

基于模糊聚类与BP神经网络的无线光副载波调制识别

陈丹, 王晨昊, 姚伯羽

西安理工大学自动化与信息工程学院, 陕西 西安 710048

摘要 基于大气弱湍流信道模型, 设计了模糊聚类与改进反向传播(BP)神经网络相结合的星座图识别方法。采用模糊C均值(FCM)算法对无线光副载波多进制相移键控(MPSK)信号星座图进行聚类分析, 通过计算其硬趋势均值获得星座图特征, 然后将特征输入改进BP神经网络分类器进行调制识别。在对数振幅起伏方差 $\sigma_x^2=0.1$ 时, 总正确识别率达到100%, 随着起伏方差的增大, MPSK信号星座图聚敛性变差, 但总正确识别率也达到87.5%, 同时提高了16进制相移键控(16PSK)调制的识别率。

关键词 光通信; 无线光通信; 大气湍流; 副载波调制; 模糊C均值; 反向传播网络; 星座图识别

中图分类号 TN929.1

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.060602

Modulation Recognition of Wireless Optical Subcarrier Based on Fuzzy Clustering and Back Propagation Neural Net

Chen Dan, Wang Chenhao, Yao Boyu

School of Automation & Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an, Shaanxi 710048, China

Abstract Based on the atmospheric weak turbulence channel model, a constellation recognition method based on fuzzy clustering and improved back propagation (BP) neural network is designed. The fuzzy C mean (FCM) algorithm is used to get the cluster center of the wireless optical multiple phase shift keying (MPSK) subcarrier signals constellation. By calculating the hard tendency of the fuzzy classification, we obtain the feature of constellation. Finally, improved BP neural network as the classifier is designed and used to accomplish the modulation recognition. When the log-amplitude fluctuation variance $\sigma_x^2=0.1$, the correct recognition rates of four different modulation styles are all up to 100%. With the increase of fluctuation variance, convergence of MPSK signal constellation diagram becomes worse, but the total correct recognition rate also gets to 87.5%, and the recognition rate of 16 phase shift keying (16PSK) is improved obviously.

Key words optical communications; wireless optical communication; atmospheric turbulence; subcarrier modulation; fuzzy C mean; back propagation net; constellation recognition

OCIS codes 060.4080; 060.4510; 010.1330

1 引言

无线光通信具有带宽大、体积小、保密性好、造价低及施工方便灵活等优点。无线光通信普遍采用强度调制/直接检测系统, 强度调制可分为脉冲调制和连续波调制两种。副载波调制属于频带调制, 与

脉冲调制方法相比, 副载波调制不需要自适应阈值, 可以有效抑制大气湍流影响^[1-4]。同时多路副载波系统可以抑制多径传输下的码间干扰, 还对不同载波分配不同用户数据以增加系统通信容量。

大气信道是一种有记忆的时变信道, 大气散射和大气湍流等严重影响通信链路中的副载波信号质量,

收稿日期: 2017-11-13; 收到修改稿日期: 2017-12-12

基金项目: 国家自然科学基金(61671375)、陕西省工业攻关科技计划项目(2016GY-802)、陕西省重点产业链创新项目(2017ZDCXL-GY-06-01)

