始化次数较小时 KMC 算法无法收敛于全局最小值,导致质心(簇)与调制符号之间的映射关系中存在多对一的情况,即训练阶段所建立的映射关系中缺失部分 PPM 符号。当再以该映射关系为准则对接收信号进行在线检测时,信噪比的增加并不会带来系统误比特性能的改善。2) 当 $P \geq 30$ 时,错误平台效应已完全消除,系统的误比特率性能与 ML 检测算法几乎相近,此时继续增大初始化次数对系统误比特率性能的改善并不明显。由此可见,聚类数目确定后,增大初始化次数能够在一定程度上缓解随机初始化质心对聚类结果的影响,降低系统的误比特率。

对于(4,4,8)-SPPM 系统而言，若采用本文所提算法进行信号检测，当同时考虑系统误比特率性能和训练阶段计算复杂度时，初始化次数可设定为 30。

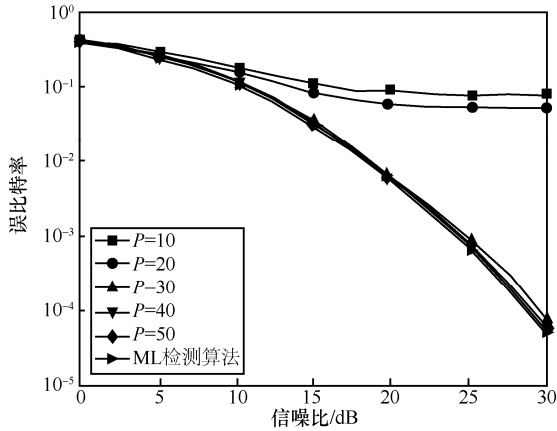


图 8 初始化次数对(4,4,8)-SPPM 系统误比特率性能的影响

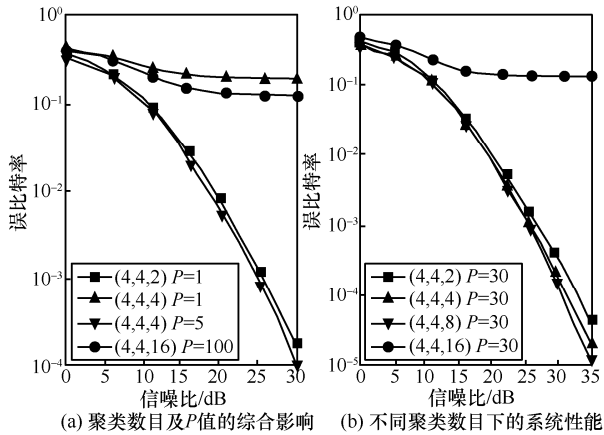


图 9 聚类数目对系统误比特率性能的影响

图 9 为聚类数目（即 PPM 阶数）对系统误比特率性能的影响。由图 9 可知，1) 对于不同调制阶数的 SPPM 系统而言，初始化次数对其误比特率性能的影响不同。例如，(4,4,2)-SPPM 系统在 $P=1$ 时就取得较好的误比特率性能；(4,4,4)-SPPM 系统则需要 5 次才能消除错误平台效应；(4,4,16)-SPPM 系统出现了较大的误比特率性能损失，即便初始化次数增大至 100，错误平台效应也未能消除。出现这一现象的原因同图 8 相似，聚类数目越大，随机初始质心来自不同特征的接收信号集合的概率越小，此时 KMC 算法越容易陷入局部最小值，需要更大的初始化次数才能保证 KMC 算法能够收敛于全局最小值。由此可见，本文所提算法更适用于低阶 PPM 系统，考虑到调制阶数对训练复杂度的影响，可确定本文所提算法适应的调制阶数范围为 $L \leq 8$ 。

2) 结合图 8 可得，调制阶数不同时本文所提算法的最优初始化次数也不同。例如，(4,4,8)-SPPM 系统的最优初始化次数为 30。因此，在实际应用中训练阶段初始化次数的大小应根据 PPM 的调制阶数而定。3) 初始化次数为 30 时，调制阶数依次为 2、4 和 8 的 SPPM 系统均未出现错误平台效应，且所取得的误比特率逐渐减小。当 $BER=10^{-4}$ 时，相对于调制阶数为 2 的 SPPM 系统，调制阶数为 8 的 SPPM 系统的信噪比改善了约 2 dB。