作者简介: 陈丹(1975—), 女, 博士, 副教授, 主要从事无线光通信、现代信号处理方面的研究。

E-mail: chdh@xaut.edu.cn

造成激光光束衰减和展宽,系统接收端信号的相位模糊、偏移以及大气运动介质引起的多普勒频移给星座图检测带来巨大困难^[5]。调制识别技术在技术侦察及通信对抗等领域占有重要地位,星座图提供了信号结构以及各种不同调制状态的关系,为接收端解调器提供参数,从而选择相应的解调算法^[6]。因此,将星座图检测应用于调制识别具有重要意义。文献[7]分别研究了4种模糊C均值(FCM)聚类方法,对比分析了4种算法效率和敏感性问题,但并没有应用于具体识别实验中。文献[8-9]均是针对在加性高斯白噪声影响下的调制识别方法的研究,文献[8]将FCM聚类算法应用于雷达信号的识别,获得了较高的识别率。文献[9]研究了FCM和支持向量机相结合的数字调制识别方法。文献[5]采用了近邻聚类法,给出了距离的阈值选取,该方法在光强对数振幅起伏方差小于0.15时具有较高的识别率,虽然方法简单易行,但随着起伏方差以及调制阶数的增大,该方法已不能获得满意的识别率。不同于文献[7-9],本文把模糊聚类与反向传播(BP)神经网络相结合应用于无线激光通信中,研究了大气湍流信道光强对数振幅起伏方差对星座图识别的影响。在大气弱湍流对数正态分布信道和不同的光强对数振幅起伏方差下,基于FCM聚类算法对副载波多进制相移键控(MPSK)调制信号星座图进行聚类,提取聚类硬趋势均值,再利用改进的BP神经网络进行分类识别。

2 大气湍流对数正态分布模型

大气湍流是一种具有强烈涡旋性的不规则运动,它的形成机理是太阳辐射和各种气象因素引起大气温度随机变化,从而导致大气折射率随机变化。根据湍流程度及其运动状态的不同,大气信道可分为弱湍流和强湍流信道。在20世纪50年代后期,Tarskii在Rytov近似理论上发展了Rytov方法,光波振幅起伏在弱湍流下服从对数正态分布^[10]。

光波对数振幅起伏 χ 的概率密度函数为

$$p(\chi) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_\chi} \exp\left\{-\frac{[\chi - E(\chi)]^2}{2\sigma_\chi^2}\right\}, \quad (1)$$

式中: $E(\chi)$ 为 χ 的均值; σ_χ^2 为光强对数振幅起伏方差。

若已知光波振幅为 A ,光波的光强则可写为 $I=A^2$ 。定义光强对数振幅 l 的起伏方差为

$$\sigma_l^2 = \langle (\ln I - \langle \ln I \rangle)^2 \rangle, \quad (2)$$

式中: $\langle \cdot \rangle$ 为取均值。

平面波水平均匀路径下,光强对数振幅起伏方差为

$$\sigma_l^2 = 1.23k^{7/6}L^{11/6}C_n^2, \quad (3)$$

式中: σ_l^2 也称为Rytov方差; $k=2\pi/\lambda$ 为波数, λ 为光波长; L 为传输距离; C_n^2 为折射率结构常数。

采用变量代换,可以得到光波强度的概率密度函数

$$p(I) = p(\chi) \left| \frac{d\chi}{dI} \right|, \quad (4)$$

将(4)式代入(1)式中,得到

$$p(I) = \frac{\exp\left\{-\frac{[\ln(I/I_0) - E[l]]^2}{2\sigma_l^2}\right\}}{\sqrt{2\pi}\sigma_l I}, \quad I \geq 0, \quad (5)$$

式中: $\sigma_l^2 = 4\sigma_\chi^2$; $E[l] = 2E[\chi]$ 。

3 基于FCM聚类算法的星座图调制识别

3.1 FCM聚类算法

FCM聚类算法是基于划分的一种聚类算法,其对普通C均值算法进行了改进,属于无监督学习方法,FCM聚类算法不需要提供系统的输出序列,被广泛应用于模式识别中^[11]。该算法使被划分到同一簇对象之间的相似度最大化,不同簇对象之间的相似度最小化。FCM算法把 n 个待分类的向量划分为 c 个模糊组,求出每组的聚类中心,使得非相似性指标的价值函数达到最小。FCM利用隶属度定义样本数据隶属于每一类的概率,与引入模糊划分相适应,隶属矩阵 U 元素在 $[0,1]$ 区间取实数值,而且样本点隶属于每一类的取值和为1,即

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, \quad \forall j = 1, \dots, n, \quad (6)$$

式中: c 为聚类中心数。

当选择欧几里德距离作为非相似性指标时,FCM的价值函数(或目标函数)定义为

$$J(U, c_1, \dots, c_c) = \sum_{i=1}^c J_i = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2, \quad (7)$$

式中: u_{ij} 为隶属度矩阵 U 的元素,矩阵中元素属于 $[0,1]$ 区间; c_i 为模糊组 i 的聚类中心,第 i 个聚类中心与第 j 个数据点之间的欧几里德距离为 $d_{ij} = \|c_i - x_j\|$; $m \in [1, \infty)$,是一个加权指数。对所有输入参量求导,可得到使(7)式达到最优解的必要条件:

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}, \quad (8)$$

$$u_{ij} = 1 / \sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{kj}} \right)^{2/(m-1)}. \quad (9)$$

由上述两个必要条件可知,FCM算法是一个

简单的迭代过程,通过反复修改隶属度矩阵和聚类中心,使 $J_c(i+1) - J_c(i) < \epsilon$, 其中 ϵ 为算法迭代中设定的阈值,当相邻两次价值函数值的改变量小于某个阈值,则迭代结束。

3.2 FCM 算法的硬趋势均值

取 $\epsilon = 10^{-5}$, 通过上述迭代优化价值函数,最终获得调制信号星座图优化的聚类中心和每个样本点对聚类中心的隶属度矩阵。本研究采用硬趋势函数作为 FCM 算法的有效性函数来判断将接收信号点划分为 c 类是否合理,该函数求得的特征量也作为 BP 神经网络的输入参数,从而区分不同的调制类型。硬趋势求解步骤如下^[12-13]:

1) 根据星座图样本点隶属度的最大值,把每个样本点 x_j 分配到其所属的聚类集合 \mathbf{X} 中,定义为

$$y_i = \{x_j / U_{ij} = \max_{0 < t < c} \{U_{tj}\}, x_j \in \mathbf{X}\}, \quad (10)$$

式中: y_i 为划分到聚类中心 c_i 的所有接收样本。

2) 计算每个样本点 x_j 的隶属度矩阵中最大值与次大值之比并记为

$$r_j = \frac{u_{c_j}}{u_{i_j}}, \quad u_{ij} = \max_{0 < t < c} \{U_{tj}\}, \quad U_{c_j} = \max_{\substack{0 < t < c \\ t \neq i}} \{U_{tj}\}. \quad (11)$$

3) 当聚类中心数为 c 时,定义第 i 个聚类中心的硬趋势为所有隶属于 c_i 的样本点,计算 r_j 的均值

$$T_{c_i} = \sum_{x_j \in Y_i} r_j / N_i, \quad (12)$$

式中: N_i 为隶属于聚类中心 c_i 的样本点数。

4) 硬趋势的平均为所有聚类中心下的均值

$$T_c = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c T_{c_i}, \quad (13)$$

该均值既作所提取的调制类型的特征,也是改进 BP 神经网络的输入参数。

4 基于 FCM 的星座图调制识别仿真

4.1 星座图聚类

基于大气湍流对数正态分布信道模型,当 $\sigma_x^2 = 0.1$ 和 $\sigma_x^2 = 0.2$, 接收端信噪比 $R_{SN} = 20$ dB 时,对经过信道后副载波二进制相移键控(BPSK)、4 进制相移键控(QPSK)、8 进制相移键控(8PSK)和 16 进制相移键控(16PSK)星座图采用 FCM 聚类,结果如图 1 所示,图中红色圆圈表示模糊聚类后的聚类中心。随着大气湍流对数振幅起伏方差的增大,星座点弥散加强,星座图相位信息模糊,无法分辨,聚类中心也产生了相位偏移。