4.2 计算复杂度分析

译码算法的复杂度是决定算法能否走向实用化的关键。因此，根据光信号的特点，以一次加法和一次乘法运算作为一个复杂度的度量，分析对比了 ML 检测算法、线性译码检测算法（MMSE 检测算法和 ZF 检测算法）、CS 检测算法以及本文所提算法的计算复杂度，其结果如表 1 所示。

表 1 各算法复杂度	
检测算法	计算复杂度
ML	$N_t L(2N_t N_r L + 2N_r L - 1)$
MMSE	$N_t \left(\frac{3}{2} N_t^2 + 2N_t L + 2N_t N_r - \frac{3}{2} N_t - L + 1 \right)$
ZF	$N_t \left(\frac{3}{2} N_r N_t - \frac{5}{4} N_r - \frac{1}{4} N_t + 2N_t L - L \right)$
CS	$N_t (2N_r - 1)(L + 1)$
本文所提算法	$N_t (2N_t N_r L + 2N_r L - 1) + L(3N_t L - 1)$

由于本文所提算法分为离线训练时质心与调制符号间准则的获取和在线信号的实时检测，因此，其计算复杂度也分为离线训练和在线检测的复杂度。

1) 离线训练时的计算复杂度

假设训练样本集中接收信号的个数为 S ，参照式(9)~式(11)，本文所提算法在离线训练时的计算复杂度包括光源索引号检测、训练样本的聚类及其局部解映射 3 个部分。

在光源索引号的检测中，依据式(9)，检测一个接收信号的计算复杂度为 $(6N_r L + L)N_t + 2N_r L - 1$ 。因此，当完成 S 个训练样本的光源索引号检测时，其计算复杂度为 $((6N_r L + L)N_t + 2N_r L - 1)S$ 。采用 K 均值聚类算法对训练样本进行聚类时，其计算复杂度为 $P(S - L)L \approx PSLI$ ，其中， I 表示迭代次数^[10]。在局部解映射的过程中，由式(11)可见，需要遍历

所有可能的调制符号。因此，当完成 L 个接收信号的解映射时，其计算复杂度为 $(2N_t N_r L + 2N_r L - 1)L^2$ 。综上所述，训练阶段本文所提算法的计算复杂度为

$$\text{Com}_{\text{training}} = ((6N_r L + L)N_t + 2N_r L - 1)S + \text{PSLI} + (2N_t N_r L + 2N_r L - 1)L^2 \quad (26)$$

其中， $\text{Com}_{\text{training}}$ 表示本文所提算法离线训练时的计算复杂度。

2) 在线检测时的计算复杂度

在对接收信号进行实时检测时，其计算复杂度包括光源索引号检测与调制符号检测 2 个部分。由式(12)和式(13)可知，求解接收信号到一个质心间欧氏距离的计算复杂度为 $3N_r L - 1$ 。由于质心的搜索空间为 L ，因此 PPM 符号检测的复杂度为 $L(3N_r L - 1)$ 。光源索引号检测的复杂度为 $N_t(2N_t N_r L + 2N_r L - 1)$ 。因此，在线检测时本文所提算法的计算复杂度为

$$\text{Com}_{\text{testing}} = N_t(2N_t N_r L + 2N_r L - 1) + L(3N_r L - 1) \quad (27)$$

对于确定的 SPPM 系统来说，本文所提算法只需进行一次离线训练即可得到各质心与调制符号间的映射关系，因此，只需考虑在线检测时的计算复杂度即可。

由表 1 可知，5 种检测算法的计算复杂度均与 N_t 、 N_r 、 L 有关。为了说明它们之间的变化，在图 10 中给出了 $L = 8$ 、 $N_r = 8$ 时各检测算法复杂度与光源数目间的关系。