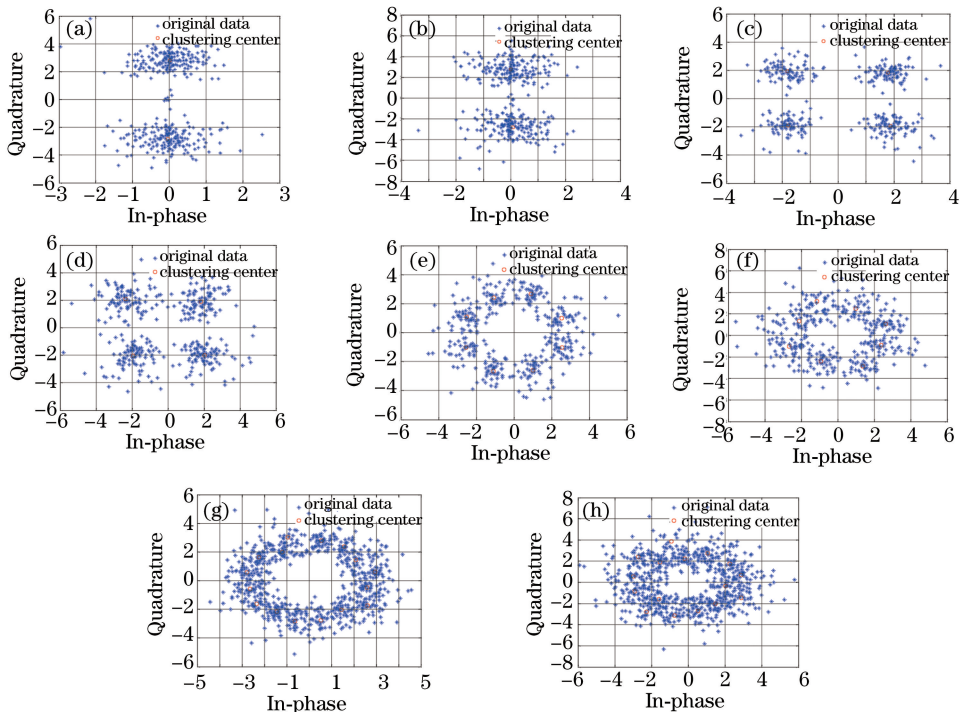


图 1 大气湍流信道下副载波 MPSK 信号聚类星座图。(a) BPSK, $\sigma_x^2 = 0.1$; (b) BPSK, $\sigma_x^2 = 0.2$;

(c) QPSK, $\sigma_x^2 = 0.1$; (d) QPSK, $\sigma_x^2 = 0.2$; (e) 8PSK, $\sigma_x^2 = 0.1$; (f) 8PSK, $\sigma_x^2 = 0.2$; (g) 16PSK, $\sigma_x^2 = 0.1$; (h) 16PSK, $\sigma_x^2 = 0.2$

Fig. 1 Clustering constellation of subcarrier MPSK signal in atmospheric turbulence channel. (a) BPSK, $\sigma_x^2 = 0.1$;

(b) BPSK, $\sigma_x^2 = 0.2$; (c) QPSK, $\sigma_x^2 = 0.1$; (d) QPSK, $\sigma_x^2 = 0.2$; (e) 8PSK, $\sigma_x^2 = 0.1$;

(f) 8PSK, $\sigma_x^2 = 0.2$; (g) 16PSK, $\sigma_x^2 = 0.1$; (h) 16PSK, $\sigma_x^2 = 0.2$

4.2 基于 FCM 的特征提取

当接收端信噪比 $R_{SN} = 20$ dB, 且 σ_x^2 取 0.05, 0.1, 0.15, 0.2, 0.25 时, 基于 BPSK、QPSK、8PSK 和 16PSK 副载波信号星座图样本数据, 由(10)式分别计算出不同聚类中心 $c = 2, 4, 8, 16$ 下的 T_c 值, 将这 4 个硬趋势均值 T_2, T_4, T_8, T_{16} 作为提取的 4 种调制类型的特征量, 也作为本研究中改进 BP 神经网络分类器的输入参数。图 2 为不同对数振幅起伏方差下的硬趋势均值特征, 由图 2(a)可见, 4 种调制对应的 T_2 值, 其中 BPSK 对应的 T_2 最小, 因此依据 T_2 可以把 BPSK 与其他类型区分开。由

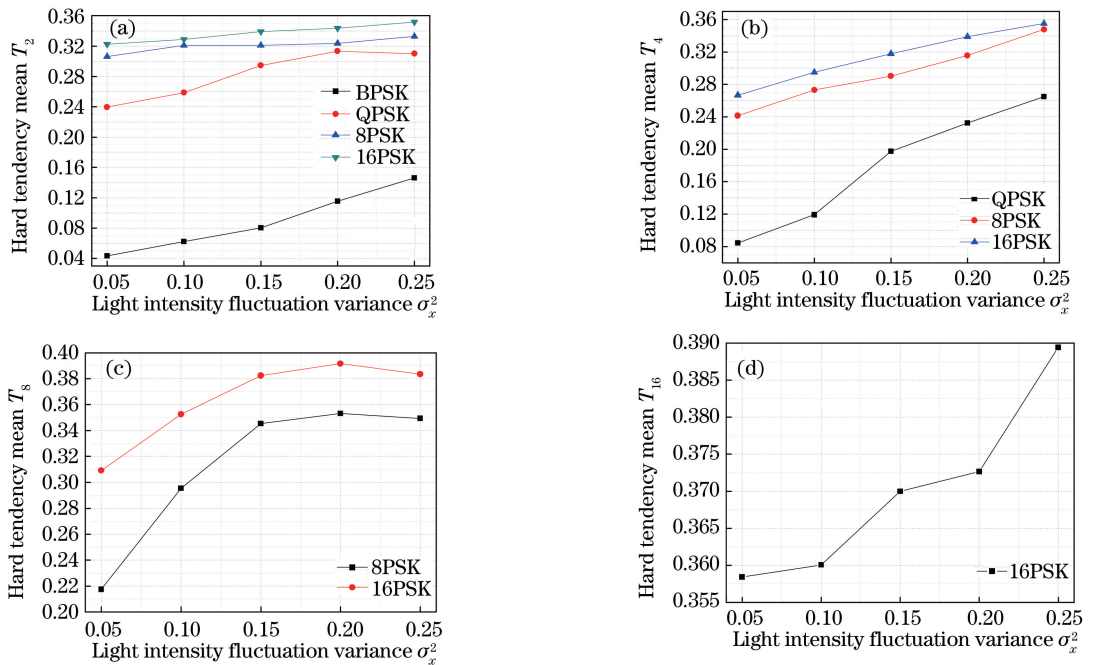


图 2 4 种调制方式对应的模糊聚类硬趋势均值。(a) T_2 ; (b) T_4 ; (c) T_8 ; (d) T_{16}

Fig. 2 Hard tendency mean of fuzzy clustering corresponding to four kinds of modulation modes.

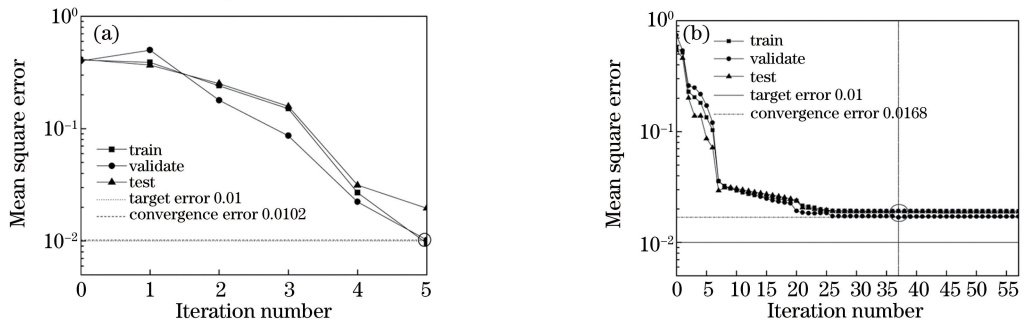
(a) T_2 ; (b) T_4 ; (c) T_8 ; (d) T_{16}

4.3 基于改进 BP 神经网络的调制识别实验

BP 神经网络是一种采用误差 BP 算法进行有监督学习的前馈多层神经网络。因为 BP 算法训练过程的不确定性严重影响了 BP 神经网络学习的收敛速度和识别的准确率。本研究采用附加动量法和自适应学习速率相结合的方法改进了 BP 算法。

本研究采用 3 层的改进 BP 神经网络作为调制识别的分类器。将基于 FCM 提取的硬趋势均值作为网络的输入特征参数。该网络神经元个数输入层为 4, 隐含层为 15, 输出层为 2, 网络误差函数 $E_c = 0.01$, 动量因子为 0.9, 初始学习速率为 0.02。实验中对 4 种调制方式共 200 个样本进行训练, 经过 5 次 ($\sigma_x^2 = 0.1$) 和 37 次 ($\sigma_x^2 = 0.2$) 的权重修正后, 网