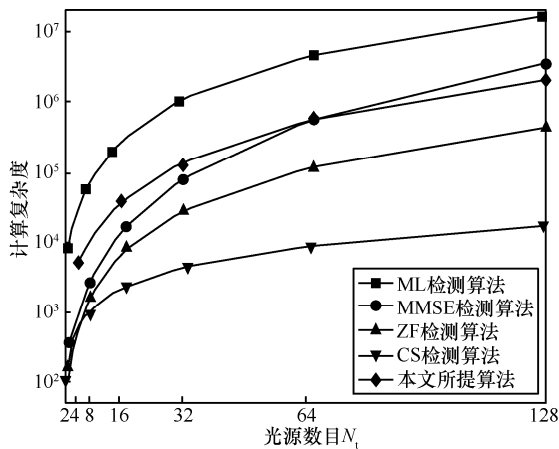


图 10 计算复杂度与光源数目的关系

由图 10 可知，1) 本文所提算法的计算复杂度明显低于 ML 检测算法，而且随着光源数目的增加，

其在复杂度方面的优势更加显著。当光源数目分别为 2、4、8 和 128 时，本文所提算法的计算复杂度比 ML 检测算法的计算复杂度分别下降了约 62.57%、80.03%、85.43% 和 87.49%。2) 与 ZF 检测算法和 CS 检测算法相比，本文所提算法的计算复杂度有所增大。当 $N_t = 128$ 时，本文所提算法的计算复杂度比 ZF 检测算法和 CS 检测算法的复杂度分别增大了约 3.68 倍和 121.39 倍。3) 与 MMSE 检测算法相比，当光源数目小于 64 时，本文所提算法的计算复杂度高于 MMSE 检测算法的计算复杂度。但是，当光源数目大于 64 时，本文所提算法的计算复杂度低于 MMSE 检测算法。

综上所述，结合图 6 与图 10 可得，本文所提算法具有近似 ML 检测算法的误比特性能，且其复杂度明显低于 ML 检测算法；与 CS 检测算法相比，本文所提算法以增加部分复杂度为代价，有效降低了系统的误比特率。

5 结束语

针对无线光通信系统对高传输速率和低复杂度的要求，本文依据光空间脉冲位置调制的信号特点，基于机器学习中的无监督学习 (K 均值聚类)，提出了一种适合于 SPPM 的分步分类检测算法。研究表明，本文所提算法有效弥补了 CS 检测算法应用场景受限的缺陷，与线性译码算法相比，其能够适用于探测器数目小于光源数目的通信场景，并以部分复杂度的增加为代价有效提升了系统的误比特性能。相比于 ML 检测算法，本文所提算法在取得近似 ML 检测算法误比特性能的前提下，大幅降低了信号检测的计算复杂度。尤其是在光源数目较大的 SPPM 系统中，本文所提算法更具有明显优势。但是，当 PPM 阶数大于 8 时，系统所取得的误比特率性能还不够理想，笔者将继续对 KMC 算法进行改进和优化，以满足不同通信系统的信号检测需求。

参考文献:

- [1] RENZO M D, HAAS H, GHAYEB A, et al. Spatial modulation for generalized MIMO: challenges, opportunities, and implementation[J]. Proceedings of the IEEE, 2014, 102(1): 56-103.
- [2] JAISWAL A, BHATNAGAR M R, JAIN V K. Performance of optical space shift keying over Gamma-Gamma fading with pointing error[J]. IEEE Photonics Journal, 2017, 9(2): 1-16.
- [3] POPOOLA W O, POVES E, HAAS H. Spatial pulse position modulation for optical communications[J]. Journal of Lightwave Technology, 2012, 30(18): 2948-2954.