络的训练过程结束, 再利用训练好的改进 BP 神经网络对经大气湍流信道后的调制星座图样本进行识别分类, 对网络输出数据设置阈值 $T_1 = T_2 = 0.5$, 可得到 4 种输出标识位, 00 为 BPSK, 01 为 QPSK, 10 为 8PSK, 11 为 16PSK。图 3 只给出了 σ_x^2 为 0.1 和 0.2 情况下的网络训练、验证以及测试的均方误差曲线。识别实验中取 4 种调制信号星座图样本共 400 个进行训练和测试, 每种调制类型训练和测试样本数均各为 100 个, 星座图的数据点长度为 600。对共 200 个 4 种调制测试样本的星座图基于 FCM 提取其硬趋势函数均值, 再输入 BP 神经网络输入层进行检测识别。3 种对数振幅起伏方差下识别结果如表 1~表 3 所示。

图3 改进BP神经网络均方误差曲线。(a) $\sigma_x^2=0.1$; (b) $\sigma_x^2=0.2$ Fig. 3 Mean square error curve of improved BP neural network. (a) $\sigma_x^2=0.1$; (b) $\sigma_x^2=0.2$ 表1 $\sigma_x^2=0.1, R_{SN}=20$ dB时调制信号星座图识别结果Table 1 Constellation recognition results of modulated signal when $\sigma_x^2=0.1, R_{SN}=20$ dB

Test	Standard				Correct recognition rate / %	Total correct recognition rate / %
	$\sigma_x^2=0.1$					
	BPSK	QPSK	8PSK	16PSK		
BPSK	50	0	0	0	100	100
QPSK	0	50	0	0	100	
8PSK	0	0	50	0	100	
16PSK	0	0	0	50	100	

表2 $\sigma_x^2=0.2, R_{SN}=20$ dB时调制信号星座图识别结果Table 2 Constellation recognition results of modulated signal when $\sigma_x^2=0.2, R_{SN}=20$ dB

Test	Standard				Correct recognition rate / %	Total correct recognition rate / %
	$\sigma_x^2=0.2$					
	BPSK	QPSK	8PSK	16PSK		
BPSK	50	0	0	0	100	96
QPSK	0	50	0	0	100	
8PSK	0	0	48	2	96	
16PSK	0	0	6	44	88	

表3 $\sigma_x^2=0.25, R_{SN}=20$ dB时调制信号星座图识别结果Table 3 Constellation recognition results of modulated signal when $\sigma_x^2=0.25, R_{SN}=20$ dB

Test	Standard				Correct recognition rate / %	Total correct recognition rate / %
	$\sigma_x^2=0.25$					
	BPSK	QPSK	8PSK	16PSK		
BPSK	47	2	1	0	94	87.5
QPSK	0	47	3	0	94	
8PSK	0	0	45	5	90	
16PSK	0	0	11	39	78	

从表1~表3可以看出,当 $\sigma_x^2=0.1$ 时,总的正确识别率达到100%,随着 σ_x^2 的增加,信号的总正确识别率下降,但 $\sigma_x^2=0.25$ 时也可达到87.5%。副载波信号调制阶数越大,对数振幅起伏方差对调制信号星座图弥散程度的影响越大,16PSK调制星座图相位信息最模糊,其识别率在4种调制方式中最低。采用本方法所得到的调制识别率与文献[5]所设计的近邻聚类法得到的识别率相比,在 $\sigma_x^2=0.1$ 时,两种方法总

正确识别率均为100%,但在 $\sigma_x^2=0.2$ 时,本研究中16PSK的识别率由文献[5]中的62%提高到88%,4种调制的总的正确识别率也由90%提高到96%,而且光强对数振幅起伏较强($\sigma_x^2=0.25$)时本研究中8PSK与16PSK识别率与文献[5]相比都有明显提高。这说明所设计的模糊聚类与改进BP神经网络相结合的星座图识别方法可有效提高大气湍流下无线光高阶副载波调制的正确识别率。