- [4] OLANREWAJU H G, THOMPSON J, POPOOLA W O. On spatial pulse position modulation for optical wireless communications[C]//Proceedings of 2016 IEEE Photonics Society Summer Topical Meeting Series. Piscataway: IEEE Press, 2016: 44-45.
- [5] ÖZBILGIN T, KOCA M. Optical spatial modulation over atmospheric turbulence channels[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2015, 33(11): 2313-2323.
- [6] JAISWAL A, BHATNAGAR M R, SONI P, et al. Differential optical spatial modulation over atmospheric turbulence[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2019, 13(6): 1417-1432.
- [7] JEGANATHAN J, GHRAYEB A, SZCZECINSKI L. Spatial modulation: optimal detection and performance analysis[J]. *IEEE Communications Letters*, 2008, 12(8): 545-547.
- [8] 王惠琴, 宋梨花, 曹明华, 等. 湍流信道下光空间调制信号的压缩感知检测[J]. *光学精密工程*, 2018, 26(11): 2669-2674.
WANG H Q, SONG L H, CAO M H, et al. Compressed sensing detection of optical spatial modulation signal in turbulent channel[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2018, 26(11): 2669-2674.
- [9] LIANG H W, CHANG R Y, CHUNG W H, et al. A reduced-complexity blind detector for MIMO system using K-means clustering algorithm[C]//Proceedings of 2013 IEEE 77th Vehicular Technology Conference. Piscataway: IEEE Press, 2013: 1-5.
- [10] LIANG H W, CHUNG W H, KUO S Y. Coding-aided K-means clustering blind transceiver for space shift keying MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2016, 15(1): 103-115.
- [11] YOU L F, YANG P, XIAO Y, et al. Blind detection for spatial modulation systems based on clustering[J]. *IEEE Communications Letters*, 2017, 21(11): 2392-2395.
- [12] 王刚. 空移键控系统中基于 K-Means 聚类算法的盲检测研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2018.
WANG G. Research on blind estimation based on K-means clustering algorithms in space shift keying system[D]. Hefei: Anhui University, 2018.
- [13] ZHANG L J, JIN M L. A constrained clustering-based blind detector for spatial modulation[J]. *IEEE Communications Letters*, 2019, 23(7): 1170-1173.
- [14] YUAN J, ZHANG Q Q, LIANG Y C, et al. A clustering detector for spatial modulation system[C]//Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Communication Systems. Piscataway: IEEE Press, 2018: 50-55.
- [15] ZHANG L J, JIN M L, YOO S J. A clustering detector with graph theory for blind detection of spatial modulation systems[J]. *Wireless Networks*, 2021, 27(2): 1193-1201.
- [16] ZHANG L J, HE Y C, JIN M L. Symmetry-aided clustering blind detection in spatial modulation systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2021, 70(4): 3354-3370.
- [17] GARCÍA-ZAMBRANA A, CASTILLO-VÁZQUEZ B, CASTILLO-VÁZQUEZ C. Asymptotic error-rate analysis of FSO links using transmit laser selection over gamma-gamma atmospheric turbulence channels with pointing errors[J]. *Optics Express*, 2012, 20(3): 2096-2109.
- [18] PHAM H T T, DANG N T. Performance improvement of spatial modulation-assisted FSO systems over Gamma-Gamma fading channels with geometric spreading[J]. *Photonic Network Communications*, 2017, 34(2): 213-220.
- [19] HAN P, WANG W Q, SHI Q Y, et al. A combined online-learning model with K-means clustering and GRU neural networks for trajectory prediction[J]. *Ad Hoc Networks*, 2021, 117: 102476.
- [20] ZHANG J F, CHEN W, GAO M Y, et al. K-means-clustering-based fiber nonlinearity equalization techniques for 64-QAM coherent optical communication system[J]. *Optics Express*, 2017, 25(22): 27570-27580.
- [21] BENMAHDI M B, LEHSAINI M. Greedy forwarding routing schemes using an improved K-means approach for wireless sensor networks[J]. *Wireless Personal Communications*, 2021, 119(2): 1619-1642.
- [22] WANG J T, JIA S Y, SONG J. Signal vector based detection scheme for spatial modulation[J]. *IEEE Communications Letters*, 2012, 16(1): 19-21.
- [23] ELSAYED E E, YOUSIF B B. Performance enhancement of hybrid diversity for M-ary modified pulse-position modulation and spatial modulation of MIMO-FSO systems under the atmospheric turbulence effects with geometric spreading[J]. *Optical and Quantum Electronics*, 2020, 52(12): 1-18.
- [24] ADAMCHIK V S, MARICHEV O I. The algorithm for calculating integrals of hypergeometric type functions and its realization in REDUCE system[C]//Proceedings of the International Symposium on Symbolic and Algebraic Computation. [S.l.:s.n.], 1990: 212-224.
- [25] SUN Y, WANG J T, HE L Z. Iterative zero forcing detection scheme for generalised spatial modulation[C]//Proceedings of 2015 IEEE International Symposium on Broadband Multimedia Systems and Broadcasting. Piscataway: IEEE Press, 2015: 1-4.

[作者简介]



王惠琴 (1971-), 女, 甘肃渭源人, 博士, 兰州理工大学教授、博士生导师, 主要研究方向为无线光通信理论与技术。



侯文斌 (1997-), 男, 河南长垣人, 兰州理工大学硕士生, 主要研究方向为无线光通信理论与系统、机器学习算法。

彭清斌 (1983-), 男, 甘肃兰州人, 兰州理工大学博士生、讲师, 主要研究方向为无线光通信技术。

曹明华 (1979-), 男, 甘肃平凉人, 博士, 兰州理工大学教授、博士生导师, 主要研究方向为无线光通信理论与技术、光无线融合技术。

黄瑞 (1973-), 男, 宁夏银川人, 兰州理工大学高级工程师, 主要研究方向为无线光通信理论与技术。

刘玲 (1997-), 女, 甘肃天水人, 兰州理工大学硕士生, 主要研究方向为光通信理论与技术、阶梯码。