5 结 论

采用 FCM 聚类结合改进 BP 神经网络对无线光副载波 MPSK 调制星座图进行了识别研究。对聚类后的聚类中心求取硬趋势均值作为对星座图聚类后提取的特征, 然后将其输入到改进 BP 神经网络分类器进行星座图识别检测。该方法在对数振幅起伏方差较大条件下可以获得 87.5% 的总正确识别率, 16PSK 识别率也有明显提高。识别结果表明, 所提方法可以有效抑制大气湍流光强对数振幅起伏对无线光副载波调制星座图识别的影响, 对于高阶副载波调制星座图的识别具有重要的意义。

参 考 文 献

- [1] Lu Q, Liu Q C, Mitchell G S. Performance analysis for optical wireless communication systems using subcarrier PSK intensity modulation through turbulent atmospheric channel [C] // IEEE Global Telecommunications Conference, Dallas, TX. [S. l.]: IEEE, 2004, 3: 1872-1875.
- [2] Hassan M Z, Hossain M J, Cheng J L. Exact BER analysis of subcarrier QAM and PSK intensity modulations in strong turbulence [C] // International Conference on Computing, Networking and Communications, Optical and Grid Networking Symposium, Honolulu, HI, USA. [S. l.]: IEEE, 2014: 478-483.
- [3] Chen D, Ke X Z. Analysis on error rate of wireless optical communication using subcarrier modulation on turbo code [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(10): 2859-2863.
陈丹, 柯熙政. 基于 Turbo 码的无线光通信副载波误码性能分析 [J]. *光学学报*, 2010, 30(10): 2859-2863.
- [4] Samimi H. Performance of subcarrier intensity modulated FSO systems over gamma-gamma turbulence channels with pointing errors [J]. *Wireless Personal Communications*, 2016, 95(2): 1407-1416.
- [5] Chen D, Ke X Z. Modulation recognition of wireless optical communication using subcarrier modulation over atmosphere weak turbulence channel [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2012, 49(7): 070601.
陈丹, 柯熙政. 大气弱湍流信道无线光副载波调制识别研究 [J]. *激光与光电子学进展*, 2012, 49(7): 070601.
- [6] Wang J X, Song H. Digital modulation recognition based on constellation diagram [J]. *Journal on Communications*, 2004, 25(6): 166-173.
王建新, 宋辉. 基于星座图的数字调制方式识别 [J]. *通信学报*, 2004, 25(6): 166-173.
- [7] Ali R, Offiah A, Ramlakhan S. Fuzzy C-Means clustering to analyze bone vibration as a method of screening fracture [C] // International Symposium on Communication Systems, Networks and Digital Signal Processing, Prague, Czech Republic. [S. l.]: IEEE, 2016: 1-5.
- [8] Guo Q, Nan P L, Wan J. Radar signal recognition based on ambiguity function features and cloud model similarity [C] // International Conference on Ultrawideband and Ultrashort Impulse Signals, Odessa, Ukraine. [S. l.]: IEEE, 2016: 128-134.
- [9] Gu M J. Signal recognition method based on fuzzy C-Means and support vector machine [J]. *Computer & Digital Engineering*, 2013, 41(3): 367-369.
顾敏剑. 基于模糊 C 均值聚类和支持向量机的信号识别方法 [J]. *计算机与数字工程*, 2013, 41(3): 367-369.
- [10] Ghassemlooy Z, Popoola W, Rajbhandari S, *et al.* Optical wireless communication: system and channel modeling with Matlab [M]. Boca Raton: CRC Press, 2013: 131-137.
- [11] Wang Z F. Comparison of four kinds of fuzzy C-Means clustering methods [C] // International Symposium on Information Processing, Qingdao, China. [S. l.]: IEEE, 2010: 563-566.
- [12] Helmy M O, Zaki F W. Identification of linear bi-dimensional digital modulation schemes via clustering algorithms [C] // International Conference on Computer Engineering & Systems, Cairo, Egypt. [S. l.]: IEEE, 2009: 385-390.
- [13] Rivera F E, Zapata E L, Carazo J M. Cluster validity based on the hard tendency of the fuzzy classification [J]. *Pattern Recognition Letters*, 1990, 11(1): 7-12.